

T.C.
EGE ÜNİVERSİTESİ
Fen Bilimleri Enstitüsü

**BİNALARDA ENERJİ TÜKETİMİ VE KULLANICI
TERMAL KONFORU OPTİMİZASYONU İÇİN
DERİN PEKİŞTİRMELİ ÖĞRENME TABANLI BİNA
İŞLETİM STRATEJİLERİNİN GELİŞTİRİLMESİ**

Merve KURU ERDEM

Danışman : Doç. Dr. Gülben ÇALIŞ

İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı
İnşaat Mühendisliği Doktora Programı

İzmir
2024

Merve KURU ERDEM tarafından doktora tezi olarak sunulan “Binalarda Enerji Tüketimi ve Kullanıcı Termal Konforu Optimizasyonu için Derin Pekiştirmeli Öğrenme Tabanlı Bina İşletim Stratejilerinin Geliştirilmesi” başlıklı bu çalışma EÜ Lisansüstü Eğitim ve Öğretim Yönetmeliği ile EÜ Fen Bilimleri Enstitüsü Eğitim ve Öğretim Yönergesi’nin ilgili hükümleri uyarınca tarafımızdan değerlendirilerek savunmaya değer bulunmuş ve 11/06/2024 tarihinde yapılan tez savunma sınavında aday oybirliği/oyçokluğu ile başarılı bulunmuştur.

Jüri Üyeleri:

İmza

Jüri Başkanı	: Doç. Dr. Gülben ÇALIŞ	
Raportör Üye	: Prof. Dr. Serdar KALE	
Üye	: Prof. Dr. Şemsi YAZICI	
Üye	: Dr. Öğr. Üyesi Osman GÖKALP	
Üye	: Dr. Öğr. Üyesi Devrim Şüfa ERDOĞAN	

EGE ÜNİVERSİTESİ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

ETİK KURALLARA UYGUNLUK BEYANI

EÜ Lisansüstü Eğitim ve Öğretim Yönetmeliğinin ilgili hükümleri uyarınca Doktora Tezi olarak sunduğum “Binalarda Enerji Tüketimi ve Kullanıcı Termal Konforu Optimizasyonu için Derin Pekileştirmeli Öğrenme Tabanlı Bina İşletim Stratejilerinin Geliştirilmesi” başlıklı bu tezin kendi çalışmam olduğunu, sunduğum tüm sonuç, doküman, bilgi ve belgeleri bizzat ve bu tez çalışması kapsamında elde ettiğimi, bu tez çalışmasıyla elde edilmeyen bütün bilgi ve yorumlara atıf yaptığımı ve bunları kaynaklar listesinde usulüne uygun olarak verdiğimi, tez çalışması ve yazımı sırasında patent ve telif haklarını ihlal edici bir davranışımın olmadığını, bu tezin herhangi bir bölümünü bu üniversite veya diğer bir üniversitede başka bir tez çalışması içinde sunmadığımı, bu tezin planlanmasından yazımına kadar bütün safhalarda bilimsel etik kurallarına uygun olarak davrandığımı ve aksinin ortaya çıkması durumunda her türlü yasal sonucu kabul edeceğimi beyan ederim.

11/06/2024

İmzası

Merve KURU ERDEM

ÖZET**BİNALARDA ENERJİ TÜKETİMİ VE KULLANICI
TERMAL KONFORU OPTİMİZASYONU İÇİN DERİN
PEKİŞTİRMELİ ÖĞRENME TABANLI BİNA İŞLETİM
STRATEJİLERİNİN GELİŞTİRİLMESİ**

KURU ERDEM, Merve

Doktora Tezi, İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı

Tez Danışmanı: Doç. Dr. Gülben ÇALIŞ

Haziran 2024, 293 sayfa

Son yıllarda, günümüz çalışma koşulları ve pandeminin de etkisi bina işlevlerine, iç ortam hava kalitesine ve termal konfora olan talebin artmasına neden olmuştur. Binalarda termal konforun sağlanması genellikle mekanik Isıtma, Havalandırma ve Klima (Heating, Ventilation & Air Conditioning – HVAC) sistemleri aracılığıyla gerçekleştirilmekte olup bu durum HVAC sistemlerini binalardaki en fazla enerji tüketim nedeni haline getirmektedir. Bu nedenle, HVAC sistemleri için kontrol stratejileri geliştirilerek kullanıcıların termal konforunun artırılmasına ve aynı zamanda HVAC sistemlerinin enerji verimli hale getirilmesine ihtiyaç duyulmaktadır. Bu tez çalışmasının amacı, bina kullanıcıların termal konforunu artırırken HVAC sistemin enerji tüketimini azaltmaya yönelik Derin Pekistirmeli Öğrenme (DRL) tabanlı kontrol stratejilerin geliştirilmesidir. Bu kapsamda, uygulanabilir bir çerçeve geliştirilmiş ve gerçek dünya verileri ile değerlendirilmiştir. Değerlendirme sürecinde, Berkeley, California'daki bir ofis binasına ait açık kaynaklı bir veri seti kullanılmıştır. Kullanıcıların termal konfor düzeylerini belirlemek için ASHRAE termal konfor veri tabanından elde edilen Termal Duyum Oyları (TSV) kullanılmıştır. Binadaki çatı katı ünitesi (RTU) operasyonlarını tahmin etmek amacıyla çok girdili - çok çıktılı Uzun-Kısa Süreli Bellek (LSTM) ve Kapalı Tekrarlayan Üniteler (GRU) ağları eğitilmiş ve karşılaştırılmıştır. Ayrıca, DRL ajanının ödül fonksiyonunu oluşturmak için 7 sınıflı bir TSV tahmin modeli geliştirilmiş ve bu model için altı farklı sınıflandırma algoritması test edilmiştir. Tahmin edilen RTU operasyonel verileri ve kullanıcı termal konforu, tasarlanan DRL ortamında ödül tasarımı için kullanılmıştır. DRL ajanının bu ortamla etkileşime girerek RTU'yu kontrol etmesi için Derin Deterministik Politika Gradyanı (DDPG) ve Soft Aktör Kritik (SAC) algoritmaları kullanılmıştır. Ajanın eğitimi, üç aylık bina verileri kullanılarak yapılırken, test

süreci için takip eden üç ayın verileri kullanılmıştır. Sonuçlar, DDPG'nin kullanıcıların termal konforunu %90 arttırırken enerji tüketimini %26,25 azalttığını, SAC algoritmasının ise termal konforu korurken enerji tüketimini %62,03 azalttığını ortaya koymuştur. Bu sonuçlar, enerji verimliliği ve termal konfor arasında daha iyi bir denge sağlamak için DDPG'nin daha uygun olabileceğini, ancak maksimum enerji tasarrufu gerektiğinde SAC'nin tercih edilebileceğini göstermektedir.

Anahtar sözcükler: HVAC kontrol, derin pekiştirmeli öğrenme, enerji tüketimi, termal konfor.



ABSTRACT**DEVELOPMENT OF DEEP REINFORCEMENT
LEARNING BASED BUILDING OPERATION
STRATEGIES FOR ENERGY CONSUMPTION AND
USER THERMAL COMFORT OPTIMIZATION IN
BUILDINGS**

KURU ERDEM, Merve

PhD in Civil Eng.

Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Gülben ÇALIŞ

June 2024, 293 pages

Recently, due to the impact of the pandemic and current working conditions, the time spent indoors has increased the demand for thermal comfort. Providing thermal comfort in buildings is generally achieved through mechanical Heating, Ventilation & Air Conditioning (HVAC) systems, which makes HVAC systems the largest cause of energy consumption in buildings. Therefore, there is a need to improve the thermal comfort of users and HVAC systems energy efficient by developing control strategies for HVAC systems. The aim of this thesis is to develop Deep Reinforcement Learning (DRL)-based control strategies to reduce the energy consumption of the HVAC system while increasing the thermal comfort of building users. In this context, an applicable framework was developed and evaluated with real-world data. During the evaluation process, an open-source dataset from an office building in Berkeley, California was used. Thermal Sensation Votes (TSV) obtained from the ASHRAE thermal comfort database were used to determine the thermal comfort levels of the users. Multi-input multi-output Long Short-Term Memory (LSTM) and Gated Recurrent Unit (GRU) networks were trained and compared to predict the operations of the Rooftop Units (RTU) in the building. Furthermore, a 7-class TSV prediction model was developed to construct the reward function for the DRL agent, and six different classification algorithms were tested for this model. The predicted RTU operational data and user thermal comfort were used for reward design in the designed DRL environment. The Deep Deterministic Policy Gradient algorithm was employed for the DRL agent to interact with this environment and control the RTU. The training of the agent was conducted using three months of building data, while the following three months of data were used for the testing process. The results showed that DDPG increased

user thermal comfort by 90% while reducing energy consumption by 26.25%, whereas the SAC algorithm maintained thermal comfort while reducing energy consumption by 62.03%. These results suggest that DDPG might be more suitable for achieving a better balance between energy efficiency and thermal comfort, while SAC can be preferred when maximum energy savings are required.

Keywords: HVAC control, deep reinforcement learning, energy consumption, thermal comfort.



ÖNSÖZ

Doktora tezini yazmaya başladığım ilk günlerden bugüne kadar geçen süre, hem zihinsel hem de akademik anlamda benim için büyük bir gelişim süreci oldu. Bu tez, doktora öğrenimim boyunca bana rehberlik eden değerli danışmanım Doç. Dr. Gülben ÇALIŞ'ın önerisi ve desteğiyle şekillenen, enerji verimliliği ve kullanıcı konforu üzerine kurulu bir araştırma projesidir. Derin pekiştirmeli öğrenme tabanlı HVAC kontrol stratejileri üzerine odaklanmamız hem önemli hem de güncel bir konuyu ele almak isteğimizden kaynaklandı. Bu süreç, iklim değişikliği ve sürdürülebilir yaşam biçimlerinin öneminin her geçen gün arttığı bir dönemde, bilimsel bir katkı sunmanın yanı sıra teknolojik ve çevresel sorumluluk taşımamız gerektiğini de bana hatırlattı.

Tez konumu belirlerken, danışman hocamın alanındaki derin bilgisi ve vizyonu, çalışmamın yönünü belirlemede etkili oldu. Bana önerdiği literatürler, projenin ilk aşamalarında karşılaştığım zorlukların üstesinden gelmemde büyük rol oynadı. Ayrıca, HVAC sistemlerinin enerji tüketimini azaltma ve kullanıcı konforunu artırma potansiyelini maksimize edecek yenilikçi yöntemler geliştirmek, bana akademik ve toplumsal bir ihtiyaca cevap verme fırsatı sundu. Tezimi yazarken, sadece derin pekiştirmeli öğrenme ve HVAC sistemleri hakkında teknik bilgiler öğrenmekle kalmadım; aynı zamanda araştırma yapmanın metodolojisini, bilimsel düşünceyi ve akademik yazımı da kapsamlı bir şekilde deneyimledim. Çalışma disiplini, veri analizi, hipotez test etme ve sonuçları değerlendirme becerilerimde önemli ilerlemeler kaydettim. Her bir analiz ve deney, bilimsel sorgulama yeteneğimi daha da geliştirdi ve araştırmacı olarak kendimi daha donanımlı hissetmeme olanak tanıdı. Ayrıca, bu tezi hazırlarken TÜBİTAK Bilim İnsanı Destek Programları Başkanlığı (BİDEB) 2211-Yurt İçi Lisansüstü Burs Programı kapsamında tarafıma destek sağlanması da bana çok yardımcı oldu.

Bu süreçte, elde ettiğim başarılar ve karşılaştığım zorluklar, doktora tezimi tamamlamamda bana rehber oldu. Umarım bu çalışma, alanındaki diğer araştırmacılara ilham verir ve enerji verimliliği konusunda yapılan çalışmalara katkıda bulunur. Son olarak, bu tezin, enerji verimliliği ve sürdürülebilir bina teknolojileri konusunda farkındalık yaratılmasında ve yeni araştırma yolları açılmasında etkili olmasını dilerim.

İZMİR

11/06/2024

Merve KURU ERDEM

İÇİNDEKİLERSayfa

İÇ KAPAK.....	ii
KABUL ONAY SAYFASI	iii
ETİK KURALLARA UYGUNLUK BEYANI.....	v
ÖZET	vii
ABSTRACT	ix
ÖNSÖZ	xi
İÇİNDEKİLER DİZİNİ.....	xiii
ŞEKİLLER DİZİNİ	xvii
ÇİZELGELER DİZİNİ.....	xxv
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ	xxvii
1.GİRİŞ.....	1
2.TERMAL KONFOR	5
2.1 Termal Konforun Belirlenmesi.....	6
2.2 Binalarda Termal Konforun Sağlanması	12
3.HVAC SİSTEMLERİ.....	15
3.1 HVAC Sistem İşlevleri ve Bileşenleri	15
3.2 HVAC Sistemi Kontrol Yöntemleri	18

İÇİNDEKİLER (devam)

Sayfa

3.2.1 Geleneksel HVAC kontrol yöntemleri.....	19
3.2.2 Sabit HVAC kontrol yöntemleri	23
3.2.3 Esnek kontrol yöntemleri	33
3.2.4 Hibrit kontrol.....	38
3.2.5 Diğer HVAC kontrol yöntemleri	40
4.YAPILAN ÇALIŞMALAR	42
5.DERİN PEKİŞTİRMELİ ÖĞRENME	98
5.1 Derin Öğrenme.....	98
5.1.1 Temel derin öğrenme modelleri.....	99
5.1.2 Derin öğrenme uygulama alanları.....	101
5.2 Pekiştirmeli Öğrenme	102
5.2.1 Pekiştirmeli öğrenme bileşenleri.....	103
5.2.2 Markov Karar Süreci.....	104
5.3 Derin Pekiştirmeli Öğrenme (DRL).....	107
5.3.2 DRL yaklaşımları.....	108
5.3.3 DRL uygulamaları.....	110

İÇİNDEKİLER (devam)

Sayfa

6.DRL TABANLI HVAC KONTROL STRATEJİLERİNİN GELİŞTİRİLMESİ	112
6.1 DRL Eğitim Ortamı	115
6.1.1 Veri ön işleme	115
6.1.2 HVAC operasyonlarını tahminlemek için seçilen ağların eğitilmesi	117
6.1.3 DRL ajanı için eğitim ortamının yaratılması	121
6.2 DRL Ajanı	131
7.Verit Seti	143
7.1 Bina veri seti	143
7.2 Anket veri seti	160
8.GELİŞTİRİLEN DRL TABANLI HVAC KONTROL STRATEJİSİNİN DEĞERLENDİRİLMESİ	165
8.1 DRL Eğitim ve Test Ortamı Tasarımı	165
8.1.1 Bina otomasyon verilerinin ön işlenmesi	165
8.1.2 RTU operasyonlarını tahminlemek için LSTM/GRU'nun eğitilmesi ve DRL eğitim ortamının oluşturulması	179
8.1.3 Termal konfor modeli bulguları	183
8.2 DRL Ajanının Eğitilmesi ve Test Edilmesi	195

İÇİNDEKİLER (devam)

	<u>Sayfa</u>
9.TARTIŞMA	221
9.1 RTU Operasyonları Tahmin Modelleri.....	221
9.2 Termal Konfor Tahminleme Modelleri.....	223
9.3 DRL Tabanlı HVAC Kontrol Stratejileri.....	225
10.SONUÇLAR VE ÖNERİLER	230
KAYNAKLAR DİZİNİ	234
TEŞEKKÜR.....	287
ÖZGEÇMİŞ	288

ŞEKİLLER DİZİNİ

<u>Şekil</u>	<u>Sayfa</u>
2.1 Termal konforu etkileyen faktörler.....	6
2.2 Fanger 7 noktalı termal duyum ölçeği	10
2.3 PMV-PPD grafiği (Jassim & Mahdi, 2023)	11
2.4 Pasif yöntemlerin uygulanması.....	13
3.1 HVAC sisteminin temel bileşenleri (Srikanth et al., 2021).	16
3.2 HVAC kontrol sistemi tasarım şeması	19
3.3 Açık/kapalı kontrollörünün eylemi (Mirinejad et al., 2008).....	20
3.4 PID kontrollörünün eylemi (Mirinejad et al., 2008).....	22
3.5 Uyarlanabilir kontrol yöntemi şeması (Behrooz et al., 2018)	27
3.6 MPC kontrol yöntemi bilgi akışı (Zhou et al., 2023)	31
3.7 HVAC sistemi için bir YSA kontrolörü (Jerry et al., 2015; Liang & Du, 2005).....	34
3.8 Hibrit HVAC kontrol yöntemlerinin prensipleri şeması	39
5.1 Yapay ve derin sinir ağları (Mostafa et al., 2020)	99
5.2 Tipik bir CNN çalışma şeması (Yi, 2018)	100
5.3 Tipik RNN, LSTM ve GRU ağları şemaları (Toharudin et al., 2023).....	101
5.4 RL’de bir ajan ve bir ortam arasındaki etkileşimler	103

ŞEKİLLER DİZİNİ (devam)

<u>Şekil</u>	<u>Sayfa</u>
5.5 Pekiştirmeli öğrenmenin Markov Karar Süreci ile gösterimi	104
5.6 (a) RL (b) Derin sinir ağları (c) DRL gösterimi	107
5.7 RL’de fonksiyon yaklaşımı için DNN yapısı.....	108
5.8 DRL algortimaları	109
6.1 Önerilen DRL tabanlı HVAC kontrol stratejileri şeması.....	114
6.2 LSTM’in yapısı	118
6.3 GRU’nun yapısı	120
6.4 Lojistik regresyon algoritmasının çoklu sınıflandırma için çalışma şeması	125
6.5 Naive Bayes algoritmasının çalışma şeması	126
6.6 Karar ağacı algoritmasının çalışma şeması.....	127
6.7 Rastgele orman sınıflandırma algoritmasının çalışma şeması.....	128
6.8 KNN sınıflandırma algoritmasının çalışma şeması	129
6.9 Destek vektör makinası sınıflandırma algoritmasının çalışma şeması	129
6.10 DDPG’nin oluşumu ve özellikleri	134
6.11 DDPG’nin ağ mimarisi	135
6.12 SAC algoritmasının ağ mimarisi.....	138

ŞEKİLLER DİZİNİ (devam)

<u>Şekil</u>	<u>Sayfa</u>
7.1 Ofis binası, Berkeley, California	144
7.2 Her bir termal zonun konumu (a) üçüncü ve (b) dördüncü kat ofis alanı haritası.....	145
7.3 Ofis katlarının RTU hizmet kapsamının dikey kesiti	146
7.4 RTU HVAC sistemleri için kontrol şeması. ALC BMS arayüzü aracılığıyla kullanılabilen önemli sıcaklık (T) ve basınç (P) sensörleri ve ilgili kontrol noktaları etiketleri	147
7.5 Kuzey kanadı HVAC yükü ham veri dağılımı	150
7.6 Dış ortam hava sıcaklığı ham veri dağılımı	151
7.7 Dış ortam çiy noktası sıcaklığı ham veri dağılımı	151
7.8 Dış ortam bağıl nemi ham veri dağılımı	152
7.9 Dış ortam solar rasyasyonu ham veri dağılımı.	152
7.10 Ortalama iç ortam hava sıcaklığı ham veri dağılımı.....	153
7.11 Isı pompası ısıtma suyu besleme sıcaklığı ham veri dağılımı.	153
7.12 RTU besleme havası sıcaklığı ayar noktası ham veri dağılımı.....	154
7.13 RTU besleme havası sıcaklığı ham veri dağılımı	154
7.14 RTU dönüş havası sıcaklığı ham veri dağılımı.....	155
7.15 RTU karışım hava sıcaklığı ham veri dağılımı	155

ŞEKİLLER DİZİNİ (devam)

<u>Şekil</u>	<u>Sayfa</u>
7.16 RTU dış hava sıcaklığı ham veri dağılımı	156
7.17 RTU filtrelenmiş besleme hava hızı ham veri dağılımı	156
7.18 RTU dış hava akış hızı ham veri dağılımı	157
7.19 RTU dış hava damperi konumu ham veri dağılımı.....	157
7.20 RTU ekonomizör ayar noktası ham veri dağılımı.....	158
7.21 RTU hava basıncı statik ayar noktası ham veri dağılımı	158
7.22 RTU iki kattaki ortalama plenum hava basıncı ham veri dağılımı	159
7.23 RTU besleme fan hızı ham veri dağılımı.....	159
7.24 RTU dönüş fan hızı ham veri dağılımı	160
7.25 Mevsim kategorik değişkenine göre verilerin dağılımı	163
7.26 Binanın ısıtma/soğutma sistemi türü kategorik değişkenine göre verilerin dağılımı.	163
8.1 Kuzey kanadı HVAC yükü veri dağılımı.....	168
8.2 Dış ortam hava sıcaklığı veri dağılımı	168
8.3 Dış ortam çiy noktası sıcaklığı veri dağılımı	169
8.4 Dış ortam bağıl nem veri dağılımı	169
8.5 Dış ortam solar radyasyon veri dağılımı.....	170

ŞEKİLLER DİZİNİ (devam)

<u>Şekil</u>	<u>Sayfa</u>
8.6 Ortalama iç ortam hava sıcaklığı veri dağılımı.....	170
8.7 Isı pompası ısıtma suyu besleme sıcaklığı veri dağılımı	171
8.8 RTU besleme havası sıcaklığı ayar noktası veri dağılımı	171
8.9 RTU besleme havası sıcaklığı veri dağılımı	172
8.10 RTU dönüş havası sıcaklığı veri dağılımı	172
8.11 RTU karışım hava sıcaklığı veri dağılımı.....	173
8.12 RTU dış hava sıcaklığı veri dağılımı	173
8.13 RTU filtrelenmiş besleme hava hızı veri dağılımı.....	174
8.14 RTU dış hava hızı veri dağılımı.....	174
8.15 RTU dış hava damperi konumu veri dağılımı	175
8.16 RTU ekonomizör ayar noktası veri dağılımı	175
8.17 RTU iki kattaki ortalama plenum hava basıncı veri dağılımı	176
8.18 RTU besleme fan hızı veri dağılımı.....	176
8.19 RTU dönüş fan hızı veri dağılımı	177
8.20 Korelasyon matrisi ısı haritası	177
8.21 2019 yılına ait RTU durum değişkenleri gerçek değerleri ve GRU modeliyle tahminlenen değerleri	182

ŞEKİLLER DİZİNİ (devam)

<u>Şekil</u>	<u>Sayfa</u>
8.22 Eğitim veri seti için modellere ait performans metrikleri	185
8.23 Test veri seti için modellere ait performans metrikleri	186
8.24 Algoritmaların 10 katlı çapraz doğrulama için kutu grafiği	187
8.25 LoR için normalize edilmiş hata matrisi	191
8.26 NB için normalize edilmiş hata matrisi	191
8.27 DT için normalize edilmiş hata matrisi	192
8.28 RF için normalize edilmiş hata matrisi	192
8.29 KNN için normalize edilmiş hata matrisi	193
8.30 SVM için normalize edilmiş hata matrisi	193
8.31 DRL uygulanmadan 2018 ve 2019 yılındaki haftalık ödüllere ait grafik ...	199
8.32 DRL uygulanmayan eğitim ve test seti grafiği.	200
8.33 Eğitim veri seti için DDPG uygulandığı ve uygulanmadığı durumlarda ödül grafiği	203
8.34 Test veri seti için DDPG uygulandığı ve uygulanmadığı durumlarda ödül grafiği	204
8.35 Test veri seti için DDPG uygulandığı ve uygulanmadığı durumlarda enerji tüketimi	205

ŞEKİLLER DİZİNİ (devam)

<u>Şekil</u>	<u>Sayfa</u>
8.36 Her test haftası için binanın kullanıldığı zamanlarda DDPG uygulandığında ve uygulanmadığı durumlarda enerji tüketimleri	206
8.37 Her test haftası için binanın kullanılmadığı zamanlarda DDPG uygulandığı ve uygulanmadığı durumlarda enerji tüketimleri	207
8.38 Her test haftası için binanın kullanıldığı zamanlarda DDPG uygulandığı ve uygulanmadığı durumlarda TSV dağılımları.....	208
8.39 Her test haftası için binanın kullanılmadığı zamanlarda DDPG uygulandığı ve uygulanmadığı durumlarda TSV dağılımları	209
8.40 SAC eğitimi için ödül-bölüm grafiği	210
8.41 Test veri seti için SAC uygulandığı ve uygulanmadığı durumlarda ödül grafiği.....	211
8.42 Test veri seti için SAC uygulandığı ve uygulanmadığı durumlarda enerji tüketimi	212
8.43 Her test haftası için binanın kullanıldığı zamanlarda SAC uygulandığı ve uygulanmadığı durumlarda enerji tüketimleri	213
8.44 Her test haftası için binanın kullanılmadığı zamanlarda SAC uygulandığı ve uygulanmadığı durumlarda enerji tüketimleri	214
8.45 Her test haftası için binanın kullanıldığı zamanlarda SAC uygulandığı ve uygulanmadığı durumlarda TSV dağılımları.....	215
8.46 Her test haftası için binanın kullanılmadığı zamanlarda SAC uygulandığı ve uygulanmadığı durumlarda TSV dağılımları.....	216
8.47 Üç durum için toplam ödül grafiği	218

ŞEKİLLER DİZİNİ (devam)

<u>Şekil</u>	<u>Sayfa</u>
8.48 Üç durum için enerji tüketimi grafiği	218
8.49 Üç durum için binanın kullanıldığı durumlardaki enerji tüketimi grafiği ..	219
8.50 Üç durum için binanın kullanılmadığı durumlardaki enerji tüketimi grafiği.	219
8.51 Üç durum için binanın kullanıldığı durumlardaki TSV dağılımı grafiği. ...	220
8.52 Üç durum için binanın kullanılmadığı durumlardaki TSV dağılımı grafiği.	220

ÇİZELGELER DİZİNİ

<u>Çizelge</u>	<u>Sayfa</u>
2.1 PMV denklemlerindeki semboller	9
3.1 Merkezi ve merkezi olmayan HVAC sistemlerinin avantaj ve dezavantajları	188
3.2 Açık/kapalı kontrol yönteminin avantajları ve dezavantajları.....	21
3.3 PID kontrol yönteminin avantajları ve dezavantajları	23
3.4 Doğrusal olmayan kontrol yönteminin avantajları ve dezavantajları	24
3.5 Kazanç programlama kontrol yönteminin avantajları ve dezavantajları	26
3.6 Uyarlanabilir kontrol yönteminin avantajları ve dezavantajları	28
3.7 Optimal kontrol yönteminin avantajları ve dezavantajları	29
3.8 Sağlam kontrol yönteminin avantajları ve dezavantajları	30
3.9 MPC kontrol yönteminin avantajları ve dezavantajları	32
3.10 YSA HVAC kontrol yönteminin avantajları ve dezavantajları	35
3.11 Bulanık mantık HVAC kontrol yönteminin avantajları ve dezavantajları ...	37
3.12 Genetik algoritma HVAC kontrol yönteminin avantajları ve dezavantajları	38
7.1 RTU termal zonları	146
7.2 Veri toplama zaman çizelgesi	148
7.3 Tez çalışmasında kullanılan bina ham veri özellikleri	149

ÇİZELGELER DİZİNİ (devam)

<u>Çizelge</u>	<u>Sayfa</u>
7.4 Anket seti veri değişkenlerinin tanımı ve özellikleri	162
Çizelge 7.5. Anket verisetindeki sürekli değişkenlere ait tanımlayıcı istatistikler	163
7.6 TSV ve PMV sınıfları	164
8.1 Kullanılan bina veri seti	165
8.2 Bina verilerinin tanımlayıcı istatistikleri	166
8.3 Durum ve eylem değişkenleri	179
8.4 Farklı sayıda LSTM ve GRU katmanı ve katman başına LSTM ve GRU düğümleri için MSE, R^2 değerleri ve eğitim süresi	1801
8.5 Model oluşturma ve hiper parametre optimizasyonu Python bilgileri.....	184
8.6 TSV için Wilcoxon sıra toplamı testinin sonuçları (p değerleri)	187
8.7 Modeller için sınıf bazında performans metrikleri	188
8.8 Test veri seti için ödül değerleri.....	217
9.1 HVAC kontrol stratejileri karşılaştırması	227

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

<u>Simgeler</u>	<u>Açıklama</u>
a	Eylem
Q	Kritik ağ
R	Getiri
r	Ödül
R^2	Determinasyon katsayısı
s	Durum
π	Aktör ağı
<u>Kısaltmalar</u>	
AMV	Gerçek Ortalama Oy (Actual Men Vote)
CNN	Evrışimli Sinir Ağı (Convolutional Neural Network)
DDPG	Derin Deterministik Politika Gradyanı (Deep Deterministic Policy Gradient)
DDQN	Çift Derin Q Ağı (Double Deep Q Network)
DFL	Doğrudan Geri Beslemeli Doğrusal (Direct Feedback Linear)
DNN	Derin Sinir Ağı (Deep Neural Network)
DNN	Derin Sinir Ağı (Deep Neural Network)
DRL	Derin Pekİştirmeli Öğrenme (Deep Reinforcement Learning)
DT	Karar Ağacı (Decision Tree)

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ (devam)

<u>Kısaltmalar</u>	<u>Açıklama</u>
DX	Doğrudan Genleşme (Direct Expansion)
GA	Genetik Algoritma
GRU	Kapılı Tekrarlayan Ünite (Gated Recurrent Unit)
HVAC	Isıtma, Havalandırma ve Klima (Heating, Ventilation & Air Conditioning)
IoT	Nesnelerin İnterneti (Internet of Things)
KNN	K – En Yakın Komşu (K - Near Neighbourhood)
LoR	Lojistik Regresyon
LSTM	Uzun-Kısa Süreli Bellek (Long-Short Term Memory)
MAE	Mutlak Ortalama Hata (Mean Absolute Error)
MKS	Markov Karar Süreci
ML	Makine Öğrenmesi (Machine Learning)
MPC	Model Öngürülü Kontrol (Model Predictive Control)
MSE	Ortalama Kare Hatası (Mean Squared Error)
NB	Naive Bayes
PI	Oransal, İntegral (Proportional, Integral)
PID	Oransal, İntegral, Türevsel (Proportional, Integral, Derivative)
PID	Oransal-İntegral-Türevsel (Proportional-Integral-Derivative)

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ (devam)

<u>Kısaltmalar</u>	<u>Açıklama</u>
PMAC	Darbe Modülasyonlu Uyarlanabilir Kontrolör (Pulse Modulation Adaptive Controller)
PMV	Tahmini Ortalama Oy (Predicted Mean Vote)
PPD	Memnuniyetsizlerin Tahmini Yüzdesi (Predicted Percentage of Dissatisfied)
PRAC	Model Tanıma Uyarlanabilir Kontrolör (Pattern Recognition Adaptive Controller)
RBC	Kural Tabanlı Kontrol (Rule Based Control)
RF	Rastgele Orman (Random Forest)
RL	Pekiştirmeli Öğrenme (Reinforcement Learning)
RMSE	Kök Ortalama Kare Hatası (Root Mean Squared Error)
RNN	Tekrarlayan Sinir Ağı (Recurrent Neural Network)
RTU	Çatı Üstü Ünitesi (Roof Top Unit)
SAC	Soft Aktör Kritik (Soft Actor Critic)
SVM	Destek Vektör Makinesi (Support Vector Machine)
TPSC	İki Parametrelili Anahtarlama Kontrolü (Two Parameter Switching Control)
TSV	Termal Duyum Oyu (Thermal Sensation Vote)
UFAD	Yerden Hava Dağıtım (Underfloor Air Distribution)

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ (devam)

<u>Kısaltmalar</u>	<u>Açıklama</u>
UFT	Zeminaltı Fan Terminali (Underfloor Fan Terminal)
VAV	Değişken Hava Hacmi (Variable Air Volume)
YSA	Yapay Sinir Ağı



1. GİRİŞ

Son yıllarda, günümüz çalışma koşulları ve pandeminin de etkisiyle iç ortamlarda geçirilen zamanın artması bina işlevlerine, iç ortam hava kalitesine ve termal konfora olan talebin artmasına neden olmuştur. Özellikle, küresel nüfusun zamanının %80-%90'nını kapalı ortamlarda geçirmesi, termal konforun sağlanmasına yönelik ihtiyacı arttırmıştır (IEA World Energy Statistics and Balances, 2018; Qi et al., 2012).

Bir binada termal konforun en etkili şekilde sağlanabilmesinin yolu pasif yöntemlerin ve aktif sistemlerin birlikte kullanılmasıdır. Pasif yöntemler, enerji tüketimini azaltarak çevresel etkiyi minimize ederken, aktif sistemler kullanıcı ihtiyaçlarına göre hızlı ve hassas kontrol sağlamaktadır. Binaların tasarımında her iki yöntemin entegrasyonu, sürdürülebilir, sağlıklı ve konforlu yaşam alanları yaratılmasına olanak tanır. Bu nedenle, mimarlar ve mühendisler, her iki yöntemi de dikkate alarak bina tasarımlarını optimize etmelidir. Ancak, pasif yöntemler her zaman uygulanamamaktadır. Özellikle yoğun kentleşme yaşanan bölgelerde sıkışık yapılaşma ve yüksek binalar; doğal havalandırma, güneş ışığının etkin kullanımı ve diğer pasif yöntemlerin uygulanmasını zorlaştırmaktadır. Ayrıca, arsa maliyetlerinin yüksek olması ve inşaat süreçlerinde maliyeti düşürme eğilimi, inşaat sahipleri ve bina tasarımcıları tarafından bu tür çevre dostu özelliklerin göz ardı edilmesine neden olabilmektedir. Bu nedenlerle, binalarda termal konforun sağlanması genellikle aktif sistemler olan mekanik Isıtma, Havalandırma ve Klima (Heating, Cooling and Ventilation – HVAC) sistemleri aracılığıyla gerçekleştirilmektedir. Özetle, oluşan termal konfor talebini karşılamak için modern mimaride pasif mimari prensipleri göz ardı edilerek tasarlanan ve inşa edilen binalar, sağlıklı bir iç ortamı sürdürmek için HVAC sistemlerine aşırı bir bağımlılık yaratmış ve bu sistemler sağlık ve üretkenlik için gerekli termal konfor koşullarını sağlamak için uzun süreler boyunca çalışmak zorunda kalmıştır. Ancak, HVAC sistemleri bunu sağlarken binalardaki en büyük enerji tüketiminin nedeni haline gelmişlerdir (Simpeh et al., 2022). Uluslararası Enerji Ajansı'nın 2023 raporlarına göre binalar, küresel nihai enerji tüketiminin yaklaşık %30'unu oluşturmaktadır. Ayrıca, global enerjiyle ilişkili emisyonların %26'sından sorumludur. Bu emisyonların %8'i binalardan doğrudan, %18'i ise binalarda kullanılan elektrik ve ısı üretiminden dolayı olarak kaynaklanmaktadır. Gelişmiş ülkelerde, HVAC sistemleri bina enerji tüketiminin neredeyse yarısını ve toplam enerji tüketiminin yaklaşık %10-20'sini oluşturmakta ve bu da büyük bir enerji tasarrufu potansiyeli göstermektedir (Cao et al., 2016). Bu nedenle, HVAC sistemleri için

kontrol stratejileri geliştirilerek kullanıcıların termal konforu arttırılırken HVAC sistemlerinin enerji verimli hale getirilmesine ihtiyaç duyulmaktadır.

Bu tez çalışmasının motivasyonu, bina içindeki termal konforu arttırırken enerji tüketimini azaltmaya yönelik yenilikçi ve etkili bir HVAC kontrol stratejisi geliştirme ihtiyacından gelmektedir. Son yıllarda geliştirilen algoritmaların takip edilmesi ve bunlar arasından Derin Pekıştirmeli Öğrenme (Deep Reinforcement Learning – DRL) algoritmalarının birçok son teknolojik gelişmede büyük başarı göstermesi, bu teknolojinin HVAC kontrol stratejilerine de uygulanması isteğini doğurmuştur. Bu nedenle, bu tez çalışmasında, DRL için en yeni ve etkili algoritmalar olan Derin Deterministik Politika Gradyanı (Deep Deterministic Policy Gradient - DDPG) ve Soft Aktör Kritik (Soft Actor Critic - SAC) algoritmaları kullanılarak, HVAC sistemlerinin termal konfor sağlama ve enerji tüketimi performanslarının optimize edilmesi hedeflenmiştir. Ayrıca, literatürde HVAC sistemlerinin verilerinin zamana bağlı olarak tahmin edilmesi için genellikle Uzun Kısa Süreli Bellek (Long Short Term Memory – LSTM) algoritmasının kullanıldığı görülmüştür (Azhan et al., 2023; Kumar Yadav et al., 2024; R. Li, 2024; X. Liu et al., 2022; J. Wang et al., 2008; Ye et al., 2021; Zhuang et al., 2023; Zou et al., 2020a). Bununla birlikte, yakın zamanda geliştirilen Kapılı Tekrarlayan Üniteler (Gated Recurrent Unit – GRU) algoritmasının LSTM'ye göre daha hızlı ve bazı durumlarda daha iyi performans gösterdiği tespit edilmiştir (Pierre et al., 2023; Bişkin & Çiftçi, 2021; Goui et al., 2023). Bu da, bu tez çalışmasında HVAC operasyonel verilerin tahmini için LSTM algoritmasının ve ona alternatif olarak GRU algoritmasının tercih edilmesini sağlamıştır. Bunlara ek olarak, literatürdeki HVAC kontrol stratejilerin çoğunluğunda kullanıcıların termal konforunun termal konfor standartlarında yer alan Tahmini Ortalama Oy (Predicted Mean Vote – PMV) ile değerlendirildiği görülmüştür (Conceição et al., 2018; Espejel-Blanco et al., 2022; Homod, 2018; J. Wu et al., 2020a; Y. Yang et al., 2022; Zou et al., 2020b). Ancak, PMV'nin kullanıcıların gerçek termal konforlarını doğru tahmin etmede yetersiz kaldığı birçok termal konfor çalışması tarafından ortaya koyulmuştur (Broday et al., 2021; Cheung et al., 2019; H. Du et al., 2022; M. Luo et al., 2020; Orosa & Oliveira, 2011). Bu nedenle, kullanıcıların termal konforunu daha doğru bir şekilde tahmin edebilmek için, son yıllarda başarılarıyla dikkat çeken ve sıklıkla kullanılan Makine Öğrenmesi (Machine Learning – ML) yöntemleriyle bir tahmin modeli geliştirilmesi amaçlanmıştır. Son olarak, çoğu HVAC kontrol stratejisi çalışmasının uygulamadaki zorluklar nedeniyle, simülasyon verileri ile veya simülasyon ortamlarında gerçekleştirildiği tespit edilmiştir. Ancak, simülasyonların gerçek dünya koşullarını her zaman tam olarak yansıtmadığı bilinmektedir (Zou et al., 2020a). Bu nedenle, tez kapsamında önerilen kontrol stratejilerinin gerçek dünya verileriyle test

edilmesi, çalışmanın özgünlüğünü ve uygulanabilirliğini artırmak amacıyla tercih edilmiştir.

Sonuç olarak, bu tez çalışmasında, HVAC sistemi için bina kullanıcılarının termal konforlarını arttırırken binanın enerji tüketimini azaltmayı hedefleyen DRL tabanlı kontrol stratejileri geliştirilmiştir. Değerlendirme sürecinde, Berkeley, California'daki bir ofis binasına ait dış hava koşulları, iç ortam hava koşulları ve bina içindeki Çatı Katı Ünitelerine (Rooftop Units - RTU) ait operasyonel verileri içeren açık kaynaklı bir veri seti kullanılmıştır. Kullanıcıların termal konfor düzeylerini ölçmek için ise gerçek kişilerin geri bildirimlerinin kullanıldığı ASHRAE global termal konfor veri tabanından elde edilen Termal Duyum Oyları (TSV) kullanılmıştır. RTU operasyonlarını tahmin etmek amacıyla çok girdili - çok çıktılı LSTM ve GRU ağları eğitilmiş ve performansları karşılaştırılmıştır. Ayrıca, DRL ajanının ödül fonksiyonunu oluşturmak için altı farklı sınıflandırma algoritması ile 7 sınıflı TSV tahmin modelleri geliştirilmiş ve performansları karşılaştırılmıştır. Son olarak, DRL ajanının ortamla etkileşime girerek RTU'yu kontrol etmesi için DDPG ve SAC algoritmaları kullanılmış ve sonuçları karşılaştırılmıştır.

Bu tez çalışmasının amaçları;

- binalarda enerji tüketimi ve kullanıcı termal konforu optimizasyonu için DRL tabanlı HVAC kontrol stratejilerinin geliştirilmesi,
- kontrol stratejilerinde HVAC operasyonel verilerinin tahmin modelleri için çok girdili - çok çıktılı LSTM ve GRU ağları kullanılması ve performanslarının karşılaştırılması,
- kontrol stratejilerinde kullanıcı termal konforu tahmin modellerinin oluşturulması için altı farklı sınıflandırma makine öğrenmesi algoritması kullanılması ve performanslarının karşılaştırılması,
- DRL algoritması olarak DDPG ve SAC algoritmaları kullanılarak kullanıcı termal konforu ve bina enerji tüketimi performanslarının karşılaştırılması,
- geliştirilen DRL tabanlı HVAC kontrol stratejilerinin, gerçek dünya verileri kullanılarak uygulamasının yapılması

olarak belirlenmiştir.

Tezin ilerleyen bölümlerinde termal konfor, termal konforun belirlenmesi ve sağlanması hakkında temel bilgiler anlatılmıştır. Üçüncü bölümde, HVAC sistemleri ve HVAC kontrol yöntemleri tanıtılmıştır. Dördüncü bölümde yakın tarihli çalışmalar

incelenerek literatür taraması sunulmuştur. Beşinci bölümde derin öğrenme, pekiştirmeli öğrenme ve derin pekiştirmeli öğrenmenin temelleri ile bunların uygulama alanları aktarılmıştır. Altıncı bölümde DRL tabanlı HVAC kontrol stratejilerinin çerçevesi tanıtılmış ve bu çerçevede uygulanacak adımların her biri ayrıntılı olarak açıklanmış, yedinci bölümde, bu adımların uygulanmasında kullanılan veri setleri tanıtılmıştır. Sekizinci bölümde geliştirilen DRL tabanlı kontrol stratejilerinin uygulanması sonucunda elde edilen bulgular sunulmuştur. Dokuzuncu bölümde, bulgular ilgili literatür de dikkate alınarak tartışılmıştır. Son bölümde tez sonuçları derlenmiş ve öneriler sunulmuştur.



2. TERMAL KONFOR

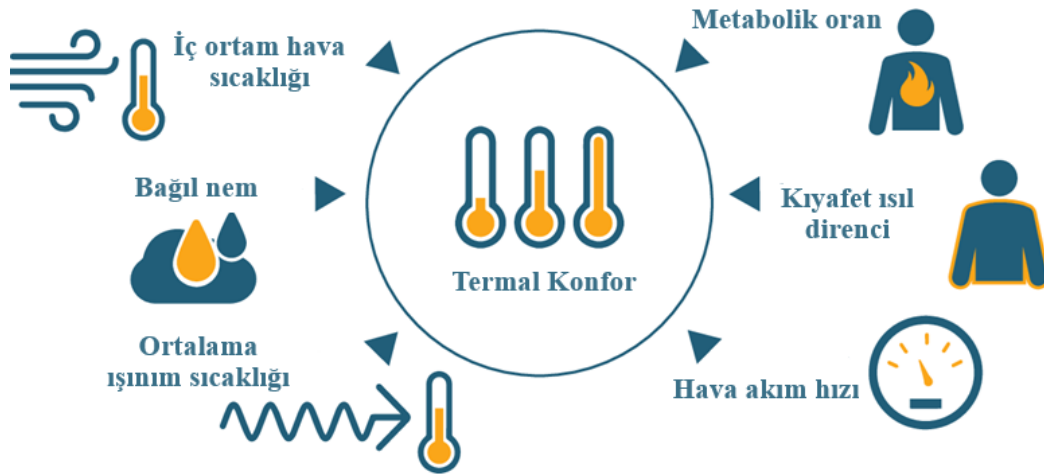
Termal konfor, bir ortamdaki iç ortam hava sıcaklığı, bağıl nem ve hava akım hızı gibi fiziksel koşulların insanların termal tatmin duygusunu ne derece sağladığını ifade eden bir kavramdır (Enescu, 2017). Genel olarak, bir kişinin çevresel termal koşullardan memnun olduğu durumu ifade eder. Bu, kişinin çok sıcak veya çok soğuk hissetmediği, termal olarak rahat olduğu anlamına gelir. Sağlık bilimleri alanında termal konfor, insan sağlığı üzerindeki termal riskleri azaltmayı hedefler. Özellikle yaşlılar, çocuklar veya kronik hastalığı olanlar gibi hassas gruplar için uygun termal koşullar sağlamak, genel sağlık ve refah üzerinde olumlu etkilere sahiptir (Fabbri, 2013; Giamalaki & Kolokotsa, 2019; Salata et al., 2018). Özellikle kronik hastalıkları olan kullanıcılar, yaşlılar ve küçük çocuklar gibi hassas gruplar için uygun termal koşulların sağlanması hayati önem taşımaktadır (Kocabıyık Amasyalı, 2022). Uygun olmayan iç ortam termal koşulları, hipotermi veya hipertermi gibi ciddi sağlık sorunlarına yol açabilir (Kaynaklı & Kılıç, 2004). Ayrıca, alerji ve astım gibi rahatsızlıkların şiddeti artabilir.

Ergonomi ve iş sağlığı perspektifinden, termal konfor, çalışma ortamının çalışanların termal rahatlığını destekleyecek şekilde düzenlenmesi gerektiğini vurgular. Termal konforun çalışma ortamlarında kullanıcıların memnuniyeti ve verimliliği üzerinde önemli etkileri bulunmaktadır (Tang et al., 2021). Termal açıdan rahatsız edici ortamlar, dikkat dağınıklığına ve verim kaybına neden olabilir (Mccartney & Humphreys, 2002). Öte yandan, termal olarak uygun koşullar, kullanıcıların odaklanmasını ve genel iş tatminini iyileştirir. Eğitim ortamlarında, öğrencilerin termal konforu, öğrenme etkinliğini ve akademik başarıyı pozitif yönde etkileyebilir (Hoque & Weil, 2016; Jiang et al., 2019; Kuru & Calis, 2018; Ranjbar, 2019). Psikolojik açıdan termal konfor, bireylerin termal çevreye olan öznel tepkilerini ifade eder. Bu, kişisel tercihler, geçmiş deneyimler ve mevcut ruh hali gibi faktörlere bağlı olarak değişebilir (Ko et al., 2020; Özbey et al., 2022).

Termal konfor, binalarda enerji tüketimi, sera gazı emisyonları ve çevresel ayak izini ve buna bağlı olarak maliyetleri etkilemesi nedeniyle de önem taşımaktadır. Sonuç olarak, binalarda kullanıcıların termal konforun sağlanması, çok disiplinli bir yaklaşım gerektirmekte olup bina tasarımının yanında bina sistemlerinin seçim ve kullanım stratejilerini etkilemektedir.

2.1 Termal Konforun Belirlenmesi

Binalarda, kullanıcıların termal konforunu etkileyen çok sayıda faktör mevcuttur ve bu faktörlerin anlaşılması, konforlu bir iç ortamın yaratılması açısından önem taşımaktadır. Kullanıcıların termal konforu kullanıcıların sağlık durumları, yeme-içme alışkanlıkları, vücut şekilleri, yaşları ve cinsiyetleri gibi birçok kişisel faktöre bağlı olabilir ancak; binalardaki ortalama termal konforun belirlenebilmesi için termal konforu etkileyen faktörler termal konfor standartlarında genel olarak çevresel ve kişisel faktörler olarak ikiye ayrılmaktadır (Şekil 2.1).



Şekil 2.1. Termal konforu etkileyen faktörler.

Şekil 2.1’de görüldüğü gibi çevresel faktörler, iç ortam hava sıcaklığı, ortalama ışıyım sıcaklığı, hava akım hızı ve bağıl nem iken kişisel faktörler kıyafet ısı direnci ve metabolik orandır.

Termal konforu etkileyen en önemli faktörlerden olan iç ortam hava sıcaklığı, bina kullanıcılarının termal konfor düzeyinin belirlenmesinde çok önemli bir rol oynar. İç ortam hava sıcaklığının çok yüksek veya çok düşük olması rahatsızlığa, üretkenliğin azalmasına ve hatta sağlık sorunlarına yol açabilir (Abbasi et al., 2019; Wolkoff et al., 2021). Kapalı bir ortam için farklı kuruluşlar tarafından iç ortam hava sıcaklığının 18°C ile 23°C arasında olması ve ortamın kullanımda olan farklı bölgeleri arasındaki sıcaklık farkının 1°C’yi aşmaması önerilmektedir (Chen, 2010). Kullanıcıların mevsimsel koşullara uygun olarak giyindiklerinin ve genel ofis aktiviteleri olan hareketsiz veya hareketsizliğe yakın fiziksel aktiviteler de bulundukları durumlarda iç ortam termal konforunu optimize etmek için de iç ortam

hava sıcaklığının 19°C ila 28°C arasında olması önerilmektedir (Nikam & Bataria, 2012).

Termal konforu etkileyen diğer bir çevresel faktör olan ortalama ısıtım sıcaklığı, termal radyasyonu yayan veya soğuran çevredeki yüzeylerin ortalama sıcaklığını ifade eder (Torres & Martin, 2008). Mekandaki duvarların, pencerelerin ve diğer nesnelerin sıcaklığını dikkate alır. Ortalama ısıtım sıcaklığı, bina kullanıcılarının genel termal ortamı nasıl algıladıklarını etkiler.

Diğer bir çevresel faktör olan hava akım hızı havanın bir boşluk içinde hareket etme hızını ifade eder. Havanın durgun olması, havasız ve rahatsız edici bir ortama yol açabilir. Öte yandan, yüksek hava akım hızı kullanıcıların aşırı serin hissetmesine neden olabilir. Chen, hava akım hızının 0,2032 m/s'den yüksek olması veya düşük iç ortam sıcaklıklarının herhangi bir hava hareketiyle birleşmesi durumunda kullanıcılarda rahatsızlığa neden olabileceğini söylemektedir (Chen, 2010).

Bağıl nem termal konforu etkileyen diğer bir çevresel faktördür ve bir metre küp hava içinde bulunan su buharı ağırlığının, aynı şartlardaki havanın doymuş su buharının ağırlığına oranını ifade eder. Bağıl nemin kullanıcı üzerindeki etkisi iç ortam hava sıcaklığına bağlı olarak farklılık gösterir. Yüksek bağıl nem iç ortam hava sıcaklığının yüksek olması durumunda bunalma hissine neden olarak kullanıcıların çalışma verimini düşürürken iç ortam hava sıcaklığının düşük olması halinde ise kullanıcılarda üşüme ve ürperme hissine neden olur (Fang et al., 1998; Wargocki et al., 1999). Termal konforun sağlanması için farklı kuruluşlar tarafından bağıl nemin %30-60 aralığında olması önerilmektedir (Goto et al., 2002). Bağıl nemin %70'in üzerinde olduğu ortamlar, kullanıcılar için termal rahatsızlığa neden olmaktadır (Goto et al., 2006). Bağıl nemin, özellikle yüksek metabolik hızlarda ve iç ortam hava sıcaklığının yüksek olduğu koşullar altında insan vücudunun ısı dengesi üzerinde büyük bir etkisi vardır (Parson, 2003).

Termal konforu etkileyen kişisel faktörlerden kıyafet ısı direnci, bina kullanıcılarının giydiği kıyafetlerin türünü ve miktarını ifade eder. Kişinin giydiği kıyafetlere ait ısı yalıtımının clo birimi cinsinden miktarıdır (1 clo = 155 m² °C·W). Kıyafetlerin ne kadar yalıtım sağladığı ve ısı transferine ne kadar iyi izin verdiği termal konforu etkiler. Örneğin, sıcak bir ortamda kalın kışlık kıyafetler giymek aşırı ısınmaya ve rahatsızlığa neden olabilir.

Bir diğer kişisel faktör olan metabolik oran, belirli bir zaman diliminde insan vücudundan çıkan net ısı çıkışı veya met birimi cinsinden kimyasal enerjinin vücut içindeki aerobik ve anaerobik faaliyetlerle ısı ve mekanik işe dönüşme hızıdır ($1 \text{ met} = 58,2 \text{ Wm}^{-2}$) (Enescu, 2017). Dinlenen bir kişi için bu oran 45 Wm^{-2} iken koşan bir kişi için 500 Wm^{-2} olabilir. Termal konforun sağlanması için yüksek bir metabolik oran daha serin bir ortam gerektirirken; düşük bir metabolik oran daha sıcak bir ortam gerektirebilir.

Bir ortamdaki kullanıcıların ortalama termal konforunu tahmin etmek için Fanger (1970) tarafından geliştirilen ve termal konfor standartlarında (ISO 7730 ve ASHRAE 55) yer alan Tahmini Ortalama Oy (Predicted Mean Vote - PMV) ve Memnuniyetsizlerin Tahmini Yüzdesi (Predicted Percentage of Dissatisfied - PPD) indisleri kullanılmaktadır. Bu indislerin hesaplanması için kullanılan PMV modeli, tüm vücuttaki enerji kaybına dayanan bir enerji analizi üzerine kuruludur. Fanger'e göre vücuttaki enerji kayıpları;

- kıyafetin dış yüzeyinden konveksiyon ve radyant ısı ile
- kıyafet ile deri arasındaki ısı transferi ile
- su buharı difüzyonu ile
- kuru ve gizli solunum ile ve
- deriden buharlaşma ile meydana gelen ısı kayıplarıdır.

PMV modeli kişinin çevreyle termal açıdan kararlı durumda olduğunu kabul eder ve kapalı bir ortamın termal konfor koşullarını belirlemede Denklem (2.1)-(2.3)'de gösterilen ampirik denklemlerden faydalanır (Tuncer, 2006)

$$PMV = \left(0,352e^{-0,042\left(\frac{M}{A_{Du}}\right)} + 0,032 \right) \left[\frac{M}{A_{Du}} (1 - \eta) - 0,35 \left[43 - 0,061 \frac{M}{A_{Du}} (1 - \eta) - p_a \right] - 0,42 \left[\frac{M}{A_{Du}} (1 - \eta) - 50 \right] - 0,023 \frac{M}{A_{Du}} (44 - p_a) - 0,0014 \frac{M}{A_{Du}} (34 - T_a) - 3,4 \times 10^{-8} f_{cl} [(T_{cl} + 273)^4 - (T_{mrt} + 273)^4] - f_{cl} h_c (T_{cl} - T_a) \right]$$

Denklem (2.1)

$$T_{cl} = 35,7 - 0,032 \times \frac{M}{A_{Du}} \times (1 - \eta) - 0,18 \times I_{cl} \times [3,4 \times 10^{-8} \times f_{cl} \times [(T_{cl} + 273)^4 - (T_{mrt} + 273)^4] + f_{cl} \times h_c (T_{cl} - T_a)]$$

Denklem (2.2)

$$h_c \begin{cases} 2,05(T_{cl} - T_a)^{0,25} > 10,4\sqrt{v} \text{ için } h_c = 2,05(T_{cl} - T_a)^{0,25} \\ 2,05(T_{cl} - T_a)^{0,25} < 10,4\sqrt{v} \text{ için } h_c = 10,4\sqrt{v} \end{cases}$$

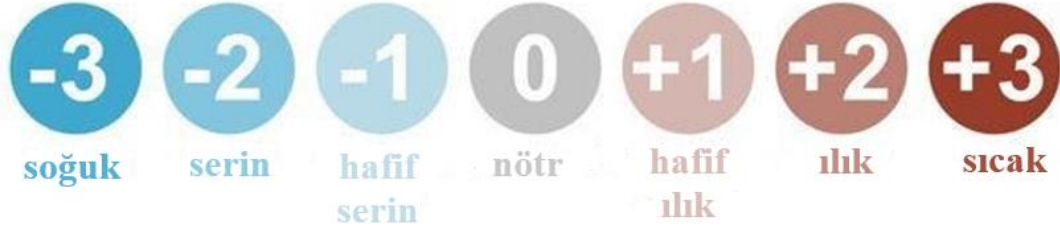
Denklem (2.3)

Denklemlerde kullanılan sembollerin nicelik ve birimleri Çizelge 2.1’de sunulmaktadır.

Çizelge 2.1. PMV denklemlerindeki semboller.

Sembol	Nicelik	Birim
I_{cl}	Kıyafet ısı direnci	clo
f_{cl}	Kıyafetli vücut yüzey alanının çıplak vücut yüzey alanına oranı	-
T_a	İç ortam hava sıcaklığı	°C
T_{mrt}	Ortalama ışıyım sıcaklığı	°C
v	Hava akım hızı	m/s
M	metabolik oran	kcal/hm ²
A_{Du}	Çıplak insan vücudu yüzey alanı	m ²
η	İnsan vücudu mekanik dış verim	kcal/h
p_a	ortam havası buhar basıncı	Pa
h_c	Isı taşınım katsayısı	kcal/m ² h°C

Denklemler sonucunda elde edilen PMV indeksinin değeri Fanger tarafından geliştirilmiş ve termal konfor standartlarında yer alan Termal Duyum Ölçeği kullanılarak anlamlandırılmaktadır (Şekil 2.2). PMV değeri sıfıra ne kadar yakınsa kullanıcıların termal konfor hissi o kadar iyi olmaktadır.

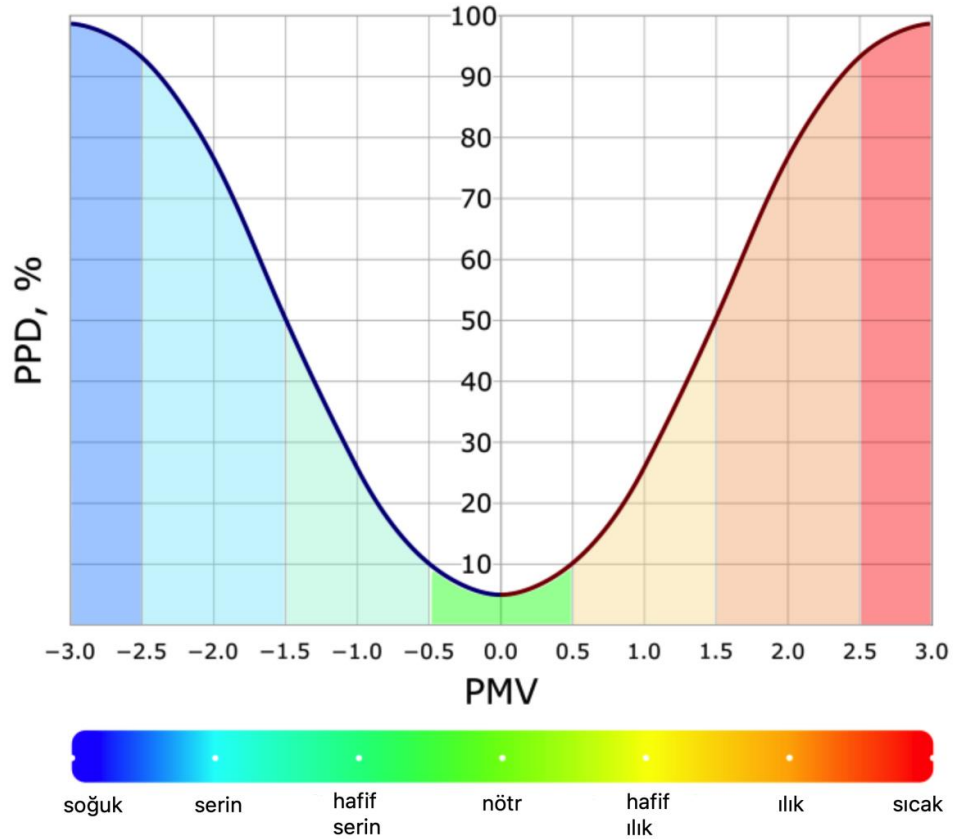


Şekil 2.2. Fanger 7 noktalı termal duyum ölçeği.

Ortamdaki memnuniyetsiz kullanıcıların yüzdesini belirlemek için kullanılan PPD indisi PMV'ye bağlı olarak geliştirilen aşağıdaki denklem ile hesaplanmaktadır.

$$PPD = 100 - 95 \times e^{-(0,03353 PMV^4 + 0,2179 PMV^2)}$$

PMV ile PPD indisleri arasındaki ilişki Şekil 2.3'de gösterilmektedir. Şekil incelendiğinde ortamın en konforlu olduğu durumda dahi kullanıcıların %5'inin ortamdaki termal açıdan memnun olmadığı görülmektedir. Bu durum, kapalı bir ortamdaki kullanıcıların aynı koşullarda termal açıdan memnun olamayacağını ortaya koymaktadır. Bu nedenle, genel olarak standartlarda termal konfor aralığı -0,5 ile +0,5 arasında kabul edilir (EN 15251, 2007; Baldi et al., 2015; Dounis & Caraiscos, 2009; ISO 7730, 2005; Renewable Energy Road Map, 2006).



Şekil 2.3. PMV-PPD grafiği (Jassim & Mahdi, 2023).

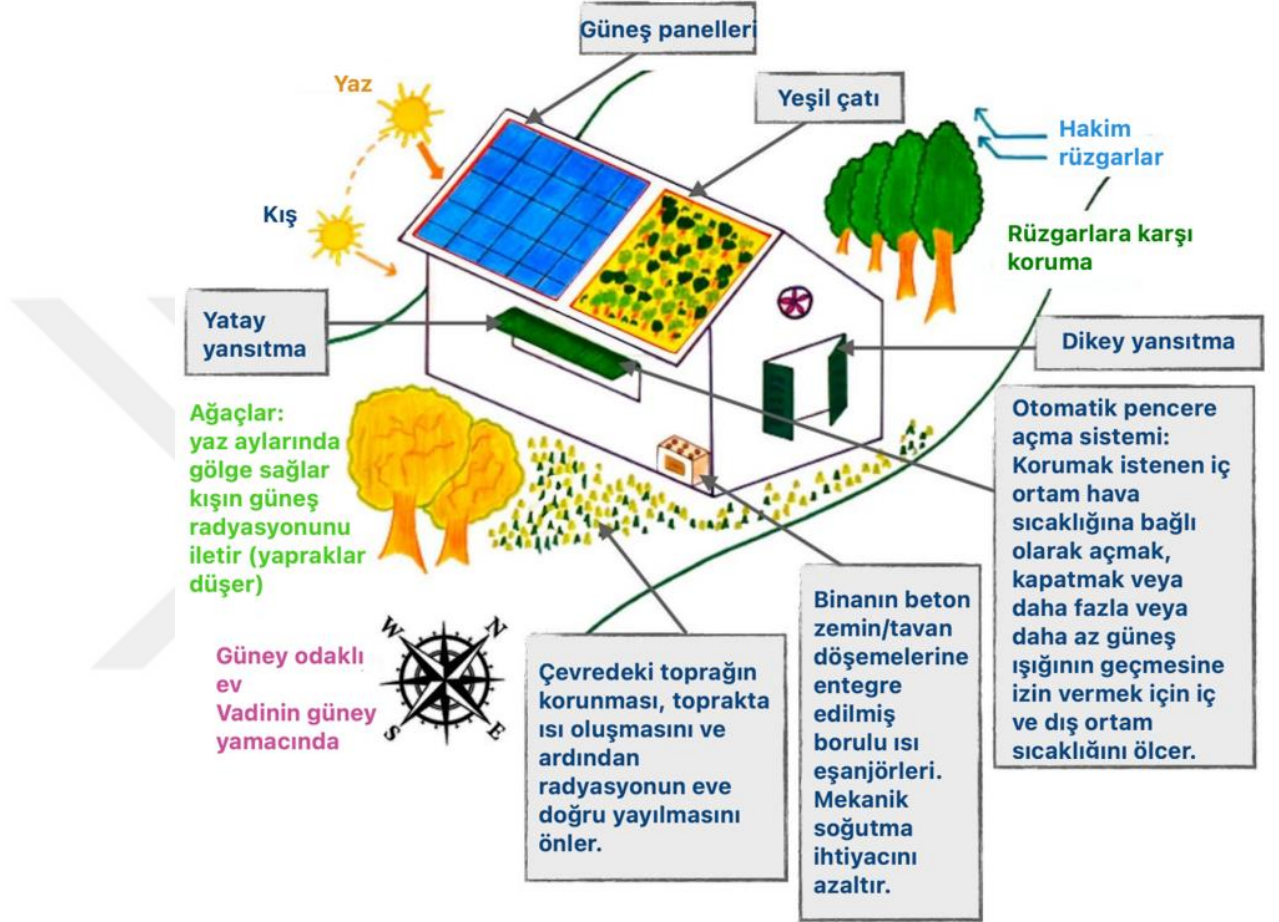
PMV/PPD indisleri, bir ortamdaki kullanıcıların termal duyularını tahmin etmek için yaygın olarak kullanılır. Ancak, PMV/PPD indislerinin kullanıcıların gerçek termal duyularını yansıtmadığı çeşitli çalışmalarda ortaya konulmaktadır. Bu nedenle, kullanıcıların gerçek termal duyularını daha doğru bir şekilde anlamak için, bu duyular doğrudan kullanıcılara sorulmalıdır (Calis et al., 2015; Calis & Kuru, 2017, 2019; Çalış et al., 2017; Kocaman et al., 2019; Kuru & Calis, 2017). Bu amaçla gerçekleştirilen anket çalışmalarında, kullanıcılardan Fanger'in yedi noktalı termal duyum ölçeğine göre ortamın termal koşullarına ilişkin duyumsal tepkilerini değerlendirmeleri istenmektedir. Anket sonuçları, kullanıcıların gerçek termal duyularını Termal Duyum Oyu (Thermal Sensation Vote - TSV) ile ifade etmektedir. Bir ortamın genel termal konfor düzeyi ise TSV değerlerinin ağırlıklı ortalaması olan Gerçek Ortalama Oy (Actual Mean Vote - AMV) ile değerlendirilir. AMV, özellikle geniş katılımcı gruplarıyla yapılan çalışmalarda, genel bir termal konfor seviyesi belirlemek için kullanılan istatistiksel bir ölçümdür.

2.2 Binalarda Termal Konforun Sağlanması

Binalarda termal konforun sağlanması, pasif yöntemler ve aktif sistemler ile olmak üzere ikiye ayrılmaktadır (Kılıç Demircan & Gültekin, 2017). Binalarda termal konforu sağlamaya yönelik pasif yöntemler, binanın ve çevresinin doğal kaynaklarından ve fiziksel özelliklerinden faydalanarak konforlu iç ortamlar yaratmayı amaçlamaktadır. Bu kapsamda, pasif yöntemler çeşitli tasarım tekniklerini ve stratejilerini birleştirir. Binalarda termal konforun sağlanması için uygulanabilecek pasif yöntemlerden bazıları şunlardır (Şekil 2.4):

- Isı yalıtımı: Bina kabuğunun ısı direncini artırarak, iç ve dış ortamlar arasındaki ısı transferi en aza indirilebilir (Kılıç Demircan & Gültekin, 2017). Bu, sabit bir iç ortam sıcaklığının korunmasına yardımcı olur ve mekanik ısıtma, soğutma ve havalandırma sistemlerine olan bağımlılığı azaltır.
- Doğal havalandırma: Binalarda doğal havalandırma ile yeterli hava akışı ve soğutmanın pencereler, havalandırma delikleri ve hava sirkülasyon yolları gibi tasarım öğeleri ile optimize edilmesidir (Kılıç Demircan & Gültekin, 2017).
- Bina yerleşimi: Binaların çevresinde bulunan ağaçlara, peyzaja ve tepelere göre gölge sağlayacak ve rüzgarı engelleyecek şekilde stratejik olarak yerleştirilmesidir (Kılıç Demircan & Gültekin, 2017). Bu yöntemde, ısıtma döneminde güneş enerjisi kazanımlarını en üst düzeye çıkarmak ve soğutma döneminde ısı kazanımını en aza indirmek için bina yönü optimize edilmesi temel amaçlar arasındadır.
- Pencere yerleşimi: Binalardaki pencerelerin doğal ışığı en üst düzeye çıkarılması ve güneş ısı kazanımının optimize edilmesidir (Kılıç Demircan & Gültekin, 2017). Bu yöntem, yapay aydınlatma ve mekanik ısıtma, soğutma ve havalandırma ihtiyacını azaltmaya yardımcı olarak enerji tasarrufuna ve termal konforun artmasına olanak sağlar.
- Gölgeleme cihazlarının kullanımı: Doğrudan güneş ışığını engellemek ve bir binadaki ısı kazanımını azaltmak için çıkıntılar, panjurlar veya tenteler gibi gölgeleme cihazlarının kullanılmasıdır (Kılıç Demircan & Gültekin, 2017). Bu cihazlar, binalarda aşırı ısı oluşumunu engellemeye ve ek soğutma sistemlerine ihtiyaç duymadan daha konforlu bir iç ortam yaratılmasına katkıda bulunur.
- Termal kütlenin kullanımı: Beton veya duvar gibi yüksek termal kütleye sahip malzemeler kullanılarak binaların gündüzleri ısıyı emebilir, depolayabilir ve geceleri yavaşça serbest bırakabilir olarak tasarlanmasıdır (Kılıç Demircan & Gültekin, 2017). Bu yöntem, iç ortam hava sıcaklığının düzenlenmesine ve ısıtma veya soğutma ihtiyacının azaltılmasına yardımcı olur.

- Yeşil sistemlerin kurulumu: Binaların çatı ve/veya duvarlarının yeşil sistemler olarak tasarımını ifade eder (Kılıç Demircan & Gültekin, 2017). Bu yöntemler, ısıyı emerek ve buharlaşma-terleme yoluyla doğal soğutma sağlayarak iç ortam hava sıcaklığının düzenlenmesine yardımcı olur.



Şekil 2.4. Pasif yöntemlerin uygulanması.

Yukarıda bahsedilen pasif yöntemler, termal konforu sağlamada kritik bir role sahiptir. Bu yöntemler, iç ortam hava sıcaklığının dalgalanmalarının azaltılması, hava akım hızının minimize edilmesi ve hava kalitesinin iyileştirilmesi ile daha konforlu iç ortamlar oluşturmaya katkıda bulunmaktadır. Bu yöntemler, binalarda enerji verimliliğini sağlamaya yönelik olarak güneş ışığı ve hava akışı gibi doğal kaynakları etkin bir şekilde kullanarak mekanik ısıtma, soğutma ve havalandırma sistemlerine olan bağımlılığı azaltmaktadır. Böylece, enerji tüketimi ve buna bağlı sera gazı emisyonlarında da azalma sağlamaktadır. Ayrıca, bu yöntemler güneş enerjisini emme

yeteneđi ve hareketli para gerektirmemesi gibi zellikleri ile de evre dostu ve maliyet etkin zmler sunmaktadır.

Termal konforu sađlamak iin kullanılan aktif sistemler, mekanik veya elektrikli sistemlerden oluřmaktadır. Bu sistemler, genellikle daha hassas kontrol ve hızlı tepki sađlamakta ancak enerji tketimini artıracılabilmektedir. Sıklıkla kullanılan aktif sistemler řunlardır (Tavřan, 2021):

- HVAC sistemleri: Bu sistemler, i ortamlarda hava sıcaklıđı ve bađıl nem dzeylerini aktif olarak kontrol ederek ideal termal konfor seviyelerini sađlamayı amalamaktadır.
- Hava temizleme ve nemlendirme sistemleri: Bu sistemler, HVAC sistemlerine entegre olabildiđi gibi ayrı sistemler de olabilmekte ve i ortam hava kalitesini sađlamaya ynelik olarak alerjen ve kirleticilerin azaltılması ve ideal bađıl nem dzeylerinin korunmasını amalamaktadır.
- Otomasyon ve akıllı kontrol sistemleri: Bu sistemler genellikle akıllı termostatlar ve bina ynetim sistemleri ile termal konfor ve enerji tketimeinin optimize edilmesi iin i ortam hava sıcaklıđı ve hava kalitesi ayarlarının otomatik olarak dzenlenmesini amalamaktadır.

Bir binada termal konforun en etkili řekilde sađlanabilmesinin yolu yukarıda anlatılan pasif yntemlerin ve aktif sistemlerin birlikte kullanılmasıdır. Pasif yntemler, enerji tketimeini azaltarak evresel etkiyi minimize ederken, aktif sistemler kullanıcı ihtiyalarına gre hızlı ve hassas kontrol sađlamaktadır. Binaların tasarımında her iki yntemin entegrasyonu, srdrlebilir, sađlıklı ve konforlu yařam alanları yaratılmasına olanak tanır. Bu nedenle, mimarlar ve mhendisler, her iki yntemi de dikkate alarak bina tasarımlarını optimize etmelidir. Ancak, pasif yntemler her zaman uygulanamamaktadır. zellikle yođun kentleřme yařanan blgelerde sıkıřık yapılařma ve yksek binalar, dođal havalandırma, gneř ıřıđının etkin kullanımı ve diđer pasif stratejilerin uygulanmasını zorlařtırmaktadır. Ayrıca, arsa maliyetlerinin yksek olması ve inřaat srelerinde maliyeti dřrme eđilimi, inřaat sahipleri ve bina tasarımcıları tarafından bu tr evre dostu zelliklerin gz ardı edilmesine neden olabilmektedir. Bu nedenlerle, binalarda termal konforun sađlanması genellikle aktif sistemler aracılıđıyla gerekleřtirilmektedir. zellikle HVAC sistemleri, dıř hava kořullarından bađımsız olarak i ortamın termal konforunun sađlanmasına ynelik olarak yaygın olarak kullanılmaktadır.

3. HVAC SİSTEMLERİ

3.1 HVAC Sistem İşlevleri ve Bileşenleri

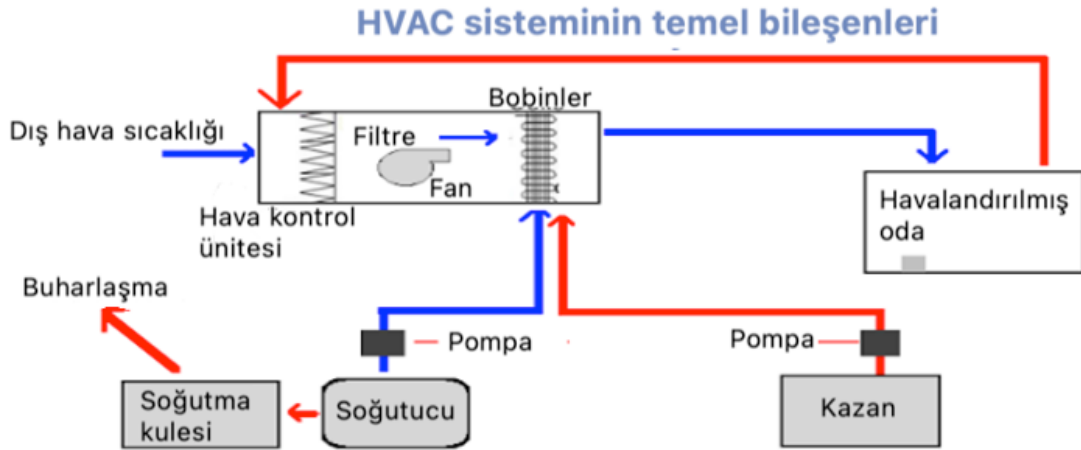
HVAC sistemleri, bina içindeki havayı temizleyip kontrol ederek iç ortam hava kalitesini artıran ve bina kullanıcılarına termal konfor sağlayan temel mekanik yapılardır (Seyam, 2018). HVAC sistemleri, dış hava koşullarını bina içinde istenen koşullara göre ayarlayarak kullanıcıların termal konforunu sağlar (ASHRAE Handbook. HVAC Systems and Equipment, 1996). Dış hava, koşullara bağlı olarak binaların içine alınır, ardından ısıtılarak veya soğutularak iç ortamlara dağıtılır. Sonrasında ise dışarı atılabilir ya da sistem içinde yeniden kullanılabilir.

HVAC sistemleri endüstriyel, ticari, kurumsal ve konut gibi farklı bina tiplerinde kullanılmaktadır. Bir binadaki HVAC sisteminin seçimi, bölgenin iklimi, binanın yaşı, bina sahibinin ve proje tasarımcısının tercihleri, bütçe ve mimari tasarım gibi faktörlere bağlıdır (ASHRAE Handbook. HVAC Systems and Equipment, 1996).

HVAC sistemlerinin temel işlevleri ısıtma, soğutma ve havalandırma iken bunlara ek olarak, nemlendirme ve nem alma gibi işlevleri de olabilir (Karadoğulları, 2013). Isıtma işlemi, kombi, yoğunmalı kazan, fancoil, yerden ısıtma vb. sistemlerle sağlanır (Karadoğulları, 2013). Isıtma sistemleri, kullanılan enerji kaynağı (kömür, elektrik, doğal gaz vb.) ve enerjiyi ileten elemanlar gibi kriterlere göre sınıflandırılabilir (Karadoğulları, 2013). Soğutma işlemi, sıcak havalarda iç ortamları serin tutmayı amaçlamaktadır. Bu, klima üniteleri, soğutucular veya soğutma kuleleri aracılığıyla yapılır. Soğutma sistemlerinde, merkezi kanallı tip soğutma ünitelerinin kontrolü, diğer split klimalara göre daha kontrollü ve verimli olmaktadır. Soğutma sistemleri ısıtma sistemlerine göre daha kapasiteli bir mahal koşullandırma özelliğine sahiptir. Havalandırma işlemi, iç ortamdaki hava kalitesini iyileştirmek için taze hava sağlamaktadır. Havalandırma sistemleri, dış ortamdan taze hava alarak iç ortamdaki kirli havayı dışarı atar. Bu sayede, pencere ve kapı açılarak yapılacak doğal havalandırma ile karşılaştırıldığında ortam ısı dengesi bozulmaz, içeride oluşan pozitif basınç nedeniyle dışarıdan tozun girişi engellenmiş olur (Karadoğulları, 2013). Nemlendirme ve nem alma işleminde, iç ortam bağıl nem seviyesi kontrol edilmektedir. Nemlendirme, kuru havayı nemlendirir, nem alma ise yüksek nem seviyelerini düşürmektedir.

Bir HVAC sisteminin temel bileşenleri veya ekipmanları aşağıda listelenmiş ve Şekil 3.1’de gösterilmektedir (Sugarman, 2005):

- Karışık hava odası ve dış hava kontrolü
- Hava filtresi
- Besleme fanı
- Egzoz veya boşaltma fanları ve hava çıkışı
- Dış hava girişi
- Havalandırma kanalları
- Terminal cihazları
- Dönüş hava sistemi
- Isıtma ve soğutma serpantinleri
- Kendi kendine yeten ısıtma veya soğutma ünitesi
- Soğutma kulesi
- Kazan
- Kontrol sistemi
- Su soğutucu
- Nemlendirme ve nem alma ekipmanı



Şekil 3.1. HVAC sisteminin temel bileşenleri (Srikanth et al., 2021).

Yukarıdaki bileşenlere ek olarak, bazı HVAC sistemlerinde ekonomizör adı verilen yardımcı bileşen mevcuttur. Ekonomizör, enerji verimliliğini artırmak ve maliyetleri düşürmek için dış hava koşullarını kullanarak soğutma ihtiyacını azaltan bir cihazdır. Bu cihazlar enerji tüketimini önemli ölçüde azaltabildikleri için genellikle HVAC sistemlerinin büyük enerji tüketicisi olduğu ticari binalarda, ofislerde, veri merkezlerinde ve büyük ölçekli endüstriyel tesislerde kullanılmaktadır (Pérez-Lombard et al., 2011).

HVAC sistemleri, dağıtım yöntemlerine göre dört farklı şekilde sınıflandırılabilir (ASHRAE Handbook, Heating, Ventilating, and Air-Conditioning: Systems and Equipment, 2000):

- Kanal sistemleri: Hava kanalları aracılığıyla hava dağıtımını sağlayan sistemlerdir. Merkezi bir birimden, ısıtılmış veya soğutulmuş hava, çeşitli odalara kanal yoluyla dağıtılır.
- Kanal olmayan sistemler: Bu sistemler, kanal kullanılmadan doğrudan iç üniteler aracılığıyla hava sağlar. Bu sistemlere, mini-split klimalar örnek olarak verilebilir.
- Zonlama sistemleri: Zonlama, HVAC sisteminin farklı alanlarda bağımsız kontrol sağlamasına olanak tanır. Her bir zon, farklı sıcaklık ve ayarlarla yönetilebilir.
- Değişken hava hacmi (Variable Air Volume - VAV) sistemleri: Bu sistemler, hava hacmini kontrol ederek farklı bölgelere değişken hava miktarları sağlar. VAV sistemleri, enerji verimli bir yaklaşım sunar.

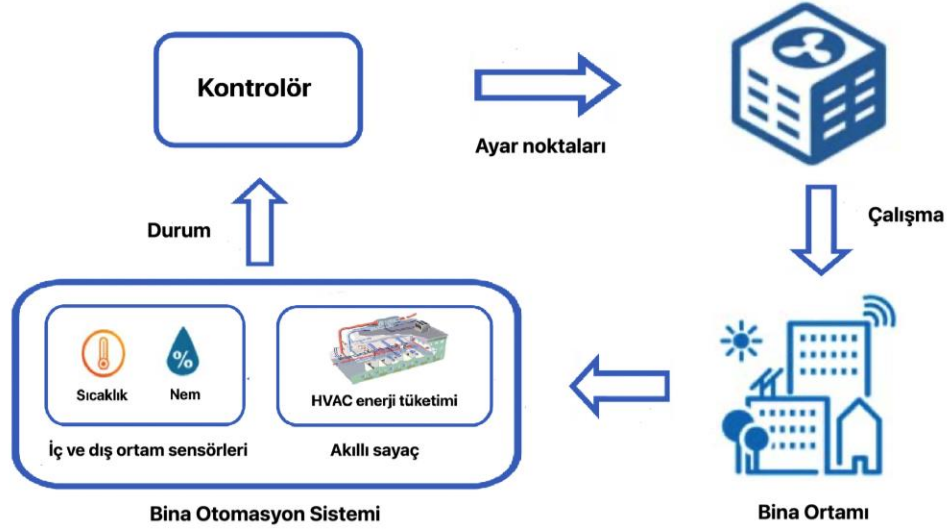
HVAC sistemlerini temel yapılarına ve operasyonel dağıtım stratejilerine göre "merkezi" ve "merkezi olmayan" şeklinde sınıflandırılmaktadır. Bu sınıflandırma, HVAC sisteminin ana ekipmanlarının konumu veya havanın ısıtma-soğutma kaynağından nasıl dağıtıldığıyla ilgilidir. Merkezi HVAC sistemleri genellikle büyük binalar, ofis kompleksleri veya ticari yapılar için uygundur. Bu sistemlerde ısıtma, soğutma veya havalandırma ekipmanları genellikle tek bir merkezi konumda bulunur ve havayı, suyu veya soğutucu akışkanı büyük kanal veya boru sistemi aracılığıyla binaların çeşitli bölümlerine dağıtır. Ekipmanlar genellikle büyüktür ve merkezi bir odada veya çatı katında bulunur. Merkezi olmayan HVAC sistemlerinin kullanımı, konut veya küçük ticari uygulamalarda yaygındır. Mini-split klimalar ve pencere klimaları bunlara örnek olarak verilebilir. Bu sistemler, her odanın veya alanın kendi bağımsız ısıtma veya soğutma birimine sahip olduğu sistemlerdir. Bu tür sistemlerde, ısıtma ve soğutma birimleri genellikle doğrudan kullanıcının kontrolindedir. Merkezi ve merkezi olmayan HVAC sistemlerinin avantaj ve dezavantajları Çizelge 3.1'de gösterilmektedir.

Çizelge 3.1. Merkezi ve merkezi olmayan HVAC sistemlerinin avantaj ve dezavantajları.

	Avantaj	Dezavantaj
Merkezi sistemler		
	İyi kontrol ve merkezi izleme sağlar	Kurulum ve altyapı maliyetleri yüksek olabilir
	Tek bir konumda bakım ve onarım kolaylığı sunar	Bölgesel kontrol sınırlı olabilir; tüm bina aynı sıcaklık veya hava kalitesine sahip olabilir
	Enerji verimliliği için daha iyi optimizasyon sağlar	
Merkezi olmayan sistemler		
	Bölgesel kontrol sağlar; her oda kendi sıcaklık ayarlarına sahip olabilir	Her birim için ayrı bakım ve onarım gereklidir
	Daha düşük kurulum maliyeti, çünkü büyük kanal sistemlerine ihtiyaç yoktur	Merkezi bir kontrol ve izleme sistemi eksik olabilir
	Enerji tüketimi, ihtiyaç duyulan alanlar için optimize edilebilir	Uzun vadede enerji verimliliği daha düşük olabilir

3.2 HVAC Sistemi Kontrol Yöntemleri

Son yıllarda, HVAC sistemlerinin enerji verimli hale getirilmesi ve akıllı bina sistemleri ile entegre edilmesi için farklı kontrol yöntemleri ile sistem stratejilerinin geliştirilmesi hız kazanmıştır. Bir HVAC kontrol sisteminin genel tasarımı Şekil 3.2'de gösterilmektedir (Li et al., 2017; Lifson & Taras, 2010).



Şekil 3.2. HVAC kontrol sistemi tasarım şeması.

HVAC kontrol sisteminde sensörler, sıcaklık, bağıl nem vb. dış hava ve bina iç ortam koşullarını periyodik olarak ölçer (Pan et al., 2015). Sensörler, Nesnelerin İnterneti (Internet of Things - IoT) ağları aracılığıyla kontrolöre bağlanır ve HVAC sistemi, kontrol kararlarını vermek için toplanan bilgileri kontrolöre gönderir. Kontrolör, sensörlerden elde ettiği bina termal durum bilgileri ve HVAC sistemi enerji tüketim bilgilerine dayanarak belirlenen kontrol stratejisine göre HVAC sistemi ayar noktalarını periyodik olarak güncelleyerek kontrol eylemlerini gerçekleştirir (Pan et al., 2015). Kontrolör tarafından güncellenen ayar noktalarına göre çalışan HVAC sistemi, her bölgenin iç ortam hava sıcaklığını kontrol edilebilir. HVAC sistemlerinde kontrol stratejilerinin belirlenmesi için kullanılan yöntemler aşağıdaki bölümlerde ayrıntılı olarak açıklanmaktadır.

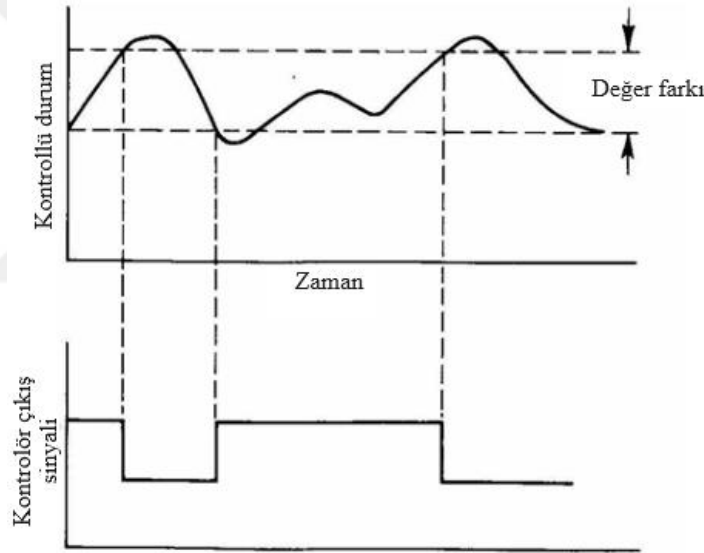
3.2.1 Geleneksel HVAC kontrol yöntemleri

Geleneksel kontrol yöntemleri, HVAC sistemlerinde verimli ve doğru işleyişi sağlamak için önemli bir rol oynamaktadır (Hameed et al., 2020). Geleneksel kontrol yöntemlerinde açık/kapalı ve Oransal, İntegral, Türevsel (Proportional, Integral, Derivative - PID) kontrol en yaygın olarak kullanılan yöntemler olarak öne çıkmaktadır (Afram & Janabi-shari, 2014). Geleneksel kontrol yöntemleri birçok HVAC sistem bileşeninin ve fonksiyonunun kontrolünde kullanılmaktadır. Bunlara, iç ortam hava sıcaklığı (Bai et al., 2008; Bai & Zhang, 2007; Jun & Kanyu, 2011; Kulkarni & Hong, 2004; Tahersima et al., 2010), değişken hava hacmi ünitesi sıcaklığı (Lim et al., 2009), besleme havası sıcaklığı (M. Xu et al., 2005), damper açıklık oranı (Jette et al., 1998; Soyguder & Alli, 2009), evaporatör besleme ısısı (Lim et al., 2009),

besleme hava basıncı (Jette et al, 1998; Pal & Mudi, 2008), ve ısıtıcı kontrolleri (Jette et al, 1998) örnek verilebilir. Bu yöntemler, uygun maliyetleri, ayarlama ve işletme kolaylıkları nedeniyle tercih edilmektedir (Hameed et al., 2020).

3.2.1.1 Açık/kapalı kontrol

Açık/kapalı kontrol yöntemi, HVAC sistemlerinde sıkça kullanılan temel bir kontrol yöntemidir. Bu yöntemde, sistem tamamen “açık” veya tamamen “kapalı” olmak üzere sadece iki durumda olabilir. Kontrolör; sıcaklık termostatını, basınç ayarını ve/veya nem ölçeri sadece bu iki durumdan birine getirilebilir. Bu kontrol yöntemi, işlemi belirlenen sınırlar içinde tutmak için üst ve alt eşikler kullanır (Afram & Janabi-shari, 2014). Tipik bir açık/kapalı kontrolörünün eylemi Şekil 3.3’deki grafikte gösterilmektedir.



Şekil 3.3. Açık/kapalı kontrollörünün eylemi (Mirinejad et al., 2008).

Bu yöntem, basitliği ve düşük maliyeti nedeniyle tercih edilse de zaman gecikmeli hareket işlemlerini düzgün bir şekilde kontrol ederken zorlanır. Birçok HVAC işlevi, açık/kapalı kontrol modu kullanılarak kontrol edildiğinde yüksek termal atalet/eylemsizlikten dolayı ayar noktalarından büyük sapmalar gösterebilir (Han et al., 2018). İkili boyutu, çoklu değerli değişkenler üzerinde karar verme yeteneğini kısıtlar. Ayrıca, kontrolün sıklıkla değişmesi durumunda iyi kontrol, uzun ısınma süreleri ve artan maliyet arasında bir denge sağlanması gerekir (Han et al., 2018). Sonuç olarak, bu yöntem güvenilirlik ve doğruluk açısından yeterince etkili değildir. Bu nedenle, hassas kontrolün gerekli olduğu durumlarda, daha gelişmiş kontrol

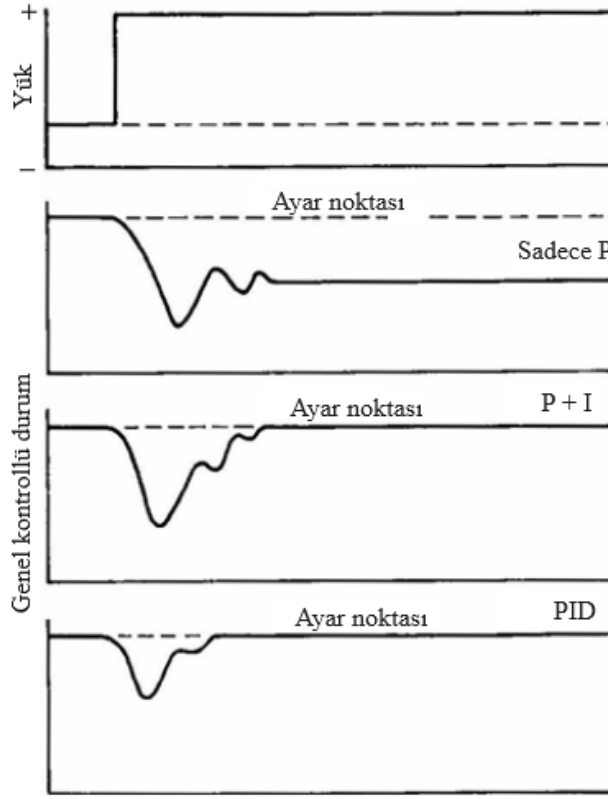
yöntemleri tercih edilmelidir. Açık/kapalı kontrol yönteminin avantajları ve dezavantajları Çizelge 3.2’de özetlenmektedir (Behrooz et al., 2018).

Çizelge 3.2. Açık/kapalı kontrol yönteminin avantajları ve dezavantajları.

Kontrol Yöntemi	Avantaj	Dezavantaj
Açık/Kapalı kontrol	Uygulanması en kolay ve sezgisel yöntem	Hareketli süreci zaman gecikmeleriyle kontrol edememe
	Temel bir yöntem ve çok basit	Yeterince doğru değil
	Düşük başlangıç maliyeti	Yeterli kaliteye sahip değil
	Düz yapı	Açma/kapama kontrolörünün ürettiği dalgalanmayı azaltmak için parametre ayarı zor olan PID kontrolörler gerektirme
	Hızlı cevap	Yalnızca ikili girişleri kabul etme
	Geri bildirim kontrolörü	Ayar noktası takibinin doğru şekilde yapılamaması nedeniyle verimsiz
		Uzun vadede kullanışlı ve etkili olmama

3.2.1.2 Oransal, integral ve türevsel kontrol

PID kontrol yönteminde kontrolör; sistemin yükselme zamanını azaltma etkisi olan oransal P kontrolörü, sabit durum hatasını sıfıra indirme etkisi olan integral I kontrolörü ve istikrarı arttıran türevsel D kontrolörünün birleşimidir (Han et al., 2018; Merabti et al., 2016). Kontrolörün temelinde, cihaz hatalarının birikimi ve türev teriminin işlemdeki değişim hızını dikkate alarak gelecekteki dengeleyiciyi göstermesi bulunur (Behrooz et al., 2018; Hameed et al., 2020). Bu kontrolörünün eylemi Şekil 3.4’deki grafikte gösterilmektedir. PID kontrol yöntemleri modelden bağımsız ve model tabanlı kontrol sistemlerinde kullanılabilmektedir (Wang et al., 2008; Wemhoff, 2010).



Şekil 3.4. PID kontrollörünün eylemi (Mirinejad et al., 2008).

PID kontrol yöntemi, basitliği, farklı işletme koşullarındaki verimliliği ve uygulamasının kolaylığı nedeniyle HVAC sistemlerinde en yaygın kullanılan kontrol yöntemleri arasındadır (Almabrok et al., 2018; Sai et al., 2022). Öte yandan, PID kontrol yöntemlerinde, optimal PID parametrelerini belirlemek için deneme yanılma sürecinin olması dezavantajdır. Ayrıca, değişen işletme koşulları nedeniyle kontrol değişkenlerini ayar noktası değerlerine yakın tutmak zordur (Dawood et al., 2021). Bu nedenle, PID kontrolörlerinin otomatik ayarlanması, zaman alabilir ve bazı durumlarda normal işleme müdahaleci olabilir (Afram & Janabi-shari, 2014). Örneğin, sıcaklık kontrolünde, sistemdeki aşırı atlamalar yavaşça düzeltilebilir (Behrooz et al., 2018). Bunun yanında, PID kontrollörünün aşırı sönümlmeli hale getirilmesi, sistemin performansının azalmasına ve yerleşme süresinin artmasına neden olabilir. Sonuç olarak, PID kontrol yöntemi, işletim dinamiklerinin doğru kontrolü için hatayı kullanır ve modüle eder. PID kontrollörü umut verici sonuçlar üretmekle birlikte kontrol parametrelerinin ayarlanması zor olabilir ve farklı işletme koşulları altında performansı değişebilir. PID kontrol yönteminin avantajları ve dezavantajları Çizelge 3.3’de özetlenmektedir (Behrooz et al., 2018).

Çizelge 3.3. PID kontrol yönteminin avantajları ve dezavantajları.

Kontrol Yöntemi	Avantaj	Dezavantaj
PID kontrol	Endüstride en sık uygulanan kontrolör	Aktüatöre ani kuvvet uygulayan ve aktüatörlerin uzun sürede yıpranmasına neden olan aşım üretme
	HVAC alanında baskın bir araştırma ve uygulama alanı	Sistemin matematiksel modeline dahil olma
	Geri bildirim kontrolörü	Doğrusal olmayan ve karmaşık sistemler veya belirsiz bilgi sistemleri için uygun olmama
	Sistemdeki ani yük değişimleriyle türev terim mücadelesi	Uzun test süresi
		Sınırlı performans
		Kontrolör parametrelerinin ayarlanmasının zorluğu
		PID kontrolörleri için yetersiz kazanç seçiminin tüm sistemin uyumsuzluğuna neden olabilmesi

Geleneksel HVAC kontrol yöntemleri, temel HVAC işlemleri için etkili olsa da enerji verimliliği ve termal konfor optimizasyonları açısından bazı kısıtlara sahiptir. Bu nedenle, HVAC kontrol yöntemlerindeki son gelişmeler, dış hava koşulları ve kullanıcı davranışı gibi faktörlerin tahmin edilmesi aracılığıyla HVAC sisteminin işletimini optimize eden sabit ve esnek gibi farklı kontrol yöntemlerine odaklanmaktadır.

3.2.2 Sabit HVAC kontrol yöntemleri

Sabit HVAC kontrol yöntemleri, katı veya sert kontrol yöntemleri olarak da bilinmektedir. Bu yöntemler, tipik olarak kazanç programlama, optimal, doğrusal olmayan, uyarlanabilir, sağlam ve model öngörülü kontrol yöntemlerini içermektedir (Afram & Janabi-shari, 2014; Behrooz et al., 2018; Hameed et al., 2020; Han et al., 2018; Naidu & Rieger, 2011a).

3.2.2.1 Doğrusal olmayan kontrol

Doğrusal olmayan kontrol yöntemleri, HVAC sistemlerinin karmaşık ve zamanla değişen dinamikleri etkili bir şekilde ele almak için geliştirilmiştir (Behrooz et al., 2018; Naidu & Rieger, 2011a). Bu yöntemler, hava işleme üniteleri ve VAV gibi sistem bileşenlerine ait uygulamalarda, enerji tüketimini azaltma ve iç ortam hava koşullarını düzenleme amacı taşır (Moradi et al., 2011; Thosar et al., 2008). Doğrusal olmayan kontrolün temel yaklaşımları arasında geri beslemeli doğrusallaştırma yer alır (Moradi et al., 2011; Thosar et al., 2008). Bu yöntemler, ölçülebilir ve ölçülemeyen dış etkenlere karşı sistemlerin sıcaklık ve nem dengesini düzenleyerek enerji optimizasyonu sağlar. Özellikle VAV gibi sistem bileşenlerinde, sıcaklık ve nem dinamiklerini anlamak için ikili modellerden yararlanılır (He & Asada, 2003; Semsar et al., 2005; Thosar et al., 2008). Bu sayede, ısı ve nem yükü gibi değişkenlere uyum sağlayabilen bir kontrol sağlanırken, sistemin kararlı bir duruma ulaşması hedeflenir. Ancak, bu tekniklerin uygulanabilirliği bazı zorluklar içerir. Doğrusal olmayan kontrolörlerin tasarımı, uyarlanabilir kontrol teknikleri, Lyapunov'un istikrar teorisi ve geri beslemeli doğrusallaştırma gibi çeşitli yöntemler kullanılarak yapılır (Afram & Janabi-shari, 2014). Bu yöntemler HVAC sistemlerinde başarılı uygulamaları olsa da istikrarlı durumların tanımlanması ve kontrolör tasarımı için karmaşık matematiksel analizler gerektirir (Afram & Janabi-shari, 2014). Bu, modeli doğrusallaştırmak ve gerekli parametreleri bulmak için kullanılan tekniklerin yanı sıra, modele diğer kontrol yöntemlerini uygulamak anlamına gelir (Behrooz et al., 2018). Bununla birlikte, doğrusal olmayan kontrolörlerin HVAC sistemleriyle entegrasyonu, süreci daha karmaşık hale getirebilir (Behrooz et al., 2018). Doğrusal olmayan kontrol yönteminin avantaj ve dezavantajları Çizelge 3.4'de özetlenmektedir (Behrooz et al., 2018).

Çizelge 3.4. Doğrusal olmayan kontrol yönteminin avantajları ve dezavantajları.

Kontrol Yöntemi	Avantaj	Dezavantaj
Doğrusal olmayan kontrol	sistemin doğrusal olmayan modeli ve yavaş yavaş zamanla değişen veya belirsiz parametreleriyle ilgilenmek için tamamen farklı bir yaklaşım sunma	Lyapunov fonksiyonlarını bulmanın zorluğu
		Doğrusal olmayan kontrolörün HVAC ile entegrasyonundaki karmaşıklık
		Parametre değişimine duyarlılık
		Durum geri beslemesinde sınırlı çalışma aralığı

		Sistem istikrarının kanıtının zorluğu
		Tüm durum değişkenlerini veya ek ölçümleri ölçme ihtiyacı
		Yalnızca kararlı süreçlerde uygulanabilirlik
		Tüm durum değişkenleri ölçülemiyorsa doğrusal olmayan kontrolör gerekliliği

Sonuç olarak, HVAC sistemlerinde uygulanan doğrusal olmayan kontrol yöntemleri, hızlı ve etkin tepkiler sunarken, bu yöntemlerin tasarım ve uygulama süreçleri, sistemleri tam olarak anlamayı ve kontrol etmeyi amaçlayan mühendisler için önemli zorluklar barındırır.

3.2.2.2 Kazanç programlama kontrol

Kazanç programlama ya da kazanç çizelgeleme olarak bilinen bu kontrol yöntemi, HVAC sistemlerinde doğrusal olmayan dinamiklerin değişimine göre kontrol parametrelerinin otomatik olarak ayarlanmasına imkan tanımaktadır. Bu nedenle, kazanç programlama kontrolü bazı kaynaklarda doğrusal olmayan kontrolün belirli bir türü olarak da kabul edilmektedir (Behrooz et al., 2018; Han et al., 2018). HVAC sistemlerinin etkinliğini ve enerji verimliliğini artırmak amacıyla geliştirilen bu yöntem, çeşitli işletme noktalarında optimum performans sağlayabilmek için farklı kontrol cihazlarının tasarlanmasını ve bu cihazlar arasında uyumlu bir geçiş yapılmasını temel alır (Bianchi et al., 2005; Moradi et al., 2011). Bunun için her işletme noktası için özel olarak ayarlanmış doğrusal kontrol cihazları kullanılır ve global bir kontrol sağlamak için bu cihazlar arasında bir interpolasyon stratejisi uygulanır. Bu yaklaşım, özellikle rüzgâr enerjisi dönüşüm sistemleri gibi karmaşık enerji sistemlerinde (Bianchi et al., 2005) ve iç ortam hava sıcaklığı ile bağıl nem oranının hassas kontrolünü gerektiren uygulamalarda (Moradi et al., 2011) tercih edilmektedir. Rasmussen ve Alleyne'nin (2010) çalışmalarında gösterildiği gibi, bu yöntem, örneğin bir klima sisteminde buharlaştırıcı ısıyı düzenleyerek değişen soğutma kapasitesi taleplerini karşılamak ve kapalı devre istikrarını garantilemek için kullanılmıştır. Bu, sistem istikrarını artırırken aynı zamanda HVAC sisteminin enerji kullanımını azaltabilir ve bu durum soğuk su ve hava akış oranlarının daha az değişkenliği ile takip hedeflerine ulaşılmasına olanak tanır (Behrooz et al., 2018). Ancak, kazanç programlama kontrol yöntemi, bazı zorlukları da beraberinde getirmektedir.

Öncelikle, kontrol edilen her zon için doğrusal kontrol cihazları tasarlanmalı ve zonlar arası geçiş mantığı belirlenmelidir (Afram & Janabi-shari, 2014). Kontrol yönteminin bir diğer dezavantajı ise, programlanmış değişkenler ve parametre değerleri arasındaki ilişkinin bulunması ve bu değişkenlerin yavaş değişimi nedeniyle sistemin doğrusal olmayan davranışlarına sebep olmasıdır (Behrooz et al., 2018). Bir diğer dezavantaj ise işletimde istikrarın sağlanmasının zorluğudur (Behrooz et al., 2018). Kazanç programlama kontrol yönteminin avantaj ve dezavantajları Çizelge 3.5’de özetlenmektedir (Behrooz et al., 2018).

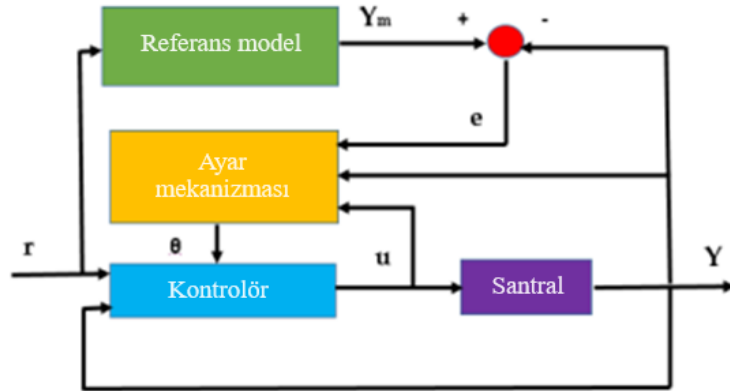
Çizelge 3.5. Kazanç programlama kontrol yönteminin avantajları ve dezavantajları.

Kontrol Yöntemi	Avantaj	Dezavantaj
Kazanç programlama kontrol	Doğrusal tekniklerin uygunluğu	Zamanlanmış değişken ile parametre değerleri arasındaki bağımlılığı bulmak için mühendislik çalışması gerekliliği
	Belirli zamanlayıcı değişkenleri için ileri besleme kontrolü olarak anlaşılabilme	Yavaş çalışma noktası değişimleri ve buna bağlı olarak kontrollü sistemi doğrusal olmayan davranışa yönlendirme
	Düzenli olarak küçük ve farklı kontrol parametresi değerleri setinin yeterliliği	Sistem istikrarının kanıtlanmasının zorluğu

Kazanç programlama kontrol yöntemi, kontrol cihazı kazançlarını sürecin durumuna göre değiştiren kendi kendine ayarlanan kontrol cihazlarının kullanılması gibi yenilikçi çözümlerle desteklenebilir (Afram & Janabi-shari, 2014). Bu sayede, örneğin bir HVAC sisteminde ısı talebine göre ayarlanan kontrol cihazları, sistem performansını optimize ederek enerji tüketimini azaltabilmektedir (Pal & Mudi, 2008; Tahersima et al., 2010). Genel olarak kazanç programlama yöntemi, karmaşık sistemlerdeki dinamik koşullara uyum sağlama ve sistem performansını iyileştirme potansiyeli taşıırken, uygulamanın zorluklarına karşı dikkatli bir mühendislik yaklaşımını gerektirir.

3.2.2.3 Uyarlanabilir kontrol

Uyarlanabilir kontrol literatürdeki bazı kaynaklarda (Afram & Janabi-shari, 2014; Hameed et al., 2020) ayrı bir sabit kontrol yöntemi olarak kabul edilirken bazı kaynaklarda (Behrooz et al., 2018; Han et al., 2018) doğrusal olmayan kontrolün belirli bir türü olarak kabul edilmektedir. Bu kontrol yöntemleri, HVAC sistemlerinin doğrusal olmayan karakteri ve değişken işleyişine cevap verebilmek için geliştirilmiş dinamik kontrol yöntemleridir (Naidu & Rieger, 2011a). Uyarlanabilir kontrol sabit bir kontrol yasasına ihtiyaç duymaz ve değişken koşullara uyum sağlayabilir (Han et al., 2018). Bu yöntemler, sürecin dinamiğindeki ve bozulmaların karakterindeki değişikliklere, kontrolörün davranışını uyarlayabilme yeteneği ile karşılık verir, istenen kontrol sistem performans ayar noktalarına ulaşmayı ve bu performansını sürdürebilmeyi mümkün kılar (Åström & Wittenmark, 2008; Behrooz et al., 2018). Bunun için sistemdeki sinyal değişiklikleri ve parametre değişikliklerini dikkate alarak kontrol için belirli bir performans endeksi ölçebilir ve bu performansı adaptasyon mekanizmaları ile ayarlayarak sürdürebilir. Bu yöntemlerde çift katmanlı bir geri bildirimle yanıt vererek kontrol sürecini daha uyarlanabilir hale getirmek mümkün olmaktadır (Behrooz et al., 2018). Şekil 3.5 uyarlanabilir kontrol yönteminin şemasını göstermektedir.



Şekil 3.5. Uyarlanabilir kontrol yöntemi şeması (Behrooz et al., 2018).

Farris ve McDonald'ın 1980'lerdeki çalışmalarıyla başlayan uyarlanabilir kontrol uygulamaları, solar ısıtılmalı binalar ve tek zonda iç ortam hava sıcaklığını yönetme gibi özel alanlarda kendini göstermiştir (Farris & McDonald, 1980). Åström ve Wittenmark'ın geliştirdiği uyarlanabilir kontrol yöntemleri, sistemde meydana gelen bozulmalar karşısında bile optimal sıcaklık referanslarını takip etmek için tahliye edilen havanın sıcaklık modellerine uygulanmıştır (Åström & Wittenmark, 2008). Uyarlanabilir kontrol yöntemleri, aynı zamanda fan-coil ısıtma sistemleri gibi

daha karmaşık yapıları olan ve çeşitli girdi, çıktı ve dinamik değişiklikleri yönetebilen sistemlerde de kullanılmaktadır (Singh et al., 2000). Model-takip ya da model-referans uyarlanabilir kontrol gibi sonradan geliştirilen yöntemler de VAV sistemlerine uygulandığında etkileyici sonuçlar sergilemiş; simülasyonlar, gerçek iç ortam hava sıcaklığının referans değerlerle uyumlu olduğunu göstermiştir (Naidu & Rieger, 2011a). Ancak, mevcut durumda uyarlanabilir kontrol yöntemlerinin özellikle büyük ve karmaşık HVAC sistemlerinde uygulanması yüksek riskler içerebilir (S. Wang & Ma, 2008). Bu yöntemlerin pratikteki uygulanabilirliklerini doğrulamak için daha fazla çalışmaya ihtiyaç bulunmakta olup kullanıldığında özel dikkat gösterilmelidir (S. Wang & Ma, 2008). Uyarlanabilir kontrol yönteminin avantaj ve dezavantajları Çizelge 3.6'da özetlenmektedir (Behrooz et al., 2018).

Çizelge 3.6. Uyarlanabilir kontrol yönteminin avantajları ve dezavantajları.

Kontrol Yöntemi	Avantaj	Dezavantaj
Uyarlanabilir kontrol	Doğrusal olmayan model ve zamanla yavaş değişen veya belirsiz parametrelere sahip sistemler için tamamen farklı bir yaklaşım sunma	Sistemin uygun modeline ihtiyaç duyma
	Artan enerji tasarrufu	Uygulama için gerekli tasarımın çok büyük olması
	İyi sistem istikrarı	
	Proses dinamiklerindeki değişikliklere yanıt olarak parametrelerin hızlı bir şekilde değiştirilebilmesi	
	Hızlı tepki verme	
	Kolay uygulama	

3.2.2.4 Optimal kontrol

Optimal kontrol yöntemleri, enerji tüketimini azaltmanın yanında termal konforu da maksimize etmeyi hedefleyen, matematiksel temellere dayanan karmaşık stratejilere dayanmaktadır (Afram & Janabi-shari, 2014; Behrooz et al., 2018; Hameed et al., 2020; Wang & Ma, 2008). Bu nedenle matematik ve mühendislik disiplinlerinde sürekli gelişen bir altyapıya sahiptir (Jerry et al., 2015). Optimal kontrol yöntemlerinin

tasarımı; aktif ve pasif termal depolama (Greensfelder et al., 2011; Henze et al., 2004) ve VAV sistemlerinin incelikli ayarlarına (Mossolly et al., 2009) kadar çeşitlilik göstermekte olup binalarda ısıtma-soğutma kontrolü (Sun & Reddy, 2005; Yan et al., 2008) ve HVAC sistemi enerji optimizasyonuna (Dong, 2010; Nishiguchi et al., 2010) imkan sağlamaktadır. Bu kontrol yöntemleri, özellikle bina otomasyon sistemleri ile entegrasyon ve geniş çevrimiçi veri toplama kapasiteleri sayesinde ön plana çıkmaktadır (Wang & Ma, 2008). Buna karşın, optimal kontrol yöntemlerinin geliştirilmesi ve test edilmesi için genellikle uzun dönemli ve detaylı alan çalışmalarına ihtiyaç duyulması, zaman ve finansman yatırımlarını artırabilmektedir (Wang & Ma, 2008). Başka bir ifadeyle, bu yöntemlerin gerçek dünya uygulamalarına entegrasyonu zaman ve maliyet açısından zorluklar içermekte olup özellikle küçük ölçekli veya kısıtlı kaynaklara sahip işletmeler için bir engel teşkil edebilmektedir. Bu nedenle, mevcut çalışmalar, genellikle simülasyonlar veya küçük ölçekli uygulamalar ile sınırlı kalmaktadır (Burns & Cliff, 2013; Dong, 2010; Yahiaoui et al., 2006; Yang & Wang, 2012). Optimal kontrol yönteminin avantaj ve dezavantajları Çizelge 3.7’de özetlenmektedir (Behrooz et al., 2018).

Çizelge 3.7. Optimal kontrol yönteminin avantajları ve dezavantajları.

Kontrol Yöntemi	Avantaj	Dezavantaj
Optimal kontrol	Artan enerji tasarrufu	Doğadaki karmaşıklık
	Hızlı cevap	Bir problemin özel bir konfigürasyonu olmadığı sürece, optimum geri besleme kontrolünün değerlendirilmesi ve çevrimiçi uygulanmasındaki zorluk
	Çok değişkenli kontrol	Sistemin uygun bir modelinin gerekliliği

Sonuç olarak, optimal kontrol yöntemleri, HVAC sistemlerinde enerji verimliliği ve termal konforun artırılmasında büyük potansiyele sahipken, bunların geniş ölçekte kabul görmesi ve pratikte uygulanabilirliği için ek çalışmalar ve alan çalışması gerektirir.

3.2.2.5 Sağlam kontrol

HVAC sistemlerinde sağlam kontrol, belirsizlikler ve dış etkilere karşı dirençli bir performans sergileyebilmek üzere geliştirilmiş bir kontrol yöntemidir. Bu yöntem,

sistem parametrelerindeki zamanla değişen belirsizliklerin ve doğrusal olmayan özelliklerin etkilerini yönetmeyi amaçlamaktadır (Naidu & Rieger, 2011a; Zhou & Doyle, 1998). Besleme hava sıcaklığı (Anderson et al., 2008), besleme hava akış hızı (Anderson et al., 2008) ve iç ortam hava sıcaklığı (Al-assadi et al., 2004) gibi farklı kontrol ihtiyaçları için uygulanan sağlam kontrol yöntemleri, model parametrelerinde belirsizlik, hatalı ölçülen, ölçülemeyen veya dış koşullar nedeniyle sistem bileşenlerinde meydana gelen arızalar olsa dahi sıcaklık ayar noktalarını kontrol etmeyi başarmaktadır (Behrooz et al., 2018; Wang & Ma, 2008). Bu yöntem, zaman gecikmeli modellere dayanarak HVAC sistemlerinin kontrolünü sağlar ve geri bildirim mekanizmasıyla sistem parametrelerindeki değişiklikleri düzeltebilen bir kontrol mekanizması oluşturur (Huang et al., 2014; Huang & Jordán, 2012). Sağlam kontrol yöntemleri, HVAC sistemlerindeki değişkenlikleri dengeler ve enerji tasarrufu sağlar. Ancak, bu yöntemin ciddi değişikliklerin olduğu dış hava koşullarında uygun bir seçim olmaması dezavantajı bulunmaktadır (Venkatesh & Sundaram, 2012). Sağlam kontrol yönteminin avantaj ve dezavantajları Çizelge 3.8’de özetlenmektedir (Behrooz et al., 2018).

Çizelge 3.8. Sağlam kontrol yönteminin avantajları ve dezavantajları.

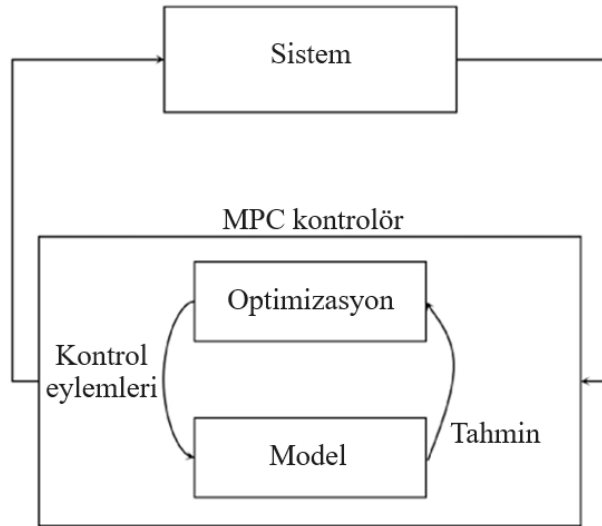
Kontrol Yöntemi	Avantaj	Dezavantaj
Sağlam kontrol	Ayar noktası takibi sırasında ölçülen ve ölçülmeyen bozulmaları iptal edebilme	Hava koşullarındaki ciddi değişiklikler nedeniyle uygulanamama
	Durum modeli parametre belirsizliği ve dış etkenler için çekici özellikler sağlama	
	Belirsiz girdiler hakkında ön bilgi gerektirmeme	

Sağlam kontrol yöntemleri, HVAC sistemlerinin arıza durumlarında dahi doğru çalışabilme kapasitesi sayesinde, kontrol mühendisliği alanında sıkça başvuru alan bir metot olmasına karşın, HVAC sektöründe henüz yeni ve nadir uygulanan bir yaklaşımdır (Wang & Ma, 2008). Bu nedenle, HVAC sistemlerindeki potansiyelini tam anlamıyla ortaya çıkarmak ve geniş kapsamlı pratik uygulamalarını görmek için daha fazla araştırma ve geliştirme çalışmalarına ihtiyaç duyulmaktadır.

3.2.2.6 Model öngörülü kontrol

Model Öngörülü Kontrol (Model Predictive Control - MPC) yöntemi, modern kontrol yöntemlerinin en etkileyici başarılarından biri olup HVAC sistemlerinin optimizasyonunda ön plana çıkmaktadır (Zhou et al., 2023). MPC, karmaşık sistemlerin gelecekteki davranışını öngörmek ve bu öngörülere dayanarak optimal kontrol girdilerini hesaplamak için matematiksel modeller kullanmaktadır (Michailidis et al., 2023; Vandenbogaerde et al., 2023). Bu yöntem, enerji tüketimini azaltma ve iç ortam termal konforunu iyileştirme gibi genellikle birbirine zıt hedefleri dengelemeyi başarmaktadır (Kim et al., 2022; Vandenbogaerde et al., 2023). Gelişmiş öngörü yetenekleri ve kısıtlamalarla başa çıkabilme kabiliyeti sayesinde, MPC, işletme maliyetlerini düşürme ve enerji verimliliğini artırma potansiyeline sahiptir (Ala et al., 2022; M. Han et al., 2018).

MPC'nin çalışma prensibi, bir dizi gelecekteki olayı ve bunların sistem üzerindeki etkisini modelleyerek sürekli olarak en uygun kontrol işlemlerini belirlemektir. Temel olarak modelleme, öngörü ve kontrol olmak üzere üç bileşene ayrılır (Wang & Hong, 2020; Zhou et al., 2023) (Şekil 3.6). Modelleme, HVAC sisteminin dinamiklerini ifade eden matematiksel bir modeli geliştirmeyi içermektedir. Öngörü, gelecekteki sistem durumunu, mevcut duruma ve kontrol girdilerine dayanarak tahminlemektedir. Kontrol ise, sistem durumunu beklenen değere mümkün olduğunca yakın tutmayı amaçlamaktadır.



Şekil 3.6. MPC kontrol yöntemi bilgi akışı (Zhou et al., 2023).

MPC, gelecek durumlarını öngörerek ve bunlara dayalı olarak optimizasyon algoritmaları yoluyla çoklu amaçları bir araya getirme ve maliyet etkin kontrol eylemlerini formüle etme yeteneği sunmaktadır (Buffa et al., 2021). Bu kontrol yöntemi, yük tahminleri ve rastgele bozulmalar gibi belirsizlikleri ele alırken, sistem gecikmelerini ve operasyonel kısıtlamaları da dikkate alabilmektedir (Buffa et al., 2021). MPC'nin esnekliği, hem merkezi hem de dağıtık uygulamalarda, üst düzey veya yardımcı seviyede adaptasyon sağlayabilme kabiliyetindedir (Buffa et al., 2021). Bu özellikler, enerji ve maliyet verimliliği potansiyeli dolayısıyla, bina otomasyon sistemleri alanında ilgi çekmektedir (Ala et al., 2022; Vandenbogaerde et al., 2023). Sensörler, kontrol cihazları ve iletişim altyapısının maliyetlerinin azalması ve teknolojik uygulamalardaki kullanım kolaylığı da MPC'nin popülerliğini artıran faktörler arasındadır (Al-obaidi et al., 2022; Raman et al., 2020). Ancak, kompleks modelleme gereksinimleri ve yüksek hesaplama kapasitesi, geniş çaplı uygulanabilirliğini sınırlayan unsurlardır (Zhou et al., 2023). Modelin tanımlanması ve uygulanması süreci zaman alıcı olup, kullanıcıların metodolojiyi detaylıca anlamasını gerektirmektedir ve bu durum, kısa vadede elde edilen tasarruflarla giderleri dengelemeyi zorlaştırabilmektedir (Buffa et al., 2021). Bu yöntemin başarısı, kullanılan modelin doğruluğuna ve detay seviyesine bağlıdır. Bu nedenle, model için çok sayıda parametrenin dikkate alınması gerekliliği ve belirsiz ortamlarda bu parametreler için gerekli verileri toplamak oldukça zor olması dezavantaj oluşturmaktadır (Balali et al., 2023; Zhou et al., 2023). Ayrıca, her binanın benzersiz olması, enerji modellerinin genelleştirilmesini ve çeşitli binalara uygulanmasını güçleştirmektedir; bu durum MPC yöntemlerinin laboratuvar ortamından öteye, gerçek dünya koşullarına adapte edilmesi sürecinde birtakım zorluklar ortaya çıkarmaktadır (Kim et al., 2022; Zhou et al., 2023). MPC yönteminin avantaj ve dezavantajları Çizelge 3.9'de özetlenmektedir (Behrooz et al., 2018).

Çizelge 3.9. MPC kontrol yönteminin avantajları ve dezavantajları.

Kontrol Yöntemi	Avantaj	Dezavantaj
MPC	Uygun maliyet ve gelişmiş enerji tasarrufu	Sistemin uygun bir modelini belirleme gerekliliği
	Bozulma sağlamlığı ve performans koşullarındaki değişim	Pahalı kurulum
	Sınırlar dahilinde birden fazla değişkenin kontrolü	
	Kararlı durum tepkisinde iyileşme	

Yaklaşan bozulmalara ilişkin tahmin	
Yaklaşan kontrol eylemleri tahmini	
Geliştirilmiş geçici yanıt	
Yavaş hareket eden süreçleri kontrol etmek için zaman ertelemelerini kullanma	
Pik yük kaydırma yeteneği	
Geçici tepki iyileştirmesi (yükselme süresinde, yerleşme süresinde ve zirve süresinde azalma)	
Ayar noktasından itibaren dalgalanmaların azaltılması (daha iyi düzenleme)	
Verimlilik ve performans iyileştirme katsayısı	
Hesaplama süresinin azaltılması	
İç ortam hava kalitesi ve termal konforun iyileştirilmesi	

MPC'nin uygulama ve piyasaya entegrasyonu ile ilgili zorluklara rağmen, enerji yönetim teknolojilerine ve uygulamalarına yönelik hızlı geçiş ve enerji ve çevresel sorunlardaki azalmalar için yapılan araştırmalar, bu yöntemin gelecekteki büyük ölçekli uygulamalarını mümkün kılabilir (Behrooz et al., 2018).

3.2.3 Esnek kontrol yöntemleri

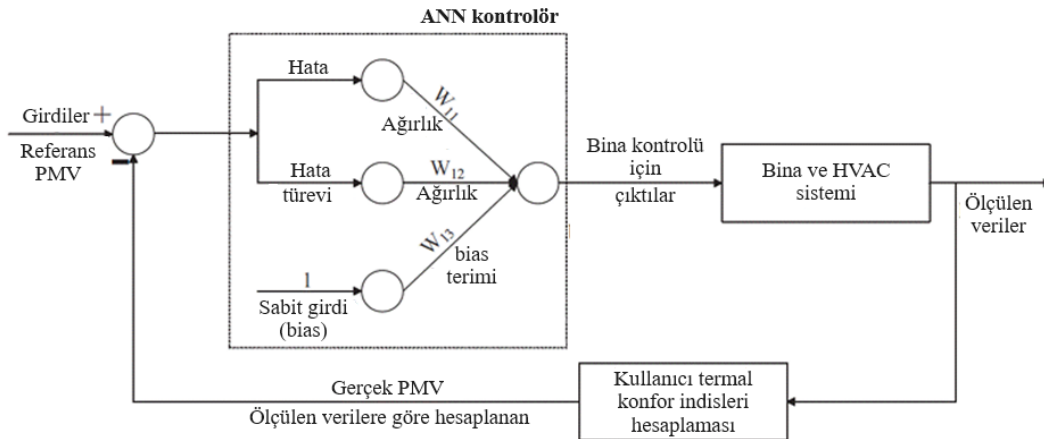
HVAC sistemlerinin çok girişli çok çıkışlı yapısı, karmaşıklığı ve doğrusal olmayışı dikkate alındığında, bunlara uygun bir matematiksel modelin belirlenmesi güçtür. Buna ek olarak, termal konforla ilgili zaman gecikmesinin, beklenmedik durumların ve belirsizliklerin olması da sistem için uygun bir matematiksel model bulmayı güçleştirmektedir (Mirinejad et al., 2012). Akıllı kontrol yöntemleri olarak da bilinen esnek kontrol yöntemlerinin yapısına göre kontrolörün tasarımı için sistemin bir modeline gerek yoktur. Başka bir ifadeyle, esnek kontrol yöntemleri, farklı bina yapıları için matematiksel model geliştirme ihtiyacını ortadan kaldırır. Bu nedenle, HVAC sistemlerinde esnek kontrol yöntemleri yaygın olarak kullanılmaktadır (Mirinejad et al., 2012). Bu yöntemler doğrudan HVAC sistemlerine uygulanabileceği gibi geleneksel kontrol yöntemlerini geliştirmek için de kullanılabilir (Perera et al., 2014). Esnek kontrol yöntemleri genellikle Yapay Sinir Ağları (YSA) tabanlı

bulanık mantık ve Genetik Algoritma (GA) tabanlı kontrol yöntemleri olarak üçe ayrılmaktadır (Behrooz et al., 2018; Hameed et al., 2020).

3.2.3.1 Yapay sinir ağları tabanlı kontrol

YSA, insan beyninin işleyiş mekanizmasından ilham alınarak geliştirilmiş bir teknolojidir. Bu ağlar, girdi, çıktı ve gizli katmanlardan oluşan birbirine bağlı nöronlardan meydana gelir. YSA'nın temel özelliği, girdilere dayalı olarak karmaşık hesaplamalar yaparak çıktılar üretmesidir (Hameed et al., 2020). Ağın transfer fonksiyonları ve ağırlıklarına bağlı olarak hesaplanan bu çıktılar, YSA'nın uyarlanabilirliğini ve kendi kendine ayarlanma yeteneğini gösterir (Behrooz et al., 2018; Xu & Shin, 2008). Özellikle HVAC gibi karmaşık sistemlerde, YSA yöntemi, çeşitli çalışma koşullarına uyum sağlayacak şekilde geniş bir veri seti üzerinde eğitilerek, bu sistemlerin etkin bir şekilde kontrol edilmesini sağlar (Behrooz et al., 2018).

YSA'nın uygulamaları arasında, zon sıcaklık kontrolü için PMV tabanlı bir termal konfor kontrolörü (Liang & Du, 2005), dış hava sıcaklığına dayalı olarak HVAC çalışma süresinin optimizasyonu (Ben-nakhi & Mahmoud, 2002) ve hava soğutmalı bir soğutucunun fan kontrolü (Henze & Hindman, 2002) yer alır. Örneğin, Şekil 3.7'de HVAC sistemi için bir YSA kontrolörü gösterilmektedir. Burada, doğrudan termal konfor kontrolünün incelenmesine yönelik yapı, referans konfor indeksi olan PMV indeksi ile geri besleme PMV indeksi arasındaki hatanın girdi olarak belirtilmesiyle kurulur. Çıkış değeri, ölçülen verileri oluşturmak için kontrol sinyalini HVAC sistemine gönderir ve ağ yakınsamaya kadar eğitilir (Liang & Du, 2005).



Şekil 3.7. HVAC sistemi için bir YSA kontrolörü (Jerry et al., 2015; Liang & Du, 2005).

YSA'da kontrol süreçleri, verilere dayalı doğrusal olmayan matematiksel modeller kullanılarak gerçekleştirilir (Song et al., 2015; Wu & Li, 2008). YSA, bu modelleri "kara kutu" teknikleri aracılığıyla oluşturur, bu da fiziksel süreçlerin altında yatan mekanizmalar tam olarak anlaşılmasa bile sistemlerin etkili bir şekilde yönetilmesini sağlar (Behrooz et al., 2018). Ancak, YSA'nın kullanımıyla ilgili zorluklar da mevcuttur. Sektör genellikle bu kara kutu modellemesini benimsemekte tereddütlüdür çünkü bu modelleme tekniği, sistemlerin işleyiş mekanizmalarını açıkça göstermez (Afram & Janabi-shari, 2014). Büyük YSA modellerinin eğitimi uzun zaman alabilir, bu da gerçek zamanlı kontrol uygulamaları için uygun olmayabilir (Behrooz et al., 2018). Yine de, YSA, HVAC sistemlerinde ve benzeri uygulamalarda önemli iyileştirmeler sağlayarak, sistem kararlılığını artırma ve operasyonel performansını optimize etme potansiyeline sahiptir. YSA kontrol yönteminin avantaj ve dezavantajları Çizelge 3.10'de özetlenmektedir (Behrooz et al., 2018).

Çizelge 3.10. YSA HVAC kontrol yönteminin avantajları ve dezavantajları.

Kontrol yöntemi	Avantajlar	Dezavantajlar
YSA tabanlı kontrol	Modelleri tahmin etmede çok iyi kapasite	Sinir ağının işleyişinin eğitilmesi gerekliliği
	Doğrusal olmayan tanımlama ve kontrolün ilgi çekici özellikleri	Büyük sinir ağının işlenmesinin uzun zaman alması
	Matematiksel olmayan modeller için uygunluk	Çevrindışı eğitim için çok zaman harcanması
	Çok sayıda veri ve giriş değişkenini yönetebilme	Kaliteli tahminler için büyük miktarda veriye ihtiyaç duyma
	Güvenilir cezalar	

YSA'nın, modern teknolojinin sunduğu imkanlardan en iyi şekilde yararlanması için sürekli olarak geliştirilmesi ve optimize edilmesi gerekmektedir. Bu sistemlerin kısıtlamalarını ve potansiyellerini iyi anlamak, onların etkin bir şekilde kullanılabilmesi için kritik öneme sahiptir.

3.2.3.2 Bulanık mantık tabanlı kontrol

Bulanık mantık kontrol yöntemi, belirsiz ve belirlenemeyen sistem modelleriyle veya belirsiz durumlarla başa çıkma konusunda, karmaşık kontrol problemlerine çözüm sunan alternatif bir yaklaşımdır (Behrooz et al., 2018). HVAC sistemlerinin kontrolünde özellikle etkili olan bulanık mantık kontrolörleri, daha sezgisel ve insan

benzeri karar verme yaklaşımları sunarlar (Behrooz et al., 2018; M. Han et al., 2018). Bu kontrolörler matematik modele ihtiyaç duymaz ve kesin değerler üzerinden işlem yapmak yerine bulanık kümeler ile çalışır, bu da onların kesin olmayan ve belirsiz verileri işlemesine olanak tanır (Mirinejad et al., 2008; Naidu & Rieger, 2011b; Shepherd & Batty, 2003). Özellikle, sıcaklık, bağıl nem veya kişi sayısı gibi HVAC ile ilgili değişkenler, "soğuk", "rahat" veya "kalabalık" gibi terimleri temsil eden bulanık kümeler haline çevrilir (Michailidis et al., 2023). Bu bulanık kümeler, belirli bir değer için bir kümede ne kadar olduğunu açıklayan üyelik fonksiyonları tarafından tanımlanır. Önceden tanımlanmış bir kural tabanına dayanarak, bulanık mantık kontrolörleri uygun kontrol eylemini belirler. Bu tür kurallar genellikle uzman bilgisine veya tarihsel verilere dayanarak tasarlanır ve HVAC operasyonlarının ayrıntılarını düzenler. Koşullar değiştiğinde, sistem kuralları sürekli olarak değerlendirir ve HVAC'nin verimli bir şekilde çalışmasını sağlar (Michailidis et al., 2023). Bu prensip, sistemin termal konforu sağlamak için sadece optimum koşullarda çalışması sonucunda önemli enerji tasarrufu sağlar. Ayrıca, termal konforun bulanık sınırlarını dikkate alarak, bulanık mantık kontrolörleri enerji korunumu ile kullanıcı memnuniyetini dengeleyerek kapalı ortamın sürekli olarak konforlu kalmasını sağlar (Michailidis et al., 2023).

Bulanık mantık kontrolörleri yalnızca saf bulanık mantık modelleri (Eftekharı & Marjanovic, 2003), yarı bulanık sistemler (Kolokotsa et al., 2001) ve sistemlerin kural tabanlı gövdesine dahil edilmiş PID ve oransal, türevsel kontrolörleri (Kristl et al., 2008) olmak üzere çeşitli formlarda uygulanabilirler. Bulanık mantık kontrolörlerin tüm tiplerinde benzer bir ilke uygulanır; girdi değişkenleri genellikle, çıktıların var olan kurallara ve uygulanan sezgiselleştirme yöntemine dayalı olarak sağlandığı çıkarım mekanizması olarak hareket eden uzman tanımlı kural bloklarına girer (Behrooz et al., 2018).

Bulanık mantık kontrol mekanizmaları, daha yüksek doğruluk düzeyleri elde etmek adına daha fazla bulanık kategoriye ihtiyaç duyarlar (Yam & Nguyen, 1999), bu da sistemin kurallarının ve işlem süresinin üssel bir şekilde artışına yol açar (Bardossey & Duckstein, 1995). Ayrıca, öğrenme stratejilerini uygulamak için gerekli geri bildirimlerin alınması her zaman kolay olmayabilir (Park et al., 2000). Bulanık mantık kontrol yöntemlerinde enerji tüketimini azaltma ve yüksek termal konfor sağlama gibi çoklu hedef fonksiyonlarını optimize etmek üzere gerekli üyelik fonksiyonlarının atanması, veri tabanının ve önceden belirlenmiş kural tabanının ayarlanması oldukça zahmetli ve zaman alıcı bir süreçtir (Naidu & Rieger, 2011b).

Bulanık mantık kontrol yönteminin avantaj ve dezavantajları Çizelge 3.11’de özetlenmektedir (Behrooz et al., 2018).

Çizelge 3.11. Bulanık mantık HVAC kontrol yönteminin avantajları ve dezavantajları.

Kontrol yöntemi	Avantajlar	Dezavantajlar
Bulanık Mantık tabanlı kontrol	İnsan mantığına benzeme	Daha fazla doğruluk için, kuralın katlanarak artmasıyla sonuçlanan daha bulanık derecelere ihtiyaç duyulması
	Dilsel modele dayalı olma	Sistemin daha düşük hızı ve daha uzun çalışma süresi
	Doğrusal olmayan, entegre ve karmaşık sistemler için basit matematiğin kullanılması	Gerçek zamanlı yanıt eksikliği
	Üyelik kuralları ve işlevleri içinde ve biçiminde insanın akıl yürütmesi ve bilgisi	Öğrenme stratejisinin uygulanması için geri bildirim alma yeterliliğine sahip olmama
	Doğrusal olmayan kontrol yöntemi ve HVAC sistemlerinde verimli kullanılabilme yeteneği	Giriş değişkenlerinin sınırlı sayıda kullanımı
	Yüksek hassasiyet	Optimum sayıda bulanık kuralın doğrudan iletilememesi ve üyelik fonksiyonu parametrelerinin belirlenememesi
	Hızlı operasyon	

Özellikle birden fazla hedefi olan durumlarda, bulanık mantık kontrolörlerinin bu hedeflere yönelik olarak tam anlamıyla optimize edilmediği görülmektedir (Naidu & Rieger, 2011b). Bu bağlamda, bulanık mantık yöntemlerini tamamlayabilmek adına çok amaçlı YSA (Ahn et al., 2017; Işık & Inall, 2018; Marvuglia et al., 2014) veya GA (Alcala et al., 2003) gibi yöntemlerin entegrasyonu önem kazanmaktadır.

3.2.3.3 Genetik algoritma tabanlı kontrol

Genetik algoritmalar (GA’lar) biyolojik evrim teorisine dayanarak, mutasyon, çaprazlama ve en uygun bireylerin hayatta kalmasını temel alan bir yapıya sahip

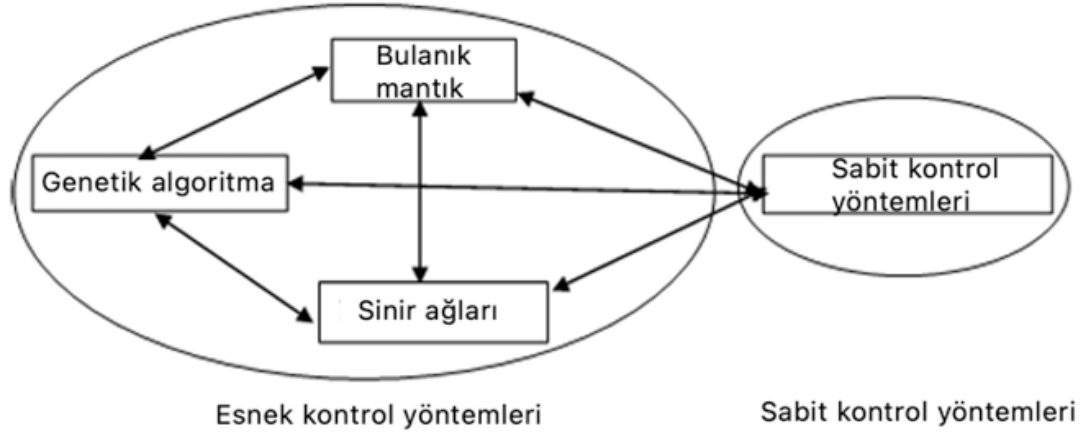
türevsiz optimizasyon teknikleridir (Haupt & Haupt, 1998; Naidu & Rieger, 2011b). Bu özellikleriyle, GA'lar, matematiksel modelin gereksinimlerinden bağımsız olarak, çeşitli optimizasyon problemlerine uygulanabilir (Deb, 2001). Ayrıca, GA'ların kullanımı, özellikle çoklu hedef optimizasyonu gerektiren durumlarda avantajlıdır. Bu nedenlerden dolayı, özellikle HVAC sistemlerinde önemli uygulamaları mevcuttur. Birden fazla amaç fonksiyonunu aynı anda değerlendirebilen bu yöntemler, enerji tüketiminin azaltılması ve termal konforun sağlanması gibi farklı hedefler arasında denge kurabilir (Xu et al., 2009). Ancak, özellikle çoklu hedef optimizasyonları gerektiren durumlarda, tercih edilen hedefler arasında dengeli bir seçim yapılması GA'ların kullanımı ile zor olabilir (Behrooz et al., 2018). Ayrıca, uzun çalışma süreleri gereken simülasyonlarda, seçilen algoritmaların hızlı yakınsaması kritik öneme sahiptir (Behrooz et al., 2018). Bu sorunları çözmek için nesnel kararlı durum GA'ları ve ağırlıklandırma yöntemleri gibi ileri teknikler kullanılmaktadır (Mirinejad et al., 2012). Bu yaklaşımlar, optimizasyon sürecindeki kısıtlamaları ve yakınsama süresini iyileştirirken, aynı zamanda değerlendirme sayısını azaltmaya yardımcı olur (Mirinejad et al., 2012). Genetik algoritma kontrol yöntemlerinin avantaj ve dezavantajları Çizelge 3.12'de özetlenmektedir (Behrooz et al., 2018).

Çizelge 3.12. Genetik algoritma HVAC kontrol yönteminin avantajları ve dezavantajları.

Kontrol yöntemi	Avantajlar	Dezavantajlar
GA tabanlı kontrol	Evrensel türevsiz optimizasyon	Bazen gerçek zamanlı HVAC uygulamaları için uygun olmama
	Matematiksel teorileri dahil etmeksizin optimizasyon hedeflerine hitap etme	

3.2.4 Hibrit kontrol

Hibrit kontrolörler, Şekil 3.8'de gösterildiği gibi sabit ve esnek kontrol yöntemlerinin veya iki esnek kontrol yönteminin birleştirilmesiyle üretilir (Afram & Janabi-shari, 2014; Behrooz et al., 2018). Bu kontrolörler, kontrol yapısının daha yüksek seviyelerinde YSA gibi esnek kontrol yöntemleri ve alt seviyelerinde uyarlanabilir kontrolörler gibi sabit kontrol tekniklerinden oluşur.



Şekil 3.8. Hibrit HVAC kontrol yöntemlerinin prensipleri şeması.

Literatürde HVAC sistemlerinin kontrolü için geliştirilen bazı hibrit yöntemler şu şekildedir (Hameed et al., 2020);

- Bulanık PID (Jantzen, 1998; Naidu & Rieger, 2011a; Ying-Guo et al., 1998),
- GA/YSA ve bulanık mantık (S. Choi, 2002; Chow et al., 2002),
- Uyarlanabilir Nöro-Bulanık (Jian & Wenjian, 2000; Zaheer-uddin & Zheng, 2001),
- Bulanık genetik algoritma (Lo et al., 2007; Z. Ma et al., 2008)

Bulanık PID sistemlerinde kontrolör kazançları bulanık mantık kullanılarak otomatik olarak ayarlanabilir. Hem sabit hem de esnek kontrol yöntemleri birbirini tamamlar ve her ikisinin birleşimi, her tekniğin ayrı ayrı çözemeyeceği sorunları çözebilir. Hibrit kontrole besleme hava basıncı kontrolü için kullanılan bulanık, kendi kendini ayarlayan bir oransal, integral kontrolörü (Pal & Mudi, 2008) ve konvektör-radyatör güç kontrolünü kullanan zon sıcaklık kontrolü için yarı uyarlanabilir bulanık kontrolör (Gouda et al., 2006) örnek verilebilir.

Her bir kontrol tekniğinin tek başına kullanılmasına kıyasla hibrit yöntemlerin kullanılması performansı artırır ancak bununla birlikte hibrit yöntem, her bir kontrol tekniğinin dezavantajlarına da sahip olur (Afram & Janabi-shari, 2014; Naidu & Rieger, 2011b). Örneğin, bir esnek kontrol bileşeninin tasarımı, kullanıcı uzmanlığı ve eğitim için büyük miktarda veri gerektirir ve sabit kontrol bileşeninin, HVAC sistemlerinde sıklıkla gözlemlenen çok çeşitli çalışma koşulları altında tasarlanması ve ayarlanması zor olabilir (Afram & Janabi-shari, 2014). Ayrıca, iklim koşullarına bağlı olarak farklı bina tiplerinde uygulanan uyarlanabilir kontrol yöntemleri, özellikle uyarlanabilir bulanık kontrolörler gibi ileri düzey yöntemlerle binalar için ideal

performans sağlama kapasitesine ulaşmıştır (Lute & Paessen, 2000). Doğrusal olmayan sistemler üzerinden doğrusallaştırılmış modellerle geliştirilen uyarlanabilir optimal kontrol yöntemleri ise sistem çıktılarının Riccati matris denklemleriyle elde edilen kapalı döngü optimallerini izlemesini sağlar (Zelikin, 2000).

3.2.5 Diğer HVAC kontrol yöntemleri

HVAC sistemlerinin kontrolü için yukarıdaki sınıflandırmalara dahil olmayan kontrol sistemleri de mevcuttur. Bunlardan bazıları şu şekildedir (Afram & Janabi-shari, 2014);

- Doğrudan Geri Beslemeli Doğrusal (Direct Feedback Linear - DFL) kontrol (X. Li et al., 2010),
- Darbe Modülasyonlu Uyarlanabilir Kontrolör (Pulse Modulation Adaptive Controller - PMAC) (Salsbury, 2002),
- Model Tanıma Uyarlanabilir Kontrolör (Pattern Recognition Adaptive Controller -PRAC) (Seem, 1998),
- Önizleme kontrolü (preview control) (Zaheer-Uddin et al., 1994),
- İki Parametrelili Anahtarlama Kontrolü (Two Parameter Switching Control - TPSC) gibi kontrol teknikleri (Cho & Zaheer-uddin, 1999),
- Pekiştirmeli Öğrenme (Reinforcement Learning – RL) tabanlı kontrol sistemleri (G. Henze & Schoenmann, 2003; S. Liu & Henze, 2006)

DFL kontrolü, HVAC sistemlerinin çeşitli kontrol döngülerini ayırarak sistemin istikrarını artırmayı amaçlar. Giriş-çıkış doğrusallaştırma yöntemi kullanılarak, sistemin karmaşık denklemleri, geleneksel doğrusal kontrol tekniklerinin kolayca uygulanabileceği, birbirinden bağımsız doğrusal denklemlere dönüştürülür (Afram & Janabi-shari, 2014). Örneğin, Li et al. tarafından gerçekleştirilen çalışmada, DFL kontrolünün zon sıcaklığı yönetiminde kullanıldığı görülmektedir (Li et al., 2010). PID kontrolü ile karşılaştırıldığında, DFL kontrolünün daha az enerji tüketimi, daha etkili bozulma engelleme kapasitesi ve hem geçici hem de sürekli durumlarda gelişmiş performans sunduğu gözlemlenmiştir.

PMAC, sadece sabit kapasiteli kompresörler gibi açma/kapama sistemlerinde kullanışlı olan bir kontrol yöntemidir (Afram & Janabi-shari, 2014). Bu sistem, açma/kapama işlemlerinin sıklığını azaltarak, ekipmanın çalışma döngüsünü optimize eder ve bunun sonucunda hem enerji maliyetleri hem de ekipmanın aşınmasını azaltır. PMAC, PID gibi kapalı döngü kontrol cihazları ile birlikte kullanılarak, açma/kapama

sistemlerini daha etkin bir şekilde yönetebilir (Afram & Janabi-shari, 2014). PID kontrol cihazı, sistemdeki hata miktarını belirleyerek analog bir çıkış sinyali üretir ve PMAC ile birleştirildiğinde, bu analog sinyale karşılık gelen ayırık açma/kapama sinyalleri oluşturur. Örneğin, bir çalışmada PMAC, bir Doğrudan Genleşmeli (Direct Expansion - DX) sistemin zon sıcaklığını kontrol etmek için tek kapasiteli bir kompresörü yönetmek üzere kullanılmıştır (Salsbury, 2002).

PRAC ismi verilen kontrol yöntemi, kapalı döngü yanıt modellerine dayanarak PI kontrol cihazının kazanç ve integral sürelerini otomatik olarak ayarlar (Afram & Janabi-shari, 2014). PRAC, işlem çıktısını ölçer, gürültüyü tahmin eder ve PI kontrol cihazının parametrelerini, prosesi daha sıkı bir şekilde düzenlemek için ayarlar (Afram & Janabi-shari, 2014). Bu sistem, hemen hemen en uygun performansı sağlar ve ofisler, hastaneler ve okullar gibi çok çeşitli binaların HVAC sistemlerinde başarıyla uygulanmaktadır (Seem, 1998).

TPSC, geleneksel açma/kapama kontrol sistemlerinin bir evrimi olarak değerlendirilebilir. Bu sistem, tek bir sensör yerine, kontrol mekanizmasını daha etkin yönetebilmek için iki farklı noktaya monte edilen çift sensör kullanır (Afram & Janabi-shari, 2014). Örneğin, radyant yerden ısıtma sistemlerinde, TPSC yer döşemesi ve hava sıcaklıklarını ölçen sensörler aracılığıyla sıcak su akış hızını düzenler (Cho & Zaheer-uddin, 1999). Bu çift sensör yöntemi, TPSC'nin hava ve döşeme sıcaklıklarındaki dalgalanmaları minimize ederek daha hassas kontrol sağlamasına olanak tanır (Afram & Janabi-shari, 2014). Açma/kapama kontrol sistemlerine kıyasla, TPSC daha sık ayar yaparak kontrol sürecini iyileştirir ve bu da genel sistem performansını artırır (Afram & Janabi-shari, 2014).

RL tabanlı kontrol stratejisinde kontrolör, geçmiş kontrol eylemlerini ve sistem giriş-çıkış verilerini analiz ederek öğrenen bir ML yöntemi kullanır. Özellikle termal enerji depolama sistemleri için bu tür bir kontrol yöntemi tercih edilmektedir (Henze & Schoenmann, 2003; Liu & Henze, 2006). Bu yöntem, herhangi bir model gerektirmeden çalışır ve önceki kontrol eylemleri temelinde kontrolcünün performansını sürekli olarak geliştirir. RL, HVAC sistemlerinin katı matematiksel temsillerine olan ihtiyacı ortadan kaldırarak sabit ve esnek kontrol yöntemlerine göre avantajlar sergileyebilmekte ve HVAC sistemlerini zaman gecikmeli olarak kontrol edebilmektedir. Dolayısıyla son yıllarda, araştırmacıların HVAC sistemleri için RL'yi dikkate almaya başladıkları görülmektedir.

4. YAPILAN ÇALIŞMALAR

Bu tez çalışması kapsamında 2019-2024 yıllarında binalar için HVAC kontrol stratejisi öneren veya geliştiren çalışmalar incelenmiştir.

Abdo-allah et al. (2019) tarafından yapılan çalışmada HVAC sistemleri için yeni bir kontrol stratejisi sunulmaktadır. Bu strateji süpervizör bulanık mantık kontrolörü kullanılarak çevresel koşullara ve binanın taleplerine kat bazında uyum sağlamak amacıyla geliştirilmiştir. Bu yöntem, genel termal konfor seviyelerini artırma ve maliyet etkinliğini iyileştirme hedeflerini içermektedir. Özellikle, bu strateji Memorial Üniversitesi'nin Carew Binası özelinde uygulanmıştır. Bu kontrol stratejisinin temel amacı, sıcaklık ve karbondioksit konsantrasyonlarını etkili bir şekilde yönetmek, bina içinde konforlu ve maliyet açısından uygun iç ortamlar sağlamaktır. Kullanılan yöntem, bulanık mantığı kullanarak klima santrallerinin damper konumlarını, fan hızlarını ve sıcak su ile hava akış hızlarını modüle ederek uyarlamalı bir kontrol sağlamaktadır. Kontrol stratejisi, IDA-ICE 4.7 simülasyon aracı kullanılarak test edilmiştir. Bu simülasyon aracı, çok zonlu bir HVAC sisteminin karmaşık iç iklimini ve enerji kullanımını modellemek için dinamik simülasyonlar gerçekleştirmiştir. Simülasyon, bireysel bölgeler için kontrol vanalarını modüle ederek termal konforu korumayı amaçlayan iç hava kalitesinin izlenmesini ve değerlendirilmesini içerirken doğrulama süreci, simüle edilmiş sonuçların binanın gerçek sıcak su kullanımı ve elektrik gücü tüketimi verileriyle karşılaştırılmasını içermiştir. Sonuçlar, süpervizör bulanık mantık kontrolörü yönteminin Carew binasındaki farklı katların bireysel ihtiyaçlarını dikkate alarak HVAC sistemi performansının daha dengeli kontrolünü sağladığını ve işletme maliyetlerini potansiyel olarak azaltırken bina içinde termal yönetimin iyileştirilmesine katkıda bulunduğunu göstermiştir.

Aguilera et al. (2019) tarafından yapılan çalışmada açık planlı bir ofisin HVAC sistemine uygulanan bir kontrol stratejisi sunulmaktadır. Bu stratejinin amacı, bina kullanıcılarının bireysel termal tercihlerini öğrenmek ve bu tercihlere uyum sağlayarak termal konforunu artırmaktır. Kullanılan yöntem, bina kullanıcılarından ve iç ortam çevresinden alınan geri bildirimleri ML algoritmaları ve IoT teknolojileri kullanarak işleyen kişisel konfor modellerine dayanmaktadır. Bu geri bildirimler, termal adaptasyon ve bina kullanıcılarının termal beklentileri gibi faktörleri dikkate alarak HVAC sistemini ayarlamak için kullanılır. Kontrol stratejisi gerçek dünya ortamında, büyük bir açık planlı ofiste test edilmiştir. Ancak, katılımcıların örneklem büyüklüğünün küçük olması ve bireysel kontrol olanaklarının sınırlı olması gibi faktörler nedeniyle, stratejinin istatistiksel olarak anlamlı sonuçlar üretmediği tespit

edilmiştir. Çalışmada, tüm bina kullanıcılarının kişisel termal tercihlerini doğru bir şekilde modelleme konusunda zorluklar yaşandığı belirtilmiş, bu durum bazı kullanıcıların talebe dayalı kontrol dışında kalmasına veya gerçek tercihlerini yansıtmayan profillere sahip olmalarına yol açmıştır. Sonuç olarak, talebe dayalı ayar noktası ayarlamalarının bina kullanıcılarının termal konforunu önemli ölçüde iyileştirmede sonucuna varılmıştır.

Augustyn et al. (2019) tarafından yapılan çalışmada ofis alanları için HVAC sistemlerinin gerçek zamanlı kontrolünü sağlamak amacıyla çoklu duyuşal bir konfor haritası kullanan bir strateji sunulmaktadır. Bu kontrol stratejisinin amacı, bina içindeki belirli alanlardaki termal konforu daha etkin bir şekilde yönetmek ve enerji tasarrufu sağlamaktır. Kullanılan yöntem, bir oda veya alan içerisinde stratejik noktalara yerleştirilen minimum sayıda sensör ile ortamdaki termal konfor dağılımını en az hatayla hesaplayarak oluşturulan çoklu duyuşal konfor haritalarına dayanır. Bu veriler, optimum termal koşulları korumak ve enerji verimliliğini artırmak için HVAC sisteminin kontrolüne yönelik gerçek zamanlı kararlar almak üzere işlenir. Çalışma, sıcaklık, nem, ışık ve kişi sayısı gibi çeşitli faktörleri ölçen çoklu duyuşal sensörler kullanarak gerçekleştirilmiştir. Bu sensörlerden toplanan veriler, gerçek zamanlı konfor haritaları oluşturmak için kullanılmış ve bu haritalar, alandaki istenen termal konfor seviyelerini korumak veya elde etmek için HVAC ayarlamaları hakkında karar verilmesini sağlamıştır. Kontrol stratejisi, mevcut binalarda yapılan ölçümlerle test edilmiştir. Sonuç olarak çoklu duyuşal konfor haritaları ve yaklaşım yönteminin, binalarda termal konforun daha doğru ve etkili bir şekilde kontrol edilmesini sağlayabildiği ve HVAC sistemi için daha iyi karar verme süreçlerine olanak tanyabildiği tespit edilmiştir.

Cheng & Lee (2019) tarafından yapılan çalışmada yapay zeka araçları ve yeni bir “ön bilgi bildirimi” sensörünün kullanımını içeren bir HVAC kontrol stratejisi sunulmaktadır. Bu strateji, tahmin doğruluğunu ve kontrol performansını artırarak iklimlendirme sisteminin enerji tasarrufunu maksimize etmeyi amaçlar. “Ön bilgi bildirimi” sensörü, Bayes teoremi kullanılarak tasarlanmış olup, yapay zeka araçları ile birleştirilerek, geçmiş verilere dayalı koşullu olasılıklar aracılığıyla tahmin doğruluğunu önemli ölçüde artırır. Bu, daha etkili ve enerji açısından verimli bir HVAC kontrolü sağlar. Strateji, 2012 ile 2017 yılları arasında toplanan gerçek dünya verileri ile COMSOL Multiphysics yazılımında yapılan simülasyonlar kullanılarak test edilmiştir. Çalışma sonuçları, bu kontrol stratejisinin klima sistemleri için gerçek enerji tasarrufu sağlayabileceğini göstermiş, özellikle 2017 yazının en sıcak ayında gerçekleştirilen enerji tasarrufu, “ön bilgi bildirimi” sensörünün kullanımının

sensörlere olan talebi karşılayabileceğini ve HVAC sistemlerinde enerji verimliliğini arttırabileceğini doğrulamıştır.

Conceiç et al. (2019) tarafından yapılan çalışmada üniversite binalarında kullanıcıların termal konforunu optimize ederken enerji verimliliğini arttırmayı amaçlayan yeni bir HVAC kontrol stratejisi sunulmaktadır. Strateji, HVAC sistemlerinin ısıtma veya soğutma işlemlerini gerçek zamanlı konfor seviyeleri ve beklenen enerji tasarrufları doğrultusunda ayarlamasını sağlar ve PMV indeksinin uyarlanabilir bir versiyonu olan aPMV indeksine dayanmaktadır. PMV, geniş bir insan grubunun ortalama termal konfor tepkisini tahmin ederken, aPMV mevsimsel değişiklikler ve bina kullanıcılarının beklentileri gibi ek faktörleri dikkate alır. Strateji, iç ve dış sıcaklıklar, bağıl nem, ortalama ısıtım sıcaklığı gibi çeşitli faktörlerin dikkate alındığı bir üniversite binasının sayısal bir modeli kullanılarak test edilmiştir. Model, yaz ve kış koşullarında üniversite binasında yapılan gerçek ölçümlerle doğrulanmış ve model sonuçlarının gerçek hayattaki verilerle iyi uyum gösterdiği tespit edilmiştir. Modelde uygulanan stratejinin sonuçları, aPMV ile yapılan kontrolün, PMV'ye dayalı kontrol sistemine göre daha iyi termal konfor seviyeleri ve daha düşük enerji tüketimi sağladığını ortaya koymuştur.

Ettouil et al. (2019) tarafından yapılan çalışmada HVAC sistem kontrolü için sinerjik bir kontrol stratejisi önerilmektedir. Bu strateji özellikle VAV kutusu arızaları gibi spesifik sorunları telafi ederken bina bölgelerinde termal konfor sağlamayı amaçlamaktadır. Sunulan strateji, değişken yapıya sahip olan sinerjik kontrolü kullanır, bu da sistemin sıra azaltması, parametre değişikliklerine duyarsızlığı, küresel kararlılığı ve bozulmayı bastırma özelliklerine sahiptir. Bu kontrol stratejisi, sistem dinamiklerini özel olarak tasarlanmış bir dinamiğe (manifoldlar) yakınsamaya yönlendirir. Kontrol süreci, sistemin yörüngesinin bu manifolda yakınsamasını sağlamak için iki aşamalı bir yaklaşım kullanır: manifold inşası ve sinerjik bir kontrol yasasının sentezi. Pratikte, bu kontrol, etkilenen HVAC bölgesindeki hava sıcaklığını, sabit bir sıcaklık sağlamak üzere belirlenen bir değere yaklaştırmak için yeniden yapılandırılmıştır. Termal konfor, kontrol sisteminin bina bölgesinde istenen hava sıcaklığını muhafaza etme kapasitesine dayanarak değerlendirilmiştir. Çalışmada, sinerjik kontrol stratejisinin, damper sıkışması gibi arızaları telafi etmede ve HVAC sistemlerini etkin bir şekilde kontrol etmede başarılı olduğu tespit edilmiştir. Başka bir ifadeyle, bu stratejinin arızaların varlığında bile sıcaklığı istenen değere geri getirerek sistem performansını başarılı bir şekilde geri kazandırdığı ve etkilenen bölgedeki konforlu sıcaklığı istenilen seviyede tuttuğu ortaya konmuştur.

Hure & Martin (2019) tarafından yapılan çalışmada enerji maliyetlerini azaltırken termal konforu koruma ve güç talebi sınırlamalarına uyum sağlama hedefiyle, bina HVAC sistemleri için bir MPC stratejisi sunulmaktadır. Bu strateji, değişken elektrik fiyatlarına sahip pazarlarda soğutma maliyetlerini en aza indirgeyerek, bölgeler arası termal enerji taleplerini dikkate alır. Kontrol yöntemi olarak, ardışık doğrusal programlama ve ilk uygun çözümü bulmak için gradyan algoritması kullanılmıştır. Kontrolör, ısı kayıplarını da hesaba katarak, maliyet optimizasyonu ve talep yanıtı gibi ihtiyaçları karşılayacak şekilde HVAC sisteminin performansını optimize eder. Strateji, bir soğutma grubu, ısı tankı, boru sistemi ve bölge aktüatörleri içeren detaylı bir HVAC sistem modeli üzerinde simülasyon yapılarak test edilmiştir. Bu çalışmanın sonuçları, önerilen MPC yaklaşımının hem enerji maliyetlerini azalttığını hem de bina içi termal konfor standartlarını koruyarak güç talebi sınırlamalarına uyum sağladığını göstermiştir.

Ivanova et al. (2019) tarafından yapılan çalışmada açık planlı ofis binalarında HVAC kademeli kontrol sistemlerinin ayarını optimize etmek için GA tabanlı bir strateji sunulmaktadır. Bu stratejinin amacı, sistem performansını geliştirerek minimum integral kare hatası, minimum yerleşme süresi ve minimum aşmayı sağlamaktır. GA, özellikle de kontrolörler arası karmaşık ara bağlantılar olduğunda kademeli kontrol sistemlerinde kontrolör parametrelerinin etkili bir şekilde ayarlanmasına imkan tanınması nedeniyle seçilmiştir. Simülasyon sonuçları, bu stratejinin etkinliğini gösterdiğini ve GA kullanarak yapılan ayarların, standart PID kontrolörlerine göre sistem performansında daha iyi istikrar, bozulma engelleme kapasitesi ve artırılmış kontrol hassasiyeti ile daha hızlı tepki süreleri gibi belirgin iyileşmeler sağladığını ortaya koymuştur.

Kaminska (2019) tarafından yapılan çalışmada doğal havalandırmalı binalarda kullanıcıların termal konfor tercihlerini dikkate alırken enerji tüketimini azaltmayı amaçlayan bir ısıtma kontrol stratejisi sunulmaktadır. Bu strateji, her bina kullanıcısı için sıcaklık ayar noktalarını bireysel tercihlere uyacak şekilde ayarlayarak enerji tüketimini optimize etmeyi hedeflemiştir. Özellikle, bina kullanıcılarının pencereleri açtıkları durumlarda ısıtmanın otomatik olarak kapatılması gibi özellikler ile enerji tasarrufunu arttırmaya odaklanmıştır. Bu amaçla oluşturulan kontrol sisteminde kullanıcı tercihlerine dayanarak sıcaklık ayarlarını ayarlamak için geliştirilmiş ısıtma kontrol algoritmaları kullanılmıştır. Deney, doğal havalandırmalı bir kamu binasından alınan gerçek veriler kullanılarak yapılmış, tüketimi hesaplanmış ve bu hesaplamalar, binadan toplanan deneysel verilerle karşılaştırılarak değerlendirilmiştir. Sonuçlar, sıcaklık ayar noktasını her 1°C düşürmek için yaklaşık %5 oranında enerji tasarrufu

sağlanabileceğini ortaya koymuştur. Ayrıca, kontrol sistemi olan ve olmayan durumlar karşılaştırıldığında, önerilen kontrol sistemi kullanıldığında yaklaşık %10 oranında enerji tasarrufu sağlandığı gözlemlenmiştir.

Lu et al. (2019) tarafından yapılan çalışmada açık planlı ofis binaları için bir standart optimizasyon kontrolörü ve bir RL'ye dayalı kontrolör olmak üzere iki kontrol stratejisi sunulmaktadır: Bu stratejiler, müdahaleci olmayan algılama tekniklerini kullanarak kişiselleştirilmiş soğutma sağlamak üzere tasarlanmıştır. Kontrol stratejileri, enerji verimliliğini ve bina kullanıcılarının termal konforunu artırmayı amaçlar, bu süreçte bireysel tercihlere uygun termal ortamlar yaratırken, mahremiyet konularını da dikkate alır. Bu algoritmalar, gerçek zamanlı olarak bireysel termal konforu izleyerek interaktif bir şekilde çalışır. Sunulan stratejiler gerçek verilerle test edilmiş, soğutma mevsimi boyunca tipik bir açık planlı ofis odasında yerinde ve karşılaştırmalı bir saha çalışması gerçekleştirilmiştir. Bu saha çalışmasında istatistiksel termal konfor modellerini eğitmek için sensör verileri toplanmış ve katılımcılardan geri bildirim alınmıştır. Ayrıca, katılımcıların fanı kapatma davranışları kaydedilmiştir. Sonuçlar, standart optimizasyon kontrolörünün %14 enerji tasarrufu sağlarken kullanıcıların en az %80'inin termal olarak konforlu hissetmesini sağladığını göstermiştir. Ancak, RL tabanlı kontrolör, kullanıcı geri bildirimlerine bağlı olduğunda tüm olası sonlu durumları kapsama konusunda zorluklar yaşamıştır. Böylece, standart optimizasyon kontrolörünün enerji verimliliği ve termal konforu iyileştirmede etkili olduğu, RL kontrolörünün ise bazı yönlerden iyileştirilmesi gerektiği sonucuna varılmıştır.

Lu et al. (2019) tarafından yapılan çalışmada ASHRAE RP884 veri setinden elde edilen istatistiksel kişiselleştirilmiş termal konfor modellerine dayanarak RL tabanlı bir sıcaklık ayar noktası kontrolörü sunulmaktadır. Bu kapsamda önerilen yöntem, Q-öğrenme yaklaşımını kullanarak, ASHRAE 55'ten alınan bilgilerle termal konfor tahminlerini birleştirir ve bina ortamlarında enerji verimliliği ile konfor arasındaki dengeyi optimize etmeyi hedefler. Termal konfor, bina kullanıcıları ve çevreleri arasındaki dinamik etkileşimleri hesaba katan uyarlanabilir termal konfor modelleri kullanılarak değerlendirilmiştir. Bu modeller, ASHRAE RP884 veri setindeki verilere dayanır ve çevresel koşullar ile bina kullanıcılarının tercihlerini içerir. İstatistiksel termal konfor modeli %49,3 duyarlılık (recall) değeri ile %43 duyarlılık değerine sahip PMV modelinden daha iyi performans göstermiştir. Kontrol stratejisi, simüle edilmiş bir ortamda test edilmiştir. Eğitim süresince 100 bölüm boyunca RL tabanlı sıcaklık ayar noktası kontrol cihazı, konforu optimize etmek için kullanılmıştır. Sonuçlar, kontrolörün her başlangıç durumundan en uygun politikayı üretebildiğini ortaya

koyarken; termal konfor modelinin ve RL kontrolünün performansını artırmak için daha fazla araştırma yapılması gerektiği belirtilmiştir.

Lymperopoulos & Ioannou (2019) tarafından yapılan çalışmada çok zonlu binalar için enerji verimliliğini ve konforu artırmayı hedefleyen dağıtılmış uyarlanabilir HVAC kontrol stratejisi sunulmaktadır. Bu strateji, farklı zonların ihtiyaçlarına göre gerçek zamanlı verileri kullanarak HVAC sistemlerinin dinamik olarak ayarlanmasını sağlayacak gelişmiş algoritmaları içerir. Bu yaklaşım, sıcaklık ve ortam koşullarının daha hassas ve verimli bir şekilde kontrol edilmesini mümkün kılar. Önerilen kontrol stratejisi, birden fazla etkileşimli zona sahip bir model binada simülasyon yoluyla test edilmiştir. Dağıtılmış uyarlanabilir kontrol stratejisi, bilinmeyen sabit ısı kazanımları bulunsa dahi, izleme hatasını sifıra yakın bir seviyede tutarak sıcaklığı başarılı bir şekilde düzenleyebilmiştir. Bu, kontrol stratejisinin çok zonlu binalarda istenen sıcaklık ayar noktalarını etkin bir şekilde koruyabildiğini ve değişkenlere adaptif bir şekilde yanıt verebildiğini göstermiştir.

Mastropietro et al. (2019) tarafından yapılan çalışmada termal konforu korurken enerji verimliliğini artırmak için modelsiz bir RL algoritması kullanarak bir süpermarketteki HVAC sisteminin kontrolü için yeni bir strateji sunulmaktadır. Bu stratejinin amacı, enerji tüketimini ve işletme maliyetlerini azaltmak için mevcut HVAC sistemlerine modelsiz bir RL algoritması uygulamaktır. Bu kontrol sistemi, termal konfor seviyelerini korurken enerji verimliliğini artırmayı hedefler. Kontrol stratejisi, simüle edilmiş ortamlar kullanılarak test edilmiş, gerçekçi bir senaryoda enerji tasarrufu ve termal konfor açısından performansı değerlendirmek için RL algoritmasıyla birleştirilmiş dinamik simülasyon kullanılmıştır. Çalışmada, tekrarlanabilir bir ortamda RL algoritmasını geleneksel kural tabanlı kontrolle karşılaştırmak için EnergyPlus yazılımıyla ortak simülasyon araçlarından yararlanılmıştır. Sonuçlar, termal konfor koşulları korunurken enerji tüketiminin %5,4 ila %9,4 arasında azaldığını göstermiştir.

Wang et al. (2019) tarafından yapılan çalışma, HVAC sistemleri için merkezi olmayan bir kontrol stratejisi ve optimizasyon yöntemini tanıtır. Bu stratejinin amacı, yüksek işçilik ve bakım maliyetlerini azaltmak ve gerçek mühendislik uygulamalarında enerji tasarrufu sağlamaktır. Yöntem, HVAC sistemindeki tüm akıllı ekipmanlarda çalışan tamamen dağıtılmış ve kendi kendini organize eden bir sürü zekası optimizasyon algoritmasını içerir. Bu yaklaşım, sistemin optimal çalışmasını sağlamayı ve ekipmanlar arası çatışmaları önleyerek küresel optimizasyon ve enerji tasarrufu sağlamayı hedefler. Kontrol stratejisi, simülasyon sonuçları ve donanım

testleri ile test edilmiş, bu testler sırasında önemli miktarda enerji tasarrufu sağlayan küresel optimum performansın elde edilmesinde yöntemin etkili olduğunu doğrulanmıştır.

Yoon & Moon (2019) tarafından yapılan çalışmada HVAC sistemleri için DRL tabanlı bir termal konfor kontrol stratejisi önerilmektedir. Bu stratejinin amacı, enerji verimliliğini artırırken termal konforu da optimize etmektir. Kullanılan yöntem, PMV değerini ideal olarak 0,5 civarında tutmayı hedefleyen performansa dayalı bir termal konfor kontrolüdür. Bu yöntem, soğutma kontrolünü ayarlayarak HVAC sisteminin enerji tüketimini en aza indirir. Bu kontrol stratejisi simülasyon verileriyle test edilmiştir. Sonuçlar, kullanılan stratejinin sabit ayar noktası kontrolüne kıyasla toplam enerji tüketimini %32,2 ve %12,4 oranında azaltırken PMV'yi 0,5 civarında tutabildiğini göstermiştir. Bu da önerilen yöntem ile PMV'yi aşırı derecede düşürmeden veya kriterleri aşmadan enerji tasarrufu kontrolünün sağlanabileceğini doğrulamıştır.

Amin et al. (2020) tarafından yapılan çalışmada çok zonlu ofis binalarında HVAC sistemlerinin planlamasını optimize etmeyi amaçlayan bir strateji sunulmaktadır. Stratejinin temel amacı, bina kullanıcılarının değişen termal tercihlerini ve gerçek zamanlı fiyatlandırma sinyallerini dikkate alarak, enerji tüketimini, maliyeti ve toplam talebi yönetmektir. Bu strateji, akıllı, fiyat bazlı talep yanıt kontrolünü yenilenebilir enerji kaynakları ve/veya elektrik şebekesinden entegre ederek gerçekleştirir. Çalışmada tartışılan karmaşık, termal olarak birbirine bağlı ticari bina HVAC sistemleri beş farklı zona odaklanmaktadır ve her zondaki kullanıcıların termal tercihleri, YSA tarafından eğitilen bir ML algoritması ile modellenmektedir. Bu tercihler, optimum HVAC planlamasında amaç fonksiyonuna doğrudan entegre edilir. Ayrıca, yeni bir fiyat bazlı talep yanıtı kontrol mekanizması önerilmektedir ki bu da, gerçek zamanlı fiyatlandırma sinyallerine yanıt olarak kullanıcıların değişen termal tercihlerine uyum sağlamak için HVAC termostat ayarlarını kontrol eder. Sonuçlar, önerilen kontrol stratejisinin, geleneksel kontrollere kıyasla puant talebinde %7,19 ile %26,8 arasında değişen bir azalma sağladığını göstermektedir. Bu azalma, bina kullanıcılarının teklif fiyatı katsayısındaki tercihlerine bağlıdır. Çalışma, önerilen yaklaşımın, çeşitli bölgelerde tercih edilen termal koşulları korurken çok bölgeli bir ofis binasında HVAC çalışmasını başarılı bir şekilde optimize ettiğini ortaya koymuştur.

Anuntasethakul (2020) tarafından yapılan çalışmada bir HVAC için kullanıcıların termal konforunu dikkate alırken işletme maliyetini en aza indirmeyi ve

elektrik yükünü azaltmayı amaçlayan MPC stratejisi önerilmektedir. Termal konforun kontrol edilmesinde PMV indeksi dikkate alınmış ve istenen ayar noktası sıcaklığının kabul edilebilir bir sınırı belirlenmiştir. Kontrol tasarımı, denetçi kontrol katmanı ve MPC katmanı olmak üzere iki katmandan oluşmaktadır. Denetçi kontrol katmanı için, ön tasarım kontrolcüsünün seçimi, kararlı durum tepkisinin analizi ve ayar noktası sıcaklığının olası aralığı dahil olmak üzere bir yapılandırma oluşturulmuştur ve toplam işletme maliyeti ve termal konfor maliyetinin ağırlıklı toplamını en aza indiren optimal bir ayar noktası sıcaklığı profili araştırılmıştır. MPC katmanı için, kontrol tasarımı, optimal ayar noktası sıcaklığını izleme ve kontrol girdilerini en aza indirme amacıyla formüle edilmiştir. Önerilen kontrol stratejisi, debi, ısı değiştirici elektrik gücü ve uzaklaştırılan nemin kontrol değişkenleri olduğu karmaşık bir HVAC sistem dinamik modeline uygulanmış ve çeşitli hava koşulları ile test edilmiştir. Sonuçlar, zonun izin verilen PMV'si belirli bir konfor seviyesinde olduğunda, önerilen kontrolör MPC'nin nominal işletmeye kıyasla toplam işletme maliyetini ve HVAC sisteminin maksimum elektrik talebini önemli ölçüde azalttığını göstermiştir.

Ardabili et al. (2020) tarafından yapılan çalışmada HVAC sistemleri için nöro-bulanık tabanlı modeller kullanan ileri kontrol stratejileri sunulmaktadır. Bu stratejinin amacı, enerji verimliliğini, konfor yönetimini ve operasyonel optimizasyonu geliştirmektir. Nöro-bulanık modeller (ANFIS modeli), yapay sinir ağları ve bulanık mantık kombinasyonu kullanılarak geliştirilmiş olup, bu akıllı kontrol sistemleri, çeşitli operasyonel verilere ve girdilere dayanarak HVAC sistemlerinin performansını uyarlayabilir ve optimize edebilir. Bu modeller, enerji tüketimini azaltırken aynı zamanda verimliliği ve bina kullanıcılarının konfor düzeyini artırmayı hedefler. Araştırma, sıcaklık kontrollü bir mantar üretim odasındaki bir HVAC sisteminden toplanan 643,5 m³ hacimli veriler üzerine kuruludur. Hibrit ML modelleri, yüksek performanslı kontrol sistemlerinin geliştirilmesine yardımcı olacak şekilde tahmin modellerinin performansını artırmak için kullanılmıştır. Özellikle, ANFIS-parçacık sürü optimizasyonu (ANFIS-PSO) ve ANFIS-genetik algoritma (ANFIS-GA) gibi hibrit modeller önerilmiş ve bunların performansları tek ANFIS modeliyle karşılaştırılmıştır. Sonuçlar, ANFIS PSO modelinin 0,0065 kök ortalama kare hatası değeri, 0,0028 mutlak ortalama hata değeri ve 0,9999 belirleme katsayısı (R^2) değeri ile en iyi performansı sergilediğini göstermektedir. Bu model ayrıca minimum 0,0691 KJ/s sapma ile ANFIS-GA ve tek ANFIS modellerinden daha üstün performans sunmuştur. Bu bulgular, hibrit ML modellerinin, enerji tasarrufu sağlayarak HVAC sistemlerinin kontrolünde oldukça ekonomik çözümler sunabileceğini göstermektedir.

Azuatalam et al. (2020) tarafından yapılan çalışmada bir ticari binanın HVAC sisteminin verimli planlanması ve kontrolü için talep yanıtı potansiyellerini kullanarak RL tabanlı yeni bir strateji önerilmektedir. Çalışmada, enerji verimliliği ve termal konfor seviyelerini iyileştirmenin yanı sıra talep yanıtı hedeflerine ulaşmak için HVAC sistemini optimize edip kontrol eden verimli bir RL kontrolörü tasarlanmıştır. Simülasyon sonuçları, normal HVAC işletimi için RL uygulayarak, manuel bir temel kontrolöre kıyasla maksimum %22'ye kadar haftalık enerji azaltımı sağlanabileceğini göstermiştir. Ayrıca, talep yanıtı dönemlerinde talep yanıtı-farkında bir RL kullanarak, varsayılan RL kontrolörüne kıyasla, bina kullanıcılarının termal konfor seviyeleri kabul edilebilir sınırlar içinde tutulurken haftalık bazda %50'ye kadar ortalama güç azaltımları veya artışları sağlanmıştır.

Carli et al. (2020) tarafından yapılan çalışmada akıllı binalarda enerji verimliliği ve iç ortam termal konforunu optimize etmek amacıyla HVAC sistemi için IoT destekli MPC stratejisi sunulmaktadır. Bu yaklaşım, çevrimiçi verilere dayalı olarak HVAC sistemlerinin kontrolünü dinamik olarak optimize eder ve enerji verimliliği stratejilerini kontrol tasarımına entegrasyonu, bozulmaların reddedilmesi ve kısıtlamaların karşılanmasını sağlar. Kullanıcıların termal konforu, PMV indeksi ile değerlendirilmiştir. Strateji Bari Politeknik Okulu'ndaki bir kampüs binasında uygulanmış ve test edilmiştir. Saha testi, termal konfor ve enerji tüketimi açısından geleneksel termostat düzenlemelerine göre değerlendirilmiş ve sonuçlar, MPC yaklaşımının programlanabilir termostata göre enerji tüketimini %19 azaltırken termal konforu %21 arttırdığını göstermiştir.

Deng & Chen (2020) tarafından yapılan çalışmada çok kişili ofis ortamlarında bina kullanıcılarının bilekliklerinden alınan fizyolojik sinyallerle iç ortam çevresel parametrelerini ayarlayarak termal konforu artıran bir HVAC kontrol stratejisi sunulmaktadır. Termal konfor, HVAC ayarlamalarından önce ve sonra yapılan anketlerle elde edilen TSV ile değerlendirilmiştir. Kontrol stratejisi, gerçek ve simüle edilmiş verilerle test edilmiş, farklı girdi senaryoları için Monte Carlo yöntemi kullanılmıştır. Sonuçlar, bileklik verileri ve YSA modeli kullanılarak geliştirilen sistem sayesinde ofisteki kullanıcıların termal konforunun genel olarak iyileştiğini göstermiştir. Ancak, bireylerin farklı termal tercihleri nedeniyle herkes için optimum konfor seviyesine ulaşamamıştır.

Dhanalakshmi et al. (2020) tarafından yapılan çalışmada IoT çerçevesi kullanılarak enerji yönetimi politikalarını ve kullanıcı tercihlerini dikkate alan bir HVAC kontrol stratejisi önerilmektedir. Bu stratejinin amacı, enerji verimliliğini

artırmak, kullanıcı konforunu korumak ve enerji tüketimini gerçek zamanlı olarak yönetmek için HVAC sistemini otomatikleştirmektir. Yöntem, cihazların termal parametrelerini izlemek için uygun sensörler kullanarak ve kullanıcı geri bildirimlerini dağıtılmış bir bulut ortamında toplayarak gerçekleştirilir. Konfor, hem iç ortam hava kalitesini hem de termal parametreleri izleyen sensör değerlerine ve kullanıcı geri bildirimlerine dayanarak matematiksel olarak değerlendirilmiştir. Sistem, Blynk uygulama programlama arayüzü kullanılarak, sensörlerden gelen verileri izler ve enerji yönetimi politikalarına, kullanıcı geri bildirimlerine ve sensör değerlerine göre sıcaklık ayarlarını dinamik olarak ayarlar. Kontrol stratejisi gerçek verilerle test edilmiş, laboratuvar otomasyonu kullanılarak kullanıcı termal konforu sağlanmış ve 0,9 kWh enerji tasarrufu elde edilmiştir.

Ding et al. (2020) tarafından yapılan çalışmada çok zonlu binalar için geliştirilmiş olan MB²C olarak adlandırılan modele dayalı DRL kontrol stratejisi tanıtılmaktadır. Bu stratejinin amacı, yüksek kontrol performansı ve mükemmel numune verimliliği sağlayarak enerji tüketimini azaltmak ve termal konforu korumaktır. MB²C, binanın dinamiklerini öğrenmek için çevresel koşullara bağlı sinir ağları topluluğu kullanır ve kontrol kararları için model tahminli yol integrali adlı bir yöntemden yararlanır. Bu yöntem, çok zonlu binaların karmaşıklığına uygun şekilde ölçeklenir ve önem örnekleme ağırlıklı bir algoritma kullanarak aday eylem dizileri üretir. Değerlendirme, beş zonlu bir ofis binasında EnergyPlus simülasyonları aracılığıyla yapılmıştır. Konfor, PMV indeksi aracılığıyla değerlendirilmiş ve MB²C stratejisi, düşük ortalama ihlal oranı ile termal konforu etkili bir şekilde korumuştur. Sonuç olarak, MB²C 'nin, daha az veriye ihtiyaç duyarak ve daha hızlı yakınsayarak benzer termal konfor seviyelerini korurken kurala dayalı yöntem ve modele dayalı DRL'ye kıyasla sırasıyla ortalama %10,52 ve %8,23 enerji tasarrufu sağladığı belirlenmiştir.

Gao et al. (2020) tarafından yapılan çalışmada "DeepComfort" adı verilen bir kontrol stratejisi sunularak, binalarda enerji verimli termal konfor kontrolü için RL kullanılmaktadır. Bu strateji, bina kullanıcılarının termal konforunu iyileştirirken aynı zamanda HVAC sisteminin enerji tüketimini azaltmayı amaçlamaktadır. Kullanılan yöntem, bina kullanıcılarının termal konforunu tahmin etmek için derin ileri beslemeli bir sinir ağı ve optimum termal konfor kontrol politikalarını öğrenmek için derin deterministik politika gradyanları yaklaşımını içerir. ASHRAE RP-884 termal konfor veri seti kullanılarak eğitilen model, termal konforu etkileyen çeşitli faktörleri değerlendirir. Sunulan sonuçlar, önerilen kontrol stratejisinin simüle edilmiş bir bina ortamında HVAC'ın enerji tüketimini %4,31 azaltırken, bina kullanıcılarının termal

konforunu %13,6 artırdığını ve termal konfor tahmin performansını %14,5 iyileştirdiğini göstermiştir. Bu bulgular, stratejinin enerji verimliliğini ve termal konforu artırma potansiyelini ortaya koymaktadır.

Guan (2020) tarafından yapılan çalışmada HVAC sistemlerinin soğutulmuş su döngüsü kontrolü için Levenberg-Marquardt Geriye Yayılım (LMBP) sinir ağı yöntemini kullanan bir kontrol stratejisi sunulmaktadır. Bu stratejinin amacı, kontrol performansını artırarak aşmayı azaltmak, yakınsama hızını hızlandırmak ve kararlı durum hatasını düşürmektir. Önerilen yöntem, geleneksel geriye yayılım sinir ağlarının yavaş yakınsama hızı ve yerel minimumlara azalma eğilimi gibi zorluklarını aşmak için optimize edilmiş bir algoritma kullanır. Kontrol stratejisi, simüle edilmiş bir ortamda test edilmiş ve veriler doğrudan ölçümlerden veya simülasyon sisteminden toplanmıştır. Bu veriler, ağı eğitilmesi ve sistem teşhisi için kullanılmıştır. Makale, LMBP sinir ağı yöntemi, geleneksel PID kontrolü ve geriye yayılım sinir ağı PID kontrolü arasında performans karşılaştırmaları yaparak rahatsız edici ve rahatsız edici olmayan koşullarda deneyler gerçekleştirmiştir. Sonuçlar, LMBP yönteminin aşmayı azalttığını, düzenleme süresini kısalttığını ve genel sistem kontrol doğruluğunu artırdığını göstermiştir. Ayrıca, LMBP yöntemi, geleneksel PID kontrolüne kıyasla minimum düzeyde aşma ve önemli ölçüde daha kısa düzenleme süresi sağlamış, bu da bozuklukların varlığında bile üstün kontrol performansını ortaya koymuştur. Bu, LMBP sinir ağı yönteminin HVAC sistem kontrolünde etkili bir optimizasyon aracı olduğunu kanıtlamıştır.

Hao (2020) tarafından yapılan çalışmada HVAC sistemlerini daha etkili kontrol etmek için oyun teorisine ve RL'ye dayalı çok etmenli bir strateji önerilmektedir. Bu yeni yaklaşım, güç sistemi kısıtlamalarına uyarken enerji maliyetlerini en aza indirmeyi amaçlamaktadır. Kontrol stratejisi, geleneksel merkezi optimizasyonun karşılaştığı yüksek hesaplama karmaşıklığını ve güç şebekelerindeki belirsizlikler ile dinamik koşulları etkili bir şekilde yönetmeyi hedefler. Kullanılan yöntem, çok etmenli bir sistem içermekte ve bu sistem, binaların HVAC tüketimini tahmin eden sinir ağı modellerini eğitmek için eQUEST yazılımı tarafından oluşturulan veri setlerini kullanmaktadır. Simülasyon, Denver Üniversitesi kampüsü elektrik şebekesinde, dış hava sıcaklığı ve bina özellikleri gibi çeşitli faktörleri dikkate alarak dağıtım konumu marjinal fiyatlandırma modeli ile kontrol stratejisini test etmiştir. Sonuçlar, önerilen çok etmenli RL algoritmasının, HVAC sistemlerinin kontrolünde boyutsallık sorunuyla başa çıkarken güç sistemi koşullarını hızlı bir şekilde öğrenebildiğini ve HVAC sistemlerinin değişen hava ve elektrik şebekesi koşulları altında daha verimli çalışmasını sağladığını göstermiştir.

Homod et al. (2020) tarafından yapılan çalışmada akıllı binalarda enerji verimliliğini ve tepki süresini iyileştirmek için bir HVAC kontrol stratejisi sunulmaktadır. Bu stratejinin amacı, HVAC sistemlerinin tepki süresini azaltarak binaların genel enerji verimliliğini artırmaktır. Kullanılan yöntem, bir bulanık PI-PD Mamdani tipi kontrolör ile Takagi-Sugeno-Kang tipi bir küme uyarlamalı eğitimi birleştirmektir. Bu yöntem, özellikle yarı iletken üretimi ve farmasötik ürünler gibi hassas endüstrilerde hızlı yanıt süreleri gerektiren durumlar için geliştirilmiştir ve çoklu giriş-çoklu çıkışlı sistemlerdeki bozulmalara ve doğrusal olmamalara karşı daha sağlam bir performans sunmayı hedefler. İç ortam termal konforu, PMV indisi ile değerlendirilmiş ve kontrol stratejisi basit bir yapı binasında test edilmiştir. Sonuçlar, önerilen kontrolörün geleneksel açma/kapama ve PID kontrol yöntemlerine göre daha hızlı ve doğru bir şekilde ayar noktası sıcaklıklarına ulaştığını, daha düşük mutlak hata oranları ile sıcaklık koruma performansını artırdığını ve bağıl nemi önerilen sınırlar içinde daha etkili bir şekilde yönettiğini göstermiştir. Ayrıca önerilen kontrolör, açık/kapalı kontrolörle karşılaştırıldığında %37'den fazla enerji tasarrufu sağlayarak karbondioksit emisyonlarında azalma sağlamıştır.

Huang et al. (2020) tarafından yapılan çalışmada büyük eylem alanlarında HVAC sistemlerinin enerji tasarrufu optimizasyonu için “çok adımlı aktör kritik” algoritması kullanılarak geliştirilen bir HVAC kontrol stratejisi sunulmaktadır. Bu stratejinin amacı, HVAC sistemlerinde enerji tasarrufunu optimize ederken hesaplama süresini azaltmaktır. Kullanılan yöntem, çok adımlı bir eylem ağı ve arama ağacını içeren, karmaşık HVAC sistemlerinde enerji verimliliğini artırmayı hedefleyen bir “çok adımlı aktör kritik” algoritması oluşturmaktır. Bu kontrol stratejisi, Hong Kong'daki çok katlı bir binanın HVAC sistemini modelleyerek TRNSYS sistemi üzerinde test edilmiştir. Sonuçlar, “çok adımlı aktör kritik” algoritmasının, enerji tasarrufu sağlarken hesaplama süresini önemli ölçüde azalttığını ve karmaşık HVAC sistemlerindeki kontrol eylemlerini optimize edebileceğini göstermiştir.

Jirinec & Rot (2020) tarafından yapılan çalışmada küçük binalar için tasarlanmış bir HVAC kontrol stratejisi tanıtılmaktadır. Bu strateji, Nilan ısı geri kazanım ünitesi ile Daikin ısı pompasının entegrasyonunu içermekte ve modüler bir yapıda sıcaklık ile karbondioksit seviyelerinin odaya özel kontrolünü sağlamaktadır. Kontrol sistemi, 9 odaya kadar destekleyebilecek şekilde tasarlanmıştır ve iç ortam hava sıcaklığı, bağıl nem, ve karbondioksit konsantrasyonunu bireysel olarak kontrol edebilmek için birleşik sensörler kullanmaktadır. Bu sensörler, sezgisel kurulum ve entegrasyon için Modbus RS485 aracılığıyla bağlanır. Sistem, öncelikli olarak sıcak su olan yerden ısıtma sistemleri ile çalışacak şekilde düşünülmüş enerji verimli çalışmayı ve konfor

yönetimini amaçlamaktadır. Kontrol stratejisi, çevresel değişkenleri ölçen ve binanın ısıtma ve soğutma sistemlerini etkili bir şekilde yönetmek için iletişim kuran sensörler ve kontrolörler aracılığıyla gerçekleştirilir. Ayrıca, bireysel ısıtma devrelerini kontrol etmek için harici bir bağlantı kutusu oluşturulmuştur. Kontrol stratejisi, laboratuvar koşullarında test edilmiş ve gerçek operasyon deneyimlerine göre ayarlar yapılarak optimize edilmiştir. Sonuçlar, sistemin özellikle küçük binalar için uygun olduğunu ortaya koymuştur.

Jornet-Montreverde & Galiana-Merino (2020) tarafından yapılan çalışmada geleneksel tek zonlu HVAC sistemlerinin her zonun sıcaklığını ayrı ayrı kontrol edebilen ve Wi-Fi teknolojisi aracılığıyla enerji tasarrufu sağlayan, performansı artıran çok zonlu kontrol sistemlerine dönüştürülmesi önerilmektedir. Bu yeni yaklaşım, her zonun özel ihtiyaçlarını daha doğru şekilde karşılayarak enerji verimliliği ve bina kullanıcılarının konforunu artırmayı hedeflemektedir. Kullanılan yöntem, IoT ile entegre edilmiş düşük güçlü kablosuz sensör ağlarını içerir. Bu sensörler, havalandırma kayıtları ve iklimlendirme ünitelerini kontrol ederek enerji tasarrufu ve performans optimizasyonunu destekler. Çalışma, gerçek verilerle Alicante'deki bir konutta test edilmiştir. Konut üç kontrol zonuna (oturma odası, mutfak, ev ofisi) bölünmüş ve sekiz gün boyunca enerji tüketimi incelenmiştir. Sonuçlar, çok zonlu sistemle, bölgesel iklimlendirme yapıldığında %75 ila %94, tüm konut iklimlendirildiğinde ise %44 civarında enerji tasarrufu sağlandığını göstermiştir. Bu bulgular, çok zonlu kontrol sistemlerinin konut HVAC sistemlerinde enerji verimliliğini artırma ve kullanıcı konforunu iyileştirme potansiyelini ortaya koymuştur.

Lu et al (2020) tarafından yapılan çalışmada bina kullanıcılarının termal konforunu korurken HVAC sisteminin enerji performansını artırmayı hedefleyen bir HVAC kontrol stratejisi sunulmaktadır. Bu strateji, sentetik termal konfor dağılımlarına dayanan bir enerji ortak simülasyon modeli içerir ve bu model, denetimsiz Gauss karışım modeli kümelemesi ve çekirdek yoğunluğu tahmini kullanarak termal ortamları gruplandırır. Bu yaklaşım, enerji tasarrufu ve kullanıcı konforunu dengelemek amacıyla her birey için kişiselleştirilmiş soğutma deneyimleri sağlar. Önerilen kontrol stratejisi, Python ve EnergyPlus kullanılarak yapılan ortak simülasyonlarda değerlendirilmiş ve bu simülasyonlar, bina kullanıcılarının sentetik termal tercihlerine dayalı olarak soğutma ayar noktalarını optimize etmek için kullanılmıştır. Ayrıca, gerçek dünya verileri ve çeşitli soğutma sistemleri kullanılarak test edilmiş, özellikle Şangay'daki hibrit soğutma sistemlerinde incelenmiştir. Sonuçlara göre HVAC'in enerji talep gücü bina kullanıcılarının sayısı sırasıyla 15, 20

ve 25 olduğunda %5, %5,3 ve %5,6 azalmış ve kullanıcıların %90'nı termal açıdan konforlu hissetmiştir.

Mohammed et al. (2020) tarafından yapılan çalışmada HVAC sistemlerinin enerji tüketimini ve termal konforu optimize etmek için GA kullanan bir kontrol stratejisi sunulmaktadır. Kullanılan yöntem, Fanger'in termal konfor modeli ile GA'nın birleştirilmesidir. Bu sayede HVAC sistemini hem enerji verimli hem de konforlu bir şekilde yönetmek mümkün kılınmaktadır. Simülasyonlar aracılığıyla, sistem kontrol senaryoları test edilmiş ve sonuçlar Fanger modeli ile belirlenen optimal ve standart değerlere oldukça yakın hava sıcaklıklarının ve PMV değerlerinin elde edildiğini göstermiştir. Bu simülasyonlar, GA'nın amaç fonksiyonunun doğru formüle edilmesi, enerji optimizasyon denkleminin bulunması ve maksimum nesil sayısının seçilmesi ile gerçekleştirilmiştir. Sonuçlar, tasarlanan modelin performansını artırarak, PMV değerlerini ideal aralıklarda tuttuğunu ve kullanıcıların konforunu koruduğunu ortaya koymuştur. Ayrıca, optimizasyon fonksiyonu, enerji ilişkilendirme araçlarıyla birlikte kullanarak, SCADA sistemi aracılığıyla gerçek zamanlı olarak sistem bileşenleri için optimum ayar noktaları hesaplanmıştır. Bu yaklaşım, sistem enerji kullanımını en aza indirirken aynı zamanda kullanıcıların termal konforunu da garanti altına almıştır. Çalışmanın sonuçları, GA'nın HVAC sistemlerinin yönetimindeki potansiyelini ve etkinliğini vurgulamaktadır.

Mugumya et al. (2020) tarafından yapılan çalışmada HVAC kontrol sistemlerinin iç ortam hava kalitesini iyileştirmek ve enerji verimli bir şekilde bina kullanıcılarının konforunu korumak için anlamsal web bilgi grafiklerini kullanarak heterojen bina bilgilerini modellemeye yönelik bir kontrol stratejisi için ön çalışma sunulmaktadır. Bu stratejinin amacı, özellikle bulanık partikül madde konsantrasyonlarını en aza indirerek iç ortam hava kalitesini artırmak ve aynı zamanda enerji verimliliği ve konforu optimize etmektir. Kullanılan yöntem, bir HVAC kontrol cihazının RL sürecine, derin Q-öğrenme modellerini kullanarak "geliştirilmiş temsil öğrenme ontolojisi"nin dahil edilmesini içerir. Bu yaklaşım, bina ortamının zengin semantik temsiline dayanarak, kişi sayısı, sıcaklık ve HVAC operasyon planlaması gibi faktörler göz önünde bulundurularak iç ortam kirliliği durumları için en uygun kontrol eylemlerini öğrenmeye ve tahmin etmeye olanak tanır. Ancak, bu çalışma henüz ön aşama niteliğindedir ve gerçek verilerle veya simüle edilmiş bir ortamda test edilmemiştir. Çalışmada, bu yaklaşımın potansiyelini ve pratik uygulamalarını değerlendirmek için daha fazla araştırma ve test gerektiği vurgulanmaktadır. Gelecekteki çalışmalarda geliştirilmiş temsil öğrenme ontolojisi'nin veri modeli

kullanılarak EnergyPlus ve Simulink gibi simülasyon ortamlarına genişletilmesi ve kontrol algoritmasının test edilmesi ve kıyaslanması planlanmaktadır.

Nagpal et al. (2020) tarafından yapılan çalışmada HVAC sistemleri için MPC ile birleştirilmiş sağlam bir kontrol stratejisi önerilmektedir. Bu stratejinin amacı, binadaki ısıtma, havalandırma ve iklimlendirme sistemlerinin performanstan ödün vermeden verimli bir şekilde kontrol edilmesini sağlamaktır. Özellikle, HVAC sisteminin enerji tüketimini azaltırken tutarlı bir konfor sunmasını ve sıcaklık ayar noktasının sabit durumlu sapmasız takibini gerçekleştirmesini hedeflemektedir. Kullanılan yöntem, sağlam MPC içermekte ve model belirsizlikleriyle başa çıkmak için doğrusal matris eşitsizlikleri kullanarak optimizasyon problemi modellemektedir. Bu yaklaşım, yarı kesin programlama sorunlarına çözüm bulur ve model belirsizliklerini ele almada etkilidir. Kontrol stratejisi, sıcaklık ayar noktasını sabit durum olarak izlemeyi amaçlayan bir fonksiyonu içermekte ve bu da istenen sıcaklığın belirli sınırlar içinde tutulmasını bir konfor ölçüsü olarak tanımlamaktadır. Strateji, simülasyon senaryolarında test edilmiş ve sonuçlar, önerilen sağlam MPC'nin verimliliğini göstermek ve nominal bir MPC ile karşılaştırmak için kullanılmıştır. Çalışmanın sonucu, önerilen sağlam MPC stratejisinin, bina parametrelerindeki belirsizliklerle uğraşırken nominal MPC'den daha iyi performans gösterdiğini ortaya koymuştur. Özellikle bir senaryoda, sağlam MPC nominal MPC'ye kıyasla %24 daha iyi performans göstermiş, başka bir senaryoda ise izleme performansı %17 daha iyi olmuştur. Bu sonuçlar, model belirsizliğinin açıkça dikkate alındığında, sistemlerin belirsiz koşullarda performanstan ödün vermeden verimli bir şekilde çalışabileceğini göstermiştir.

Oświecińska (2020) tarafından yapılan çalışmada HVAC sistemleri için uyarlanabilir ve tahmine dayalı kontrol tekniklerini kullanarak enerji verimliliği ve iç ortam hava sıcaklığı kontrolünü iyileştirmeyi amaçlayan gelişmiş bir kontrol stratejisi sunulmaktadır. Bu strateji, damper konum kontrolü yoluyla dış hava sıcaklığının etkilerini en aza indirmeyi ve yaklaşan olaylara önceden tepki vererek enerji verimliliğini artırmayı hedefler. Kullanılan yöntem, GA kullanarak damper konumlarını optimize etmeyi içerir ve geçmiş, mevcut ve gelecekteki girdi/çıktı verilerini kontrol algoritmasına dahil eder. Bu, iç ortam hava koşullarını etkili bir şekilde düzenlemeye ve enerji tüketimini azaltmaya yardımcı olur. GA-MPC kullanılarak yapılan simülasyon çalışmasıyla elde edilen sonuçlar, hava tahmini kullanımının iç hava sıcaklığı kontrolünde enerji verimliliğinin artırılmasına katkıda bulunduğunu, yaz aylarında yaklaşık %8, ilkbahar/sonbahar ise %1-3 enerji tasarrufu

sağladığını göstermiştir. Bu, tahmine dayalı ve uyarlanabilir kontrol tekniklerinin HVAC sistemlerindeki performansını iyileştirmede etkili olduğunu doğrulamıştır.

Pasha & El-fawal (2020) tarafından yapılan çalışmada bilgisayar sunucu odalarını simüle eden ortamlarda sıcaklık ve nem kontrolü için çok girişli-çok çıkışlı bir HVAC kontrol stratejisi önerilmektedir. Ana hedef, enerji verimliliğini artırarak, ızgara açılma açısı ve nemlendirme oranı gibi değişkenleri kullanarak taze dönüş havasının karışımını optimize ederek sıcaklık ve nem seviyelerini etkili bir şekilde kontrol etmektir. Strateji, çeşitli bozulmalara karşı uyum sağlayacak şekilde tasarlanmış ve simülasyon yoluyla test edilmiştir. Sonuçlar, önerilen kontrol stratejisinin simüle edilmiş koşullar altında sıcaklık ve nem seviyelerini etkili bir şekilde yönettiğini, küçük bozulmalarla iyi başa çıktığını ancak büyük kalıcı bozulmalara karşı daha az etkili olduğunu göstermiştir. Bu, önerilen stratejinin, özellikle küçük dalgalanmaların beklendiği uygulamalar için uygun olabileceğini ve bu tür sistemlerin diğer çok girişli-çok çıkışlı uygulamalara genişletilebileceğini belirtir.

Patr et al. (2020) tarafından yapılan çalışmada enerji tüketimini azaltırken kişiselleştirilmiş konfor parametrelerini garanti eden bir HVAC kontrol stratejisi sunulmaktadır. Stratejinin amacı, iç ve dış ortam değişikliklerine etkili bir şekilde yanıt vererek, minimum HVAC kaynak kullanımıyla iç ortam sıcaklığını konfor aralığında tutmaktır. Kullanılan yöntem, kişiselleştirilmiş konfor parametrelerini belirlemek için Naive Bayes ML modelini kullanır. Bu model, farklı kullanıcı profilleri için eğitilmiştir. Modelin eğitimi ve performans değerlendirilmesi, Brasília Üniversitesi'ndeki laboratuvarında gerçekleştirilen simülasyonlarla desteklenmiştir. Bu simülasyonlar, dış hava sıcaklığı, bina kullanıcılarının sayısı ve güneş ışıması gibi değişkenleri içeren gerçek koşullar altında yapılmıştır. Araştırmanın sonuçları, önerilen IoT tabanlı HVAC kontrol stratejisinin, farklı kullanıcı profillerinin beklediği konfor seviyelerine uyum sağlamak için sıcaklık değişikliklerine etkili bir şekilde yanıt verebildiğini göstermiştir. Ayroca, Naive Bayes modeli, yaklaşık 200 veri noktasıyla eğitildiğinde konfor tahmininde önemli ölçüde doğruluk sağlamış, bu da modelin eğitimi için yeterli veri miktarını ortaya koymuştur. Sonuç olarak, sistem, dış hava sıcaklığı ve kişi sayısı gibi değişkenlere yanıt verirken iç ortam hava sıcaklığını konfor aralıkları içinde tutmuş, böylece hem bireysel konforu hem de enerji verimliliğini optimize etmiştir.

Rosenberger et al. (2020) tarafından yapılan çalışmada ticari binalar için kişiselleştirilmiş kullanıcı konforunu sağlamayı amaçlayan bir HVAC kontrol

stratejisi sunulmaktadır. Bu strateji, çevresel değişkenleri ölçen ve bina kullanıcılarından algılanan konfor hakkında geri bildirim toplayan “kişisel konfor düğümleri” adı verilen bireysel cihazların kullanımını içerir. Bu cihazlar, bina kullanıcılarına özel konfor modellerinin geliştirilmesine olanak tanır ve toplanan veriler, HVAC ayarlarını bina kullanıcılarının tercihlerine göre optimize ederek daha iyi konfor ve enerji verimliliği sağlamak için kullanılır. Çalışmada ayrıca, “kişisel konfor düğümü” cihazının prototiplemesi ve sensör karakterizasyonu üzerine odaklanılmıştır. Cihaz tasarımı, karşılaşılan sorunlar ve bireysel sensörlerin doğruluk ve tutarlılık açısından yapılan ön testler tartışılmıştır. Bu cihaz, çevre sensörleri ve dokunmatik ekran arayüzü içeren, düşük maliyetli çoğaltmaya uygun, ticari olarak temin edilebilen donanım bileşenleri ve açık kaynaklı yazılım kullanılarak geliştirilmiş bir algılama platformudur. Sonuç olarak, “kişisel konfor düğümü”, ticari binalarda bina kullanıcılarının konforunu ve üretkenliğini artırmak amacıyla kişiselleştirilmiş konfor modellerine dayalı olarak iç ortam iklimini ayarlayan bir HVAC kontrol sistemine katkıda bulunacak şekilde tasarlanmıştır. Çalışma, bu cihazların bir ağının test edilmesini ve gerçek zamanlı HVAC kontrolünde kullanılmasını içeren gelecekteki çalışmalar için bir zemin hazırlamıştır.

Valenzuela et al. (2020) tarafından yapılan çalışmada HVAC sistemlerini optimize etmek için MPC stratejisi sunulmaktadır. Bu strateji, enerji verimliliğini artırarak ve bina kullanıcılarının termal konforunu koruyarak HVAC sistemlerinin genel performansını geliştirmeyi amaçlar. Strateji, gerçek zamanlı ölçümler ve güncel hava durumu, kişi sayısı ve bina durumu bilgileri kullanarak yerel kontrolörler için ayar noktalarını hesaplar. Bu, iç ortam hava sıcaklığı ve karbondioksit seviyelerini radyatörler ve havalandırma üniteleri aracılığıyla optimize eder, ayrıca kontrol sorunlarını karbondioksit konsantrasyonu ve termal konfor olarak ayırır. Konfor, sıcaklık ve karbondioksit konsantrasyonu gibi iç ortam koşullarının korunmasına dayanır. Strateji, bir üniversite binasından elde edilen gerçek dünya verileri kullanılarak test edilmiş; özellikle bir ısıtma sistemi ile yapılan deneylerde, su sıcaklığının değişimiyle dinamik sıcaklık çıktıları değerlendirilmiştir. Bu testler, kontrol stratejisinin gerçek çalışma koşulları altındaki performansını doğrulamak için kullanılmıştır. Sonuçlar, MPC'nin HVAC sistemlerinde termal konfor ve enerji verimliliği sağlamada etkili olduğunu göstermektedir.

Wang et al (2020) tarafından yapılan çalışmada konutlardaki HVAC sistemleri için kişi sayısı odaklı bir kontrol stratejisi sunulmaktadır. Bu strateji, HVAC sisteminin kişi sayısı bilgilerine dayalı olarak gereksiz çalışmasını azaltarak enerji verimliliğini artırmak için tasarlanmıştır. Bu kapsamda, HVAC sisteminin çalışmasını

optimize etmek için kişi sayısı bilgilerinden yararlanan kişi sayısı odaklı bir termostat geliştirilmiştir. Bu termostat, konutta kimse olmadığında konutu ısıtmak veya soğutmak için enerji israfını önlemeyi aynı zamanda konutta bulunulduğunda da kullanıcıların konforunu korumayı amaçlamaktadır. Kişi sayısı odaklı termostatın kontrol stratejisi simülasyon yoluyla değerlendirilmiştir. Araştırmada, bu amaçla, kişi sayısı bilgisi sağlamak için stokastik bir model ve özel simülasyon varlıklarını mevcut bina enerji yazılımıyla entegre etmek için bir ortak simülasyon platformu kullanan bir kişi sayısı simülatörü ve HVAC kontrolörü geliştirilmiştir. Kişi sayısı odaklı termostat kontrol stratejisinin sonucu, uyarlanabilir kontrolün yanı sıra ortalama %20 ek enerji tasarrufu olmuştur. Bu, kişi sayısı bilgilerinin termostat kontrolüne dahil edilmesiyle konut binalarının enerji verimliliğinin önemli ölçüde artırılabilirliğini göstermektedir.

Xu et al. (2020) tarafından yapılan çalışmada HVAC sistemlerinin kontrolü için DRL'ye dayanan yeni bir transfer öğrenme stratejisi sunulmaktadır. Bu stratejinin amacı, binalarda enerji verimliliğini artırırken aynı zamanda bina kullanıcılarının konforunu sağlamaktır. Yöntem, bir binada eğitilmiş DRL tabanlı bir HVAC kontrol cihazını başka bir binaya aktararak eğitim süresini kısaltmayı, enerji maliyetini ve sıcaklık ihlallerini azaltmayı hedefler. Bu transfer, cihazın boyut, termal zon sayısı ve ortam hava koşulları gibi değişkenlere uyum sağlamasını sağlar. Çalışmada, farklı özelliklere sahip binalar arasında çeşitli transfer senaryoları üzerinde yürütülen deneylerle bu kontrol stratejisi test edilmiştir. Sonuçlar, yeni transfer öğrenmeye dayalı yaklaşımın, boyutlar, termal zon sayısı ve malzemeler gibi farklı özelliklere sahip binalar arasında uygulandığında eğitim süresini, enerji maliyetini ve sıcaklık ihlallerini önemli ölçüde azalttığını göstermiştir. Bu, HVAC kontrol sistemlerinin farklı senaryolara göre verimliliğini ve uyarlanabilirliğini artırma potansiyelini ortaya koymaktadır.

Yang et al. (2020) tarafından yapılan çalışmada çok zonlu binalarda enerji maliyetlerini optimize etmek amacıyla geliştirilen bir HVAC kontrol stratejisi önerilmektedir. Strateji, merkezi olmayan optimizasyon ve karar alma süreçlerini içerir ve akıllı binalar için uygundur. Önerilen yaklaşım, termal konforu korurken enerji maliyetlerini azaltmayı hedeflemiş ve üç ana adımda uygulanmıştır: (1) sistemin çift doğrusal dinamiğini gevşetmek, (2) rahat dışbükey olmayan problemleri merkezi olmayan şekilde çözmek ve (3) çözümlerin fizibilitesini sezgisel yöntemlerle güvence altına almak. Bu ölçeklenebilir teknik, bireysel zon kontrolörlerinin küçük ölçekli optimizasyon problemlerini paralel olarak çözerek yerel kütle akış hızlarını hesaplamasına imkan tanımıştır. Termal konfor, her zon için belirlenen konforlu sıcaklık limitleri arasında sıcaklıkları düzenleyerek değerlendirilmiştir. Merkezi

olmayan strateji, bitişik zonlar arası termal bağlantıları içererek enerji maliyetini optimize ederken konfor kriterlerini karşılamıştır. Strateji, simülasyon yoluyla doğrulanmış ve performansı, enerji maliyetlerini optimize etme ve termal konforu koruma etkinliği açısından merkezi ve dağıtılmış yaklaşımlarla karşılaştırılmıştır. Sonuçlar, özellikle daha fazla sayıda zona sahip binalar için, merkezi olmayan yaklaşımın enerji maliyeti ve hesaplama süresinde önemli iyileştirmeler sağladığını göstermiştir.

Yu et al. (2020) tarafından yapılan çalışmada büyük kamu binalarının HVAC sistemlerinde enerji tüketimini minimize ederken çeşitli yük gereksinimlerini karşılayacak şekilde soğutma grubu yüklemesini optimize etmeyi amaçlayan bir kontrol stratejisi sunulmaktadır. Bu kontrol stratejisi, soğutma yüklemesini dağıtılmış bir yaklaşımla optimize etmeyi hedefler, böylece karmaşık HVAC sistemlerinde daha verimli bir enerji yönetimi sağlar. Kullanılan yöntem, esneklik, ölçeklenebilirlik, sağlamlık ve enerji verimliliğini artıran, dağıtılmış bir çerçevede çalışan yeni bir dağıtılmış kaotik dağıtım algoritmasıdır. Çalışmanın sonuçları, önerilen bu algoritmanın enerji tasarrufu, sağlamlık ve kararlılık konularında diğer algoritmalarla göre üstün performans sergilediğini göstermektedir. Farklı parametre ayarları altında yapılan hesaplamalı deneyler, algoritmanın optimum soğutucu yükleme problemini çözmeye gösterdiği sağlamlığı ve güçlü kararlılığı ortaya koymuştur, bu da onun HVAC sistemleri için etkili bir enerji tasarrufu çözümü olduğunu kanıtlamıştır.

Yuan et al. (2020) tarafından yapılan çalışmada ticari binalarda enerji tüketimini azaltmak ve bina kullanıcılarının konforunu artırmak amacıyla HVAC sistemi için uyarlanabilir MPC stratejisi sunulmaktadır. Amaç, ayrıntılı kişi sayısı tahminleri ve tahmine dayalı modellerden yararlanarak, HVAC sistemlerinin statik programlar yerine daha doğru ve verimli bir şekilde kontrol edilmesidir. Kullanılan yöntem, kişi sayısı tahminlerinin yanlışlıklarından kaynaklanan verimsiz kontrol eylemlerini en aza indiren uyarlanabilir MPC algoritmasıdır. Bu algoritma, kişi sayısı tahminlerinin belirsizliğini dikkate alarak, kontrol maliyeti üzerine olasılıksal garantiler sağlar. Çalışmanın simülasyonu, OpenBuild ve EnergyPlus simülatörleri kullanılarak yapılmıştır. Sonuçlar, önerilen stratejinin enerji tüketimini %29,5 oranında azalttığını ve sabit program stratejisine kıyasla bina kullanıcılarının konforunu, PMV'ye göre %86,7 oranında iyileştirdiğini göstermiştir.

Zou et al. (2020b) tarafından yapılan çalışmada gerçek dünyadaki HVAC operasyonlarını tahminlemek amacıyla LSTM ağlarının kullanıldığı, Klima Santralleri (Air Handling Unit - AHU) üzerinde optimum kontrol elde etmeyi amaçlayan DRL

tabanlı bir kontrol stratejisi önerilmektedir. DRL algoritması olarak DDPG algoritması kullanılırken kullanıcıların termal konforu PPD ile değerlendirilmiştir. Her biri iki yıllık bina otomasyon sistemi verilerine sahip üç AHU, değerlendirme için test ortamı olarak kullanılmıştır. İlk yılın bina otomasyon sistemi verileri kullanılarak oluşturulan LSTM tabanlı DRL eğitim ortamı, 16 normalleştirilmiş AHU parametresinde ortalama 0,0015 ortalama kare hatasına ulaşmıştır. Aynı AHU'ların ikinci yılın bina otomasyon sistemi verileri kullanılarak oluşturulan test ortamlarında kullanıldığında, DRL ajanları gerçek enerji tüketimiyle karşılaştırıldığında %27 ila %30 enerji tasarrufu elde ederken, PPD aynı seviyede (%10) tutulmuştur.

Adegbenro et al. (2021) tarafından yapılan çalışmada yenilikçi bir iki aşamalı entegre HVAC kontrol stratejisi sunulmaktadır. Bu strateji, MPC tabanlı bir iyileştiriciyi dijital parametrelerle uyarlanabilen bir kontrolörü birleştirir. Stratejinin temel amacı, dinamik olarak değişen enerji fiyatları ve talebe yanıt olarak bina kullanıcılarının konforunu korurken enerji tüketimini ve maliyetleri azaltmak, ayrıca ısıtma yükünü yoğun olmayan dönemlere kaydırmaktır. Strateji, uyarlanabilir kontrol ve MPC'nin bir kombinasyonunu kullanır. Uyarlanabilir kontrol, sistem ayarlarının manuel olarak yeniden yapılmasına olan ihtiyacı ortadan kaldırırken, MPC birden fazla hedefe dayalı olarak HVAC sisteminin çalışmasını tahmin etmek ve yönetmek için kullanılır. Bu entegre yaklaşım, hem yerel hem de kontrol düzeylerinde HVAC sistemini optimize etmek ve gerçek zamanlı model bilgileriyle ince ayar yapmak için tasarlanmıştır. Çalışmada, termal konfor, operatif sıcaklıkla özleştirilmiştir. Stratejinin sabit bir ayar noktası sıcaklığına sahip geleneksel açma/kapama veya değişken kontrol sistemlerine kıyasla önemli miktarda enerji tasarrufu ve maliyet azalışı sağlayabildiği simülasyon testleri ile doğrulanmıştır. Sonuç olarak, önerilen strateji, termal konfor ile elektrik maliyetleri arasındaki dengeyi başarıyla sağlamış ve talep yanıt ortamında HVAC sistem verimliliğini artırma potansiyeli ortaya koymuştur.

Anuntasethakul & Banjerdpongchai (2021) tarafından yapılan çalışmada HVAC sistemleri için işletme maliyetlerini azaltırken elektriksel yükü düşürmeyi ve kullanıcıların termal konforunu korumayı hedefleyen iki katmanlı bir kontrol stratejisi sunulmaktadır. Birinci katman optimum sıcaklık ayar noktasının ayarlanmasını içeren kontrolör kontrol katmanı iken ikinci katman ayar noktası sıcaklığının izlenmesine ve verimli çalışma için kontrol girişlerinin en aza indirilmesine odaklanan MPC katmanıdır. Termal konfor PMV kullanılarak değerlendirilmiştir ve HVAC tasarımı, termal konforu kabul edilebilir bir PMV aralığında tutmak için sıcaklığı, nemi ve karbondioksit konsantrasyonunu düzenlemeyi amaçlamaktadır. Çalışma kapsamında stratejinin uygulandığı örnekte, bölgesel ofis odasının termal ve enerji yönetimi

incelenmiş, sonuçlar termal konfor düzenlemesinde üstün performans gösteren stratejinin optimum sıcaklık ayarının işletme maliyetlerini %12,46 ve en yüksek elektrik talebini %13,43 oranında düşürdüğünü göstermiştir.

Anuntasethakul et al. (2021) tarafından yapılan çalışmada HVAC sistemleri için zamanla değişen performans katsayılı denetçi MPC (SMPC) stratejisi sunulmaktadır. Bu strateji, HVAC sistemlerinin zaman içinde değişen performansını dikkate alarak enerji tüketimini optimize etmeyi ve operasyonel verimliliği artırmayı amaçlamaktadır. Yöntem, gelecekteki koşulları öngörerek ve hareketli bir zaman dilimi boyunca optimum kontrol eylemlerini hesaplayarak sistem operasyonlarını dinamik olarak ayarlar. Bu, özellikle performans katsayısının değişken olduğu sistemler için uygundur. Konfor, PMV kullanılarak değerlendirilmiş ve çalışma, CU-BEMS veri setini kullanarak gerçekleştirilmiştir. Sonuç olarak, SMPC stratejisi toplam işletme maliyetlerini %14,53 oranında ve maksimum elektrik gücü tüketimini %15,66 oranında azaltarak, sistem performansını önemli ölçüde iyileştirmiştir ve aynı zamanda termal konforu korumuştur.

Asvadi-kermani & Momeni (2021) tarafından yapılan çalışmada Romanya'daki orta ve büyük boyutlu binalar için enerji tüketimini azaltmayı ve sistem verimliliğini artırmayı amaçlayan bir HVAC kontrol stratejisi ele alınmaktadır. Bu kontrol stratejisi, kısıtlı dağıtılmış MPC kullanarak, klima santrallerinin durum-uzay modellerini tahmin eder. Yöntem, doğrusal zaman serisi sınır ağlarından faydalanan, sistemdeki bozulmalara ve belirsizliklere yanıt verebilir ve kontrol sinyallerini optimize eder. Bu strateji, gerçek HVAC verileri ile test edilmiş ve klasik kontrol yöntemlerine (açma/kapama ve PI kontrolörleri) kıyasla %36,94'ün üzerinde bir enerji tasarrufu sağlamıştır. Bununla birlikte, yüksek hesaplama kaynaklarına ihtiyaç duyan karmaşık modellere bağlı potansiyel dezavantajlar ve başlangıç maliyetlerinin yüksek olması gibi zorluklar da çalışmada dile getirilmiştir.

Deng & Chen (2021) tarafından yapılan çalışmada bina kullanıcılarının davranışlarının HVAC kontrol sistemleri üzerinden bina enerji performansına olan etkisini araştırarak bu etkiyi değerlendirmek için bir RL modeli kullanılmaktadır. Çalışmanın amacı, bina kullanıcılarının gerçek zamanlı davranışlarını ve tercihlerini dikkate alarak daha verimli HVAC kontrol stratejileri geliştirmektir. Kullanılan yöntem, EnergyPlus simülasyonlarına entegre edilen bir RL modelidir. Bu model, bina kullanıcılarının termostat ayarlarını değiştirme ve kıyafet değiştirme gibi davranışlarını tahmin eder ve bu davranışların enerji kullanımı üzerindeki etkilerini modellemek için kullanılır. Model, Purdue Üniversitesi kampüsündeki ofis

binalarından toplanan gerçek verilerle test edilmiş ve Q-öğrenme yöntemi ile eğitilmiştir. Sonuçlar, modelin bina kullanıcılarının davranışlarını, özellikle termostat ayar noktası ayarlamalarını başarıyla tahmin edebildiğini göstermiştir. Elde edilen sonuçlar R^2 değeri 0,8 civarında ve ortalama mutlak hata 2°F'nin altında olmuştur, bu da modelin yüksek bir doğrulukla çalıştığını göstermektedir. Ek olarak, modelin farklı HVAC kontrol sistemlerine sahip diğer binalara ve konut binalarına uygulanması için transfer öğrenme kullanılmıştır. Bu uygulama, modelin ek veri toplamaya gerek kalmadan genelleştirme yeteneğini başarıyla göstermiş ve farklı senaryolarda 0,6'nın üzerinde R^2 ve 2°F'nin altında ortalama kare hata elde edilmiştir. Bu sonuçlar, RL tabanlı bina kullanıcı davranışı modelinin, bina enerji optimizasyonu için etkili bir araç olduğunu kanıtlamıştır.

Esrafilian-Najafabadi & Haghighat (2021) tarafından yapılan çalışmada konut binaları için enerji tüketimi ve maliyetini optimize etmeyi, talep yönetimini iyileştirmeyi, enerji verimliliğini artırmayı ve bina kullanıcılarının termal konforunu korumayı amaçlayan kural tabanlı bir HVAC kontrol stratejisi sunulmaktadır. Bu strateji, kişi sayısı, iç ortam hava sıcaklığı ve hava durumu verilerini dikkate alarak dinamik ön koşullandırma sürelerini tahmin eden çok katmanlı algılayıcı ağı içeren bir tür derin öğrenme algoritması kullanır. Termal konfor, 21,5 °C'lik bir operatif sıcaklık ayar noktası üzerinden değerlendirilir ve herhangi bir düşük sıcaklık durumu termal rahatsızlık olarak kabul edilir. Yapılan vaka çalışması, sanal bir test ortamında, EnergyPlus kullanılarak oluşturulan güvenilir bir enerji modeli üzerinde gerçekleştirilmiştir. Sonuçlar, önerilen sistemin özellikle orta ve derin sıcaklık azalışları durumlarında, geleneksel kural tabanlı yaklaşımlardan daha iyi performans sergileyebileceğini göstermiştir. Ancak, kişi sayısı tabanlı kontrol sistemlerinin yoğun saatlerde enerji tüketimini %10'a kadar artırdığı ve ihtiyatlı gerileme kullanımının finansal faydaları azaltarak enerji tüketimini uzatabileceği belirtilmiştir. Ayrıca, akıllı termostatların benimsenmesi için gereken geri ödeme süresi 10,87 yıl olarak hesaplanmıştır. Çalışma, enerji verimliliğini artırma potansiyeline sahip olsa da, finansal etkiler ve talep sorunlarının da dikkate alınması gerektiğini vurgulamıştır.

Franco et al. (2021) tarafından yapılan çalışmada büyük ölçekli konut dışı binalar için geliştirilmiş bir HVAC kontrol stratejisi önerilmektedir. Bu stratejinin amacı, enerji verimliliğini artırarak binaların genel enerji performansını iyileştirmektir. Strateji, gerçek zamanlı karbondioksit izleme ve kişi sayısı profillerini dikkate alarak HVAC sistemlerini daha etkin bir şekilde yönetmek üzerine kuruludur. Kullanılan yöntemler arasında talep kontrollü havalandırma, uyarlanabilir kontrol ve enerji farkında kontrol yer alır. Bu yöntemler, iç ortam hava kalitesini korurken enerji

kullanımını optimize etmeyi amaçlar. Talep kontrollü havalandırma, gerçek ihtiyaçlara göre dış hava akış hızını ayarlayarak havalandırmayı optimize eder. Uyarlanabilir kontrol, ısı pompaları ve soğutma gruplarının besleme suyu sıcaklıklarını, bina yükü ve HVAC bileşenlerinin çalışma koşullarına uygun şekilde ayarlar. Enerji farkında kontrol, enerji geri kazanım ekipmanının iç ve dış ortam şartlarına göre çalışmasını uyarlar. Bu yöntemler, model tabanlı kontrol ve model tahminli kontrol tekniklerine dayanır, bu da sistem dinamiklerini daha iyi yakalamak ve operasyonun zaman içindeki optimizasyonunu iyileştirmek için tahminleri içerir. Kontrol stratejisi, Pisa'daki bir akademik binada dinamik simülasyon aracılığıyla test edilmiştir. Sonuçlar, enerji tasarrufunun %44'e kadar çıkabileceğini ve bu artışın önemli bir kısmının talep kontrollü havalandırma uygulamasından kaynaklandığını ortaya koymuştur.

Franco et al. (2021b) tarafından yapılan çalışmada büyük ölçekli konut dışı binalar için enerji verimliliğini artırmayı hedefleyen bir HVAC kontrol stratejisi sunulmaktadır. Strateji, değişken hava hacmi sistemleri, talep kontrollü havalandırma, ısı geri kazanım cihazlarının etkin kontrolü ve ısı pompası ile soğutma grubu besleme suyu sıcaklıklarının iyileştirilmiş kontrolü gibi yöntemleri içermektedir. Bu yaklaşımlar, dinamik simülasyon kullanılarak değerlendirilmiştir. Talep kontrollü havalandırma kullanılarak havalandırma oranlarının karbondioksit seviyelerine veya kişi sayısına göre ayarlanması, enerji kullanımını azaltmaya yardımcı olur. Simülasyon, çeşitli kontrol stratejilerini değerlendirerek, özellikle ısı pompaları ve gelişmiş havalandırma sistemleri kullanılarak potansiyel enerji tasarrufunu ortaya koymuştur. Çalışma, önemli miktarda enerji tasarrufu sağlayabilecek bu stratejilerin uygulanabilirliğini gösterirken, gerçek dünya verileriyle daha fazla doğrulama gerektiğini ve işletme maliyetleri ile sistem güvenilirliğini değerlendirmenin önemini vurgulamaktadır. Bu yaklaşımın sonuçları, geleneksel sistemlere kıyasla %80'e varan enerji tasarrufu potansiyeli göstermiştir, bu da ısı pompalarının ve enerji verimli havalandırma sistemlerinin etkinliğini belirtmektedir.

Garces-Jimenez et al. (2021) tarafından yapılan çalışmada HVAC sistemlerinin kontrolünü optimize etmek için genetik ve sürü zekası algoritmalarını kullanan gelişmiş kontrol stratejileri sunulmaktadır. Bu stratejiler, enerji tüketimini optimize ederken konfor yönetimini geliştirmeyi amaçlar. Kullanılan algoritmalar, HVAC sistemlerinde daha etkili kontrol ve enerji yönetimi sağlamak için her bir üniteyi verimli şekilde koordine eder. Termal konfor, ayar noktası sıcaklığı ile gerçek iç oda sıcaklığı arasındaki fark kullanılarak değerlendirilmiş ve ideal olarak bu farkın sıfır olması hedeflenmiştir. Strateji, gerçek veriler kullanılarak Teatro Real veri tabanında

test edilmiştir. Optimizasyon süreci, HVAC davranışını simüle etmek için kullanılan geçmiş verilerle bir rastgele orman regresörü eğitilerek yapılmıştır. Sonuçlar, GA ve sürü zekası algoritmalarının kullanımının, enerji tüketimini önemli ölçüde azalttığını ve %60 ile %80 arasında enerji tasarrufu sağladığını göstermiştir. Bu sonuçlar, kontrol stratejisinin etkinliğini ve HVAC sistemlerinin optimizasyonunda bu yöntemlerin potansiyelini ortaya koymuştur.

Issaraviriyakul et al. (2021) tarafından yapılan çalışma tek odalı konutlar gibi basit ortamlar için uygun maliyetli ve bulut tabanlı bir ML çerçevesi geliştirilerek enerji verimliliğini artırırken kullanıcı konforunu optimize etmeyi amaçlayan HVAC kontrol stratejisi sunmaktadır. Strateji, HVAC sisteminin açılıp/kapanmasını ve oda sıcaklığını kişi sayısı ile kullanıcı konforuna göre otomatik olarak ayarlayan, tahmine dayalı ve uyarlanabilir bir ML çerçevesini kullanır. Bu kapsamda, kişi sayısı ve termal konfor tahmin modelleri 2 aylık bir süre boyunca toplanan verilerden YSA ve destek vektör sınıflandırması algoritmalarından destek alınarak geliştirilmiş ve ileriki 4 haftalık görünmeyen veriler üzerinde test edilerek değerlendirilmiştir. Sonuçlar, uyarlanabilir öğrenme modellerinin kişi sayısını tahmini için doğruluk değerinin %95, termal konfor tahmini için duyarlılık (recall) değerinin %80 olduğunu göstermiştir. Bu da, uyarlanabilir modellerin kullanıcı davranışlarındaki yavaş değişikliklere bile uyum sağlayarak HVAC sistemini etkili bir şekilde ayarladığını ve zaman içinde kullanıcı konforu ve tercihlerindeki değişikliklere uyarlanabilir olabildiğini göstermektedir.

Li et al. (2021) tarafından yapılan çalışmada çok zonlu HVAC sistemleri için akıllı termal kontrolü optimize etmeyi amaçlayan çok etmenli DRL yaklaşımı önerilmektedir. Bu yöntemin temel amacı, enerji verimliliğini artırırken bina içindeki her bölgenin termal konforunu iyileştirmektir. Yöntem, çok etmenli DRL kullanarak, her zon için enerji tasarrufu sağlarken aynı zamanda konforlu iç ortam oluşturma potansiyeline sahiptir. Ayrıca, bu yaklaşım elektrik şebekesinin istikrarını artırma amacıyla bina talep tepkisine katkıda bulunur. Termal konfor, sadece sıcaklık eşiği belirlemek yerine, bina kullanıcılarının termal konforunu etkileyen çeşitli faktörleri hesaba katan daha karmaşık kanonik termal konfor modellerini dikkate alarak değerlendirilmiştir. Bu sayede, çok zonlu termal kontrol sistemi bina kullanıcılarının gerçek konfor ihtiyaçlarına uygun, daha incelikli ve kullanıcı odaklı bir şekilde hareket eder. Önerilen kontrol stratejisi, TRNSYS yazılımı kullanılarak oluşturulmuş gerçek dünya laboratuvar ortamına dayalı bir simülasyon ortamında test edilmiştir. Sonuçlar, önerilen çok etmenli DRL stratejisinin, her bölge için konforlu iç ortamı korurken %15,4'e kadar önemli miktarda enerji tasarrufu sağladığını göstermiştir.

Peng (2021) tarafından yapılan çalışmada binalardaki termal konforu ve enerji verimliliğini optimize etmeyi amaçlayan bir HVAC kontrol stratejisi sunulmaktadır. Strateji, MPC kullanarak gelecekteki rahatsızlıkları tahmin edip bunlara göre ayarlamalar yaparak HVAC sistemlerini geliştirmeye odaklanır. Bu yöntem, aşırı ısınma ve soğutmayı en aza indirgeyerek enerji tüketimini düşürmeyi ve konforu artırmayı hedefler. Termal konfor, ML algoritmalarını kullanarak geliştirilen veriye dayalı bir termal konfor modeli ile değerlendirilmiştir. Bu model, destek vektör makineleri ve doğrusal diskriminant analizi gibi algoritmaları kullanır ve bireysel termal konforu doğru bir şekilde tahmin etmeye çalışır. Çalışmada, kontrol stratejileri ve modelleri öncelikle simüle edilmiş ortamlarda test edilmiştir. MPC daha geleneksel kontrol yaklaşımlarıyla karşılaştırılmıştır. Sonuçlar, dört şehirde kullanıcıların termal rahatsızlıklarında %43,41 ila %69,93 oranında azalma ve enerjide de %3,63 ila %1,01 oranında azalma olduğunu göstermiştir. Bu, tahmine dayalı kontrol stratejilerinin, özellikle MPC'nin, simüle edilmiş bir ortamda hem termal konforu hem de enerji verimliliğini arttırmada etkili olabileceğini göstermiştir.

Tudoroiu et al. (2021) tarafından yapılan çalışmada tek zonlu VAV sistemlerinin sıcaklık kontrolü için geleneksel PID kontrolörü ve Bulanık Mantık kontrolörü olmak üzere iki HVAC kontrol stratejisi sunulmaktadır. Bu iki stratejinin amacı, sınıflar veya spor salonları gibi tek zonlu alanlarda çevresel konforu ve enerji verimliliğini optimize etmek üzere değişken hava hacminin sıcaklığını yönetmektir. Çalışmada, bu kontrol sistemlerinin hangisinin daha etkili olduğunu belirlemek amacıyla MATLAB R2019b kullanılarak bir karşılaştırma yapılmıştır. Her iki kontrol stratejisi de model tabanlı olarak uygulanmış ve kapsamlı simülasyonlarla test edilmiştir. Sonuçlar, VAV uygulamaları için bulanık mantık kontrolörünün hafif bir üstünlüğüyle her iki kontrolörün de mükemmel çalıştığını, doğrusal olmayan kontrol sistemleri için de pratikte bulanık mantık kontrolörünün PID kontrolörünü çok aştığını göstermiştir.

Turhan & Çeter (2021) tarafından yapılan çalışmada, akıllı binalarda enerji tüketimini en aza indirirken istenen iç ortam hava kalitesini sağlamak için kişi sayısı tespitine dayalı bir HVAC kontrol stratejisi sunulmaktadır. Bu yeni strateji, geleneksel havalandırma sistemlerinin sınırlamalarını aşmayı ve iç ortamlarda yeterli konfor sağlamayı hedefler. Kullanılan yöntem, karbondioksit konsantrasyonu, iç ortam hava sıcaklığı ve kapının konumunu ölçen sensörlerden elde edilen verilerle havalandırmanın gerçek zamanlı olarak ayarlanmasını içerir. Bu dinamik kontrol stratejisi, bina kullanıcılarının varlığını algılayarak havalandırmayı buna göre ayarlar, böylece hem konforu hem de enerji verimliliğini optimize eder. Ayrıca, çalışmada, bina kullanıcıların termal konforu kullanıcılardan bir mobil uygulama üzerinden anket

aracılığıyla elde edilen AMV indisi ile değerlendirilmiştir. Gerçekleştirilen testler, 1 Ocak 2020 ile 15 Ağustos 2020 tarihleri arasında bir ofis binasında uygulanan kontrol cihazı prototipi ile yapılmıştır. Sonuçlar, yeni kontrol stratejisinin ofis binasındaki sakinlerin %94'ü için termal konfor sağlarken enerji tüketimini %16 oranında azalttığını göstermiştir.

Wei & Calautit (2021) tarafından yapılan çalışmada derin öğrenme yöntemlerini kullanarak HVAC sistemleri için enerji verimli bir kontrol stratejisi önerilmektedir. Bu strateji, ekipmanlardan gelen ısı yüklerini tespit etmek için yapay zeka destekli kameraları kullanarak, bu bilgileri enerji talebini gerçek zamanlı olarak tahmin etmek için kullanır. Bu kapsamda, kontrolör derin öğrenme tekniklerine dayanan bir yaklaşımla ekipman ısı yüklerini algılar ve bu bilgiyi, HVAC sistemlerinin çalışmasını gerçek taleplere göre ayarlamak üzere bina enerji yönetim sistemine entegre eder. Bu yaklaşım, özellikle binanın boş olduğu saatlerde oluşabilecek enerji israfını azaltmayı hedefler ve %15'e kadar enerji tasarrufu sağlayabilir. Kontrol stratejisi, HVAC sistemleri ile donatılmış Nottingham Üniversitesi Sürdürülebilir Araştırma Binasında gerçek dünya koşullarında test edilmiştir. Geliştirilen model, ekipman ısı yükü tahminlerinde %5'in altında bir hata oranı ile yüksek doğruluk sunar, bu da HVAC sistemlerinin gerçek termal taleplere göre optimize edilmesine ve enerji israfının azaltılmasına yardımcı olur.

Wu et al. (2021) tarafından yapılan çalışma, PMV tabanlı bir HVAC kontrol stratejisi önermekte ve bu strateji ile özellikle soğutma döneminde güneş ışımasına maruz kalan ofis odalarında termal konfor ve enerji verimliliğini artırmayı amaçlamaktadır. Strateji, simülasyon verileri kullanılarak test edilmiştir. Simülasyonlar, çeşitli çevresel koşullar altında, özellikle güneş radyasyonunun etkilerini göz önünde bulundurarak termal konfor ve sıcaklık düzeylerini değerlendirmek için kullanılmıştır. PMV tabanlı kontrol stratejisinin uygulanması, kullanıcıların ofiste olduğu saatler boyunca günde %1,6 enerji tasarrufu sağlamış ve bu, termal konfordan ödün verilmeden elde edilmiştir. Ayrıca, bu strateji geleneksel sıcaklık tabanlı kontrol stratejilerine kıyasla, enerji tüketimini optimize ederken termal konforu koruma açısından daha üstün bir küresel performans sergilemiştir.

Ye et al. (2021) tarafından yapılan çalışmada akıllı binalarda enerji tasarrufu sağlamak amacıyla çeşitli sensörlerden toplanan kişi sayısı verilerini kullanarak HVAC sistemlerini verimli bir şekilde kontrol eden bir strateji sunulmaktadır. Akustik, karbondioksit ve PIR sensörlerinden elde edilen veriler, derin öğrenme modelleri aracılığıyla enerji tasarrufu modellerini öngörmek için kullanılmaktadır. Bu

modellerde özellikle dikkat mekanizmasına sahip, diziden diziye uzun kısa süreli (Seq2Seq LSTM) bellek modelleri kullanılmıştır. Çalışma, diziden diziye uzun kısa süreli belleğe ve bir dikkat mekanizmasına sahip gelişmiş derin öğrenme modelinin geleneksel LSTM sinir ağlarından daha iyi performans gösterdiğini gösteren olumlu sonuçlar vermiştir. Spesifik olarak, önerilen yöntem %30 daha yüksek bir tahmin doğruluğu elde etmiş; bu da bu tür modellerin, kişi sayısı sensörü verilerine dayalı olarak bina enerji tüketimini tahmin etmede daha etkili olduğunu ortaya koymuştur.

Zhao et al. (2021) tarafından yapılan çalışmada binalarda termal konforu maksimize ederken elektrik maliyetlerini ve talep zirvelerini azaltmayı amaçlayan bir HVAC kontrol stratejisi sunulmaktadır. Bu strateji, MPC kullanarak, enerji tüketimindeki zirveleri düşürmek ve sabah 7:00 ile 10:00 arasında iç ortam hava sıcaklığını 25°C'de sabit tutmak üzere tasarlanmıştır. Kullanılan yöntem, sensör verileri ve hava tahminleri gibi gerçek zamanlı verileri kullanarak HVAC operasyonlarını optimize etmektir. Bu, enerji verimliliği ve konforu artırmak için sistemin dinamik ayarlamalarını sağlar. Termal konfor, müdahale gerektirmeden iç ortam termal koşullarını otomatik ve objektif bir şekilde yönetmeyi amaçlayan termal ortam konfor modeli ile değerlendirilmiştir. Çalışmada ayrıca bir sıcaklık doğrulama deneyi gerçekleştirilmiş ve bu deney, belirlenen süre boyunca oda sıcaklığının 25°C civarında tutulduğunu, klima sisteminin düşük güç durumunda çalıştığını ve bu durumun etkili bir şekilde zirveyi düşürdüğü göstermiştir. Deney sonuçları, kullanılan sistem ve çerçevenin enerji yüklerini dağıtarak en yüksek enerji tüketimini yönetirken istenen termal konfor seviyelerini koruduğunu doğrulamıştır.

Zhu et al. (2021) tarafından yapılan çalışmada bina kullanıcılarının kişisel mikro ortamlarında termal tercihlerine uyum sağlayan ve bu tercihleri tanıyan bina kullanıcı merkezli bir HVAC kontrol stratejisi önerilmektedir. Stratejinin temel amacı, bireysel termal tercihleri karşılayacak şekilde HVAC sisteminin çalışmasını yönlendirmektir; bu, sıcaklık ayar noktası ve iç ortam hava sıcaklığının değişim oranı gibi unsurlar üzerinden gerçekleştirilir. Kontrol stratejisi, bina kullanıcılarının davranış kalıplarını tanıma ve termal tercihlerini tahmin etme yoluyla, bu talepleri uyarlanabilir bir şekilde karşılamayı amaçlar. Bunun için kullanılan yöntem, bulanık bir “if-then” kuralını ve yamuk dağılımını içerir. Ayrıca, fan-coil sistemleri için tasarlanmış çok adımlı bir giriş kontrol yöntemi, bireysel konfor seviyelerine daha uygun bir şekilde HVAC sisteminin ayarlanmasını sağlar. Çok adımlı giriş kontrolü özelliği, stratejinin bina kullanıcılarının değişen tercihlerine ve davranışlarına göre uyarlanabilir olmasını sağlar. Kullanıcıların bireysel termal tercihleri iç ortam hava sıcaklığı ayar noktası ve hava sıcaklığının değişim oranı gibi iki ana faktör üzerinden tanımlanmıştır. Strateji

için bina kullanıcılarının termal tercihleri, web tabanlı akıllı telefon uygulaması aracılığıyla direkt olarak alınmış veya kullanıcıların geleneksel kontrol arayüzleriyle etkileşimleri yoluyla dolaylı olarak elde edilmiştir. HVAC sisteminin çeşitli girdilere ve kontrol yöntemlerine verdiği tepkileri değerlendirmek için simülasyonlar kullanılmıştır. Ayrıca, bir test ofis odasında, sunulan strateji kullanılarak gerçek veri toplanmış ve HVAC performansı değerlendirilmiştir. Çalışmanın sonucunda stratejinin, bina kullanıcılarının termal konforunu optimize ederken aynı zamanda HVAC sistemlerinin enerji verimliliğini artırma potansiyeline sahip olduğu vurgulanmıştır.

Zhu et al. (2021) tarafından yapılan HVAC sistemleri için uyarlanabilir ve tahmine dayalı bir kontrol stratejisi sunulmaktadır. Bu strateji özellikle enerji verimliliğini artırmak ve iç ortam nemi ile termal konforu optimize etmek için tasarlanmıştır. Stratejinin amacı, havalandırma hızı ve sağlanan hava sıcaklığı gibi çeşitli ayarları, iç ortamın kalitesini iyileştirirken enerji tüketimini azaltacak şekilde dinamik olarak ayarlamaktır. Kullanılan yöntem, YSA ve katkı oranı endeksleri gibi tahmin yöntemlerini içerir ve bu yöntemler, sistem operasyonlarını iç ortamın dinamik değişikliklerine hızla uyum sağlayacak şekilde ayarlar. Kontrol stratejisi, hesaplamalı akışkanlar dinamiği simülasyonlarına dayanarak geliştirilmiş ortamda test edilmiştir. Sonuçlar, doğrusal modellerin ve özellikle nem için kullanılan modelin iç ortam çevre koşullarını etkili bir şekilde tahmin ettiğini göstermiştir, bu tahminler simülasyon sonuçlarıyla karşılaştırıldığında maksimum %15 hataya sahiptir. Ayrıca, iç ortam sıcaklığı ve nem oranlarını düşük boyutlu modellerle tahmin etme yaklaşımı etkili bulunmuş ve entegre HVAC sistemi, enerji tüketimini önemli ölçüde azaltarak iç ortam termal konforunu kabul edilebilir seviyelerde tutmayı başarmıştır.

Ali et al. (2022) tarafından yapılan çalışmada HVAC sistemleri için RL tabanlı optimal bir kontrol stratejisi sunulmaktadır. Bu strateji, özellikle dış iklim değişiklikleri ve iç ısı kazanımları gibi bilinmeyen bozulmaların varlığında, optimal bir kontrol cihazı tasarlamayı amaçlamaktadır. Kullanılan yöntem, RL ile durum geri bildirimi ve çıktı geri bildirimine dayalı olarak PI ve değer yineleme algoritmalarını içerir. Bu yaklaşım, ölçülemeyen bozulmaları içeren optimal izleme problemlerine modelsiz bir çözüm sunar. Ayrıca, rahatsızlıkların etkisini hesaba katmak için önyargı (bias) telafi mekanizmaları kullanılır ve kontrol parametrelerinin sapmasını önlemek için genişletilmiş bir Q fonksiyonu kullanılır. Sonuçlar, pratik bir HVAC bölge sistemi için optimal bir ayar noktası izleme kontrol cihazının başarıyla tasarlandığını doğrulamıştır.

Dawood et al. (2022) tarafından yapılan çalışmada iç ortam hava sıcaklığı ve karbondioksit konsantrasyon seviyelerini etkin bir şekilde yönetmek ve HVAC sistemlerinin enerji tüketimini en aza indirmek için model tabanlı RL kullanımı sunulmaktadır. Özellikle, deterministik politika RL (DP-RL) bir kontrolör üzerinde durulmuştur. Ayrıca, doğrusal olmayan otoregresif eksojen sinir ağı (NARX-NN), hibrit bir DP-NARX-RL kontrolörü sağlamak için DP-RL yöntemiyle bir yaklaşım fonksiyonu olarak kullanılmıştır. Bu hibrit kontrol stratejisinin amacı, enerji tüketimini minimize ederken bina kullanıcılarının termal konforunu optimize etmek ve kabul edilebilir aralıklarda tutmaktır. İç ortam hava sıcaklığı matematiksel bir model kullanılarak ve karbondioksit konsantrasyon seviyesi yaklaşımla sayısal olarak modellenmiştir. Bu iki parametre, model tabanlı RL teknikleri için durum uzayını tanımlamak üzere kontrol algoritmalarına beslenir. Bu kontrol stratejisi iki farklı örnek olay çalışması ile değerlendirilmiştir: Birincisi, Irak, Basra'daki bir binanın HVAC sistemini DP-RL ve DP-NARX-RL kontrolörleri kullanarak kontrol etmek; ikincisi ise Basra Uluslararası Havalimanı'nda çoklu soğutuculu bir HVAC sistemini DP-NARX-RL ve PID yaklaşımlarını kullanarak kontrol etmektir. Bu simülasyonlar, bir günlük planlama boyunca iç ortam konfor seviyeleri, elektrik gücü kullanımı, enerji tüketimi ve maliyetleri gibi çeşitli parametreleri değerlendirmiştir. Sonuçlar, DP-NARX-RL kontrol cihazının enerji tüketimini ve maliyetleri azaltırken termal konfor seviyelerini koruma açısından DP-RL, geleneksel RL ve PID kontrol cihazlarından daha iyi performans gösterdiğini ortaya koymuştur. Bu çalışma, DP-RL'nin doğrusal olmayan otoregresif dışsal modellerle kullanılmasının, HVAC sistemlerinin karmaşık dinamiklerini daha etkili bir şekilde yönetebileceğini ve iç ortam hava sıcaklığı, karbondioksit konsantrasyon seviyeleri, elektrik gücü kullanımı ve enerji maliyetleri gibi parametrelerde daha iyi performansla sonuçlanabileceğini göstermiştir.

Deng et al. (2022) tarafından yapılan çalışmada "Bağlam Ötesi Soft Aktör-Kritik" olarak bilinen yeni bir HVAC kontrol stratejisi sunulmaktadır. Bu strateji, akıllı çok zonlu HVAC kontrolü için tasarlanmış bağlama duyarlı, modelden bağımsız bir DRL yöntemidir. Bu yaklaşım, değişen çevre koşulları ve kişi sayısı modellerine yanıt verebilecek şekilde çok zonlu HVAC sistemlerinin enerji tüketimini optimize ederken, bina kullanıcılarının termal konfor seviyelerini karşılamak üzere ısıtma ve soğutma ayar noktalarını gerçek zamanlı olarak kontrol eder. Kontrol stratejisi, simüle edilmiş bir ortamda test edilmiştir. Simülasyon, Pekin'deki bir bina konumu, hava durumu ve tipik meteorolojik yıl hava durumu verileri gibi çeşitli faktörleri içermekte ve durağan olmayan ortamların kontrol algoritmaları üzerindeki etkilerini keşfetmeyi amaçlamaktadır. Çalışmanın sonuçları, önerilen yöntemin diğer temel kontrol

yöntemleriyle karşılaştırıldığında termal konforu korurken %15,9'a kadar enerji tasarrufu sağlayabildiğini göstermiştir. Bu sonuçlar, bu yeni bağlama duyarlı ve modelden bağımsız DRL yönteminin, çok zonlu bir HVAC kontrol senaryosunda etkili olduğunu doğrulamıştır.

Espejel-Blanco et al. (2022) tarafından yapılan çalışmada binalarda enerji tüketimini azaltmayı amaçlayan PMV tabanlı bir HVAC kontrol stratejisi sunulmaktadır. Bu strateji, enerji tasarrufu sağlamak için HVAC ekipmanını daha verimli bir şekilde çalıştırarak, kullanıcıların çoğunluğunun termal konforunu karşılayacak uygun sıcaklık ayar noktalarını belirlemek için PMV indeksini kullanır. Strateji, PMV indeksi temelinde HVAC ayar noktalarını ve kompresör operasyonlarını yöneterek enerji tüketiminde önemli miktarda azalma hedeflemektedir. Kontrol sistemi, Tecnológico Nacional de México kampüsünde kurulan bir test odasında gerçek verilerle test edilmiştir. Oda, 5000 BTU kapasiteli klima ile donatılmış ve HVAC ekipmanının çalışması izlenebilir ve analiz edilebilir hale getirilmiştir. Sonuçlar, önerilen PMV tabanlı kontrol sisteminin, standart yerleşik kontrolle karşılaştırıldığında benzer termal konfor koşulları altında %33 ile %44 arasında enerji tasarrufu sağlayabildiğini göstermiştir.

Esrafilian-najafabadi & Haghighat (2022) tarafından yapılan çalışmada HVAC sistemleri için Çift Derin Q Ağı (Double Deep Q Network - DDQN) kullanan modelsiz bir DRL yaklaşımı sunulmaktadır. Bu yöntem, belirli bina ve kişi sayısı tahmin modellerine ihtiyaç duymadan, kişi sayısı kalıplarını, enerji tüketimini ve sistem gecikme süresini öğrenmek ve buna uyum sağlamak amacıyla tasarlanmıştır. Önerilen HVAC kontrol stratejisi dinamik kişi sayısı modellerini öğrenmeye ve enerji verimliliği ile iç ortam termal konforunu artırmak için sıcaklık ayarlarını dinamik olarak uyarlamaya odaklanır. Termal konfor, sistem tarafından, kişi sayısı modellerine dayalı olarak iç ortam hava sıcaklığının ne kadar iyi korunduğuna göre değerlendirilir. Bu strateji, EnergyPlus kullanılarak gerçekleştirilen bir simülasyonda test edilmiştir. Simülasyon, çok soğuk bir iklimi temsil eden kış koşulları altında bir konut binasının karakteristikleriyle yapılmış ve ısıtma ekipmanı olarak elektrikli süpürgelikler kullanılmıştır. Çalışmanın sonuçları, DDQN ajanının termal konforu ilk eğitim bölümleri sırasında önemli ölçüde iyileştirdiğini ve ortam sıcaklığındaki sapmaları azalttığını göstermiştir. Enerji tüketimi eğitim süreci boyunca önemli bir değişiklik göstermemiştir. DDQN, kişi sayısı düzenlerinin belirsizliği ve rastlantısallığı altında enerji tasarrufu ile termal konfor arasında dengeli bir çözüm sağlamıştır. Bu bulgular, modelsiz DRL kullanan kendi kendine öğrenen bir HVAC kontrol sisteminin, özellikle kişi sayısı modellerinin öngörülemeyen doğası göz önüne alındığında, binaların enerji

verimliliğini artırırken konforlu bir iç ortam koruma potansiyeline sahip olduğunu göstermiştir.

Fauchier-magnan et al. (2022) tarafından yapılan çalışmada küçük kampüs binaları için düşük maliyetli bir merkezi HVAC kontrol stratejisi sunulmaktadır. Bu stratejinin amacı, enerji tüketimini optimize ederek maliyetleri düşürmek, yük azaltma işlemleri gerçekleştirmek ve bakım süreçlerini iyileştirmektir. Kullanılan yöntem, orijinal termostatların yerine kolayca monte edilebilen ve web tabanlı bir portal üzerinden merkezi izleme ve kontrol sağlayan ticari akıllı termostatları içerir. Bu sistem sayesinde, enerji tasarrufu, gelişmiş izleme yetenekleri ve şebekeye duyarlı yük azaltma programları sağlanmaktadır. UC Davis kampüsünde gerçekleştirilen uygulama ile bina enerji kullanımı üzerinde %28 oranında bir azalma sağlanmıştır. Bu sonuçlar, sistemlerin yönetimi ve gelişmiş havalandırma yönetimi için ekonomizör kontrolleri gibi ek sistemlerle entegrasyonu sayesinde elde edilmiştir. Ayrıca, bakım personeli, operasyonel sorunları uzaktan çözebilmiş ve bu da sistem güvenilirliğini artırmıştır. Bina kullanıcılarının konforu, onların varlığına daha iyi uyum sağlayan alanlarda artırılmıştır. Sonuç olarak, bu kontrol stratejisi, enerji tüketiminin azaltılmasına, işletme maliyetlerinin düşürülmesine, bakım protokollerinin iyileştirilmesine ve bina kullanıcılarının memnuniyetinin artmasına katkı sağlamıştır. Bu, bina HVAC sistemlerinin daha etkili yönetimi için akıllı, web özellikli termostatların kullanımının önemini vurgulamaktadır.

Fernandez Hernandez et al. (2022a) tarafından yapılan çalışmada bina kullanıcılarının kişisel termal tercihlerini dikkate alarak enerji tasarrufu sağlamayı amaçlayan bir HVAC kontrol stratejisi sunulmaktadır. Bu strateji, her zon için kontrol sistemine sahip kanallı fan-coil'li havadan suya ısı pompasının yeni bir modelini içerir ve her zonen sıcaklığını bağımsız olarak ayarlayarak termal konfor sağlar. Sunulan strateji, ısı pompası üzerindeki ayar noktası sıcaklığını ve fan-coil ünitesindeki fan hızını kontrol eden bir algoritma ile boş veya az kullanılan zonlara hava akışını azaltarak enerji tasarrufu yapılmasını sağlar. Çalışmada, bina kullanıcılarının termal konforu PPD indeksi ile değerlendirilmiş ve termal bölgelerin sıcaklıkları, kullanım dönemlerinde konfor bandı içinde tutularak test edilmiştir. Simülasyon yoluyla analiz edilen bu strateji, Paris'teki tipik kış koşullarına yönelik simüle edilen çevre koşulları altında termal konfor ve enerji verimliliği açısından değerlendirilmiştir. Sonuçlar, zonlara ayrılmış kontrol stratejisinin aşırı ısınma veya soğutmayı önleyerek bina kullanıcıların termal konforunu artırdığını, ısı pompasının enerji verimliliğini iyileştirdiğini ve enerji tüketiminde önemli tasarruflar sağladığını göstermiştir. Ayrıca,

geri ödeme sürelerinin ekonomik analizle 0,5 ila 4,9 yıl arasında değiştiği tespit edilmiş bu da sistem için maliyet etkinliğini ortaya koymuştur.

Fernandez Hernandez et al. (2022b) tarafından yapılan çalışmada, amacı bina içindeki her zonun termal taleplerine uygun olarak HVAC sistemini uyarlamak ve böylece her bölgede hava sıcaklığını kullanıcı tercihlerine göre ayarlamak olan termal zonlamaya dayanan bir HVAC kontrol stratejisi sunulmaktadır. Bu, enerji verimliliğini artırırken tüm alanlarda termal konforu garanti etmeyi hedefler. Kontrol sistemi, her bölgedeki termostatlar ve motorlu damperlerle bölgeleme kontrolünü, bir kontrol panosunu ve operasyonel parametrelerin ayarlanmasını sağlayan bir iletişim ağı geçidini içerir. Bu yapı, HVAC sisteminin her bölgenin özel gereksinimlerine göre ince ayar yapılmasını sağlar, böylece enerji verimliliği ve kullanıcı termal konforunu artırır. Termal konfor, PMV/PPD indisleri kullanılarak değerlendirilmiştir. Kontrol stratejisi, TRNSYS17 adlı simülasyon aracında test edilmiş ve farklı İspanyol şehirlerindeki konut üzerinden simüle edilmiş bir vaka çalışmasıyla termo-ekonomik analiz yapılmıştır. Simülasyon sonuçları, zonlara ayrılmış kontrol sisteminin performansını geleneksel bölgelere ayrılmamış açma/kapama kontrol sistemiyle karşılaştırmak için kullanılmıştır. Sonuçlar, zonlara ayrılmış sistem sayesinde enerji tüketiminin %21–42 oranında azaldığını ve bölgelerdeki ayar noktası sıcaklığını sınırlandırılabilirdiğini göstermiştir. Ayrıca, termal zonlama sayesinde maksimum termal yük gereksinimleri azalmış ve daha küçük kapasiteli bir ısı pompası kullanılmasına olanak tanınmıştır, bu da ek enerji tasarrufu ve azalan çevresel etkilerle sonuçlanmıştır.

Isikdemir et al. (2022) tarafından yapılan çalışmada HVAC sistemlerinin kontrolü için bulanık mantık ve ML'yi entegre eden yenilikçi bir strateji sunulmaktadır. Bu stratejinin amacı, akıllı binalarda enerji tüketimini azaltırken, bina kullanıcıların konforunu otomatik olarak en üst düzeye çıkarmaktır. Yaklaşım, hava kalitesi tahmini için rastgele orman algoritmasını ve sıcaklık kontrolü için Mamdani bulanık çıkarım sistemini kullanarak, veri odaklı tekniklerle bulanık mantığı birleştirir. Termal konfor, çalışmada doğrudan ölçülmemiştir ancak konfor kavramı, kullanıcıların ihtiyaçlarına göre ayarlanan optimum sıcaklık ve havalandırma aracılığıyla termal konforun artırılmasına yönelik tasarım ve değerlendirmeler içerisinde dolaylı olarak işlenmiştir. Önerilen strateji, simüle edilmiş bir ortamda test edilmiştir. Özellikle sıcaklık kontrolü, başlangıç sıcaklığı 5°C'den hedef sıcaklık 22°C'ye ayarlanarak test edilmiş ve bu test sırasında elde edilen sıcaklık, aşma olmadan istenen ayar noktasına ulaşarak sistemin etkinliğini göstermiştir. Bu, sistemin

sıcaklık kontrolünde yüksek doğruluk ve hassasiyetle çalıştığını, böylece enerji verimliliği ve kullanıcı konforunu artırdığını kanıtlamaktadır.

Jeoung et al. (2022) tarafından yapılan çalışmada blok zincir tabanlı IoT sistemini kullanarak yeni bir HVAC kontrol stratejisi önerilmektedir. Bu sistem, veri gizliliğini ve güvenliğini sağlayarak bina yönetim sistemlerinde otomatik ve kişiselleştirilmiş iç ortam hava sıcaklık kontrolünü sağlamayı amaçlamaktadır. Önerilen strateji, bina kullanıcılarının ve verilerinin güvenliğini korumak için bir blok zincir çerçevesini kullanır ve kişiselleştirilmiş TSV modeli için bireysel veriler toplar. Bu, iç ortam hava sıcaklıklarının etkili bir şekilde kontrol edilmesine yardımcı olurken, mahremiyet endişelerini de gidermeyi hedefler. Kontrol stratejisi, ofis tipi bir çalışma ortamını simüle eden bir iklim odası deneyi ile test edilmiştir. Bu deneyde, kullanıcılar ofis tipi çalışma yaparken termal konfor düzeylerini ifade etmek için anketler doldurmuşlardır. Blok zincir tabanlı IoT sistemi, ayar noktası kontrolü ve manuel kontrol modeli dahil olmak üzere çeşitli sıcaklık kontrol yöntemleriyle karşılaştırılmıştır. Sonuçlar, kişiselleştirilmiş TSV tahmin modelinin geliştirilmiş modele göre %58,1 daha iyi doğruluğa sahip olabileceğini ve önerilen kontrol stratejisinin manuel kontrole kıyasla termal rahatsızlığı %33 oranında azaltırken enerji tüketimini de %27 oranında azaltabildiğini göstermiştir.

Jung et al. (2022) tarafından yapılan çalışmada "Real-COMFORT" adında yeni bir kullanıcı merkezli, gerçek zamanlı iç ortam sıcaklık kontrol stratejisi önerilmektedir. Bu strateji, kullanıcıların bireysel termal konforunu artırırken enerji tüketimini azaltmayı hedefler. Kullanılan yöntem, kullanıcıların aktivitelerini otomatik olarak tanıyabilen tek boyutlu evrişimli sinir ağlarını ve iç ortam sıcaklığını verimli şekilde kontrol edebilen DRL'ye dayalı bir modeli içermektedir. Termal konfor, bireylerin termal duyum özellikleri ve fiziksel aktivitelerini dikkate alarak, onların termal rahatsızlıklarını azaltacak şekilde modelleme yoluyla sağlanmaktadır. Termal konfor değerlendirmesi, subjektif yaklaşımlar ve çeşitli fizyolojik sensörler aracılığıyla yapılan objektif ölçümlerle desteklenmiştir. Gerçek test ortamlarında yapılan deneylerde, "Real-COMFORT" sistemi kablosuz sensör ağları kullanılarak iç ortam hava sıcaklığını gerçek zamanlı olarak otomatik kontrol edebilmiştir. Geleneksel ayar noktası ve manuel kontrollerle karşılaştırıldığında, sistem enerji tüketimini korurken termal rahatsızlığı %10,9 oranında azaltmıştır.

Kong et al. (2022) tarafından yapılan çalışmada bina kullanıcılarının konforunu ve enerji verimliliğini artırmayı amaçlayan HVAC sistemlerinde kişi sayısı tabanlı kontrol stratejisi sunulmaktadır. Bu strateji, bina kullanıcılarının varlığını ve

davranışlarını gerçek zamanlı olarak izleyen ve buna göre tepki veren kişi sayısı algılama teknolojilerini kullanır. Kullanılan yöntem, enerji tasarrufu sağlarken termal konforu ve iç ortam kalitesini koruyacak şekilde HVAC sistemlerinin çalışmasını düzenler. Termal konfor, bina kullanıcılarının subjektif değerlendirmeleriyle, termal duyumlarını ve algılanan hava kalitesini derecelendirerek ölçülmüştür. Bu geri bildirimler, kişi sayısı tabanlı kontrol stratejisinin bina kullanıcılarının ihtiyaçlarını karşılayıp karşılamadığını değerlendirmek için kullanılmıştır. Kontrol stratejisi, gerçek verilerle test edilmiş ve deney, Syracuse Üniversitesi öğrencilerinin katılımıyla bir laboratuvar ortamında gerçekleştirilmiştir. Bulgular, farklı doğruluk seviyelerindeki kişi sayısı sensörleri ile kişi sayısına dayalı kontrolün günlük enerji tasarrufunun, hava durumuna ve sensör doğruluğuna bağlı olarak %0 ila %35 arasında değiştiğini göstermiştir. Bina kullanıcıların %80'inden fazlası termal konforun hedeflenen aralıkta olduğunu bildirmiştir. Bu sonuçlar, stratejinin termal konfor ve iç ortam hava kalitesi kriterlerini başarıyla karşıladığını ve kişi sayısı tabanlı kontrolün enerji tasarrufu sağladığını göstermiştir.

Liu et al. (2022) tarafından yapılan çalışmada akıllı binalardaki HVAC sistemleri için çok adımlı tahmine dayalı bir DRL algoritması (MSP-DRL) tanıtılmaktadır. Bu algoritma, enerji kullanımının verimliliğini artırmayı, güç tüketim maliyetlerini azaltmayı ve kullanıcı konforunu korumayı amaçlar. Bu kontrol stratejisi, çevresel koşulların doğru tahmini ve HVAC sistemlerinin etkin kontrolü için gelişmiş bir Genelleştirilmiş Doğruluk LSTM (Generalized Correntropy LSTM – GC-LSTM) sinir ağını kullanır. Kontrol stratejisi, geçmiş çevresel veriler üzerinde değerlendirilmiş olup, gerçek zamanlı uygulama ve gerçek dünya verileriyle daha fazla doğrulama gerektiren bir araştırma alanı olarak kabul edilmektedir. Kullanıcı konforu, belirlenen minimum ve maksimum iç ortam hava sıcaklıklarıyla dikkate alınmıştır. Sonuçlar, GC-LSTM algoritmasının, Gaussian olmayan verilerle işlerken gelişmiş tahmin doğruluğu ve kararlılığı sunduğunu göstermektedir. MSP-DRL algoritması kullanılarak kontrol edilen HVAC sistemi, açma/kapama kontrol kuralına göre güç tüketim maliyetini %12,79 oranında azaltmış ve diğer kural tabanlı kontrol algoritmalarına göre iç sıcaklık sapmasını 0,015'e düşürürken maliyetleri de yaklaşık %1,7 oranında azaltmayı başarmıştır.

Ma et al. (2022) tarafından yapılan çalışmada çok zonlu HVAC sistemleri için öncelikli koordinasyona sahip dağıtılmış MPC stratejisi sunulmaktadır. Bu kontrol stratejisinin amacı, her zonun değişen sıcaklık gereksinimlerini göz önünde bulundurarak sınırlı soğutma kaynaklarını bir binadaki farklı bölgeler arasında etkili bir şekilde tahsis etmektir. Kullanılan yöntem, termal sınırları ayarlamak için bir

öncelik sistemi içeren bir koordinasyon katmanına sahip, böylece rakip alt sistemler arasındaki kaynak tahsisi zorluklarını çözen dağıtılmış MPC yaklaşımıdır. Sayısal simülasyon, kontrol stratejisinin etkinliğini göstermiştir. Bu strateji, birden fazla zonda sıcaklık yönetiminin karmaşıklığına ve kısıtlamalarına rağmen, küresel kaynak sınırlarının karşılanmasını sağlarken operasyonel enerji tasarrufuna da olanak tanımıştır.

Patel & Tuladhar (2022) tarafından yapılan çalışmada öğretim amaçlı laboratuvar deneyleri için programlanabilir mantık kontrolörü kullanılarak ticari HVAC sistemlerinin taklit edilmesine dayanan bir HVAC kontrol stratejisi sunulmaktadır. Stratejinin amacı, sıcaklık değerleri gibi sensör verilerine dayanarak HVAC bileşenlerini (örneğin fanlar) otomatik olarak kontrol etmektir. Bu deneyler, programlanabilir mantık kontrolörünün manuel müdahaleyi en aza indirirken HVAC sistemlerini nasıl etkili bir şekilde yönetebileceğini göstermek için tasarlanmıştır. Kullanılan yöntem, Unity Pro XLS/Control Expert yazılımı kullanılarak simülasyonlar yapmayı, fonksiyonel blok diyagramları tasarlamayı ve programlanabilir mantık kontrolörü ile entegre edilmiş bir donanım kurulumunu uygulamayı içerir. Deney, bilgisayar fanlarının kontrolüyle bir HVAC sistemini taklit ederek gerçekleştirilmiştir. Sonuçlar, programlanabilir mantık kontrolörünün minimum manuel müdahaleyle HVAC işlemlerini otomatikleştirebildiğini ve tutarlı bir sıcaklığı koruyabildiğini göstermiştir.

Price et al. (2022) tarafından yapılan çalışmada HVAC sistemlerinde enerji verimliliğini ve termal konfor yönetimini iyileştirmeyi amaçlayan kademeli bir kontrol stratejisi sunulmaktadır. Bu strateji, özellikle klima santrallerinde test edilen ve soğutulmuş su vanaları gibi bileşenlerin kontrolünü iyileştirmek için bir dizi birbirine bağlı döngü veya kontrol cihazını kullanan bir yaklaşımı içerir. Kullanılan gelişmiş algoritma, daha doğru kontrol ve enerji verimliliği sağlamak için birlikte çalışan birden fazla kontrol döngüsünden yararlanır ve orijinal kontrol stratejilerine kıyasla daha doğrusal bir kontrol sağlayarak geçici performansı korurken ek faydalar sunar. Strateji, gerçek bir binadan alınan dinamik verilerle test edilmiş, kontrolör kazanımlarının gerçek sistem verileriyle ayarlanması ve fan hızları ile vana konumları gibi gerçek sistem ölçümleri üzerinden performansın incelenmesi gerçekleştirilmiştir. Bu, teorik ya da simüle edilmiş ortamlar yerine pratik, gerçek dünya performansına dayalı sonuçların elde edilmesini sağlamıştır. Sonuçlar, izleme performansında iyileşme, mevsimsel yeniden ayarlama ihtiyacında azalma ve tek bir LOOP komutuyla kolay uygulanabilirlik göstermiştir. Ayrıca, bu kademeli kontrol stratejisinin, HVAC sistemlerinde yaygın olan doğrusal olmama sorunlarını etkili bir şekilde sınırladığı ve

enerji cezaları oluşturma potansiyeline sahip zayıf PI kontrol tasarımını geliştirdiği bulunmuştur, bu da gelişmiş kontrolün daha iyi enerji verimliliğine yol açabileceğini göstermektedir.

Raman et al. (2022) tarafından yapılan çalışmada binalarda enerji tasarrufu sağlarken sıcaklık ve nem kısıtlamalarını korumayı amaçlayan bir HVAC kontrol stratejisi sunulmaktadır. Kullanılan yöntem, MPC olup, HVAC sistem performansını 24 saatlik bir tahmin boyunca optimize etmeye yöneliktir. Bu strateji, çok çeşitli iklim bölgelerinde uygulanabilir şekilde tasarlanmış ve kontrol komutlarını hesaplamak için deterministik bir arama ile doğrusal olmayan bir programlama çözücüsü kullanılmıştır. Önerilen strateji, simülasyonlar aracılığıyla ABD, Alaska, Porto Riko, Guam ve Hawaii dahil olmak üzere 14 farklı iklim bölgesinde ve dört mevsime ait hava durumu verileri kullanılarak test edilmiştir. Çalışmanın sonuçları, MPC'nin kullanılmasının enerji tasarrufunu iklim ve mevsime bağlı olarak önemli ölçüde değiştirebileceğini göstermiştir. Ayrıca, nem kontrolünün MPC formülasyonundan hariç tutulmasının, özellikle ılıman havalarda zayıf iç ortam nem kontrolüne yol açabileceği bulunmuştur. Araştırma, dış hava koşullarının MPC performansında, enerji tasarrufu ve iç ortam ikliminin korunması açısından çok önemli bir rol oynadığını vurgulamaktadır.

Vasanthkumar et al. (2022) tarafından yapılan çalışmada enerji tasarrufu sağlarken bina kullanıcılarına termal konfor sağlamayı amaçlayan kişi sayısı ve iç ortam parametrelerine dayalı uyarlanabilir damper kontrol stratejisi sunulmaktadır. Bu strateji, VAV sisteminin damper kanat açısını ve HVAC sistemindeki üfleyicinin değişken frekanslı sürücüsünün hızını uyarlanabilir kontrol yöntemiyle kontrol ederek gerçekleştirilir. Bu kontrol, iç ortam hava sıcaklığı, dış hava sıcaklığı ve kişi sayısına göre ayarlanır, böylece HVAC sisteminin kanallarındaki hava akışı, konforlu bir iç ortam sağlayacak şekilde düzenlenir. Strateji, enerji kullanımındaki anormallikleri tespit edebilme ve maksimum enerji verimliliği ile konforlu bir iç ortam sağlamak için HVAC kontrol parametrelerini optimize etme yeteneğine sahiptir. Kontrol stratejisi, yalnızca simüle edilmiş verilerle değil, aynı zamanda fiziksel olarak da test edilmiştir. Sıcaklık ve akış dağılımı performans değerlendirmesi, Fluent yazılımı kullanılarak simüle edilmiş ve bir laboratuvar düzeyinde prototip geliştirilerek üç farklı koşul altında test edilmiştir. Deneysel sonuçlar, HVAC sistemleri için kişi sayısı ve iç ortam parametrelerine dayalı uyarlanabilir damper kontrolünün kullanıcıların termal konforunu korurken %18 oranında enerji tasarrufu sağladığını göstermiştir.

Wang et al. (2022) tarafından yapılan çalışmada bina HVAC sistemleri için çok aralı bir dağıtılmış optimal kontrol stratejisi sunulmaktadır. Bu stratejinin amacı,

binaların enerji verimliliğini artırmaktır. Yöntem, HVAC sistemlerinin çok katmanlı hiyerarşik bir mimari kullanılarak tanımlanmasını ve geleneksel büyük dağıtılmış optimizasyon görevlerinin yerel görevlere bölünmesini içerir. Hiyerarşik alternatif yön çarpanları yöntemi ve Nesterov hızlandırma tekniği, optimizasyonun yinelemeli olarak katman katman çözülmesine ve yakınsama oranının iyileştirilmesine olanak tanır. Kontrol stratejisi, simüle edilen karmaşık bir HVAC sistemi üzerinde test edilmiş ve performansı, farklı soğutma yükleri altında üç geleneksel kontrol yöntemiyle karşılaştırılarak doğrulanmıştır. Bina kullanıcılarının termal konforunu ölçmek için termal konfor indeksi kullanılmış, daha yüksek indeks değerleri, bir kontrol yönteminin termal konfor seviyelerine daha az dikkat ettiğini göstermiştir. Sonuçlar, önerilen yöntemin, merkezi kontrol yöntemine kıyasla önemli enerji tasarrufu sağladığını ve geleneksel dağıtılmış kontrol yöntemlerine göre hesaplama süresini ortalama %69,55 oranında azalttığını göstermiştir. Bu bulgular, çoklu etmen tabanlı dağıtılmış çerçevenin, iç ortam çevre kalitesini korurken enerji verimliliğini etkili bir şekilde artırabildiğini ortaya koymaktadır.

Wit et al. (2022) tarafında yapılan çalışmada enerji verimliliğini artırmayı ve termal konforu sağlamayı hedefleyen gelişmiş bir HVAC kontrol stratejisi sunulmaktadır. Bu strateji, yakınsal politika optimizasyonu ile eğitilmiş bir sinir ağı ve gerçek zamanlı bir simülatör kullanarak MPC gerçekleştiren sinir ikizi olmak üzere veriye dayalı iki kontrol algoritmasını içerir. Çalışmada kullanılan, yakınsal politika optimizasyonlu sinir ağı, HVAC sürecinin simüle edilmiş bir ortamdan deneyim toplar ve bu sayede etkili bir kontrol politikası geliştirirken sinir ikizi, süreci gerçek zamanlı olarak simüle eder ve en uygun kontrol dizisini seçmek için gelecekteki tahminlere dayanır. Termal konfor, ayar noktasına yakınlıkla ölçülür ve bu, sinir ağı tarafından ödüllendirilir. Gerçek dünya verileriyle test edilen kontrol stratejisi termal konfor korunurken etkin enerji kullanımında %5 ila %40'lık bir azalma sağlamıştır.

Yayla et al. (2022) tarafından yapılan çalışmada çok zonlu ticari binalar için yapay zeka tabanlı, kullanıcı merkezli bir HVAC kontrol stratejisi sunulmaktadır. Bu strateji İstanbul, Türkiye'deki bir alışveriş merkezi gibi binaların enerji verimliliğini artırmayı amaçlar. Stratejinin temel amacı, kişi sayısı ve çevresel koşullara duyarlı bir yapay zeka yaklaşımını kullanarak enerji tüketimini azaltmak ve termal konforu artırmaktır. Kullanılan yöntem, gerçek kişi sayısı verilerine dayanan YSA ile saatlik kişi sayısı tahminleri yapmayı, bu verileri bina özellikleri ve gerçek zamanlı hava tahmini bilgileriyle entegre ederek sensörsüz bir HVAC kontrol algoritması geliştirmeyi içerir. Kontrol stratejisi, IDA İç Ortam İklimi ve Enerji (IDA-ICE) simülasyon yazılımı kullanılarak ve bir alışveriş merkezinin Revit modeli üzerinden

IDA-ICE'a aktarılarak test edilmiştir. Simülasyonlar, yapay zeka tabanlı kontrol stratejisinin geleneksel kontrol stratejilerine kıyasla bina kullanıcılarının termal konforunu artırırken enerji tüketiminde en az %10 tasarruf sağladığını göstermiştir.

Abrazeh et al. (2023) tarafından yapılan çalışmada HVAC sistemlerinde bağıl nem ve sıcaklığı etkili bir şekilde kontrol etmek için Proksimal Politika Optimizasyonu (PPO) tabanlı bir geri adımlı kontrol cihazının kullanımı sunulmaktadır. Önerilen strateji, HVAC sistemlerinin dinamiklerini tanımlama gereksinimi olmadan, donanım ve yazılım kontrolörleriyle entegre edilmiş, doğrusal olmayan bir modelden bağımsız kontrol tekniği içermektedir. Özellikle, kontrol stratejisi SIL (Software in Loop) ve HIL (Hardware in Loop) kurulumları içinde, gerçek zamanlı dijital ikizler kullanılarak sistem çıktıları arasındaki farklılıkları en aza indirmeyi hedefler. Kontrol stratejisinin amacı, bağıl nem ve sıcaklık gibi birbirleri üzerinde ters etkileri olan karmaşık çoklu giriş çoklu çıkış sistemlerinde ayrıştırılmış kontrol sağlamaktır. Kullanılan yöntem, geri adımlı kontrol tekniği ve doğrusal olmayan ayrıştırılmış çoklu giriş çoklu çıkış kontrol tekniğidir. Bu teknikler, ölçülen verilere dayanarak doğrusal olmayan integral geri adımlı kontrolör katsayılarını güncellemek için DRL ile birleştirilmiştir. Kontrol stratejisi, hem HIL hem de SIL kurulumlarında test edilmiştir. HIL kurulumunda, gerçek fiziksel bileşenler simülasyon modelleriyle birlikte kullanılmış, SIL kurulumunda ise tüm sistem simüle edilmiştir. Sonuçlar, önerilen geri adımlı PPO yönteminin sıcaklık ve nem kontrolünde geleneksel geri adımlama ve PID kontrolörlerine kıyasla aşma, yetersiz kalma ve yerleşme süresi açısından üstün performans sergilediğini göstermiştir. Özellikle, dijital ikiz çıkışları gerçek HVAC sistem çıkışlarını yakından takip etmiş, bu da önerilen dijital ikiz platformunun gerçek donanım kontrol panosunun davranışını başarıyla taklit ettiğini göstermiştir. Kontrolör parametre ayarında kullanılan PPO algoritması, diğer yöntemlere kıyasla en düşük hata oranına ve yerleşme süresine sahip olmuş, bu da onu doğrusal olmayan ve MIMO HVAC sistemlerinin kontrolünde daha verimli hale getirmiştir. Genel olarak, çalışma, önerilen uyarlanabilir kontrol yöntemiyle geliştirilen bir HVAC Dijital İkiz platformunun, HVAC sisteminin sıcaklığını ve nemini daha doğru ve daha düşük maliyetlerle kontrol etme potansiyeline sahip olduğunu göstermektedir.

Acquaah et al. (2023) tarafından yapılan çalışmada HVAC sistemlerini optimize ederek bina kullanıcılarının termal konforunu artırma ve enerji verimliliğini maksimize etme amacı taşıyan bir kontrol stratejisi sunulmaktadır. Kontrol stratejisi, bina kullanıcılarının termal duyularını ve konfor geri bildirimlerini dikkate alarak, HVAC sisteminin kişi sayısına ve termal tercihlere uyum sağlamasını sağlar. Bu strateji, çok sensörlü bir ağ ve ML modelleri kullanılarak kişi sayısı ve termal

tercihlerin tahminine dayanır. Analog çevresel sensörler ve subjektif ölçüm sırasında çekilen termal görüntüler bir araya getirilerek bireylerin termal konfor ortamının bütünsel olarak anlaşılması düşünülmüştür. Bu araştırma, farklı ML modelleri, işleme yöntemleri geliştirmiş ve sonuçları, birleştirilmiş veri kümesine dayalı olarak değerlendirmiştir. Sonuçlar, klasik ML ve yüksek doğruluklu yığılmış modeller yoluyla kişi sayısı ve termal tercihin gerçek zamanlı tahmin olasılığını göstermektedir.

An et al. (2023) tarafından yapılan çalışmada “CLUE” adında bir model tabanlı RL kontrol stratejisi ile HVAC sistemlerini kontrol etmek için güvenli bir yaklaşım sunulmaktadır. Bu stratejinin amacı, özellikle eğitim verilerinin sınırlı olduğu durumlarda HVAC sistemlerinde güvenliği sağlamak ve yüksek kontrol performansı elde etmektir. Strateji, veri kısıtlılarından kaynaklanan epistemik belirsizliği ölçmek için Gauss süreçleri kullanır ve Gauss süreçleri çekirdek hiper parametrelerini ayarlamak için yeni bir meta-çekirdek öğrenme tekniği içerir. Bu teknik, Gauss süreçleri tabanlı belirsizliği, güvene dayalı bir kontrol sürecine entegre eder, böylece kontrol performansını ve veri verimliliğini artırır. “CLUE” stratejisi, sınırlı bir geçmiş veri kümesi kullanarak, enerji tasarrufu performansını sürdürmek ve termal konfor ihlallerini azaltmak için tasarlanmıştır. Strateji kapsamında termal konfor, alt ve üst iç ortam hava sıcaklık limitlerine göre değerlendirilmiştir. Kontrol stratejisi, simüle edilmiş bir ortamda test edilmiş ve değerlendirmelerde olumlu sonuçlar vermiştir. Özellikle, yedi günlük bir geçmiş veri kümesi üzerinde eğitilmiş olmasına rağmen, karşılaştırılabilir enerji tasarrufu performansını korurken, geleneksel yöntemlere kıyasla konfor ihlallerinde %12,07 oranında bir azalma sağlamıştır. Bu sonuçlar, stratejinin sınırlı verilerle ilişkili belirsizlikleri etkili bir şekilde ele aldığını ve Gauss süreçlerinin RL çerçevesinde kullanılmasının epistemik belirsizliği daha iyi ölçmeye ve yönetmeye imkan tanıdığını göstermektedir.

Azhan et al. (2023) tarafından yapılan çalışmada enerji verimliliğini artırırken termal konforu sağlamayı amaçlayan bir HVAC kontrol stratejisi sunulmaktadır. Bu strateji, IoT sensörleri ve LSTM modelini kullanarak, klima durumuna bağlı olarak gelecekteki zaman aralıkları için iç ortam hava sıcaklıklarını tahmin etmeye yönelik bir yaklaşımı benimser. Kullanılan yöntem, gerçek zamanlı iç ortam hava sıcaklığı verilerini ve klima ünitesinin açık-kapalı durumunu analiz ederek gelecekteki sıcaklıkları tahmin eden LSTM tabanlı bir modeldir. Bu tahmin yeteneği, klimayı açıp kapatma konusunda bilinçli kararlar alınmasına olanak tanıyarak, enerji tasarrufu sağlarken konfor seviyelerinden ödün verilmemesini sağlar. Strateji, Chulalongkorn Üniversitesi Bina Enerji Yönetim Sistemi tarafından toplanan gerçek veriler üzerinde test edilmiştir. LSTM modelinin performansı, ortalama karekök hatanın 0,08 ve

ortalama mutlak hatanın 0,03 olduğu bu veri seti ile değerlendirilmiştir, bu sonuçlar modelin gerçek verilere dayandığını göstermektedir. Ayrıca, bu model kullanılarak gerçekleştirilen yarım günlük bir simülasyon, modelin gerçek dünya uygulanabilirliğini ortaya koymuştur. Bu simülasyonda, algoritma klimayı %49 oranında kapalı tutarak, termal konfor aralığını 27°C ile 27,9°C arasında başarıyla korumuştur. Bu bulgular, önerilen tahmine dayalı kontrol algoritmasının önemli miktarda enerji tasarrufu sağlarken istenen termal konfor seviyelerini etkili bir şekilde koruyabileceğini göstermiştir.

Deng et al. (2023) tarafından yapılan çalışmada bir çatı ünitesinin MPC için kuantum hesaplama yöntemine dayalı yeni bir HVAC kontrol stratejisi sunulmaktadır. Bu strateji, binalarda enerji kullanımını optimize etmek, elektrik tüketimini ve faturaları azaltmayı amaçlamaktadır. Bu yeni strateji, kuantum hesaplama tekniklerinden özellikle kuantum tavlama yöntemini kullanarak büyük ölçekli, doğrusal olmayan ayrık optimizasyon problemlerini hızlı ve doğru bir şekilde çözmek için geliştirilmiştir. Bu yöntemin temel avantajı, hesaplama sürelerini dramatik bir şekilde saatlerden saniyelere indirgeyerek, enerji yönetimi süreçlerini daha verimli hale getirmesidir. Kontrol stratejisi, gerçek zamanlı simülasyon verileri kullanılarak test edilmiş ve elektrik tüketimi ile maliyetlerde önemli azalmalar sağladığı gösterilmiştir. Sonuçlar, kuantum tavlama kullanılarak elde edilen çözümlerin, geleneksel optimizasyon yöntemlerine çok yakın sonuçlar verdiğini (%2'lik bir farkla), toplam elektrik tüketiminde %80'lik bir azalma sağlandığını, gün öncesi fiyatlandırma ve zaman bazlı talep yanıt sinyalleri kullanılarak elektrik faturalarında %21 oranında bir azalış elde edildiğini göstermiştir.

Esrafilian-najafabadi & Haghighat (2023) tarafından yapılan çalışmada HVAC sistemleri için bir transfer öğrenme yaklaşımı önerilmektedir. Bu yaklaşım kişi sayısı profillerinin denetimsiz öğrenilmesini güçlendirir, modelsiz kontrolörlerin performansını artırır ve öğrenme süreci sırasında termal rahatsızlığı azaltır. Bu stratejinin amacı, akıllı binalardaki dinamik kişi sayısı modellerine göre iç ortam ayar noktası sıcaklığını ayarlamak, böylece enerji performansını artırmak ve sistemi bina kullanıcılarının termal konforu için optimize etmektir. Bu hedefler, kişi sayısı profillerinin denetimsiz öğrenimi ve transfer öğrenme teknikleri kullanılarak elde edilir. Özellikle, bir k-ortalama kümeleme algoritması, kişi sayısı modellerini analiz etmek ve en benzer haneleri eşleştirmek için dinamik zaman bükme özelliği ile kullanılır. Bu yöntem, modelsiz HVAC kontrolörlerinin öğrenme sürecini geliştirir, deneme yanılma süresini ve termal rahatsızlığı en aza indirir ve sonuç olarak HVAC sistemlerinin performansını ve enerji verimliliğini iyileştirir. Termal rahatsızlık,

sıcaklık ayar noktalarından sapma ve bu sapmaların sıklığı ile ölçülmüştür. Transfer öğrenme algoritması, geleneksel derin Q-ağ yöntemleriyle karşılaştırıldığında, sıcaklık sapmasının periyodunu ve ortalamasını sırasıyla %4 ve %68 oranında azaltarak termal konfordaki iyileşmeleri göstermiştir. Transfer öğrenme algoritması, özellikle HVAC kontrol cihazının ilk öğrenme aşamasında termal konforda önemli iyileşmeler sağlamıştır. Bu kontrol stratejisi, gerçek veriler kullanılarak test edilmiştir. 26 konuttan toplanan verilere dayanan bir kişi sayısı modeli analizi gerçekleştirilmiştir. Çalışma, kişi sayısı profili oluşturmak için transfer öğrenme ve denetimsiz öğrenmeyi kullanan önerilen HVAC kontrol stratejisinin, geleneksel modelsiz bir kontrolöre kıyasla başlangıç performansını ve toplam ödülleri sırasıyla, %25 ve %5 oranında artırarak HVAC kontrol sisteminin performansını önemli ölçüde iyileştirdiğini göstermiştir.

Feng & Nekouei (2023) tarafından yapılan çalışmada gizliliği koruyan şifrelenmiş bir bulut tabanlı HVAC kontrol stratejisi sunulmaktadır. Bu stratejinin amacı, binalardaki kişi sayısı bilgilerinin gizliliğini sağlamak ve iç ortam hava sıcaklığı ile karbondioksit seviyelerini etkin bir şekilde kontrol etmektir. Strateji, sensör ölçümlerini tamamen homomorfik şifreleme yöntemiyle şifreleyerek başlar; bu, ölçümlerden hassas kişi sayısı bilgilerinin çıkarılmasını önlemeye yardımcı olur. Ayrıca, şifrelenmiş hızlı gradyan algoritmaları geliştirilmiş ve iletişim ve hesaplama maliyetlerini azaltmak için olayla tetiklenen bir kontrol politikası kullanılmıştır. Kontrol stratejisi, TRNSYS simülatörü kullanılarak üretilen simülasyon verileri ile test edilmiştir. Bu simülasyonlar, termal ve enerji sistemlerinin performansını değerlendirmek için kullanılmıştır. Sonuçlar, stratejinin, şifrelenmiş HVAC kontrolünde kullanılan optimum tetikleme politikasının eşşe dayalı politikalara göre daha küçük bir karbondioksit ihlaline yol açtığını göstermektedir. Ayrıca, strateji, kontrol performansı ile iletişim hızı arasında bir denge sağlamakta ve karbondioksit seviyesindeki sapmaların önemli ölçüde azaltılmasıyla etkili bir iç ortam iklim düzenlemesi sunmaktadır.

Fuad et al. (2023) tarafından yapılan çalışmada konut kullanıcılarının termal konforunu optimize etmeye odaklanan bir bulanık mantık kontrolörü tabanlı HVAC kontrol stratejisi sunulmaktadır. Yöntem olarak MATLAB Simulink'te uygulanan ve simüle edilen Takagi-Sugeno bulanık çıkarım sistemi kullanılmıştır. Termal konfor, konut kullanıcılarından alınan ve normalleştirilen termal konfor düzeyleri geri bildirimleri kullanılarak değerlendirilmiştir. Bu bilgiler, HVAC sistemini sıcaklık ve nem koşullarını ideal aralıklarda tutacak şekilde ayarlayan bulanık mantık kontrolörüne iletilir. Kontrol stratejisi, simüle edilmiş veriler kullanılarak

değerlendirilmiş ve MATLAB Simulink'te uygulanan bu simülasyon, kontrol stratejisinin çeşitli senaryolar altında test edilmesini sağlamıştır. Sonuçlar, sistemin simülasyon süresi boyunca istenen termal konfor seviyelerini koruyabildiğini göstermiştir.

Guo et al. (2023) tarafından yapılan çalışmada “RH-rainbow” adı verilen bir modelden bağımsız DRL algoritmasını kullanarak, enerji tasarrufu sağlarken iç ortam nemini etkin bir şekilde yönetmeyi amaçlayan bir dağıtılmış nem kontrol sistemi önerilmektedir. Bu sistem özellikle, kültürel eserlerin korunması için sıkı nem seviyelerinin korunmasını gerektiren müzeler gibi ortamlarda hassas ve eşit nem kontrolü sağlamak için tasarlanmıştır. Kontrol stratejisi, çevresel parametreleri izlemek ve kontrol etmek için tasarlanmış “RH-rainbow” algoritmasını kullanır. Bu algoritmanın avantajları arasında tekdüzelik, parazit önleme yeteneği ve enerji tüketiminin azaltılması bulunmaktadır. Algoritma, makinelerin nem ayar noktaları ve fan ayarlarını optimize ederek çalışır. Ödül fonksiyonu, nemdeki ortalama mutlak fark ve enerji tüketimini dikkate alır. “RH-rainbow”un performansı, simüle edilmiş bir müze ortamında test edilmiş ve farklı sensör sayıları, raporlama zaman aralıkları ve harici girişim modları altında çeşitli hava çıkış ayarlarına sahip iki senaryoda değerlendirilmiştir. Sonuçlar, “RH-rainbow”un tekdüzelik, parazit önleme yeteneği ve enerji tüketimi açısından manuel stratejiler, geleneksel kontrol stratejileri, derin Q ağı ve PID kontrol sistemlerinden üstün olduğunu göstermiştir.

Herath et al. (2023) tarafından yapılan çalışmada ofis binalarındaki HVAC sistemleri için kişi sayısına dayalı bir talep kontrol algoritması önerilmektedir. Bu algoritma, klima santrallerinin fan motoru hızını, bina yönetim sistemi ve kapı erişim kontrol sistemi veri tabanı ile entegre olan bir modbus kontrol cihazı kullanarak kişi sayısına göre ayarlayarak enerji kullanımını optimize eder ve bina kullanıcılarının termal konforunu korur. Kontrolör, kişi sayısını algılayıp bu bilgiyi analog sinyale çevirerek klima santrallerinin fan motor hızını modüle eder. Bu yaklaşım, Sri Lanka'daki ofis binalarında yapılan ön çalışmaların %75'e kadar enerji tasarrufu sağlayabileceğini göstermiştir. Sonuç olarak, çalışma, algoritmanın fan motoru hızını gerçek zamanlı kişi sayısına uyumlu hale getirerek, özellikle kişi sayısının az olduğu durumlarda önemli enerji tasarrufu sağlayabildiğini ortaya koymuştur.

Lan et al. (2023) tarafından yapılan çalışmada üniversite sınıfları için bilgisayarlı görüş ve bulanık mantık kontrol sistemini entegre eden enerji verimliliği artırırken termal konforu korumayı amaçlayan yenilikçi bir HVAC kontrol stratejisi sunulmaktadır. Çalışmada kullanılan yöntem, sınıf içindeki dinamik kullanıcı

bilgilerini bilgisayarlı görüş modelleri aracılığıyla tespit etmeyi ve bu bilgileri bulanık mantık kontrol sistemi ile entegre etmeyi içerir. Bu kontrol stratejisi, hesaplamalı akışkanlar dinamiği simülasyonları ile birleştirilerek hava sıcaklığı ve hava hızı ayarlarını dinamik olarak uyarlar. HVAC ayarları, PMV değerlerini kullanarak termal konfor bölgesine doğru iyileştirmek için yinelenen ayarlamalar içerir. Bu süreç, sınıftaki sıcak ve soğuk noktaların düzeltilmesini ve sabit bir termal durum elde edilmesini sağlar. Strateji, gerçek bir üniversite sınıfında toplanan verilerle test edilmiş ve sonuçlar bir ay boyunca gerçek cihazlar kullanılarak toplanan verilerle desteklenmiştir. Sonuçlar, kontrol stratejisinin uygulanmasından yaklaşık bir saat sonra, sınıfın iç ortam hava sıcaklığının ve ortalama ışıyım sıcaklığının arttığını, bağıl neminin azaldığını göstermiş, bu da ortamın kararlı bir duruma ulaştığını göstermiştir.

Lavanya et al. (2023) tarafından yapılan çalışmada mikroiklimsel verileri kullanarak optimum termal ayar noktası sıcaklığını tahmin eden ve nano boyalı duvarlar gibi özellikleri bulunan odalarda HVAC sistemlerinin verimliliğini ve konforunu artırmayı hedefleyen bir kontrol stratejisi sunulmaktadır. Bu strateji, insan derisi sıcaklığı, PIR, karbondioksit, nem, duvar, zemin ve çatı sıcaklıkları gibi çeşitli parametreleri içeren zengin bir veri setinden faydalanır. Optimum sıcaklık ayar noktasını belirlemek için kullanılan yöntem, Gauss süreç regresyonu olan bir ML modelidir. Bu model, enerji tüketimini azaltırken konfor seviyelerini korumayı amaçlar. Termal konfor, bina kullanıcılarının termal durumunu göz önünde bulunduran ML tabanlı bir akıllı kontrol şeması kullanılarak değerlendirilmiştir. Bu şema, odanın sıcaklığını, kişi sayısını, mikro iklim koşullarını ve insan cilt sıcaklığını dikkate alarak HVAC sistemi için optimal sıcaklık ayarlarını belirler. Kontrol stratejisi gerçek dünya koşullarında üç farklı odada test edilmiş, burada nano kaplamanın duvarlardaki enerji tasarrufu etkileri değerlendirilmiştir. Testler, kaplamalı odalarda HVAC sistemleri açıkken iç ortam hava sıcaklıklarının daha etkin bir şekilde korunduğunu göstermiştir. Sonuçlar, Gauss süreç regresyon modelinin enerji tasarrufu ve termal konforu sürdürmede PMV, karar ağacı, stepwise regresyon ve destek vektör regresyon gibi diğer modellere göre daha üstün olduğunu göstermiş, bu da modelin ayar noktası sıcaklığını daha doğru tahmin edebildiğini ve bu durumun enerji verimliliği ile kullanıcı konforunu artırdığını kanıtlamıştır. Ayrıca, doğru kişi sayısı tahminine ve optimum ayar noktası tahmin modeline sahip kontrol cihazının, konfor seviyelerini $\pm 0,5$ PMV'nin altında tutma ve enerji tasarrufunu %23,9 oranında artırma yeteneğine sahip olduğu tespit edilmiştir.

Li et al. (2023) tarafından yapılan çalışma iç ortam termal konforunu artırırken enerji tüketimini azaltmayı amaçlayan, RL algoritması kullanan bir HVAC kontrol

stratejisini sunmaktadır. Bu strateji, bireysel termal konfor tercihlerine göre HVAC sistem ayarlarını optimize ederek kullanıcıların sıcaklık tercihlerine ve enerji verimliliğine uyum sağlar. Kullanılan yöntem, Q-öğrenme algoritmasıdır ve ödül fonksiyonu, giyilebilir cihazlar aracılığıyla izlenen kullanıcıların fizyolojik tepkilerine dayanmaktadır. Termal konfor, -1 ile 1 arasında değişen bir termal konfor ölçeği ile değerlendirilmiştir. Bu ölçekte, 0'a yaklaşan değerler yüksek konfor düzeyini, 1'in ötesine geçen veya -1'in altına düşen değerler ise düşük konfor düzeyini ifade eder ve buna göre cezalandırılır veya ödüllendirilir. Kontrol stratejisi, gerçek dünya verileri kullanılarak test edilmiş ve bu veriler, algoritmanın kullanıcıların gerçek konfor seviyelerine uyum sağlayabilmesi için kullanılmıştır. Bu sayede, enerji tüketimini azaltırken aynı zamanda kullanıcı termal konforunu maksimize edebilen daha etkili sıcaklık ayarları yapılabilmektedir. Sonuçlar, bu yaklaşımın günlük enerji tüketiminde %22,34 oranında tasarruf sağladığını, termal konfor ve enerji tasarrufu ödüllerinin birlikte kullanılmasıyla bu oranın %26,48'e çıktığını göstermiştir.

Lin et al. (2023) tarafından yapılan çalışmada HVAC sistemlerinin enerji tüketimini azaltırken operasyonel güvenliği sağlamak amacıyla ikili güvenlik politikalarıyla entegre edilmiş bir RL tabanlı kontrol stratejisi önerilmektedir. Bu strateji, enerji tasarrufu sağlayacak en uygun kontrol dizilerini öğrenmeyi amaçlar. Ayrıca, bir açık güvenlik politikası kullanarak potansiyel olarak güvenli olmayan eylemleri filtreler ve örtülü bir güvenlik politikası ile güvenlik endişelerini optimizasyon sürecine dahil eder. Bu kontrol stratejisi, yenilenmiş bir ticari binadan alınan gerçek veriler kullanılarak test edilmiştir. Deneyler, ofis alanları, sergi salonu, konferans merkezi ve kafeterya gibi çeşitli mekanlarda gerçekleştirilmiştir. Sonuçlar, bu yeni stratejinin enerji tüketimini geleneksel kural tabanlı kontrol ve PID kontrolüne kıyasla %15,02 oranında azalttığını göstermiştir. Ayrıca, oda sıcaklığından duyulan memnuniyetsizlik oranı RL yöntemiyle %25,06 oranında azalmıştır. Veri miktarı arttıkça çevrimiçi güvenlik sınıflandırıcısının doğruluğu %90'ın üzerinde sabit kalmış, öğrenme periyodu sonrasında örtülü güvenlik politikası güvenli olmayan eylemlerin oranını yaklaşık %32,14 oranında azaltmıştır. Algoritma ayrıca belirli bir genelleme yeteneğine sahiptir, bu da onun iyi bir uygulanabilirliğe sahip olduğunu ve enerji tüketimini etkili bir şekilde azaltırken güvenli araştırmayı sağlayabildiğini kanıtlamıştır.

Lin et al. (2023) tarafından yapılan çalışmada ofis binalarında HVAC sistemlerinin operasyonlarını kişi sayısı verileri, ML algoritmaları ve termal modelleme kullanarak optimize etmeyi amaçlayan bir kontrol stratejisi sunulmaktadır. Bu stratejinin temel amacı, gerçek kişi sayısı modellerine göre HVAC sistemini

ayarlayarak enerji maliyetlerini düşürmek ve operasyonel esnekliği artırmaktır. Kontrol stratejisi, kişi sayısı sensörleri, ML algoritmaları ve termal modellemeyi kullanarak HVAC işlemlerindeki başlangıç zamanlarını, erken kapatmaları ve fan ayarlarını optimize eder. Stratejinin test edilmesi için bir ofis binasının 2. ve 11. katları arasındaki iki blok kişi sayısı sensörleri ile donatılmış ve bu sensörler gerçek kişi sayısı modellerini öğrenmek için kullanılmıştır. Saha değerlendirmesi iki yıl süresince gerçekleştirilmiştir ve gerçek dünya verileri ile test edilmiştir. Bu değerlendirme sonucunda, pandemi döneminde hafta içi klima santrali çalışma sürelerinde günde ortalama 2 saat 35 dakika azalma olduğu gözlemlenmiştir. Ayrıca yapılan simülasyonlar, binanın tam kapasite dolulukta olduğunda yıllık %6,1 oranında enerji tasarrufu sağlayabileceğini öngörmüştür. Bu çalışma, kişi sayısı verilerini kullanarak HVAC sistemlerinin enerji verimliliğini ve operasyonel performansını iyileştirmenin potansiyelini göstermiş ve özellikle ofis binaları için önemli enerji ve maliyet tasarrufları sağlayabileceğini vurgulamıştır.

Marantos et al. (2023) tarafından yapılan çalışmada enerji tüketimini ve bina kullanıcılarının termal konforunu optimize eden, RL kullanarak modelden bağımsız, kendini uyarlayabilen bir HVAC kontrol stratejisi sunulmaktadır. Bu stratejideki sistem, önceden detaylı modellemeye ihtiyaç duymadan, değişen koşullara otomatik olarak uyum sağlayarak HVAC sistemlerinin verimliliğini artırmayı amaçlamaktadır. Kontrol stratejisi, ödül fonksiyonunda termal konforu kullanarak ve enerji tüketimi ile PPD indisi arasında bir denge kurarak çalışmaktadır. Maliyet fonksiyonu, normleştirilmiş enerji tüketimi ve PPD'nin ağırlıklı toplamını hesaplar ve PPD değerinin %15'i geçmemesini hedeflemektedir. Kontrol stratejisi simülasyon ortamında test edilmiştir ve sonuçları, modelden bağımsız stratejinin en son teknoloji kontrol sistemleriyle benzer performans gösterdiğini ortaya koymaktadır. Çalışma, RL kullanılarak modelsiz bir yaklaşımla HVAC sistemlerinin etkin bir şekilde yönetilebileceğini ve enerji tüketimi ile bina kullanıcılarının termal konforunun uygun bir şekilde dengelenebileceğini göstermiştir.

Miao et al. (2023) tarafından yapılan çalışmada sürü zekası algoritmalarını kullanan HVAC sistemlerinin optimal kontrol yöntemlerini sunulmakta ve binalarda enerji tasarrufu sağlamak için farklı optimizasyon algoritmalarının performanslarını karşılaştırılmaktadır. Çalışmada ele alınan HVAC kontrol stratejisinin amacı, HVAC sistemlerinin çalışmasını optimize ederek binaların enerji tüketimini azaltmaktır. Bu optimizasyon için kullanılan yöntem, enerji tasarrufu açısından değerlendirilen algoritmalar arasında en iyi performansı sergileyen yapay arı kolonisi algoritması başta olmak üzere sürü zekası algoritmalarının uygulanmasıdır. Kontrol stratejisi,

sonuçları simüle etmek için 24 saatlik gerçek çalışma verileri kullanılarak gerçek bir HVAC sistemi üzerinde test edilmiş ve yapay arı kolonisi algoritmasının kullanımıyla ortalama %24,07'lik bir enerji tasarrufu oranı ortaya çıkmıştır.

Peng & Hsieh (2023) tarafından yapılan çalışmada açık ofisler için veriye dayalı bir termal konfor modeli kullanarak HVAC kontrol stratejilerini iyileştirmeyi amaçlayan bir siber-fiziksel sistem mimarisi önerilmektedir. Bu model, bina kullanıcılarının termal konfor seviyelerini doğru bir şekilde tahmin etmeyi ve enerji tüketimini azaltırken termal konforu önemli ölçüde artırmayı hedeflemektedir. Termal konfor, YSA ve destek vektör makinesi algoritmalarını birleştiren hibrit bir model kullanılarak tahminlenmiştir. HVAC kontrol stratejisinin performansını test etmek ve değerlendirmek için EnergyPlus ve MATLAB'ı birleştiren bir ortak simülasyon ortamından yararlanılmıştır. Sonuçlar, modelin bina kullanıcılarının termal konforunu %43,41'den %69,93'e kadar artırdığını ve enerji tüketimini koruduğunu veya azaltabildiğini ortaya koymaktadır. Bu bulgular, modelin hem bina kullanıcılarının termal konforunu hem de enerji verimliliğini artırma potansiyeline sahip olduğunu ve bina otomasyon sistemlerinde gerçek dünya uygulamaları için uygun olduğunu göstermiştir.

Praveena et al. (2023) tarafından yapılan çalışmada endüstriyel binalar için IoT teknolojisi kullanarak geliştirilmiş bir HVAC kontrol stratejisi sunulmaktadır. Bu strateji, iç ortam hava sıcaklığı ve nem kontrolünü iyileştirirken enerji verimliliğini artırma ve elektrik israfını azaltma sürecini otomatikleştirmeyi amaçlamıştır. Bu amaçla oluşturulan sistem, erişim katmanı, kablosuz iletişim, sensörler ve bir sistem yönetim platformunu içermektedir. Bu bileşenlerle donatılmış IoT tabanlı kontrol sistemi, düşük maliyetli elektronik bileşenleri ve akıllı kontrol yöntemlerini kullanarak, klima ünitelerinin uzaktan kontrolünü ve yönetimini mümkün kılmaktadır. Deneyler, önerilen IoT destekli HVAC Kontrol Stratejisi (IoTACCS) ve geleneksel stratejilerin performansını karşılaştırarak gerçekleştirilmiştir. Sonuçlar, IoTACCS'nin vana açıklığını %97,2'ye kadar efektif bir şekilde kontrol edebildiğini, iç ortam bağıl nemini %42 seviyesinde sabit tutabildiğini ve karbondioksit konsantrasyonunu etkin şekilde stabilize edebildiğini göstermiştir. Ayrıca, IoTACCS iklimlendirme gücü karakteristiği 0,65 ile maksimum yük frekanslarını düşürmeyi başararak enerji tüketimi ve karbon emisyonlarını azaltabilmiştir. Bu bulgular, IoTACCS'nin enerji tasarrufu sağlama ve bina kullanıcılarının konforunu artırma potansiyelini ortaya koymuş ve sistemin gerçek dünya koşullarını yakından temsil eden simüle edilmiş bir ortamda başarıyla test edildiğini göstermiştir.

Sanober et al. (2023) tarafından yapılan çalışmada küçük ölçekli endüstriler için yeni nesil kablosuz ağlar ve bulanık mantık tabanlı bir HVAC kontrol stratejisi sunulmaktadır. Stratejinin amacı, enerji verimliliğini artırarak ve termal konforu koruyarak genel operasyonel verimliliği iyileştirmektir. Yöntem, dinamik koşullara hızlı uyarlanabilen ve akıllı enerji tasarrufu sağlayan bir yaklaşımı içerir. Termal konfor, yeni nesil kablosuz ağ destekli bulanık mantık sistemleri ile geleneksel HVAC sistemleri karşılaştırılarak değerlendirilmiştir. Ana kriterler, termal konforun korunması, sıcaklık izleme ve enerji kullanımı üzerine yoğunlaşmıştır. Simülasyonlar, bulanık mantık tabanlı sistemlerin geleneksel sistemlere göre daha iyi termal konfor ve enerji verimliliği sağladığını göstermiştir. Çalışmada kullanılan veriler, kablosuz IoT sensörler aracılığıyla toplanmıştır, bu da gerçek operasyonel verimlilik hakkında değerli bilgiler sağlamış ve önemli enerji tasarrufu potansiyeline işaret etmiştir. Sonuçlar, gelişmiş kontrol sistemlerinin termal konfor seviyelerini korurken veya artırırken HVAC sistemlerindeki enerji kullanımını önemli ölçüde azaltabileceğini ortaya koymuştur.

Wang & Lin (2023) tarafından yapılan çalışmada konut binalarındaki HVAC sistemlerini optimize etmek için RL tabanlı bir kontrol stratejisi önerilmektedir. Amaç, enerji tüketimini azaltmak ve bina kullanıcılarının konforunu artırmaktır. Strateji, XGBoost ve LSTM gibi ML modellerini kullanarak enerji tüketimi ve oda sıcaklıklarını tahmin eder. Bunlar daha sonra RL modelleri olan derin Q ağı ve DDPG modellerini eğitmek için kullanılır ve bu modeller de optimum oda sıcaklığı ayarlarını belirlemek için kullanılır. İç ortamın termal konforu, oda sıcaklıklarına göre değerlendirilir. Önerilen strateji Pekin'deki bir sifra yakın enerji evinde 2020-2021 ısıtma dönemi verileri kullanılarak test edilmiş ve enerji tüketimi ile termal konfor ölçümleri, geleneksel kontrol stratejileriyle karşılaştırılarak değerlendirilmiştir. Sonuçlar, DDPG tabanlı modelin oda sıcaklığı ayar noktalarını dinamik olarak ayarlayarak enerji tüketimini önemli ölçüde (%10,06) azalttığını göstermiştir. Ancak, DQN modeli bu bağlamda başarılı olmamıştır. Bu, RL algoritmalarının HVAC sistem kontrolüne uygulanabilirliğindeki farklılıkları ve özellikle DDPG'nin bu uygulama için daha uygun olduğunu göstermiştir.

Woo-shem et al. (2023) tarafından yapılan çalışmada konut binaları için yenilikçi bir HVAC kontrol stratejisi önerilmektedir. Bu strateji, özellikle şebeke etkileşimli konut binalarında uyarlanabilir konfor modellerini kullanarak, olasılıklar ve gerçek zamanlı bilgiler aracılığıyla kişi sayısını dikkate alır ve HVAC programını, maliyeti azaltmak, termal konforu korumak ve yenilenebilir enerjinin dinamik kullanılabilirliğine yanıt vermek için optimize eder. Bu kapsamda, termal konfor,

güncel ortalama sıcaklıklar yerine, mevcut koşullara uyum sağlayan uyarlanabilir termal konfor modeli kullanılarak değerlendirilmiştir. Bu model, mevcut hava durumu verilerini kullanarak kullanıcı termal konforunu korurken daha duyarlı ve enerji verimli bir sistem sunmuştur. Önerilen strateji, Sacramento, Kaliforniya'da tipik bir yaz haftasında bir konut binası için Evrensel CPS Ortamı ortak simülasyon platformu kullanılarak EnergyPlus bina enerji simülasyon yazılımı aracılığıyla test edilmiştir. Sonuçlar, önerilen stratejinin maliyetleri %50,1, elektrik tüketimini %52,9 ve termal konforsuzluk oranını %56,2 azalttığını göstermiştir. Ayrıca, kişi sayısının dikkate alınarak optimize edilmiş stratejinin kullanılmasının, özellikle talebe dayalı fiyatlandırma ile birleştirildiğinde şebeke ölçeğinde maksimum yük kaydırmayı sağlayabildiği, dolayısıyla yoğun zamanlarda enerji tüketimini azaltabildiği gözlemlenmiştir.

Choi et al. (2023) tarafından yapılan çalışmada özellikle karışık nemli bir iklim bölgesinde kullanılmak üzere özel dış hava sistemleri için bir HVAC kontrol stratejisi sunulmaktadır. Strateji “optimizasyon bilgili kural çıkarma” olarak adlandırılmıştır ve amacı, kontrol mantığının yorumlanabilir olmasını sağlarken soğutma enerji tüketimini azaltmak ve yüksek enerji verimliliği sağlamaktır. Bu strateji, RL’ye dayalı derin Q-ağı ve karar ağaçları kombinasyonu kullanılarak gerçekleştirilir ve enerji tasarrufu ile pratik uygulanabilirliği dengeler. Özel dış hava sistemleri, havalandırma için egzoz havası enerji geri kazanım sistemine ve alan soğutma ile ısıtma için fan-coil ünitelerine sahiptir. Optimizasyon için bir GA, HVAC sistemlerinin enerji maliyetini en aza indirmek için gerçek optimum besleme havası sıcaklık kontrol sırasını bulmak amacıyla kullanılmıştır. Daha sonra, bu optimum sıcaklık kontrol sırası için uygulanabilir kurallar çıkarmak üzere bir karar ağacı benimsenmiştir. Vaka çalışması olarak New York şehrinin hava durumu incelenmiş ve sonuçlar, bu kontrol stratejisinin geleneksel dış hava sıcaklığına dayalı sıfırlama kontrolüne göre ısıtma ve soğutma mevsimlerinde enerji maliyetinde yaklaşık %13 ve enerji tüketiminde %25 tasarruf sağlayabileceğini göstermiştir. Enerji tasarrufu, özellikle ısıtma enerjisi tüketiminin azaltılmasıyla sağlanmıştır. Sonuç olarak, “optimizasyon bilgili kural çıkarımı”, kontrolün karmaşıklığını önemli ölçüde azaltırken, enerji açısından optimal kontrol kadar verimli olabileceğini göstermiştir.

Zhang (2023b) tarafından yapılan çalışmada özellikle tarihi binaların korunması amacıyla iç ortam hava kalitesini yönetmek için geliştirilmiş bir HVAC kontrol stratejisi sunulmaktadır. Bu strateji, GRU’nun Hesaplamalı Akışkanlar Dinamiği simülasyonları ile entegrasyonunu içermektedir. Ana amaç, çoklu iç ortam hava kalitesi parametrelerini etkin bir şekilde yöneterek, tarihi binaların korunması için

gereken standart aralıklar dahilinde iç ortamın istikrarını sağlamaktır. Kullanılan yöntem, simülasyonların, değişken rüzgar yönlerini dikkate alarak duyarlı kontrol şemaları oluşturacak şekilde çoklu çıkışlı GRU ile entegrasyonudur. Hesaplamalı Akışkanlar Dinamiği, simülasyonu hava akışını ve kirleticilerin dağılımını tahmin etme yeteneği ile güçlendirilmiştir. Çalışmanın sonuçları, GRU modelinin iç ortam hava kalitesi ölçümlerini tahmin etme etkinliğini artırdığını göstermiştir. Bu model, model girdileri ve çıktıları arasındaki ilişkileri dikkate alarak tahminlerin doğruluğunu artırmıştır. Ayrıca, GRU ve Hesaplamalı Akışkanlar Dinamiği simülasyonlarının kombinasyonu, sistem ayarlamalarındaki zaman gecikmesini etkili bir şekilde ele almış ve iç ortam hava kalitesi parametrelerini tarihi binaların korunması için gereken standart aralıklarda tutmuştur.

Zhang et al. (2023a) tarafından yapılan çalışmada tarihi binaların korunması için dijital ikiz teknolojisini kullanarak iç ortam hava kalitesini yönetmeye yönelik bir HVAC kontrol stratejisi sunulmaktadır. Bu stratejinin amacı, enerji tüketimini azaltırken ve binanın tarihi değerlerine zarar verebilecek yapısal veya estetik değişikliklerden kaçınırken, iç ortam hava kalitesini etkili bir şekilde yönetmektir. Strateji, bir dijital ikiz aracılığıyla çeşitli hava kalitesi parametrelerini izleyen sensörler kullanır ve bu verilere dayanarak havalandırma ayarlarını uyarlar. Kontrol stratejisi, Hesaplamalı Akışkanlar Dinamiği ve enerji simülasyonları kullanılarak test edilmiştir. Bu simülasyon, özellikle hassas tarihi binalarının korunması gerektiğinde, sistem tepkilerinin analizini ve optimizasyonunu gerçekleştirirken, fiziksel çevreye zarar vermemek için önemlidir. Sonuç olarak, önerilen çok göstergeli uyarlanabilir HVAC kontrol sistemi, havalandırma sistemini optimal şekilde kontrol ederek %30'a kadar enerji tasarrufu sağlamıştır. Bu sistem, tarihi yapıların korunması için kritik olan iç ortam hava kalitesini etkili bir şekilde yönetmiş ve yapısal ve estetik etkileri en aza indirmekte başarılı olmuştur.

Zhang et al. (2023c) tarafından yapılan çalışmada ofis ortamlarında kişisel tercihlere dayalı termal kontrolün geliştirilmesine ve uygulanmasına odaklanılmaktadır. Sunulan HVAC kontrol stratejisinin temel amacı, bireysel ofislerde çalışanların kişisel termal tercihlerini karşılarken aynı zamanda enerji kullanımını azaltmaktır. Kullanılan yöntem, MPC çerçevesinin kablosuz yerel algılama sistemleri ve bina yönetim sistemi ile entegrasyonunu içermektedir. Kişisel termal tercih modelleri, çalışanların hava sıcaklığına göre termal tercihlerini tahmin etmek için Bayes tabanlı çok terimli lojistik regresyon yöntemi kullanılarak geliştirilmiştir. Bu modeller, optimum HVAC sistem performansını ve gelişmiş termal konforu sağlamak üzere MPC çerçevesini yönlendirir. Tercih verileri, özel ofis alanlarında çalışan

bireylerden toplanmış ve West Lafayette, Indiana'daki üç özdeş özel ofisten elde edilmiş yanıtlar kullanılarak kişisel termal tercih modelleri oluşturulmuştur. Kontrol stratejisi, gerçek ofis ortamlarında yapılan deneyler ile test edilmiş ve bu deneyler, yerel algılama ile entegre edilmiş kişiselleştirilmiş MPC'nin uygulanmasını ve saha koşullarındaki etkinliğini göstermeyi amaçlamıştır. Çalışmanın sonuçları, farklı tercih profilleri için yerel termal koşulların (duvar termostatlarına kıyasla) izlenmesinin konfor avantajlarını ve kişiselleştirilmiş MPC ile (kişiselleştirilmiş statik ayar noktası kontrolüne kıyasla) %28-35 enerji tasarrufu göstermiştir. Özellikle, gerçek zamanlı kişiselleştirilmiş MPC stratejisi, her 30 dakikada bir optimum sıcaklık ayar noktalarını yeniden hesaplayarak, statik ayar noktası kontrol stratejisine kıyasla daha iyi konfor seviyeleri ve enerji performansı sağlamıştır.

Zhao et al. (2023) tarafından yapılan çalışmada VAV iklimlendirme sistemleri için bir termal algılama ve kişi sayısı tabanlı işbirlikçi kontrol yöntemi sunulmaktadır. Bu yöntem, bina kullanıcılarının gerçek zamanlı ihtiyaçlarına daha iyi uyum sağlayarak iç ortamın termal konforunu iyileştirmeyi ve enerji verimliliğini artırmayı amaçlamaktadır. Yöntem iki ana hedefe odaklanır: bina kullanıcılarının fizyolojik verilerini izleyen giyilebilir cihazlar aracılığıyla elde edilen termal konfor bilgilerine göre sıcaklık ayar noktalarını optimize etmek ve birden fazla bölgede işbirlikçi kontrol taktikleri kullanarak enerji verimliliğini artırmak. Kontrol stratejisi, bulanık mantık kontrol algoritması kullanarak bireysel termal konfor seviyelerini birleştirir ve grup termal duyumunu temsil eden bir iç ortam hava sıcaklığı ayar noktası belirler. Ayrıca, sıcaklık kontrolü için PID algoritmaları ve kızılötesi video izleme ekipmanı ile elde edilen kişi sayısı verilerine dayanan gerçek zamanlı soğutma yükü tahmini kullanır. Çalışma, simüle edilmiş termal duyum eğrileri kullanılarak yapılmıştır; gerçek insanlardan toplanan veriler yerine, farklı sıcaklıklardaki bireylerin potansiyel konfor seviyelerini yansıtan veriler kontrol sürecine dahil edilmiştir. Sonuçlar, termal algılama ve kişi sayısı tabanlı işbirlikçi kontrol yönteminin geleneksel sıcaklık ayar noktası tabanlı kontrol stratejisine kıyasla gelişmiş kontrol performansı ve termal konfor sağladığını göstermiştir.

Zhuang et al. (2023) tarafından yapılan çalışmada HVAC sistemlerini optimize etmek için veriye ve tahmine dayalı bir kontrol stratejisi sunulmaktadır. Bu strateji, zaman serisi tahmini ve RL'yi kullanarak enerji tasarrufu sağlamayı ve termal konforu artırmayı hedeflemektedir. Yöntem, LSTM tabanlı derin öğrenme mimarilerini ve SAC RL kontrolörünü içerir. Bu sistemler, enerji tasarrufu ve termal konfor iyileştirmelerine ulaşmak için entegre edilmiştir. Termal konfor, PMV modeli kullanılarak değerlendirilmiş ve kontrol stratejisi, simüle edilmiş bir ortamdan alınan

veriler kullanılarak test edilmiştir. Eğitim süreci, Kaggle bulut platformunda gerçekleştirilmiş ve 120 günlük veri kümesi üzerinde yapılmıştır. Sonuçlar, bu veri ve tahmine dayalı kontrol stratejisinin simüle edilmiş ortamda %17,4 enerji tasarrufu ve %16,9 termal konfor artışı sağladığını göstermiştir.

Lee et al. (2024) tarafından yapılan çalışmada eski klima santrali sistemlerinin kontrol parametrelerini optimize ederek ticari binalarda termal konforu artırmayı ve enerji tüketimini azaltmayı amaçlayan yeni bir optimizasyon stratejisi sunulmaktadır. Bu strateji, sistem aksamalarına veya yoğun operasyonel verilere ihtiyaç duymadan, PID kontrolörlerini otomatik olarak ayarlamak için DDPG algoritmalarını kullanır. Önerilen strateji, binaların değişen termal tepkisine uyum sağlamak, AHU sistemlerinin istikrarını artırmak ve enerji verimliliğini iyileştirmek için tasarlanmıştır. Strateji, hedef sıcaklık aralığının karşılanmasına göre termal konforu değerlendirir ve testlerde %97'lik bir memnuniyet oranıyla sıcaklık istenen aralıkta tutulmuştur. Kontrol stratejisi, gerçek bir binadaki eski bir klima santralinden alınan verilerle test edilmiş ve sonuçlar, önerilen otomatik ayarlı PID kontrolünün termal ortamları iyileştirebileceğini ve soğutma enerjisi tüketimini yaklaşık %13,71 oranında azaltabileceğini göstermiştir. Bu sonuçlar, simüle edilmiş veriler ve gerçek uygulama verilerinin birleştirilmesiyle elde edilmiş, strateji hem enerji verimliliğini hem de termal konforu önemli ölçüde iyileştirmiştir.

Li (2024) tarafından yapılan çalışmada yeni bir DRL stratejisi sunulmaktadır. Çalışma kapsamında, geleneksel kontrol tabanlı ve karmaşık MPC sistemlerinin sınırlamalarının üstesinden gelmek için RL'nin uyarlanabilirlik ve modelden bağımsız özelliklerinden yararlanarak HVAC kontrolü için bir DRL çerçevesi geliştirilmiştir. Önerilen sistem buhar sıkıştırımlı sıvı soğutucular ve klima santralleri gibi çeşitli sistemler üzerinde gerçekleştirilen simülasyonlarla değerlendirilmiştir. Termal konfor, ödül fonksiyonuna PMV kullanılarak entegre edilmiştir, böylece kontrol stratejileri bina kullanıcılarının termal duyularına duyarlı şekilde tepki vermesi sağlanmıştır. HVAC verilerindeki zamansal bağımlılıkları analiz etmek için bir transformer modelinin dahil edilmesiyle RL ortam modeli, üstün tahmin doğruluğu ve operasyonel optimizasyon göstererek vanilya Transformer ve BiLSTM modellerini ortalama %26,88 ve %20,70 oranında önemli ölçüde geride bırakmıştır. Ayrıca, sonuçlar, geçmişteki gözlemlenebilir DRL ajanının hızlı bir şekilde yakınsamaya ulaştığını, sağlam ve tutarlı bir performans sergilediğini göstermiştir. DRL, ödülde sırasıyla %44,2 ve %39,6 oranında önemli iyileşmeler sergileyerek, geleneksel kontrol tabanlı sistemlerini ve standart RL'yi belirgin bir şekilde geride bırakmıştır.

Nguyen et al. (2024) tarafından yapılan çalışmada binalardaki HVAC sistemlerini yönetmek için Fazık Politika Gradyanı tabanlı DRL kullanan bir kontrol stratejisi önerilmektedir. Bu stratejinin amacı, dinamik çevresel faktörlere ve beklenmedik aksaklıklara uyum sağlayarak enerji verimliliğini ve iç ortam hava sıcaklık konforunu arttırmaktır. Özellikle fazık politika gradyanı yöntemi kullanılarak, geleneksel kontrol yöntemlerine göre daha enerji verimli ve güvenilir bir çözüm sunulmaktadır. Termal konfor, HVAC sisteminin iç ortam hava sıcaklık konforunu koruma performansını ölçen "konfor cezası" ile değerlendirilmiştir. Bu ölçüm, ödül fonksiyonunun bir parçası olarak kullanılır ve düşük konfor cezaları, bina kullanıcıları için daha iyi sıcaklık kontrolü performansını gösterir. Kontrol stratejisi, simüle edilmiş bir ortamda değerlendirilmiş ve bu ortam, DRL ajanının çeşitli koşullar altında test edilmesine ve geliştirilmesine imkan tanımıştır. Sonuçlar, önerilen Fazık Politika Gradyanı tabanlı DRL kontrol stratejinin, enerji ve konfor cezalarını azaltırken, sıcaklık sapmalarını ve ihlallerini düşürdüğünü ve böylece geleneksel yöntemlere göre daha üstün performans sergilediğini göstermiştir.

Gao et al. (2024) tarafından yapılan çalışmada HVAC sistemleri için DRL yöntemini kullanarak tahmine dayalı bilgileri içeren bir kontrol stratejisi sunulmaktadır. Bu stratejinin amacı, enerji tüketimi ve iç ortam termal konforunu optimize ederken HVAC sistemlerinin çalışmasını geliştirmektir. Özellikle, strateji durum alanındaki zaman serisi verilerini işleyen GRU tabanlı bir RL öğrenme algoritması (GRU-RL) kullanır. Bu yöntem, sistemin gelecekteki senaryoları tahmin etmesini ve buna uygun olarak ayarlanmasını sağlar, böylece operasyonel maliyetleri azaltırken iç ortam termal konforunu artırır. İç ortam termal konforu, iç ortam hava sıcaklığının belirlenen bir konfor aralığında tutulmasıyla değerlendirilmiştir. Özellikle, 22°C hedef sıcaklığa göre oda sıcaklığındaki ortalama fark incelenmiştir. Çalışma, BOPTEST adlı simüle edilmiş bir ortamda yürütülmüş ve çeşitli ısıtma ve soğutma senaryolarında farklı kontrol stratejilerinin performansını değerlendirmiştir. Özellikle Model M.2 ve Model M.3, tahmine dayalı bilgiler kullanarak, 168 saat boyunca iç ortam hava sıcaklığını başarıyla konfor aralığında tutmuştur. Model M.3, tahmine dayalı bilgileri içermeyen Model M.1'e göre %46 daha yüksek konfor seviyesi sağlamış ve %14,5 oranında işletme maliyetlerini azaltırken, konfor performansını %88,4 oranında artırmıştır. Sonuçlar, tahmine dayalı bilgilerin entegrasyonunun, geleneksel yöntemlere kıyasla hem maliyetleri düşürmede hem de iç ortam termal konforunu artırmada önemli gelişmeler sağladığını göstermiştir. Özellikle, GRU-RL algoritması sıcaklık kontrolünde %14,2 oranında iyileşme sağlamış, operasyonel maliyetleri düşürme ve iç ortam sıcaklığını yönetme konusunda etkin bir çözüm sunmuştur. Soğutma senaryolarında Model M.3, diğer modellere göre %7 ila %17,5

arasında maliyet tasarrufu sağlamış, ancak soğutmanın yoğun olduğu dönemlerde her zaman optimum konforu koruyamamıştır. Bu durum, maliyet tasarrufuna odaklanan ödül fonksiyonunun ağırlığının, konforla karşılaştırıldığında oldukça yüksek olduğunu ve bazı performans ödünlerinin makul kabul edildiğini yansıtmaktadır.

Kumar Yadav et al. (2024) tarafından yapılan çalışmada enerji tüketimini optimize etmeyi, elektrik maliyetlerini azaltmayı ve bina kullanıcılarının termal rahatsızlığını en aza indirmeyi hedefleyen ticari binalar için gelişmiş bir HVAC kontrol stratejisi sunulmaktadır. Bu strateji, özellikle LSTM ağları kullanarak enerji tüketimini tahmin eder, gün öncesi elektrik tarifelerini dikkate alan bir optimizasyon algoritması ile entegre eder ve yan hizmetleri desteklemek amacıyla HVAC ünitesinin etkin yönetimini sağlar. Kontrol stratejisi, gerçek zamanlı termal geri bildirim sistemini içerir ve HVAC sisteminin elektriksel ve termal özelliklerini yönetir. Bu sistem, belirsiz termal yükleri ve yenilenebilir enerji kaynaklarının kullanılabilirliğini dengeler, böylece esnek yük yönetimi yoluyla yan hizmet kapasitesini maksimize eder. Kontrol stratejisinin etkinliği, laboratuvar ölçekli bir deney düzeneğinde deneysel olarak doğrulanmış ve gerçek ekipman üzerinde uygulanmıştır. Sonuçlar, kontrol stratejisinin hem optimal hem de optimal olmayan koşullarda HVAC sistemini etkin bir şekilde yönetebildiğini göstermiştir. Optimal kontrol durumunda, sistem oda hava sıcaklığı ve soğutulmuş su beslemesi gibi parametrelerdeki değişikliklere hızlı bir şekilde yanıt vererek termal rahatsızlığı azaltmış ve enerji tüketimini potansiyel olarak iyileştirmiştir. Özellikle, sistem sıcaklık sapmasını sadece $0,1^{\circ}\text{C}$ ile sınırlayarak, termal konfor seviyesine ulaşıldığında kompresör ve kondansatör gibi ekipmanları kapatarak enerji verimliliğini artırmıştır. Sonuç olarak, bu çalışma gerçek zamanlı optimum HVAC kontrol stratejilerinin, ticari binalarda frekans düzenleme hizmetleri ve enerji maliyetlerini azaltma potansiyeline sahip olduğunu göstermiştir.

Park et al. (n.d.) tarafından yapılan çalışmada enerji tasarrufu ve iç ortam termal konforunu artırmayı amaçlayan gelişmiş bir HVAC kontrol stratejisi sunulmaktadır. Stratejinin temelinde, sabit olmayan girdileri dikkate alan ML modelleri yoluyla belirlenen gerçek zamanlı PMV modeli yer alır. Kontrol cihazı, enerji verimliliği ile konfor seviyelerini dengelemek için dış ve iç sıcaklıklar, HVAC sisteminin ayar sıcaklıkları gibi dinamik değerleri kullanarak çalışır. Çalışma, saha deneyi yoluyla gerçek zamanlı veriler kullanarak Kuveyt'te tipik bir evde gerçekleştirilmiştir. Sonuçlar, kontrol cihazının %60'a varan PMV iyileşmesi sağlayarak termal konforu artırdığını ve aynı zamanda %20'den fazla HVAC enerji tasarrufu sağlama potansiyeli sunduğunu göstermiştir. Bu sonuçlar, termal konfora dayalı kontrol cihazının, sıcak ve

kuru iklim koşulları altında etkili bir şekilde çalıştığını ve önemli enerji tasarrufları sağladığını kanıtlamıştır.

Yukarıda detaylı olarak anlatılan 122 çalışmanın sonuçları şu şekilde özetlenebilir:

(1) HVAC kontrol stratejileri, enerji tüketimini, enerji maliyetini, enerji talebini azaltma, kullanıcıların termal konforunu koruma veya artırma, hvac sistemlerindeki arıza tespiti, bina gereksinimine göre iç ortam hava sıcaklığını veya nemi belirli seviyelerde tutma gibi çeşitli amaçlarla geliştirilmiştir.

(2) HVAC kontrol stratejilerinin geliştirilmesinde sürü zekası optimizasyonu, genetik algoritma, yapay zeka, MPC, bulanık mantık, uyarlanabilir kontrol, RL, derin öğrenme gibi birçok farklı yöntem kullanılmıştır. Bunlardan en çok dikkat çekenler MPC, RL ve DRL'dir. İot destekli, zamanla değişen performans katsayılı, kuantum hesaplama yöntemine dayalı gibi farklı MPC'lerin de kullanıldığı toplam 14 çalışma, buna ek olarak MPC ile uyarlanabilir ve sağlam kontrol yöntemleriyle hibrit olarak kullanıldığı 4 çalışma olduğu görülmektedir. RL veya DRL'yi kullanan toplam 30 çalışma olduğu görülmektedir. Bu nedenle, incelenen çalışmalarda HVAC kontrol stratejilerinin oluşturulmasında son yıllarda en çok RL'nin tercih edildiği yorumu yapılabilir.

(3) İncelenen çalışmalardan 58 çalışma termal konfora odaklanmış veya termal konforu dikkate almıştır. Bu çalışmalardan 17 çalışma, PMV veya PPD indekslerine dayalı termal konforu değerlendirirken 18 çalışma iç ortam hava sıcaklığına bağlı olarak termal konforu değerlendirmiştir. 15 çalışma ise kullanıcıların gerçek subjektif değerlendirmelerine göre termal konforu değerlendirmiştir. Kullanıcılardan gelen değerlendirmelerin olduğu çalışmalarda destek vektör sınıflandırması, bulanık mantık, derin sinir ağları gibi farklı yöntemler kullanılarak termal konfor modelleri oluşturulmuştur. Bazı çalışmalarda da termal konfor ortam koşulları kullanılarak Naive Bayes, YSA, destek vektör makineleri, diskriminant analizi, bulanık mantık gibi yöntemlerle model oluşturularak tahmin edilmiştir. Literatürde elde edilen termal konfor başarıları şu şekildedir:

- Kullanıcı memnuniyeti %80 ila %94 arasında değişmektedir.
- Termal konfor iyileştirme oranları geniş bir aralıkta değişmektedir (örn. PMV'ye göre %13,6, %21 ve %86,7'ye kadar).
- Termal rahatsızlık %43,41 ila %69,93 oranında azalmıştır.

- İstenen iç ortam hava sıcaklığı %97'lik memnuniyet oranıyla korunmuş ve konfor ihlallerinde %12,07 oranında azalma sağlanmıştır.

(4) İncelenen çalışmalardan 74 çalışma enerji tüketimini veya enerji talebini azaltmaya odaklanmıştır. Bunlardan, 26 çalışmada termal konfor korunurken enerji tüketimi azaltılmış; 17 çalışmada termal konfor artırılırken enerji tüketimi azaltılmıştır. Literatürde elde edilen enerji tasarrufu başarıları şu şekildedir:

- %14 ile %44 arasında enerji tasarrufu sağlanmıştır.
- Sabit ayar noktası kontrollerine kıyasla %32,2 ve %12,4 oranında enerji tasarrufu sağlanmıştır.
- Günlük enerji tasarrufu %16'ya kadar çıkmıştır.
- Yaz mevsiminde enerji tasarrufu %8, ilkbahar ve sonbahar mevsimlerinde %1 ile %3 arasındadır.
- Geleneksel yöntemlerle kıyaslandığında %8,23 ve %10,52'ye varan enerji tasarrufu sağlanmıştır.

(5) İncelenen çalışmalar, kontrol stratejilerinin geliştirilmesi için bu tez kapsamında kullanılan yöntemler bakımından değerlendirildiğinde, 7 çalışmada HVAC enerji tüketimini tahmin etmek için LSTM ağları kullanıldığı görülmektedir. Ayrıca sadece 2 çalışmada iç ortam hava kalitesini ve sıcaklığını tahmin etmek için GRU ağları kullanılmıştır. DDPG ve SAC algoritmalarının kullanıldığı çalışmalar da ikişer tanedir. DDPG kullanılan 2 çalışmanın birinde %97'lik bir memnuniyet oranıyla iç ortam hava sıcaklığı istenen aralıkta tutulmuş ve soğutma enerjisi tüketimi yaklaşık %13,71 oranında azaltılmış; diğer çalışmada ise oda sıcaklığı ayar noktaları dinamik olarak ayarlanarak enerji tüketimi %10,06 azaltılmıştır. SAC ile yapılan çalışmaların birinde çalışmanın sonuçları, önerilen yöntemin diğer temel kontrol yöntemleriyle karşılaştırıldığında termal konforu korurken %15,9'a kadar enerji tasarrufu sağlayabildiğini göstermiştir. Diğer çalışmada sonuçlar, simüle edilmiş ortamda %17,4 enerji tasarrufu ve %16,9 termal konfor artışı sağladığını göstermiştir.

(6) İncelenen çalışmaların 71'inde önerilen HVAC kontrol stratejileri sadece simülasyon verileri ile test edilmiştir.

Sonuç olarak, HVAC kontrol stratejilerinde önemli ilerlemeler kaydedilmiş olsa da hala yeniliklere açık bir çalışma konusudur. Bu tez çalışması,

- bina HVAC operasyonel verilerinin tahmini için çok girdili - çok çıktılı LSTM ve GRU algoritmalarının kullanılması ve performanslarının karşılaştırılması,
- global bir veri seti ile kullanıcıların subjektif termal konfor değerlendirmelerini modelleyerek oluşturulan tahmin modelinin DRL tabanlı HVAC kontrol stratejisine entegre edilmesi,
- DDPG ve SAC algoritmalarının, bina enerji tüketimi ve kullanıcı termal konforu optimizasyonu için performanslarının karşılaştırılması,
- geliştirilen DRL tabanlı HVAC kontrol stratejilerinin, RTU gerçek dünya verileri kullanılarak uygulamasının yapılması

ile literatüre yenilikler getirmektedir.



5. DERİN PEKİŞTİRMELİ ÖĞRENME

Derin Pekıştirmeli Öğrenme (Deep Reinforcement Learning – DRL), RL'nin bir Derin Sinir Ağı (Deep Neural Network – DNN) ile birleşiminden oluşan bir yöntemdir.

5.1 Derin Öğrenme

Derin öğrenme, ML'nin en etkili ve yaygın kullanılan alt dallarından biri olarak kabul edilmektedir (Shinde & Shah, 2018). Temel yapısı, insan beyninin bilgi işleme biçimini taklit eden yapay sinir ağlarına dayanır (Charu, 2018). Bu ağlar, veri kümeleri içerisinde karmaşık bilgileri çıkarmak için özel olarak tasarlanmıştır ve birbiri üzerine kurulu çok sayıda katmandan oluşur (Shinde & Shah, 2018). Derin öğrenme, adını bu katmanların derin yapısından alır ve her bir katman, veriyi giderek daha soyut bir seviyeye dönüştüren işlemler içerir (Rusk, 2016).

Derin öğrenme yöntemlerinin temelinde, veriyi basitten karmaşığa doğru işleyen, doğrusal olmayan modüller bulunur (Shinde & Shah, 2018). Bu yapısal düzen, ham veriden başlayarak, verileri yüksek düzeyde temsil eden soyutlamalara kadar evriltir (Voulodimos et al., 2018). Her bir katman, önceki katmandan elde edilen bilgileri daha da rafine eder, böylece en üst katmanlar en karmaşık özellikleri öğrenir ve temsil eder (Shinde & Shah, 2018). Bu süreç, sınıflandırma gibi görevlerde, girdinin önemli yönlerini güçlendirirken ilgisiz varyasyonları bastırmayı mümkün kılar (Lecun et al., 2015).

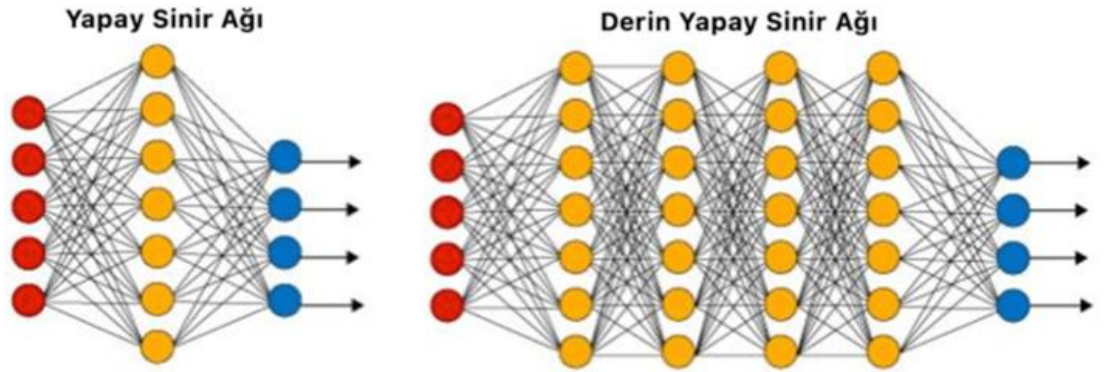
Derin öğrenme modelleri, bu çok katmanlı yapısı sayesinde, sinir ağları, hiyerarşik olasılık modelleri gibi çeşitli öğrenme algoritmalarını içerebilir ve bu algoritmalar genellikle denetimsiz veya denetimli olarak sınıflandırılır (Voulodimos et al., 2018). Bu geniş çeşitlilik, derin öğrenme yöntemlerinin karmaşık hesaplamalı modeller aracılığıyla çok modlu bilgileri algılama ve temsil etme kapasitesini artırır. Özellikle, verilerin birden fazla düzeyde soyutlanması, derin öğrenme modellerinin büyük ölçekli veri yapılarını örtülü olarak yakalayıp analiz etmesine olanak tanır (Voulodimos et al., 2018).

Sonuç olarak, derin öğrenme, hem farklı veri kaynaklarından toplanan bilgileri analiz etmek hem de büyük veri kümeleri üzerinde etkili çözümler yapmak için uygun bir teknoloji sunar (L. Zhang et al., 2018). Bu, onun çok yönlü kullanımını ve sürekli gelişimini destekleyen bir yapı oluşturur.

5.1.1 Temel derin öğrenme modelleri

Temel derin öğrenme modelleri yapay sinir ağları, evrişimli sinir ağları ve tekrarlayan sinir ağları olarak sınıflandırılabilir.

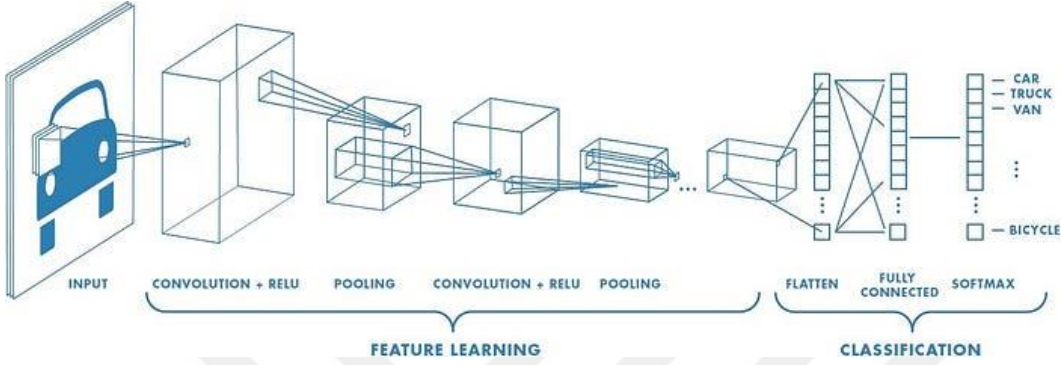
Derin öğrenme, birden fazla gizli katman içeren ve daha karmaşık veri ilişkilerini modelleyebilen YSA'lar üzerine inşa edilmiştir (Şekil 5.1). YSA insan beyninin işleme şeklini modelleyen matematiksel bir yapı olarak tanımlanır. Bu modeller, girdi, çıktı ve bunların arasında bir veya daha fazla gizli katmanlardan oluşur. Her katman, bir dizi yapay nöron içerir ve bu nöronlar bir önceki katmandan gelen bilgileri işleyerek sonraki katmana aktarır (McCulloch & Pitts, 1943). Derin öğrenme, daha fazla katman içeren, daha karmaşık yapay sinir ağlarına işaret eder. Bu nedenle, derin öğrenme modelleri genellikle yapay sinir ağlarının daha gelişmiş versiyonları olan ve genellikle DNN olarak adlandırılan yapıları kullanır (Vieira & Riberio, 2018). Bir YSA'nın "derin" olarak kabul edilip edilmediği, içerdiği katman sayısı ve bu katmanların işlevselliği ile ilgilidir.



Şekil 5.1. Yapay ve derin sinir ağları (Mostafa et al., 2020).

Evrişimli Sinir Ağları (Convolutional Neural Network - CNN), özellikle bilgisayarlı görme ve örüntü tanıma alanlarında kullanılan, insan görsel algısını taklit edebilen yapay sinir ağlarıdır (Gu et al., 2018). CNN'ler, girdi olarak aldıkları görüntüler üzerinde çeşitli çözünürlüklerde filtreler uygulayarak, görüntünün farklı özelliklerini tespit eder ve bu özellikleri daha karmaşık hale geldikçe tanımayı öğrenir (Yi, 2018) (Şekil 5.2). Bu ağlar, özellik çıkarma işlemlerini yerine getiren evrişimli katmanlar, örüntüleri sıkıştırmak ve özelleştirmek için kullanılan havuzlama katmanları ve son katmanda sınıflandırma veya regresyon görevlerini üstlenen tamamen bağlı katmanlar dahil olmak üzere birden fazla katmandan oluşur (Yi, 2018). CNN'lerin gücü, görüntüler arasındaki uzamsal ilişkileri etkili bir şekilde

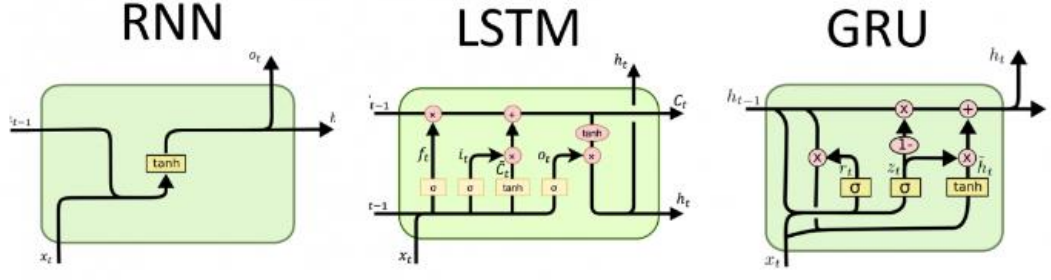
yakalayabilme yeteneğinden gelir, bu da onları görüntü sınıflandırma, nesne tanıma gibi görevlerde oldukça başarılı kılar (Krizhevsky et al., 2012). Otomatik özellik öğrenme ve çıkarma kabiliyetleri sayesinde, CNN'ler geleneksel yöntemlere kıyasla görüntü tanıma görevlerinde önemli ölçüde daha üstün performans sergiler ve bu özellikleriyle bilgisayarlı görme dışında ses analizi ve zaman serisi veri analizi gibi alanlarda da etkili çözümler sunar (Kulshrestha, 2019).



Şekil 5.2. Tipik bir CNN çalışma şeması (Yi, 2018).

Önemli ölçüde ilgi ve başarı kazanan özel bir sinir ağı mimarisi türü de, Tekrarlayan Sinir Ağıdır (Recurrent Neural Network – RNN). RNN, sıralı verileri ve zaman serisi görevlerini yönetmede üstün olan bir yapay sinir ağıları sınıfıdır (Schmidt, 2019). Bu ağlar, verinin doğasında bulunan zamansal bilgileri dikkate alarak verileri sıralı bir şekilde işleme ve analiz etme yeteneğine sahiptir (Ghojogh & Ghodsi, 2014). RNN modelinin temelinde geri besleme bağlantıları kavramı yer alır (Schmidt, 2019). Nöronlar arasındaki bu geri besleme bağlantıları, önceki zaman adımlarından gelen bilginin mevcut zamanı etkilemek için yayılmasına olanak tanır (Ghojogh & Ghodsi, 2014). Başka bir ifadeyle, önceki zaman adımlarındaki bilgi saklanır ve her adımda bu bilgiyi güncellenerek sonraki adıma aktarır. Bu mekanizma, RNN modelinin sıralı verilerdeki bağımlılıkları ve kalıpları yakalamasını sağlayarak onları konuşma tanıma, dil modelleme ve zaman serisi tahmini gibi görevler için çok uygun hale getirir (Graves et al., 2013). RNN modelinin karşılaştığı uzun dizi verilerde bilgiyi saklama ve uzun bağımlılıkları öğrenmedeki zorlukları çözmek için RNN kategorisine giren LSTM ve GRU modelleri geliştirilmiştir (Shewalkar et al., 2019). Bu modellerin yapıları Şekil 5.3’de gösterilmektedir (Toharudin et al., 2023). Her LSTM hücresi, bilgiyi uzun süreler boyunca saklayabilen ve bu bilginin akışını kontrol eden üç kapı (unutma kapısı, giriş kapısı ve çıkış kapısı) içerir. Bu kapılar, hangi bilginin saklanacağını, güncelleneceğini veya unutulacağını belirler, böylece model daha uzun bağımlılıkları öğrenebilir (Hochreiter & Schmidhuber, 1997). LSTM, özellikle doğal dil işleme ve karmaşık zaman serisi tahminleri yaparken kullanılır. GRU, LSTM'e

benzer bir yapı olup, daha basit bir yapıda tasarlanmıştır (Kana, 2020). LSTM'in aksine, GRU'da iki kapı bulunur: güncelleme kapısı ve sıfırlama kapısı. Bu yapı, LSTM kadar güçlü olmasına rağmen daha az parametre içerdiği için daha hızlı eğitilir ve bazı durumlarda LSTM ile benzer performans sergileyebilir (Kana, 2020). GRU, özellikle veri seti daha küçük olduğunda veya modelin daha hızlı eğitilmesi gerektiğinde tercih edilebilir (Loye, 2019).



Şekil 5.3. Tipik RNN, LSTM ve GRU ağları şemaları (Toharudin et al., 2023).

5.1.2 Derin öğrenme uygulama alanları

Derin öğrenme günümüzde birçok farklı alanda kullanılmakta ve büyük başarılar elde etmektedir. Bu başarının ardındaki temel nedenler arasında erişimi kolay hale gelen büyük veri kümeleri, hesaplama süresini kısaltan modern GPU mimarisi ve tensorflow gibi açık kaynaklı araç kutularının geliştirilmesinin derin sinir ağlarının kullanılmasını çok daha kolay hale getirme bulunmaktadır. Bu nedenle, derin öğrenme görüntü tanıma (Farabet et al., 2013; Krizhevsky et al., 2012; Tompson et al., 2014), konuşma tanıma (L. Deng et al., 2012; Mşkolov et al., 2011; Sainath et al., 2013), dil çeviri (Jean et al., 2015; Sutskever et al., 2014) ve dil anlama (Collobert et al., 2011) uygulamaları gibi birçok çalışma alanında kullanılmaktadır. Bunlara aşağıdaki örnekler verilebilir:

- Tıp, biyoloji, kimya:
 - tıbbi teşhis (Lévy & Jain, 2016; Rajpurkar et al., 2017)
 - translasyonel biyoinformatik, tıbbi görüntüleme, tıbbi bilişim ve halk sağlığı gibi tıbbi alan konuları (Rav et al., 2017)
 - potansiyel ilaç moleküllerinin aktivitesini tahmin etme (Ma et al., 2015)
 - ilaç şirketlerinin yeni ilaçlar tasarlamasına yardımcı olmak için moleküllerin nasıl etkileşime gireceğini tahmin etme (Dahl et al., 2014)

- mikroskopik görüntü analizi (Xing et al., 2018)
- beyin devrelerini yeniden yapılandırma (Helmstaedter et al., 2013)
- kodlanamayan DNA'daki mutasyonların gen ekspresyonu ve hastalık üzerindeki etkileri tahmin etme (Leung et al., 2014; Xiong et al., 2015)
- insan beyninin 3 boyutlu haritasını oluşturmak için kullanılan mikroskop görüntülerini otomatik olarak ayrıştırma (Parkhi et al., 2015)
- Psikoloji
 - kişilik özellikleri çıkarımı (Gatys et al., 2016)
 - konu sınıflandırması, duygu analizi, soru cevaplama (Bordes et al., 2014)
- Finans ve Ticaret (Deng et al., 2017)
- Fizik
 - galaksilerin morfolojik parametrelerini ölçme ve doğru morfolojik analiz ve tahminleri yapma (Dieleman et al., 2015)
 - atom altı parçacıklarını inceleme (Baldi et al., 2014)
 - parçacık hızlandırıcı verilerini analiz etme (Ciodaro et al., 2012; Kaggle, 2014)
- Sanat
 - Doğal görüntülerin içeriğini ve stilini bağımsız olarak işlemek ve değiştirmek için CNN'leri kullanma (Majumder et al., 2017)
 - Çin şiiiri üretimi için model kullanma (Zhang & Lapata, 2014)
- Otonom arabalar (Bojarski et al., 2016)

5.2 Pekiştirmeli Öğrenme

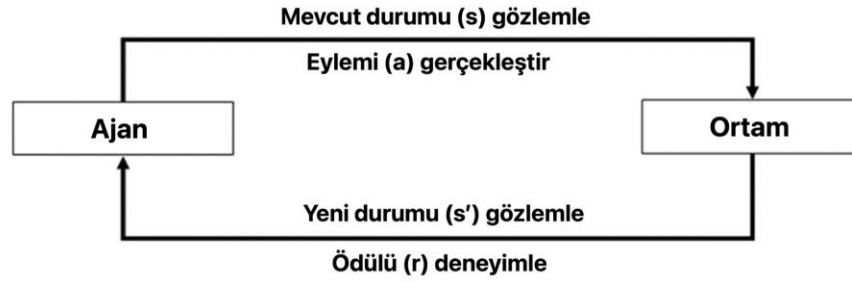
Pekiştirmeli öğrenme kavramı, 1950'lerin sonlarında "optimal kontrol" fikrinden türemiştir (Sutton & Barto, 2018). Optimal kontrol, zaman içinde bir sistemin davranışını en aza indirecek şekilde bir kontrolör tasarlamak amacıyla bir problemin nasıl formüle edileceğini inceler. Bellman (Bellmann, 1957), bu fikri daha da ileri götürerek optimal kontrol problemlerini formüle etmek için pekiştirmeli öğrenmenin temelini oluşturan Markov Karar Süreci (MKS) ve sonlu MKS'ler kavramını geliştirmiştir.

RL, denetimli öğrenme ve denetimsiz öğrenme kategorisine ek olarak ML'nin ayrı bir kategorisi olarak sınıflandırılır. Denetimli öğrenmede, doğru eylemler için geri bildirim sinyalleri alınırken, RL'de, bir eylemin doğru olup olmadığı bilinmeden yapılan eylemlerin sonuçlarından öğrenilir (Han et al., 2018). Bu yönüyle, RL, ML

tekniklerinin en temel unsurlarından biri olarak kabul edilir. Yapay zeka bağlamında, RL, ajanın denetimli veya denetimsiz öğrenme ile mümkün olmayan davranışları keşfetmesini ve otomatik olarak uygulamasını sağlar (Han et al., 2018).

5.2.1 Pekiştirmeli öğrenme bileşenleri

Pekiştirmeli öğrenmenin temel bileşenleri ve aralarındaki etkileşimler Şekil 5.4’de görülmektedir.



Şekil 5.4. RL’de bir ajan ve bir ortam arasındaki etkileşimler.

RL disiplini, bir “öğrenci” veya “ajan”, sayısal olarak gecikmeli ödül sinyallerini en üst düzeye çıkarmayı hedeflerken, durumlar ile eylemleri nasıl eşleştireceğini öğrenir. RL’de bir “öğretmen” olmadan, ajan deneme yanılma yöntemiyle ve etkileşimde bulunduğu ortamdan aldığı gecikmeli ödülleri kullanarak kararlar alır (Sutton & Barto, 2018).

“Durum” (s), alınacak kararlar ile ilgili ve bilgilendirici olan ortamın matematiksel bir açıklamasıdır. RL’deki durumlar, denetimli veya denetimsiz öğrenmedeki özelliklere benzer. Örneğin, HVAC kontrollerinde mevcut iç ortam sıcaklığı HVAC kontrol cihazının dikkate almak istediği “durum” olabilir.

“Kontrol Eylemi” (a), ortamın nasıl kontrol edileceği konusunda kontrolör tarafından verilen karardır. HVAC kontrolü örneğinde, iç ortam sıcaklık ayar noktasını, besleme havası sıcaklığını, fan hızını vb. ayarlamak “eylem” olabilir.

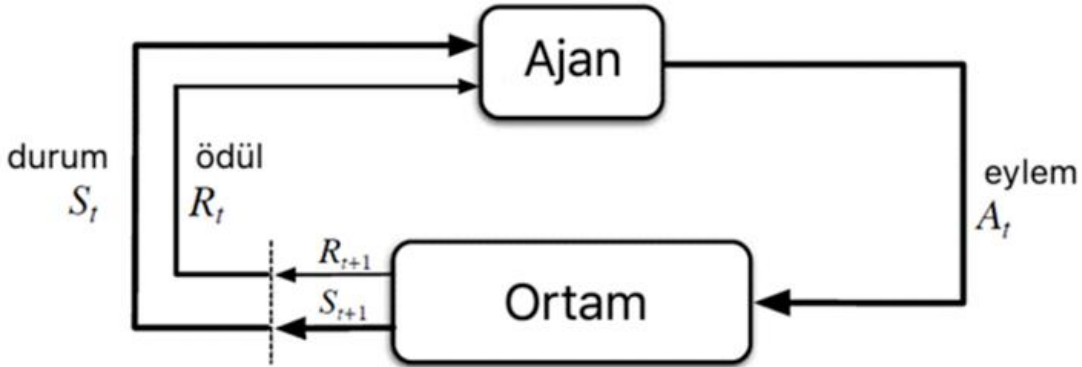
“Ödül fonksiyonu” (r), s_t durumunda a_t eylemi yapmanın anlık ödülleri tahmin eder, yani, durumu ve eylemi ödülleriyle eşleştirir. RL algoritmasında, MKS’de tanımlanan ödül, algoritma gelişimi için kılavuz görevi görür. Büyük, olumlu bir ödül, algoritmayı mevcut yönde derinlemesine aramaya teşvik eder ve bunun tersi de geçerlidir.

“Geçiş olasılığı” (p), s_t durumunda a_t eylemi gerçekleştirilirse ortamın nasıl gelişeceğini tahmin eder, yani, mevcut zaman adımının durumunu ve eylemin bir sonraki zaman adımının durumuna eşler.

Özetle, RL, bir *ajanın* (örneğin, bina otomasyon sistemine gömülü bir HVAC kontrol yazılımı) bir *ortamda* (örneğin, bir HVAC tarafından kontrol edilen bir ofis alanı) bir *durumdayken* s (örneğin, mevcut oda sıcaklığı 28°C), bir *ödülü* r (örneğin, kullanıcıların termal konfor seviyesi) en üst düzeye çıkarmak/en aza indirmek için nasıl bir *eylemde* a (örneğin, oda sıcaklığını 24°C 'ye ayarlayın) bulunabileceği ile ilgilenir (Zou et al., 2020a).

5.2.2 Markov Karar Süreci

RL probleminde durumu, eylemleri ve ödülleri içeren sıralı ajan-ortam etkileşimleri süreci (yörüngeler veya bölümler olarak da bilinir), sıralı karar almayı içerdiğinden bir MKS olarak formüle edilebilir (Azuatalam et al., 2020). Şekil 5.5’de gösterilen RL döngüsünü MKS ile ifade etmek mümkündür.



Şekil 5.5. Pekiştirmeli öğrenmenin Markov Karar Süreci ile gösterimi.

Bir sistemin S_t durumu, gelecekteki durumun denklemde olduğu gibi yalnızca mevcut duruma ve mevcut eylemlere bağlı olması durumunda Markov'dur (Azuatalam et al., 2020). Başka bir ifadeyle, gelecekteki durum, mevcut durum göz önüne alındığında, geçmiş durumdan bağımsızdır (Denklem 5.1).

$$p(s_{t+1}|s_t, a_t, s_{t-1}, a_{t-1}, \dots) = p(s_{t+1}|s_t, a_t)$$

$$(\mathbb{P})[S_{t+1}|S_t] = (\mathbb{P})[S_{t+1}|S_1, \dots, S_t]$$

Denklem (5.1)

Bir RL ajanının ana bileşenleri politika, getiri ve değer fonksiyonudur (Azuatalam et al., 2020).

Politika (policy), RL ajanının bir durumda hangi eylemi seçeceğini belirleyen bir kuraldır. Bu, genellikle bir fonksiyon olarak tanımlanır ve ajanın o anki durumunu alıp, yapılacak eylemi döndürür. Politikalar deterministik veya stokastik olabilir. Deterministik politika, durumlardan eylemlere bir eşleme ($\mu: S \rightarrow A$) iken stokastik politika durum-eylem çiftinden bir olasılık değerine eşlemedir ($\pi: S \times A \rightarrow [0, 1]$) (Kaymak, 2023).

Getiri (return), ajanın aldığı eylemler sonucu elde ettiği toplam ödülün miktarını ifade eder. RL'de, ajanın amacı bu getiriyi maksimize etmektir. Getiri, genellikle bir eylem dizisi boyunca alınan ödüllerin toplamı olarak hesaplanır. Getiri Denklem (5.2)'deki gibi tanımlanabilir :

$$R_t = r_{t+1} + r_{t+2} + \dots + r_T \quad \text{Denklem (5.2)}$$

Denklemde, r_{t+1} ajanın bir durumdan diğer bir duruma geçmek için a_t eylemini gerçekleştirirken t_0 zaman adımında aldığı ödüldür. r_{t+2} ise bir sonraki zaman adımında ajan tarafından alınan ödüldür. Benzer şekilde, r_T de T son zaman adımında alınan ödüldür (Kaymak, 2023). Gerekli olduğu durumlarda indirim faktörü (γ) kullanılarak gelecekteki ödüllerin şimdiki değeri azaltılabilir. Bu indirimli getiri Denklem (5.3)'deki gibi tanımlanabilir:

$$G_t = r_{t+1} + \gamma r_{t+2} + \gamma^2 r_{t+3} + \dots = \sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k r_{t+k+1} \quad \text{Denklem (5.3)}$$

İndirim faktörü ile gelecekteki ödüllere ve anlık ödüllere ne kadar önem verildiği belirlenir. Bu faktörün değeri 0 ile 1 aralığında değişmektedir. Anlık ödüllerin daha önemli olduğu durumlarda indirim faktörü 0 iken gelecekteki ödüllerin daha önemli olduğu durumlarda 1'dir (Kaymak, 2023). Ancak, 0 olan indirim faktörü sadece anlık ödülleri dikkate aldığı için asla öğrenemezken 1 olan indirim faktörü de sonsuza kadar gelecekteki ödülleri aramayı öğrenir. Bu nedenle, yapılan çalışmalarda indirim faktörü için optimal değer 0,2 ile 0,8 aralığında olduğu belirtilmektedir (Kaymak, 2023).

Değer fonksiyonu (value function), bir politika altında bir durumdan veya durum-eylem çiftinden elde edilecek beklenen getiriyi ifade eder. Durum değer fonksiyonu (state value function) ve eylem değer fonksiyonu (action value function)

olmak üzere iki ana türü vardır. Durum değer fonksiyonu, bir durumun değerini, belirli bir politikayı izlerken o durumdan başlayarak elde edilecek beklenen getiri olarak ölçer. Bir durum değer fonksiyonu $V(s)$ ile gösterilir ve Denklem (5.4)'teki gibi tanımlanabilir (Kaymak, 2023):

$$V^\pi(s) = E_\pi[G_t | s_t = s] \quad \text{Denklem (5.4)}$$

Denklem (5.5), t zamanında s durumundan başlayarak ve ardından π politikasını izleyerek, t adımında G getirisinin beklenen değerini tanımlar (Kaymak, 2023).

$$V^\pi(s) = E_\pi[\sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k r_{t+k+1} | s_t = s] \quad \text{Denklem (5.5)}$$

Eylem değer fonksiyonu, bir durum-eylem çiftinin değerini, belirli bir politikayı izlerken o durumda o eylemi seçmekle başlayarak elde edilecek beklenen getiri olarak ölçer. Bir eylem değer fonksiyonu $Q(s)$ ile gösterilir ve Denklem (5.6)'daki gibi tanımlanabilir (Kaymak, 2023):

$$Q^\pi(s, a) = E_\pi[G_t | s_t = s, a_t = a] \quad \text{Denklem (5.6)}$$

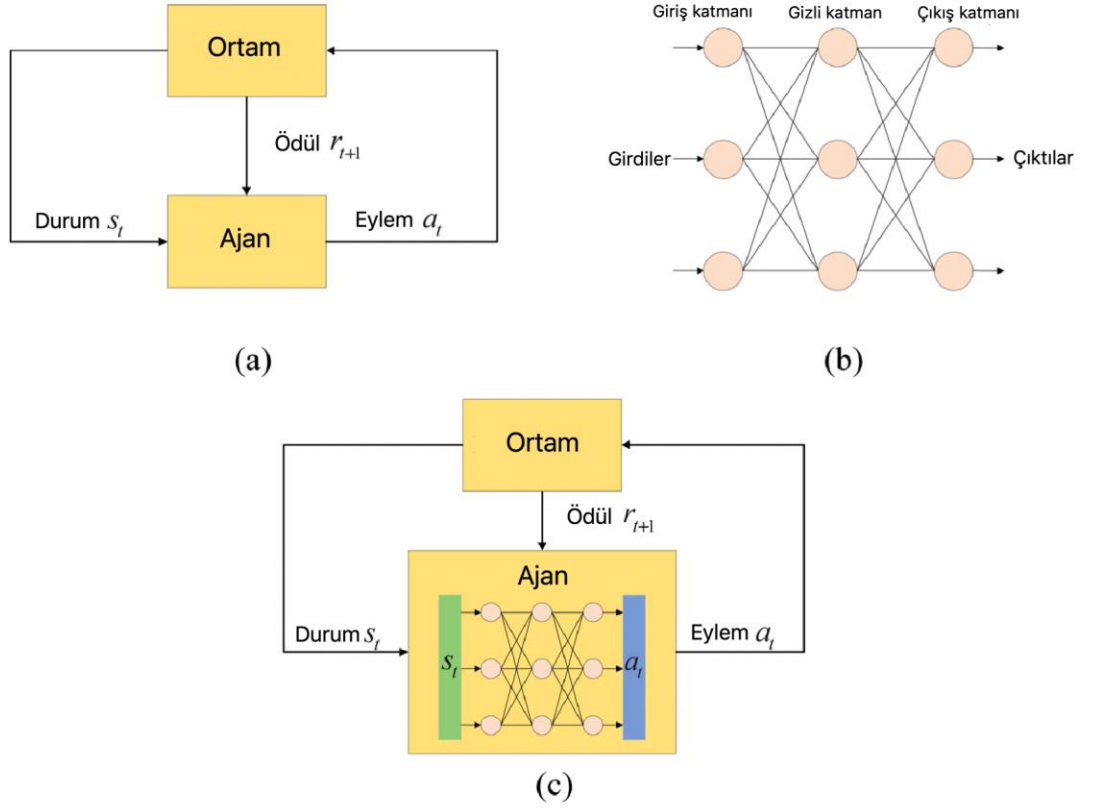
Denklem (5.7), t zamanında a eylemiyle s durumundan başlayarak ve ardından π politikasını izleyerek, t adımında G getirisinin beklenen değerini tanımlar (Kaymak, 2023).

$$Q^\pi(s, a) = E_\pi[\sum_{k=0}^{\infty} \gamma^k r_{t+k+1} | s_t = s, a_t = a] \quad \text{Denklem (5.7)}$$

Bir MKS'yi çözmek, optimal politikaları ve değer fonksiyonlarını elde etmek anlamına gelir. Optimal değer fonksiyonları ve optimal politika, adını Amerikalı matematikçi Richard Bellman'dan alan Bellman denklemleri (Bellmann, 2010) çözülerek türetilir. Bellman denklemlerini çözmek için dinamik programlama, Monte Carlo yöntemi ve zamansal fark öğrenme olmak üzere üç temel yaklaşım mevcuttur (Sutton & Barto, 2018). Dinamik programlama, tam ve doğru bir ortam modeli bilindiğinde kullanılırken tahmin istatistiklerine dayalı Monte Carlo yöntemi ve adım adım artan şekilde ilerleyen zamansal fark öğrenme, ortam modeli bilinmediği RL uygulamalarında kullanılır (Kaymak, 2023).

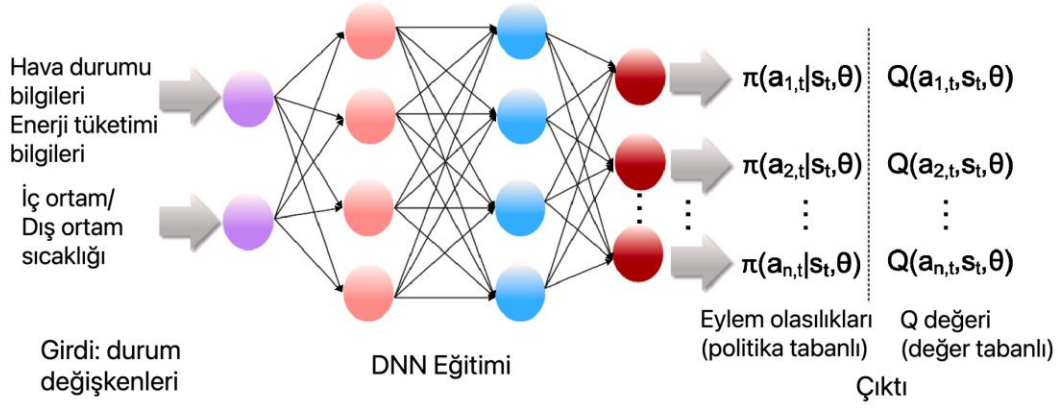
5.3 Derin Pekiştirmeli Öğrenme (DRL)

DRL, politika fonksiyonuna $\pi(a|s)$ yaklaşmak için derin sinir ağlarını kullanarak sürekli durumlar ve eylemlerle ilgilenen bir RL dalıdır. RL'nin bir DNN ile birleşimine DRL yöntemi denir (Şekil 5.6).



Şekil 5.6. (a) RL (b) Derin sinir ağları (c) DRL gösterimi.

DRL'de, DNN, değere dayalı RL yönteminde olduğu gibi Q değerini veya politika tabanlı RL yönteminde olduğu gibi eylem olasılığını tahmin etmek için bir regresyon aracı olarak kullanılır. RL'de regresyon için genel bir DNN yapısı Şekil 5.7'de gösterilmektedir.



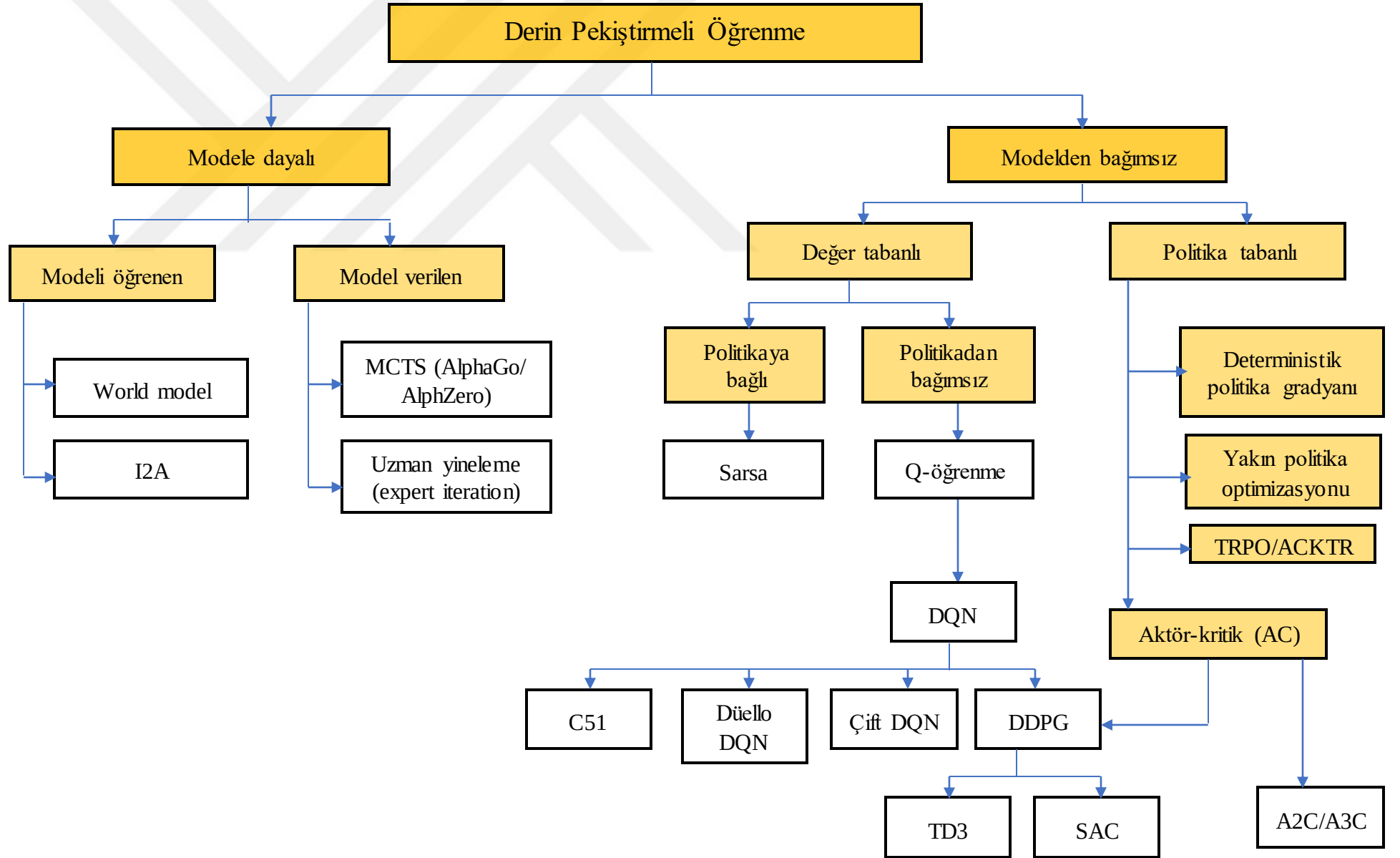
Şekil 5.7. RL’de fonksiyon yaklaşımı için DNN yapısı.

5.3.2 DRL yaklaşımları

DRL'nin amacı, optimal politika fonksiyonu $\pi(a|s)$ olarak adlandırılan her bir durumda yapılacak optimal eylemleri öğrenmektir (Sutton & Barto, 2018). Bunun için DRL içinde farklı yaklaşımlar mevcuttur. Bu yaklaşımlar genellikle model tabanlı ve modelden bağımsız yaklaşımlar olarak ikiye ayrılmaktadır Şekil 5.8.

Model tabanlı yaklaşımlar, ortam hakkında bir model oluşturarak çalışır. Bu model, ortamın nasıl tepki vereceğini tahmin etmek için kullanılır. Bu bilgi, karar verme sürecini optimize etmek ve öğrenme sürecini hızlandırmak için kullanılır. Model tabanlı yaklaşımlar genellikle daha az veri ile öğrenmeyi mümkün kılarken, modelin doğruluğu kritik öneme sahiptir.

Modelden bağımsız yaklaşımlar ise ortamın nasıl işlediğine dair bir model oluşturmadan doğrudan deneyimlerden öğrenir. Bu yaklaşımlar değere dayalı ve politika tabanlı olmak üzere ikiye ayrılabilir. İki yaklaşım arasındaki fark, eylem değerlendirme stratejilerinde yatmaktadır. Değere dayalı yaklaşımda, s durumunda a eyleminden başlayarak kümülatif indirimli ödül olan bir durum eylem çiftinin (s,a) , Q değeri tahmin edilerek en yüksek Q değerine sahip eylem seçilirken politika tabanlı RL yaklaşımında mevcut durumda tüm uygulanabilir eylemlerin olasılıkları üretilir ve en yüksek olasılığa sahip eylem seçilir. Her iki yaklaşımın da kendine özgü avantajları ve uygulama alanları bulunmaktadır. Değer tabanlı yöntemler genellikle daha stabil ve hesaplama açısından daha verimliken, politika tabanlı yöntemler daha geniş eylem alanlarına ve karmaşık politikalara uyum sağlama konusunda üstün olabilir. Özellikle, karmaşık eylem ve gözlem uzaylarına sahip problemlerde, her iki yaklaşımın birleştirildiği aktör-kritik (actor-critic) yöntemleri de sıklıkla kullanılır.



Şekil 5.8. DRL algoritmaları.

5.3.3 DRL uygulamaları

DRL, hızla gelişmekte olup çeşitli sektörlerde ve uygulamalarda giderek daha fazla kullanılmaktadır. DRL'nin uygulama alanlarına aşağıdaki örnekler verilebilir:

- **Oyunlar**
DRL, video oyunlarından strateji oyunlarına kadar birçok alanda kullanılmıştır. Örneğin, Google DeepMind'in AlphaGo'su, Go oyununu oynamak için DRL kullanarak dünya şampiyonunu yenmiştir. Benzer şekilde, DRL tabanlı sistemler, atari oyunları, satranç ve poker gibi kompleks oyunlarda insan üstü performans göstermişlerdir (Games & Silver, 2015; Lai, 2015; Mnih et al., 2013).
- **Doğal Dil İşleme**
DRL, diyalog sistemleri ve çeviri gibi doğal dil işleme uygulamalarında kullanılabilir (J. He et al., 2016; W. Y. Wang et al., 2018). Örneğin, bir diyalog ajanı, kullanıcı etkileşimlerinden öğrenerek daha doğal ve etkili diyaloglar oluşturmak için DRL yöntemlerini kullanabilir (Cuayáhuitl et al., 2015).
- **Robotik**
Robotlar, belirli görevleri otomatik olarak yerine getirebilmek için DRL'den faydalanabilirler. Örneğin, robotlar karmaşık manipülasyon görevlerini, nesneleri sıralama, taşıma ve monte etme gibi işlemleri gerçekleştirmek için DRL yöntemlerini kullanabilirler (Niroui et al., 2019). Ayrıca, robotların çevreleriyle daha etkileşimli ve adaptif bir şekilde etkileşim kurmalarını sağlayan DRL tabanlı yöntemler geliştirilmektedir (Christiano et al., 2017; Hu et al., 2020).
- **Otonom Araçlar**
DRL, otonom araçların karar verme süreçlerini geliştirmede kullanılabilir. Bu teknik, araçların trafikte güvenli ve verimli bir şekilde navigasyon yapmaları, çevresel koşullara adaptasyon göstermeleri ve beklenmedik durumlara uyum sağlamaları için faydalıdır (Aradi, 2022; Kiran et al., 2022). Araçlar, çeşitli senaryolarda doğru kararlar alabilmek için karmaşık simülasyonlarda eğitilebilir (Folkers et al., 2019).
- **Sağlık Sektörü**
DRL, kişiselleştirilmiş tedavi protokollerinin ve ilaç dozlarının optimizasyonunda kullanılabilir (Eghbali et al., 2021; Nemati et al., 2016). Örneğin, hasta verilerine dayalı olarak en iyi tedavi stratejilerini önermek ve

hastaların sađlık durumlarını iyileřtirmek iin kullanılabılır (Tseng et al., 2017; Watts et al., 2020).

- Finans

DRL, algoritmik ticarete kullanılarak finans piyasalarında iřlem yapma stratejilerini optimize edebilir. Bu sistemler, piyasa kořullarını analiz ederek ve en iyi alım-satım zamanlarını belirleyerek yüksek frekanslı ticaret stratejileri geliřtirebilir (Li et al., 2020; Wu et al., 2020).

- Enerji Yönetimi

DRL, özellikle yenilenebilir enerji kaynaklarının entegrasyonu konusunda enerji dađıtımı ve tüketimini optimize etmek iin kullanılır. Akıllı řebekelerin yönetiminde, enerji talebini karřılamak ve enerji verimliliğini artırmak iin dinamik karar verme süreçleri geliřtirilebilir (Hua et al., 2019; Touzani et al., 2021; Yu et al., 2021).

Bu geniř uygulama yelpazesi, DRL'nin farklı problemleri çözmek iin ne kadar güçlü ve esnek olduđunu göstermektedir. Geliřen teknoloji ve artan hesaplama gücü ile DRL'nin kullanımının yaygınlařması öngörülmektedir.

6. DRL TABANLI HVAC KONTROL STRATEJİLERİNİN GELİŞTİRİLMESİ

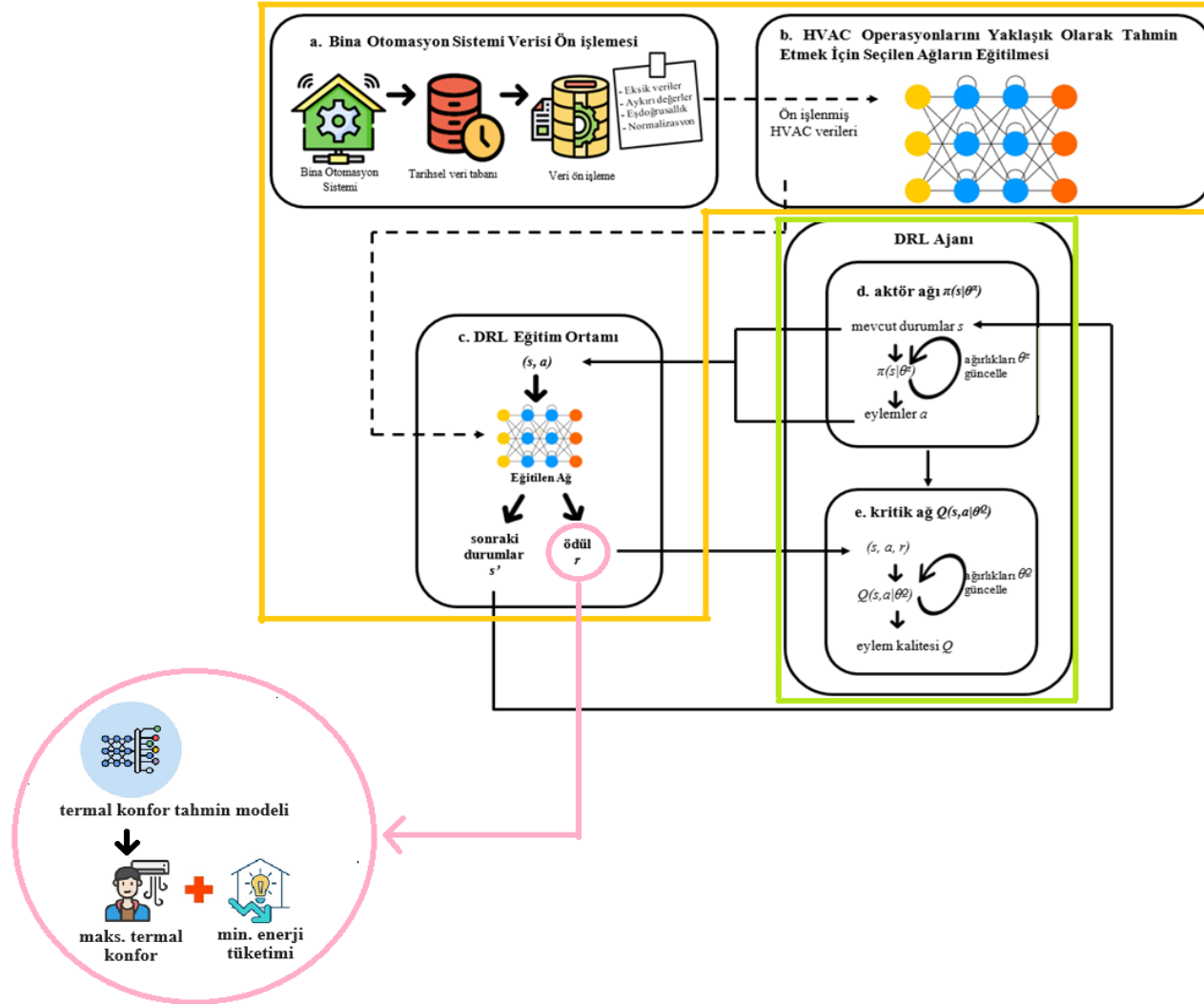
HVAC sistemlerinde hem durumlar (örn. oda sıcaklığı) hem de kontrol eylemleri (örn. damper konumu ayar yüzdesi) sürekli olabilir. Bu nedenle, tez kapsamında, HVAC sistemlerinin kontrolünde politika fonksiyonuna $\pi(a|s)$ yaklaşmak için derin sinir ağlarını kullanarak sürekli durumlar ve eylemlerle ilgilenen DRL kullanımı tercih edilmiştir.

DRL, üç ana avantajı nedeniyle HVAC kontrol alanında tercih edilmektedir. Birincisi, DRL, gerçek dünya HVAC sistemlerini temsil etmek için karmaşık bir termodinamik model gerektirmez (Mnih et al., 2013). İkincisi, DNN uygulaması, sürekli durum uzayı veya eylem alanı gibi son derece karmaşık problemler için tablo kısıtlamaları olmaksızın yüksek seviyeli kontrol elde etmeyi mümkün kılar. DRL'de, geleneksel Q öğrenme durumunda olduğu gibi, olası tüm eylem değerlerini depolamak için somut bir Q tablosunu sürdürmek yerine daha genelleştirilmiş bir regresyon modeli kurulur. Bu genelleştirilmiş regresyon modeli, sürekli kontrol durumunda, görünmeyen durumlara karşı daha sağlam ve esnek stratejiler sunar (Du et al., 2021). Üçüncüsü, DRL, zaman geciktirme eylemleri olan sistemleri işleyebilir (Zou et al., 2020b). Örneğin, bir termostatin ayar noktasının değiştirilmesinin etkisi, iç ortam hava sıcaklığı üzerinde hemen bir etkiye sahip değildir ve bu, “gecikmeli ödül” kavramı aracılığıyla DRL tabanlı yöntemlerle yakalanabilir. Gecikmiş ödül (örneğin, yaz aylarında iç ortam hava sıcaklığındaki azalmalar sayesinde iyileştirilmiş termal konfor seviyesi), bir DRL ajanının belirli bir gecikmeden sonra (örneğin, termostatin ayar noktası değiştirildikten 30 dakika sonra) aldığı ödül/cezayı ifade eder.

DRL'yi HVAC sistemleri için bir kontrol yöntemi olarak uygulamanın faydalarına rağmen, DRL ajanının eğitilmesiyle ilgili bir dezavantaj söz konusudur. İdeal olarak, bir HVAC kontrol DRL ajanı, sensörlerden ve aktüatörlerden gelen gerçek zamanlı okumalar ve bina kullanıcılarının termal konfor seviyelerine ilişkin geri bildirimler ile gerçek dünya HVAC kontrollü bir ortamda eğitilmelidir (Zhang & Lam, 2018). Bununla birlikte, DRL ajanının aşırı durumlar (örneğin, oda sıcaklığını 32°C'ye ayarlayın) dahil olmak üzere durum alanını tamamen (yani, tüm olası durumları) keşfetmesine ve ödül veya ceza almasına (DRL ajanının bu deneme yanılma süreci boyunca öğrenme şekli) izin vermek mümkün değildir. Ayrıca, gerçek dünya ortamında eğitilmişlerse, DRL ajanlarının optimal bir politikaya yaklaşması çok zaman alır (Costanzo et al., 2016; Dalamagkidis et al., 2007). Sonuç olarak,

HVAC sistemlerini kontrol etmek için DRL'yi uygulayan çalışmalar, simülasyonların gerçek dünya HVAC kontrollü bir ortamın durumlarını ve geçişlerini doğru bir şekilde tahmin edebileceği varsayımıyla, DRL ajanı eğitim ortamı oluşturmak için genellikle simülasyon araçlarını (ör. EnergyPlus, Simulink) kullanır. Ancak, HVAC sistemlerinin ayrıntılı şemaları ve/veya bina hakkında ayrıntılı bilgiler (ör. konum, düzen) mevcut olmadığında bu varsayım hatalıdır (Zou et al., 2020a). Simülasyon kullanmanın bir başka dezavantajı, açma/kapama ve termostat ayar noktaları gibi mevcut simülasyon araçları tarafından kontrol edilebilen sınırlı eylemlerdir (Zou et al., 2020a). Ajanın simülasyon araçları kullanılarak oluşturulan ortamda eğitilmesinden sonra, ajan için gerçek dünya HVAC kontrollü binalarda ek eğitim sağlanarak DRL eğitim ortamının oluşturulmasındaki yanlışlıkların ele alınmasına yönelik çabalar mevcuttur (S. Liu & Henze, 2006; Z. Zhang & Lam, 2018). Ancak, bu çabalar hala yetersizdir, çünkü DRL ajanını gerçek dünyadaki HVAC kontrollü binada yalnızca kısa bir süre için eğitirler (ör. bir hafta) (S. Liu & Henze, 2006; Z. Zhang et al., 2019; Z. Zhang & Lam, 2018), dolayısıyla DRL ajanının gerçek dünya HVAC verileri ile eğitilmesi sınırlı kalmaktadır.

Bu tez çalışması, DRL ajanının optimal kontrol amacıyla eğitilmesi (yani, termal konforu artırırken enerji tüketiminin azaltılması) için gerçek dünya HVAC kontrollü ortamının doğru tahminlenmesine yönelik eksikliği gidermeyi amaçlamaktadır. Bu kapsamda, Şekil 6.1'de çerçevesi gösterilen DRL tabanlı HVAC kontrol stratejileri geliştirilmiştir.



Şekil 6.1. Önerilen DRL tabanlı HVAC kontrol stratejileri şeması.

Önerilen çerçevede, ilk olarak HVAC işlemlerini (Şekil 6.1b) yaklaşık olarak tahmin etmek amacıyla oluşturulan zaman serisi modelleri geçmiş bina otomasyon sistemi verilerini (Şekil 6.1a) kullanır. Ham verilerin (Şekil 6.1a) ön işlenmesi ve zaman serisi modellerinin eğitimi (Şekil 6.1b) tek seferlik işlemler olup sonraki adımda DRL eğitim ortamını oluşturmak için girdiler (Şekil 6.1'deki kesikli oklar) oluşturmayı hedeflemektedir (Şekil 6.1c). DRL eğitim ortamı (Şekil 6.1c), eğitilmiş zaman serisi model ağı, mevcut durum s 'yi ve eylem a 'yı alan ve ardından ajan tarafından deneyimlendiği şekilde sonraki durum s' ve ödül r çıktılarını döndüren bir fonksiyona sarılmasıyla oluşturulur. DRL ajanı ile DRL eğitim ortamı arasındaki bu etkileşim, çerçeve çalışmasının ikinci kısmı olan DRL ajanı optimal bir politika yaklaşımının elde edilmesine kadar tekrarlanır (Şekil 6.1'deki kalın düz oklar tekrarlanan işlemleri göstermektedir). DRL ajanı, aktör ağı ve kritik ağı içerir (Şekil 6.1d). Aktör ağı, giriş olarak s mevcut durumu alır ve bir a eylemini seçer. Kritik ağı ise, girdi olarak s mevcut durumunu, a eylemini ve r ödülünü alır ve ajanın elde etmeyi beklediği kümülatif ödülü temsil eden eylem kalitesini $Q(s, a)$ döndürür. DRL ajanı, r ödülü istikrarlı bir değere yaklaştıkça, eylemlerinin kalitesini bir süre (yani eğitim süresi) boyunca gözlemleyerek HVAC sistemini kontrol etmeyi öğrenir, dolayısıyla optimal bir politika üretir. Tez kapsamında geliştirilen çerçevenin kısımları aşağıdaki bölümlerde ayrıntılı olarak anlatılmaktadır.

6.1 DRL Eğitim Ortamı

6.1.1 Veri ön işleme

Önerilen stratejideki ilk adım, bina otomasyon sistemi verilerinin genellikle eksik ve gürültülü olması (Kotsiantis, 2007) nedeni ile toplanan geçmiş HVAC sistemlerinin operasyonel verilerinin ön işlenmesidir (Şekil 6.1a). Bu çalışma kapsamında yapılan veri ön işlemede öncelikle veri setindeki aykırı değerler tespit edilmiş ve silinmiştir. Daha sonra, veri setindeki eksik veriler ve silinen aykırı değerler doldurulmuştur. Bu tamamlanan veri setinde eşdoğrusal değişkenlerin (bilgisayar mühendisliği alanındaki ifadesi ile özellik) olup olmadığı tespit edilmiş ve değişken seçimi yapılmıştır. Son olarak, veri setindeki her bir değişken normalize edilmiştir. Yapılan işlemlerin detayları şu şekildedir:

Bina otomasyon sistemi verilerindeki aykırı değerler genellikle sensörlerin yanlış okumalarından kaynaklanmaktadır (Zou et al., 2020a). Bu değerlerin tespiti

için, bu tez çalışmasında, verilerdeki aykırı değerlerin tespiti için yaygın olarak kullanılan z-skorunun üçe ayarlandığı standart sapma yöntemi kullanılmıştır (Seem, 2007; Zou et al., 2020b). Z-skoru, bir veri noktasının ortalamadan ne kadar uzaklıkta olduğunu ifade etmektedir. Bu yöntemde, veri setindeki her bir değişken için o değişkenin ortalaması ve standart sapması hesaplanmış ve daha sonra, her bir veri noktasının o değişken için z-skoru hesaplanmıştır (Denklem 6.1). Z-skoru, o değişkenin ortalamasından üç standart sapma uzaklıkta olan veri noktaları aykırı kabul edilmiş ve veri setinden silinmiştir.

$$Z \equiv \frac{X - \text{ortalama}}{\text{standart sapma}} \quad \text{Denklem (6.1)}$$

Bina otomasyon sistemi verileri kaydedilirken aşırı yüklemeye sistemin kapanması ve/veya sensörlerin arızalanması eksik verilere neden olabilmektedir. Bu eksik veriler birkaç saatlik olduğunda, değişkenlerin zaman içindeki güncelleme oranlarının yakalanmasında etkili olmasından dolayı boşlukların doldurulması için genellikle hareketli ortalama yöntemi kullanılmaktadır (Fan et al., 2015; Zou et al., 2020b). Ancak, bu çalışmada kullanılan veri setinde günlük düzeyde eksik veriler bulunmaktadır. Bu nedenle tez kapsamında bir sensörden gelen zaman serisi verilerindeki eksik değerleri tahmin etmek için kullanılabilen düzlemsel enterpolasyon (spline interpolation) yöntemi kullanılmıştır (Junninen et al., 2004). Bu yöntem, var olan veri noktaları arasında pürüzsüz bir eğri oluşturarak eksik olan noktaları bu eğri üzerine yerleştirir, başka bir ifadeyle, verinin düzgün ve sürekli bir fonksiyonla doldurulmasını sağlar.

Bina otomasyon sistemi verilerindeki eşdoğrusal değişkenlerin tespiti için Pearson korelasyon katsayıları hesaplanmıştır. Eşdoğrusallık, bir modeldeki değişkenlerin birbirleriyle ilişkisini ifade etmektedir. Eğer değişkenler arasındaki eşdoğrusallık yüksek ise modelde kullanılacak bilgi çoğalır ve hesaplamada fazlalığa neden olur. Bu durum, modelin tahmin yapma yeteneğini zayıflatabilir ve modelin doğruluğu ve güvenilirliği azalabilir (Chan et al., 2022). Bu nedenle, analiz yapmadan önce değişkenler arasındaki eşdoğrusallık belirlenmiş ve eşdoğrusallığı yüksek olan değişkenler arasından seçim yapılmıştır. İki rastgele değişken X ve Y arasındaki Pearson korelasyon katsayısı ($\rho_{X,Y}$), X ve Y'nin kovaryansının ($cov(X, Y)$) her iki değişkenin standart sapmalarının (σ_X, σ_Y) çarpımına bölünmesiyle hesaplanır (Denklem 6.2). Pearson korelasyon katsayısının uç değerleri (yani +1 ve -1), iki parametre arasındaki doğrusal/ters-doğrusal ilişkiyi gösterir.

$$\rho_{X,Y} = \frac{cov(X,Y)}{\sigma_X \sigma_Y}$$

Denklem (6.2)

Bina otomasyon sistemi verilerindeki farklı değişkenlerin ölçümleri farklı ölçeklere sahip olabilmektedir. Örneğin tez kapsamında kullanılan değişkenler arasında yer alan RTU dış ortam hava akış hızı değerleri 1500 ile 13000 CFM arasında değişirken RTU tabandaki plenum basıncı değerleri -0,03 ile 0.1 psi arasında değişmektedir. Bu nedenle verilerin normalleştirilmesi gerekmektedir. Bu tez kapsamında, bir sınır ağını eğitmek için genellikle en iyi sonucu sağlaması dolayısıyla sıfırdan bire kadar özellik aralığına sahip minimum-maksimum normalleştirme kullanılmıştır (Jayalakshmi & Santhakumaran, 2011). Bu yöntemde, maksimum değer 1'e, minimum değeri 0'a yeniden ölçeklendirilir ve aralarına diğer değerler doğrusal olarak eklenir. X_{norm} değişkene ait değer normalleştirilmiş değeri; X_{max} ve X_{min} sırasıyla değişkene ait değerlerin maksimum ve minimum değerleri olmak üzere şu şekilde gösterilebilir (Denklem 6.3);

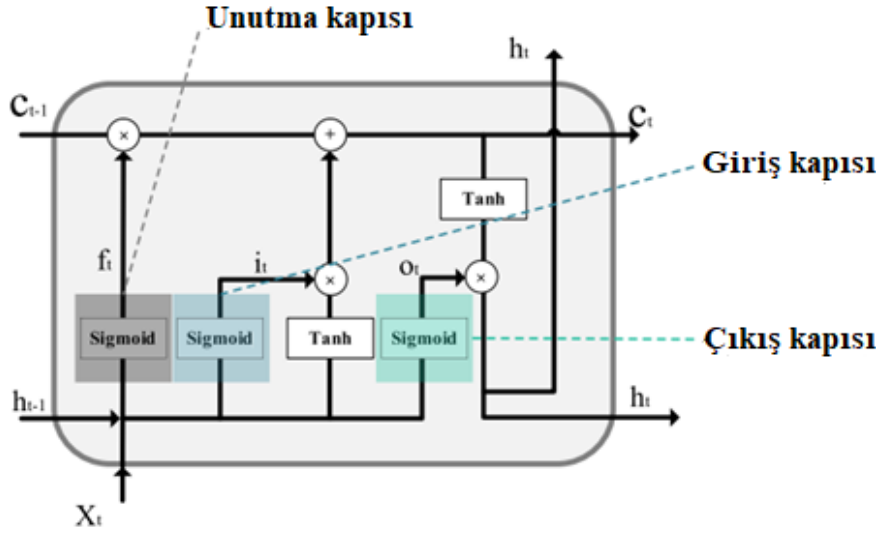
$$X_{norm} = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}}$$

Denklem (6.3)

6.1.2 HVAC operasyonlarını tahminlemek için seçilen ağların eğitilmesi

Geçmiş bina otomasyon sistemi verileri, önışlemeden sonra gerçek dünyadaki HVAC operasyonlarını tahmin etmek amacıyla zaman serisi algoritma ağı eğitiminde kullanılabilir. Bu tez çalışmasında zaman serisi algoritmaları olarak LSTM ile GRU seçilmiş ve performansları karşılaştırılarak DRL için hangisinin kullanılacağı belirlenmiştir.

LSTM'nin yapısı Şekil 6.2'da gösterilmektedir. LSTM ağlarında, hücre durumu (cell state) adında özel bir yapı bulunur. Bu yapı, ağ boyunca bilgiyi taşır ve gerektiğinde bu bilgiyi ekleyip çıkararak günceller. LSTM, unutma kapısı, giriş kapısı ve çıkış kapısı olmak üzere üç kapıdan oluşur. Üç kapı, veri bilgilerinin depolanmasını ve silinmesini ortaklaşa kontrol eder (Wang et al., 2022).



Şekil 6.2. LSTM'in yapısı.

Denklem (6.4)'te gösterildiği gibi, unutma kapısı f_t , bir önceki andan itibaren mevcut ana kadar ne kadar veri bilgisinin tutulabileceğini kontrol eder. Başka bir ifadeyle, hücre durumundan hangi bilgilerin unutulması gerektiğine karar verir. Burada x_t , t 'inci zaman adımının giriş vektörüdür, yani x giriş dizisinin t 'inci bileşenidir. x_t , ağırlık matrisi W_{fx} ile çarpılarak doğrusal olarak dönüştürülür. h_{t-1} , önceki zaman adımı $t-1$ 'in bilgisini kaydeder ve ağırlık matrisi W_{fh} ile çarpılarak doğrusal olarak dönüştürülür. b_f , yanhlılığı (bias'ı) temsil eder. Bu üç bilgi bölümü birbirine eklenir ve ardından Sigmoid aktivasyon fonksiyonu tarafından hesaplanır (Wang et al., 2022).

$$f_t = \sigma(W_{fh} \cdot h_{t-1} + W_{fx} \cdot x_t + b_f) \quad \text{Denklem (6.4)}$$

Denklem (6.5)'te gösterildiği gibi, giriş kapısı i_t , o andaki ne kadar veri bilgisi girişinin o an için tutulabileceğini kontrol eder (Wang et al., 2022). Başka bir ifadeyle, bu kapı, yeni gelen bilginin ne kadarının hücre durumuna ekleneceğine karar verir.

$$i_t = \sigma(W_{ih} \cdot h_{t-1} + W_{ix} \cdot x_t + b_i) \quad \text{Denklem (6.5)}$$

Çıkış kapısı o_t , o andaki ne kadar veri bilgisinin bir sonraki ana aktarılabilceğini kontrol eder (Denklem 6.6). Başka bir ifadeyle, hücre durumundan çıkışa ne kadar bilginin aktarılacağını belirler. c_t , başlangıçtan o ana kadar tutulan veri bilgisidir (Denklem 6.7). h_t , başlangıçtan o ana kadar tutulan veri bilgisinin bir sonraki ana ne kadar aktarılabilceğini kontrol eder (Denklem 6.8) (Wang et al., 2022).

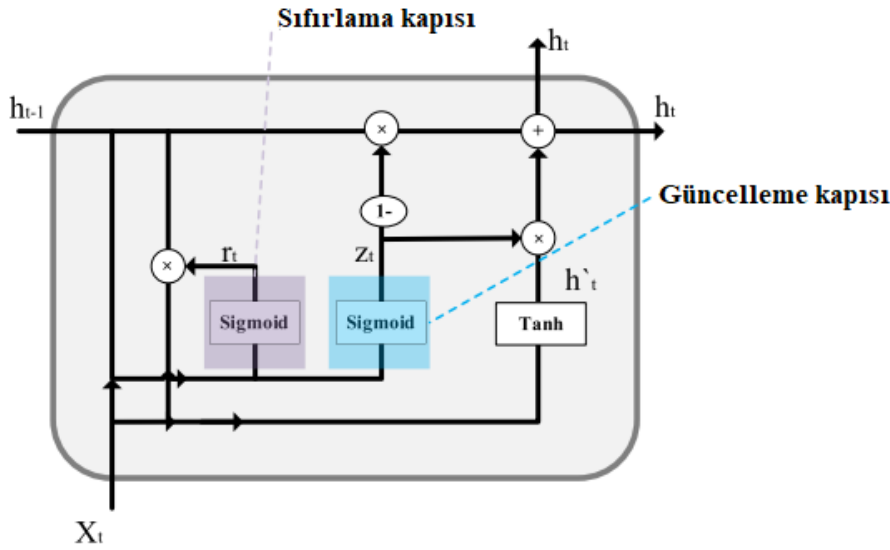
$$o_t = (W_{oh} \cdot h_{t-1} + W_{ox} \cdot x_t + b_o) \quad \text{Denklem (6.6)}$$

$$c_t = f_t \times c_{t-1} + i_t \times \tanh(W_o \times [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad \text{Denklem (6.7)}$$

$$h_t = o_t \times \tanh(c_t) \quad \text{Denklem (6.8)}$$

LSTM'ler, unutma kapıları ve hücre durumları sayesinde uzun vadeli bağımlılıkları etkili bir şekilde yakalayabilir (DiPietro & Hager, 2020). Uzun vadeli bağımlılık, zaman serisi verilerinde veya dizisel veri setlerinde önceki adımların (geçmişteki verilerin) gelecekteki adımları (gelecek verileri) üzerinde önemli bir etkisi olduğu durumu ifade eder. Ayrıca, LSTM'ler, geri yayılım sırasında kaybolan gradyan problemini hafifleterek daha derin ağların ve daha uzun dizilerin öğrenilmesine olanak tanıyacak şekilde tasarlanmıştır (DiPietro & Hager, 2020).. Kaybolan gradyan problemi, derin öğrenme modellerinde, özellikle de uzun süreli bağımlılıkların öğrenilmesi için ağırlık katmanlarına doğru geri yayılım (backpropagation) sırasında gradyanların (türevlerin) çok küçük değerlere indirgenmesi durumu olup bu sorun, modelin öğrenme sürecini olumsuz etkilemekte ve ağırlıkların güncellenmesini zorlaştırmaktadır. LSTM, esnek yapısı sayesinde karmaşık zaman serisi ve sıralı verileri de modelleyebilir. Ancak LSTM'in fazla parametre içermesi onu karmaşık ve optimize edilmesi zor hale getirir ve bu karmaşık yapısı (unutma, girdi ve çıktı kapıları) nedeniyle hesaplama maliyeti yüksektir (DiPietro & Hager, 2020).

GRU'nun yapısı Şekil 6.3'de gösterilmektedir. GRU, hücre durumu olarak adlandırılan ayrı bir bileşene sahip değildir, LSTM'deki hücre durumu ve gizli durum birleştirilmiştir. GRU'nun iki kapısı vardır çünkü LSTM'deki giriş kapısını ve unutma kapısını, güncelleme kapısı adı verilen tek bir kapıda birleştirir (J. Wang et al., 2022).



Şekil 6.3. GRU'nun yapısı.

Şekil 6.3'de gösterilen güncelleme kapısı z_t , Denklem (6.9)'da gösterildiği gibi ön bellek bilgilerinin mevcut ana kadar tutmaya devam edebileceği veri miktarını kontrol eder. Sıfırlama kapısı r_t , Denklem (6.10)'da gösterildiği gibi geçmiş bilgilerin ne kadarının unutulması gerektiğini kontrol eder (Wang et al., 2022).

$$z_t = \sigma(W_{zh} \cdot h_{t-1} + W_{zx} \cdot x_t + b_z) \quad \text{Denklem (6.9)}$$

$$r_t = \sigma(W_{rh} \cdot h_{t-1} + W_{rx} \cdot x_t + b_r) \quad \text{Denklem (6.10)}$$

Denklem (6.11)'de gösterildiği gibi, giriş bilgisi x_t ve önceki zaman adımı bilgisi h_{t-1} doğrusal olarak dönüştürülür ve farklı W matrisleri sırasıyla sağ çarpılır. Daha sonra sıfırlama kapısı r_t ve $W_{hh}h_{t-1}$ çarpılır. Son olarak $\tanh$ aktivasyon fonksiyonu aracılığıyla güncel zamana ait yeni bilgi h'_t hesaplanır (Wang et al., 2022).

$$h'_t = \tanh(W_{xh}x_t + r_t W_{hh}h_{t-1}) \quad \text{Denklem (6.11)}$$

Denklem (6.12)'de gösterildiği gibi, z_t ve h_{t-1} 'in çarpımı, önceki zaman adımında tutulan son veri bilgisini temsil eder. Bu ürün artı mevcut hafızadan son hafızaya kadar tutulan bilgi olup son kapılı döngü ünitesi tarafından çıkan h_t içeriğine eşittir (Wang et al., 2022).

$$h_t = z_t h_{t-1} + (1 - z_t) h'_t \quad \text{Denklem (6.12)}$$

GRU'lar, unutmama ve güncelleme kapıları sayesinde hem kısa hem de uzun vadeli bağımlılıkları yakalayabilir (Shiri et al., 2023). Ayrıca, daha az kapağı ve dolayısıyla daha az parametreye sahip olduğu için LSTM'lere göre daha hızlı ve hesaplama açısından daha verimlidir. Ancak, LSTM'ler kadar esnek olmadığından, çok karmaşık bağımlılıkları yakalamada bazen yetersiz kalabilirler (Shiri et al., 2023). Ayrıca, GRU'lar, kaybolan gradyan problemini LSTM'ler kadar etkili bir şekilde çözemezler (Shiri et al., 2023). Bu, çok uzun dizilerde performanslarının düşmesine neden olabilir.

Tez kapsamında, LSTM ve GRU modellerinin performanslarını test etmek için Ortalama Kare Hatası (Mean Squared Error – MSE) ve determinasyon katsayısı (Coefficient Of Determination – R^2) değerleri hesaplanmış ve çalışma süreleri kaydedilmiştir. MSE, tahmin edilen değerler ($\hat{y}_i$) ile gerçek değerler (y_i) arasındaki farkların karelerinin ortalamasını ölçer ve Denklem (6.13) ile hesaplanır. Hataların karesini aldığı için büyük hatalara daha fazla ağırlık verir.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad \text{Denklem (6.13)}$$

R^2 , modelin tahmin gücünü ölçer ve 0 ile 1 arasında bir değere sahiptir. 1'e yakın değerler modelin iyi bir tahmin performansı gösterdiğini belirtir. R^2 , Denklem (6.14) kullanılarak hesaplanır. Denklemde (y_i) gerçek değerleri, ($\hat{y}_i$) tahmin edilen değerleri ve $\bar{y}$ gerçek değerlerin ortalamasını ifade eder.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad \text{Denklem (6.14)}$$

6.1.3 DRL ajanı için eğitim ortamının yaratılması

DRL ajanı, LSTM veya GRU ağı eğitildikten sonra (Şekil 6.1b), optimal kontrol stratejisini (yani politika $\pi(a|s)$) öğrenebilmek için etkileşimli bir eğitim ortamına (Şekil 6.1c) ihtiyaç duyar. Bu interaktif eğitim ortamını oluşturmak için durumun ve ödülün tasarlanması gerekmektedir.

Durum tasarımı

Durum tasarımı sezgiseldir (Zou et al., 2020b). Bu tez kapsamında sunulan stratejide DRL ajanı, toplanan çevresel ve HVAC değişkenlerini gözlemleyerek HVAC sistemini kontrol etmeyi öğrenmektedir. Çevresel durum değişkenleri (CS_t)

dış ortam hava sıcaklığı gibi çevre tarafından belirlenen değişkenler ile doğrudan zamanı belirten gün gibi değişkenlerden oluşurken; HVAC sistemi RTU'lara yerleştirilmiş sensörler tarafından kaydedilen besleme havası sıcaklığı gibi değişkenler HVAC değişkenlerini (RS_t) oluşturur. Bu değişkenlerin t zamanındaki kombinasyonunu ifade eden S_t durumları, Denklem (6.15)'deki gibi tanımlanmıştır.

$$S_t = \{CS_{t,1}CS_{t,2}, \dots CS_{t,m}, RS_{t,1}, RS_{t,2}, \dots RS_{t,n}\} \quad \text{Denklem (6.15)}$$

Ödül Tasarımı

HVAC kontrolünün ödülü tanımlanırken kullanıcıların termal konforunun ve HVAC sisteminin enerji tüketiminin aynı anda dikkate alınması gerekmektedir. Başka bir ifadeyle, DRL ajanının optimal bir kontrol politikasına ulaşmak için kullanıcıların termal konfor seviyelerini arttırırken enerji tüketimini en aza indirebilmesi gerekmektedir. Buna göre, ödül tasarımında daha yüksek enerji tüketiminin ajan için ceza görevi görmesi gerektiğinden dolayı enerji tüketimi ödüle olumsuz etki edecek şekilde tasarlanmıştır. Bunun yanında, kullanıcıların termal konforu ödüle TSV ile dahil edilmiştir. Ödül tasarımında, TSV değeri sıfır ise ortamın kullanıcılar için termal açıdan konforlu olduğu kabul edilmiştir. Bu kabul ISO 7730 (2005) ve ASHRAE Standart 55 (2017) Standartlarında kullanılan PMV indeksinin sıfır olduğu durumların konforlu kabul edilmesine dayanmaktadır. TSV sıfırdan uzaklaştıkça, başka bir ifadeyle TSV'nin mutlak değeri arttıkça kullanıcıların termal konforları azalacaktır. Bu nedenle, mutlak TSV değerinin ceza görevi görmesi gerektiğinden kullanıcıların termal konforu da ödüle olumsuz etki edecek şekilde tasarlanmıştır.

Ödül tasarımı Denklem (6.16)'de verilmektedir. Ödül mekanizması, ofis binasının kullanıldığı ve kullanılmadığı zamanlar olarak ikiye ayrılmıştır. Bunun nedeni, ofis binası kullanılmadığında yani kullanıcılar olmadığında termal konforun sağlanmasının gerekli olmamasıdır. Bu durumda, ödül sadece negatif enerji tüketiminden oluşmaktadır. Bu nedenle ödül tasarımında ayarlanabilir üç parametre (β, γ, ω) kullanılmıştır. Parametre ω , binanın boş olduğu zamanlarda enerji tüketimini cezalandıran pozitif değerdir. Parametre β ve γ , binanın kullanıldığı zamanlarda enerji tüketimi ile TSV arasındaki göreceli öneme aracılık eden pozitif değerlerdir. Daha büyük bir β , ödül fonksiyonunda enerji tüketimi için daha yüksek ağırlık anlamına gelirken, daha büyük bir γ , termal konfor için daha yüksek ağırlık anlamına gelir. Tez kapsamında bu parametreler, enerji tüketim ve

TSV değerlerinin farklı ölçeklerde olmasından dolayı bu değerlerin ölçeklendirilmesi için de kullanılmıştır.

$$R_t = \begin{cases} -\beta \times \text{enerji tüketimi} - (\gamma \times |TSV|) & | \text{kullanım\_durumu} = 1 \\ -\omega \times \text{enerji tüketimi} - (0 \times |TSV|) & | \text{kullanım\_durumu} = 0 \end{cases}$$

Denklem (6.16)

Son olarak, DRL ajanı için bölüm sayısı ve bir bölümün uzunluğu ile tanımlanan eğitim süresinin belirlenmesi gerekmektedir. Bir bölüm, ajanın çeşitli eylemleri seçerek eğitim ortamıyla etkileşime girdiğindeki (Şekil 6.1'de kalın oklarla gösterildiği gibi) bir dizi döngüyü içerir. Her bölümün sonunda ajan birikmiş ödülü alır ve o bölüm sırasında gerçekleştirilen eylemlerin ne kadar iyi olduğunu belirler. Bölüm sayısı optimal politikanın yakınsamasına bağlı olsa da bir bölümün uzunluğunun HVAC operasyonel programına bakarak tanımlanması gerekir (Zou et al., 2020b). Örneğin, bir ofis binasında HVAC sistemlerinin, kullanıcıların termal konfor seviyelerini korumak için hafta içi çalışma saatlerinde alanı serin/sıcak tutması, hafta içi ve hafta sonları ise çalışma saatleri dışında enerji tasarrufu sağlaması gerekir. Bu nedenle, bir HVAC sistemi genellikle haftalık programa göre çalışır. DRL ajanının operasyonlardaki bu tür dalgalanmaları yakalayabilmesi ve bir hafta boyunca HVAC sistemlerini buna göre kontrol etmeyi öğrenmesi için, bir bölümün en az bir hafta uzunluğunda olması gerekir (Zou et al., 2020b). Öte yandan, bölüm olarak daha uzun bir süreyi seçmek, aşırı uyum riskini doğurabilir. Bu nedenle bu tez çalışmasında da bir bölüm uzunluğu bir hafta olarak belirlenmiştir. Bu amaçla, DRL ajanı için bir eğitim bölümünün yapıldı yapılmadığını temsil eden “is_done” Boolean değeri tanımlanmıştır. Bu çalışmada DRL ajanının eğitim ortamı için geliştirilen algorithmada (Algoritma 6.1), ajan bir haftalık eğitim verilerini gördükten sonra “is_done” doğru olarak tanımlanmakta ve bu hafta içinde biriken ödül, öğrenmesi için DRL ajanına geri bildirilmektedir.

Algoritma 6.1. DRL ajanı eğitim ortamı.

function adım (mevcut_durum, mevcut_eylem):
sonraki_durum = LSTM/GRU.tahminle(mevcut_durum, mevcut_eylem)
is_done = doğru if zaman_gecisi >= bir_hafta, else yanlış
Denklem (6.14) kullanarak mevcut_ödül hesapla
zaman_gecisi += 1
return sonraki_durum, is_done, mevcut_ödül

6.1.3.1 Termal konforun tahminlenmesi

Ödül için gerekli olan TSV'nin tahminlenmesi için bu tez çalışması kapsamında 6 farklı ML algoritması test edilmiştir. Bunlar Lojistik Regresyon (LoR), Naive Bayes (NB), Karar Ağacı (Decision Tree – DT), Rastgele Orman (Random Forest - RF), K-en yakın komşu (K-Near Neighbourhood – KNN) ve Destek Vektör Makinesi (Support Vector Machine – SVM)'dir.

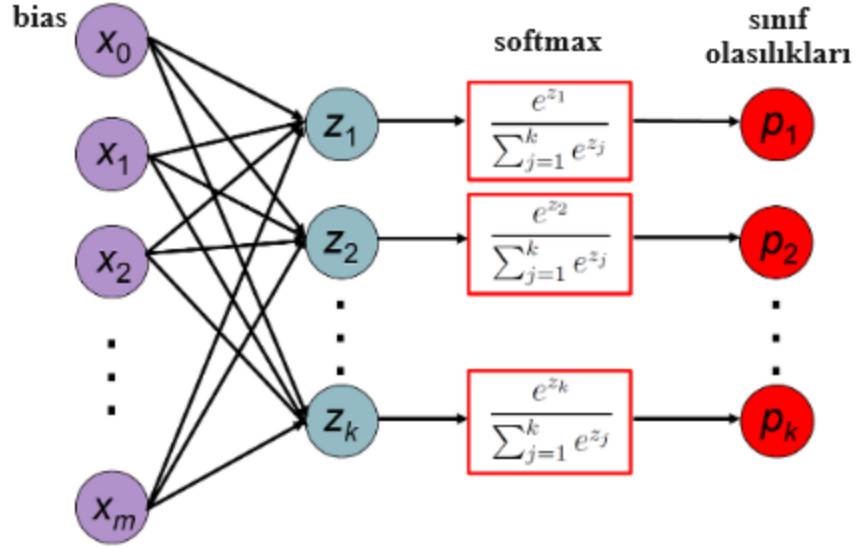
LoR, istatistik ve ML'de sıkça kullanılan bir algoritmadır ve verilen bağımsız değişkenler ile bağımlı bir değişken arasındaki ilişkiyi modellemek için kullanılır (Dangeti, 2017). Genellikle ikili sınıflandırmada kullanılsa da çoklu sınıflandırma için de kullanılabilir (Çokluk, 2010). LoR, verilerin her bir özelliğine ait ağırlıkları ve bir kesme terimini (bias) kullanarak bir doğrusal denklem oluşturur. Bu doğrusal kombinasyon, logit adı verilen bir fonksiyonla işlenir (Denklem 6.17):

$$\text{logit}(p) = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n \quad \text{Denklem (6.17)}$$

Burada, $b_0, b_1, \dots, b_n$ modelin parametreleri ve $x_1, x_2, \dots, x_n$ bağımsız değişkenlerdir. Elde edilen bu doğrusal kombinasyon, ikili sınıflandırmada sigmoid adı verilen bir fonksiyonla işlenirken çoklu sınıflandırmada sigmoid fonksiyonunun çok sınıflı genellemesi olan softmax fonksiyonu ile işlenir. Softmax fonksiyonu, logitleri alır ve bu logitlerden her bir sınıf için bir olasılık değeri hesaplar. Softmax fonksiyonunun formülü Denklem (6.18) şeklindedir:

$$\text{softmax}(z_i) = \frac{e^{z_i}}{\sum_{j=1}^K e^{z_j}} \quad \text{Denklem (6.18)}$$

Burada, $\text{softmax}(z_i)$ modelin tahmin ettiği olasılığı; z_i , sınıf i için logit değerini; K toplam sınıf sayısını ve j her bir sınıf için kullanılan indeks değişkenini (1'den K 'ya kadar) temsil eder. Softmax fonksiyonu kullanılarak her sınıf için olasılıklar hesaplanır ve en yüksek olasılığa sahip sınıf seçilir (Şekil 6.4).



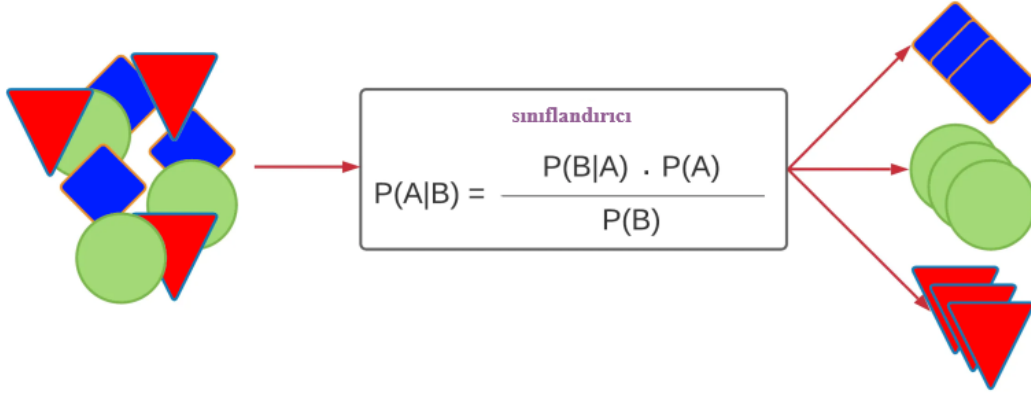
Şekil 6.4. Lojistik regresyon algoritmasının çoklu sınıflandırma için çalışma şeması.

NB, özellikle metin sınıflandırma gibi alanlarda sıkça kullanılan, temeli olasılık teorisine dayanan basit bir ML algoritmasıdır (Myaeng et al., 2006). Bu sınıflandırıcının temelinde Bayes Teoremi yatar. Bu model, bağımsız değişkenlerin birbiriyle koşulsuz olarak bağımsız olduğunu varsayar. Bu varsayım modelin eğitilmesini ve tahmin yapmasını oldukça hızlı kılar. Bayes Teoremi (Denklem 6.19), verileri kullanarak sınıf etiketlerinin koşullu olasılıklarının hesaplanmasını sağlar:

$$P(C_k|x) = \frac{P(x|C_k)P(C_k)}{P(x)} \quad \text{Denklem (6.19)}$$

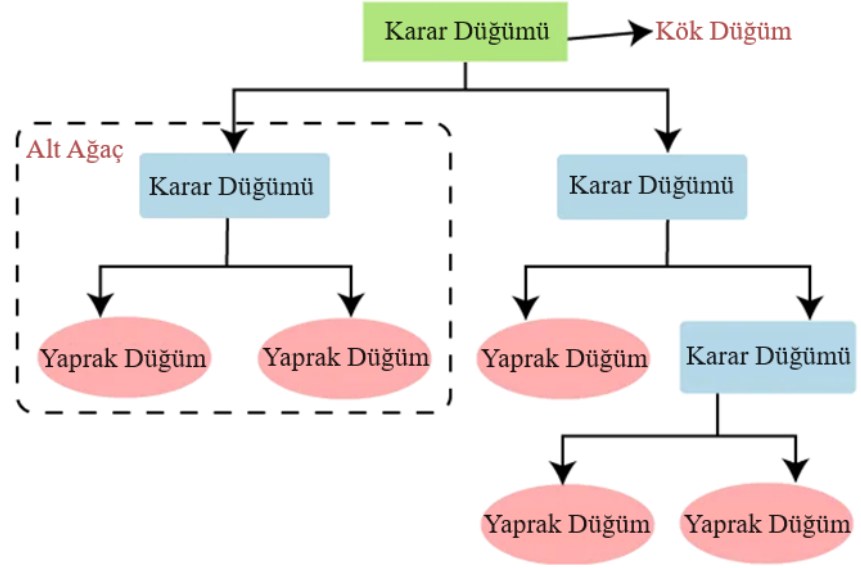
Burada, $P(C_k|x)$, verilen özellik x göz önünde bulundurulduğunda sınıf etiketinin C_k olma olasılığı (sonsal olasılık – posterior probability); $P(x|C_k)$ sınıf etiketi C_k verildiğinde özellik x olma olasılığı; $P(C_k)$ sınıf etiketi C_k olma olasılığı; $P(x)$ özelliklerin olasılığıdır. Her bir sınıf için öncül olasılıklar $P(C_k)$ hesaplanır. Bu genellikle eğitim verisindeki sınıfın frekansına dayanır. Her bir özellik için koşullu olasılıklar $P(x_i|C_k)$ hesaplanır. Özelliklerin dağılımına bağlı olarak farklı yöntemler (örneğin, Gauss dağılımı, Bernoulli dağılımı) kullanılabilir (Kelly & Johnson, 2021). Verilen bir girdi (özellik seti) için, model tüm sınıfların sonsal olasılıklarını $P(C_k|x)$ hesaplar. Model, en yüksek sonsal olasılığa sahip sınıfı tahmin olarak verir (

Şekil 6.5).



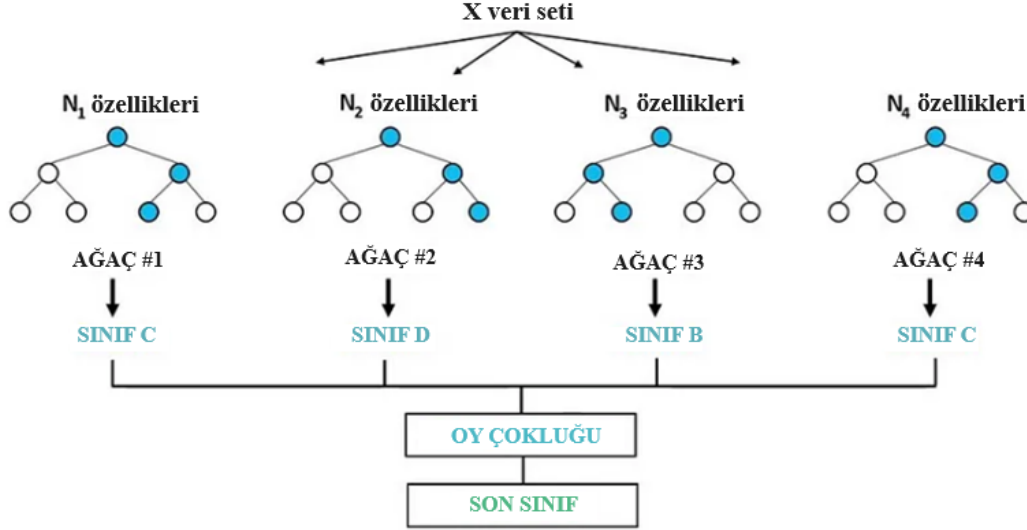
Şekil 6.5. Naive Bayes algoritmasının çalışma şeması.

DT, karar verme süreçlerini taklit eden ağaç yapıları oluşturarak çalışan ve genellikle sınıflandırma veya regresyon görevlerinde kullanılan bir ML algoritmasıdır. DT, veri setini bölerek en "temiz" alt kümeleri (yani en homojen veya saf sınıf etiketlerine sahip olanları) oluşturmaya çalışır. Bunu yaparken, bölünme kriterleri olarak çeşitli yöntemler (gini indeksi, entropi, kazanç oranı vb.) kullanılabilir (Berry & Linoff, 2004). Her adımda, en iyi bölünmeyi (en iyi özellik ve bu özelliğin değerini) belirlemek için veri setinin her özelliği üzerinden iterasyon yapar. Veri setini belirli bir özellik ve onun eşik değeriyle ikiye böler ve bu süreç, tüm yaprak düğümler saf hale gelene veya belirlenen maksimum derinliğe ulaşana kadar devam eder. Bu aşamada, ağacın fazla büyümesini önlemek için budama (pruning) teknikleri devreye girer. Budama, aşırı uyumu (overfitting) önlemek ve genelleme yeteneğini artırmak için gereklidir (Berry & Linoff, 2004). Eğitilmiş karar ağacı, yeni veri noktalarıyla test edildiğinde, ağaç yapısı boyunca ilerleyerek her bir veri noktası için bir sınıf tahmini yapar. Her bir özelliğin değeri, karar ağacındaki ilgili düğümlere karşılık gelen dallar boyunca hareket eder ve sonunda bir yaprak düğümünde sonuçlanır. Bu yaprak düğüm, tahmin edilen sınıfı belirler (Şekil 6.6).



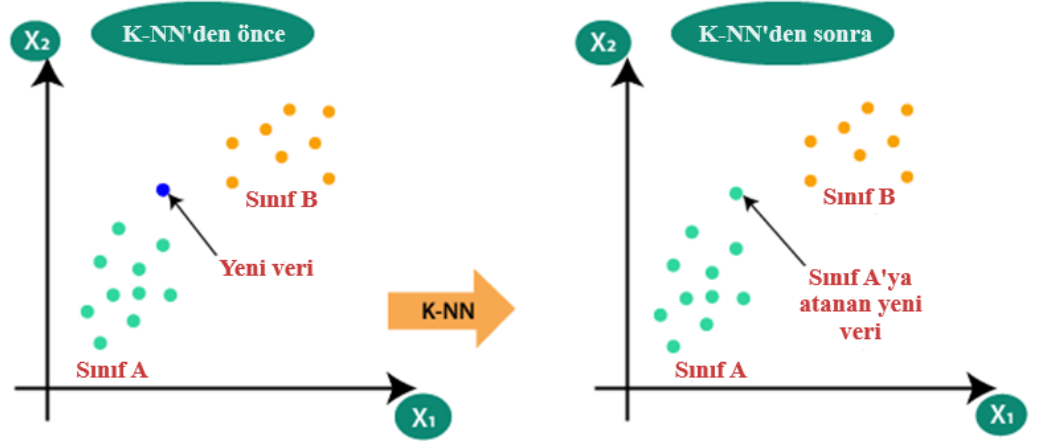
 ekil 6.6. Karar a acı algoritmasının  alı ma  eması.

RF, g  l  ve  ok y nl , sınıflandırma ve regresyon i in kullanılan bir topluluk  ğrenme (ensemble learning) algoritmasıdır (Caruana & Niculescu-Mizil, 2006; Cheng & Bouganis, 2013). Karar a a larına dayanır, ancak tek bir a acın yaratabilece i aşırı uyuma (overfitting) kar ı bir   z m olarak  oklu karar a a larından olu an bir "orman" kullanır. E itim veri setinden, yerine koyma ile rastgele  rnekler se ilir (bootstrap  rnekleme). Bu, her bir karar a acı i in benzersiz veri alt k meleri olu turur. Her karar a acı, farklı veri  rneklerinden  ğrenir, bu da ormanın genel olarak daha sa lam olmasını sa lar. Her b lme i leminde, kullanılacak  zelliklerin rastgele bir alt k mesi se ilir. Bu, a a lar arasındaki korelasyonu azaltır ve modelin varyansını d   r r. Genellikle, en iyi b l nmeyi bulmak i in kullanılacak  zellik sayısı, toplam  zellik sayısının karek k  olarak belirlenir (Cheng & Bouganis, 2013). Her bir a a , aşırı uyumu (overfitting)  nlemek amacıyla budanmadan tamamen b y t l r. A a lar ba ımsız olarak ve rastgele  zellik se imine dayanarak olu turulur. Sınıflandırma i in, her bir a acın tahmini bir "oy" olarak kabul edilir ve en  ok oy alan sınıf nihai tahmin olarak belirlenir ( ekil 6.7).



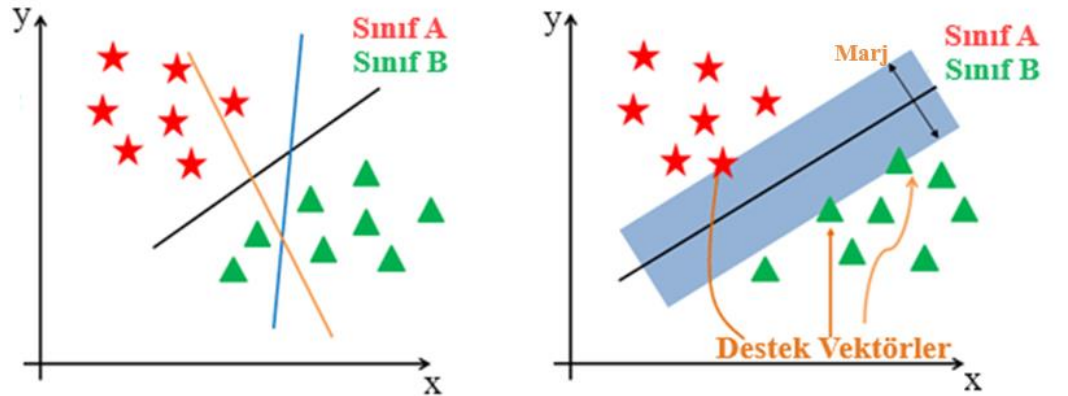
Şekil 6.7. Rastgele orman sınıflandırma algoritmasının çalışma şeması.

KNN, sınıflandırma ve regresyon görevlerinde kullanılan basit, ancak güçlü bir ML modelidir (Hassanat et al., 2014). Bu algoritma, verileri doğrudan hafızada tutabildiği ve tahmin yaparken bu verileri kullandığı için öğrenme sürecinde herhangi bir model eğitime gerek duymaz. KNN, benzerlik ölçütlerine dayanarak, bir veri noktasının sınıfını veya değerini, ona en yakın olan k komşusunun bilgilerini temel alarak belirler (Hassanat et al., 2014). KNN algoritmasını kullanırken ilk adım, " k " değerinin seçilmesidir. Bu değer, bir sınıflandırma veya regresyon tahmini yaparken dikkate alınacak en yakın komşu sayısını belirtir. Verilen bir veri noktası ile diğer tüm noktalar arasındaki uzaklığı hesaplamak için genellikle Öklid uzaklığı kullanılır, ancak Manhattan, Minkowski ve Hamming gibi diğer uzaklık ölçütleri de kullanılabilir (Ahmad et al., 2021). Veri集中的 her bir nokta için, sorgu noktasına en yakın olan k adet komşu bulunur. Sınıflandırma için, seçilen k komşular arasında en sık rastlanan sınıf, sorgu noktasının sınıfı olarak atanır (Şekil 6.8).



Şekil 6.8. KNN sınıflandırma algoritmasının çalışma şeması.

SVM, özellikle iki sınıflı veya çok sınıflı sınıflandırma problemlerinde kullanılan güçlü bir ML modelidir (Shihong et al., 2003). SVM, iki sınıf arasında mümkün olan en büyük marjı sağlayacak şekilde bir veya daha fazla hiper düzlem belirlemeye çalışır. Bu, modelin genelleme yeteneğini artırır, yani yeni veri üzerinde daha iyi performans göstermesine yardımcı olur (Shihong et al., 2003). Destek vektörleri, hiper düzlemi belirlemede kritik rol oynayan veri noktalarıdır. Bunlar, hiper düzleme en yakın olan ve dolayısıyla sınıflandırma kararını en çok etkileyen noktalardır. En iyi hiper düzlem, iki sınıf arasındaki marjı (yani en yakın destek vektörleri arasındaki mesafeyi) maksimize edecek şekilde seçilir. Doğrusal olmayan problemler için SVM, çekirdek (kernel) hileleri kullanarak özgün veri noktalarını daha yüksek boyutlu bir uzaya taşır (Shihong et al., 2003). Bu, doğrusal olarak ayrılamayan verilerin, yeni uzayda doğrusal olarak ayrılabilir hale gelmesini sağlar.



Şekil 6.9. Destek vektör makinası sınıflandırma algoritmasının çalışma şeması.

Yukarıda anlatılan algoritmalar kullanılarak geliştirilen modellerin genelleştirme yeteneğini değerlendirmek için performans metrikleri kullanılmıştır. Her ne kadar termal konfor modelleri için doğruluk yaygın olarak kullanılan bir performans metriği olsa da (Aryal ve Becerik-Gerber, 2020), bu çalışmada, yöntemlerin etkinliğini değerlendirmek için doğruluk, kesinlik, duyarlılık ve F1-skoru olmak üzere dört farklı performans metriği kullanılmıştır. Bu metriklerde, Doğru Pozitif (True Positive - TP) hedef sınıfın varlığını doğru şekilde gösteren bir tahmindir; Doğru Negatif (True Negative - TN) hedef sınıfın yokluğunu doğru şekilde gösteren bir tahmindir; Yanlış Pozitif (False Positive - FP) hedef sınıfın varlığını yanlış şekilde gösteren bir tahmindir ve Yanlış Negatif (False Negative - FN) hedef sınıfın yokluğunu yanlış şekilde gösteren bir tahmindir.

Doğruluk (accuracy), doğru sınıflandırmaların oranını ölçer. Modelin başarısı hakkında iyi bir fikir verse de veriler dengesiz olduğunda yanıltıcı sonuçlar verebilir (Grandini et al., 2020). Doğruluğun formülü Denklem (6.20)'de gösterilmektedir.

$$Doğruluk = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad \text{Denklem (6.20)}$$

Kesinlik veya pozitif tahmin değeri (precision), tüm pozitif tahminler arasındaki gerçek pozitif tahminlerin oranıdır. Başka bir ifadeyle, pozitif olarak sınıflandırılan örneklerin ne kadarının gerçekten pozitif olduğunu gösterir. Kesinliğin formülü Denklem (6.21)'de gösterilmektedir.

$$Kesinlik = \frac{TP}{TP+FP} \quad \text{Denklem (6.21)}$$

Duyarlılık veya hatırlama (recall), tüm gerçek pozitif sınıflar arasındaki gerçek pozitif tahminlerin oranıdır. Başka bir ifadeyle, tüm pozitif örnekleri pozitif olarak sınıflandırabilme yeteneğidir. Duyarlılığın formülü Denklem (6.22)'de gösterilmektedir.

$$Duyarlılık = \frac{TP}{TP+FN} \quad \text{Denklem (6.22)}$$

F1-skoru kesinlik ve duyarlılığın harmonik ortalamasıdır. F1 puanının temel avantajı pozitif sınıflara daha fazla dikkat edildiğinde dengesiz veriler için iyi bir yorum sağlamasıdır. F1-skorunun formülü Denklem (6.23)'de gösterilmektedir.

$$F1 - skoru = 2 \cdot \frac{Kesinlik \times Duyarlılık}{Kesinlik + Duyarlılık} \quad \text{Denklem (6.23)}$$

Çok sınıflı sınıflandırma için makro ortalama performans metriklerinin de kullanılması önerilmektedir (Grandini et al., 2020). Sınıflandırma probleminde her sınıf için ayrı ayrı makro ortalama performans metrikleri hesaplanmakta ve daha sonra bu değerlerin harmonik ortalaması alınmaktadır. Bu yaklaşım, her sınıfın model performansı üzerindeki etkisini eşit olarak değerlendirir, dolayısıyla hiçbir sınıf diğerlerinden daha baskın değildir (Grandini et al., 2020). Her sınıf için kesinlik ve duyarlılık metrikleri yukarıdaki denklemler kullanılarak hesaplanır. Aşağıdaki Denklem (6.24) ve (6.25) genel bir k sınıfı için kesinlik ve duyarlılık metriklerinin formüllerini göstermektedir.

$$Kesinlik_k = \frac{TP_k}{TP_k + FP_k} \quad \text{Denklem (6.24)}$$

$$Duyarlilik_k = \frac{TP_k}{TP_k + FN_k} \quad \text{Denklem (6.25)}$$

Makro ortalama kesinlik ve duyarlılık Denklem (6.26) ve (6.27)'de gösterildiği şekilde her bir sınıfa ilişkin metriklerin aritmetik ortalaması olarak hesaplanır.

$$MakroOrtalamaKesinlik_k = \frac{\sum_{k=1}^K Kesinlik_k}{K} \quad \text{Denklem (6.26)}$$

$$MakroOrtalamaDuyarlilik_k = \frac{\sum_{k=1}^K Duyarlilik_k}{K} \quad \text{Denklem (6.27)}$$

Son olarak, Makro F1-skoru Denklem (6.28)'de gösterildiği şekilde makro kesinlik ve makro duyarlılığın harmonik ortalaması ile hesaplanır.

$$Makro F1 - skoru = 2 \times \left(\frac{MakroOrtalamaKesinlik \times MakroOrtalamaDuyarlilik}{MakroOrtalamaKesinlik^{-1} + MakroOrtalamaDuyarlilik^{-1}} \right) \quad \text{Denklem (6.28)}$$

Yüksek Makro-F1 skorları, algoritmanın tüm sınıflarda iyi performansa sahip olduğunu gösterirken, düşük Makro-F1 skorları, sınıfların kötü tahmin edildiğini ifade eder (Grandini et al., 2020).

6.2 DRL Ajanı

Şekil 6.1'de sunulan çerçevenin ikinci bölümünde (d ve e), DRL ajanı, önceki adımda oluşturulan eğitim ortamıyla (c) etkileşime girmesine izin verilerek, HVAC sistemlerini kontrol etmesi için eğitilmiştir. DRL ajanının performansı, enerji

tüketiminin yanı sıra termal konfor seviyelerini de dikkate alan Denklem (6.14) kullanılarak hesaplanan ödülle ölçülmektedir. DRL ajanı, HVAC sistemlerini bir "deneme yanılma" süreci yoluyla kontrol etmeyi öğrenir. Bu süreç sırasında DRL ajanı, onlarla ilişkili ödülü anlamak için eğitimin başlangıcında birçok durum-eylem çiftini araştırır. Belirli bir süreçten sonra ödül nispeten istikrarlı bir değere yaklaşır ve DRL ajanı yeni durum-eylem çiftlerini keşfetmeyi bırakarak öğrenilen politikayı kullanmaya başlar.

HVAC kontrol problemlerini çözmek için yaygın olarak kullanılan RL algoritmaları, Q-öğrenme ve onun çeşitleridir (Zhang & Lam, 2018). Q-öğrenme RL algoritmaları, HVAC kontrol problemlerini çözmede sahip oldukları iki ana avantaj nedeniyle bu alanda yaygın olarak kullanılmaktadır (Zou et al., 2020b). Bu avantajlardan birincisi, Q-öğrenme modelden bağımsızdır ve bu özellik HVAC sistemlerinin karmaşık matematiksel modellerini oluşturma ihtiyacını ortadan kaldırır. Ayrıca, Q-öğrenme politika dışıdır, yani bir dizi olası politikayı değerlendirmek yerine, Q-öğrenme ajanı ortamla önceki etkileşimlerinde aldığı ödülü gözlemler ve gelecekte beklenen kümülatif ödüle dayalı olarak politikasını günceller. Ancak, geleneksel Q öğrenme bazı dezavantajları nedeniyle HVAC kontrol problemlerini çözmede yetersiz kalabilmektedir. Geleneksel Q öğrenme, bir durum-eylem çiftinin beklenen uzun vadeli ödülünü (Q-değerini) öğrenmeyi amaçlayan politikadan bağımsız (off-policy) bir algoritmadır. Q öğrenmenin güncelleme kuralı Denklem (6.29)'daki şekildedir:

$$Q(s, a) \leftarrow Q(s, a) + \alpha [r + \gamma \max_{a'} Q(s', a') - Q(s, a)] \quad \text{Denklem (6.29)}$$

Burada, $Q(s, a)$, durum s 'de eylem a 'nın Q-değerini; α , öğrenme oranını; r : alınan ödülü; γ : indirim faktörümü; s' , sonraki durumu; $\max_{a'} Q(s', a')$, sonraki durum s' ve tüm olası eylemler a' için maksimum Q-değerini ifade eder. Ancak, bu geleneksel Q-öğrenme, Q-değer tahminlerinde aşırı tahmin (overestimation) problemi yaşayabilir. Bu, özellikle yüksek varyanslı ortamlarda, Q-değerinin sistematik olarak gerçek değerinden daha yüksek tahmin edilmesine yol açabilir. Q-öğrenmenin aşırı tahmin problemini azaltmak için Çift Q-öğrenme (Double Q-learning) geliştirilmiştir (Van Hasselt et al., 2016). Bu yöntem, iki ayrı Q-fonksiyonu (Q_1 ve Q_2) kullanır. Bu fonksiyonlar bağımsız olarak güncellenir ve bir Q-fonksiyonu diğer Q-fonksiyonunun tahminlerini kullanarak eylem seçimi yapar (Van Hasselt et al., 2016). Çift-Q öğrenmede Q_1 ve Q_2 fonksiyonlarının güncelleme kuralları Denklem (6.30) ve (6.31) şeklindedir:

$$Q1(s, a) \leftarrow Q1(s, a) + \alpha[r + \gamma Q2(s', \operatorname{argmax}_{a'} Q1(s', a')) - Q1(s, a)]$$

Denklem (6.30)

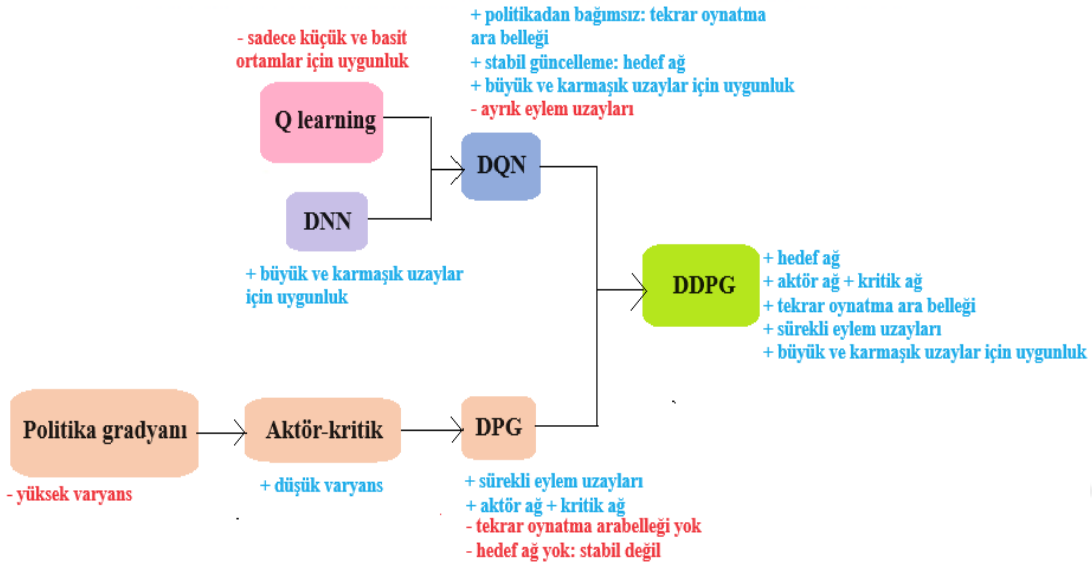
$$Q2(s, a) \leftarrow Q2(s, a) + \alpha[r + \gamma Q1(s', \operatorname{argmax}_{a'} Q2(s', a')) - Q2(s, a)]$$

Denklem (6.31)

Burada, $Q1$ ve $Q2$ iki ayrı Q -değeri fonksiyonunu ifade eder. $Q2(s', \operatorname{argmax}_{a'} Q1(s', a'))$ $Q1$ fonksiyonuna göre en iyi eylemi seçer, fakat güncelleme $Q2$ fonksiyonu ile yapılır (veya tersi). Çift Q -öğrenme, Q -değerlerinin aşırı tahmin edilmesini azaltarak daha doğru ve güvenilir değerler sağlar (Van Hasselt et al., 2016). İki Q -fonksiyonunun bağımsız olarak güncellenmesi, öğrenme sürecini daha stabil hale getirir (Van Hasselt et al., 2016).

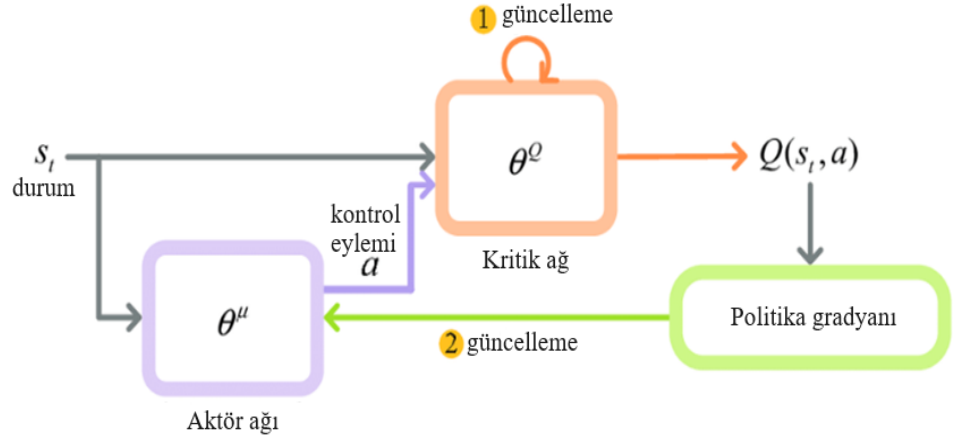
Ayrıca, geleneksel Q -öğrenme her bir durum-eylem çiftine özgü Q değerlerini saklar ve bu da, benzer durumlar arasında genelleme yapamaması ve büyük bellek gerektirmesi anlamına gelir. Bu durum büyük durum uzaylarında öğrenmeyi zorlaştırır ve hesaplama maliyetlerini arttırır. Ayrıca, bu Q değerlerini tablo halinde saklaması da onu sadece küçük ve basit uzaylar için uygun kılar (Du et al., 2021). HVAC sistemlerinde olduğu gibi, durum ve eylem uzayları büyük ve/veya sürekli olduğunda kullanımı verimsiz hale gelir. Bu sorunları çözmek için Q -öğrenme, bir DNN (Derin Sinir Ağı) ile birleştirilmiş ve Derin Q Ağı (Deep Q Network – DQN) geliştirilmiştir (Mnih et al., 2015). DNN'nin paralel hesaplama yetenekleri sayesinde, DQN büyük veri kümeleri üzerinde verimli bir şekilde öğrenebilir ve büyük ve sürekli durum uzaylarında genelleme yapabilir (Mnih et al., 2015). DQN, hedef Q -değerlerini hesaplamak için belirli aralıklarla güncellenen bir hedef ağı kullanır. Bu, öğrenme hedeflerinin daha stabil olmasını sağlar. Ayrıca, stabil ve verimli bir öğrenme sağlamak için geçmiş deneyimleri “tekrar oynatma arabellği”nde (replay buffer) saklar ve bu deneyimlerden rastgele örnekler alarak öğrenir (deneyim tekrarı- experience replay) (Mnih et al., 2015). Sonuç olarak, DQN ile büyük durum uzaylarında öğrenme kolaylaştırılmış ve stabil ve verimli bir algoritma geliştirilmiştir. Ancak, DQN de HVAC sistemleri gibi sürekli eylem uzaylarında verimli şekilde çalışmaz. Bu nedenle, sürekli eylem uzaylarında çalışan stabil ve verimli bir algoritma için DQN ile DPG algoritmaları birleştirilerek DDPG algoritması geliştirilmiştir (Lillicrap et al., 2016)(Şekil 6.10). DDPG, DQN'nin hedef ağ ve deneyim tekrarı özellikleri ile DPG'nin aktör-kritik yapısı ve deterministik politika özellikleri birleştirilerek oluşturulur. Aktör-kritik yapısı, politikayı öğrenen bir aktör ağı ve değer fonksiyonunu öğrenen bir kritik ağ kullandığını; deterministik politika özelliği ise DDPG'nin sürekli eylem

uzaylarında çalışabildiğini ve her durum için tek bir belirli eylem döndürdüğünü ifade eder (Lillicrap et al., 2016). DQN veya DPG'den farklı olarak, tüm uygulanabilir eylemlerin Q değerleri veya eylem olasılıkları, ajanın seçmesi için derin sinir ağı tarafından oluşturulur. DDPG'deki "deterministik" terimi ise belirlenen derin sinir ağından yalnızca bir çıktı olduğu gerçeğini ifade eder (Du et al., 2021). Bu sayede sadece bir çıkış birimi olduğu için eylem uzayı sürekli olabilir. Bu nedenle HVAC sistemi kontrol stratejileri ile kullanıma uygundur ve iyi sonuçlar verdiği kanıtlanmıştır (Du et al., 2021; Zhang et al., 2019; Zhang & Lam, 2018; Zou et al., 2020a).



Şekil 6.10. DDPG'nin oluşumu ve özellikleri.

DDPG'nin ağı mimarisi Şekil 6.11'de sunulmaktadır. DDPG'de Şekil 6.1d ve e'de görüldüğü gibi iki derin sinir ağı bulunmaktadır.



Şekil 6.11. DDPG'nin ağ mimarisi.

Aktör ağı $A_t = \pi(S_t|\theta^\pi)$ olarak gösterilir, burada S_t mevcut durumu; θ^μ aktör ağının ağırlıklarını ve A_t kontrol eylemini temsil eder. Aktör ağna girdi, mevcut durumdur ve çıktı, deterministik bir eylemdir yani mevcut durumu belirli bir kontrol eylemiyle eşleştirir (örn. HVAC'nin ayar noktaları).

Kritik ağ, $Q(s,a|\theta^Q)$ olarak belirtilir; burada A_t , aktör ağı tarafından belirtilen kontrol eylemidir ve θ^Q kritik ağın ağırlıklarını temsil eder. Eylem-değer fonksiyonu $Q(s,a|\theta^Q)$ politikayı izleyerek s durumunda a eylemi gerçekleştirerek beklenen ödülü tanımlar. Başka bir ifadeyle, kritik ağa girdi, mevcut durum ve aktör ağı tarafından oluşturulan eylemdir. Bunun yanında, çıktı ise durum-eylem çiftinin Q değeridir. Bu Q değeri ayrıca aktör ağının parametrelerini güncellemek için kullanılmaktadır. Aktör ağının kayıp fonksiyonu, DPG yönteminin mantığını takip eden mevcut politika ile Q değerini maksimize edecek şekilde tanımlanır başka bir ifadeyle, amaç, kritik ağın çıktısını (Q -değerlerini) maksimize eden aksiyonları öğrenmektir. Bu, Denklem (6.32)'daki kayıp fonksiyonu ile gerçekleştirilir:

$$L_{aktör} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Q(s_i, \pi(s_i|\theta^\pi)|\theta^Q) \quad \text{Denklem (6.32)}$$

Burada, Q kritik ağı, π aktör ağını, s_i i'nci durumu, θ^π aktör ağı parametrelerini, θ^Q kritik ağ parametrelerini ve N mini yığın (mini-batch) boyutunu ifade eder.

DDPG, hem aktör hem de kritik ağlar (π ve Q) için kayıp hesaplamaları ve ağırlık güncellemelerini (yani derin sınır ağları için öğrenme sürecini) gerçekleştirmek için ayrıca iki hedef ağ (π' ve Q') oluşturur. Hedef ağlar,

aktör/kritik ağlarla aynı giriş/çıkış çiftine sahiptir ancak τ parametresini kullanarak ağırlıklarını farklı şekilde ($\theta^{\pi'}$ ve $\theta^{Q'}$) güncellerler (Denklem (6.33) ve (6.34)'de görüldüğü gibi). τ , hedef ağlar için güncellemelerin kapsamını yöneten 0 ile 1 arasında bir sayıdır. Hedef ağların kayıp fonksiyonu, hedef ağların ve aktör/kritik ağlarının çıktılarının farkı olarak tanımlanır. Hedef ağlar eğitimden sonra DDPG algoritmasının (yani DRL ajanının) son çıktılarıdır.

$$\theta^{\pi'} = \tau \theta^{\pi} + (1 - \tau) \theta^{\pi'} \quad \text{Denklem (6.33)}$$

$$\theta^{Q'} = \tau \theta^Q + (1 - \tau) \theta^{Q'} \quad \text{Denklem (6.34)}$$

Kritik ağın amacı tahmin edilen Q-değerleri ile hedef Q-değerleri arasındaki hatayı minimize etmektir. Bu, Denklem (6.35)'deki kayıp fonksiyonu ile gerçekleştirilir:

$$L_{kritik} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - Q(s_i, a_i | \theta^Q))^2 \quad \text{Denklem (6.35)}$$

Burada, y_i hedef Q-değerini, Q kritik ağı, s_i i'nci durumu, a_i i'nci eylemi, θ^Q kritik ağ parametrelerini ve N mini yığın (mini-batch) boyutunu ifade eder.

Hedef Q-değeri, Denklem (6.36)'deki Bellman denkleminde göre hesaplanır:

$$y_i = r_i + \gamma Q'(s_{i+1}, \pi'(s_{i+1} | \theta^{\pi'}) | \theta^{Q'}) \quad \text{Denklem (6.36)}$$

Burada, r_i i'inci adımda elde edilen ödülü, γ indirim faktörünü (discount factor), Q' hedef kritik ağı, π' hedef aktör ağını, $\theta^{\pi'}$ hedef aktör ağı parametrelerini, $\theta^{Q'}$ hedef kritik ağ parametrelerini ifade eder. Sonuç olarak, DDPG algoritmasının amaç fonksiyonu, aktör ağı için kritik ağın çıktısını maksimize eden aksiyonları öğrenmek ve kritik ağ için tahmin edilen ve hedef Q-değerleri arasındaki hatayı minimize etmektir. Bu iki amaç fonksiyonunun optimizasyonu, politikayı ve değer fonksiyonunu güncelleyerek sürekli aksiyon uzaylarında daha iyi performans sağlar. DDPG algoritma uygulaması Algoritma 6.2'de sunulmaktadır.

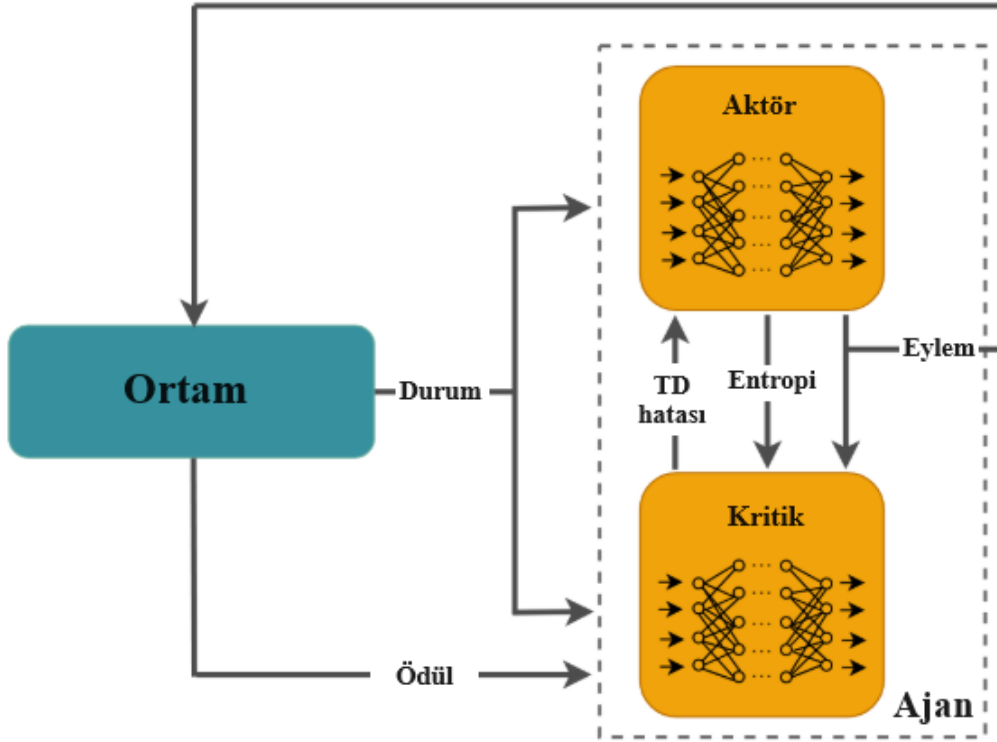
Algoritma 6.2. DDPG algoritması.

Kritik ağ $Q(s,a \theta^Q)$, aktör ağı $\pi(S_t \theta^\pi)$ ve $\theta^{Q'} = \theta^Q$; $\theta^{\pi'} = \theta^\pi$ ağırlıklarını kullanarak hedef ağları rastgele başlat
Eğitim ortamını başlat env = LSTM_Env()
for episode = 1 to max_episode:
while env.is_done = false:
mevcut_eylem = $\pi(S_t \theta^\pi)$
sonraki_durum, is_done, mevcut_ödül = env.adım(mevcut_durum, eylem)
mevcut_Q = $Q(s,a \theta^Q)$
kritik ağ $Q(s,a \theta^Q)$ ve aktör ağını $\pi(S_t \theta^\pi)$ güncelle
Denklemler (21) ve (22)'yi kullanarak hedef ağları güncelle
end while
end for

UC Berkeley ve Google tarafından yapılan son çalışmalarda, DDPG'nin bazı prensiplerine önemli geliştirmeler yapılarak en gelişmiş RL algoritmalarından biri olan Soft Aktör Kritik (Soft Actor Critic – SAC) uygulaması geliştirilmiştir (Haarnoja et al., 2018). DDPG ve SAC algoritmalarının her ikisi de aktör (politika) ve kritik (değer fonksiyonu) ağlarını kullanır, politikadan bağımsız (off-policy) öğrenme yapar ve deneyim tekrar oynatma arabelleği (experience replay buffer) kullanır. Ayrıca, iki algoritma da hedef ağlar kullanarak güncellemelerde stabiliteyi artırmayı amaçlar. Ancak, DDPG deterministik bir politika kullanırken, SAC stokastik bir politika kullanır. Başka bir ifadeyle, SAC, eylemleri bir olasılık dağılımından örnekler ve bu yaklaşım daha iyi keşif (exploration) yapmayı sağlar. Ayrıca, SAC maksimum entropi RL'ye dayanmaktadır. Burada amaç, beklenen uzun vadeli ödülü ve uzun vadeli entropiyi maksimuma ulaştırarak optimum politikayı bulmaktır (Haarnoja et al., 2018). Bu, ajanı daha fazla keşfetmeye teşvik eder ve öğrenme sürecinde daha fazla esneklik sağlar. DDPG tek bir kritik ağ kullanırken SAC çift kritik ağ kullanır. SAC prensipte derin çift Q-öğrenme prensiplerini uygular ve bunu derin sinir ağları kullanarak gerçekleştirir bu da Q-değerlerinin tahmininde sapmayı (bias) azaltır ve daha stabil öğrenme sağlar (Haarnoja et al., 2018). SAC, hedef değerlerin hesaplanmasında entropi terimini dikkate alır ve bu durum politika güncellemelerinin daha esnek olmasını sağlar.

Q-değerlerini tahmin etmek için iki ayrı derin sinir ağı kullanır ve bu ağları çift Q-öğrenme (double Q-learning) metodolojisine göre günceller.

SAC algoritmasının ağ mimarisi Şekil 6.12’de gösterilmektedir. SAC algoritmasının temel bileşenlerinden olan aktör ağı (π), stokastik politika ağı olup belirli bir durum için eylem dağılımı üretir. Kritik ağlar (Q1 ve Q2), iki Q-değer fonksiyonu ağını temsil etmekte olup belirli bir durum ve eylem çifti için Q-değerini (beklenen ödül) tahmin eder. Hedef ağlar (Q1' ve Q2') ise kritik ağların daha stabil güncellenmesi için kullanılan yedek kopyalardır. Deneyim tekrar oynatma arabelleği, geçmiş deneyimlerin saklandığı ve mini yığınlar (mini-batch) halinde örneklendiği arabellektir. Entropi (α) ise politikanın entropisini maksimize etmek ve keşfi artırmak için kullanılan katsayıdır.



Şekil 6.12. SAC algoritmasının ağ mimarisi.

SAC algoritmasında öncelikle, eğitim ortamı başlatılır. Ajan, belirli bir sayıda bölüm (episode) boyunca eğitim alır. Aktör ağı kullanılarak mevcut durum için bir eylem örneklenir. Ortamda bu eylem gerçekleştirilir ve yeni durum, ödül ve bitiş bilgisi alınır. Geçmiş deneyimler (mevcut durum, eylem, ödül, sonraki durum, is_done) tekrar oynatma arabelleğine kaydedilir. Buradan mini yığınlar

örneklenir. Daha sonra kritik ağlar kullanılarak zaman hatası (Temporal Difference - TD) hesaplanır ve TD hatası kullanılarak kritik ağlar güncellenir. Aktör ağı, kritik ağların çıktıları ve entropi kullanılarak güncellenir. Entropi katsayısı α , politikanın entropisini maksimize etmek için güncellenir. Hedef ağlar, mevcut ağ parametrelerinin yavaş güncellenmiş versiyonları olarak güncellenir.

Maksimum entropi RL'nin amaç fonksiyonu Denklem (6.37)'de gösterildiği gibi uzun vadeli ödül ve uzun vadeli entropi beklentisidir.

$$J(\pi_\theta) = E_{\pi_\theta} [\sum_{t=0}^{T-1} \gamma^t R(s_t, a_t) + \alpha H(\pi(\cdot | s_t))]$$
 Denklem (6.37)

Burada, $J(\pi_\theta)$, politikanın optimize edilmesinin amaçlandığı hedef fonksiyonudur. Politika, belirli bir durumda hangi eylemin seçileceğini belirler. π_θ , parametreleri θ ile belirtilen politikayı temsil eder. Politika, genellikle bir sinir ağı tarafından temsil edilir ve θ bu ağın ağırlıklarıdır. $E_{\pi_\theta}[\cdot]$, politikanın π_θ izlenmesi durumunda alınan beklenen değeri ifade eder. Başka bir ifadeyle, politika takip edildiğinde beklenen toplam ödül ve entropiyi ifade eder. $\sum_{t=0}^{T-1}$, zaman adımları boyunca toplamayı ifade ederken t zaman adımını, T ise toplam zaman adımı sayısını ifade eder. γ^t , indirim faktörüdür (discount factor). γ (0 ile 1 arasında bir değer) gelecekteki ödüllerin ne kadar değerli olduğunu belirler. t zaman adımına bağlı olarak ödüller indirgenir. Yakın gelecekteki ödüller, uzak gelecekteki ödüllere göre daha değerlidir. $R(s_t, a_t)$, t zaman adımında s_t ve eylem a_t için alınan ödüldür. Ödül fonksiyonu, ajanının belirli bir durum ve eylem çifti için ne kadar iyi performans gösterdiğini ölçer. α , entropi teriminin önemini belirleyen sıcaklık parametresidir. α (pozitif bir değer), keşif ve sömürü arasındaki dengeyi kontrol eder. Yüksek α değerleri, keşfi artırır. $H(\pi(\cdot | s_t))$, politikanın entropisini ifade eder. Maksimum entropi, politikanın daha fazla keşif yapmasını sağlar. Entropi, belirli bir durumda (s_t) politikanın (π) eylem seçiminin ne kadar rastgele olduğunu gösterir (Denklem (6.38)).

$$H(\pi(\cdot | s_t)) = - \sum_a \pi(a | s_t) \log \pi(a | s_t)$$
 Denklem (6.38)

Maksimum entropi RL'nin optimal politikası Denklem (6.39)'da gösterildiği gibidir.

$$\pi^* = \operatorname{argmax}_{\pi_\theta} E_{\pi_\theta} [\sum_{t=0}^{T-1} \gamma^t R(s_t, a_t) + \alpha H(\pi(\cdot | s_t))]$$
 Denklem (6.39)

Burada, π^* optimal politikayı (en iyi stratejiyi) ifade eder. Optimal politika,

verilen amaç fonksiyonunu en büyük değere ulaştıran politikadır. $\arg\max$, "argümanın maksimumunu" ifade eder. Bu, belirli bir fonksiyonun en büyük değerini aldığı noktayı (veya noktaları) bulmayı ifade eder. Burada, politika parametreleri θ arasında, amacı maksimize eden politikayı (π_θ) bulmayı ifade eder.

TD hatası, kritik ağlar tarafından tahmin edilen mevcut Q-değeri ile hedef Q-değeri arasındaki fark olarak hesaplanır (Denklem (6.40)). Hedef Q-değeri tipik olarak, anlık ödül artı bir sonraki durum-eylem çiftinin indirgenmiş (discounted) değerini içerir.

$$TD \text{ Hatası} = r + \gamma \cdot (1 - done) \cdot hedef\_Q\_değeri - Q(s, a) \text{ Denklem (6.40)}$$

Burada, r , durum s 'de eylem a 'yı gerçekleştirdikten sonra alınan ödülü; γ , indirim faktörünü; $hedef\_Q\_değeri$, hedef kritik ağlar ve hedef politika kullanılarak hesaplanan hedef değeri, $Q(s,a)$ mevcut kritik ağlar tarafından tahmin edilen mevcut Q-değerini ifade eder. TD hatası, kritik ağların güncellenmesinde ve aktör ağının optimizasyonunda önemli bir rol oynar (L. Chen et al, 2022). SAC algoritma uygulaması Algoritma 6.3'de sunulmaktadır.

Algoritma 6.3. Soft Aktör Kritik Algoritması.

Kritik ağlar $Q1(s,a \theta Q1)$, $Q2(s,a \theta Q2)$, aktör ağı $\pi(s \theta\pi)$ ve hedef ağları $Q1'(s,a \theta Q1')$, $Q2'(s,a \theta Q2')$ ve $\pi'(s \theta\pi')$ rastgele başlat $\theta Q1' = \theta Q1$; $\theta Q2' = \theta Q2$; $\theta\pi' = \theta\pi$
Eğitim ortamını başlat $env = LSTM/GRU\_Env()$
for episode = 1 to max_episode:
$env.reset()$
while $env.is\_done == false$:
$mevcut\_eylem = \pi(St \theta\pi) + exploration\_noise$
$sonraki\_durum, mevcut\_ödül, is\_done = env.step(mevcut\_durum, mevcut\_eylem)$
Replay buffer'a kaydet $replay\_buffer.append((mevcut\_durum, mevcut\_eylem, mevcut\_ödül, sonraki\_durum, is\_done))$
Minibatch örneklerle $(mevcut\_durum, mevcut\_eylem, mevcut\_ödül, sonraki\_durum, is\_done) = replay\_buffer.sample(batch\_size)$

<pre> # Kritik ağırları güncelle with torch.no_grad(): sonraki_eylem, sonraki_log_prob = $\pi(\text{sonraki\_durum} \theta\pi')$ target_Q1 = Q1'(sonraki_durum, sonraki_eylem $\theta Q1'$) target_Q2 = Q2'(sonraki_durum, sonraki_eylem $\theta Q2'$) target_Q = mevcut_ödül + $\gamma * (\min(\text{target\_Q1}, \text{target\_Q2}) - \alpha * \text{sonraki\_log\_prob})$ </pre>
<pre> mevcut_Q1 = Q1(mevcut_durum, mevcut_eylem $\theta Q1$) mevcut_Q2 = Q2(mevcut_durum, mevcut_eylem $\theta Q2$) </pre>
<pre> Q1_loss = MSE(mevcut_Q1, target_Q) Q2_loss = MSE(mevcut_Q2, target_Q) </pre>
<pre> Q1.optimizer.zero_grad() Q1_loss.backward() Q1.optimizer.step() </pre>
<pre> Q2.optimizer.zero_grad() Q2_loss.backward() Q2.optimizer.step() </pre>
<pre> # Aktör ağırları güncelle mevcut_eylem, mevcut_log_prob = $\pi(\text{mevcut\_durum} \theta\pi)$ actor_loss = ($\alpha * \text{mevcut\_log\_prob} - Q1(\text{mevcut\_durum}, \text{mevcut\_eylem} \theta Q1)$).mean() </pre>
<pre> π.optimizer.zero_grad() actor_loss.backward() π.optimizer.step() </pre>
<pre> # Entropi katsayısını güncelle (isteğe bağlı) alpha_loss = -(log_alpha * (mevcut_log_prob + target_entropy).detach()).mean() alpha_optimizer.zero_grad() alpha_loss.backward() alpha_optimizer.step() </pre>
<pre> # Hedef ağırları güncelle for param, target_param in zip(Q1.parameters(), Q1'.parameters()): target_param.data.copy_(tau * param.data + (1 - tau) * target_param.data </pre>
<pre> for param, target_param in zip(Q2.parameters(), Q2'.parameters()): target_param.data.copy_(tau * param.data + (1 - tau) * </pre>
<pre> for param, target_param in zip(π.parameters(), π'.parameters()): target_param.data.copy_(tau * param.data + (1 - tau) * </pre>
<pre> end while </pre>
<pre> end for </pre>

SAC algoritmasının keşif süreci, entropi maksimizasyonu sayesinde yerel minimumlara takılmadan öğrenilme kapasitesi, çift Q-değer ağı kullanarak daha doğru ve stabil Q-değer tahminleri yapabilmesi ve genel olarak daha stabil ve sağlam bir öğrenme süreci sunabilmesi, enerji tüketimi ve termal konfor gibi optimize edilmesi gereken çok boyutlu ve dinamik problemlerde DDPG'ye göre büyük avantajlar sağlayabilir (Silvestri et al., 2024). Sonuç olarak bu nedenlerle tez çalışması kapsamında, DRL ajanını eğitmek için hem DDPG hem de SAC algoritmaları seçilmiş ve enerji tüketimi ile termal konfor açısından performansları değerlendirilmiştir.



7. Veri Seti

Tez çalışması kapsamında önerilen DRL tabanlı HVAC kontrol stratejisinin uygulanması ve değerlendirilmesi için gerçek dünya veri setlerinden yararlanılmıştır. Bu kapsamda, Hong et al. (2022) tarafından Berkeley, California'da yer alan bir ofis binasından elde edilen açık veri seti kullanılmıştır. Ayrıca, bina kullanıcıların termal konforunu tahmin etmek için gerekli veriler bu alandaki en büyük veri setini içeren ASHRAE Global Termal Konfor veritabanından elde edilmiştir (Parkinson et al., 2022).

7.1 Bina veri seti

Tez çalışması için kullanılan veri setindeki verilerin elde edildiği bina (Şekil 7.1), Berkeley, California'daki Lawrence Berkeley Ulusal Laboratuvarı (Berkeley Lab) kampüsü içinde yer alan orta büyüklükte bir ofis binasıdır (Bina 59 veya Wang Hall). Binanın bulunduğu Berkeley, California 37.8716° kuzey enleminde 122.2727° batı boylamındadır. Kuzey yarımküredeki ≥ 20 enlemleri Mayıs-Ekim arası yaz ve Kasım-Nisan arası kış mevsimi olarak kabul edilmektedir (Földvry Licina et al., 2018). Bu nedenle, tez kapsamında da Mayıs-Ekim arası yaz ve Kasım-Nisan arası kış olarak kabul edilmektedir.

Bina, drt katta toplam 10.400 m^2 sınırlandırılmış alana sahiptir. Alt katta mekanik sistemler bulunurken ikinci kat yüksek performanslı bilgi iřlem merkezi olan Ulusal Enerji Arařtırmaları Bilimsel Hesaplama Merkezi (NERSC) ve -drdnc katlar ofis alanlarıdır. Birinci ofis katı ( kat) ağırlıklı olarak kapalı ofis alanlarından, ikinci ofis katı (drdnc kat) ise ağırlıklı olarak açık ofis alanından oluřmaktadır. Ofis binasının kullanıldığı zamanlar hafta ii gnleri 08:00 ile 18:30 aralıęı olup hafta sonları kullanıcı bulunmamaktadır (Z. Wang et al., 2019).



Şekil 7.1. Ofis binası, Berkeley, California.

Bina yapısı, entegre pencereli ve köpüklü yalıtım dolgulu bir dış metal perde duvar sistemi ile çelik çerçevelidir. Dış cephede dikey güneşlikler mevcuttur. Ofis alanlarında, halı kaplı zeminler yapısal beton plakaların üzerinde yükseltilerek, Yerden Hava Dağıtım (Underfloor air distribution - UFAD) HVAC sistemi için bir hava toplama kutusu (plenum) oluşturmaktadır. Üçüncü katta bulunan ofis katı ile ikinci katta bulunan yüksek performanslı bilgi işlem alanı arasında R30 yalıtımı bulunmaktadır. Asma tavan plenumu üçüncü kattaki ofis alanını dördüncü kattaki ofis alanından ve dördüncü kattaki ofis alanını çatıdan ayırmaktadır. Çatı, ½" kapak levhası üzerinde beyaz tek katlı PVC çatı kaplama membranı ve beton çatı güvertesinde yalıtım katmanlarından oluşmaktadır.

Bina, Şekil 7.2'de gösterildiği gibi kuzey ve güney kanat olmak üzere ikiye ayrılmakta ve toplam 57 termal zona bölünmektedir. Dış duvarları ve pencereleri olan termal zonlar dış zonlar olarak sınıflandırılırken diğerleri iç zonlar olarak sınıflandırılmaktadır.

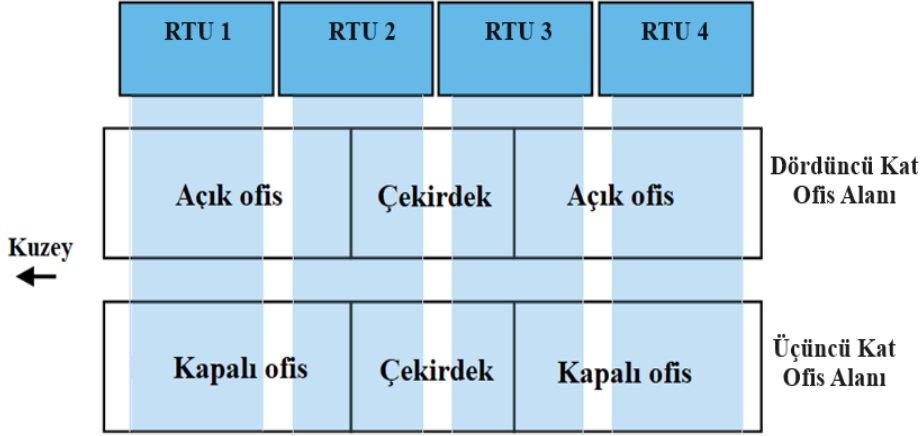


Şekil 7.2. Her bir termal zonun konumu (a) üçüncü ve (b) dördüncü kat ofis alanı haritası.

Dış zonların sıcaklıkları, Zeminaltı Fan Terminali (Underfloor fan terminal - UFT) tarafından hizmet verilen her bir zonda duvara monte edilmiş ve bina otomasyon sistemine entegre sensörler tarafından ölçülmektedir.

Ofislerin ısıtma ve soğutması UFAD sistemi ile sağlanmaktadır. Sistem, zemin altı plenumlarına soğuk hava sağlamak için su soğutmalı DX bobinleri ile çatıda bulunan 4 RTU'yu kullanmaktadır. Her bir RTU,

Şekil 7.3'de gösterildiği gibi, binanın belirli dikey hatları arasında üçüncü ve dördüncü kat ofislere hizmet etmektedir, ancak hizmet alanları iç duvar bölmeleriyle ayrılmamaktadır.



Şekil 7.3. Ofis katlarının RTU hizmet kapsamının dikey kesiti.

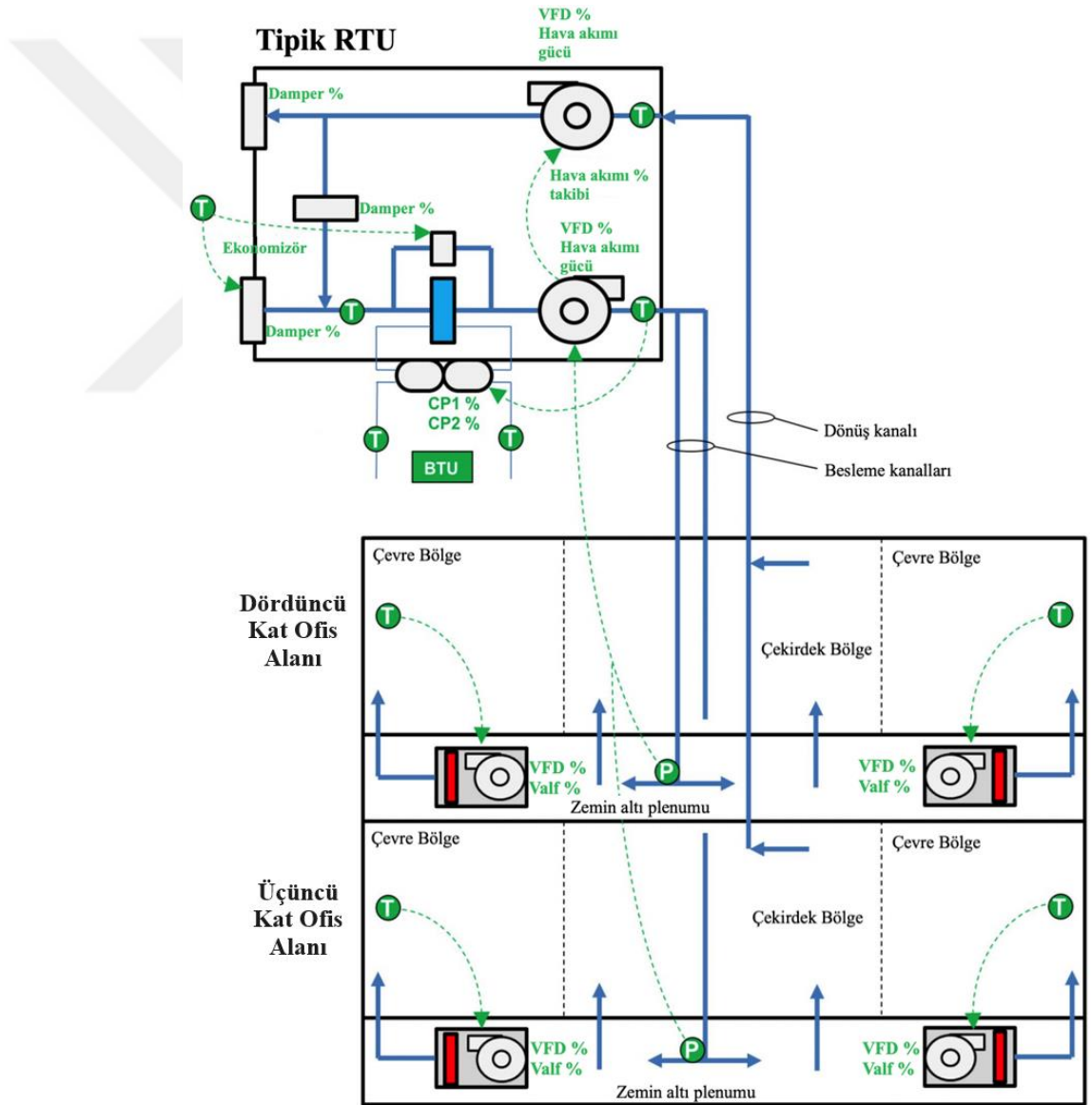
Dört RTU, kendi sensörlerini ve ayar noktasını ayrı ayrı kontrol etmek yerine besleme fanlarını aynı hızda çalıştırır. Her bir RTU tarafından hizmet verilen termal zonlar Çizelge 7.1'de özetlenmektedir. Her bir RTU tasarım hava akışı 33.980 m³/saat (20.000 cfm) olup, minimum dış hava miktarı 8.495 m³/saat (5.000 cfm) olarak belirlenmiştir. Besleme fan motoru 20 beygir gücünde (HP) (16,4 fren beygir gücü veya BHP) ve dönüş fan motoru 7,5 HP (3,7 BHP) olup, her biri değişken hız sürücülerle donatılmıştır. Her bir RTU'nun soğutma kapasitesi 356 MBH (30 ton veya 105,5 kW) olup, iki adet 13 HP R410A scroll kompresör içerir. Yeniden ısıtma sağlamak için hidrolik ısıtma bobinlerine sahip 50 adet UFT bulunmaktadır. RTU'dan gelen hava, zemin altı plenumuna beslenmekte ve daha sonra doğrudan zemin difüzörleri aracılığıyla iç ve dış zonlara ve ayrıca UFT'ler aracılığıyla dış zonlara iletilmektedir. UFT'ler gerekirse bu çevre havasını yeniden ısıtmaktadır. RTU'lardan gelen kondansatör suyu, mekanik seviyede binanın yanında bulunan çapraz akışlı soğutma kulelerine bağlı ısı eşanjörleri tarafından soğutulmaktadır. UFT ısıtma, binanın mekanik seviyesinde bulunan 117 kW (400 MBH) (nominal) ısı pompası ve iki adet 3 HP değişken frekans sürücülü pompa ile sağlanmaktadır.

Çizelge 7.1. RTU termal zonları.

	RTU	Termal Zonlar
Kuzey Kanadı	1	36, 37, 38, 39, 40, 41, 42, 64, 65, 66, 67, 68, 69, 70
Kuzey Kanadı	2	19, 20, 27, 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34, 35, 43, 44, 49, 50, 57, 58, 59, 60, 62, 63, 71, 72

Güney Kanadı	3	18, 25, 26, 45, 48, 55, 56, 61
Güney Kanadı	4	16, 17, 21, 22, 23, 24, 46, 47, 51, 52, 53, 54

HVAC sistemleri, geniş bir sensör dizisine sahip bir Otomatik Mantık (ALC) WebCTRL bina otomasyon sistemi tarafından kontrol edilmektedir. Bina otomasyon sensörleri ve kontrolörleri, bilgisayar odasında bulunan NERSC ağ güvenlik duvarı korumalı sunucusuna ağı bağlıdır. Web'de barındırılan bir grafik kullanıcı arabirimi aracılığıyla ALC BMS mantığına ve veri eğilimlerine okuma erişimi sağlanmaktadır. Şekil 7.4, her bir RTU için tipik kontrol şemasını göstermektedir.



Şekil 7.4. RTU HVAC sistemleri için kontrol şeması. ALC BMS arayüzü aracılığıyla kullanılabilen önemli sıcaklık (T) ve basınç (P) sensörleri ve ilgili kontrol noktaları etiketleri.

Verisetinde 2018-2020 yıllarına ait veri bulunmaktadır. Bu süreçte, HVAC sisteminde (1) geleneksel Kural Tabanlı Kontrol (Rule Based Control - RBC) ve (2) MPC olmak üzere iki yöntem uygulanmıştır. MPC başlangıç ve bitiş tarihleri RTU termal zonları Çizelge 7.2'de listelenmektedir. RBC, her bir UFT'nin sıcaklık ayar noktasını ve ayrıca minimum dış hava akış damperi konumunu seçmek için önceden belirlenen bir zon sıcaklığını kullanmaktadır. RBC kontrolüne, 2020 yılında bir taze hava akış hızı ayar noktası ve orman yangını dönemi için bir duman azaltma modu dahil edilmiştir; bu mod etkinleştirildiğinde ekonomizörün çalışmasını önlemek için dış hava damperi minimumda bırakılmaktadır. MPC, mevcut durumlara ve tahmin edilen arızalara dayalı olarak RTU besleme havası sıcaklığı ve fan hızı için optimum ayar noktalarını belirlemek için optimizasyon tabanlı bir yaklaşım kullanmaktadır. Yerel kontrolörler, fan hızı kontrolörü dışında önceden var olan RBC'yi kullanarak ayar noktalarını takip etmeye devam etmiştir.

Üç yıllık veri toplama döneminde binada Çizelge 7.2'de verilen olaylara bağlı olarak operasyonel değişiklikler yapılmıştır. Üç tipte kategorize edilebilecek yedi ana bina operasyonel değişiklikleri arasında orman yangını, COVID-19 pandemisi nedeniyle evden çalışma ve bina işletim verimliliğini artırmak için MPC uygulaması bulunmaktadır. 2018 ve 2020 yıllarında yaklaşık üç hafta orman yangınlarının neden olduğu hava kirliliği nedeniyle dış hava akış hızını en aza indirmek için dış hava damperleri kapatılmıştır. Mart 2020'nin sonlarında evden çalışmaya bağlı olarak binadaki kişi sayısı önemli ölçüde azalmıştır. 2020 boyunca yaklaşık beş hafta, HVAC sistemlerinin çalışmasını optimize ederek enerji kullanımını azaltmak için binada MPC uygulanmıştır.

Çizelge 7.2. Veri toplama zaman çizelgesi.

Olay	Başlangıç tarihi	Bitiş tarihi	Olay
1	12/11/2018	20/11/2018	Orman yangını
2	18/03/2020	31/12/2020	Pandemi (evden çalışma)
3	24/08/2020	06/09/2020	Orman yangını
4	20/10/2020	27/10/2020	MPC uygulaması
5	02/11/2020	06/11/2020	MPC uygulaması
6	13/11/2020	19/11/2020	MPC uygulaması
7	04/12/2020	14/12/2020	MPC uygulaması

Binada her RTU'nun binanın farklı bir bölümünü kontrol etmesi ve bu bölümlerdeki kişi sayısı nedeniyle geçmiş bina otomasyon verileri değerlerinin farklı olmasından dolayı her RTU için ayrı kontrol yöntemi geliştirilmesi gerekmektedir. Bu tez kapsamında bina kuzey kanadında bulunan 14 termal zonun

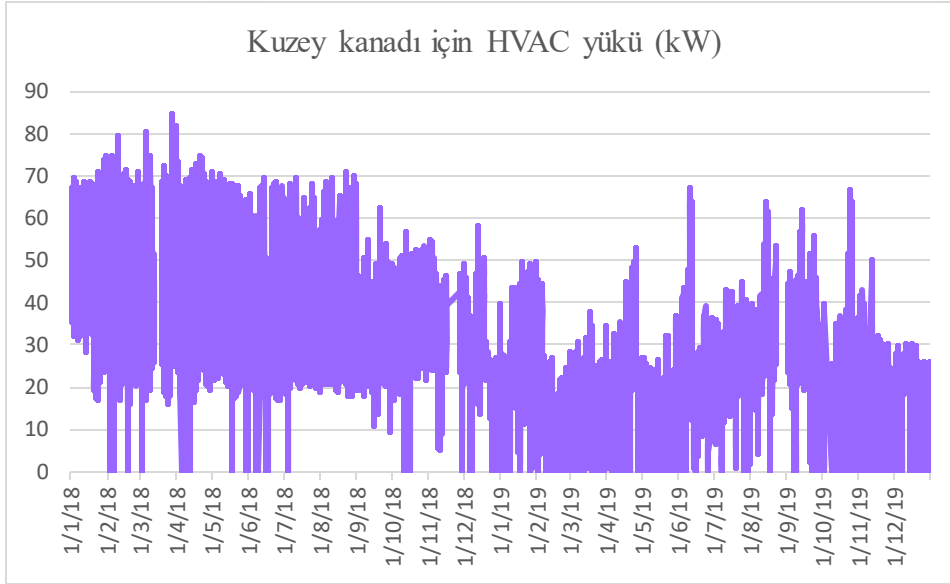
işletiminin bağlı olduğu RTU1'in kontrol edilmesi amaçlanmıştır. Kontrol yönteminin geliştirilmesi için 2018 ve 2019 yıllarına ait veriler kullanılmıştır. Bunun nedeni 2020 yılında pandemiden dolayı binanın olağan dışı koşullarda olması ve MPC uygulanmasıdır. RTU1'in kontrol ettiği 36, 37, 38, 39, 40, 41, 42, 64, 65, 66, 67, 68, 69, 70 no'lu zonlardan (Bknz. Şekil 7.2) elde edilen ve bu tez kapsamında kullanılmak için seçilen ham verilere ait özellikler Çizelge 7.3'de sunulmaktadır.

Çizelge 7.3. Tez çalışmasında kullanılan bina ham veri özellikleri.

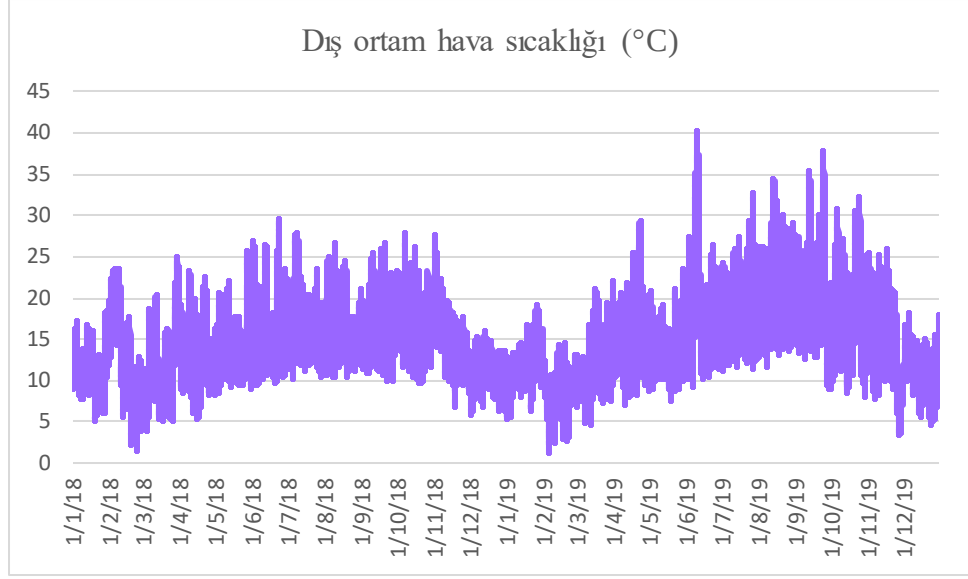
	Veri noktası sayısı	Birim	Veri toplama frekansı	Veri sayısı
Kuzey Kanadı için HVAC yükü	1	kW	15 dk	64.852
Sensör 1'den dış ortam hava sıcaklığı	1	°C	15 dk	70.084
Sensör 2'den dış ortam çiy noktası sıcaklığı	1	°C	15 dk	70.084
Sensör 1'den dış ortam bağıl nemi	1	%	15 dk	70.084
Sensör 1'den dış ortam solar radyasyonu	1	W/m ²	15 dk	70.084
Dış zonlar iç ortam hava sıcaklıkları	14	°F	1 dk	68.961
Isı pompası ısıtma suyu besleme sıcaklığı	1	°F	1 dk	58151
RTU besleme havası sıcaklığı ayar noktası	1	°F	1 dk	70.084
RTU besleme havası sıcaklığı	1	°F	1 dk	57.933
RTU dönüş havası sıcaklığı	1	°F	1 dk	70.084
RTU karışım hava sıcaklığı	1	°F	1 dk	70.084
RTU dış hava sıcaklığı	1	°F	1 dk	70.084
RTU filtrelenmiş besleme hava hızı	1	CFM	1 dk	57.925
RTU dış hava akış hızı	1	CFM	1 dk	70.084
RTU dış hava damperi konumu	1	%	1 dk	70.084

RTU ekonomizör ayar noktası	1	°F	1 dk	70.084
RTU hava basıncı statik ayar noktası	1	psi	1 dk	70.084
RTU kattaki plenum hava basıncı	2	psi	1 dk	70.084
RTU besleme fan hızı	1	%	1 dk	70.084
RTU dönüş fan hızı	1	%	1 dk	70.084

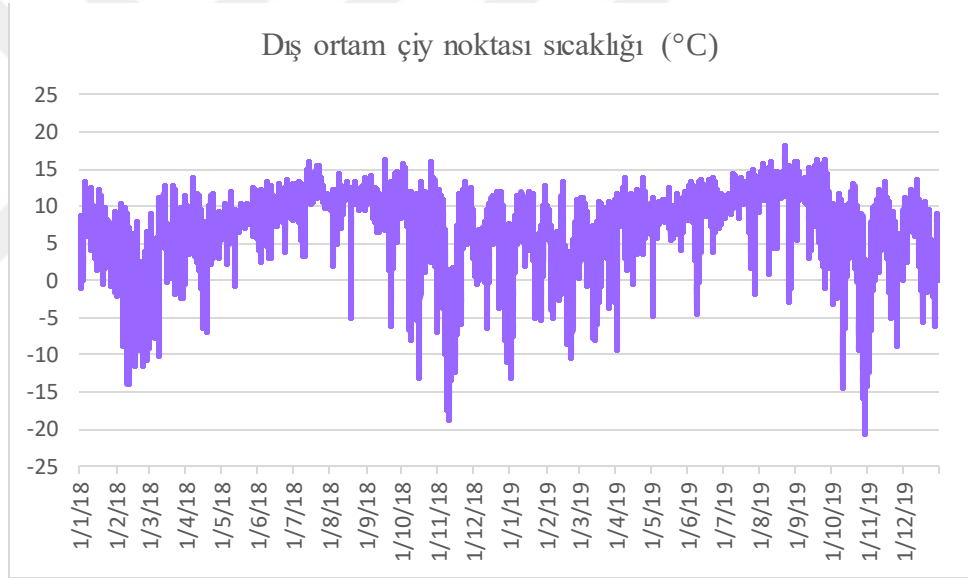
Tez kapsamında seçilen değişkenlere ait ham verilerin dağılımları Şekil 7.5 - Şekil 7.24'de sunulan grafiklerle gösterilmektedir.



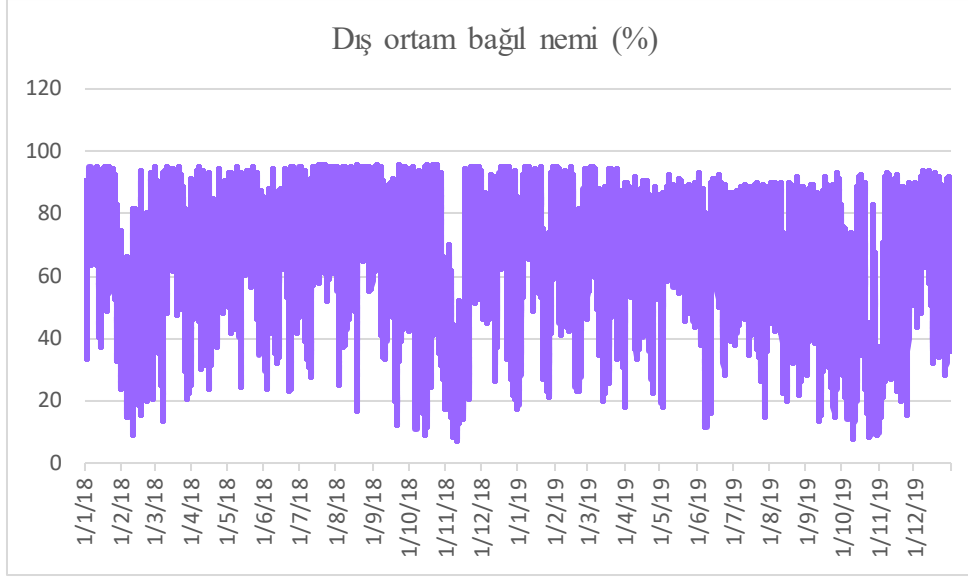
Şekil 7.5. Kuzey kanadı HVAC yükü ham veri dağılımı.



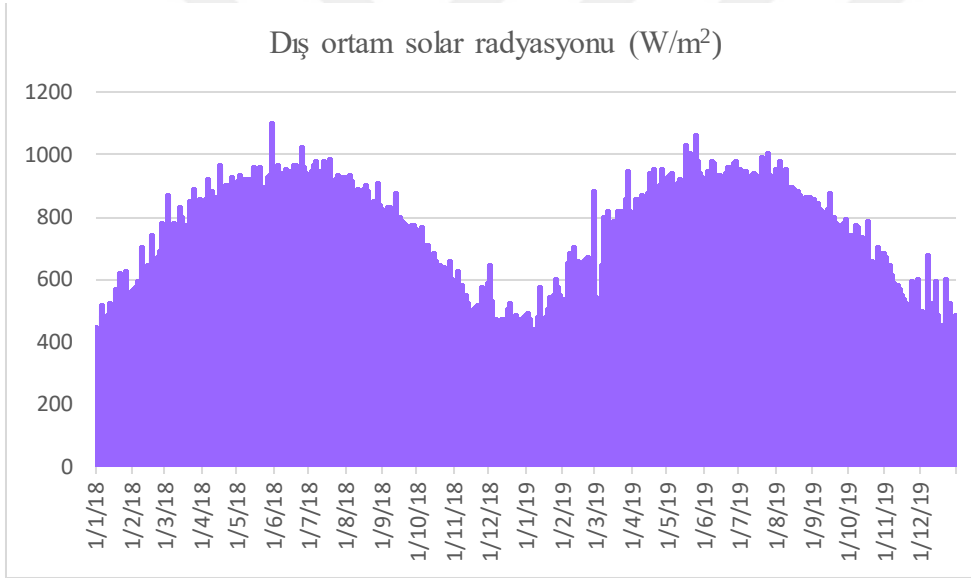
Şekil 7.6. Dış ortam hava sıcaklığı ham veri dağılımı.



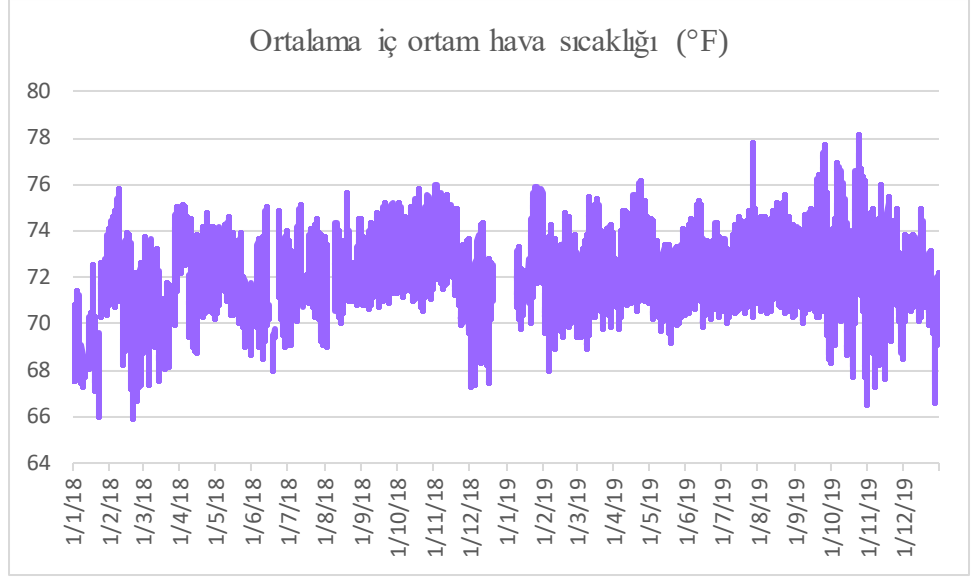
Şekil 7.7. Dış ortam çiy noktası sıcaklığı ham veri dağılımı.



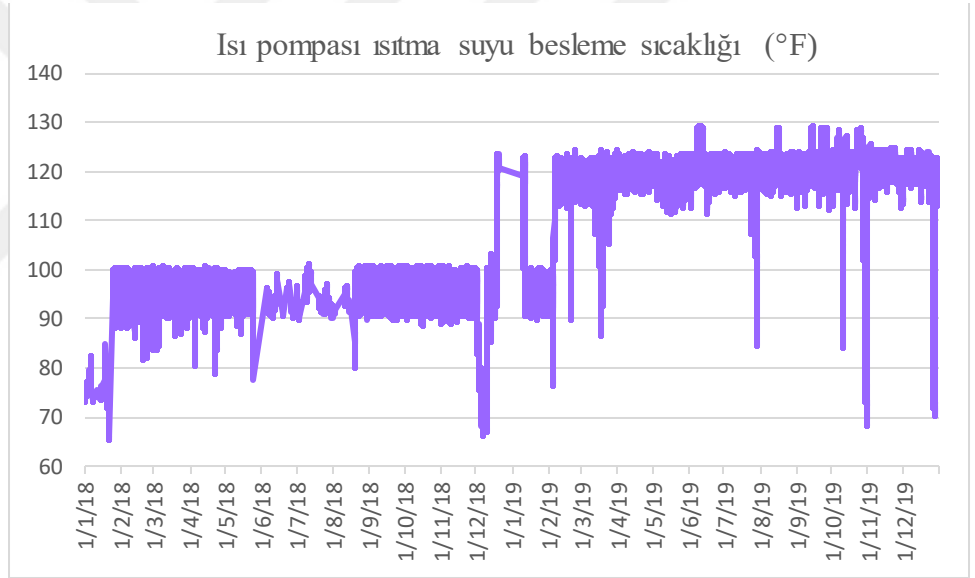
Şekil 7.8. Dış ortam bağıl nemi ham veri dağılımı.



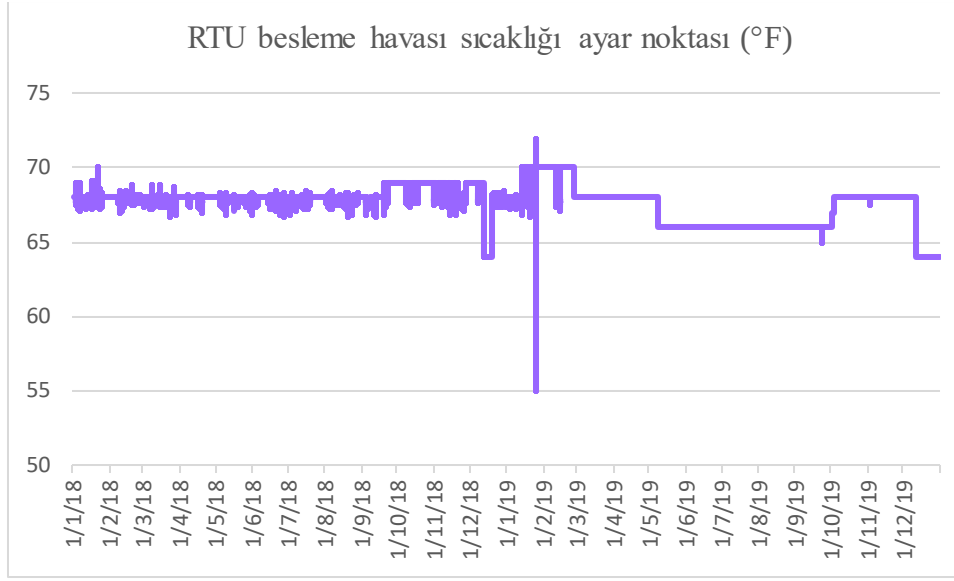
Şekil 7.9. Dış ortam solar radyasyonu ham veri dağılımı.



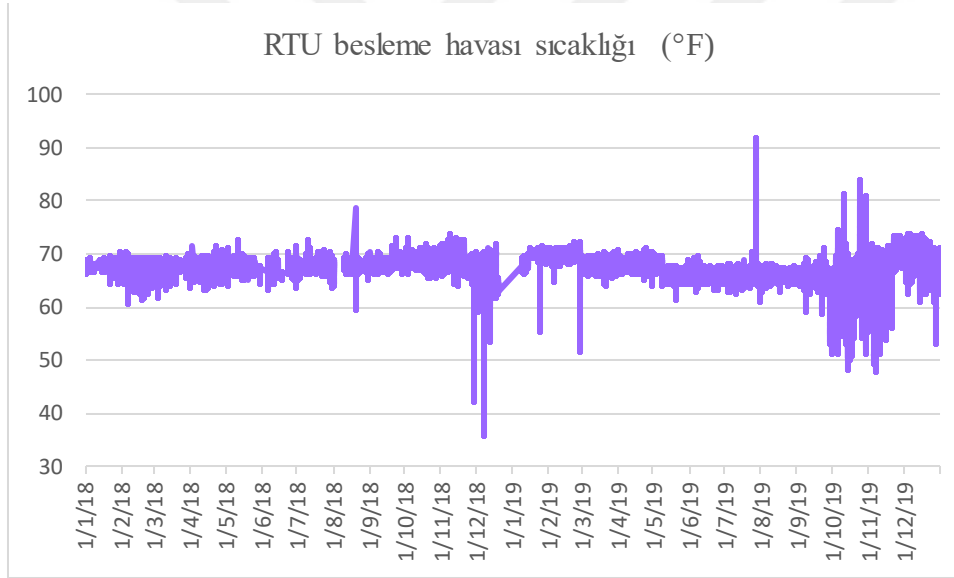
Şekil 7.10. Ortalama iç ortam hava sıcaklığı ham veri dağılımı.



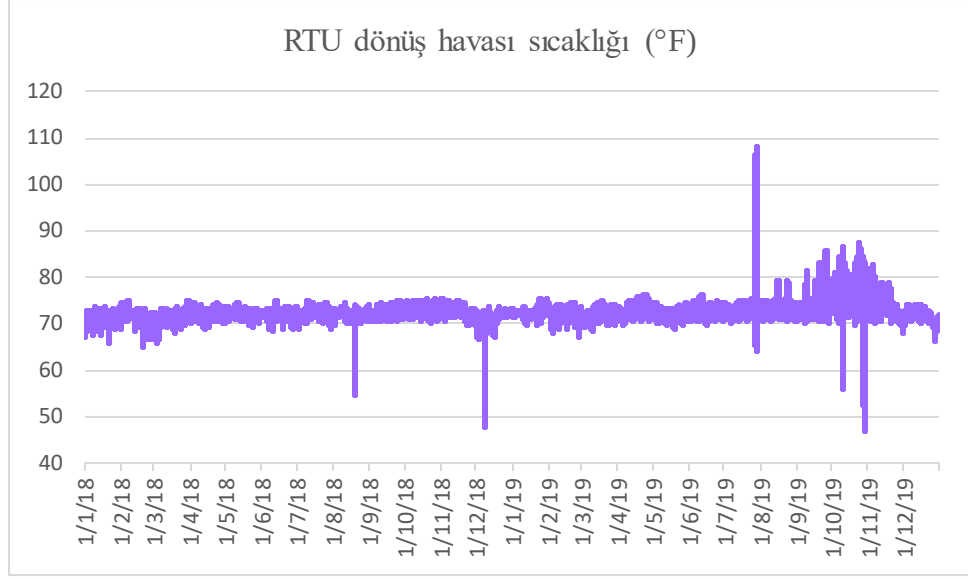
Şekil 7.11. Isı pompası ısıtma suyu besleme sıcaklığı ham veri dağılımı.



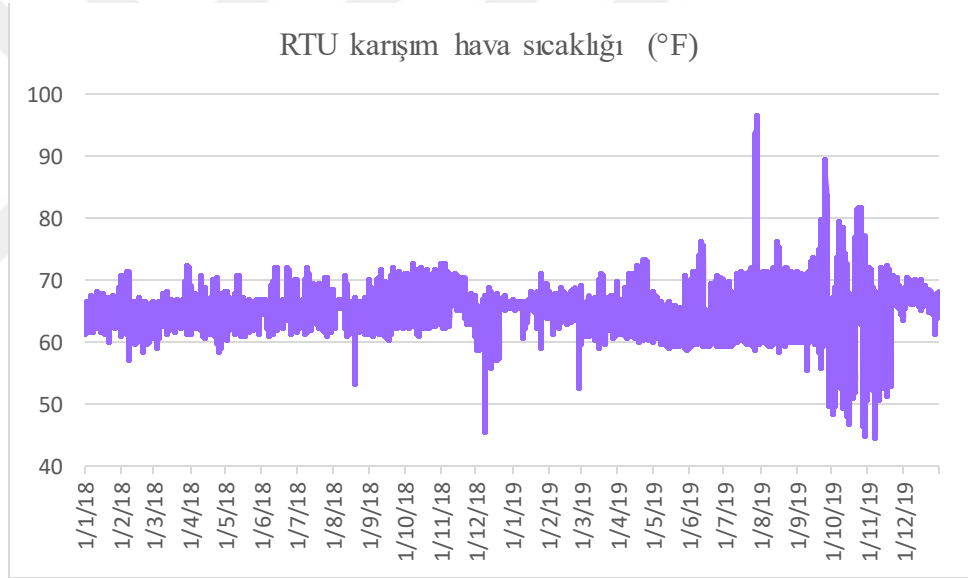
Şekil 7.12. RTU besleme havası sıcaklığı ayar noktası ham veri dağılımı.



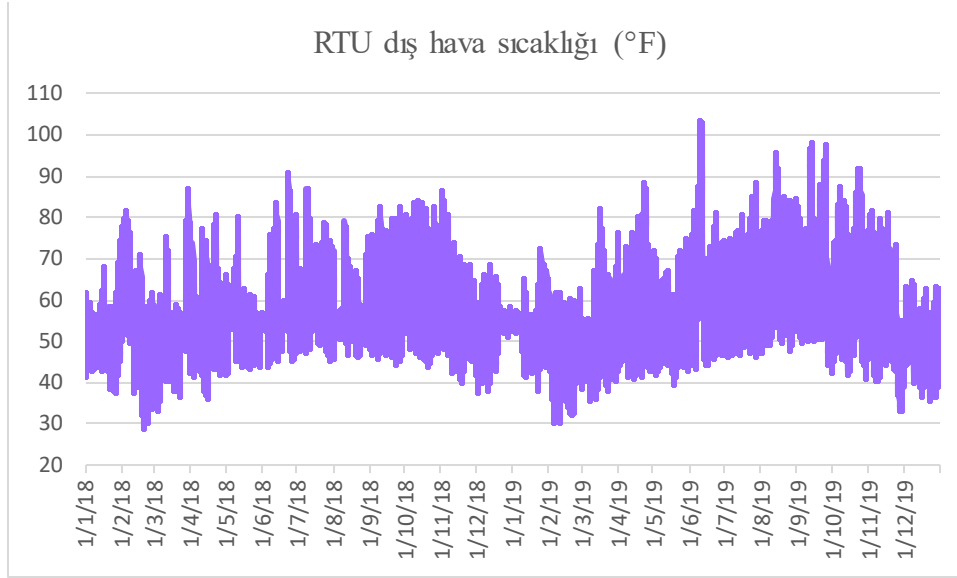
Şekil 7.13. RTU besleme havası sıcaklığı ham veri dağılımı.



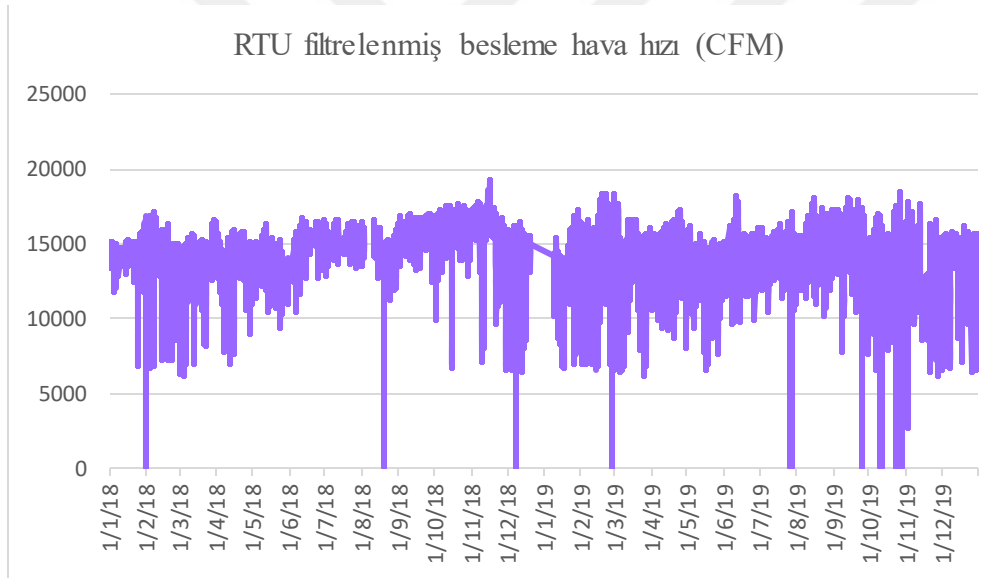
Şekil 7.14. RTU dönüş havası sıcaklığı ham veri dağılımı.



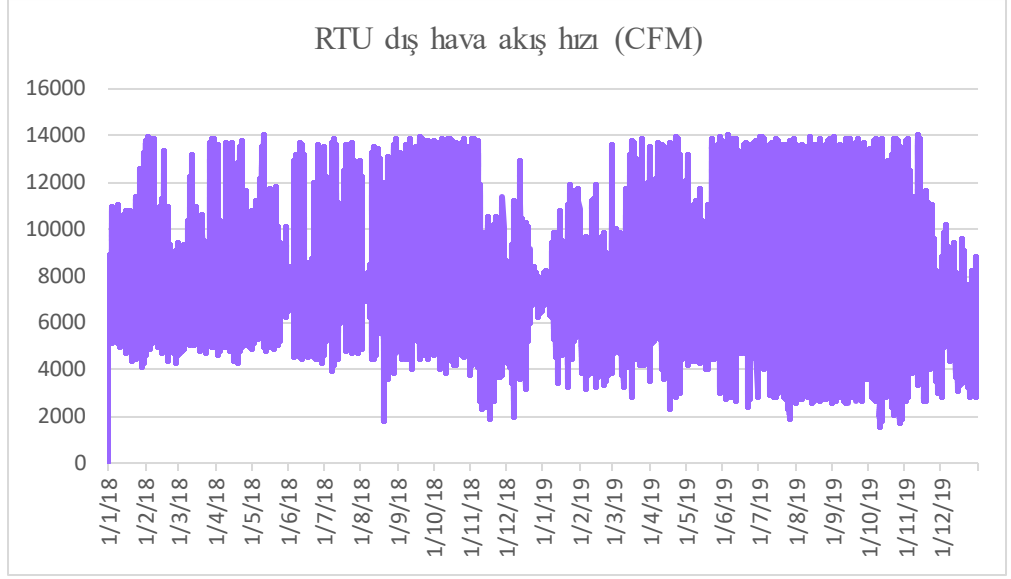
Şekil 7.15. RTU karışım hava sıcaklığı ham veri dağılımı.



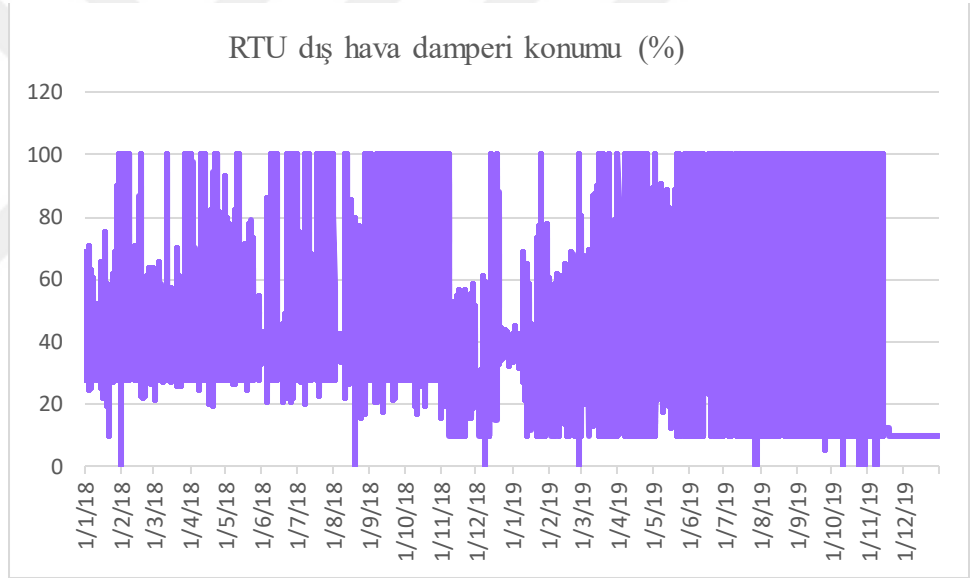
Şekil 7.16. RTU dış hava sıcaklığı ham veri dağılımı.



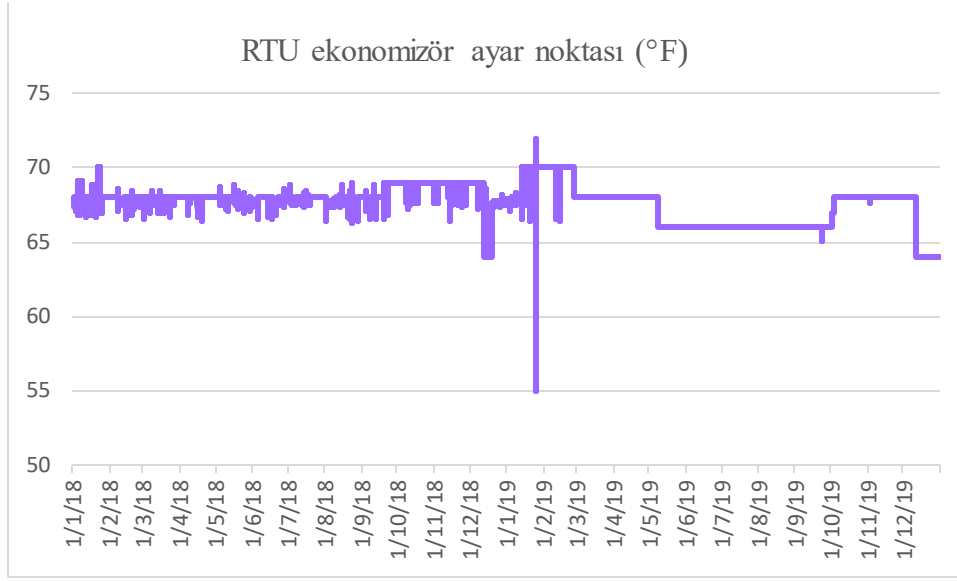
Şekil 7.17. RTU filtrelenmiş besleme hava hızı ham veri dağılımı.



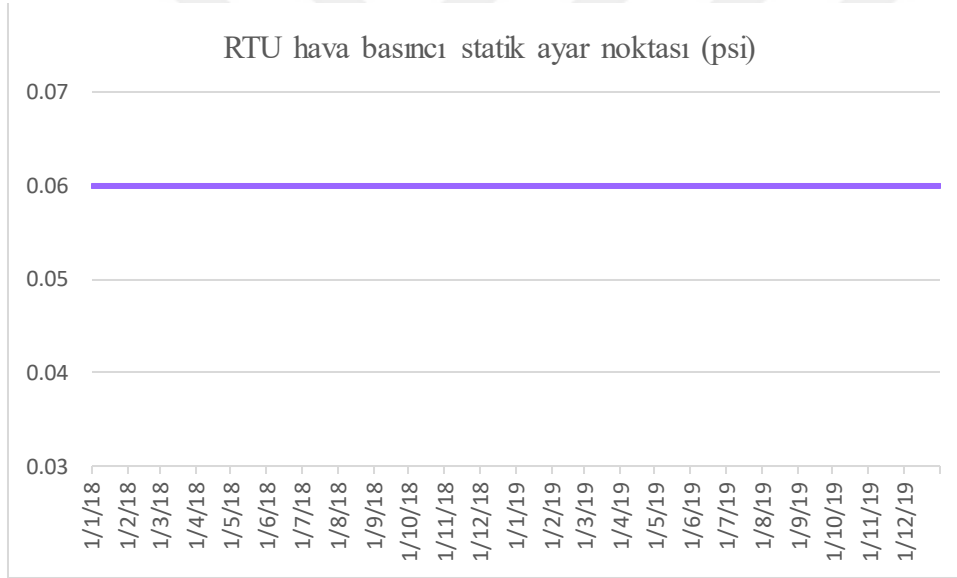
Şekil 7.18. RTU dış hava akış hızı ham veri dağılımı.



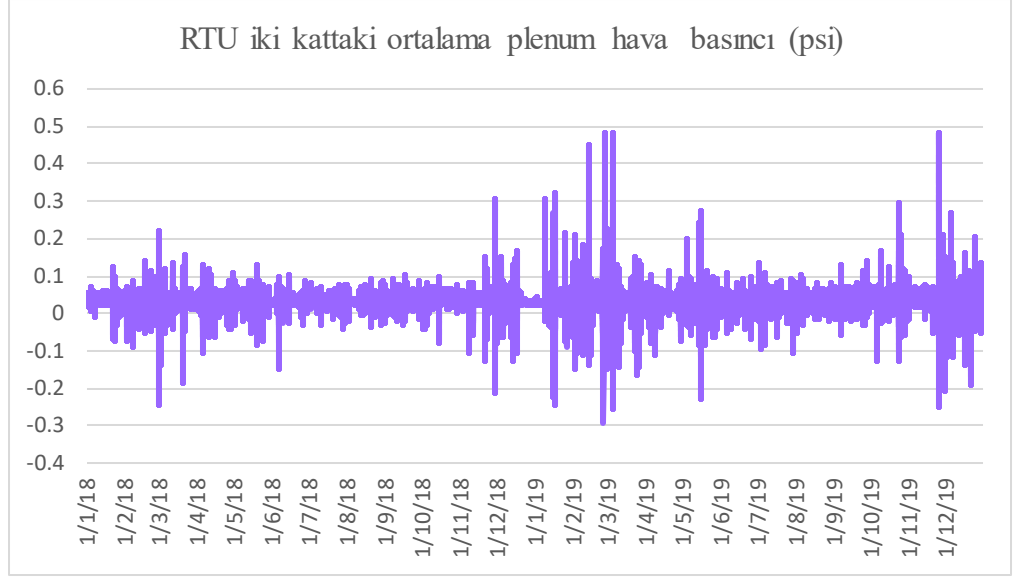
Şekil 7.19. RTU dış hava damperi konumu ham veri dağılımı.



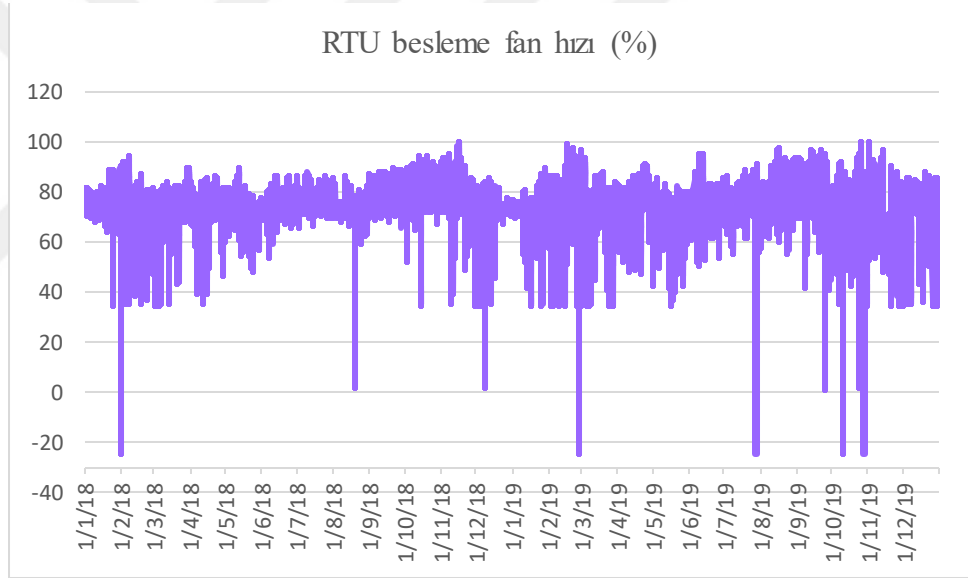
Şekil 7.20. RTU ekonomizör ayar noktası ham veri dağılımı.



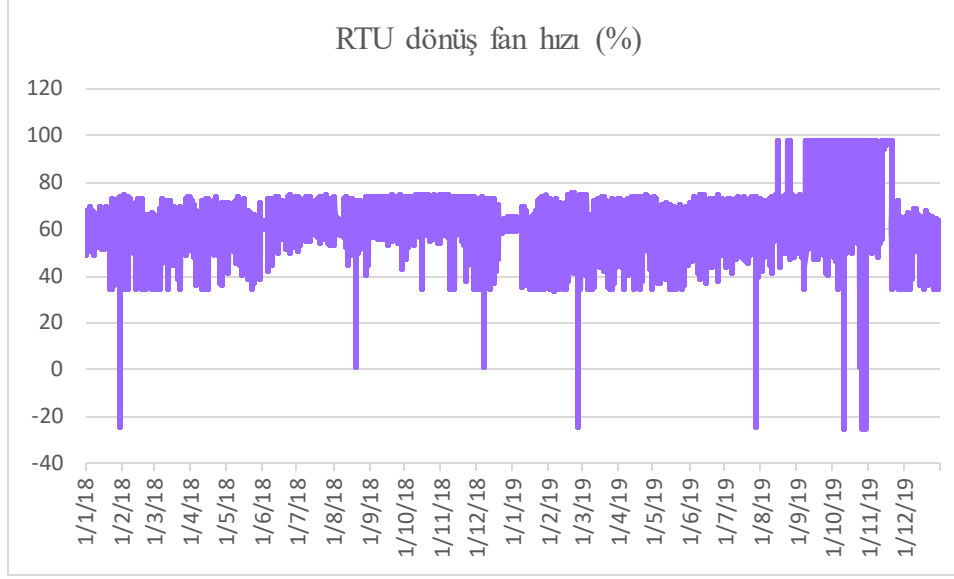
Şekil 7.21. RTU hava basıncı statik ayar noktası ham veri dağılımı.



Şekil 7.22. RTU iki kattaki ortalama plenum hava basıncı ham veri dağılımı.



Şekil 7.23. RTU besleme fan hızı ham veri dağılımı.



Şekil 7.24. RTU dönüş fan hızı ham veri dağılımı.

7.2 Anket veri seti

Tez çalışmasında önerilen DRL tabanlı HVAC kontrol stratejisindeki ödülde kullanılan, kullanıcıların termal konforlarına ait veriler ASHRAE'nin Global Termal Konfor veri tabanından elde edilmiştir. Veri tabanının oluşturulması, 2014 yılında Kaliforniya Üniversitesi, Berkeley'in Ortam İnşa Merkezi ve Sidney Üniversitesi'nin İç Ortam Çevre Kalitesi Laboratuvarı öncülüğünde başlamıştır. Bu veri tabanı, orijinal ASHRAE RP-884 veri tabanına ASHRAE Global Termal Konfor Veritabanı II projesi ile yeni veriler eklenmesiyle oluşturulmuştur. Orijinal ASHRAE RP-884 veri tabanı dünya çapında 160 binada yapılmış saha termal konfor araştırmalarından elde edilen 77.304 satır veriyi içeren kalite kontrollü bir veri tabanıdır (de Dear, 1998). Bu veri tabanına ASHRAE Global Termal Konfor Veritabanı II projesi ile ilk olarak 25.288 satırlık veri dahil edilmiş, daha sonra ise 6.441 yeni veri satırı daha eklenerek toplam veri sayısı 109.033 olan en son güncelleme (sürüm 2.1) yayımlanmıştır.

Tez kapsamında alan çalışması olarak ofis binası seçildiği için ASHRAE Global Termal Konfor Veritabanı II son sürümünde (2.1) bulunan ofis binalarına ait veriler kullanılmıştır. Seçilen verilerin özellikleri Çizelge 7.4'de verilmektedir. Kullanıcıların TSV'leri model için çıktı değişkeni olarak belirlenirken iç ortam hava sıcaklığı, dış ortam hava sıcaklığı, mevsim, bina ısıtma/soğutma sisteminin türü, kullanıcıların kıyafetlerinin ısı dirençleri ve metabolik oranları girdi değişkenleri olarak belirlenmiştir. Bu değişkenlerden iç ortam hava sıcaklığı, dış ortam hava sıcaklığı, kullanıcıların kıyafetlerinin ısı dirençleri ve metabolik

oranları, sürekli değişkenler olup mevsim, bina ısıtma/soğutma sisteminin türü ise kategorik değişkenlerdir. ASHRAE'nin orijinal veri setinde yer alan iç ortam bağıl nemi, hava akım hızı gibi diğer değişkenler bina veri setinde mevcut olmadığı için modele girdi değişkeni olarak dahil edilememiştir. Ayrıca, TSV'nin performansının karşılaştırılması için PMV indeksi kullanılmıştır. Seçilen değişkenlerden herhangi bir tanesinin veri satırında eksik olması durumunda veri kalitesi göz önünde bulundurularak ilgili veri satırı silinmiştir. Sonuç olarak, termal konfor tahmin modelinin oluşturulmasında 17237 adet veri satırı kullanılmıştır. Sürekli değişkenlere ait tanımlayıcı istatistikler Çizelge 7.5'de, kategorik değişkenlerin dağılımları ise Şekil 7.26 ve Şekil 7.25'de sunulmaktadır.

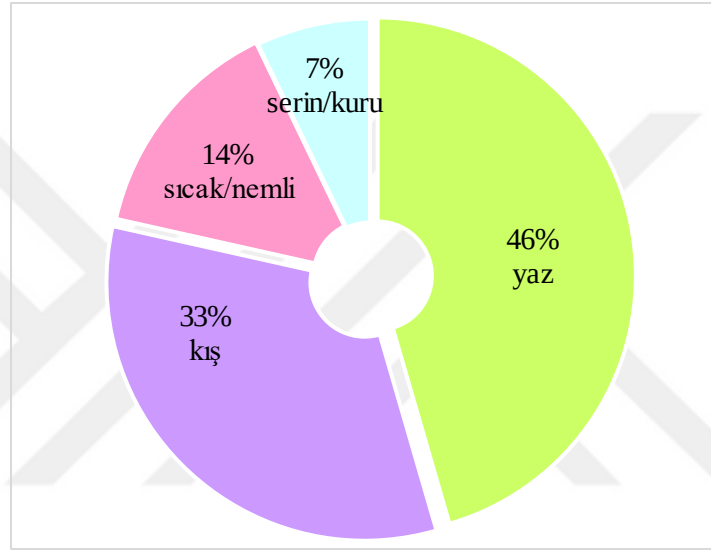
Bina, genelde oturularak çalışılan bir ofis binası olduğu için kullanıcıların met değeri termal konfor standardına göre 1.2 met olarak kabul edilmiştir (ISO 7730, 2005). Veri setinde bu met değerine ait clo değerlerinin yaz ve kış için ortalaması alınmıştır. Yaz için kullanıcıların kıyafet ısı dirençleri ortalama olarak 0.63 olarak belirlenirken kış için 0.87 olarak belirlenmiştir.

Çizelge 7.4. Anket seti veri değişkenlerinin tanımı ve özellikleri.

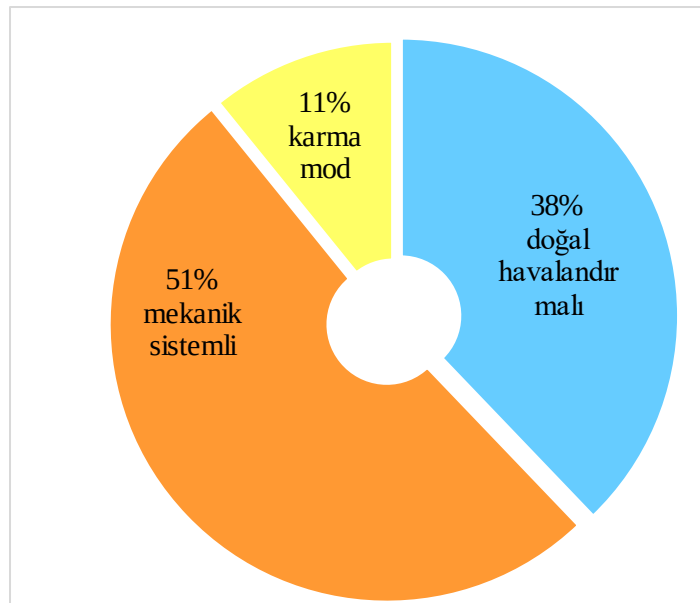
Kategori	Faktörler	Tanım	Birim	Aralık	Örneklem sayısı
Girdi Değişkenleri	T _{air}	Kullanılan alanda ölçülen hava sıcaklığı	°C	10.4 – 30	17237
	CLO	Kullanıcının giysilerinin yalıtımı	clo	0.05 - 2.09	
	MET	Kullanıcının ortalama metabolik hızı	met	0.8 - 3.8	
	T _{out}	Alan çalışması yapıldığında dış ortam aylık ortalama hava sıcaklığı	°C	-24.9 – (36.3)	
	Mevsim	Alan çalışmasının yapıldığı mevsim	-	Yaz, kış, serin/kuru, sıcak/nemli	
	Bina türü	Alan çalışmasının yapıldığı binanın türü	-	ofis	
	Binanın ısıtma/soğutma sistemi türü	Doğal Havalandırmalı = mekanik soğutma yok, ancak pencereler kullanılabilir. Mekanik sistemli = hava, radyant vb. olabilir ve çalıştırılabilir pencereler olmayabilir. Karma Mod = mekanik soğutma ve kullanılabilir pencereler (eşzamanlı, geçişli veya bölgelere ayrılmış olabilir).	-	Doğal havalandırmalı Mekanik sistemli Karma mod	
Çıktı değişkeni	TSV	Kullanıcının gerçek termal duyum oyu	-	-3 – (+3)	
Değerlendirme değişkeni	PMV	Kullanıcının tahmini termal duyum oyu	-	-2 – (+2)	

Çizelge 7.5. Anket verisetindeki sürekli değişkenlere ait tanımlayıcı istatistikler.

N=17237	Ortalama	Minimum	Maksimum	Standart sapma
Tair (°C)	23.61	10.4	30	2.80
CLO	0.64	0.05	2.09	0.28
MET	1.22	0.8	3.8	0.27
Tout (°C)	19.35	-24.9	36.3	8.16



Şekil 7.25. Mevsim kategorik değişkenine göre verilerin dağılımı.



Şekil 7.26. Binaın ısıtma/soğutma sistemi türü kategorik değişkenine göre verilerin dağılımı.

Bu tez çalışmasında oluşturulan 7 noktalı sınıflandırma tahmin modeli için veri tabanından oluşturulan TSV sınıfları ve örneklem sayıları Çizelge 7.6'da sunulmaktadır. Görüldüğü üzere, veri seti dengesiz olup örneklemelerin büyük bir çoğunluğunun nötr/konforlu, hafif serin ve hafif ılık sınıflarında yığılmaktadır. Bunun nedeni, ASHRAE veri setinin oluşturulmasında farklı kıtalardaki bireylerden alınan kullanıcıların termal konforlarının kullanılmasıdır. Bu durum, farklı geçmiş termal konfor ve demografik yapıya sahip kişilerden alınan verilerin sınıflara göre dağılımının orantılı olma ihtimalinin düşük olmasına neden olmaktadır. Buna bağlı olarak, oluşturulacak tahmin modellerinde dengesiz veri seti kullanıldığı dikkate alınmalıdır.

Çizelge 7.6. TSV ve PMV sınıfları.

Sınıflar	Veri Seti Değerleri	TSV Örneklem sayısı	%	PMV Örneklem sayısı	%
- 3 (Soğuk)	(-3) – (-2.6)	380	2	0	0
-2 (Serin)	(-1.6) – (-2.5)	992	6	720	4
-1 (Hafif serin)	(-0.6) – (-1.5)	2858	17	6075	35
0 (Nötr/Konforlu)	(-0.5) – (+0.5)	7603	44	8186	48
1 (Hafif ılık)	(+0.6) – (+1.5)	3713	22	2069	12
2 (Ilık)	(+1.6) – (+2.5)	1430	8	187	1
3 (Sıcak)	(+3) – (+2.6)	261	1	0	0

8. GELİŞTİRİLEN DRL TABANLI HVAC KONTROL STRATEJİSİNİN DEĞERLENDİRİLMESİ

Tez kapsamında seçilen RTU operasyonlarını tahminlemek amacıyla eğitilmiş zaman serisi ağları kullanılarak bir DRL eğitim ortamı ve bir test ortamı oluşturulmuştur (Şekil 6.1b ve c). Ayrıca RTU kontrol stratejisi üretmek için iki farklı algoritma ile DRL ajanı eğitilmiştir. Geliştirilen DRL tabanlı kontrol stratejilerinin ayrıntıları bu bölümde sunulmaktadır.

8.1 DRL Eğitim ve Test Ortamı Tasarımı

8.1.1 Bina otomasyon verilerinin önışlenmesi

Tez kapsamında ilk olarak orijinal veri setindeki değişkenlerin birimleri uluslararası birimler sistemine dönüştürülmüş ve her bir değişken 15 dakikalık olarak düzenlenmiştir. İkinci aşamada, Bölüm 6.1.1’de anlatılan veri önışleme adımları dikkate alınarak 2 yıllık (01.01.2018-01.01.2019) bina otomasyon ham verilerindeki, Çizelge 8.1’de sunulan eksik veriler ve aykırı değerler tespit edilmiştir. Tüm eksik veriler ve aykırı değerler düzlemsel enterpolasyon ile doldurulduktan sonra 20 değişkenin her biri için toplam 70.084 satır veri elde edilmiştir. Bu verilere ait tanımlayıcı istatistikler Çizelge 8.2’de sunulmaktadır.

Çizelge 8.1. Kullanılan bina veri seti.

	Eksik veri sayısı	Aykırı değer sayısı	Toplam veri sayısı
Kuzey Kanadı için HVAC yükü (kW)	5.232	897	70.084
Dış ortam hava sıcaklığı (°C)	0	1.298	70.084
Dış ortam çiy noktası sıcaklığı (°C)	0	2.374	70.084
Dış ortam bağıl nemi (%)	0	989	70.084
Dış ortam solar radyasyonu (W/m ²)	0	1.783	70.084
Ortalama iç ortam hava sıcaklığı (°C)	10.616	1123	70.084

Isı pompası ısıtma suyu besleme sıcaklığı (°C)	11.933	663	70.084
RTU besleme havası sıcaklığı ayar noktası (°C)	0	2.529	70.084
RTU besleme havası sıcaklığı (°C)	12.151	2.019	70.084
RTU dönüş havası sıcaklığı (°C)	0	1.832	70.084
RTU karışım hava sıcaklığı (°C)	0	2.393	70.084
RTU dış hava sıcaklığı (°C)	0	1.560	70.084
RTU filtrelenmiş besleme hava hızı (m³/s)	12.159	1.287	70.084
RTU dış hava akış hızı (m³/s)	0	1.990	70.084
RTU dış hava damperi konumu (%)	0	4.462	70.084
RTU ekonomizör ayar noktası (°C)	0	2.539	70.084
RTU hava statik basıncı ayar noktası (N/m²)	0	0	70.084
RTU iki kattaki ort. plenum hava basıncı (N/m²)	0	1.116	70.084
RTU besleme fan hızı (m³/s)	0	1.308	70.084
RTU dönüş fan hızı (m³/s)	0	4.372	70.084

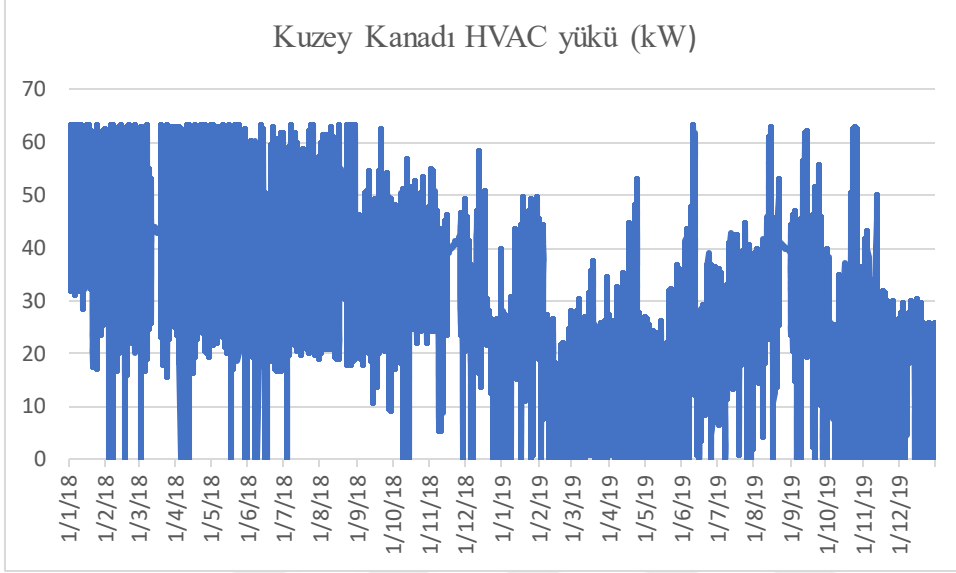
Çizelge 8.2. Bina verilerinin tanımlayıcı istatistikleri.

N=70084	Minimum	Maksimum	Ortalama	Standart sapma
Kuzey Kanadı için HVAC yükü (kW)	0,00	63,30	27,63	13,95
Dış ortam hava sıcaklığı (°C)	1,79	26,08	13,85	4,67
Dış ortam çiy noktası sıcaklığı (°C)	-6,06	18,22	7,06	4,72
Dış ortam bağıl nemi (%)	14,47	95,50	67,44	21,04

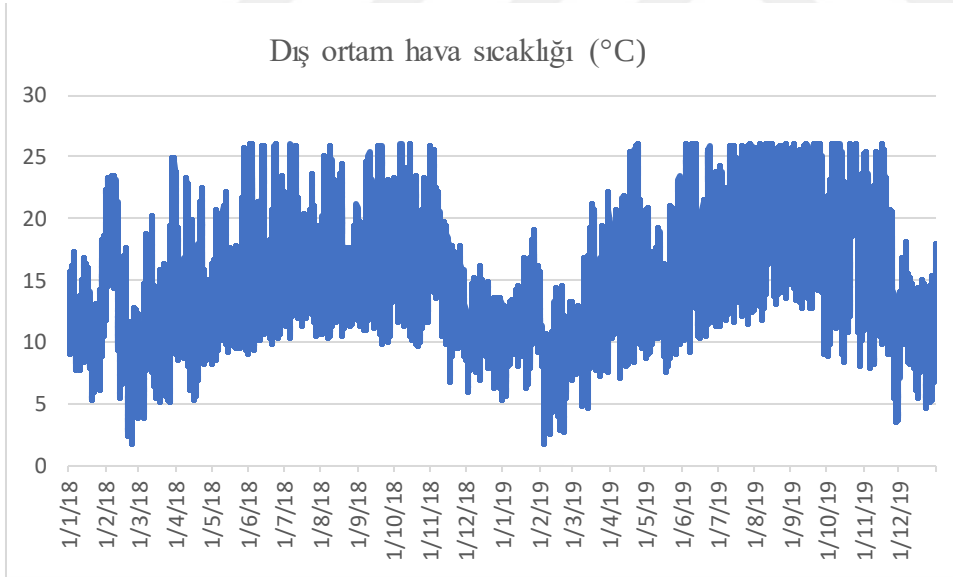
Dış ortam solar radyasyonu (W/m ²)	0,00	870,00	185,42	269,15
Ortalama iç ortam hava sıcaklığı (°C)	19,88	24,22	21,99	0,84
Isı pompası ısıtma suyu besleme sıcaklığı (°C)	21,71	54,06	40,94	8,20
RTU besleme havası sıcaklığı ayar noktası (°C)	18,33	21,11	19,84	0,56
RTU besleme havası sıcaklığı (°C)	15,61	23,56	19,65	1,19
RTU dönüş havası sıcaklığı (°C)	19,11	25,50	22,28	0,93
RTU karışım hava sıcaklığı (°C)	13,44	22,78	18,16	1,56
RTU dış hava sıcaklığı (°C)	-0,78	25,44	12,25	5,02
RTU filtrelenmiş besleme hava hızı (m ³ /s)	3,90	9,11	6,69	0,78
RTU dış hava akış hızı (m ³ /s)	0,84	5,98	3,38	0,97
RTU dış hava damperi konumu (%)	0,00	95,60	34,36	18,09
RTU ekonomizör ayar noktası (°C)	18,41	21,11	19,85	0,57
RTU hava statik basıncı ayar noktası (N/m ²)	4136.856	4136.856	4136.856	0
RTU iki kattaki ort, plenum hava basıncı (N/m ²)	-162,03	651,55	241,99	89,12
RTU besleme fan hızı (m ³ /s)	44,20	100,00	74,91	8,13
RTU dönüş fan hızı (m ³ /s)	33,90	96,10	62,62	9,06

Tanımlayıcı istatistikler incelendiğinde, statik basınç ayar noktasının standart sapmasının sıfır olduğu görülmektedir. Bu nedenle statik basınç ayar noktası

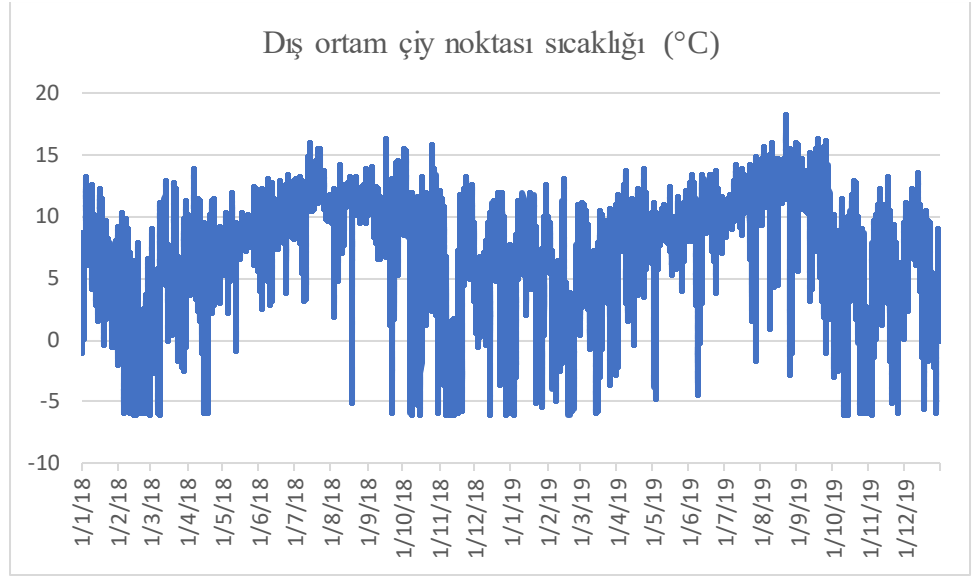
değişkeni HVAC kontrol stratejisi geliştirilmesine dahil edilmemiştir. Şekil 8.1-Şekil 8.19 veri önışlemesinden sonra elde edilen 19 değişkene ait veri dağılımlarını göstermektedir.



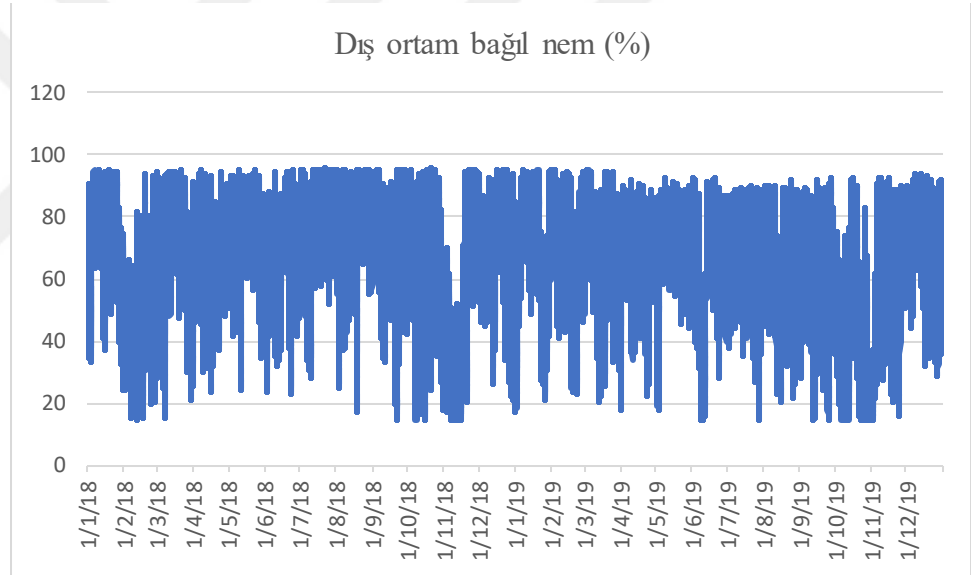
Şekil 8.1. Kuzey kanadı HVAC yükü veri dağılımı.



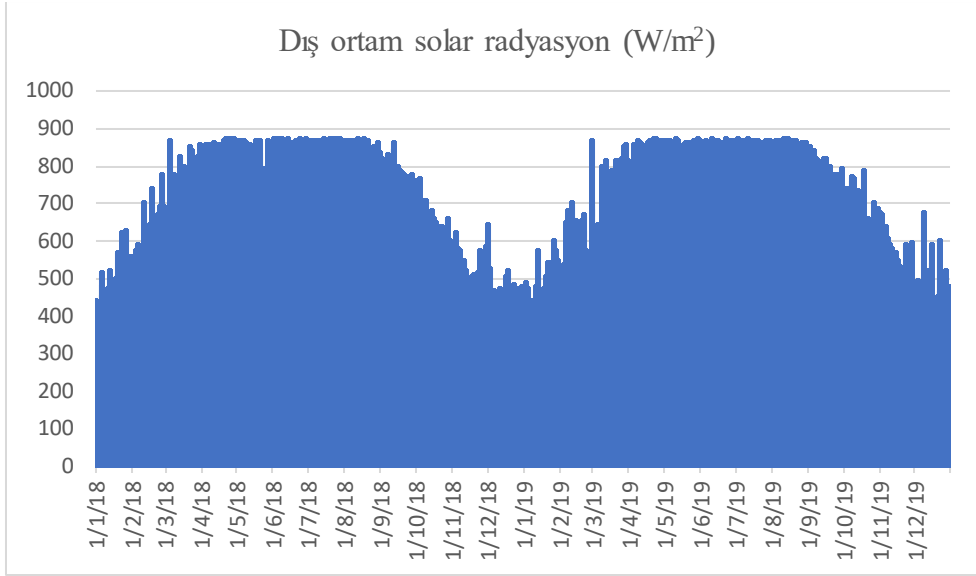
Şekil 8.2. Dış ortam hava sıcaklığı veri dağılımı.



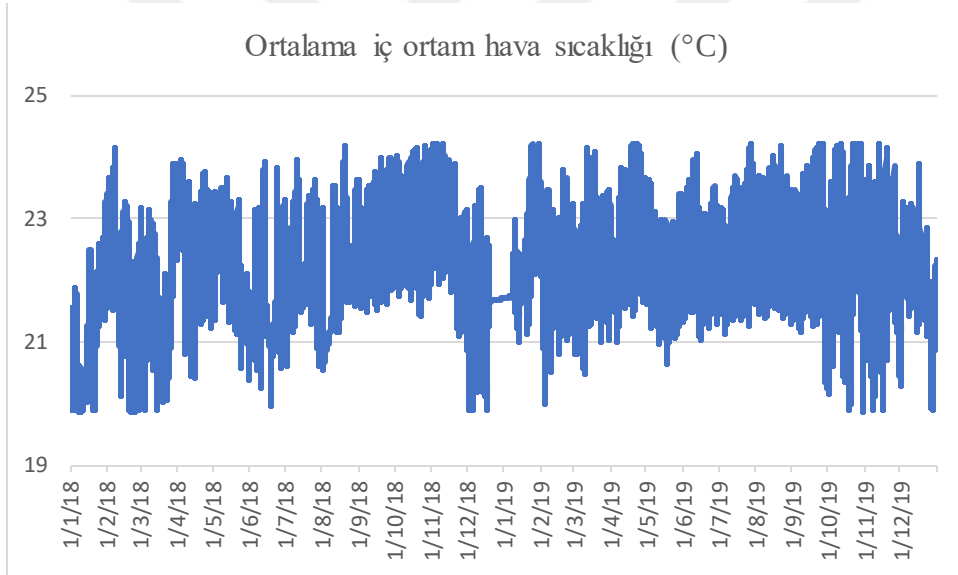
Şekil 8.3. Dış ortam çiy noktası sıcaklığı veri dağılımı.



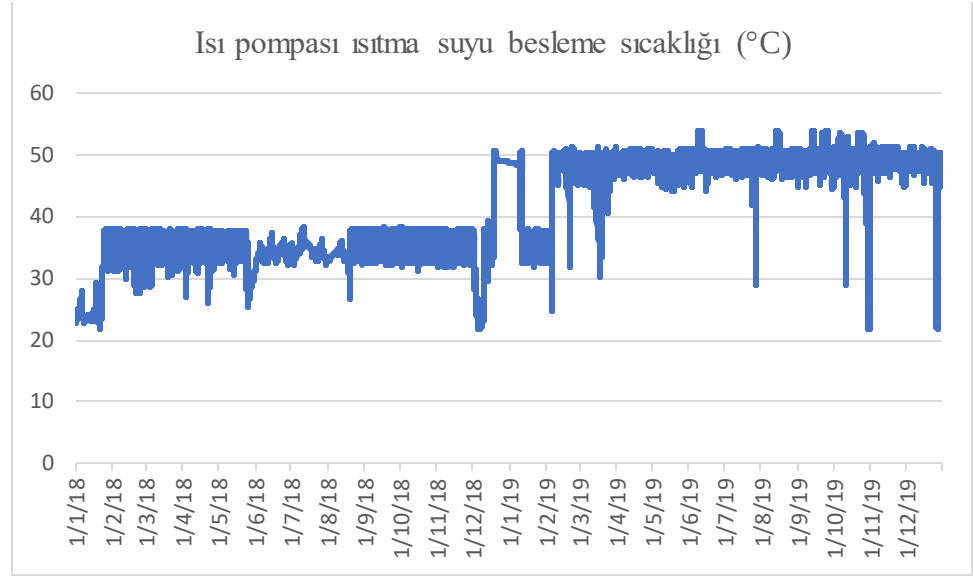
Şekil 8.4. Dış ortam bağıl nem veri dağılımı.



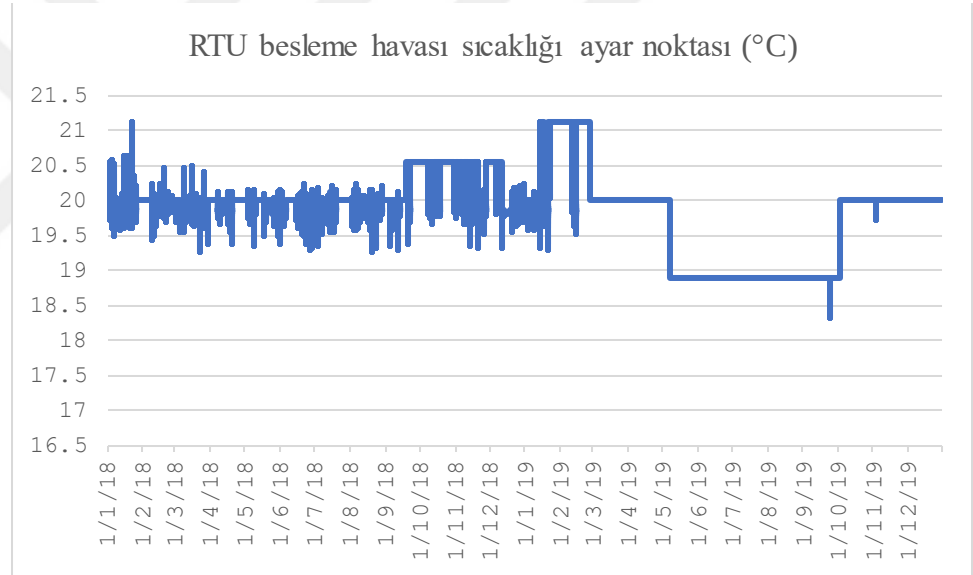
Şekil 8.5. Dış ortam solar radyasyon veri dağılımı.



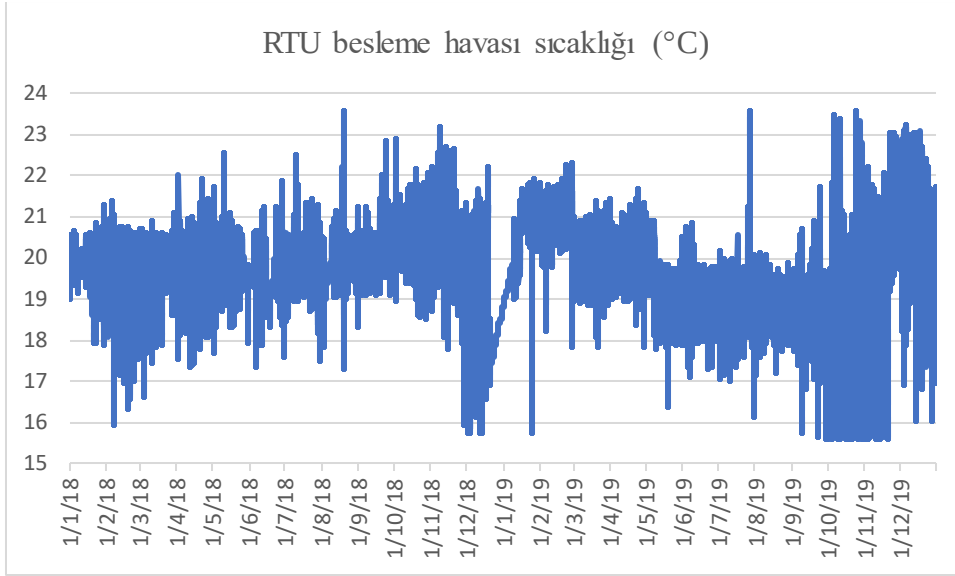
Şekil 8.6. Ortalama iç ortam hava sıcaklığı veri dağılımı.



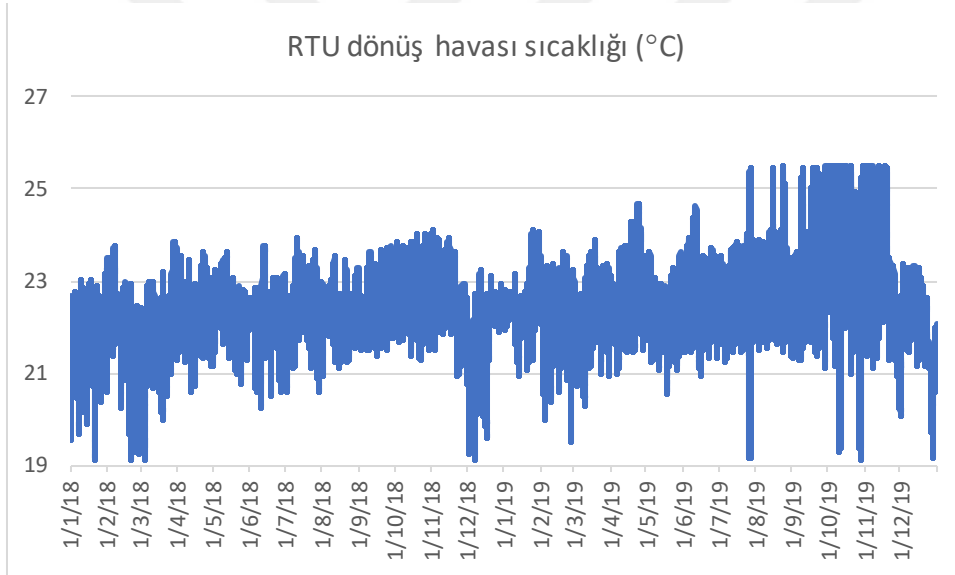
Şekil 8.7. Isı pompası ısıtma suyu besleme sıcaklığı veri dağılımı.



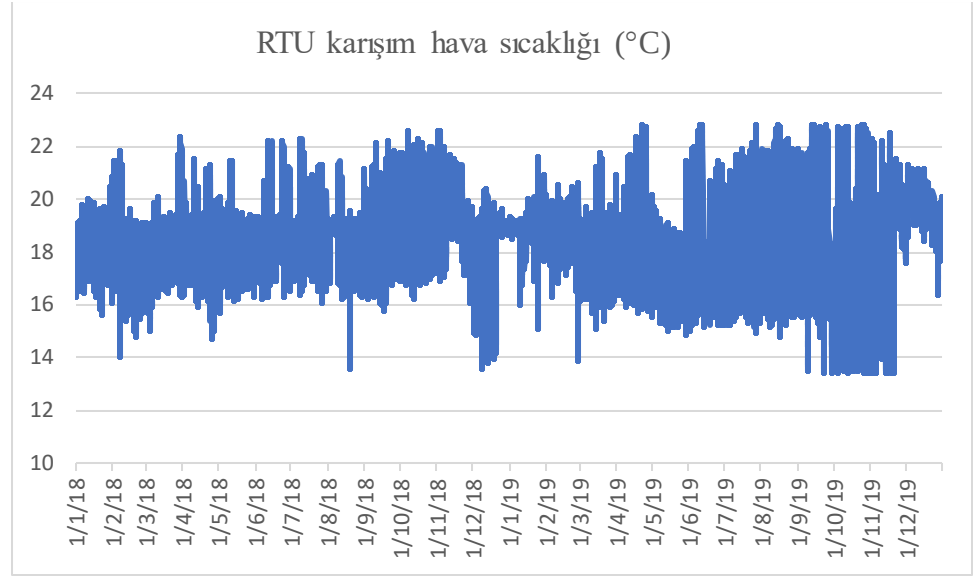
Şekil 8.8. RTU besleme havası sıcaklığı ayar noktası veri dağılımı.



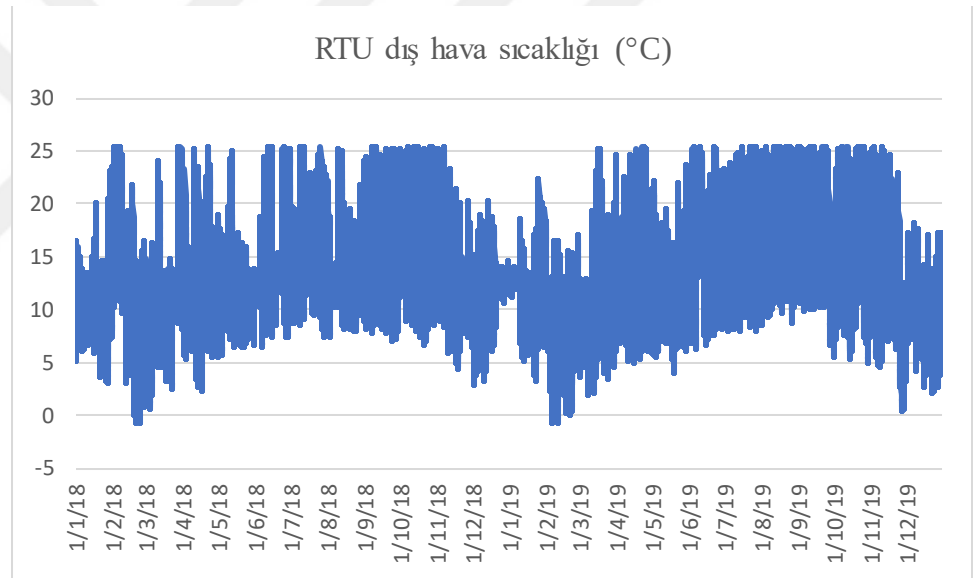
Şekil 8.9. RTU besleme havası sıcaklığı veri dağılımı.



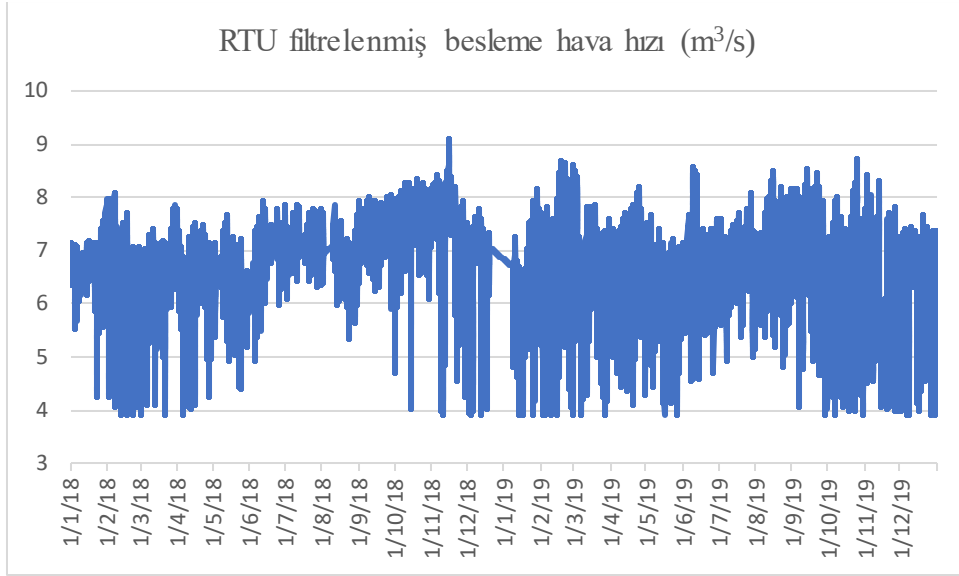
Şekil 8.10. RTU dönüş havası sıcaklığı veri dağılımı.



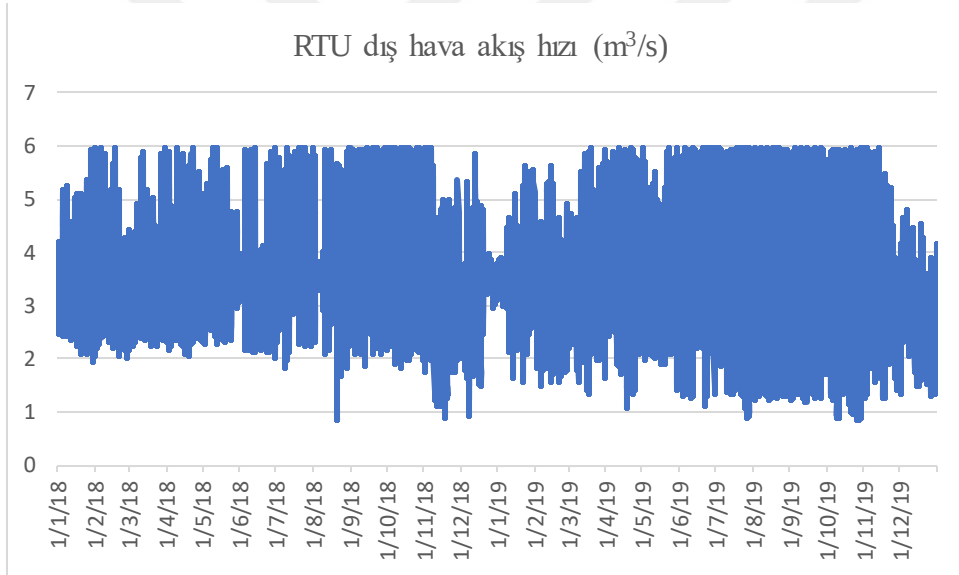
Şekil 8.11. RTU karışım hava sıcaklığı veri dağılımı.



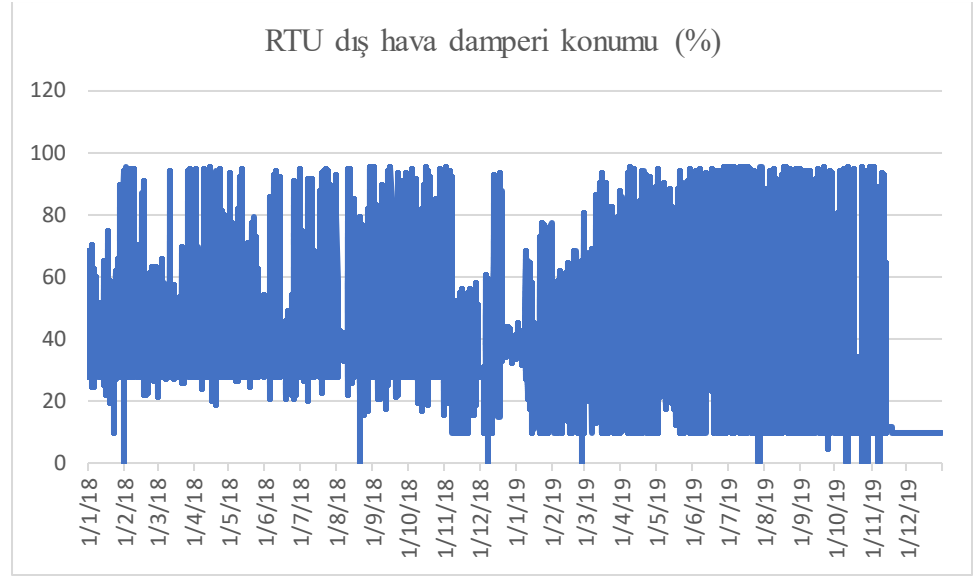
Şekil 8.12. RTU dış hava sıcaklığı veri dağılımı.



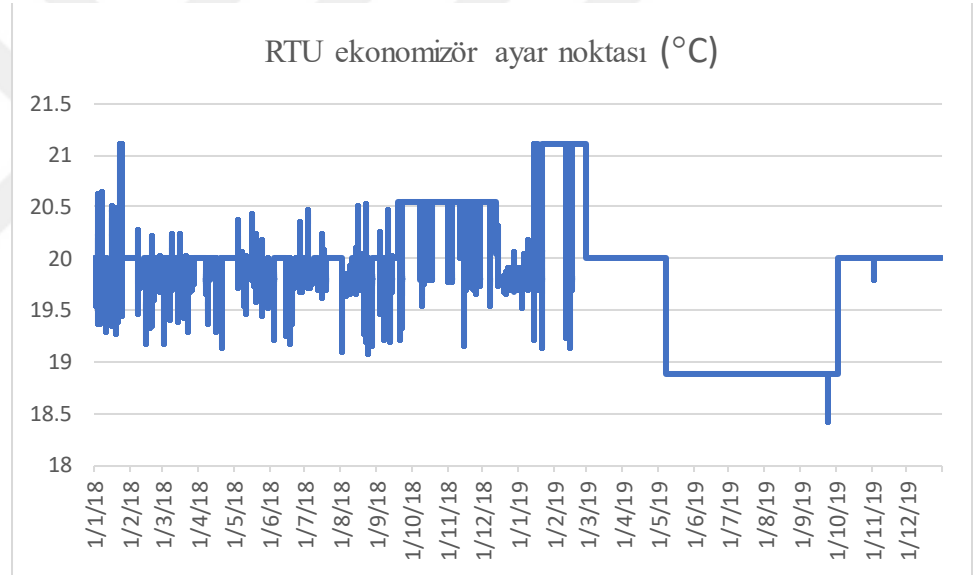
Şekil 8.13. RTU filtrelenmiş besleme hava hızı veri dağılımı.



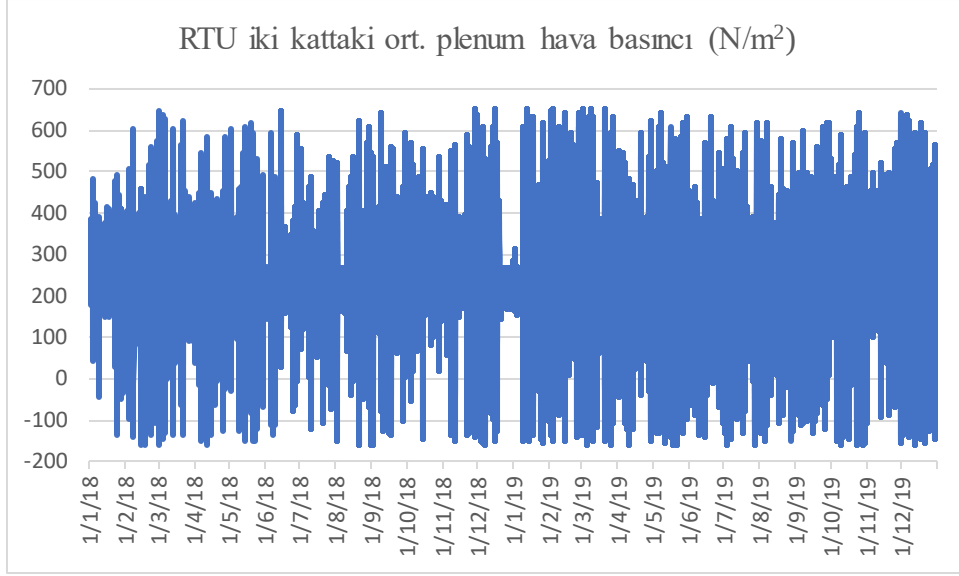
Şekil 8.14. RTU dış hava hızı veri dağılımı.



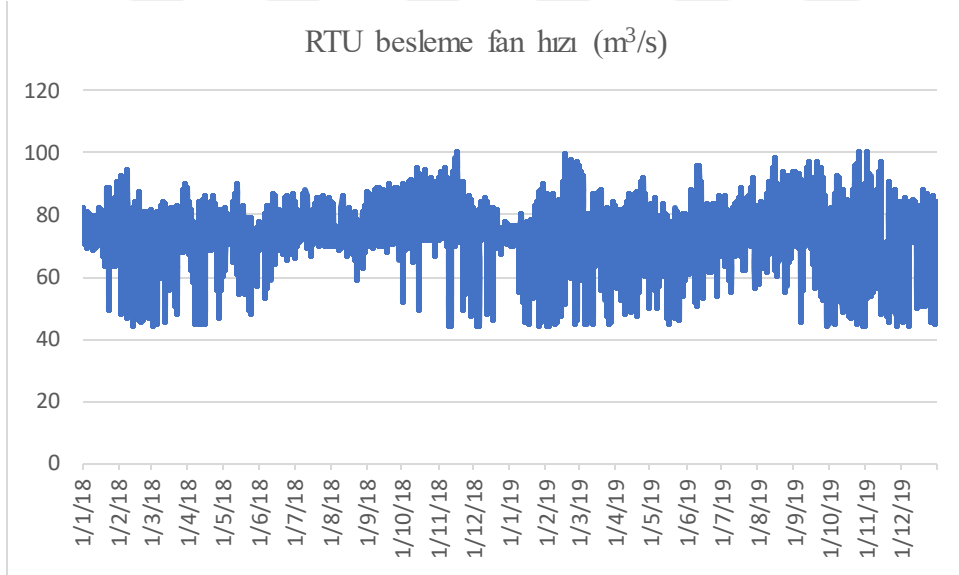
Şekil 8.15. RTU dış hava damperi konumu veri dağılımı.



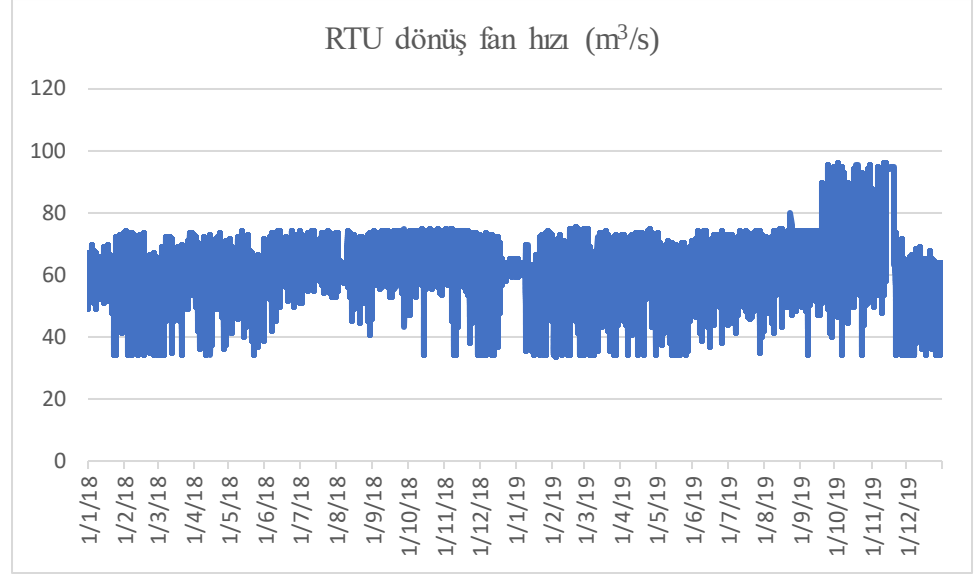
Şekil 8.16. RTU ekonomizör ayar noktası veri dağılımı.



Şekil 8.17. RTU iki kattaki ortalama plenum hava basıncı veri dağılımı.

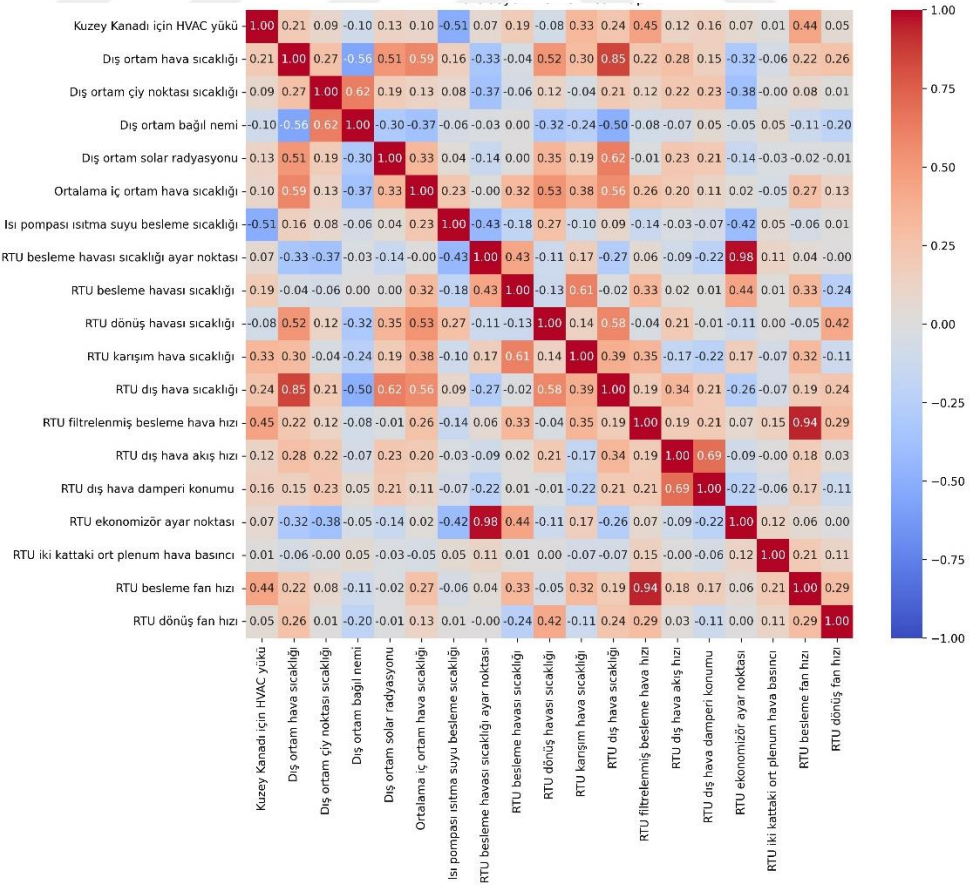


Şekil 8.18. RTU besleme fan hızı veri dağılımı.



Şekil 8.19. RTU dönüş fan hızı veri dağılımı.

Eksik ve aykırı değerler doldurulduktan sonra değişkenlerin birbirleriyle olan ilişkilerini incelemek için Pearson korelasyon katsayıları hesaplanmış ve korelasyon matrisi ısı haritası oluşturulmuştur (Şekil 8.20).



Şekil 8.20. Korelasyon matrisi ısı haritası.

Matristeki Pearson korelasyon katsayısı için eşik değerler $+0,80$ ve $-0,80$ olarak belirlenmiştir. Bu eşik değerlerden daha yüksek/düşük değerler, değişkenler arasındaki yüksek doğrusal/ters-doğrusal ilişkiyi göstermekte ve bu nedenle genellikle eşdoğrusallığın var olması muhtemel olmaktadır (Belinda & Peat, 2014; Pavelescu, 2014; Shrestha, 2020; Young, 2017). Pearson korelasyon katsayısı 0.80 'den büyük olan değişkenler

Şekil 8.20'de görüldüğü üzere şu şekildedir;

- (1) RTU besleme havası sıcaklığı ayar noktası ile RTU ekonomizer ayar noktası (Pearson korelasyon katsayısı= 0.98)
- (2) Sensörden gelen dış ortam hava sıcaklığı ile RTU dış hava sıcaklığı (Pearson korelasyon katsayısı= 0.85)
- (3) RTU besleme fan hızı ile RTU filtrelenmiş besleme hava hızı (Pearson korelasyon katsayısı= 0.94)

Tekrardan kaçınmak ve eşdoğrusallığı önlemek için bu değişkenlerden RTU besleme havası sıcaklığı ayar noktası, sensörden gelen dış ortam hava sıcaklığı ve RTU besleme fan hızı seçilmiştir. Sonuç olarak, veri ön işleme aşamasından sonra orijinal 19 değişken 16 değişkene düşürülmüştür. Bu 16 değişken, Çizelge 8.3'de görüldüğü gibi, DRL için durum ve eylem parametreleri olarak ayrılmıştır. Durum değişkenleri, yalnızca DRL ajanı tarafından gözlemlenebilen değişkenler iken, eylem değişkenleri ajan tarafından kontrol edilebilen değişkenlerdir. Bir başka ifadeyle, DRL tabanlı HVAC kontrol stratejileri, RTU eylem değişkenlerini kontrol etmek için geliştirilmiştir. Ayrıca, durum değişkenleri çevresel ve RTU durum değişkenleri olarak ikiye ayrılmıştır. Çevresel durum değişkenleri olarak çevre tarafından belirlenen dış ortam hava sıcaklığı, çiy noktası sıcaklığı, bağıl nem ve solar radyasyon değişkenleri belirlenmiştir. Ayrıca, 16 değişkene ek olarak doğrudan zamanı belirten ay, gün ve saat değişkenleri de çevresel durum değişkeni olarak kabul edilmiştir. RTU'lara yerleştirilmiş sensörler tarafından kaydedilen değişkenler ise RTU durum değişkeni olarak belirlenmiştir. Ayrıca, bina otomasyon sisteminin bir parçası olarak her bir zona monte edilen ve UFT'nin hizmet verdiği duvara monte sensörler tarafından ölçülmüş olan binanın dış termal zonlarının iç ortam hava sıcaklıkları da RTU durum değişkeni olarak belirlenmiştir.

Çizelge 8.3. Durum ve eylem değişkenleri.

Çevresel durum değişkenleri	ay, gün, saat, dış ortam hava sıcaklığı, dış ortam çiy noktası sıcaklığı, dış ortam bağıl nemi, dış ortam solar radyasyonu
RTU durum değişkenleri	ortalama iç ortam hava sıcaklığı, ısı pompası ısıtma suyu besleme sıcaklığı, RTU besleme havası sıcaklığı, RTU dönüş havası sıcaklığı, RTU karışım hava sıcaklığı, RTU dış hava akış hızı, RTU kattaki plenum hava basıncı, RTU dönüş fan hızı, kuzey kanadı için HVAC yükü
Eylem değişkenleri	RTU dış hava damperi konumu, RTU besleme havası sıcaklığı ayar noktası, RTU besleme fan hızı

8.1.2 RTU operasyonlarını tahminlemek için LSTM/GRU'nun eğitilmesi ve DRL eğitim ortamının oluşturulması

Bu adımda RTU operasyonlarını tahminlemek için LSTM ve GRU modelleri eğitim için seçilmiş ve sonuçları karşılaştırılmıştır. En iyi performansa sahip model, DRL ajanı eğitim ortamı oluşturmak için kullanılmıştır (Şekil 6.1b ve c).

LSTM ve GRU, "geriye bakma" (look-back - lb) kavramı tarafından yakalanan, tahmin sırasında önceki girdileri "hatırlama" yeteneği nedeniyle zaman serisi verilerini tahmin etmede üstündür (Zou et al., 2020a). Geriye bakma, bir LSTM ve GRU düğümünün mevcut çıktıyı tahmin etmek için önceki girdilerden "hatırladığı" zaman damgalarının sayısını ifade eder (Cortez et al., 2018). Kullanılan veri setinde RTU için bina otomasyon sistemi verileri her 15 dakikada bir olacak şekilde düzenlenmiştir, bu da 24 sütun içeren 96 satır bina otomasyon verisi olduğu anlamına gelmektedir. Bu tezde, geriye bakma değeri olarak 672 (96×7) kullanılmıştır. Bu, bir sonraki durumu tahmin ederken, LSTM ve GRU ağına bir haftalık geçmiş girdi verilerine (yani önceki durumlar ve eylemler) kadar geri başvurduğu anlamına gelmektedir.

Tez kapsamında çok girdili - çok çıktılı LSTM ve GRU modelleri oluşturulmuştur. Bu ağlarının girişi, 19 durum ve eylem değişkenlerinin tamamını içerirken çıkış yalnızca RTU durum değişkenlerini (9 değişken) içerir (Bknz. Çizelge 8.3). Bu girdi/çıkış çifti, DRL ajanı için kontrol girdi/çıkış dikkate alınarak tasarlanmıştır. DRL ajanı bir eyleme karar vermek için mevcut durumunu (RTU ve çevre durumları) gözlemler ve eğitim ortamı bir sonraki RTU durumunu ve bir ödülü oluşturmak için bu durum/eylem çiftini alır. Bu nedenle, eğitim ortamı DRL

ajanının bir sonraki eylemini (hedef aktör ağı tarafından üretilen) veya çevresel durum değişkenlerini (tarihsel hava durumu gibi geçmiş verilerle belirlenir) tahmin etmez, yalnızca RTU'yu tahmin eder.

Değerlendirme sırasında, LSTM ve GRU ağ doğruluğunu incelemek amacıyla eğitim için ilk yıl verileri, test için ikinci yıl verileri kullanılmıştır. Bunun nedeni, zaman serisi modellerinin bir yıldaki tüm mevsimleri görerek öğrenebilmesi ve daha sonra da tüm mevsimler için test edilebilmesini sağlamaktır.

RTU için en iyi LSTM veya GRU ağ mimarisini bulmak amacıyla, LSTM ve GRU'nun iki hiper parametresi olan (a) katmanlarının sayısı ve (b) katman başına düğüm sayılarının kombinasyonları denenmiştir. Kombinasyonlar seçilirken LSTM ve GRU ağları ile ilgili literatürdeki aşağıda verilen bilgiler dikkate alınmıştır:

Standart sinir ağlarının aksine, LSTM, GRU veya genel olarak RNN, doğru tahmin sonuçları üretmek için çok derin bir ağ gerektirmez (Cortez et al., 2018; Lillicrap et al., 2016; Zou et al., 2020a). Aksine, katman başına LSTM veya GRU düğümlerinin sayısını değiştirmenin, LSTM veya GRU katmanlarının sayısını değiştirmekten daha etkili bir hiper parametre ayarlama yöntemi olduğu kanıtlanmıştır (Schmidhuber, 2015). Önceki araştırmalar daha derin LSTM ağlarının HVAC operasyonel verilerinin tahmin doğruluğunda çok az gelişme sağladığını gösterdiğinden, LSTM katmanlarının sayısı dörtten küçük olacak şekilde seçilmiştir (Mohandes et al., 2019; Mohanraj et al., 2015). Öte yandan, daha geniş ağlar için tahmin doğruluğundaki marjinal iyileşme düşük olduğundan, katman başına LSTM düğümlerinin sayısı 128'in altında tutulmuştur (Mohandes et al., 2019; Mohanraj et al., 2015). Sonuç olarak, ağ mimarileri bir, iki ve üç LSTM ve GRU katmanıyla ve katman başına 16, 32, 64 ve 128 düğümle test edilmiş ve geri inceleme değeri olarak 672 (yani, 96 x 7) kullanılmıştır. Uygulama Python'da "TensorFlow" kütüphanesi kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Özellikle, TensorFlow'un Keras API'sinden "from tensorflow.keras.layers import LSTM, Dense" modülleri kullanılarak LSTM ve GRU katmanları ile yoğun katmanlar (Dense layers) oluşturulmuştur. Uygulanan kombinasyonlara ait MSE ve R^2 değerleri ile algoritmaların eğitim süreleri

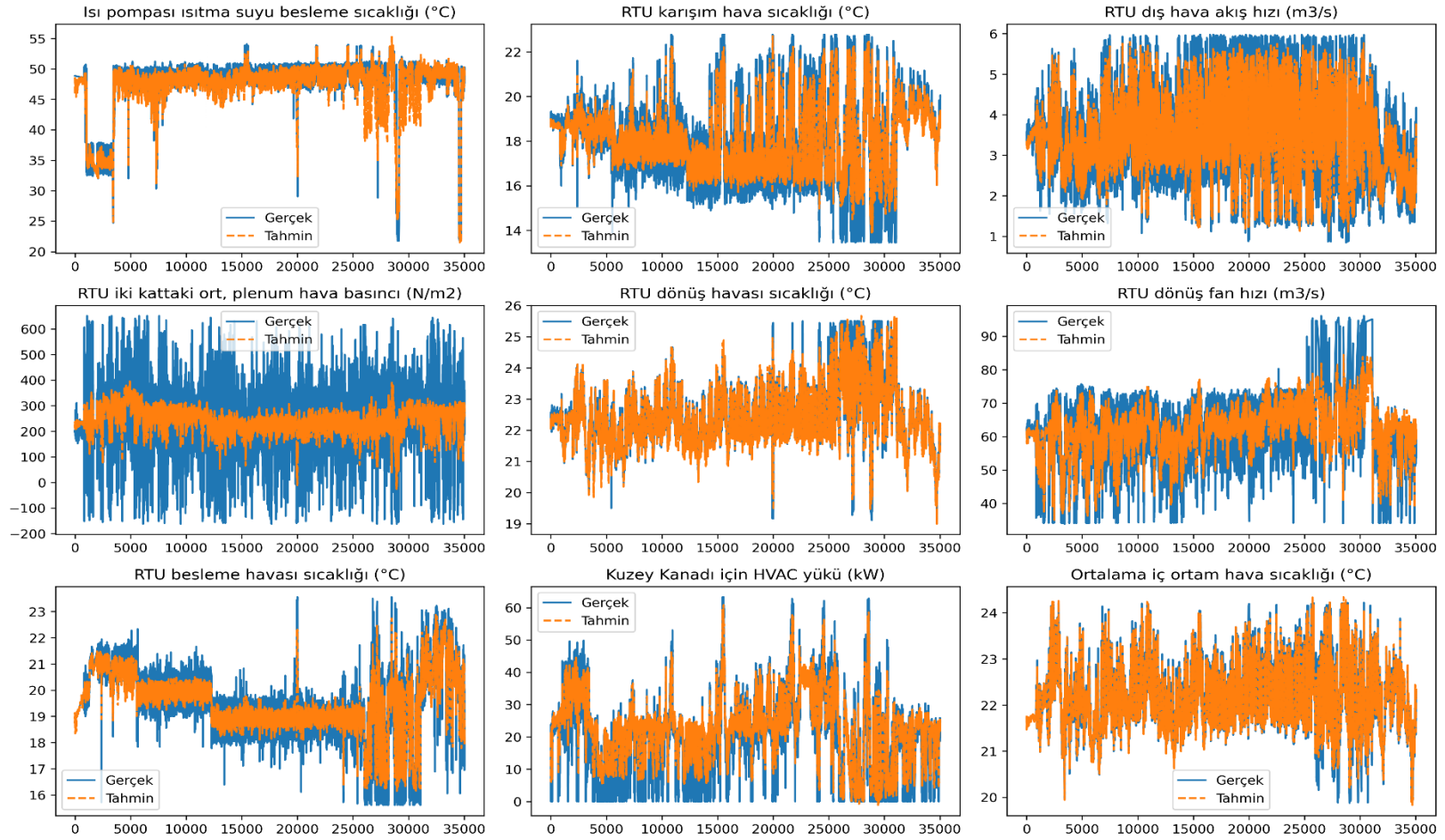
Çizelge 8.4'de sunulmaktadır.

Çizelge 8.4. Farklı sayıda LSTM ve GRU katmanı ve katman başına LSTM ve GRU düğümleri için MSE, R^2 değerleri ve eğitim süresi.

epoch=10	Eğitim Verisi	Test verisi

Yöntem	Katman	Düğüm	MSE	Süre (s)	MSE	R ²
LSTM	1	16	0,0037	1221,08	0,0075	0,73
GRU	1	16	0,0037	1015,13	0,0068	0,74
LSTM	2	16	0,0037	2295,39	0,0089	0,68
GRU	2	16	0,0036	2081,91	0,0066	0,76
LSTM	3	16	0,0037	3857,16	0,0087	0,68
GRU	3	16	0,0036	3289,21	0,0074	0,72
LSTM	1	32	0,0036	1873,28	0,0060	0,77
GRU	1	32	0,0035	1406,12	0,0057	0,78
LSTM	2	32	0,0041	2652,35	0,0079	0,71
GRU	2	32	0,0039	2338,87	0,0063	0,75
LSTM	3	32	0,0035	4205,51	0,0091	0,67
GRU	3	32	0,0035	3629,80	0,0060	0,77
LSTM	1	64	0,0035	2518,54	0,0063	0,76
GRU	1	64	0,0035	1484,62	0,0058	0,78
LSTM	2	64	0,0035	3884,83	0,0073	0,73
GRU	2	64	0,0035	3150,30	0,0058	0,78
LSTM	3	64	0,0034	6282,33	0,0083	0,70
GRU	3	64	0,0034	5140,36	0,0060	0,78
LSTM	1	128	0,0035	3852,48	0,0065	0,76
GRU	1	128	0,0034	3035,14	0,0059	0,77
LSTM	2	128	0,0035	9214,36	0,0073	0,74
GRU	2	128	0,0034	7112,43	0,0060	0,78
LSTM	3	128	0,0035	14878,83	0,0081	0,70
GRU	3	128	0,0035	11645,13	0,0069	0,75

Test verisi için en küçük MSE ile birlikte en büyük R² tek GRU katmanı ve katman başına 32 düğüm ile elde edilmiştir. Ayrıca, GRU algoritmalarının eğitim sürelerinin LSTM'e göre daha kısa olduğu görülmektedir. Bu nedenle, DRL'de RTU operasyon verilerini tahminlemek için tek katmanlı ve katman başına 32 düğümlü GRU modeli seçilmiştir. Bu GRU modeliyle tahminlenen 2019 yılına ait RTU durum değişkenleri ile bu değişkenlerin gerçek değerlerine ait grafikler Şekil 8.21'de sunulmaktadır.



Şekil 8.21. 2019 yılına ait RTU durum değişkenleri gerçek değerleri ve GRU modeliyle tahminlenen değerleri.

8.1.3 Termal konfor modeli bulguları

Bu bölümde, kullanıcıların termal duyum sınıflandırılmasını tahmin etmek için uygulanan altı ML algoritmasının (LR, KNN, SVM, DT, MLP ve MNB) performansı sunulmaktadır.

ML modelleri Python'da geliştirilmiştir. Verilerin %80'i eğitim, %20'si ise test için ayrılmıştır. Bu bölme oranı, uygulamada yaygın olarak tercih edilen (Chaudhuri et al., 2018; Gao et al., 2020; Luo et al., 2020; Wang et al., 2019) ve model eğitimi için önemli miktarda veri sağlarken, görülmemiş veriler üzerinde tahmin performansını değerlendirmek için temsil edici bir kısım sağladığı için seçilmiştir. Ayrılan %80 eğitim verisine, veri setindeki dengesizlik (bkz. Çizelge 7.6) nedeniyle aşırı örnekleme (oversampling) uygulanmıştır. Aşırı örnekleme yöntemi olarak veri bilimi projelerinde en sık kullanılan yöntem olan Sentetik Azınlık Aşırı Örnekleme Tekniği (Synthetic Minority Over-Sampling Technique – SMOTE) seçilmiştir. SMOTE, sentetik veri üretilmesini sağlayan bir aşırı örnekleme sürecidir. Yöntemin ana fikri, azınlık sınıfının örnekleri arasında belirli işlemler yaparak yeni azınlık sınıfı örnekleri yaratmaktır (T. Zhu et al., 2017). Sentetik örnekler şu şekilde üretilir (Denklem (8.1)):

- İncelenen öznelilik vektörü (E_i) ile en yakın komşusu arasındaki farkı alınır,
- Bu fark, 0 ile 1 arasında rastgele bir sayı(δ) ile çarpılır,
- Çıkan sonuç incelenen özellik vektörüne eklenir ve yeni örnek oluşturulur.

$$E_{yeni} = E_i + (E_i - E_j)\delta \quad \text{Denklem (8.1)}$$

Gereken aşırı örnekleme miktarına bağlı olarak, en yakın k komşudan komşular rastgele seçilir. Bu işlem, aşırı öğrenme sorununun önüne geçer ve iyi bir sınıflandırma performansı sunar (T. Zhu et al., 2017).

Sınıflandırma modellerinin geliştirilmesi için Python'da kullanılan kütüphaneler ve modülleri, optimizasyon yapılan model hiper parametreleri ve bu hiper parametreler için belirlenen ayar aralıkları ile kullanılan hiper parametre optimizasyon yöntemleri ve sonuç olarak belirlenen optimum hiper parametreler Çizelge 8.5'de sunulmaktadır. Hiper parametre optimizasyonları, veri seti dengesiz olduğu ve ikiden fazla sınıf içerdiği için F1-makro değerine göre gerçekleştirilmiştir (Grandini et al., 2020).

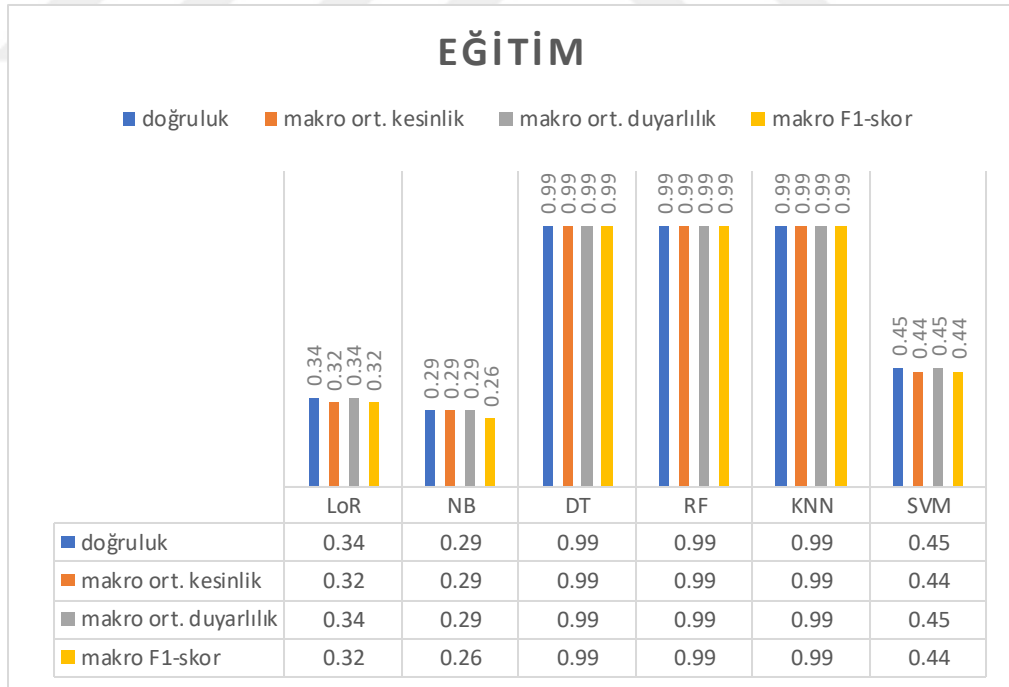
Çizelge 8.5. Model oluşturma ve hiper parametre optimizasyonu Python bilgileri.

Algoritma	Python'da kullanılan kütüphaneler ve modülleri	Hiper parametreler ve ayar aralıkları	Hiper parametrelerin Python etiketleri	Optimizasyon yöntemi	Optimal hiper parametre değerleri
LoR	Scikit-learn Linear_model, LogisticRegressionCV	Cost (0-1)	Penalty, solver	Izgara arama (grid search)	0.38
NB	Scikit-learn Naive_Bayes, GaussianNB	Değişken dağılımı (Gaussian, Bernoulli)	GaussianNB, BernoulliNB	Deneme-yanılma	Gaussian
DT	Scikit-learn Tree, DecisionTreeClassifier	Ağaç derinliği (1, 50)	max_depth	Izgara arama (grid search)	34
RF	Scikit-learn Ensemble, RandomForestClassifier	Ağaç sayısı (10, 200)	n_estimators	Rastgele arama (randomized search)	98
		Ağaç derinliği (1, 50)	max_depth		None*
KNN	Scikit-learn Neighbors, KNeighborsClassifier	K sayısı (1–51)	n_neighbors	Izgara arama (grid search)	1
SVM	Scikit-learn SVC	Cost (reciprocal(0.1, 100))	C	Rastgele arama (randomized search)	65.84
		Gamma expon(scale=1.0)	gamma		2.25

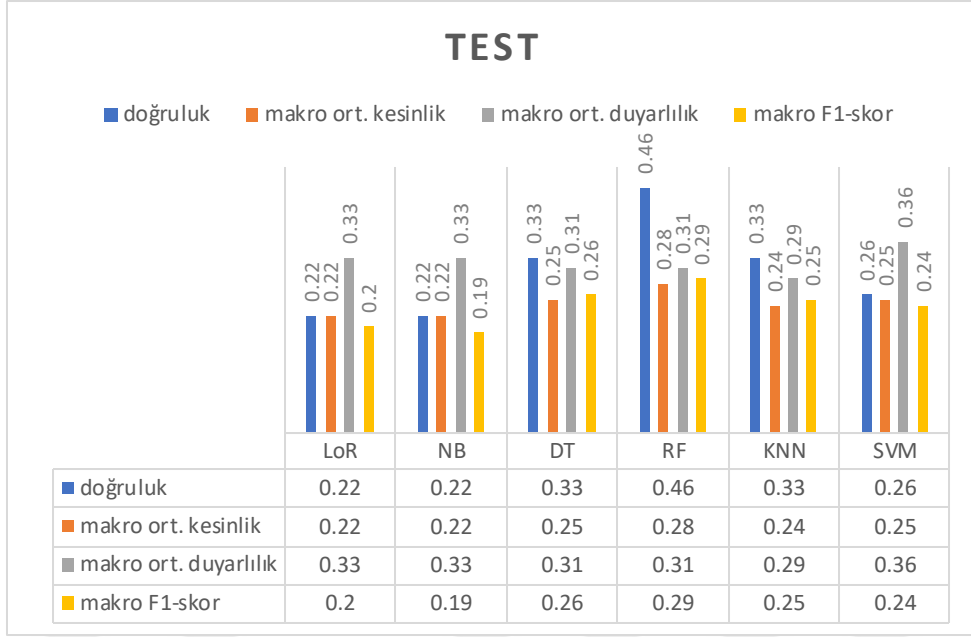
*None: maksimum derinlik için herhangi bir sınırlamanın olmadığını ve ağaçların maksimum derinliğe kadar büyüebileceğini ifade etmektedir.

Şekil 8.22 ve Şekil 8.23, sırasıyla TSV için eğitim ve test veri kümeleri üzerindeki ML algoritmalarının makro ortalama performans metriklerini göstermektedir.

LoR algoritması için eğitimdeki düşük doğruluk ve F1 skorları, modelin test verisinde de düşük performans gösterdiğini doğrulamaktadır. Bu da modelin veri setindeki karmaşıklığı yakalamakta zorlandığını göstermektedir. Benzer şekilde, veri setinin karmaşıklığının NB modeli için de fazla olduğu söylenebilir çünkü LoR gibi NB modeli de eğitim ve test setlerinde düşük performans göstermektedir. DT, RF ve KNN modelleri ise eğitim setinde çok yüksek performans gösterirken test setinde önemli düşüş göstermektedir. Bu da modellerin genelleme yeteneğinin zayıf olduğunu ve aşırı uyum (overfitting) olduğunu göstermektedir. SVM modeli eğitimde ve testte daha dengeli performans göstermektedir ancak genel olarak daha düşük performansa sahiptir. Test setindeki performanslar değerlendirildiğinde, genel olarak dengesiz veri setlerinde beklenildiği gibi tüm modellerin performansının düşük olduğu görülmektedir. Ancak, daha az aşırı uyum gösteren ve test setinde göreceli en iyi performansı gösteren RF modelidir.



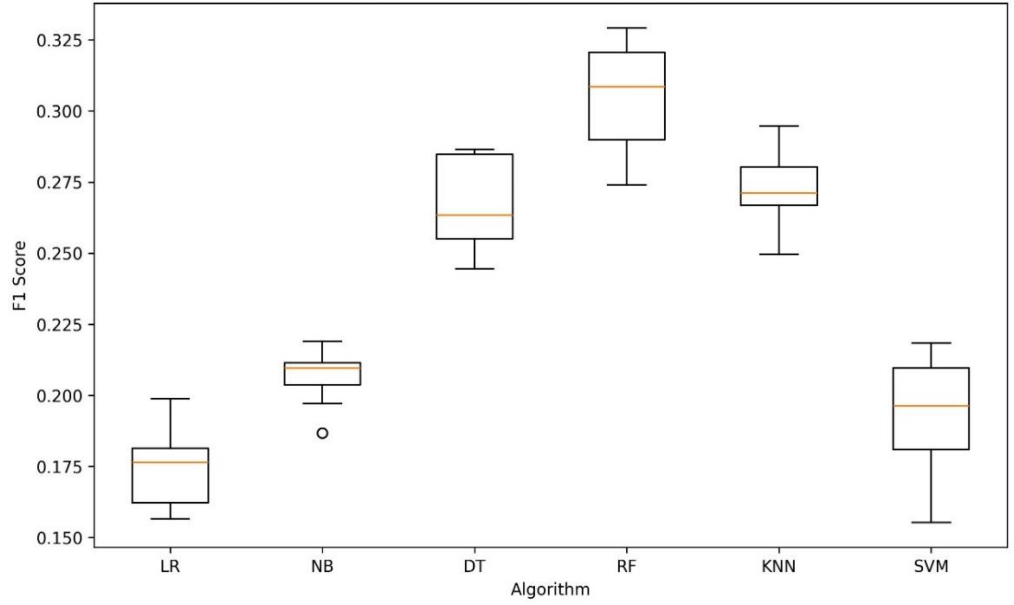
Şekil 8.22. Eğitim veri seti için modellere ait performans metrikleri.



Şekil 8.23. Test veri seti için modellere ait performans metrikleri.

Algoritmaların F1 skor performansını ayrıntılı karşılaştırmak ve daha doğru sonuçlar elde etmek için seçilen algoritmaların her biri, tüm veri seti üzerinde katmanlı 10 katlı çapraz doğrulama (cross validation - CV) tekniği kullanılarak çalıştırılmıştır. Algoritma başına 10 farklı F1 puanı toplandıktan sonra sonuçlar kutu grafiği olarak

Şekil 8.24’de gösterilmektedir,



Şekil 8.24. Algoritmaların 10 katlı çapraz doğrulama için kutu grafiği.

Wilcoxon sıra toplamı testi sonuçlarına göre, farklı algoritmalar arasındaki performans farkları p-değerleri cinsinden değerlendirilebilmektedir. p-değeri $< 0,05$ olduğunda iki algoritma arasındaki performans farkı istatistiksel olarak anlamlıdır (Alfaiyakawi et al., 2021; Demšar, 2006). p-değeri $> 0,05$ olduğunda ise iki algoritma arasındaki performans farkı istatistiksel olarak anlamlı değildir. Buna göre, Çizelge 8.6'de görüldüğü üzere DT ile KNN arasındaki performans farkı dışında ($p=0.695312$) diğer her bir algoritma çifti arasındaki performans farkı istatistiksel olarak anlamlıdır. Bu, DT ile KNN algoritmalarının performansının birbirlerine benzer olduğunu, diğer algoritmaların performanslarında istatistiksel olarak anlamlı farklılıklar olduğunu göstermektedir.

Çizelge 8.6. TSV için Wilcoxon sıra toplamı testinin sonuçları (p değerleri).

	LoR	NB	DT	RF	KNN	SVM
LoR		0,001953	0,001953	0,001953	0,001953	0,027344
NB	0,001953		0,001953	0,001953	0,001953	0,048828
DT	0,001953	0,001953		0,001953	0,695312	0,001953
RF	0,001953	0,001953	0,001953		0,001953	0,001953
KNN	0,001953	0,001953	0,695312	0,001953		0,001953
SVM	0,027344	0,048828	0,001953	0,001953	0,001953	

Sınıflar arasındaki model performansının tekdüzeliğinin analizi için Çizelge 8.7'de her sınıf için kesinlik, duyarlılık ve F1-skor performans metrikleri sunulmaktadır.

Çizelge 8.7. Modeller için sınıf bazında performans metrikleri.

	Kesinlik	Duyarlılık	F1 skor	Veri sayısı
LoR				
-3	0,15	0,55	0,23	77
-2	0,12	0,31	0,17	204
-1	0,22	0,22	0,22	601
0	0,55	0,22	0,32	1534
1	0,32	0,12	0,18	686
2	0,13	0,18	0,15	281
3	0,06	0,68	0,11	65
NB				
-3	0,14	0,58	0,23	76
-2	0,11	0,08	0,09	198
-1	0,24	0,47	0,32	572
0	0,51	0,11	0,18	1521
1	0,29	0,29	0,29	743
2	0,16	0,09	0,12	286
3	0,05	0,65	0,09	52
DT				
-3	0,21	0,46	0,29	76
-2	0,17	0,29	0,21	198
-1	0,25	0,26	0,25	572
0	0,53	0,40	0,45	1521
1	0,32	0,30	0,31	743
2	0,17	0,22	0,19	286
3	0,08	0,23	0,12	52
RF				
-3	0,25	0,46	0,32	76
-2	0,18	0,26	0,21	198
-1	0,26	0,25	0,26	572
0	0,58	0,49	0,53	1521
1	0,34	0,31	0,32	743
2	0,23	0,28	0,25	286
3	0,09	0,15	0,11	52
KNN				
-3	0,20	0,42	0,27	76
-2	0,15	0,26	0,19	198
-1	0,26	0,25	0,25	572
0	0,54	0,41	0,46	1521
1	0,29	0,28	0,28	743

2	0,18	0,24	0,20	286
3	0,05	0,15	0,08	52
SVM				
-3	0,20	0,59	0,30	76
-2	0,12	0,34	0,18	198
-1	0,25	0,29	0,27	572
0	0,62	0,20	0,30	1521
1	0,33	0,29	0,31	743
2	0,16	0,28	0,21	286
3	0,08	0,56	0,14	52

Çizelge 8.7 incelendiğinde, LoR'nin genel olarak düşük performans sergilediği görülmektedir. Özellikle, 0 sınıfı dışındaki sınıflarda kesinlik ve duyarlılık oranları düşüktür. 0 sınıfında en yüksek kesinlik değeri görülmekte, ancak duyarlılık düşük olduğu için F1 skoru da düşmektedir. 3 sınıfında düşük kesinlik ve yüksek duyarlılık, modelin birçok yanlış pozitif tahmin yaptığını göstermektedir.

NB, bazı sınıflarda (örneğin -1 ve 1) makul performans sergilemesine rağmen, genellikle düşük kesinlik ve duyarlılık ile düşük performans göstermektedir. Özellikle -2, 2 ve 3 sınıflarında kesinlik ve duyarlılık oldukça düşüktür. 0 sınıfında yüksek kesinlik olmasına rağmen düşük duyarlılık, modelin bu sınıfta birçok yanlış negatif tahmin yaptığını işaret etmektedir. 3 sınıfında, LoR modelinde olduğu gibi, düşük kesinlik ve yüksek duyarlılık gözlemlenmektedir.

DT, bazı sınıflarda (örneğin -3, 0 ve 1) nispeten iyi performans göstermektedir. Sınıf 0'da en iyi performansı sergilemesine rağmen, tüm sınıflar için yeterli değildir. Sınıf 3'te performans düşüktür.

RF, 0 sınıfında en iyi performansı sergilemektedir. -3, -1 ve 1 sınıflarında da nispeten iyi sonuçlar vermektedir. Genel olarak diğer modellere göre daha dengeli bir performans göstermektedir. Ancak, sınıf 3'teki performans hala düşüktür.

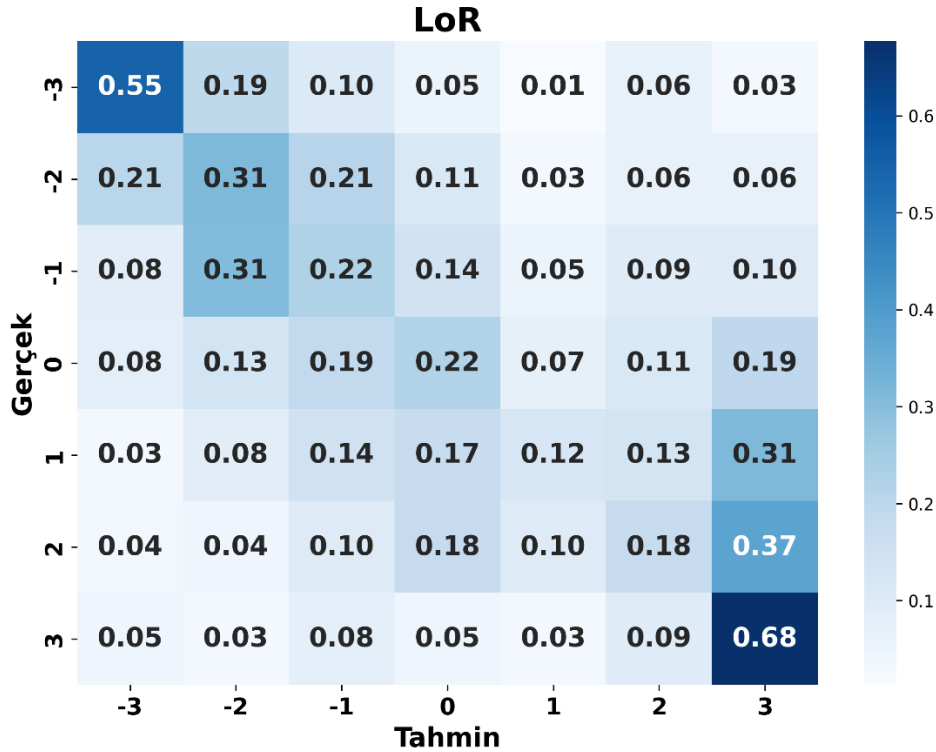
KNN, 0 sınıfında iyi bir performans sergilemektedir. Diğer sınıflarda performans genellikle düşük olmakla birlikte, -1 ve -3 sınıflarında daha iyi sonuçlar elde edilmiştir. Sınıf 3'te düşük kesinlik ve duyarlılık mevcuttur.

SVM, 0 sınıfında yüksek kesinlik sergilemekte, ancak duyarlılık düşüktür. -3 ve 3 sınıflarındaki duyarlılık diğer modellere kıyasla yüksektir, bu da modelin bu

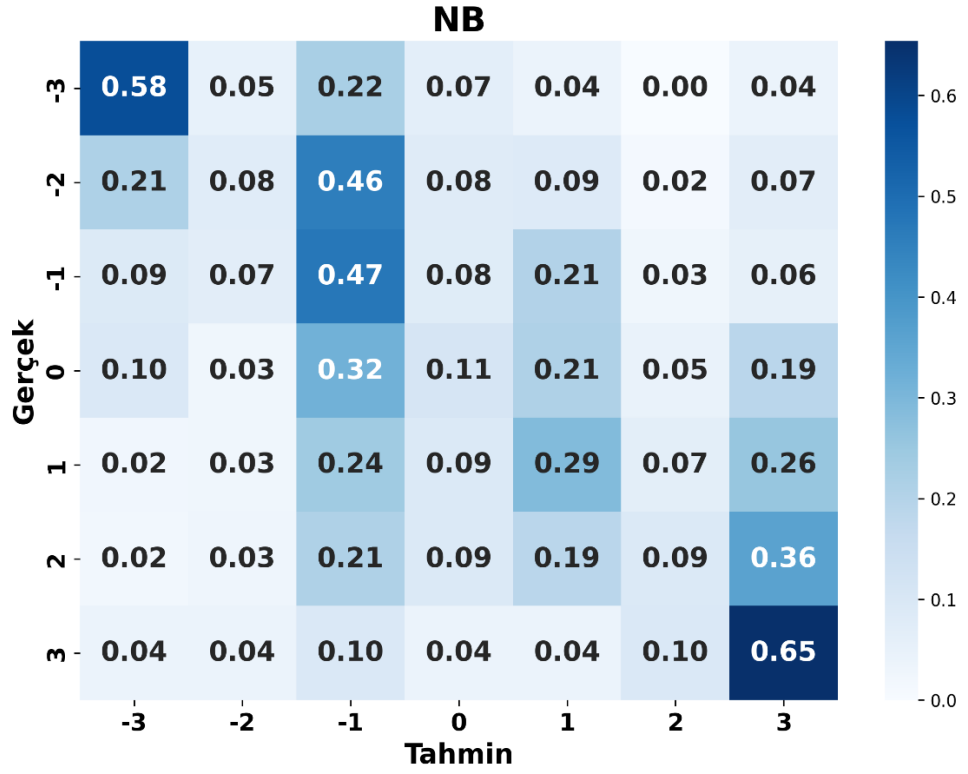
sınıflarda yanlış negatiften ziyade yanlış pozitif tahmin yaptığını göstermektedir. Diğer sınıflarda performans ortalama düzeydedir.

Genel olarak, 0 sınıfında neredeyse tüm modeller daha iyi performans göstermektedir, bunun nedeni bu sınıfın verisinin diğer sınıflara göre daha fazla veya daha iyi tanınabilir olmasıdır. Dengesiz veri setleriyle çalışırken, özellikle az örnekli sınıflarda (örneğin, 3 sınıfı) düşük performans beklenebilir. Bu durum, sınıfların dengesiz dağılımından kaynaklanıyor olabilir. KNN modeli 0 sınıfında iyi performans sergilemesine rağmen, diğer sınıflarda düşük performans göstermektedir. DT ve SVM modelleri bazı sınıflarda iyi performans sergilese de, genelde dengesiz sonuçlar vermektedir. NB ve LoR modelleri genellikle bütün sınıflarda düşük performans sergilemektedir. RF modeli ise daha stabil ve genelleme yapabilmesine bağlı olarak performansı en yüksek model olarak ön plana çıkmaktadır.

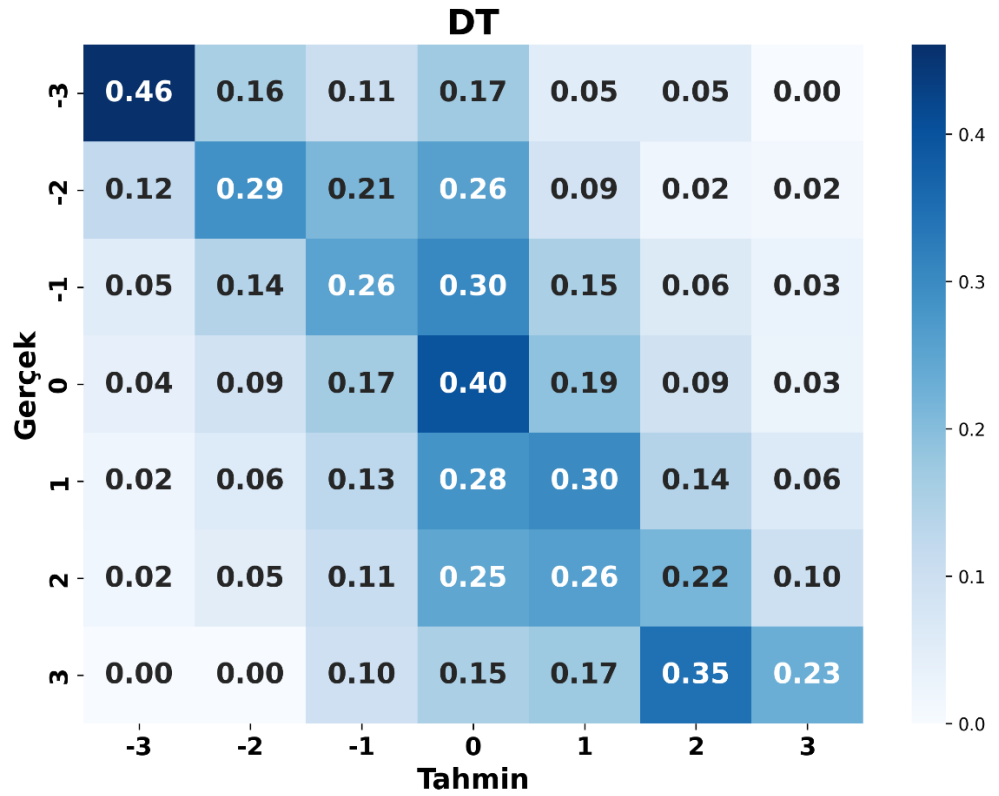
Modellere ait normalize edilmiş hata matrisleri Şekil 8.25-Şekil 8.30'da gösterilmektedir. Matrisin diyagonalinde (sol üstten sağ alta) yer alan değerler, modelin doğru tahmin oranlarını göstermektedir. Bu değerler ne kadar yüksekse, model o sınıfta o kadar başarılıdır denilebilir. Diyagonal dışında kalan değerler, modelin yanlış tahmin oranlarını göstermektedir. Bu değerler, modelin o sınıfta yaptığı hataları ve hangi sınıfları karıştırdığını göstermektedir.



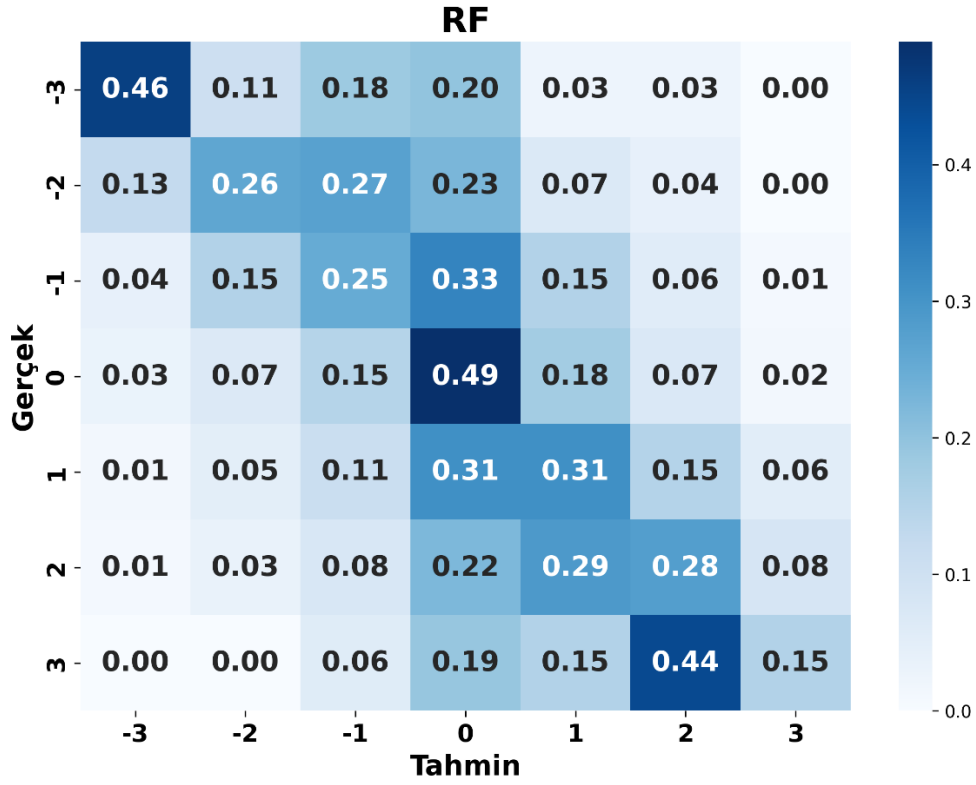
Şekil 8.25. LoR için normalize edilmiş hata matrisi.



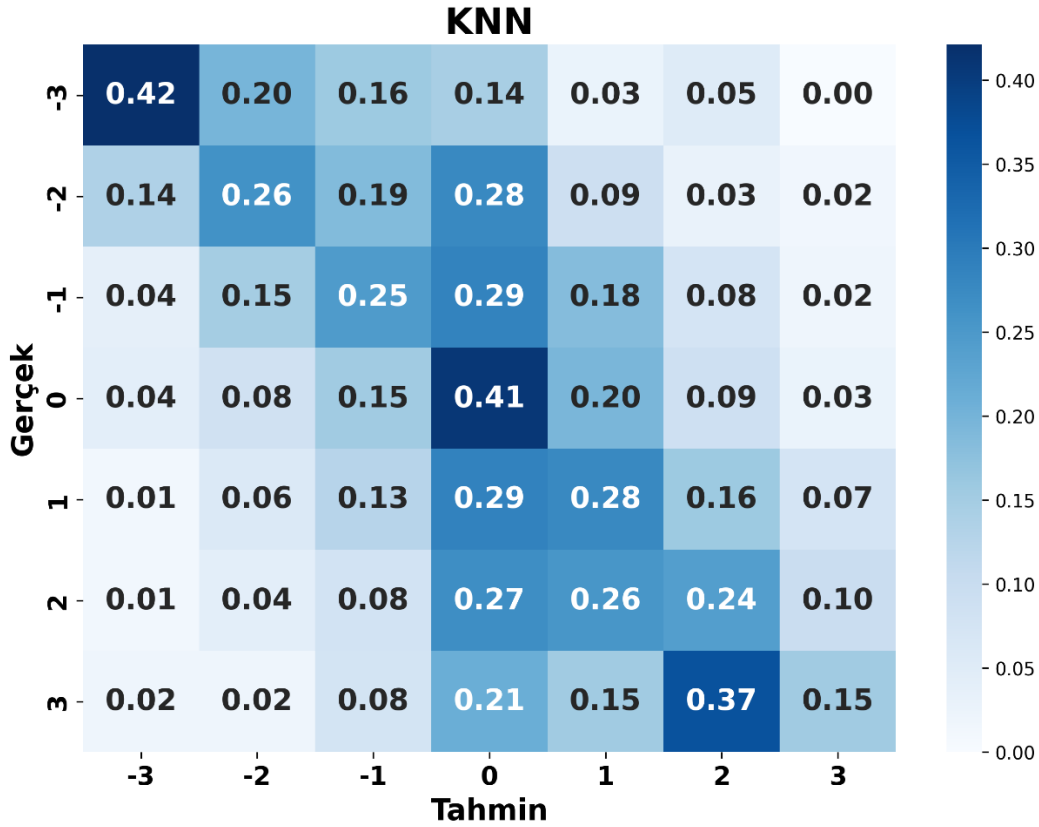
Şekil 8.26. NB için normalize edilmiş hata matrisi.



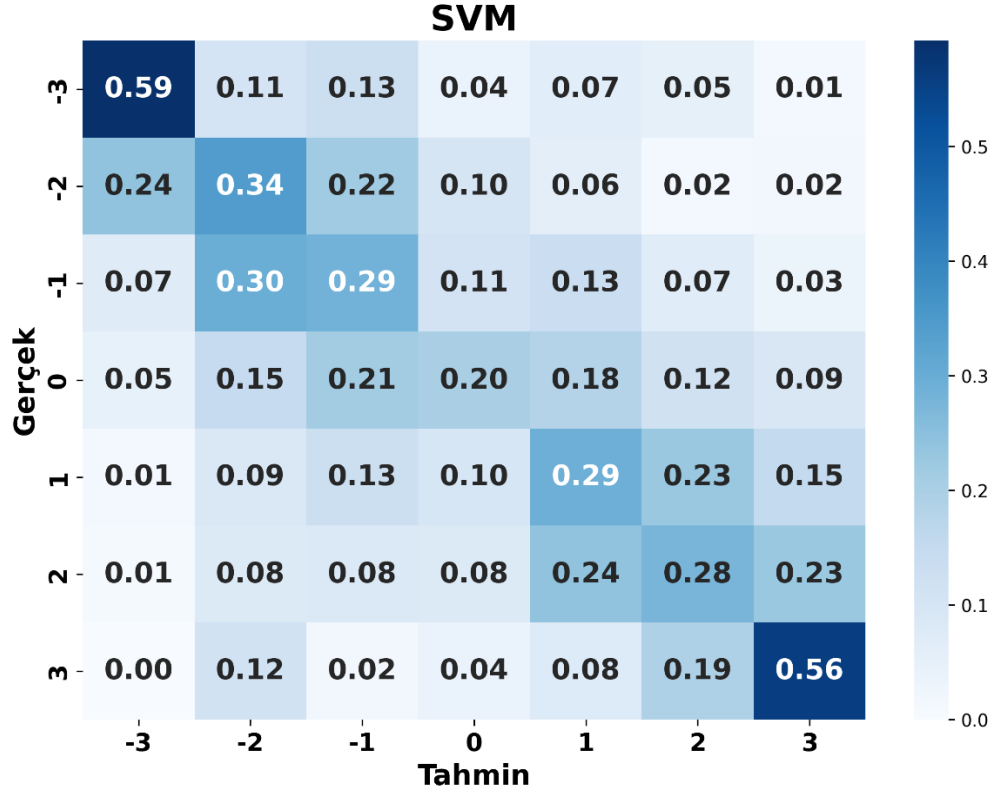
Şekil 8.27. DT için normalize edilmiş hata matrisi.



Şekil 8.28. RF için normalize edilmiş hata matrisi.



Şekil 8.29. KNN için normalize edilmiş hata matrisi.



Şekil 8.30. SVM için normalize edilmiş hata matrisi.

Normalize edilmiş hata matrisleri incelendiğinde, -3 sınıfı için tahminlerin LoR ve DT'de çoğunlukla -2 ve 0 sınıflarına; NB'de -1 ve 0 sınıflarına; RF, KNN ve SVM'de 0 sınıfına kaydığı görülmektedir. -2 sınıfı için tahminlerin LoR, NB, DT ve RF'de çoğunlukla -1 ve 0 sınıflarına; KNN'de 0 sınıfına; SVM'de -1 sınıfına kaydığı görülmektedir. -1 sınıfı için tahminlerin tüm modellerde çoğunlukla 0 ve 1 sınıflarına kaydığı görülmektedir. 0 sınıfı için tahminlerin LoR ve DT'de çoğunlukla 1 ve 2 sınıflarına; NB'de -1 ve 1 sınıflarına; RF, KNN ve SVM'de 1 sınıfına kaydığı görülmektedir. 1 sınıfı için tahminlerin tüm modellerde çoğunlukla 0 ve 2'ye kaydığı görülmektedir. 2 sınıfı için tahminlerin LoR, NB, DT'de çoğunlukla 0 ve 1 sınıflarına; RF, KNN, SVM'de çoğunlukla 1 sınıfına kaydığı görülmektedir. 3 sınıfı için tahminlerin tüm modellerde çoğunlukla 2 sınıfına kaydığı görülmektedir. -2 ve -1 sınıfları için yanlış tahminler genellikle 0 ve 1 sınıflarına kaymaktadır. 2 ve 3 sınıfları için yanlış tahminler genellikle 1 ve 2 sınıflarına kaymaktadır. Sonuçlar değerlendirildiğinde;

- -3 sınıfında en yüksek performansın SVM (%59), NB (%58) ve LoR (%55) modellerinde,

- 0 sınıfında en iyi performansın RF (%49) ve DT (%40) modellerinde,
- 3 sınıfında en yüksek performansın SVM (%56) ve NB (%65) modellerinde elde edildiği görülmektedir.

Özetle, normalize edilmiş hata matrislerinin değerlendirilmesi RF ve SVM modellerinin genel performans ve doğru tahmin oranları bakımından en iyi sonuçları verdiğini göstermektedir. Buna bağlı olarak, bu modellerin daha dengeli performans sergiledikleri söylenebilir.

TSV tahminlenmesine ilişkin genel değerlendirmede kullanılan test setindeki performanslar, modeller için sınıf bazında performanslar ve modellere ait normalize edilmiş hata matrislerinin sonuçları, RF modelinin diğer modellerden daha az aşırı uyum gösterdiğini, daha stabil ve daha iyi genelleme yapabildiğini, test setinde göreceli olarak en iyi performansı gösterdiğini, doğru tahmin oranları açısından en iyi sonuçları verdiğini göstermektedir. Bir başka ifadeyle, genel performansı en iyi olan modelin RF ile elde edildiği tespit edilmiştir. Bu nedenle, tez çalışmasında DRL ajanı için ödül hesaplanırken kullanıcıların TSV'lerini tahmin etmek amacıyla RF modeli seçilmiştir.

8.2 DRL Ajanının Eğitilmesi ve Test Edilmesi

Bu bölümde, DRL ajanının DDPG ve SAC algoritmalarıyla eğitilmesi ve test edilerek sonuçları karşılaştırılmaktadır. Eğitim süresi tek seferlik bir ön maliyettir. Bu eğitim sayesinde DRL ajanları, RTU'ları gerçek zamanlı olarak kontrol etmek için görevlendirilebilir.

DRL ajanının eğitilmesi için kullanılan DDPG algoritması, Algoritma (8.1)'de sunulmaktadır. Algoritmada, girdiler ortam ve maksimum bölüm sayısı, çıktılar her bölüm sonunda elde edilen ödül miktarını içeren ödül listesidir. Algoritmada bölüm sayısı başlangıçta 0 olarak ayarlanır. Bu değişken, kaç bölüm tamamlandığını sayar. Ödül listesi, boş bir liste olarak başlatılır ve her bölüm sonundaki toplam ödül bu listeye eklenir. Algoritma, belirlenen maksimum bölüm sayısına ulaşana kadar döngü yapar. Her bölüm için yapılan işlemler şu şekildedir:

- Ortam Sıfırlama: Her bölüm başında ortam “reset” fonksiyonu ile başlangıç durumuna getirilir.
- Bölüm İçi Döngü:
 - Durum ve Ödül İşlemleri: Her adımda aktör ağ tarafından bir eylem üretilir ve bu eyleme rastgele bir gürültü eklenir. Eylem, belirlenen sınırlar içinde kalacak şekilde düzeltilir.
 - Ortam Adımı: Üretilen eylem ortama uygulanır ve ortam bu eyleme yanıt olarak yeni durum, ödül ve bölümün bitip bitmediğini (done) belirten bir bilgi döndürür.
 - Ağ Güncellemeleri:
 - Kritik ve aktör ağ güncellenir.
 - Hedef ağlar güncellenir, bu sayede ağın öğrenme süreci daha kararlı hale getirilir.
 - Durum Güncellemesi ve Ödül Toplama: Yeni durum geçerli durum olarak güncellenir ve bu adımda elde edilen ödül toplam ödüle eklenir.

Her bölüm tamamlandığında, toplam elde edilen ödül, ödül listesine eklenir ve bölüm sayısı bir artırılarak bir sonraki bölüme geçilir. Sonuç olarak, algoritma, belirtilen maksimum bölüm sayısına ulaştığında sona erer ve her bölümde elde edilen toplam ödüllerin listesi olan ödül_listesini çıktı olarak verir. Bu şekilde, algoritma, öğrenme sürecinde ortamlarla etkileşimde bulunarak optimal eylem stratejilerini öğrenmeye çalışır ve her bölümdeki performansını ölçer.

Algoritma 8.1. DDPG ile DRL ajanının eğitimi.

Input: ortam, max_bölümsayısı
Output: ödül_listesi
<pre> 1: bölüm_sayısı ← 0 2: ödül_listesi ← [] 3: while bölüm_sayısı < max_bölümsayısı 4: durum ← environment.reset() 5: done ← false 6: toplam_ep_ödül ← 0 7: while done = false 8: eylem ← aktör.üret() + rastgele_gürültü 9: eylem ← sınır_değerleri_düzeltil(eylem) 10: sonraki_durum, ödül, done ← env.step(eylem) 11: kritik.güncelle() 12: aktör.güncelle() 13: hedef_ağlar.güncelle() 14: durum ← sonraki_durum 15: toplam_ep_ödül ← ödül 16: end while 17: ödül_listesi.ekle(toplam_ep_ödül) 18: bölüm_sayısı ← bölüm_sayısı+ 1 19: end while </pre>

DRL ajanının eğitilmesi için kullanılan SAC algoritması, Algoritma (8.2)'de sunulmaktadır. Algoritma (8.2)'de de girdiler ortam ve maksimum bölüm sayısı, çıktılar her bölüm sonunda elde edilen ödül miktarını içeren ödül listesidir. DDPG algoritmasına benzer şekilde, bölüm sayısı başlangıçta 0 olarak ayarlanır. Ödül listesi, boş bir liste olarak başlatılır ve her bölüm sonundaki toplam ödül bu listeye eklenir. Algoritma, belirlenen maksimum bölüm sayısına ulaşana kadar döngü yapar. Her bölüm için yapılan işlemler şu şekildedir:

- Ortam Sıfırlama: Her bölüm başında ortam “reset” fonksiyonu ile başlangıç durumuna getirilir.
- Bölüm İçi Döngü:
 - Durum ve Ödül İşlemleri: Her adımda aktör ağ tarafından bir eylem üretilir ve bu eyleme ilişkin log olasılık (log_prob) hesaplanır.
 - Ortam Adımı: Üretilen eylem ortama uygulanır ve ortam bu eyleme yanıt olarak yeni durum, ödül ve bölümün bitip bitmediğini (done) belirten bir bilgi döndürür.
 - Ağ Güncellemeleri:
 - İki kritik ağ (kritik_1 ve kritik_2) güncellenir.
 - Aktör ağı, elde edilen log_prob ve ödül bilgileri ile güncellenir.
 - alpha (entropy katsayısı) log olasılık kullanılarak güncellenir.

- Hedef ağılar güncellenir.
- Durum Güncellemesi ve Ödül Toplama: Yeni durum geçerli durum olarak güncellenir ve bu adımda elde edilen ödül toplam ödüle eklenir.

Her bölüm tamamlandığında, toplam elde edilen ödül, ödül listesine eklenir ve bölüm sayısı bir artırılarak bir sonraki bölüme geçilir. Sonuç olarak, algoritma, belirtilen maksimum bölüm sayısına ulaştığında sona erer ve her bölümde elde edilen toplam ödüllerin listesi olan ödül_listesini çıktı olarak verir. Bu şekilde, algoritma, öğrenme sürecinde ortamla etkileşimde bulunarak optimal eylem stratejilerini öğrenmeye çalışır ve her bölümdeki performansını ölçer.

Algoritma 8.2. SAC ile DRL ajanının eğitimi.

Input: ortam, max_bölümsayısı
Output: ödül_listesi
<pre> 1: bölüm_sayısı ← 0 2: ödül_listesi ← [] 3: while bölüm_sayısı < max_bölümsayısı 4: durum ← environment.reset() 5: done ← false 6: toplam_ep_ödül ← 0 7: while done = false 8: eylem, log_prob ← aktör.üret(durum) 9: sonraki_durum, ödül, done ← env.step(action) 10: kritik_1.güncelle(state, action, reward, next_state, done) 11: kritik_2.güncelle(state, action, reward, next_state, done) 12: aktör.güncelle(state, log_prob, reward, next_state, done) 13: alpha.güncelle(log_prob) 14: hedef_ağılar.güncelle() 15: durum ← sonraki_durum 16: toplam_ep_ödül ← ödül 17: end while 18: ödül_listesi.ekle(toplam_ep_ödül) 19: bölüm_sayısı ← bölüm_sayısı + 1 20: end while </pre>

Algoritma 8.3, her iki algoritmada bir eylemin ortam üzerindeki etkilerini hesaplamak ve sonraki durumu, elde edilen ödülü ve bölümün bitip bitmediğini belirlemek için kullanılan süreci açıklamaktadır. Bu algoritmada, ilk olarak geriye bakma (look-back) kadar durum geçmişini içeren veri dizisi, gelen eylem ile güncellenir. Güncellenen durum geçmişini normalizasyon işlemine tabi tutulur. Normalizasyon sonrası veriler, GRU modeli kullanılarak sonraki durum tahmin edilir. Tahmin edilen sonraki durum, tersine normalizasyon işlemiyle orijinal ölçeğe dönüştürülür. Daha sonra, sonraki durum belirli bir zaman indeksine bağlı

alınan çevresel verilerle güncellenir ve sınır değerleri kontrol edilerek düzeltilir. Sonraki durum, RF modeli kullanılarak termal konfor açısından değerlendirilir ve aynı zamanda, sonraki durumdan enerji tüketimi bilgisi alınır. Bina kullanım durumu da sonraki durumdaki zaman bilgisine bağlı olarak belirlenir. Elde edilen termal konfor, enerji tüketimi ve bina kullanım durumu bilgileri kullanarak ödül hesaplanır. Son olarak, zaman indeksi 1 artırılır. Eğer zaman indeksi geriye bakma değerine tam bölünüyorsa, “done” değeri “true” (doğru) olarak ayarlanarak bölümün sonlandığı belirtilir.

Algoritma 8.3. Adım.

Girdi: eylem
Çıktı: sonraki_durum, ödül, done
<pre> 1: state.lb_hist[] ← en son lb satırlık durum geçmişi verisi 2: state.lb_hist[] ← eylem_güncelle(state.lb_hist[], action) 3: norm_1 ← normalizasyon(state.lb_hist[]) 4: pred_next ← GRU_model.tahminle(state.lb_hist[]) 5: next_state ← tersine_normalizasyon(pred_next) 6: çevresel_veriler ← data[time_ix, çevresel_değişkenler] 7: next_state ← ortam_güncelle(next_state, çevresel_veriler) 8: next_state ← sınır_değerleri_düzeltil(next_state) 9: termal_konfor ← RF_model.tahminle(next_state) 10: enerji_tüketimi ← next_state[enerji_tüketimi] 11: occupancy ← bina_kullanımda_mı(next_state[zaman_bilgisi]) 12: reward ← ödül_hesapla(termal_konfor, enerji_tüketimi, occupancy) 13: time_ix ← time_ix + 1 14: if time_ix mod lb = 0 15: done ← true 16: end if </pre>

Algoritma 8.4 her iki algoritma için ödül hesaplama sürecini tanımlamaktadır.

Algoritma 8.4. Ödül hesaplama.

Girdi: termal_konfor, enerji_tüketimi, kullanım_durumu
Çıktı: hesaplanan ödül
<pre> 1: if kullanım_durumu = true 2: ödül ← $-\beta * \text{enerji\_tüketimi} - \gamma * \text{abs(TSV)}$ 3: else 4: reward ← $-\omega * \text{enerji\_tüketimi}$ 1: end if </pre>

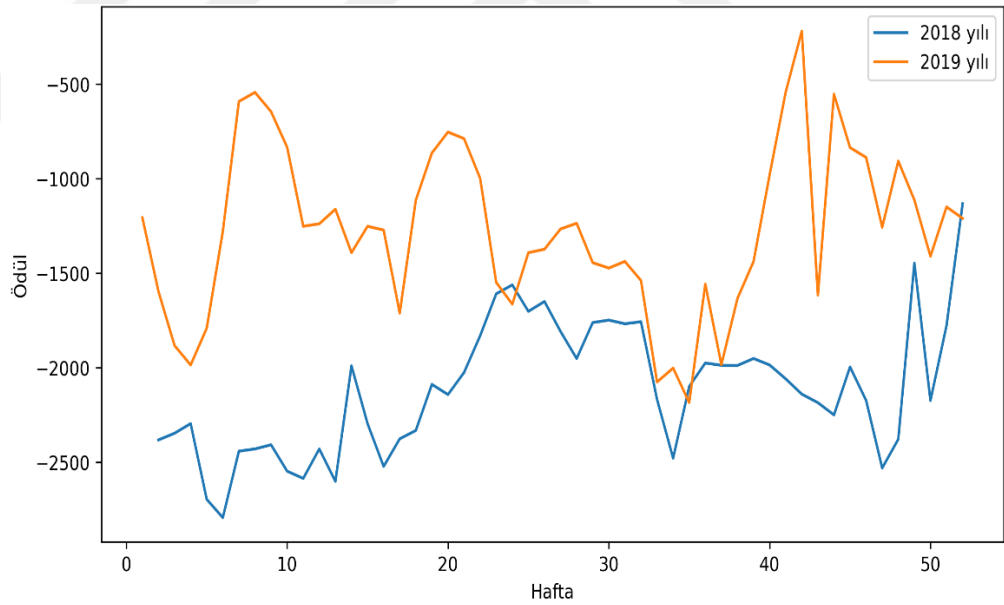
DRL ajanı tarafından alınan ödüller, enerji tüketimi ve termal konfor üzerindeki vurguyu dengelemek için üç ayarlanabilir parametreye (β ; γ ; ω) sahip olan Denklem (6.14) kullanılarak hesaplanmaktadır. Üç parametreden ω , boş saatlerde (hafta içi binanın kullanılmadığı saatler ve hafta sonları) meydana gelen

enerji tüketimini cezalandırırken; β ve γ binanın kullanıldığı saatlerde sırasıyla, yüksek enerji tüketimini ve büyük mutlak TSV değerlerini cezalandırmaktadır.

Üç parametrenin olası değerlerinin seçilmesinin mantığı iki yönlüdür: 1) DRL ajanının binanın kullanıldığı saatler boyunca yüksek enerji tüketimi ve yüksek mutlak TSV nedeniyle nispeten aynı miktarda ceza almasını garanti etmek ve 2) binanın kullanılmadığı saatlerde enerji tüketimi cezasının, kullanılan saatler sırasındaki enerji tüketimi ve mutlak TSV'nin birleşik cezasına benzer olmasını sağlamak. Bu nedenle, ödül denkleminde yer alan β , γ ve ω parametrelerinin değerlerinin belirlenmesinde enerji tüketimi ve TSV'nin ödül hesaplanmasında baskın olmasını engellemeye yönelik olarak ölçekleri incelenmiş ve parametre değerleri sırasıyla 0,05, 1 ve 0,1 olarak belirlenmiştir.

Bu parametreler kullanılarak kontrol stratejisi olmadan 2018 ve 2019 yıllarına ait hesaplanan ödüllere ilişkin grafik

Şekil 8.31'de gösterilmektedir.

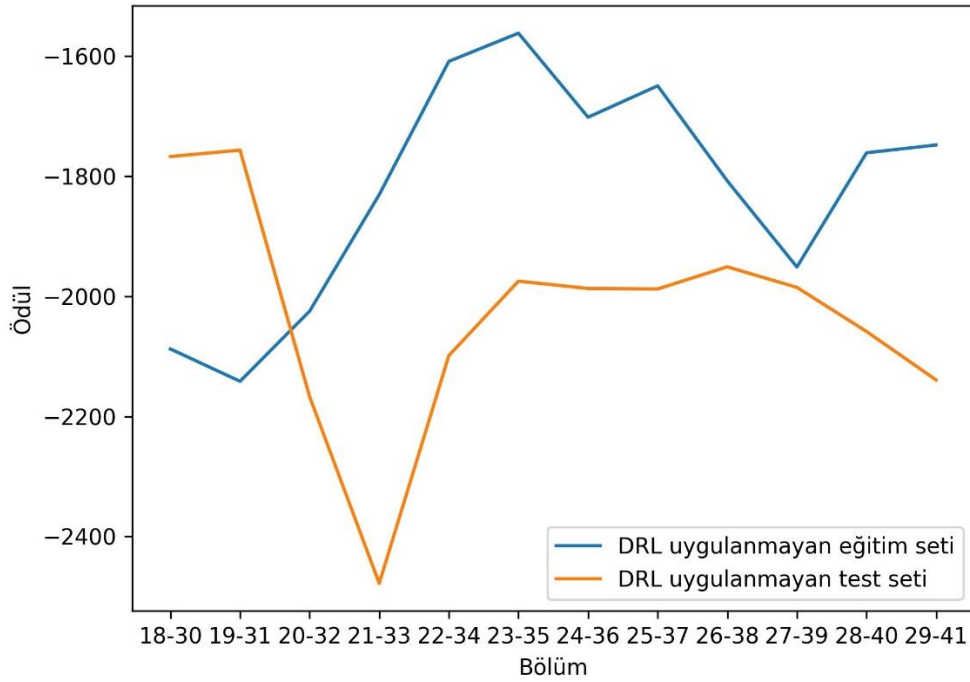


Şekil 8.31. DRL uygulanmadan 2018 ve 2019 yılındaki haftalık ödüllere ait grafik.

Şekil 8.31'de görüldüğü üzere, iki yıla ait ödüller arasındaki fark çok fazladır. Bu farkın çok fazla olması iki yılın kullanım trendlerinin çeşitli nedenlere bağlı olarak değişmiş olduğunu göstermektedir. Binalarda ardışık iki yılın farklı trendler göstermesi, genel olarak binaların renovasyon geçirmesi, bina mekanik ve/veya elektrik sistemlerinin (örn. HVAC, aydınlatma) değişmesi, bina kullanım amacının

değişmiş olması, kullanıcı sayısındaki değişiklikler, iklimin iki yılda çok farklılık göstermesi gibi nedenlere bağlı olabilmektedir. Bu durumlarda ardışık iki yılın benzerlik göstermemesi, eğitim ve test için bu yılların seçilmesinin sağlıklı sonuçlar doğurmayacağı anlamına da gelmektedir. Bu nedenle, tez kapsamında önerilen kontrol stratejisinin test edilmesi için 2018 yılının yaz mevsimine ait veriler seçilmiş olup Mayıs-Temmuz arası üç ay (yılın 18- 29. haftaları arası) eğitim; Ağustos- Ekim arası üç ay (yılın 30 ve 41. haftaları arası) ise test olarak kullanılmıştır. Bu ayların seçilmesinin nedeni ise RTU'ların yaz ve kış aylarında farklı modlarda (yani soğutma ve ısıtma) çalışmasıdır. Özellikle, klima santralleri, bina kullanıcılarının termal konfor düzeyini artırmak için yaz aylarında iç ortam hava sıcaklığını düşürmektedir, ancak aynı amaçla kış aylarında iç ortam hava sıcaklığını yükseltmektedir. Sonuç olarak, ısıtma ve soğutma modlarının zıt eylemleri nedeniyle DRL ajanının aldığı ödüldeki farklılığı önlemek için soğutma ve ısıtma modları için yani iki ayrı mevsim için kontrol stratejisinin ayrılması gerekir.

Mayıs-Temmuz aylarına ait eğitim verisi ile Ağustos-Ekim aylarına ait test verileri kullanılarak DRL tabanlı kontrol stratejisi uygulanmadan elde edilen ödüllerin grafiği Şekil 8.32 gösterilmektedir. DRL kontrol stratejisi uygulanmadan eğitim ve test setindeki ödüllerin ortalaması sırasıyla, -1822,92 ve -2029,28'dir.



Şekil 8.32. DRL uygulanmayan eğitim ve test seti grafiği.

Tez çalışmasında, DRL ajanlarının eğitimi ve testi için Python'da “gymnasium” kütüphanesinin sağladığı ortamlar kullanılırken DDPG ve SAC algoritmaları “stable_baselines3” kütüphanesi kullanılmıştır. Eğitim 3 aylık veri 6 kere tekrar edilerek gerçekleştirilmiştir. Eğitimde algoritmalara ait belirlenen parametreler ve değerleri aşağıda sunulmaktadır.

DDPG Parametreleri

1. Öğrenme Oranı (Learning rate)
 - Aktör ağı: learning_rate_actor = 0.001
 - Kritik ağı: learning_rate_critic = 0.001
2. Katman ve düğüm sayısı
 - Aktör ağı: 2 gizli katman, 256 düğüm
 - Kritik ağı: 2 gizli katman, 256 düğüm
3. Kullanılan gürültü stratejisi
 - NormalActionNoise
4. Gürültü Parametreleri (Noise parameters)
 - sigma = 0.1
5. İndirim faktörü, gamma (Discount factor)
 - gamma = 0.99
6. Soft güncelleme parametresi (Soft Update Parameter) (Tau)
 - Hedef ağların soft güncelleme oranı: tau = 0.005
7. Batch Size
 - batch_size = 100
8. Replay Buffer Size
 - buffer_size = 1_000_000
9. Number of Episodes and Steps per Episode
 - num_episodes = 6
 - steps_per_episode = 672 (7 * 24 saat * 4 (15 dakikalık veri))
10. Optimizer type
 - Adam optimizer

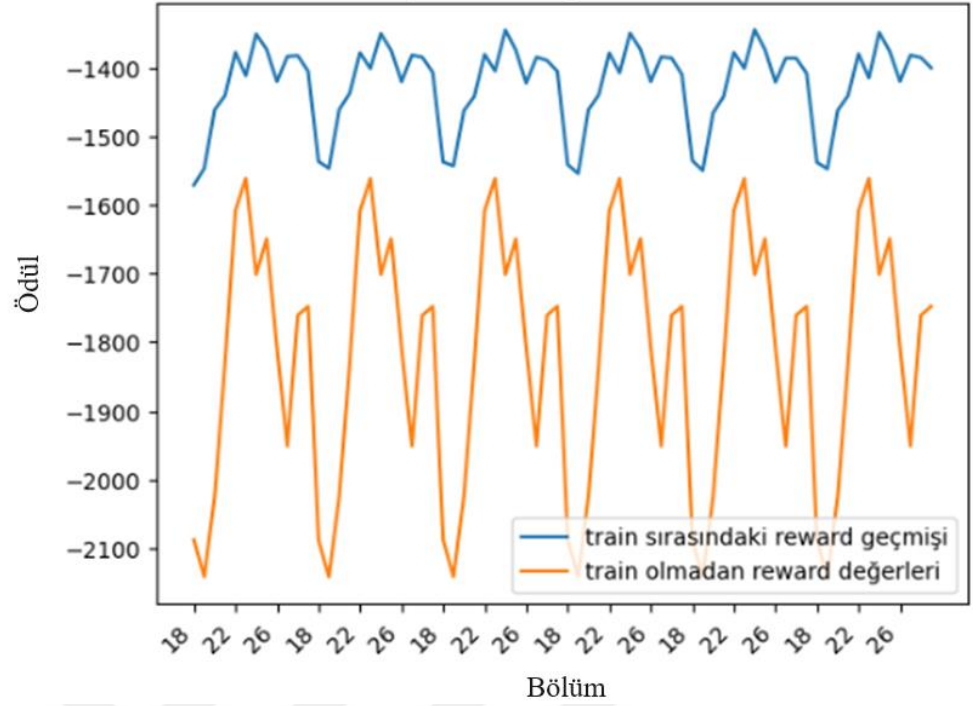
SAC Parametreleri

1. Öğrenme Oranı (Learning rate)
 - Aktör ağı: learning_rate_actor = 0.0003
 - Kritik ağı: learning_rate_critic = 0.0003
 - Alpha (Entropi Katsayısı): learning_rate_alpha = N/A ('auto' kullanılıyor)

2. Katman ve düğüm sayısı
 - Aktör ağı: 2 gizli katman, 256 düğüm
 - Kritik ağı: 2 gizli katman, 256 düğüm
3. İndirim faktörü, gamma (Discount factor)
 - gamma = 0.99
4. Soft güncelleme parametresi (Soft Update Parameter) (Tau)
 - Hedef ağların soft güncelleme oranı: tau = 0.005
5. Entropy Coefficient (Entropi Katsayısı, alpha)
 - alpha = 'auto'
6. Batch Size
 - batch_size = 100
7. Replay Buffer Size
 - buffer_size = 1_000_000
8. Number of Episodes and Steps per Episode
 - num_episodes = 6
 - steps_per_episode = 672 (7 * 24 saat * 4 (15 dakikalık veri))
9. Hedef entropi
 - Entropi hedef değeri: target_entropy = 'auto'
10. Optimizer type
 - Adam optimizer

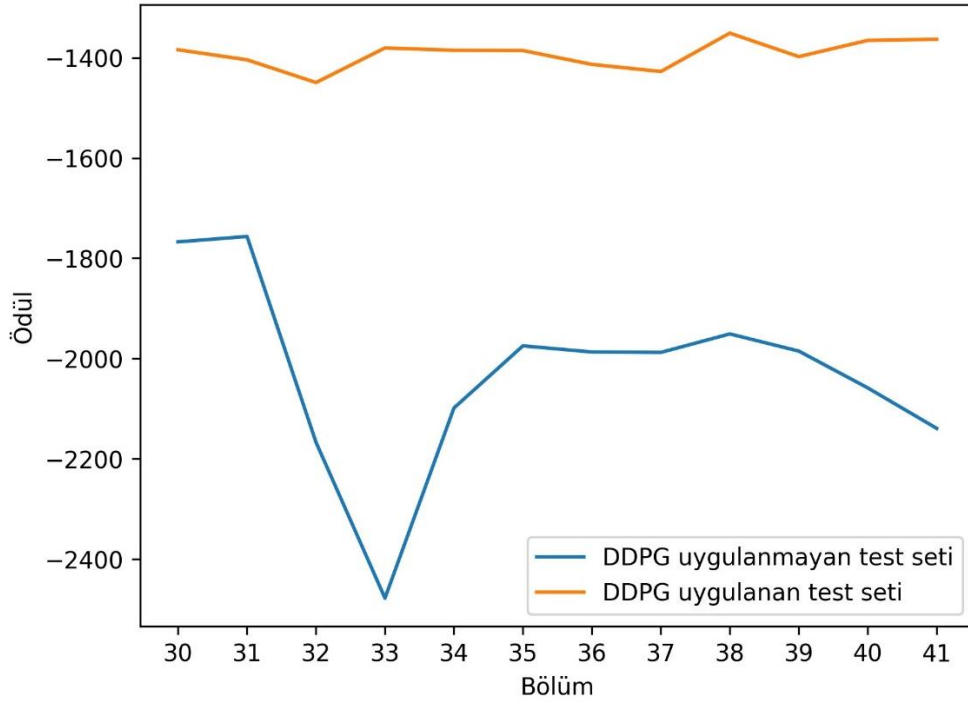
Eğitim veri seti için DDPG algoritması uygulanmadan elde edilen ödülle ile DDPG algoritması uygulandığında elde edilen ödüllerin grafiği

Şekil 8.33’de gösterilmektedir. Eğitim veri seti için DDPG algoritması uygulandığında elde edilen ödüllerin ortalaması -1425,42’dir ve bu değer DDPG algoritması uygulanmayan eğitim veri seti için elde edilen değerden %21,8 daha azdır.



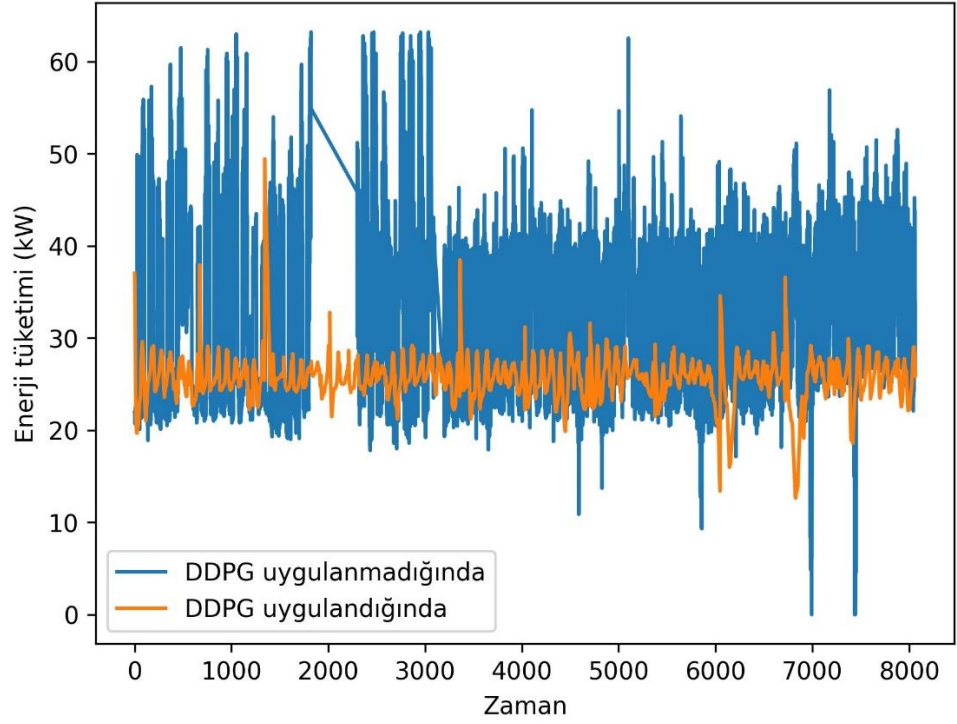
Şekil 8.33. Eğitim veri seti için DDPG uygulandığı ve uygulanmadığı durumlarda ödül grafiği.

Test veri seti için DDPG algoritması uygulanmadan elde edilen ödüller ile DDPG algoritması uygulandığında elde edilen ödüllerin grafiği Şekil 8.34’de gösterilmektedir. Test veri seti için DDPG algoritması uygulandığında elde edilen ödüllerin ortalaması -1392.31’dir ve bu değer test veri seti için DDPG algoritması uygulanmadan elde edilen değerden %31,4 daha azdır.



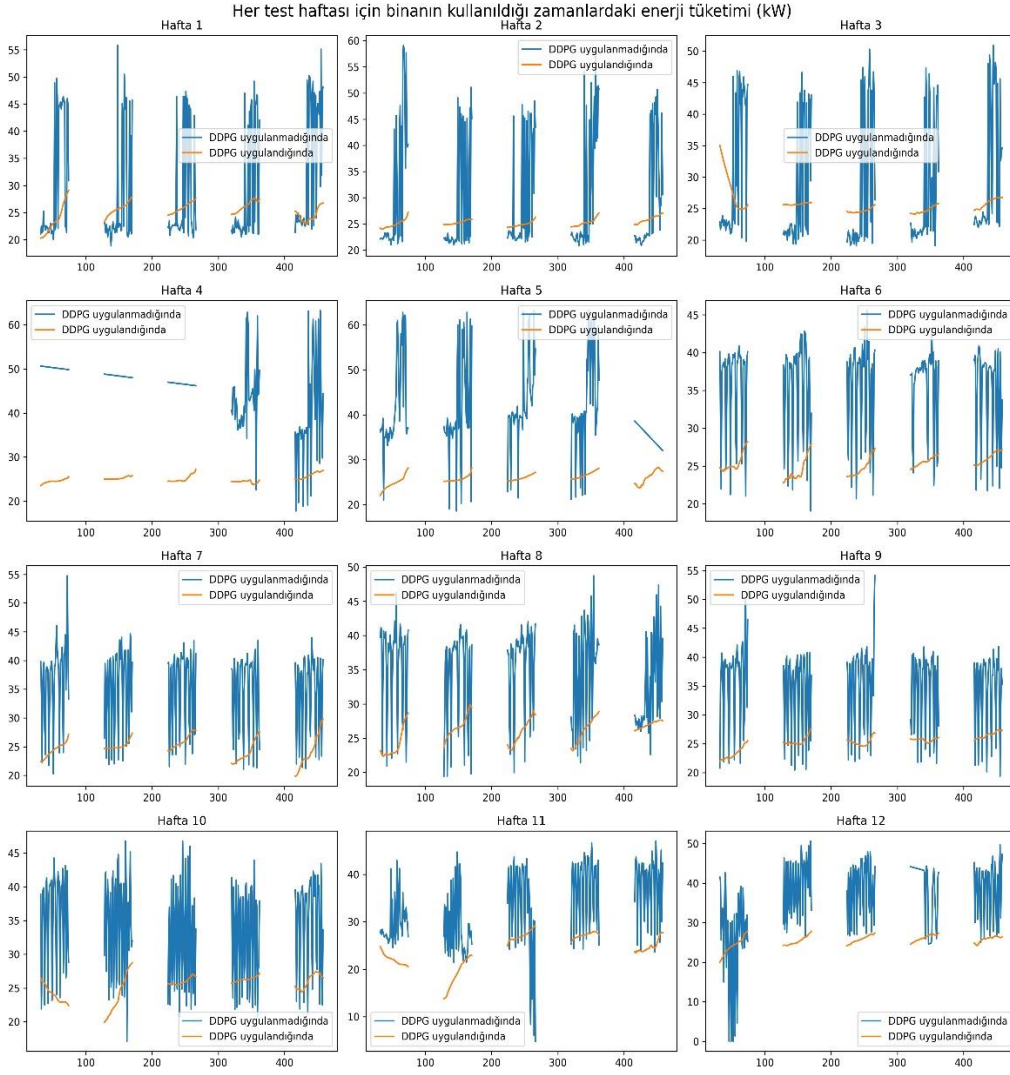
Şekil 8.34. Test veri seti için DDPG uygulandığı ve uygulanmadığı durumlarda ödül grafiği.

Test veri seti için DDPG uygulanmadığındaki enerji tüketimleri ile DDPG uygulandığındaki enerji tüketimleri Şekil 8.35'deki grafikte sunulmaktadır. Test veri seti için DDPG uygulanmadığındaki ortalama enerji tüketimi 34,74 kW iken DDPG uygulandığındaki ortalama enerji tüketimi 25,62 kW'dır. Bu sonuç, DDPG uygulandığında ortalama enerji tüketiminde %26,25 azalma sağlandığını göstermektedir.



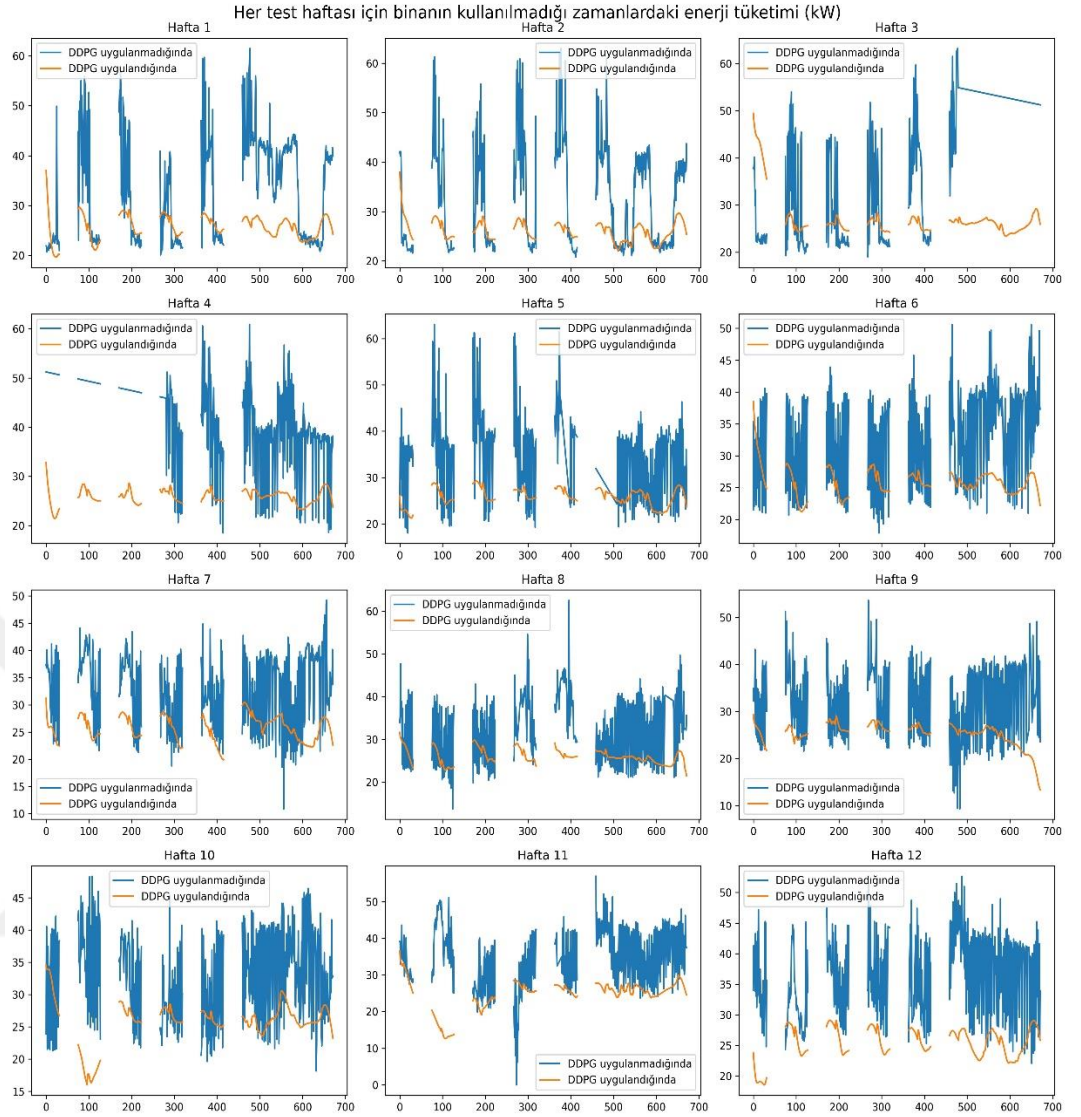
Şekil 8.35. Test veri seti için DDPG uygulandığı ve uygulanmadığı durumlarda enerji tüketimi.

Test veri setindeki her bir hafta için binanın kullanıldığı zamanlarda (kullanıcı bulunduğu) DDPG uygulanmadığındaki enerji tüketimleri ile DDPG uygulandığındaki enerji tüketimleri Şekil 8.36'daki grafiklerde sunulmaktadır. Test veri seti için binanın kullanıldığı zamanlarda DDPG uygulanmadığındaki ortalama enerji tüketimleri 34,84 kW iken DDPG uygulandığındaki ortalama enerji tüketimi 25,27 kW'dır. Bu sonuç, binanın kullanıldığı zamanlarda DDPG uygulandığında ortalama enerji tüketiminde %27,47 azalma sağlandığını göstermektedir.



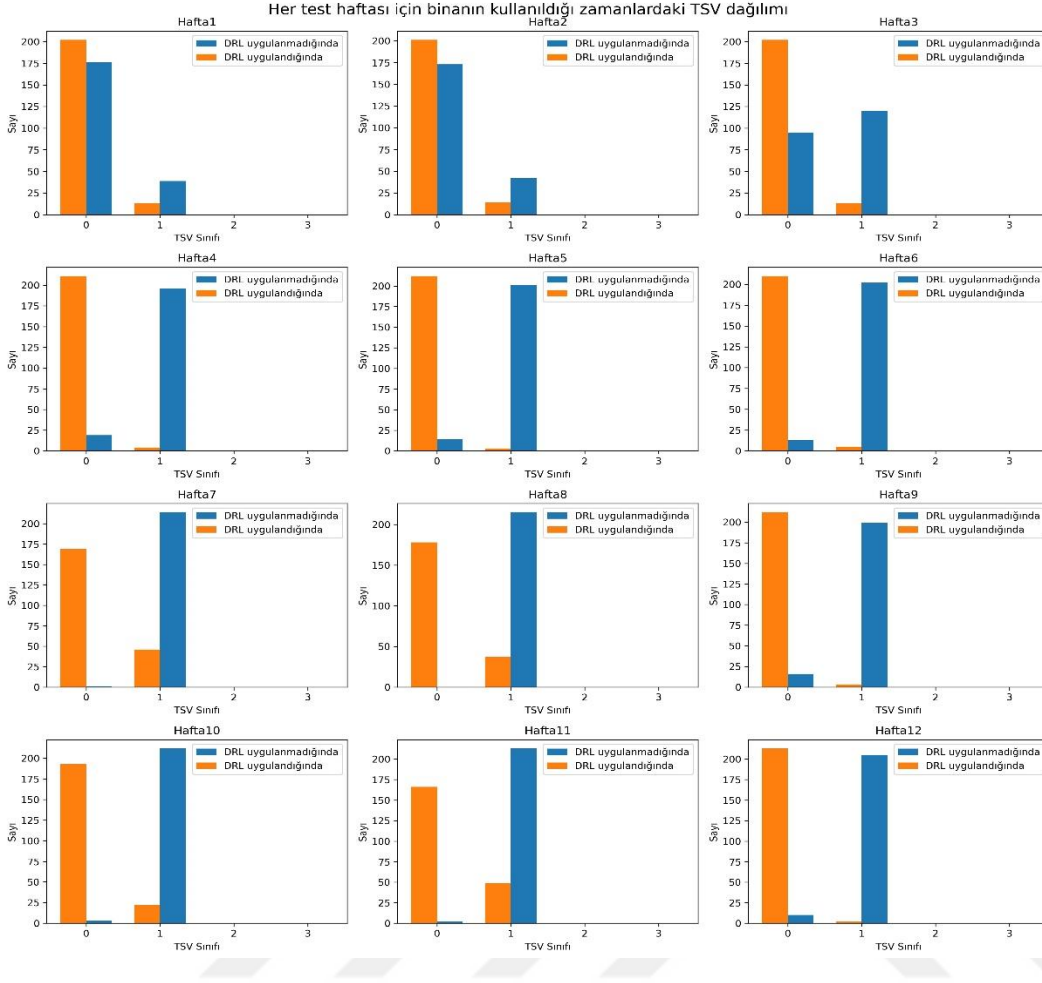
Şekil 8.36. Her test haftası için binanın kullanıldığı zamanlarda DDPG uygulandığında ve uygulanmadığı durumlarda enerji tüketimleri.

Test veri seti için binanın kullanılmadığı zamanlarda (kullanıcı bulunmadığında) DDPG uygulanmadığındaki enerji tüketimleri ile DDPG uygulandığındaki enerji tüketimleri Şekil 8.37'deki grafikte sunulmaktadır. Test veri seti için binanın kullanılmadığı zamanlarda DDPG uygulanmadığı durumda, ortalama enerji tüketimi 34,64 kW iken DDPG uygulandığındaki ortalama enerji tüketimi 25,97 kW'dır. Bu sonuç, binanın kullanılmadığı zamanlarda DDPG uygulandığında ortalama enerji tüketiminde %25,02 azalma sağlandığını göstermektedir.



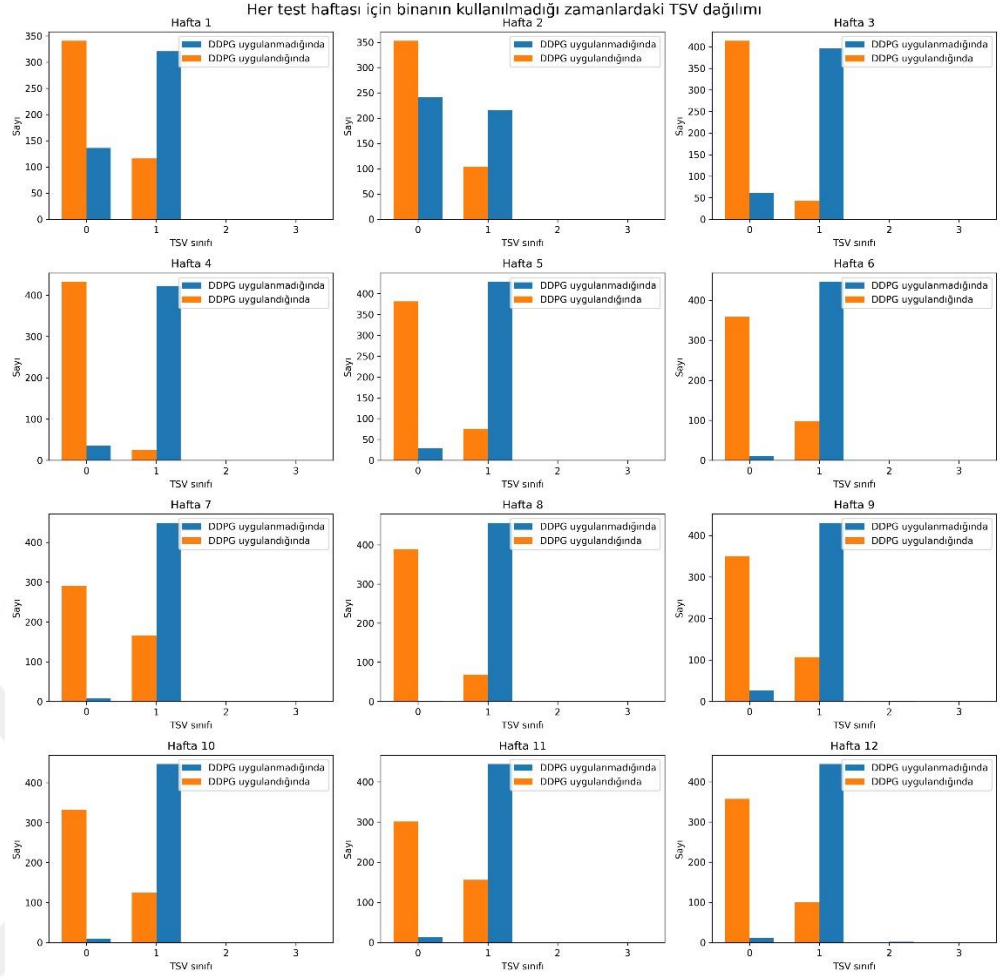
Şekil 8.37. Her test haftası için binanın kullanılmadığı zamanlarda DDPG uygulandığı ve uygulanmadığı durumlarda enerji tüketimleri.

Test veri seti için DDPG uygulanmadığındaki ortalama TSV 0,86 iken DDPG uygulandığındaki ortalama TSV 0,17'dir. Test veri setindeki her bir hafta için binanın kullanıldığı zamanlarda DDPG uygulanmadığındaki TSV dağılımları ile DDPG uygulandığındaki TSV dağılımları Şekil 8.38'deki grafiklerde sunulmaktadır. Test veri seti için binanın kullanıldığı zamanlarda DDPG uygulanmadığındaki ortalama TSV 0,80 iken DDPG uygulandığındaki ortalama TSV 0,08'dir.



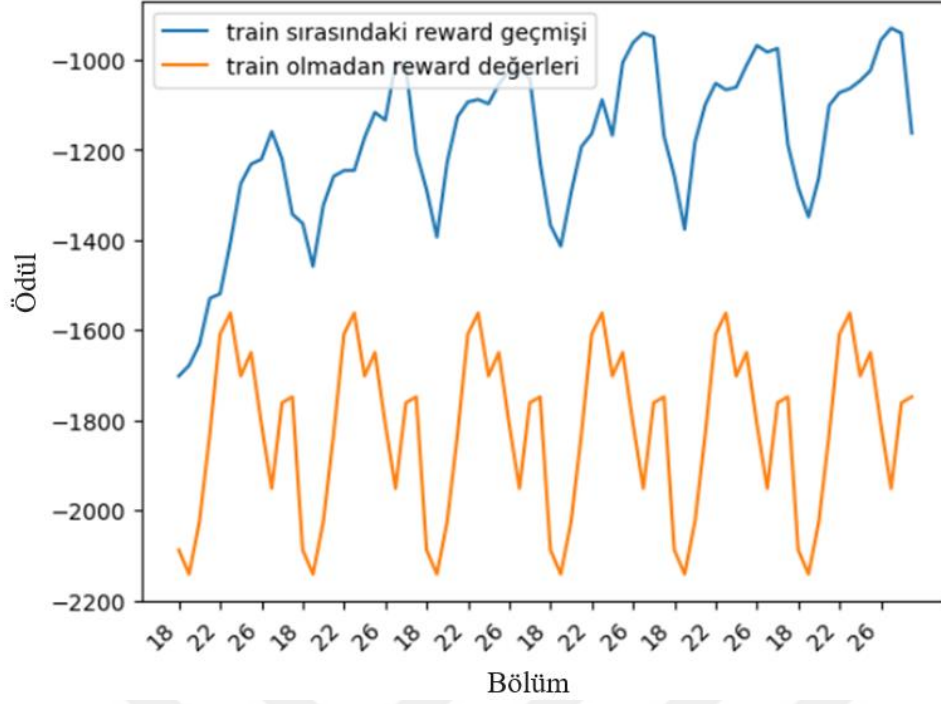
Şekil 8.38. Her test haftası için binanın kullanıldığı zamanlarda DDPG uygulandığı ve uygulanmadığı durumlarda TSV dağılımları.

Test veri setindeki her bir hafta için binanın kullanılmadığı zamanlarda DDPG uygulanmadığındaki TSV dağılımları ile DDPG uygulandığındaki TSV dağılımları Şekil 8.39'deki grafiklerde sunulmaktadır. Test veri seti için binanın kullanılmadığı zamanlarda DDPG uygulanmadığı durumda ortalama TSV 0,92 iken DDPG uygulandığı durumda ortalama TSV 0,26'dır.



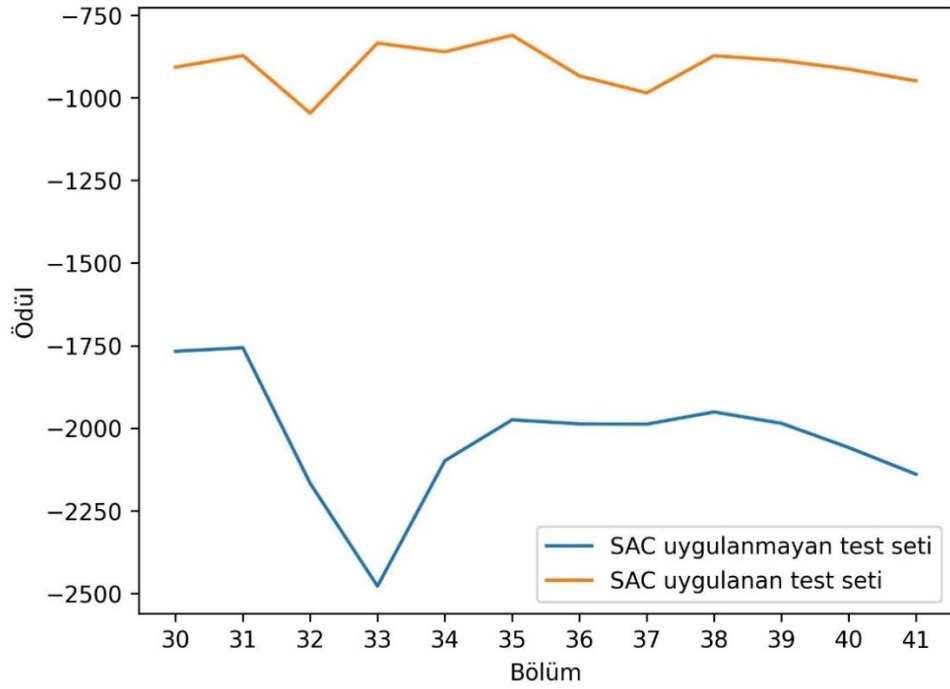
Şekil 8.39. Her test haftası için binanın kullanılmadığı zamanlarda DDPG uygulandığı ve uygulanmadığı durumlarda TSV dağılımları.

Tez kapsamında SAC algoritması kullanılarak geliştirilen ikinci kontrol stratejisi yaklaşımında, eğitim veri seti için SAC algoritması uygulanmadan elde edilen ödüller ile SAC algoritması uygulandığında elde edilen ödüllerin grafiği Şekil 8.40'da gösterilmektedir. Eğitim verisi için SAC algoritması uygulandığında elde edilen ödüllerin ortalaması -1184,36'dır ve bu değer eğitim veri seti için SAC algoritması uygulanmadan elde edilen değerden %35 daha azdır.



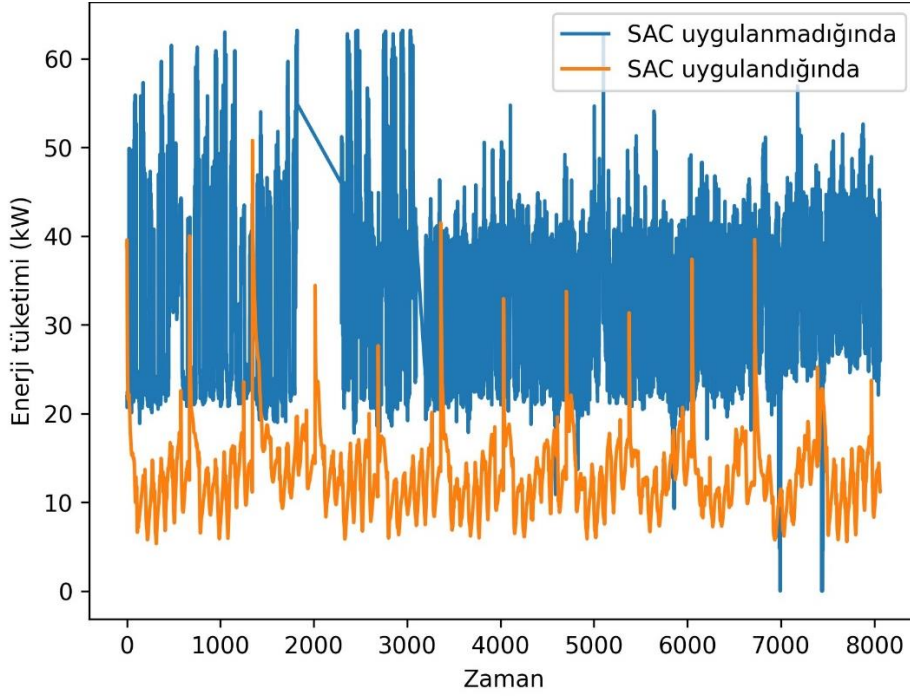
Şekil 8.40. SAC eğitimi için ödül-bölüm grafiği.

Test veri seti için SAC algoritması uygulanmadan elde edilen ödüller ile SAC algoritması uygulandığında elde edilen ödüllerin grafiği Şekil 8.41’de gösterilmektedir. Test veri seti için SAC algoritması uygulandığında elde edilen ödüllerin ortalaması -906,24’dir ve bu değer test veri seti için SAC algoritması uygulanmadan elde edilen değerden %55,3 daha azdır.



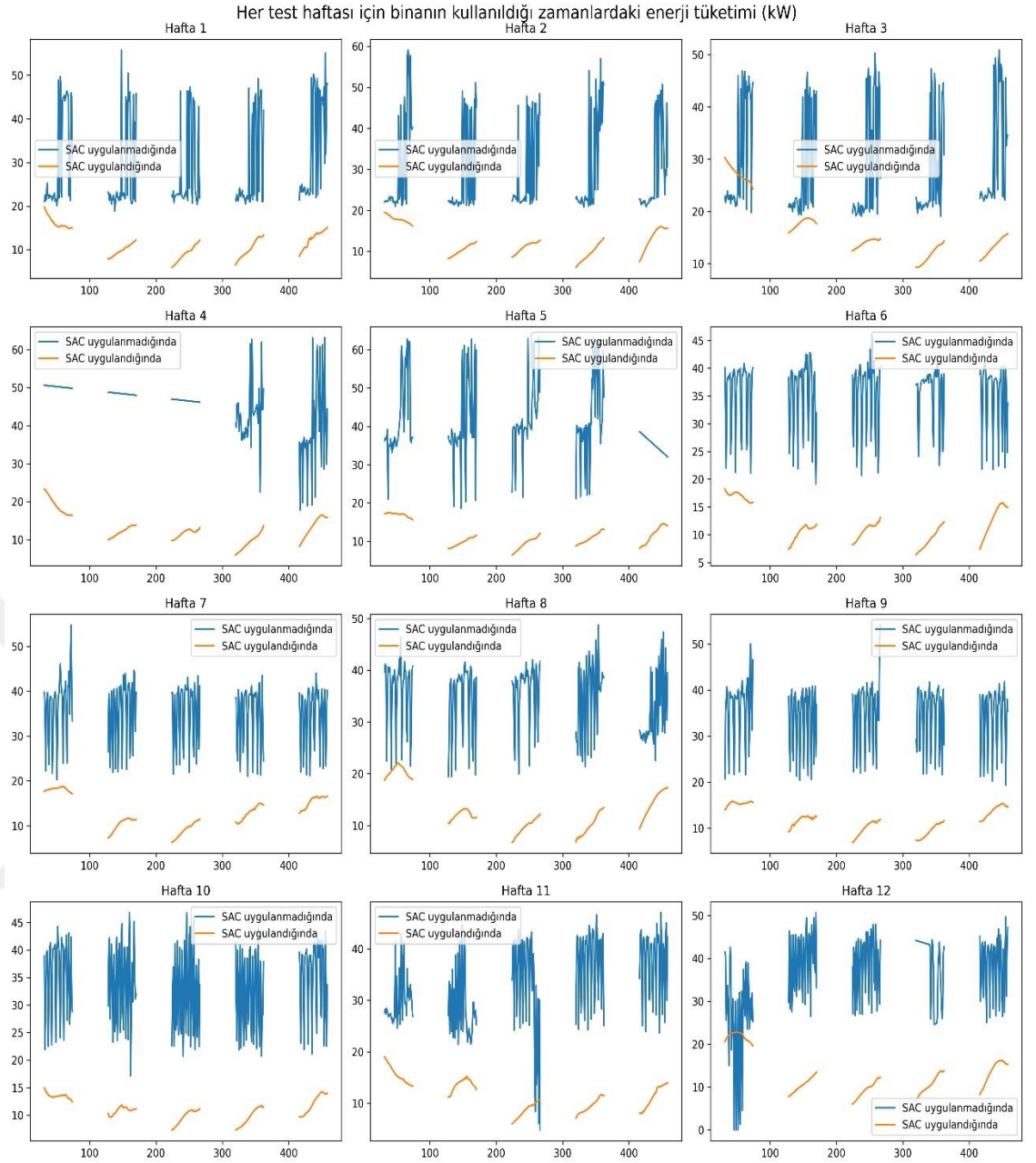
Şekil 8.41. Test veri seti için SAC uygulandığı ve uygulanmadığı durumlarda ödül grafiği.

Test veri seti için SAC uygulanmadığındaki enerji tüketimleri ile SAC uygulandığındaki enerji tüketimleri Şekil 8.42'deki grafikte sunulmaktadır. Test veri seti için SAC uygulanmadığındaki ortalama enerji tüketimi 34,74 kW iken SAC uygulandığındaki ortalama enerji tüketimi 13,19 kW'dır. Bu sonuç, SAC uygulandığında ortalama enerji tüketiminde %62,03 azalma sağlandığını göstermektedir.



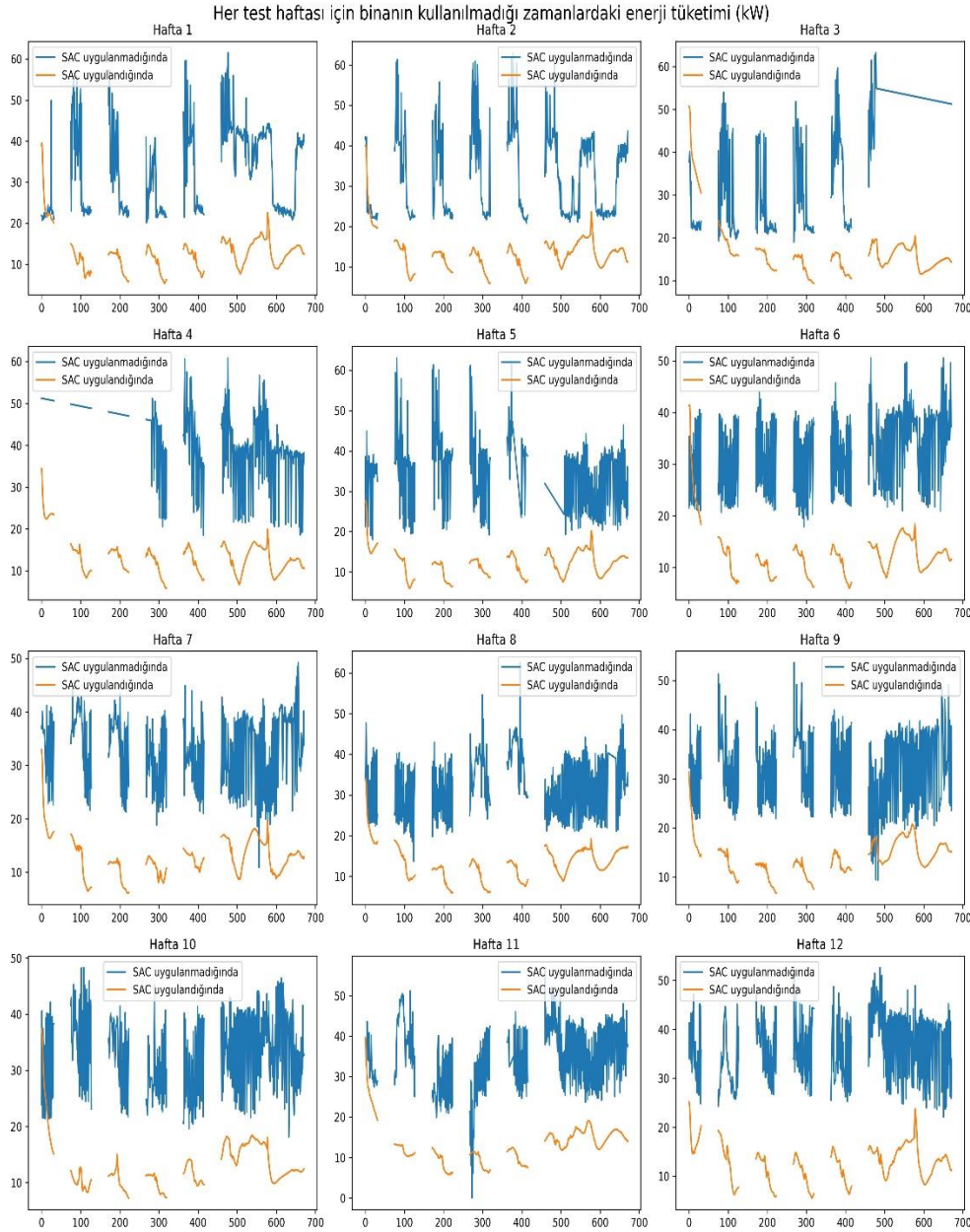
Şekil 8.42. Test veri seti için SAC uygulandığı ve uygulanmadığı durumlarda enerji tüketimi.

Test veri setindeki her bir hafta için binanın kullanıldığı zamanlarda SAC uygulanmadığı durumdaki enerji tüketimleri ile SAC uygulandığındaki enerji tüketimleri Şekil 8.43'deki grafiklerde sunulmaktadır. Test veri seti için binanın kullanıldığı zamanlarda SAC uygulanmadığındaki ortalama enerji tüketimleri 34,84 kW iken SAC uygulandığındaki ortalama enerji tüketimi 12,67 kW'dır. Bu sonuç, binanın kullanıldığı zamanlarda SAC uygulandığında ortalama enerji tüketiminde %63,63 azalma sağlandığını göstermektedir.



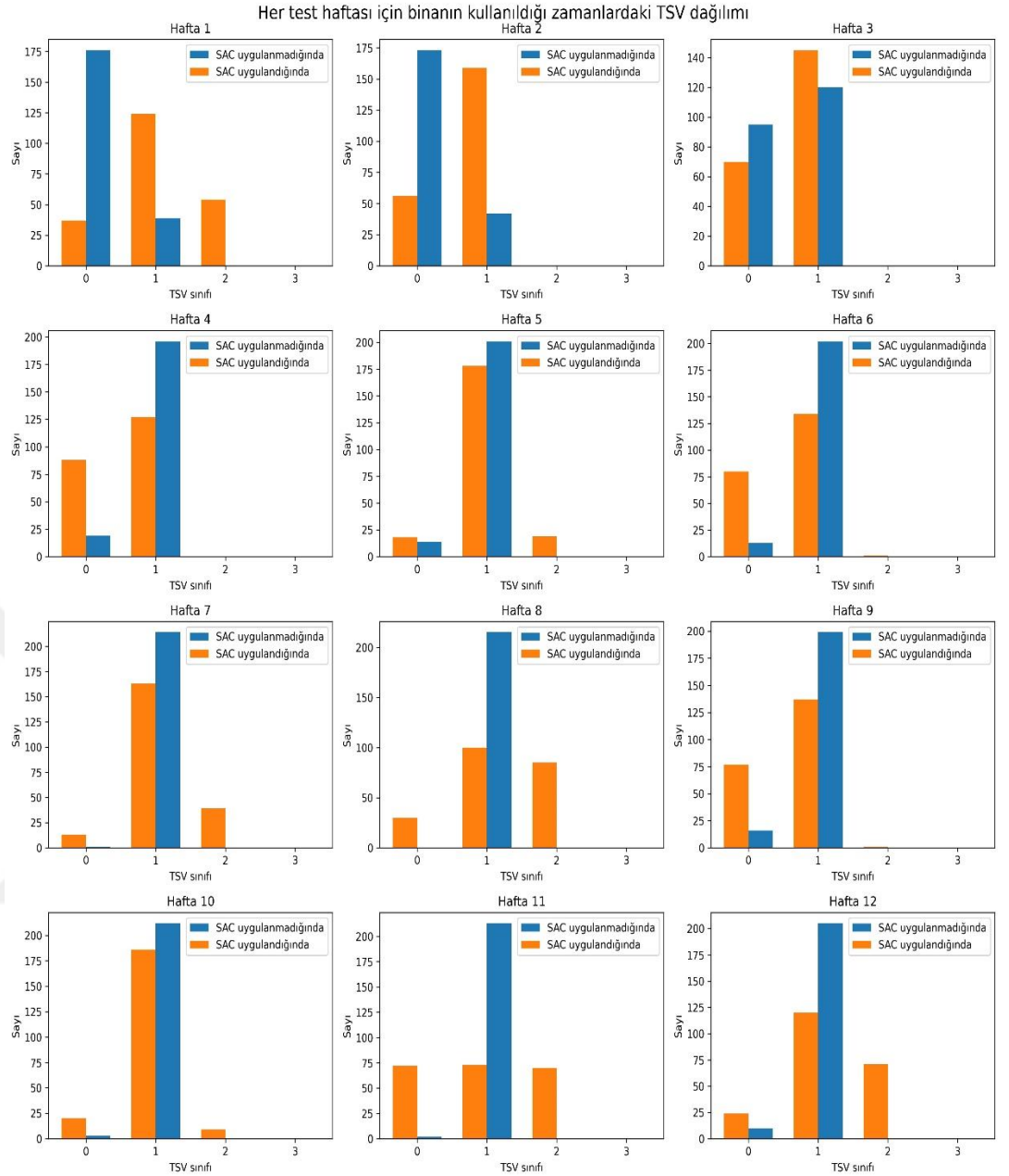
Şekil 8.43. Her test haftası için binanın kullanıldığı zamanlarda SAC uygulandığı ve uygulanmadığı durumlarda enerji tüketimleri.

Test veri seti için binanın kullanılmadığı zamanlarda SAC uygulanmadığındaki enerji tüketimleri ile SAC uygulandığındaki enerji tüketimleri Şekil 8.44'deki grafiklerde sunulmaktadır. Test veri seti için binanın kullanılmadığı zamanlarda SAC uygulanmadığındaki ortalama enerji tüketimleri 34,64 kW iken SAC uygulandığındaki ortalama enerji tüketimi 13,71 kW'dır. Bu sonuç, binanın kullanılmadığı zamanlarda SAC uygulandığında ortalama enerji tüketiminde %60,42 azalma sağlandığını göstermektedir.



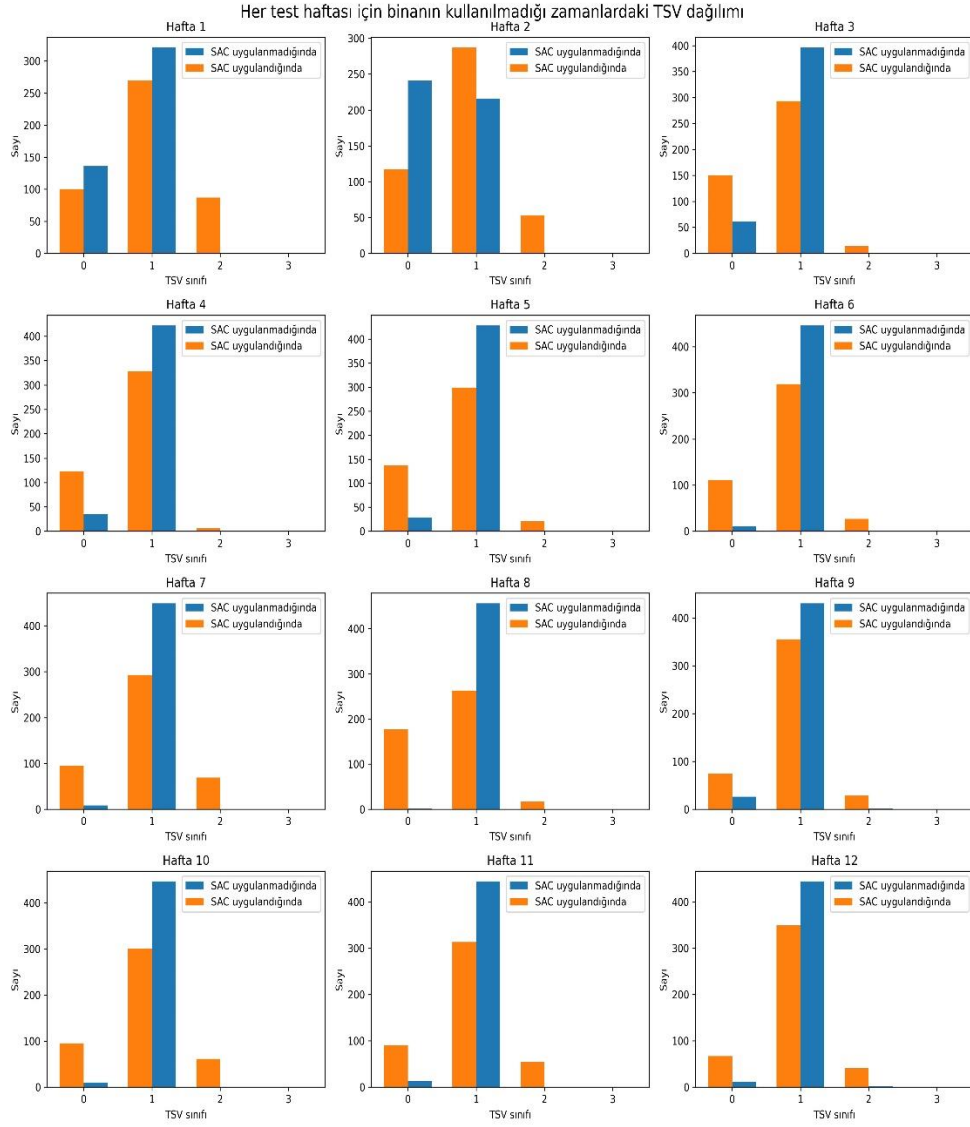
Şekil 8.44. Her test haftası için binanın kullanılmadığı zamanlarda SAC uygulandığı ve uygulanmadığı durumlarda enerji tüketimleri.

Test veri seti için SAC uygulanmadığındaki ortalama TSV ile SAC uygulandığındaki ortalama TSV aynıdır (0,86). Test veri setindeki her bir hafta için binanın kullanıldığı zamanlarda SAC uygulanmadığındaki TSV dağılımları ile SAC uygulandığındaki TSV dağılımları Şekil 8.45'deki grafiklerde sunulmaktadır. Test veri seti için binanın kullanıldığı zamanlarda SAC uygulanmadığındaki ortalama TSV 0,80 iken SAC uygulandığındaki ortalama TSV 0,91'dir.



Şekil 8.45. Her test haftası için binanın kullanıldığı zamanlarda SAC uygulandığı ve uygulanmadığı durumlarda TSV dağılımları.

Test veri setindeki her bir hafta için binanın kullanılmadığı zamanlarda SAC uygulanmadığındaki TSV dağılımları ile SAC uygulandığındaki TSV dağılımları Şekil 8.46'daki grafikte sunulmaktadır. Test veri seti için binanın kullanılmadığı zamanlarda SAC uygulanmadığındaki ortalama TSV 0,92'dir iken SAC uygulandığındaki ortalama TSV 0,81'dir.

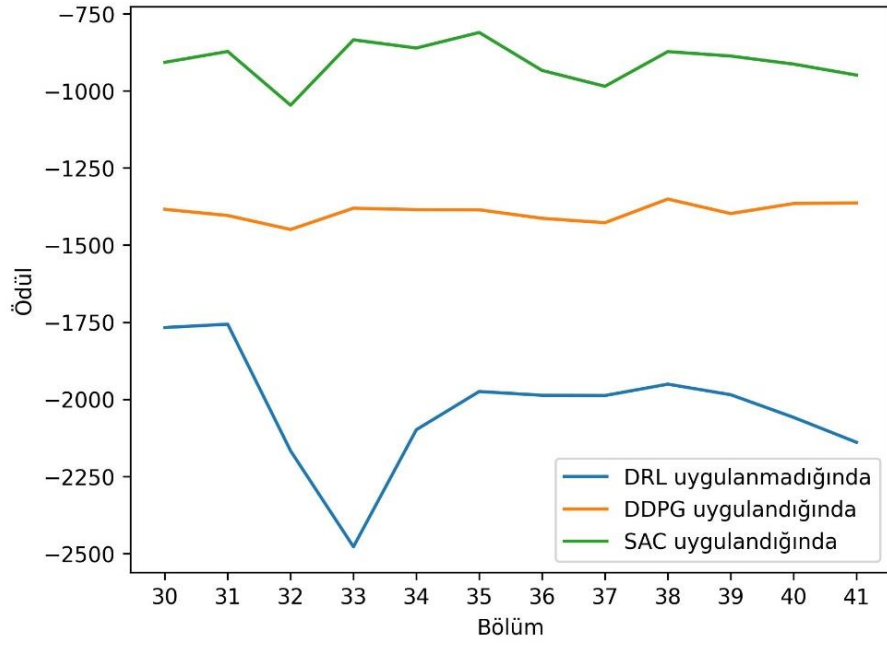


Şekil 8.46. Her test haftası için binanın kullanılmadığı zamanlarda SAC uygulandığı ve uygulanmadığı durumlarda TSV dağılımları.

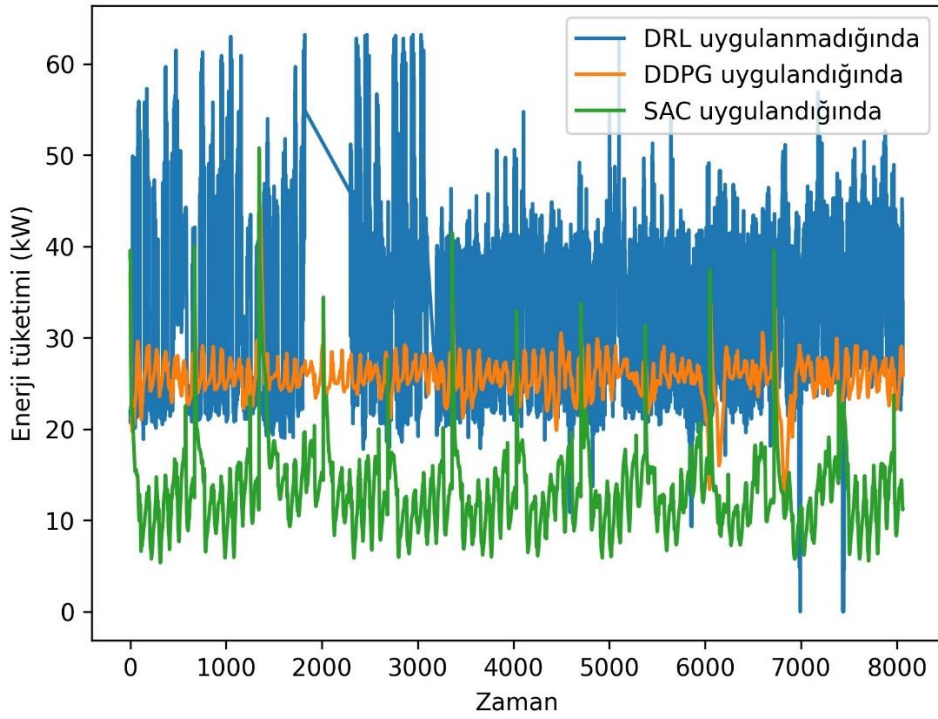
Test veri seti için DRL uygulanmadan elde edilen ödüller ve DDPG ile SAC uygulandığında elde edilen ödüllerin ayrıntılı özeti Çizelge 8.8’de sunulmaktadır. Ayrıca test verisi için her üç durumdaki (DRL uygulanmadığında, DDPG uygulandığında, SAC uygulandığında) ödüllerin karşılaştırılma grafiği Şekil 8.47’de sunulmaktadır. Test verisi için her üç durumdaki enerji tüketimlerinin karşılaştırılma grafiği Şekil 8.48’de; enerji tüketimlerinin sadece bina kullanıldığında ve sadece kullanılmadığında enerji tüketimlerinin karşılaştırma grafikleri sırasıyla Şekil 8.49 ve Şekil 8.51’de sunulmaktadır. Test verisi için her üç durumdaki TSV dağılımlarının bina kullanıldığında ve kullanılmadığında TSV dağılımlarının karşılaştırma grafikleri sırasıyla Şekil 8.51 ve Şekil 8.52’de sunulmaktadır.

Çizelge 8.8. Test veri seti için ödül değerleri.

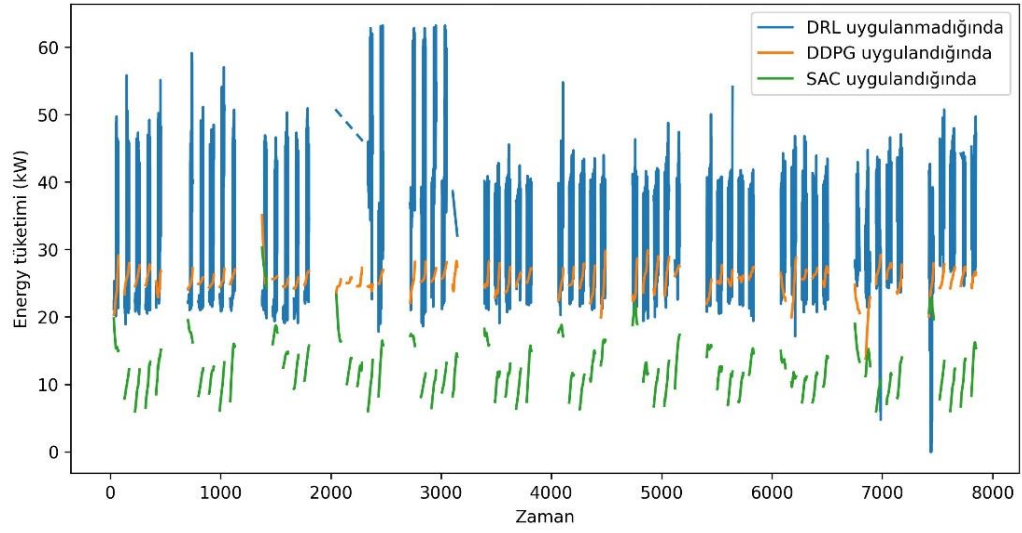
	DRL uygulanmadığında	DDPG uygulandığında	Değişim (%)	SAC uygulandığında	Değişim (%)
Toplam ortalama enerji tüketimi (kW)	34,74	25,62	-26,25	13,19	-62,03
Bina kullanıldığındaki ortalama enerji tüketimi (kW)	34,84	25,27	-27,47	12,67	-63,63
Bina kullanılmadığındaki ortalama enerji tüketimi (kW)	34,64	25,97	-25,03	13,71	-60,42
Toplam ortalama TSV (kW)	0,86	0,17	+80,23	0,86	0
Bina kullanıldığında ortalama TSV (kW)	0,80	0,08	+90	0,91	-13,75
Bina kullanılmadığında ortalama TSV (kW)	0,92	0,26	+71,74	0,81	+11,96



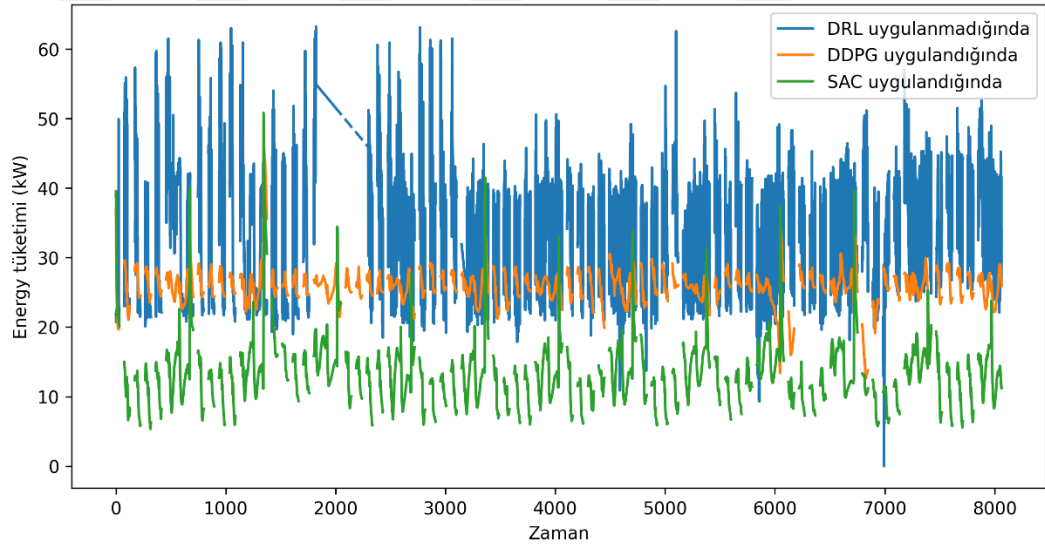
Şekil 8.47. Üç durum için toplam ödül grafiği.



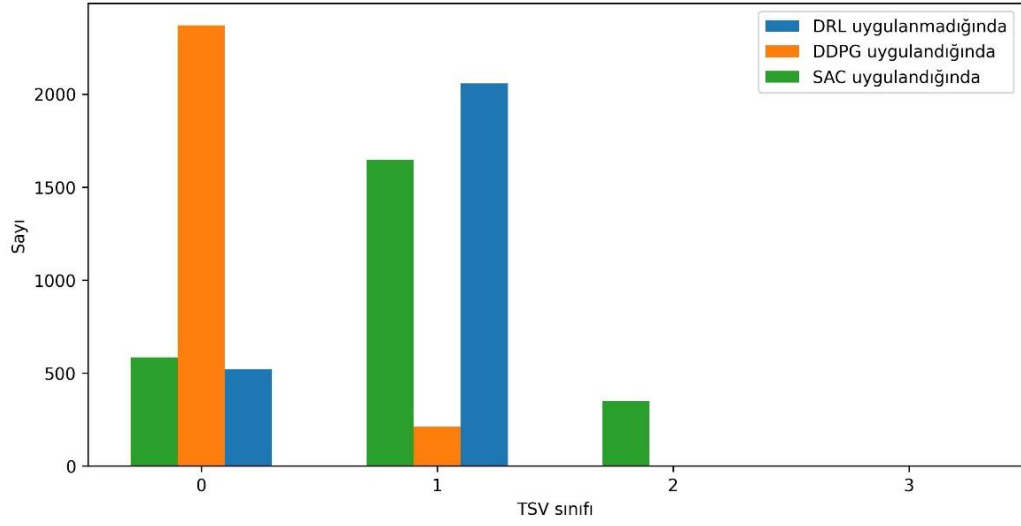
Şekil 8.48. Üç durum için enerji tüketimi grafiği.



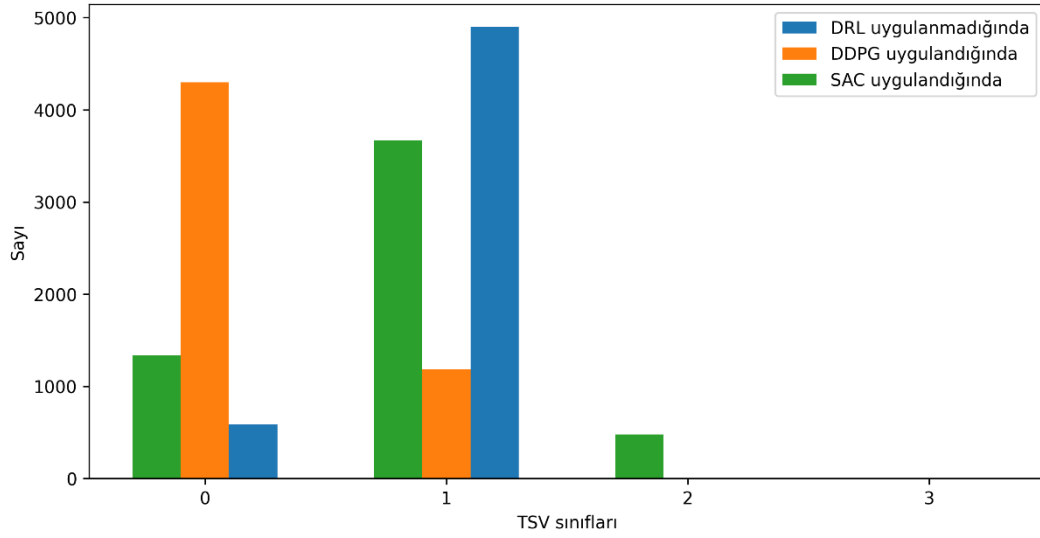
Şekil 8.49. Üç durum için binanın kullanıldığı durumlardaki enerji tüketimi grafiği.



Şekil 8.50. Üç durum için binanın kullanılmadığı durumlardaki enerji tüketimi grafiği.



Şekil 8.51. Üç durum için binanın kullanıldığı durumlardaki TSV dağılımı grafiği.



Şekil 8.52. Üç durum için binanın kullanılmadığı durumlardaki TSV dağılımı grafiği.

9. TARTIŞMA

Bu bölümde, tez çalışmasında önerilen HVAC kontrol stratejisi çerçevesindeki adımlar için elde edilen bulgular değerlendirilmiş ve mevcut literatürle karşılaştırılmıştır.

9.1 RTU Operasyonları Tahmin Modelleri

Tez kapsamında, HVAC enerji tüketimini içeren RTU durum parametrelerinin tahminlenmesi için LSTM ve GRU kullanılmış ve modellerinin performansları karşılaştırılmıştır.

Literatürde, RTU ve AHU gibi HVAC operasyonlarını kontrol eden sistem bileşenlerinin durumlarının tahminlenmesi için genellikle LSTM'in tercih edildiği (Azhan et al., 2023; Kumar Yadav et al., 2024; Li, 2024; Liu et al., 2022; Wang et al., 2008; Ye et al., 2021; Zhuang et al., 2023; Zou et al., 2020a) ancak, son zamanlarda GRU'nun da kullanılmaya başlandığı (Gao et al., 2024; Zhang, Ho, et al., 2023) görülmektedir. Ayrıca, GRU'nun belirli koşullar altında LSTM'den daha iyi performans gösterdiği ortaya konulmaktadır. Örneğin, bir çalışmada yoğun saatlerde en yüksek elektrik tüketimini tahminlemek için kullanılan LSTM ve GRU modelleri arasında, GRU'nun RMSE'sinin %3,4, MAPE'sinin ise LSTM'den %14 daha az olduğu tespit edilmiştir (Pierre et al., 2023). Bu sonuç, GRU'nun daha az parametre kullanarak daha iyi performans gösterebileceğini ve hesaplama süresinin daha kısa olabileceğini desteklemektedir. Başka bir çalışmada, Türkiye'nin elektrik enerjisi tüketimi tahmin edilirken, GRU modelinin performansının LSTM modelinden daha iyi olduğu tespit edilmiştir (Bişkin & Çiftçi, 2021). Benzer şekilde, amacı enerji yük tüketimini tahmin ve kontrol etmek olan çalışmanın sonuçları, GRU'nun MSE, RMSE, MAE ve R^2 metriklerine göre LSTM'den daha iyi performans gösterdiğini ortaya koymuştur (Goui et al., 2023). Bir mağazanın elektrik enerji tüketimini tahmin etmek için LSTM ve GRU modellerinin oluşturulduğu çalışmada LSTM ile karşılaştırıldığında, GRU için R^2 %8,5 artarken, RMSE ve MAE sırasıyla %11,6 ve %8,3 azalmıştır. Ayrıca, GRU'nun hesaplama süresinin LSTM'e göre ortalama %14 daha kısa olduğu ortaya konulmuştur (Chen et al., 2023). Elektrik yükünü doğru bir şekilde tahmin etmek için RNN, LSTM ve GRU algoritmaları ile tahmin modelleri oluşturulan çalışmanın sonuçları da GRU modelinin doğruluk açısından en iyi performansı ve en düşük hatayı elde ettiğini göstermiştir (Abumohsen et al., 2023). Bir diğer çalışmada, akıllı şebekelerdeki enerji tüketimi tahmini için GRU ve LSTM karşılaştırılmış ve GRU'nun %13 daha

düşük RMSE hatası ve %17 daha yüksek R^2 skoru ile LSTM'den daha iyi performans gösterdiği belirlenmiştir (Amalou et al., 2022).

Tez kapsamında RTU operasyonlarını tahminlemek için oluşturulan modellerin performansları da literatür ile benzerlik göstermektedir. Sonuçlar, katman ve katman başına düğüm sayısının aynı olduğu durumlarda, test veri seti için GRU'nun LSTM'e göre ortalama %18 daha düşük MSE ve ortalama %7 daha yüksek R^2 değerlerine sahip olduğunu göstermiştir. Ayrıca, GRU'nun hesaplama süresinin LSTM'e göre ortalama %20 daha kısa olduğu tespit edilmiştir. Bu sonuçlar, GRU'nun LSTM'ye kıyasla daha basit bir yapıya sahip olması ve unutmama-giriş kapılarını birleştirerek daha az parametre kullanmasına bağlı olabilir (Pirani et al., 2022). LSTM'de bulunan üç adet kapı (unutma, giriş ve çıkış kapıları) ve hafıza hücreleri sayesinde bilgi saklama ve aktarımı daha karmaşık ve kontrol edilebilir bir şekilde gerçekleştirilse ve bu yapı, LSTM'yi uzun vadeli bağımlılıkları işlemek için ideal kılsa da aynı zamanda LSTM'in daha fazla parametre içermesine yol açarak onu daha karmaşık hale getirir ve daha fazla hesaplama gücü ve süresine ihtiyaç duymasına neden olur (Pirani et al., 2022).

Bunun yanında, tez kapsamında tahmin edilen RTU operasyon verileri 15 dakikalık olup uzun vadeli bağımlılıkları anlama söz konusudur. Literatürde yer alan bir çalışmada, akıllı konutlarda enerji tüketimi tahminlemesi günlük ve saatlik test verileri kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Çalışmanın sonuçlarında, test veri kümesinin günlük tahmini için GRU'nun LSTM'e göre MSE'sinin %4, RMSE'sinin %1,8, MAE'sinin %4,4 daha az olduğu bulunmuştur. Ancak, saatlik tahmin için GRU'nun LSTM'e göre MSE'si %19, RMSE'si %10, MAE %20 daha fazla bulunmuştur (Bhoj & Singh Bhadoria, 2022). Bu sonuç, bağımlılıkların daha az karmaşık ve kısa vadeli dalgalanmaların daha belirgin olabileceği günlük verilerde GRU'nun basit yapısının bu kısa vadeli bağımlılıkları yakalamada LSTM'den daha etkili olduğunu; bağımlılıkların daha karmaşık ve uzun vadeli olabileceği saatlik veri setlerinde ise LSTM'in uzun vadeli bağımlılıkları yakalama yeteneği sayesinde saatlik verilerdeki karmaşık ilişkileri daha iyi öğrenebileceğini göstermiştir. Bu tez çalışmasında, GRU'nun uzun vadeli bağımlılıkları yakalamanın gerekli olduğu 15 dakikalık veriler ile de performansının LSTM'ye göre daha yüksek olduğu ortaya konulmaktadır. Bu sonuç, veri setinin özelliklerine, model girdi ve çıktılarına bağlı olabilir. Literatürdeki çalışmalarda LSTM ve GRU modelleri girdi ve çıktı olarak sadece enerji tüketimini kullanırken bu tez çalışmasında girdi olarak 19 değişken kullanılmış ve çıktı olarak 9 değişken (ortalama iç ortam hava sıcaklığı, ısı pompası ısıtma suyu besleme sıcaklığı, RTU besleme havası sıcaklığı, RTU dönüş havası

sıcaklığı, RTU karışım hava sıcaklığı, RTU dış hava akış hızı, RTU kattaki plenum hava basıncı, RTU dönüş fan hızı, kuzey kanadı için HVAC yükü) tahminlenmiştir. Literatür taraması her ne kadar uzun vadeli bağımlılıkları işleme konusunda LSTM'nin daha iyi olabileceğini gösterse de bu durum tek değişkenin (HVAC enerji tüketimi) tahmini için test edilmiştir. Tez kapsamında olduğu gibi birden fazla girdi ve çıktının söz konusu olduğu tahminleme durumunda ise GRU'nun LSTM'ye kıyasla daha basit bir yapıya sahip olması, daha az parametre kullanması ve hesaplama süresini hızlandırması gibi avantajları sayesinde daha iyi performans gösterdiği söylenebilir.

9.2 Termal Konfor Tahminleme Modelleri

Tez çalışmasının termal konfor tahminleme modellerinin bulguları RF modelinin diğer beş modelden (LoR, NB, DT, KNN, SVM) daha az aşırı uyum gösterdiğini, daha stabil ve daha iyi genelleme yapabildiğini ve test veri setinde göreceli olarak en iyi performans gösterdiğini ortaya koymuştur. Bu sonuç, bir topluluk öğrenme algoritması olan RF'nin dengesiz veri setleriyle başa çıkmada tekil modellerden daha başarılı olduğunu doğrular niteliktedir. RF, topluluk öğrenme yöntemi kullanarak birçok karar ağacının tahminlerini birleştirir, bu da modelin aşırı uyuma (overfitting) karşı dayanıklı olmasını ve daha iyi genelleme yapmasını sağlar. RF'nin eğitim veri setinden, yerine koyma ile rastgele örnekler seçme (bootstrap örnekleme) özelliği, her bir ağacın eğitiminde veri setinin rastgele alt kümelerinin kullanılmasını sağlar, bu da modelin dengesiz veri setlerine karşı dayanıklılığını artırır ve farklı veri alt kümelerinden elde edilen genel eğilimleri daha iyi yakalamasını sağlar. Ayrıca, RF'nin her bir ağaç için farklı özellik alt kümeleri kullanması, modelin farklı özellikleri daha iyi değerlendirmesine olanak tanır. Bu özellikler, RF modelinin dengesiz veri setlerinde diğer modellere göre daha üstün performans göstermesini açıklamaktadır.

Cen et al. (2022), 7 noktalı termal tahmin modelleri geliştirmek için 7 ML algoritmasının (LR, SVM, KNN, DT, RF, eXtreme Gradient Boosting (XGB) ve Light Gradient Boosted Machine) performanslarını karşılaştırmıştır. Modellerde girdi olarak, cinsiyet, T_{air} , hava hızı (V_{air}), RH, kalp atış hızı, boyun, göğüs, kol, bilek, uyluk ve baldırdaki cilt sıcaklığını kullanılmıştır. Çalışmanın bulguları, yedi ML algoritması arasında RF'nin %73,3 doğruluk ile TSV tahmini için en iyi performansa sahip olduğunu göstermektedir. Fayyaz et al. (2022) ASHRAE RP-884 Termal Konfor Veritabanını kullanarak 4 ML algoritmasının (SVM, RF, NB, Çok Katmanlı Sinir Ağı) performansını karşılaştırmıştır. 7 noktalı termal tahmin

modellerinin oluşturulması için yaş, zaman, MET, CLO, sandalye izolasyonu, T_{air} , MRT, V_{air} , RH, T_{out} , dış ortam RH olmak üzere 11 adet değişken girdi olarak kullanılmıştır. Sonuçlar, en yüksek doğruluk değeri %86,08'in RF modeli ile elde edildiğini ortaya koymaktadır. M. Luo et al. (2020) ASHRAE Termal Konfor Veritabanı II'yi kullanarak 3 ve 7 noktalı termal tahmin modellerini geliştirmek için 9 ML algoritmasının (LR, DT, KNN, GB, SVM, RF, NB, ANN, Adaboost) performansını karşılaştırmıştır. Modelde 12 adet değişken (T_{air} , SET, RH, CLO, V_{air} , yaş, MET, T_{out} , mevsim, mod, cinsiyet, bina tipi) girdi olarak kullanılmıştır. Sonuçlar, ML algoritmalarının 3 noktalı TSV'yi %60-66,2 doğrulukla ve 7 noktalı TSV'yi %50-61,1 doğrulukla tahmin edebildiğini göstermektedir. 3 noktalı ve 7 noktalı TSV için en iyi performans sırasıyla %66,3 ve %61,1 doğruluk olup RF modeli ile elde edilmiştir.

Literatürde ASHRAE Thermal konfor veri seti ile oluşturulan 7 sınıflı tahmin modellerinin doğruluğunun %40 ile %60 arasında değiştiği belirtilmektedir (Y. Bai et al., 2022; Deghim et al., 2022; X. Han et al., 2023; M. Luo et al., 2020). Bu tez kapsamında ASHRAE termal konfor veri tabanının son sürümündeki ofislere ait veriler kullanılmıştır. Ayrıca, diğer çalışmalara dahil edilmiş olup bu tez kapsamında alan çalışması olarak kullanılan binaya ait bazı verilerin (örn. hava akım hızı, bağıl nem, yaş, cinsiyet) mevcut olmaması girdi özelliklerini kısıtlamaktadır. Ayrıca, Bölüm 7.2'de açıklandığı üzere, kullanılan veri seti oldukça dengesizdir ve bu nedenle eğitim verisi, modelin genelleme yapmasını sağlayacak yeterli çeşitliliğe sahip değildir. Bu durum, tez kapsamında geliştirilen termal konfor tahminleme modellerinin performanslarını etkilemiştir. Nitekim, RF ile oluşturulan 7 sınıflı TSV tahmin modeline ait doğruluk %46 ve F1-makro değeri %29 olarak elde edilmiştir. Yine de, %46'luk doğruluğa sahip model, literatürde 7 sınıflı tahmin modelleri için elde edilen doğruluğunun (%40 ile %60) arasında kalmaktadır. Ayrıca, tez kapsamında oluşturulan RF modelinin performansı, veri setindeki PMV değerlerinin kullanıcıların gerçek TSV'lerini tahmin etmedeki başarısı ile de karşılaştırılmıştır. PMV tahminlerinin doğruluğunun %32 ve F1 değerinin %15 olduğu görülmüştür. Bu doğruluk oranları tez kapsamında oluşturulan modelden daha düşük ancak literatür ile benzerlik göstermektedir. Bir başka deyişle PMV indisinin kullanıcıların gerçek termal konforlarını tahmin etme başarısı düşüktür. Örneğin, Cheung et al. (2019) ASHRAE Global Termal Konfor Veri Tabanı II'yi kullanarak PMV modelinin termal konforu tahmin etmedeki güvenilirliğini değerlendirmiştir. Sonuçlar, PMV modelinin doğru tahmin etme yeteneğinin sınırlı olduğunu ve genel doğruluk oranının yalnızca %34 olduğunu ortaya koymaktadır. Fayyaz et al. (2022) ASHRAE RP-884 Termal Konfor

Veritabanını kullandıkları çalışmalarında, PMV'nin doğruluğunun %35,4 olduğunu tespit etmişlerdir. M. Luo et al. (2020) ASHRAE Global Termal Konfor Veri Tabanı II için PMV'nin 7 ve 3 sınıflı tahmin için sırasıyla %31,2 ve %43 doğruluk elde ettiğini ve bunun da çoğu ML algoritmalarından daha düşük olduğunu belirtmektedir. Sonuç olarak, tez kapsamında kullanıcıların termal konforunu 7 sınıflı tahminlemek için kullanılan RF modelinin, HVAC kontrol stratejisi çalışmalarının çoğunda (Conceição et al., 2018; Espejel-Blanco et al., 2022; Homod, 2018; J. Wu et al., 2020a; Y. Yang et al., 2022; Zou et al., 2020b). dikkate alınan PMV modelinden daha başarılı olduğu görülmektedir.

9.3 DRL Tabanlı HVAC Kontrol Stratejileri

Bu tez çalışmasında enerji tüketimini azaltırken kullanıcı termal konforunu artırmak amacıyla DRL tabanlı HVAC kontrol stratejisi önerilmiştir. Son yıllardaki benzer amaçlı çalışmalara ait bilgiler Çizelge 9.1'de sunulmaktadır. Çizelgede, HVAC kontrol stratejileri için genellikle model bazlı tahmin ve kontrol yöntemleri, kural tabanlı kontrol sistemleri ve ileri seviye algoritmaların uygulandığı görülmektedir. Örneğin, MPC stratejiler, bina enerji verimliliğini artırmak için sıkça kullanılmıştır. Bununla birlikte, MPC'nin performansı, modelleme doğruluğuna bağlı olarak değişmekte ve yüksek dereceli bina dinamikleri için genellikle yetersiz kalabilmektedir. Buna karşın, bu tez çalışmasında kullanılan DDPG ve SAC algoritmaları, enerji tüketimini azaltma ve termal konforu sağlamada literatürdeki diğer yöntemlere göre üstünlük göstermektedir. Özellikle, SAC algoritması, enerji tüketimini %62,02 oranında azaltarak literatürdeki birçok çalışmanın sağladığı enerji tasarruf oranlarını aşmaktadır. DDPG'nin enerji tüketimini %26,25 azaltma oranı da literatürdeki diğer çalışmalarla karşılaştırıldığında oldukça yüksek enerji tasarrufu sağlamaktadır. Termal konfor açısından, DDPG'nin kullanıcı memnuniyetini %80,23 oranında artırarak yine literatürdeki birçok çalışmadan daha etkili bir performans sergilediği görülmektedir.

DDPG'nin termal konforu iyileştirmesi, muhtemelen daha dengeli bir kontrol stratejisi benimsemesinden kaynaklanıyor olabilir. DDPG, enerji tüketimini azaltırken termal konforu korumak veya iyileştirmek için daha iyi bir denge sağlamış olabilir. SAC'nin daha agresif enerji tasarrufu stratejisi izlediği, bu nedenle termal konforu yeterince koruyamadığı söylenebilir. SAC algoritması, entropi düzenleme mekanizması sayesinde daha keşifçi bir yaklaşım benimseyerek daha optimal enerji tasarrufu stratejileri öğrenmiş olabilir. Bu, enerji

tüketimini DDPG'ye göre daha fazla azaltmasına yardımcı olmuş olabilir. Ayrıca, SAC'nin "soft updates" mekanizması, politikanın daha stabil ve verimli öğrenmesini sağlayarak enerji tüketiminde daha yüksek bir azalma elde etmesine yardımcı olabilir.

Tez çalışmasında, kullanıcı yokken enerji tüketiminin daha fazla azalmaması, muhtemelen bina sistemlerinin minimum çalışma gereksinimlerinden kaynaklanıyor olabilir. Bina sistemleri tamamen kapatılamıyorsa veya belirli bir enerji tüketimi seviyesi altında çalışmıyorsa, enerji tüketiminde sınırlı bir azalma gözlenir. Ayrıca, enerji tüketimi ve termal konfor arasındaki dengeyi korumak için belirli bir minimum enerji seviyesi gereklidir. Bu nedenle, kullanıcı yokken bile belirli bir enerji tüketim seviyesinin altına inilememiş olabilir.



Çizelge 9.1. HVAC kontrol stratejileri karşılaştırması.

Makale referans	Önerilen strateji	Test veri seti	Sonuç
(Park et al., n.d.)	Termal konfor tabanlı kontrol stratejisi: ML modelleri ile PMV hesabı ve HVAC ayar noktası sıcaklıklarını otomatik olarak ayarlama	deneysel olarak inşa edilen gerçek konut verileri	Enerji tüketimi %20'nin üzerinde azaltılmıştır. PMV değeri konfor aralığında tutulurken PMV rahatsızlık süresi %94 oranında azaltılmıştır.
(Lu, Hameen, et al., 2019)	Standart optimizasyon kontrolü ve RLYe dayanan strateji	Gerçek veri seti	Enerji tüketiminde %14'e kadar tasarruf sağlanırken kullanıcıların en az %80'inin termal olarak rahat hissetmesi sağlanmıştır.
(Yoon & Moon, 2019)	Performans temelli termal konfor kontrolü: Gaussion süreç regresyonu ile termal konfor tahmini ve derin Q öğrenme ile HVAC kontrolü	Deney ve simülasyon verileri	22 °C sabit sıcaklık kontrolüne kıyasla %32,2; 24 °C sabit sıcaklık kontrolüne kıyasla %12,4 oranında enerji tasarrufu sağlanmıştır. PMV değeri, kontrolsüz durumda 0,5 ile 0,75 arasında değişirken, önerilen strateji uygulandığında 0,3 ile 0,5 arasında değişmiştir.
(Mastropietro et al., 2019)	Modelden bağımsız RL tabanlı kontrol stratejisi	Dinamik simülasyon verileri	Bergamo için: Kış aylarında %2,3, yaz aylarında %2,8, genel olarak ise %9,4 enerji tasarrufu sağlanmıştır. Catania için: Kış aylarında %9,5, yaz aylarında %1,5, genel olarak ise %5,4 enerji tasarrufu sağlanmıştır. Termal konfor açısından, RL algoritması, mevcut RBC kontrol sistemine eşdeğer termal konfor sağlamıştır.
(Wu et al., 2020b)	PMV temelli HVAC kontrol stratejisi	Simülasyon verileri	Enerji tüketiminde günlük %1,6 oranında bir tasarruf sağlanmıştır. PMV değerleri ASHRAE'nin önerdiği -0,5 ile +0,5 aralığında tutulmuştur.
(Gao et al., 2020)	DRL tabanlı kontrol stratejisi, DNN ile termal konfor tahmini	Simülasyon verileri	Geleneksel yöntemlere kıyasla HVAC sistemlerinin enerji tüketimini yaklaşık %4,31 oranında azaltılırken termal konfor yaklaşık %13,6 oranında artırılmıştır.

(Lu et al., 2020)	Soğutma ayar noktalarının optimizasyonu	Simülasyon verileri	Bina kullanıcılarının sayısı sırasıyla 15, 20 ve 25 olduğunda HVAC'in enerji talep gücü %5, %5,3 ve %5,6 azaltılmış ve kullanıcıların %90'nı termal açıdan konforlu hissetmiştir.
(Carli et al., 2020)	MPC kontrol stratejisi	Gerçek veri seti	Ortalama günlük enerji tüketimi %15-20 oranında azaltılmış ve çalışma saatleri boyunca termal konfor memnuniyet oranı %75,1'den %95,4'e çıkarılmıştır.
(Dhanalakshmi et al., 2020)	IoT (Nesnelerin İnterneti) tabanlı enerji yönetimi politikaları ve kullanıcı tercihlerini dikkate alan bir kontrol stratejisi	Gerçek laboratuvar ortamı verileri	Termal konfor ASHRAE standardına göre sürekli olarak sağlanırken yıllık enerji tasarrufu 328.5 kWh olarak hesaplanmıştır.
(Yuan et al., 2020)	Adaptif MPC tabanlı kontrol stratejisi	Gerçek veri kullanan simülasyonlar	Sabit programlama çözümüne göre enerji tüketimi %29,5 oranında azaltılırken PMV %86,7 oranında arttırılmıştır.
(Ding et al., 2023)	Modele dayalı DRL tabanlı kontrol stratejisi	Simülasyon	PMV 0,7 ile -0,7 arasında tutulurken modele dayalı RL çözümüne kıyasla %8,23 daha fazla enerji tasarrufu sağlanmıştır.
(Azuatalam et al., 2020)	RL tabanlı kontrol stratejisi	Simülasyon	Termal konfor kabul edilebilir sınırlar içerisinde tutulurken temel kontrolöre kıyasla haftalık enerji tüketiminde maksimum %22 oranında bir azalma sağlanmıştır.
(Zou et al., 2020a)	DRL tabanlı kontrol stratejisi, LSTM ile HVAC operasyonel verilerinin tahmini	Gerçek veri	Sistemlerin enerji tüketimi toplamda %27-30 oranında azaltılmış ve hafta içi çalışma saatlerinde ortalama %10 PPD ile termal konfor korunmuştur.
(Turhan & Çeter, 2021)	Kullanıcı sayısı tespiti temelli bir kontrol stratejisi: ANN ile kullanıcı sayısı tahmini	Gerçek veri	Enerji tüketimi %16 oranında azaltılmış ve testler sırasında, kullanıcıların %94'ü için termal konfor sağlanmıştır.
(Peng, 2021)	ML ile HVAC kontrol stratejisi ve kişiselleştirilmiş termal konfor modelleri geliştirilmesi.	Gerçek veri ve simülasyon	Enerji tüketiminde %20'ye varan tasarruf sağlanmıştır. Kullanıcıların %85'i önerilen stratejiyle daha iyi termal konfor sağlamıştır.
(Li et al., 2021)	Çok ajanlı DRL tabanlı kontrol stratejisi	Gerçek dünya laboratuvar verileri ve simülasyon	Enerji tüketimi geleneksel kontrol stratejilerine göre %15,4 oranında azaltılırken PMV standartlara uygun aralıklarda tutulmuştur.

(Yayla et al., 2022)	Yapay zeka tabanlı kullanıcı odaklı kontrol stratejisi	Gerçek veri seti ve simülasyonlar	Geleneksel kontrol stratejilerine göre kullanıcılar için daha iyi bir termal konfor seviyesi sağlanırken enerji tüketimi en az %10 oranında azaltılmıştır.
(Wit et al., 2022)	DRL ve MPC tabanlı kontrol stratejileri	Gerçek dünyadaki bina dinamiklerini doğru bir şekilde temsil edebilen Neural twin modeli	Termal konfor korunarak enerji kullanımını %5 ile %40 oranında azaltılmıştır.
(Espejel-Blanco et al., 2022)	PMV temelli kontrol stratejisi	Test odası gerçek verileri	PMV 0 ile 0,5 arasında tutularak mevcut sabit programlı kontrol sistemi ile karşılaştırıldığında enerji tüketiminde %33 ila %44 arasında tasarruf sağlanmıştır.
(Kong et al., 2022)	Kullanıcı odaklı gerçek zamanlı kontrol stratejisi	Gerçek veri ve simülasyon	Kullanıcıların %90'ından fazlası için kabul edilebilir PMV sağlanırken enerji tüketiminde %20'ye varan tasarruf sağlanmıştır.
(Deng et al., 2022)	Trans-Context SAC adlı yöntem: DRL ve bağlam farkındalığı (context-aware)	Simülasyon	PPD %6-8 aralığında tutulurken diğer temel yöntemlere göre enerji tüketiminde %15,9'a varan tasarruf sağlanmıştır.
(Woo-shem et al., 2023)	Kullanıcı sayısı, adaptif termal konfor ve optimizasyona dayalı kontrol stratejisi	Simülasyon	Geleneksel kontrol stratejilerine göre PMV %56,2 oranında artırılırken enerji tüketiminde %52,9 oranında bir azalma sağlanmıştır.
(Zhuang et al., 2023)	Veri tabanlı MPC, LSTM ve SAC	Simülasyon	Enerji verimliliği geleneksel kontrol stratejilerine göre %17,4 oranında artırılırken PMV de %16,9 oranında iyileştirilmiştir.
(Lavanya et al., 2023)	Kişi sayısı durumu regresyon kontrolcüsü (Occupancy Regression Controller)	Gerçek veri	PMV %97 oranında standartlara uygun aralıklarda tutulurken geleneksel kontrol stratejilerine göre %14,3 oranında enerji tasarrufu sağlanmıştır.
(Li et al., 2023)	RL tabanlı iç ortam sıcaklık tercih ayarlama kontrol yöntemine dayanan kontrol stratejisi	Gerçek veri	Sadece termal konfor ödülünü dikkate aldığında, günlük enerji tüketiminde %22,34 oranında tasarruf sağlamıştır. Hem termal konfor hem de enerji tasarrufu etkisi ödülleri dikkate aldığında, günlük enerji tüketiminde %26,48 oranında tasarruf sağlamıştır.

10.SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Bu tez çalışmasında, bina içerisindeki kullanıcıların termal konforunu artırırken sistemin enerji tüketimini azaltmak amaçlanmıştır. Bu kapsamda, HVAC sistemi için DDPG ve SAC algoritmaları kullanılan DRL tabanlı iki kontrol stratejisi önerilmiştir. Öncelikle, uygulanabilir bir çerçeve geliştirilmiş ve gerçek dünya verileri ile değerlendirilmiştir. Değerlendirme sürecinde, Berkeley, California'daki bir ofis binasına ait dış hava koşulları, iç ortam hava koşulları ve binadaki RTU'lara ait operasyonel verileri içeren açık kaynaklı bir veri seti kullanılmıştır. Kullanıcıların termal konfor düzeylerini belirlemek için ise ASHRAE global termal konfor veritabanından elde edilen TSV'ler kullanılmıştır. RTU operasyonlarını tahmin etmek amacıyla çok girdili - çok çıktılı LSTM ve GRU ağları eğitilmiş ve karşılaştırılmıştır. Tek katmanlı ve 32 düğümlü bir GRU ağının $0,78 R^2$ ile en iyi tahmin performansını sergilediği tespit edilmiştir. Ayrıca, DRL ajanının ödül fonksiyonunu oluşturmak için 7 sınıflı bir TSV tahmin modeli geliştirilmiş ve bu model için altı farklı sınıflandırma algoritması test edilmiştir. Bu algoritmalar arasında en iyi sonucu, $0,29$ F1 skoru ile RF algoritması vermiştir. Tahmin edilen RTU operasyonel verileri ve kullanıcı termal konforu, tasarlanan DRL ortamında ödül tasarımı için kullanılmıştır. DRL ajanının bu ortamda etkileşime girerek RTU'yu kontrol etmesi için DDPG ve SAC algoritması kullanılmıştır. Ajanın eğitimi, üç aylık bina verileri kullanılarak yapılırken, test süreci için takip eden üç ayın verileri kullanılmıştır.

Geliştirilen iki kontrol stratejisinden elde edilen bulgular şu şekildedir;

- Toplamda, DDPG enerji tüketimini %26,25 azaltırken SAC %62,03 azaltmıştır.
- Yalnızca binanın kullanıldığı zamanlarda, DDPG enerji tüketimini %27,47 azaltırken SAC %63,63 azaltmıştır.
- Yalnızca binanın kullanılmadığı zamanlarda, DDPG enerji tüketimini %25,03 azaltırken SAC %60,42 azaltmıştır.
- Toplamda, DDPG kullanıcıların termal konforunu %80,23 arttırırken SAC kullanıcıların termal konforunu korumuştur.
- Yalnızca binanın kullanıldığı zamanlarda, DDPG kullanıcıların termal konforunu %90 arttırırken SAC %13,75 azaltmıştır.
- Yalnızca binanın kullanılmadığı zamanlarda, DDPG kullanıcıların termal konforunu %71,74 arttırırken SAC %11,96 arttırmıştır.

Özetle, SAC hem bina kullanıldığında hem de kullanılmadığı durumda enerji tüketimini DDPG'ye göre daha fazla azaltırken termal konfor açısından, DRL uygulanmadığındaki kullanıcıların ortalama termal konforunu korumuştur. DDPG hem enerji tüketimini azaltmış hem de kullanıcıların termal konforu arttırmıştır. Özellikle bina kullanıldığındaki termal konforu önemli ölçüde iyileştirmiştir.

Tez sonuçları, bina sahipleri ve/veya yöneticilerinin, farklı zaman dilimlerinde ve farklı ihtiyaçlara göre DDPG ve SAC algoritmalarını hibrit bir şekilde kullanabileceğini göstermektedir. Örneğin, yoğun kullanım saatlerinde DDPG kullanılarak kullanıcı konforu sağlanabilir, bina boşken ise SAC ile enerji tasarrufu maksimize edilebilir. Bina sahipleri ve yöneticilerinin, özellikle enerji maliyetlerini düşürmek ve çevresel sürdürülebilirlik hedeflerine ulaşmayı hedefledikleri binalarda SAC algoritmasının tercih edilebileceği ortaya konulmuştur. Özellikle yoğun kullanım saatlerinde ve bina kullanılmadığı zamanlarda dahi yüksek enerji tasarrufu sağlama, SAC algoritmasına dayalı kontrol stratejisini cazip kılmaktadır. Bunun yanında, kullanıcı memnuniyeti ve konforunun kritik olduğu binalarda (hastaneler, oteller, ofisler, konutlar) ise, DDPG algoritması tercih edilebilir. Bu algoritma, termal konforu önemli ölçüde artırarak kullanıcıların konforunu maksimum düzeyde tutmasıyla ön plana çıkmaktadır. Ancak, bu önerilerin bu tez kapsamında kullanılan verilere ve çalışılan bina özelinde geçerli olduğu vurgulanmalıdır. Başka bir ifadeyle, her bina için enerji tüketimini azaltmada SAC'ın; termal konforun arttırılmasında DDPG'nin daha başarılı olacağı söylenemez. Bu kontrol stratejilerinin uygulanmasında performansın sürekli izlenmesi ve gerektiğinde ayarlamalar yapmak önemlidir. Bu, sistemlerin optimum performansta çalışmasını sağlayarak beklenmedik enerji tüketimi veya konfor problemlerinin ortaya çıkmasını engelleyebilir. Bu öneriler doğrultusunda bina sahipleri ve yöneticileri, enerji verimliliğini artırırken kullanıcı memnuniyetini de göz önünde bulundurarak, daha sürdürülebilir ve verimli bina yönetim stratejileri geliştirebilirler. Ayrıca, bu tez çalışmasının sonuçları, binalarda enerji verimliliğine yönelik politikalar geliştirilmesi için faydalı olabilir. Politika yapıcılar, HVAC sistemlerinin enerji verimliliğini arttırmaya yönelik düzenlemeleri güncelleyebilir ve DRL gibi teknolojik yeniliklerin uygulanmasını teşvik etmek için standartlar belirleyebilirler. Ayrıca, binalarda enerji tasarrufu çözümlerini benimsemeyi teşvik etmek için hükümet ve özel sektör iş birlikleriyle destek programları oluşturulabilirler. Bu programlar, DRL gibi gelişmiş sistemlerin adaptasyonu ve yaygınlaştırılması için gerekli mali destek ve kaynakları sağlamaya yönelik kurgulanabilir. Bu düzenlemelerde, yapay zeka ve ML kullanımıyla ilgili

yasal ve etik düzenlemeler, kullanıcı verilerinin gizliliği ve güvenliği gibi konularının da dikkate alınması gerektiği unutulmamalıdır.

Bu tez çalışmasının kısıtları ve bunlara karşılık gelen gelecekteki çalışmalar değerlendirildiğinde, ilk olarak, önerilen çerçevenin yalnızca RTU'lara uygulandığı ancak HVAC sistemlerinde daha büyük bir merkezi sistemin parçası olan soğutucular ve kazanlar gibi başka bileşenlerin de bulunduğu dikkate alınmalıdır. Önerilen çerçevenin değerlendirmesi, tam bir merkezi sistem üzerinde optimum kontrolü sağlamak için diğer HVAC bileşenlerini de içerecek şekilde genişletilebilir. Ayrıca, bu tezde, alan çalışmasının yapıldığı iklim, bina tipi ve bina çalışma koşullarına bir başka deyişle binaya özel kontrol stratejileri geliştirmiştir. Gelecek araştırmalarda DRL tabanlı kontrol stratejilerinin farklı bina türleri ve iklim koşulları altında nasıl performans gösterdiğinin incelenmesi, bu teknolojinin adaptasyon alanını genişletebilir. Bu kapsamda, binaya ait önceden elde edilmiş veri seti kullanılmıştır. DRL eğitimi bu veri setindeki değişkenler kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Ancak, HVAC sistemleri tarafından kontrol edilebilen, iç ortam hava kalitesi ve CO₂ seviyesi gibi bina kullanıcılarının konfor seviyelerini etkileyen değişkenler mevcuttur. Bu nedenle, RTUların daha kapsamlı bir optimal kontrol politikasına ulaşmak için mevcut ödül fonksiyonunu ve kontrol eylemi tasarımını iç ortam hava kalitesi ölçümlerini içerecek şekilde genişletilmesi önerilebilir. Bunun yanında, tez kapsamında kullanıcıların termal konforlarının tahmin edilmesi için global bir veri seti kullanılmıştır. Gelecek çalışmalar, termal konfor değerlendirmelerinin gerçek zamanlı olarak yapılması, daha hassas ve anlık kontrol stratejilerinin geliştirilmesine yönelebilir. Bu amaçla, IoT (Internet of Things) cihazlarının kullanımı ile DRL tabanlı sistemlerin entegrasyonu ile daha akıllı ve esnek HVAC kontrol sistemleri oluşturabilir. Bu sistemler, veri toplama ve analiz süreçlerini otomatikleştirerek performansı artırabilir. Ayrıca, kullanıcıların bireysel termal konfor tercihlerini öğrenen ve buna göre uyum sağlayan uyarlanabilir sistemler geliştirilebilir. ML algoritmaları, kullanıcı davranışlarını ve geri bildirimlerini analiz ederek kişiselleştirilmiş konfor sağlayabilir. DRL ile diğer pekiştirmeli öğrenme modellerinin karşılaştırmalı analizleri yapılabilir. Bu, hangi senaryolarda hangi modelin daha üstün olduğunu belirleyerek, daha etkili kontrol stratejileri geliştirilmesine olanak sağlayabilir. Daha büyük ve çeşitli veri kümeleri kullanarak yapılan çalışmalar, modelin genelleştirilebilirliğini ve sağlamlığını test etme imkânı sunabilir. Ayrıca, DRL tabanlı sistemlerin maliyet-etkinlik analizleri, bu teknolojilerin ekonomik sürdürülebilirliğini değerlendirmek için faydalı olabilir. DRL sistemlerinin uzun vadeli operasyonlar sırasında gösterdiği performans ve etkilerin izlenmesi, sistem

optimizasyonu ve politika düzenlemeleri için kritik bilgiler sağlayabilir. Bu öneriler, DRL tabanlı HVAC kontrol stratejilerinin daha geniş çapta benimsenmesi, geliştirilmesi ve uygulanması için yol gösterici olabilir.



KAYNAKLAR DİZİNİ

- Abbasi, A. M., Motamedzade, M., Aliabadi, M., Golmohammadi, R., & Tapak, L.,** 2019, The impact of indoor air temperature on the executive functions of human brain and the physiological responses of body, *Health Promotion Perspectives*, 9(1), 55–64. <https://doi.org/10.15171/hpp.2019.07>
- Abdo-allah, A., Iqbal, M. T., & Pope, K.,** 2019, Supervisor Fuzzy Logic Controller for HVAC System of S . J Carew Building at Memorial University, *European Journal of Electrical Engineeirng & Computer Science*, 3(4), 1–10.
- Abrazeh, S., Mohseni, S., Zeitouni, M. J., Parvaresh, A., Fathollahi, A., Gheisamejad, M., Khooban, M., & Member, S.,** 2023, Virtual Hardware-in-the-Loop FMU Co-Simulation Based Digital Twins for Heating, Ventilation, and Air-Conditioning (HVAC) Systems, *IEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence*, 7(1), 65–75. <https://doi.org/10.1109/TETCI.2022.3168507>
- Abumohsen, M., Owda, A. Y., & Owda, M.,** 2023, Electrical Load Forecasting Using LSTM, GRU, and RNN Algorithms, *Energies*, 16(5), 1–31. <https://doi.org/10.3390/en16052283>
- Acquaah, Y. T., Gokaraju, B., Tesioro, R. C., Monty, G., & Roy, K.,** 2023, Occupancy and Thermal Preference-Based HVAC Control Strategy Using Multisensor Network, *IEEE Sensors Journal*, 23(11), 11785–11795. <https://doi.org/10.1109/JSEN.2023.3264474>
- Adegbenro, A., Short, M., & Angione, C.,** 2021, An Integrated Approach to Adaptive Control and Supervisory Optimisation of HVAC Control Systems for Demand Response Applications, *Energies*, 14(2078), 1–18. <https://doi.org/https://doi.org/10.3390/en14082078>
- Afram, A., & Janabi-shari, F.,** 2014, Theory and applications of HVAC control systems e A review of model predictive control (MPC), *Building and Environment*, 72, 343–355. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2013.11.016>

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Aguilera, J. J., Kazanci, O. B., & Toftum, J.,** 2019, Thermal adaptation in occupant-driven HVAC control, *Journal of Building Engineering*, 25(May), 100846. <https://doi.org/10.1016/j.jobbe.2019.100846>
- Ahmad, T., Manzoor, S., & Zhang, D.,** 2021, Forecasting high penetration of solar and wind power in the smart grid environment using robust ensemble learning approach for large-dimensional data, *Sustainable Cities and Society*, 75(August), 103269. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2021.103269>
- Ahn, J., Cho, S., & Hun, D.,** 2017, Analysis of energy and control efficiencies of fuzzy logic and artificial neural network technologies in the heating energy supply system responding to the changes of user demands, *Applied Energy*, 190, 222–231. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2016.12.155>
- Al-assadi, S. A. K., Patel, R., Zaheer-Uddin, M., Verma, M., & Breitingner, J.,** 2004, Robust decentralized control of HVAC systems using H_{∞} -performance measures. *Journal of the Franklin Institute*, 341(7), 543–567. <https://doi.org/10.1016/j.jfranklin.2004.06.001>
- Al-obaidi, K. M., Hossain, M., Alduais, N. A. M., & Al-duais, H. S.,** 2022, A Review of Using IoT for Energy Efficient Buildings and Cities : A Built Environment Perspective, *Energies*, 15(5991), 1–32. <https://doi.org/10.3390/en15165991>
- Ala, M., Radi, M., Abbod, M. F., Majdalawieh, M., & Parodi, M.,** 2022, Data-driven based HVAC optimisation approaches : A Systematic Literature Review, *Journal of Building Engineering*, 46, 103678. <https://doi.org/10.1016/j.jobbe.2021.103678>
- Alcala, R., Benitez, J., Casillas, J., Cordon, O., & Perez, R.,** 2003, Fuzzy Control of HVAC Systems Optimized by Genetic Algorithms, *Applied Intelligence*, 18(2), 155–177. <https://doi.org/10.1023/A:1021986309149>
- Alfailakawi, M. G., Aljame, M., & Ahmad, I.,** 2021, Parallel and Distributed Implementation of Sine Cosine Algorithm on Apache Spark Platform, *IEEE Access*, 9, 77188–77202. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3082026>

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Ali, S., Rizvi, A., Pertzborn, A. J., & Lin, Z.**, 2022, Reinforcement Learning Based Optimal Tracking Control Under Unmeasurable Disturbances With Application to HVAC Systems, *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 33(12), 7523–7533.
<https://doi.org/10.1109/TNNLS.2021.3085358>
- Almabrok, A., Psarakis, M., & Dounis, A.**, 2018, Fast Tuning of the PID Controller in An HVAC System Using the Big Bang – Big Crunch Algorithm and FPGA Technology, *Algorithms*, 11(146), 1–19.
<https://doi.org/10.3390/a11100146>
- Amalou, I., Mouhni, N., & Abdali, A.**, 2022, Multivariate time series prediction by RNN architectures for energy consumption forecasting, *Energy Reports*, 8(May), 1084–1091. <https://doi.org/10.1016/j.egyr.2022.07.139>
- Amin, U., Hossain, M. J., & Fernandez, E.**, 2020, Optimal price based control of HVAC systems in multizone of office buildings for demand response, *Journal of Cleaner Production*, 270, 122059.
<https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.122059>
- An, Z., Ding, X., Rathee, A., & Du, W.**, 2023, CLUE: Safe Model-Based RL HVAC Control Using Epistemic Uncertainty Estimation, *BuildSys 2023 - Proceedings of The 10th ACM International Conference on Systems for Energy-Efficient Buildings, Cities, and Transportation*, 149–158.
<https://doi.org/10.1145/3600100.3623742>
- Anderson, M., Buehner, M., Young, P., Hittle, D., Anderson, C., Tu, J., & Hodgson, D.**, 2008, MIMO Robust Control for HVAC Systems, *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 16(3), 475–483.
<https://doi.org/10.1109/TCST.2007.903392>
- Anuntasethakul, C.**, 2020, A model predictive control strategy based on predicted mean vote for a building HVAC system, Master Degree's, Department of Electrical Engineering, Chulalongkorn University,
<https://doi.org/10.58837/CHULA.THE.2020.159>

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Anuntasethakul, C., & Banjerdpongchai, D.,** 2021, Design of Supervisory Model Predictive Control for Building HVAC System with Consideration of Peak-Load Shaving and Thermal Comfort, *IEEE Access*, 9, 41066–41081. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3065083>
- Anuntasethakul, C., Leungrungwason, K., & Banjerdpongchai, D.,** 2021, Design of Supervisory Model Predictive Control for Building HVAC System with Time-Varying Coefficient of Performance, *2021 21st International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS)*, 1055–1060. <https://doi.org/10.23919/ICCAS52745.2021.9649947>
- Aradi, S.,** 2022, Survey of Deep Reinforcement Learning for Motion Planning of Autonomous Vehicles, *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 23(2), 740–759. <https://doi.org/10.1109/TITS.2020.3024655>
- Ardabili, S., Beszedes, B., Nadai, L., Szell, K., Mosavi, A., & Imre, F.,** 2020, Comparative Analysis of Single and Hybrid Neuro-Fuzzy-Based Models for an Industrial Comparative Analysis of Single and Hybrid Neuro-Fuzzy-Based Models for an Industrial Heating Ventilation and Air Conditioning Control System, *Proceedings - 2020 RIVF International Conference on Computing and Communication Technologies, RIVF 2020*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/RIVF48685.2020.9140753>
- ASHRAE Handbook, Heating, Ventilating, and Air-Conditioning: Systems and Equipment,** 2000.
- ASHRAE Handbook. HVAC Systems and Equipment,** 1996.
- ASHRAE Standard 55,** 2017, *Thermal Environmental Conditions for Human Occupancy*. 60.
- Åström, K., & Wittenmark, B.,** 2008, *Adaptive Control* (2nd ed.). Dover Pub INC.
- Asvadi-kermani, O., & Momeni, H.,** 2021, A constrained distributed time-series neural network MPC approach for HVAC system energy saving in a medium-large building, *Journal of Building Performance Simulation*, 14(4), 383–400. <https://doi.org/10.1080/19401493.2021.1951841>

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Augustyn, G., Mikulik, J., & Rumin, R.,** 2019, Thermal Comfort Management Method Using HVAC System Based on Multisensory Comfort Maps, *International Conference on Applied Energy Aug 12-15*, 1–4.
- Azhan, A., Tan, W., Gan, M., & Yip, S.,** 2023, Predictive AC Control Using Deep Learning : Improving Comfort and Energy Saving, *International Journal on Informatics Visualization*, 7(3–2), 1066–1073.
<https://doi.org/10.30630/joiv.7.3-2.2345>
- Azuatalam, D., Lee, W.-L., de Nijs, F., & Liebman, A.,** 2020, Reinforcement learning for whole-building HVAC control and demand response. *Energy and AI*, 2, 100020. <https://doi.org/10.1016/j.egyai.2020.100020>
- Bai, J., Wang, S., & Zhang, X.,** 2008, Development of an adaptive Smith predictor-based self-tuning PI controller for an HVAC system in a test room, *Energy and Buildings*, 40(12), 2244–2252.
<https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2008.07.002>
- Bai, J., & Zhang, X.,** 2007, A new adaptive PI controller and its application in HVAC systems, *Energy Conversion and Management*, 48(4), 1043–1054.
<https://doi.org/10.1016/j.enconman.2006.10.023>
- Bai, Y., Liu, K., & Wang, Y.,** 2022, Comparative analysis of thermal preference prediction performance in different conditions using ensemble learning models based on ASHRAE Comfort Database II, *Building and Environment*, 223(13), 109462. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2022.109462>
- Balali, Y., Chong, A., Busch, A., & Keefe, S. O.,** 2023, Energy modelling and control of building heating and cooling systems with data-driven and hybrid models — A review, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 183, 113496. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2023.113496>
- Baldi, P., Sadowski, P., & Whiteson, D.,** 2014, Searching for exotic particles in high-energy physics with deep learning, *Nature Communications*, 5, 1–9.
<https://doi.org/10.1038/ncomms5308>

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Baldi, S., Karagevrekis, A., Michailidis, I. T., & Kosmatopoulos, E. B.,** 2015, Joint energy demand and thermal comfort optimization in photovoltaic-equipped interconnected microgrids, *Energy Conversion and Management*, 101, 352–363. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2015.05.049>
- Bardossey, A., & Duckstein, L.,** 1995, Fuzzy Rule-Based Modeling with Applications to Geophysical, Biological, and Engineering Systems, CRC Press, The Fairmont Press, Inc.
- Behrooz, F., Mariun, N., Marhaban, M., Radzi, M., & Ramli, A.,** 2018, Review of Control Techniques for HVAC Systems — Nonlinearity Approaches Based on Fuzzy Cognitive Maps, *Energies*, 11(495), 1–41. <https://doi.org/10.3390/en11030495>
- Belinda, B., & Peat, J.,** 2014, Medical statistics: a guide to SPSS, data analysis, and critical appraisal (Second edi)., Wiley.
- Bellmann, R.,** 1957, A Markov decision process, *Journal of Mathematics and Mechanics*, 6(5), 679–684.
- Bellmann, R.,** 2010, Dynamic Programming, Princeton University Press. [https://doi.org/10.1016/S0076-5392\(08\)61063-2](https://doi.org/10.1016/S0076-5392(08)61063-2)
- Ben-nakhi, A. E., & Mahmoud, M. A.,** 2002, Energy conservation in buildings through efficient A/C control using neural networks, *Applied Energy*, 73(1), 5–23. [https://doi.org/10.1016/S0306-2619\(02\)00027-2](https://doi.org/10.1016/S0306-2619(02)00027-2)
- Berry, M. J. A., & Linoff, G. S.,** 2004, Data mining techniques for marketing, sales, and customer relationship management (Second edi). Wiley Publishing Inc.
- Bhoj, N., & Singh Bhadoria, R.,** 2022, Time-series based prediction for energy consumption of smart home data using hybrid convolution-recurrent neural network, *Telematics and Informatics*, 75(September), 101907. <https://doi.org/10.1016/j.tele.2022.101907>

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Bianchi, F. D., Mantz, R. J., & Christiansen, C. F.**, 2005, Gain scheduling control of variable-speed wind energy conversion systems using quasi-LPV models, *Control Engineering Practice*, 13, 247–255.
<https://doi.org/10.1016/j.conengprac.2004.03.006>
- Bişkin, O. T., & Çiftçi, A.**, 2021, Forecasting of Turkey's Electrical Energy Consumption using LSTM and GRU Networks, *Bilecik Şeyh Edebali Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi*, 8(2), 656–667.
<https://doi.org/10.35193/bseufbd.935824>
- Bojarski, M., Testa, D. Del, Goyal, P., Zhang, J., Dworakowski, D., Jackel, L. D., Firner, B., Monfort, M., Zhao, J., & Zieba, K.**, 2016, End to End Learning for Self-Driving Cars, *ArXiv:1604.07316*, 1–9.
- Bordes, A., Chopra, S., & Weston, J.**, 2014, Question Answering with Subgraph Embeddings, *EMNLP 2014 - 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, 615–620. <https://doi.org/10.3115/v1/d14-1067>
- Buffa, S., Fouladfar, M. H., Franchini, G., Gabarre, I. L., & Chicote, M. A.**, 2021, Advanced Control and Fault Detection Strategies for District Heating and Cooling Systems — A Review, *Applied Sciences (Switzerland)*, 11(455), 1–32.
- Burns, J. A., & Cliff, E. M.**, 2013, On optimal thermal control of an idealized room including hard limits on zone-temperature and a max-control cost term. *52nd IEEE Conference on Decision and Control*, 4821–4826.
<https://doi.org/10.1109/CDC.2013.6760645>
- Calis, G., Alt, B., & Kuru, M.**, 2015, Thermal Comfort and Occupant Satisfaction of a Mosque in a Hot and Humid Climate, *Computing in Civil Engineering 2015*, 139–147. <https://doi.org/10.1061/9780784479247.018>
- Calis, G., & Kuru, M.**, 2017, Assessing user thermal sensation in the Aegean region against standards, *Sustainable Cities and Society*, 29, 77–85.
<https://doi.org/10.1016/j.scs.2016.11.013>

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Calis, G., & Kuru, M.,** 2019, Statistical significance of gender and age on thermal comfort: a case study in Turkey, *Proceedings of the Institution of Civil Engineers, Engineering Sustainability*, 172(1), 40–51.
<https://doi.org/10.1680/jensu.17.00003>
- Çalış, G., Kuru, M., & Berna, A.,** 2017, Bir Eğitim Binasında Isıl Konfor Koşullarının Analizi: İzmir’de Bir Alan Çalışması, *Uludağ Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Dergisi*, 22(2), 93–106.
<https://doi.org/10.17482/uumfd.336437>
- Cao, X., Dai, X., & Liu, J.,** 2016, Building energy-consumption status worldwide and the state-of-the-art technologies for zero-energy buildings during the past decade, *Energy & Buildings*, 128, 198–213.
<https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2016.06.089>
- Carli, R., Cavone, G., Othman, S. Ben, & Dotoli, M.,** 2020, IoT based architecture for model predictive control of HVAC systems in smart buildings, *Sensors (Switzerland)*, 20(3), 1–18.
<https://doi.org/10.3390/s20030781>
- Caruana, R., & Niculescu-Mizil, A.,** 2006, An empirical comparison of supervised learning algorithms, *ICML 2006 - Proceedings of the 23rd International Conference on Machine Learning, 2006*, 161–168.
- Cen, C., Cheng, S., & Wong, N. H.,** 2022, Physiological sensing of personal thermal comfort with wearable devices in fan-assisted cooling environments in the tropics, *Building and Environment*, 225(August), 109622.
<https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2022.109622>
- Chan, J. Y., Mun, S., Leow, H., Bea, K. T., Cheng, W. K., Phoong, S. W., Hong, Z., & Chen, Y.,** 2022, Mitigating the multicollinearity problem and its machine learning approach: A review, *Mathematics*, 10(8), 1283.
- Charu, C. A.,** 2018, Neural Networks and Deep Learning: A Textbook, Springer.

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Chen, L., Jiang, Z., Cheng, L., Knoll, A. C., & Zhou, M.,** 2022, Deep Reinforcement Learning Based Trajectory Planning Under Uncertain Constraints, *Frontiers in Neurorobotics*, 16(May), 1–10.
<https://doi.org/10.3389/fnbot.2022.883562>
- Chen, L. Y., Chen, Y. T., Chen, Y. H., & Lee, D. S.,** 2023, Applicability of energy consumption prediction models in a department store: A case study, *Case Studies in Thermal Engineering*, 49(February), 103380.
<https://doi.org/10.1016/j.csite.2023.103380>
- Chen, Y.,** 2010, Numerical Simulation of Thermal Comfort and Contaminant Transport in Rooms with UFAD system, BSE Public CPD Lecture.
- Cheng, C., & Bouganis, C. S.,** 2013, Accelerating random forest training process using FPGA, 2013 23rd International Conference on Field Programmable Logic and Applications, *FPL 2013 - Proceedings*, 1–7.
<https://doi.org/10.1109/FPL.2013.6645500>
- Cheng, C., & Lee, D.,** 2019, Artificial Intelligence Assisted Heating Ventilation and Air Conditioning Control and the Unmet Demand for Sensors: Part 2. Prior Information Notice (PIN) Sensor Design and Simulation Results, *Sensors (Switzerland)*, 19(3440), 1–16.
- Cheung, T., Schiavon, S., Parkinson, T., Li, P., & Brager, G.,** 2019, Analysis of the accuracy on PMV – PPD model using the ASHRAE Global Thermal Comfort Database II, *Building and Environment*, 153(January), 205–217.
<https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2019.01.055>
- Cho, S., & Zaheer-uddin, M.,** 1999, An experimental study of multiple parameter switching control for radiant floor heating systems, *Energy*, 24(5), 433–444. [https://doi.org/10.1016/S0360-5442\(98\)00101-7](https://doi.org/10.1016/S0360-5442(98)00101-7)
- Choi, S.,** 2002, Fusion of neural networks with fuzzy logic and genetic algorithm, *Integrated-Computer Aided Engineering*, 9, 363–372.

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Choi, Y., Lu, X., Neill, Z. O., Feng, F., & Yang, T.,** 2023, Optimization-informed rule extraction for HVAC system: A case study of dedicated outdoor air system control in a mixed-humid climate zone Cooling coil outlet Air, *Energy & Buildings*, 295, 113295.
<https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2023.113295>
- Chow, T. T., Zhang, G. Q., Lin, Z., & Song, C. L.,** 2002, Global optimization of absorption chiller system by genetic algorithm and neural network, *Energy and Buildings*, 34(1), 103–109. [https://doi.org/10.1016/S0378-7788\(01\)00085-8](https://doi.org/10.1016/S0378-7788(01)00085-8)
- Christiano, P. F., Leike, J., Brown, T. B., Martic, M., Legg, S., & Amodei, D.,** 2017, Deep reinforcement learning from human preferences. *Advances in Neural Information Processing Systems, 2017-Decem*, 4300–4308.
- Ciodaro, T., Deva, D., De Seixas, J., & Damazio, D.,** 2012, Online particle detection with neural networks based on topological calorimetry information, *Journal of Physics: Conference Series*, 368(1), 1–11.
<https://doi.org/10.1088/1742-6596/368/1/012030>
- Çokluk, Ö.,** 2010, Logistic regression: Concept and application, *Kuram ve Uygulamada Eğitim Bilimleri*, 10(3), 1397–1407.
- Collobert, R., Weston, J., Bottou, L., Karlen, M., Kavukcuoglu, K., & Kuksa, P.,** 2011, Natural Language Processing (Almost) from Scratch, *Journal of Machine Learning Research*, 12, 2493–2537.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.1103.0398>
- Conceiç, Z. E., Sousa, F. M., & Gomes, M. M.,** 2019, HVAC Systems Applied in University Buildings with Control Based on PMV and aPMV Indexes, *Inventions*, 4(3), 1–25. <https://doi.org/10.3390/inventions4010003>
- Conceição, E. Z. E., Gomes, J. M. M., & Ruano, A. E.,** 2018, Application of HVAC Systems with Control Based on PMV Index in University Buildings with Complex Topology, *IFAC-PapersOnLine*, 51(10), 20–25.
<https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2018.06.230>

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Cortez, B., Carrera, B., Kim, Y. J., & Jung, J. Y.,** 2018, An architecture for emergency event prediction using LSTM recurrent neural networks, *Expert Systems with Applications*, 97, 315–324.
<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.12.037>
- Costanzo, G. T., Iacovella, S., Ruelens, F., Leurs, T., & Claessens, B. J.,** 2016, Experimental analysis of data-driven control for a building heating system, *Sustainable Energy, Grids and Networks*, 6, 81–90.
<https://doi.org/10.1016/j.segan.2016.02.002>
- Cuayáhuitl, H., Keizer, S., & Lemon, O.,** 2015, Strategic Dialogue Management via Deep Reinforcement Learning, 1–10. <http://arxiv.org/abs/1511.08099>
- Dahl, G., Jaitly, N., & Salakhutdinov, R.,** 2014, Multi-task Neural Networks for QSAR Predictions, *ArXiv:1406.1231*, 1–21.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.1406.1231>
- Dalamagkidis, K., Kolokotsa, D., Kalaitzakis, K., & Stavrakakis, G. S.,** 2007, Reinforcement learning for energy conservation and comfort in buildings, *Building and Environment*, 42(7), 2686–2698.
<https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2006.07.010>
- Dangeti, P.,** 2017, Statistics for Machine Learning, Packt Publishing Ltd.
- Dawood, S., Atami, A., & Homod, R.,** 2021, HVAC system modeling and control methods : a review and case study, *Research Article Journal of Energy Management and Technology (JEMT)*, 6(4), 217–231.
- Dawood, S. M., Hatami, A., & Homod, R. Z.,** 2022, Trade-off decisions in a novel deep reinforcement learning for energy savings in HVAC systems, *Journal of Building Performance Simulation*, 15(6), 809–831.
<https://doi.org/10.1080/19401493.2022.2099465>
- Deb, K.,** 2001, Vol. 5 of Prentice Hall Series on Environmental and Intelligent Manufacturing Systems, Multi objective optimization using evolutionary algorithms. John Wiley & Sons, Inc.

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Deghim, F., Banihashemi, F., Koth, S., & Lang, W.,** 2022, A data-driven approach for predicting occupant thermal comfort in offices, *33 Forum Bauinformatik*, 257–264.
- Demšar, J.,** 2006, Statistical comparisons of classifiers over multiple data sets, *Journal of Machine Learning Research*, 7, 1–30.
- Deng, L., Yu, D., Dahl, G. E., Mohamed, A., Jaitly, N., Senior, A., Vanhoucke, V., Nguyen, P., Sainath, T. N., & Kingsbury, B.,** 2012, Deep neural networks for acoustic modeling in speech recognition: The shared views of four research groups, *IEEE Signal Processing Magazine*, 29(6), 82–97. <https://doi.org/10.1109/MSP.2012.2205597>
- Deng, X., Zhang, Y., Zhang, Y., & Qi, H.,** 2022, Toward Smart Multizone HVAC Control by Combining Context-Aware System and Deep Reinforcement Learning, *IEEE Internet of Things Journal*, 9(21), 21010–21024. <https://doi.org/10.1109/JIOT.2022.3175728>
- Deng, Y., Bao, F., Kong, Y., Ren, Z., Dai, Q., & Member, S.,** 2017, Deep Direct Reinforcement Learning for Financial Signal Representation and Trading, *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 28(3), 653–664. <https://doi.org/10.1109/TNNLS.2016.2522401>
- Deng, Z., & Chen, Q.,** 2020, Development and validation of a smart HVAC control system for multi-occupant offices by using occupants' physiological signals from wristband, *Energy and Buildings*, 214, 109872. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2020.109872>
- Deng, Z., & Chen, Q.,** 2021, Reinforcement learning of occupant behavior model for cross-building transfer learning to various HVAC control systems. *Energy and Buildings*, 238, 110860. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2021.110860>
- Deng, Z., Wang, X., & Dong, B.,** 2023, Quantum computing for future real-time building HVAC controls, *Applied Energy*, 334(December 2022), 120621. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2022.120621>

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Dhanalakshmi, S., Poongothai, M., & Sharma, K.,** 2020, IoT Based Indoor Air Quality and Smart Energy Management for HVAC System. *Procedia Computer Science*, 171, 1800–1809.
<https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.04.193>
- Dieleman, S., Willett, K. W., & Dambre, J.,** 2015, Rotation-invariant convolutional neural networks for galaxy morphology prediction, *Monthly Notices of the Royal Astronomical Society*, 450(2), 1441–1459.
<https://doi.org/10.1093/mnras/stv632>
- Ding, X., Cerpa, A., & Du, W.,** 2023, Multi-zone HVAC Control with Model-Based Deep Reinforcement Learning, *ArXiv:2302.00725*, 1–13.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.2302.00725>
- Ding, X., Du, W., & Cerpa, A. E.,** 2020, MB2C : Model-Based Deep Reinforcement Learning for Multi-zone Building Control, *BuildSys 2020 - Proceedings of the 7th ACM International Conference on Systems for Energy-Efficient Buildings, Cities, and Transportation*, 50–59.
<https://doi.org/10.1145/3408308.3427986>
- DiPietro, R., & Hager, G. D.,** 2020, Deep learning: RNNs and LSTM, In *Handbook of Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention* (pp. 503–519). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-816176-0.00026-0>
- Dong, B.,** 2010, Non-Linear Optimal Controller Design for Building HVAC Systems, *2010 IEEE International Conference on Control Applications*, 1, 210–215. <https://doi.org/10.1109/CCA.2010.5611260>
- Dounis, A. I., & Caraiscos, C.,** 2009, Advanced control systems engineering for energy and comfort management in a building environment — A review, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 13, 1246–1261.
<https://doi.org/10.1016/j.rser.2008.09.015>

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Du, Y., Zandi, H., Kotevska, O., Kurte, K., Munk, J., Amasyali, K., Mckee, E., & Li, F.,** 2021, Intelligent multi-zone residential HVAC control strategy based on deep reinforcement learning, *Applied Energy*, 281(April 2020), 116117. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2020.116117>
- Eftekhari, M. M., & Marjanovic, L. D.,** 2003, Application of fuzzy control in naturally ventilated buildings for summer conditions, *Energy and Buildings*, 35(7), 645–655. [https://doi.org/10.1016/S0378-7788\(02\)00222-0](https://doi.org/10.1016/S0378-7788(02)00222-0)
- Eghbali, N., Alhanai, T., & Ghassemi, M. M.,** 2021, Patient-Specific Sedation Management via Deep Reinforcement Learning, *Frontiers in Digital Health*, 3(March), 1–9. <https://doi.org/10.3389/fdgh.2021.608893>
- EN 15251,** 2007, Indoor environmental input parameters for design and assessment of energy performance of buildings – addressing indoor air quality, thermal environment, lighting and acoustics
- Enescu, D.,** 2017, A review of thermal comfort models and indicators for indoor environments, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 79, 1353–1379. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2017.05.175>
- Espejel-Blanco, D. F., Hoyo-Montaño, J. A., Arau, J., Valencia-Palomo, G., García-Barrientos, A., Hernández-De-león, H. R., & Camas-Anzueto, J. L.,** 2022, HVAC Control System Using Predicted Mean Vote Index for Energy Savings in Buildings, *Buildings*, 12(1). <https://doi.org/10.3390/buildings12010038>
- Esrafilian-najafabadi, M., & Haghighat, F.,** 2022, Towards self-learning control of HVAC systems with the consideration of dynamic occupancy patterns : Application of model-free deep reinforcement learning, *Building and Environment*, 226, 109747. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2022.109747>

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Esrafilian-najafabadi, M., & Haghighat, F.,** 2023, Transfer learning for occupancy-based HVAC control: A data-driven approach using unsupervised learning of occupancy profiles and deep reinforcement learning, *Energy & Buildings*, 300, 113637.
<https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2023.113637>
- Esrafilian-Najafabadi, M., & Haghighat, F.,** 2021, Occupancy-based HVAC control using deep learning algorithms for estimating online preconditioning time in residential buildings, *Energy and Buildings*, 252, 111377.
<https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2021.111377>
- Ettouil, R., Chabir, K., Sauter, D., & Abdelkerim, M.,** 2019, Synergetic Control for HVAC System Control and VAV Box Fault Compensation. *International Journal of Applied Mathematics and Computer Science*, 29(3), 555–570. <https://doi.org/10.2478/amcs-2019-0041>
- Fabbri, K.,** 2013, Thermal comfort evaluation in kindergarten: PMV and PPD measurement through datalogger and questionnaire, *Building and Environment*, 68, 202–214. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2013.07.002>
- Fan, C., Xiao, F., Madsen, H., & Wang, D.,** 2015, Temporal knowledge discovery in big BAS data for building energy management, *Energy and Buildings*, 109, 75–89. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2015.09.060>
- Fang, L., Clausen, G., & Fanger, P.,** 1998, Impact of temperature and humidity on perception of indoor air quality during immediate and longer whole-body exposures, *Indoor Air*, 8(4), 276–284.
- Fanger, P. O.,** 1970, Thermal comfort. Analysis and applications in environmental engineering, Copenhagen: Danish Technical Press.
- Farabet, C., Couprie, C., Najman, L., & Lecun, Y.,** 2013, Learning hierarchical features for scene labeling, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 35(8), 1915–1929.
<https://doi.org/10.1109/TPAMI.2012.231>

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Farris, D., & McDonald, T.**, 1980, Adaptive optimal control—an algorithm for direct digital control, *Transactions of the ASHRAE*, 86, 880–893.
- Fauchier-magnan, N., Morejohn, J., & Pritoni, M.**, 2022, A low-cost centralized HVAC control system solution for energy savings , load shedding , and improved maintenance. <https://doi.org/10.20357/B74608>
- Fayyaz, M., Farhan, A. A., & Javed, A. R.**, 2022, Thermal Comfort Model for HVAC Buildings Using Machine Learning, *Arabian Journal for Science and Engineering*, 47(2), 2045–2060. <https://doi.org/10.1007/s13369-021-06156-8>
- Feng, Z., & Nekouei, E.**, 2023, A Privacy-Preserving Framework for Cloud-Based HVAC Control, *ArXiv:2312.05183*, 1–12.
- Fernandez Hernandez, F., Atienza-Marquez, A., Pena Suarez, J. M., Antonio Bandera Cantalejo, J., & Gonzalez Muriano, M. C.**, 2022a, Analysis of a HVAC zoning control system with an air-to-water heat pump and a ducted fan coil unit in residential buildings, *Applied Thermal Engineering*, 215, 1118963. <https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2022.1118963>
- Fernandez Hernandez, F., Pean Suarez, J. M., Bandera Cantalejo, J. A., & Gonzalez Muriano, M. C.**, 2022b, Impact of zoning heating and air conditioning control systems in users comfort and energy efficiency in residential buildings, *Energy Conversion and Management*, 267, 115954. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2022.115954>
- Földvály Ličina, V., Cheung, T., Zhang, H., de Dear, R., Parkinson, T., Arens, E., Chun, C., Schiavon, S., Luo, M., Brager, G., Li, P., Kaam, S., Adebamowo, M. A., Andamon, M. M., Babich, F., Bouden, C., Bukovianska, H., Candido, C., Cao, B., Zhou, X.**, 2018, Development of the ASHRAE Global Thermal Comfort Database II, *Building and Environment*, 142(June), 502–512. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2018.06.022>

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Folkers, A., Rick, M., & Buskens, C.,** 2019, Controlling an autonomous vehicle with deep reinforcement learning, *IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Proceedings, 2019-June(Iv)*, 2025–2031.
<https://doi.org/10.1109/IVS.2019.8814124>
- Franco, A., Miserocchi, L., & Testi, D.,** 2021a, A method for optimal operation of HVAC with heat pumps for reducing the energy demand of large-scale non residential buildings, *Journal of Building Engineering*, 43, 103175.
<https://doi.org/10.1016/j.jobe.2021.103175>
- Franco, A., Miserocchi, L., & Testi, D.,** 2021b, Energy Intensity Reduction in Large-Scale Non-Residential Buildings by Dynamic Control of HVAC with Heat Pumps, *Energies*, 14(3878), 1–17. <https://doi.org/10.3390/en14133878>
- Fuad, A., Khan, S. U., & Mynuddin, M.,** 2023, Fuzzy Logic Control Method of HVAC Equipment for Optimization of Occupants ' Thermal Comfort in Apartment, *Noble International Journal of Scientific Research*, 7(1), 8–18.
- Games, I., & Silver, D.,** 2015, Deep Reinforcement Learning from Self-Play in. <https://arxiv.org/abs/1603.01121>
- Gao, G., Li, J., & Wen, Y.,** 2020, DeepComfort: Energy-Efficient Thermal Comfort Control in Buildings Via Reinforcement Learning, *IEEE Internet of Things Journal*, 7(9), 8472–8484.
<https://doi.org/10.1109/JIOT.2020.2992117>
- Gao, Y., Shi, S., Miyata, S., & Akashi, Y.,** 2024, Successful application of predictive information in deep reinforcement learning control: A case study based on an office building HVAC system, *Energy*, 291, 130344.
<https://doi.org/10.1016/j.energy.2024.130344>
- Garces-Jimenez, A., Gomez-Pulido, J.-M., Gallego-Salvador, N., & Garcia-Tejedor, A.-J.,** 2021, Genetic and Swarm Algorithms for Optimizing the Control of Building HVAC Systems Using Real Data : A Comparative Study *Mathematics*, 9(2181), 1–24.

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Gatys, L. A., Ecker, A. S., & Bethge, M.,** 2016, Image Style Transfer Using Convolutional Neural Networks, *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2414–2423.
- Ghojogh, B., & Ghodsi, A.,** 2014, Recurrent Neural Networks and Long Short-Term Memory Networks: Tutorial and Survey, *ArXiv: 2304.11461*.
- Giamalaki, M., & Kolokotsa, D.,** 2019, Understanding the thermal experience of elderly people in their residences : Study on thermal comfort and adaptive behaviors of senior citizens in Crete , Greece, *Energy & Buildings*, 185, 76–87. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2018.12.025>
- Goto, T., Toftum, J., De Dear, R., & Fanger, P.,** 2006, Thermal sensation and thermophysiological responses to metabolic step-changes, *International Journal of Biometeorology*, 50(5), 323–332. <https://doi.org/10.1007/s00484-005-0016-5>
- Goto, T., Toftum, J., & Dear, R. De.,** 2002, Thermal Sensation and Comfort with Transient Metabolic Rates. *Indoor Air*, 1038–1043.
- Gouda, M. M., Danaher, S., & Underwood, C. P.,** 2006, Quasi-adaptive fuzzy heating control of solar buildings, *Building and Environment*, 41(12), 1881–1891. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2005.07.008>
- Goui, G., Zrelli, A., & Benletaief, N.,** 2023, A Comparative Study of LSTM/GRU Models for Energy Long-Term Forecasting in IoT Networks, *Proceedings - 23rd IEEE/ACIS International Conference on Computer and Information Science, ICIS 2023*, 60–64. <https://doi.org/10.1109/ICIS57766.2023.10210257>
- Grandini, M., Bagli, E., & Visani, G.,** 2020, Metrics for Multi-Class Classification: an Overview, 1–17. <http://arxiv.org/abs/2008.05756>
- Graves, A., Mohamed, A., & Hinton, G.,** 2013, Speech recognition with deep recurrent neural networks, *2013 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 7, 6645–6649. <https://doi.org/10.1109/ICASSP.2013.6638947>

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Greensfelder, E. M., Henze, G. P., & Felsmann, C.,** 2011, An investigation of optimal control of passive building thermal storage with real time pricing, *Journal of Building Performance Simulation*, 4(2), 91–104.
<https://doi.org/10.1080/19401493.2010.494735>
- Gu, J., Wang, Z., Kuen, J., Ma, L., Shahroudy, A., Shuai, B., Liu, T., Wang, X., Wang, G., Cai, J., & Chen, T.,** 2018, Recent advances in convolutional neural networks, *Pattern Recognition*, 77, 354–377.
<https://doi.org/10.1016/j.patcog.2017.10.013>
- Guan, X.,** 2020, Fault Diagnosis of HVAC System Considering LMBP Neural Network Method Fault Diagnosis of HVAC System Considering LMBP Neural, *Journal of Physics: Conference Series*, 1533, 032013.
<https://doi.org/10.1088/1742-6596/1533/3/032013>
- Guo, D., Luo, D., Zhang, Y., Zhang, X., Lai, Y., & Sun, Y.,** 2023, Application of deep reinforcement learning to intelligent distributed humidity control system, *Applied Intelligence*, 52(13), 16724–16746.
<https://doi.org/10.1007/s10489-022-04320-7>
- Haarnoja, T., Zhou, A., Abbeel, P., & Levine, S.,** 2018, Soft Actor-Critic : Off-Policy Maximum Entropy Deep Reinforcement with A Stochastic Actor. *35th International Conference on Machine Learning, ICML 2018*, 2976–2989.
- Hameed, O., Faraj, J., & Alwan, M.,** 2020, A Review of Intelligent Control Approaches in Heating Ventilation and Air Conditioning Systems, *J. Mech. Eng. Res. Dev*, 43(6), 135–166.
- Han, M., Xingxing, Z., Xu, L., May, R., Pan, S., & Wu, J.,** 2018, A review of reinforcement learning methodologies on control systems for building energy, *Dalarna University*, 02, 1–26.
- Han, X., Hu, Z., Li, C., Wu, J., Li, C., & Sun, B.,** 2023, Prediction of human thermal comfort preference based on supervised learning, *Journal of Thermal Biology*, 112(September 2022), 103484.
<https://doi.org/10.1016/j.jtherbio.2023.103484>

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Hao, J. U. N.**, 2020, Reinforcement Learning for Building Energy Optimization Through Controlling of Central HVAC System, *IEEE Open Access Journal of Power and Energy*, 7(1), 320–328.
<https://doi.org/10.1109/OAJPE.2020.3023916>
- Hassanat, A. B., Abbadi, M. A., Altarawneh, G. A., & Alhasanat, A. A.**, 2014, Solving the Problem of the K Parameter in the KNN Classifier Using an Ensemble Learning Approach. <http://arxiv.org/abs/1409.0919>
- Haupt, R., & Haupt, S.**, 1998, Practical Genetic Algorithms, John Wiley & Sons, Inc.
- He, J., Chen, J., He, X., Gao, J., Li, L., Dengt, L., & Ostendor, M.**, 2016, Deep reinforcement learning with a natural language action space. *54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, ACL 2016 - Long Papers*, 3, 1621–1630. <https://doi.org/10.18653/v1/p16-1153>
- He, X., & Asada, H.**, 2003, A New Feedback Linearization Approach to Advanced Control of Multi-Unit HVAC Systems, *Proceedings of the American Control Conference*, 3, 2311–2316.
<https://doi.org/10.1109/acc.2003.1243419>
- Helmstaedter, M., Briggman, K. L., Turaga, S. C., Jain, V., Seung, H. S., & Denk, W.**, 2013, Connectomic reconstruction of the inner plexiform layer in the mouse retina, *Nature*, 500(7461), 168–174.
<https://doi.org/10.1038/nature12346>
- Henze, G., & Hindman, R.**, 2002, Control of Air-Cooled Chiller Condenser Fans using Clustering Neural Networks, *ASHRAE Transactions*, 108(Part 2), 232–244.
- Henze, G. P., Felsmann, C., & Knabe, G.**, 2004, Evaluation of optimal control for active and passive building thermal storage, *International Journal of Thermal Sciences*, 43(2), 173–183.
<https://doi.org/10.1016/j.ijthermalsci.2003.06.001>

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Henze, G., & Schoenmann, J.**, 2003, Evaluation of Reinforcement Learning Control for Thermal Energy Storage Systems, *HVAC and R Research*, 9(3), 259–275. <https://doi.org/10.1080/10789669.2003.10391069>
- Herath, H. M. N. B., Paranamana, P., & Chandrasena, D. C. N.**, 2023, Development of A Demand Control Algorithm for HVAC Systems to Conserve Energy in Office Buildings, *2023 IEEE International Conference on Energy Technologies for Future Grids (ETFG)*, 1, 1–6. <https://doi.org/10.1109/ETFG55873.2023.10407435>
- Hochreiter, S., & Schmidhuber, J.**, 1997, Long Short-Term Memory, *Neural Computation*, 9(8), 1735–1780. <https://doi.org/10.1162/neco.1997.9.8.1735>
- Homod, R. Z.**, 2018, Analysis and optimization of HVAC control systems based on energy and performance considerations for smart buildings, *Renewable Energy*, 126, 49–64. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2018.03.022>
- Homod, R. Z., Gaeid, K. S., Dawood, S. M., Hatami, A., & Sahari, K. S.**, 2020, Evaluation of energy-saving potential for optimal time response of HVAC control system in smart buildings, *Applied Energy*, 271(May), 115255. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2020.115255>
- Hoque, S., & Weil, B.**, 2016, The Relationship between Comfort Perceptions and Academic Performance in University Classroom Buildings, *Journal of Green Building*, 11(1), 108–117. <https://doi.org/10.3992/jgb.11.1.108.1>
- Hu, J., Niu, H., Carrasco, J., Lennox, B., & Arvin, F.**, 2020, Voronoi-Based Multi-Robot Autonomous Exploration in Unknown Environments via Deep Reinforcement Learning, *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 69(12), 14413–14423. <https://doi.org/10.1109/TVT.2020.3034800>
- Hua, H., Qin, Y., Hao, C., & Cao, J.**, 2019, Optimal energy management strategies for energy Internet via deep reinforcement learning approach, *Applied Energy*, 239(June 2018), 598–609. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.01.145>

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Huang, G., & Jordán, F.**, 2012, Model-based robust temperature control for VAV air-conditioning system Model-based robust temperature control for VAV air-conditioning system, *HVAC and R Research*, 18(3), 432–445.
<https://doi.org/10.1080/10789669.2012.649879>
- Huang, G., Voon, K., Xu, X., & Liao, Y.**, 2014, Generalized eigenvalue minimization for uncertain first-order plus time-delay processes, *ISA Transactions*, 53(1), 141–149. <https://doi.org/10.1016/j.isatra.2013.09.009>
- Huang, Z., Chen, J., Fu, Q., Wu, H., Lu, Y., & Gao, Z.**, 2020, HVAC Optimal Control with the Multistep-Actor Critic Algorithm in Large Action Spaces, *Mathematical Problems in Engineering*, 2020, 1–12.
- Hure, N., & Martín, A.**, 2019, Model predictive control of building HVAC system employing zone thermal energy requests, *2019 22nd International Conference on Process Control (PC19)*, 13–18.
- IEA World Energy Statistics and Balances**, 2018.
- Isikdemir, Y. E., Ertürk, G., Ates, H., & Tas, M.**, 2022, Fuzzy Inference and Machine Learning Based HVAC Control System for Smart Buildings, *IEEE Global Energy Conference, GEC 2022*, 116–119.
<https://doi.org/10.1109/GEC55014.2022.9987083>
- Işık, E., & Inall, M.**, 2018, Artificial neural networks and adaptive neuro-fuzzy inference systems approaches to forecast the meteorological data for HVAC : The case of cities for Turkey, *Energy*, 154, 7–16.
<https://doi.org/10.1016/j.energy.2018.04.069>
- ISO 7730**, 2005, Ergonomics of the thermal environment — Analytical determination and interpretation of thermal comfort using calculation of the PMV and PPD indices and local thermal comfort criteria, 52.
- Issaraviriyakul, A., Pora, W., & Panitantom, N.**, 2021, Cloud-based Machine Learning Framework for Residential HVAC Control System, *KST 2021 - 2021 13th International Conference Knowledge and Smart Technology*, 12–16. <https://doi.org/10.1109/KST51265.2021.9415840>

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Ivanova, D., Valov, N., & Deyanov, M.,** 2019, Application of the genetic algorithm for cascade control of a HVAC system, *MATEC Web of Conferences*, 292, 01064. <https://doi.org/10.1051/mateconf/201929201064>
- Jantzen, J.,** 1998, Tuning of fuzzy PID controllers.
- Jassim, S. S., & Mahdi, A. A.,** 2023. An investigation of a nonthermally insulated mixing ventilated office room for partitioning in hot and dry climate by simulation approach, *Heat Transfer*, 52(3), 2207–2230. <https://doi.org/10.1002/htj.22781>
- Jayalakshmi, T., & Santhakumaran, A.,** 2011, Statistical Normalization and Back Propagation for Classification, *International Journal of Computer Theory and Engineering*, February, 89–93. <https://doi.org/10.7763/ijcte.2011.v3.288>
- Jean, S., Memisevic, R., & Bengio, Y.,** 2015, On Using Very Large Target Vocabulary for Neural Machine Translation, *ACL-IJCNLP 2015 - 53rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 7th International Joint Conference on Natural Language Processing of the Asian Federation of Natural Language Processing*, 1, 1–10. <https://doi.org/10.3115/v1/p15-1001>
- Jeoung, J., Jung, S., Hong, T., & Choi, J.,** 2022, Blockchain-based IoT system for personalized indoor temperature control, *Automation in Construction*, 140, 104339. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2022.104339>
- Jerry, Z., Huang, G., Haghighat, F., Li, H., & Zhang, G.,** 2015, Control strategies for integration of thermal energy storage into buildings : State-of-the-art review, *Energy & Buildings*, 106, 203–215. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2015.05.038>
- Jette, I., Zaheer-Uddin, M., & Fazio, P.,** 1998, PI-CONTROL OF DUAL DUCT SYSTEMS : MANUAL TUNING AND CONTROL LOOP INTERACTION, *Sustainability (Switzerland)*, 39(14), 1471–1482. [https://doi.org/10.1016/S0196-8904\(98\)00020-X](https://doi.org/10.1016/S0196-8904(98)00020-X)

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Jian, W., & Wenjian, C.**, 2000, Development of an Adaptive Neuro-fuzzy Method for Supply Air Pressure Control in HVAC System, *Smc 2000 Conference Proceedings. 2000 Ieee International Conference on Systems, Man and Cybernetics. 'cybernetics Evolving to Systems, Humans, Organizations, and Their Complex Interactions*, 3806–3809.
<https://doi.org/10.1109/ICSMC.2000.886603>
- Jiang, H., Iandoli, M., Dessel, S. Van, Liu, S., & Whitehill, J.**, 2019, Measuring students ' thermal comfort and its impact on learning, *EDM 2019 - Proceedings of the 12th International Conference on Educational Data Mining (2019)*, 89–98.
- Jirinec, J., & Rot, D.**, 2020, The Control System for Heating of Small Buildings with Heat Recovery unit and Heat Pump, *Proceedings - 2020 21st International Scientific Conference on Electric Power Engineering, EPE 2020 (2020)*, 20–23. <https://doi.org/10.1109/EPE51172.2020.9269250>
- Jornet-Montreverde, J., & Galiana-Merino, J.**, 2020, Low-Cost Conversion of Single-Zone HVAC Systems Wireless Sensor Networks, *Sensors (Switzerland)*, 20(3611), 1–28.
- Jun, Z., & Kanyu, Z.**, 2011, A Particle Swarm Optimization Approach for Optimal Design of PID Controller for Temperature Control in HVAC, *Proceedings - , 3rd International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation, ICMTMA 2011, 1*, 230–233.
<https://doi.org/10.1109/ICMTMA.2011.63>
- Jung, S., Jeoung, J., & Hong, T.**, 2022, Occupant-centered real-time control of indoor temperature using deep learning algorithms, *Building and Environment*, 208(September 2021), 108633.
<https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2021.108633>
- Junninen, H., Niska, H., Tuppurainen, K., Ruuskanen, J., & Kolehmainen, M.**, 2004, Methods for imputation of missing values in air quality data sets, *Atmospheric Environment*, 38(18), 2895–2907.
<https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2004.02.026>

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Kaggle**, 2014, Higgs Boson Machine Learning Challenge.
- Kaminska, A.**, 2019, Impact of Heating Control Strategy and Occupant Behavior on the Energy Consumption in a Building with Natural Ventilation in Poland, *Energies*, 12(4304), 1–18.
- Kana, M.**, 2020, 5 Secrets About LSTM and GRU Everyone Else Knows, <https://towardsdatascience.com/5-secrets-about-lstm-and-gru-everyone-else-know-97446d89e35b?gi=c5769b2fe3ef>
- Karadişoğulları, G.**, 2013, Akıllı Binalarda Kullanılan Sistemlerin Sürdürülebilirlik Bağlamında İrdelenmesi, Yüksek Lisans Tezi, İç Mimarlık Anabilim Dalı, Haliç Üniversitesi, 84s.
- Kaymak, Ç.**, 2023, İnsansı Robotların Yürütme Becerilerinin Derin Pekiştirmeli Öğrenme Algoritmalarıyla Geliştirilmesi, Doktora Tezi, Mekatronik Mühendisliği, Frat Üniversitesi, 233s.
- Kaynaklı, Ö., & Kılıç, M.**, 2004, Vazodilatasyonun İnsan Fizyolojisine Etkisi ve Terleme Karşılaştırılması, *Uludağ Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 9(1), 183–194.
- Kelly, A., & Johnson, M. A.**, 2021, Investigating the statistical assumptions of naïve bayes classifiers, *2021 55th Annual Conference on Information Sciences and Systems, CISS 2021*. <https://doi.org/10.1109/CISS50987.2021.9400215>
- Kim, D., Lee, J., Do, S., Mago, P., Lee, K., & Cho, H.**, 2022, Energy Modeling and Model Predictive Control for HVAC in Buildings: A Review of Current Research Trends, *Energies*, 15(7231), 1–30. <https://doi.org/10.3390/en15197231>
- Kiran, B. R., Sobh, I., Talpaert, V., Mannion, P., Sallab, A. A. A., Yogamani, S., & Perez, P.**, 2022, Deep Reinforcement Learning for Autonomous Driving: A Survey, *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 23(6), 4909–4926. <https://doi.org/10.1109/TITS.2021.3054625>
- Kılıç Demircan, A., & Gültekin, A. B.**, 2017, Binalarda pasif ve aktif güneş sistemlerinin incelenmesi, *TürBilim Araştırma Vakfı*, 36–51.

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Ko, W., Schiavon, S., Zhang, H., Graham, L. T., Brager, G., Mauss, I., & Lin, Y.,** 2020, The impact of a view from a window on thermal comfort, emotion, and cognitive performance, *Building and Environment*, 175, 106779.
<https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2020.106779>
- Kocabıyık Amasyalı, Y.,** 2022, Aile Sağlığı Merkezleri, tasarım ilkeleri ve iç mekan tasarımında planlamaya etki eden faktörlerin yeni modeller üzerinden değerlendirilmesi, Doktora Tezi, İç Mimarlık, Mimar Sinan Güzel Sanatlar Üniversitesi, 136s.
- Kocaman, E., Kuru, M., & Calis, G.,** 2019, Do Thermal Comfort Standards Ensure Occupant Satisfaction? Learning From Occupants' Thermal Complaints, *Creative Construction Conference 2019, CCC 2019, 29 June - 2 July 2019*, 682–687. <https://doi.org/10.3311/ccc2019-093>
- Kolokotsa, D., Tsiavos, D., Stavrakakis, G. S., Kalaitzakis, K., & Antonidakis, E.,** 2001, Advanced fuzzy logic controllers design and evaluation for buildings' occupants thermal- visual comfort and indoor air quality satisfaction, *Energy and Buildings*, 33, 531–543.
[https://doi.org/10.1016/S0378-7788\(00\)00098-0](https://doi.org/10.1016/S0378-7788(00)00098-0)
- Kong, M., Dong, B., Zhang, R., Neill, Z. O., Llc, D. L., Ave, F., & Ste, S. W.,** 2022, HVAC energy savings , thermal comfort and air quality for occupant-centric control through a side-by-side experimental study, *Applied Energy*, 306, 117987. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2021.117987>
- Kotsiantis, S. B.,** 2007,. Supervised machine learning: a review of classification techniques, *Informatica*, 31, 249–268.
- Kristl, Z., Kosir, M., Lah, M. T., & Krainer, A.,** 2008, Fuzzy control system for thermal and visual comfort in building, *Renewable Energy*, 33, 694–702.
<https://doi.org/10.1016/j.renene.2007.03.020>
- Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E.,** 2012, ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks, *Advances in Neural Information Processing Systems*, 25, 1–9.

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Kulkarni, M. R., & Hong, F.,** 2004, Energy optimal control of a residential space-conditioning system based on sensible heat transfer modeling, *Building and Environment*, 39, 31–38.
<https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2003.07.003>
- Kulshrestha, S.,** 2019, What Is A Convolutional Neural Network?, Developing an Image Classifier Using TensorFlow, Apress. https://doi.org/10.1007/978-1-4842-5572-8_6
- Kumar Yadav, M., Verma, A., Panigrahi, B., & Rakshit, D.,** 2024, Real-time Optimal Hierarchy Control of HVAC System with Maximized Ancillary Service Support in Smart Buildings: An Experimental Approach, *Https://Ssrn.Com/Abstract=4725967*, preprint.
<https://doi.org/10.2139/ssrn.4725967>
- Kuru, M., & Calis, G.,** 2017, Understanding the Relationship between Indoor Environmental Parameters and Thermal Sensation of users Via Statistical Analysis. *Procedia Engineering*, 196(June), 808–815.
<https://doi.org/10.1016/j.proeng.2017.08.011>
- Kuru, M., & Calis, G.,** 2018, Student Attention Prediction Models with Operative Temperature and CO2 Concentration, *13th International Congress on Advances in Civil Engineering, September 12-14*, 1–8.
- Lai, M.,** 2015, Giraffe: Using Deep Reinforcement Learning to Play Chess (Issue September) [Imperial College London]. <http://arxiv.org/abs/1509.01549>
- Lan, H., Hou, H., Gou, Z., Wong, M. S., & Wang, Z.,** 2023, Computer vision-based smart HVAC control system for university classroom in a subtropical climate, *Building and Environment*, 242(April), 110592.
<https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2023.110592>
- Lavanya, R., Murukesh, C., & Shanker, N.,** 2023, Development of Machine Learning Based Microclimatic HVAC System Controller for Nano Painted Rooms Using Human Skin Temperature, *Journal of Electrical Engineering & Technology*, 18(3), 2343–2354. <https://doi.org/10.1007/s42835-022-01341-7>

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Lecun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G.,** 2015, Deep learning, *Nature*, 521, 436–444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>
- Lee, D., Jeong, J., & Chae, Y. T.,** 2024, Application of Deep Reinforcement Learning for Proportional – Integral – Derivative Controller Tuning on Air Handling Unit System in Existing Commercial Building, *Buildings*, 14(66), 1–21. <https://doi.org/10.3390/buildings14010066>
- Leung, M. K. K., Xiong, H. Y., Lee, L. J., & Frey, B. J.,** 2014, Deep learning of the tissue-regulated splicing code, *Bioinformatics*, 30(12), 121–129. <https://doi.org/10.1093/bioinformatics/btu277>
- Lévy, D., & Jain, A.,** 2016, Breast Mass Classification from Mammograms using Deep Convolutional Neural Networks, *30th Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2016)*, 1–6.
- Li, D., Menassa, C. C., & Kamat, V. R.,** 2017, Personalized human comfort in indoor building environments under diverse conditioning modes, *Building and Environment*, 126(October), 304–317. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2017.10.004>
- Li, J., Zhang, W., & Gao, G.,** 2021, Toward Intelligent Multizone Thermal Control With Multiagent Deep Reinforcement Learning, *IEEE Internet of Things Journal*, 8(14), 11150–11162. <https://doi.org/10.1109/JIOT.2021.3051400>
- Li, R.,** 2024, Integrated Optimization of Energy Systems in Buildings: From Demand Responsive Battery Storage to Intelligent HVAC Control, Master's Degree, Civil Engineering Department, The University of British Columbia, 73p.
- Li, W., Zhao, Y., Zhang, J., Jiang, C., Chen, S., Lin, L., & Wang, Y.,** 2023, Indoor temperature preference setting control method for thermal comfort and energy saving based on reinforcement learning, *Journal of Building Engineering*, 73, 106805. <https://doi.org/10.1016/j.jobbe.2023.106805>

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Li, X., Shi, Z., & Hu, S.,** 2010, A Novel Control Method of a Variable Volume Air Conditioning System for Indoor, *ICCET 2010 - 2010 International Conference on Computer Engineering and Technology, Proceedings*, 2, 566–570. <https://doi.org/10.1109/ICCET.2010.5485616>
- Li, Y., Ni, P., & Chang, V.,** 2020, Application of deep reinforcement learning in stock trading strategies and stock forecasting, *Computing*, 102(6), 1305–1322. <https://doi.org/10.1007/s00607-019-00773-w>
- Liang, J., & Du, R.,** 2005, Thermal comfort control based on neural network for HVAC application, *Proceedings of 2005 IEEE Conference on Control Applications, 2005. CCA 2005.*, 819–824. <https://doi.org/10.1109/CCA.2005.1507230>
- Lifson, A., & Taras, M. F.,** 2010, Control of Conditioned Environment by Remote Sensor (US 2010/0250009 A1).
- Lillicrap, T., Hunt, J. J., Pritzel, A., Heess, N., Erez, T., Tassa, Y., Silver, D., & Wierstra, D.,** 2016, Continuous control learning control with deep reinforcement learning, *4th International Conference on Learning Representations, ICLR 2016 - Conference Track Proceedings*, 1–14.
- Lim, D., Rasmussen, B. P., Swaroop, D., & Rasmussen, B. P.,** 2009, Selecting PID Control Gains for Nonlinear HVAC & R Systems Selecting PID Control Gains for Nonlinear HVAC & R Systems, *HVAC&R Research*, 15(6), 991–1109. <https://doi.org/10.1080/10789669.2009.10390876>
- Lin, G., Casillas, A., Sheng, M., & Granderson, J.,** 2023, Performance Evaluation of an Occupancy-Based HVAC Control System in an Office Building, *Energies*, 16(20). <https://doi.org/10.3390/en16207088>
- Lin, X., Yuan, D., & Li, X.,** 2023, Reinforcement Learning with Dual Safety Policies for Energy, *Buildings*, 13(580), 1–20. <https://doi.org/10.3390/buildings13030580>

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Liu, S., & Henze, G. P.,** 2006, Experimental analysis of simulated reinforcement learning control for active and passive building thermal storage inventory: Part 2: Results and analysis, *Energy and Buildings*, 38(2), 148–161.
<https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2005.06.001>
- Liu, X., Ren, M., Yang, Z., Yan, G., Guo, Y., Cheng, L., & Wu, C.,** 2022, A multi-step predictive deep reinforcement learning algorithm for HVAC control systems in smart buildings, *Energy*, 259(November 2021), 124857.
<https://doi.org/10.1016/j.energy.2022.124857>
- Lo, C. H., Chan, P. T., Wong, Y. K., Rad, A. B., & Cheung, K. L.,** 2007, Fuzzy-genetic algorithm for automatic fault detection in HVAC systems, *Applied Soft Computing Journal*, 7(2), 554–560.
<https://doi.org/10.1016/j.asoc.2006.06.003>
- Loye, G.,** 2019, Gated Recurrent Unit (GRU) With PyTorch.
<https://blog.floydhub.com/gru-with-pytorch/>
- Lu, S., Hameen, E. C., & Zou, Y.,** 2019, An Interactive Building Control for the Integrative HVAC System Featuring Personalized Cooling in Office Buildings, *ASHRAE Transactions*, 125(June), 389–397.
- Lu, S., Wang, W., Lin, C., & Hameen, E. C.,** 2019, Data-driven simulation of a thermal comfort-based temperature set-point control with ASHRAE RP884, *Building and Environment*, 156(February), 137–146.
<https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2019.03.010>
- Lu, S., Zhang, Z., Hameen, E. C., Lartigue, B., & Karaguzel, O.,** 2020, Energy co-simulation of the hybrid cooling control with synthetic thermal preference distributions, *SimAUD 2020: Proceedings of the 11th Annual Symposium on Simulation for Architecture and Urban Design (2020)*, 1–7.
- Luo, M., Xie, J., Yan, Y., Ke, Z., Yu, P., Wang, Z., & Zhang, J.,** 2020, Comparing machine learning algorithms in predicting thermal sensation using ASHRAE Comfort Database II, *Energy and Buildings*, 210, 109776.
<https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2020.109776>

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Luo, N., Wang, Z., Blum, D., Weyandt, C., Bourassa, N., Piette, M. A., & Hong, T.**, 2022, A three-year dataset supporting research on building energy management and occupancy analytics, *Scientific Data*, 9(1), 1–15.
<https://doi.org/10.1038/s41597-022-01257-x>
- Lute, P. J., & Paessen, V. A.**, 2000, Predictive control of indoor temperatures in office buildings energy consumption and comfort, *Proc. CLIMA2000*, 290–295.
- Lymperopoulos, G., & Ioannou, P.**, 2019, Distributed Adaptive HVAC Control for Multi-Zone Buildings, *2019 IEEE 58th Conference on Decision and Control (CDC), December*, 8142–8147.
<https://doi.org/10.1109/CDC40024.2019.9029952>
- Ma, J., Sheridan, R. P., Liaw, A., Dahl, G. E., & Svetnik, V.**, 2015, Deep Neural Nets as a Method for Quantitative Structure – Activity Relationships, *Journal of Chemical Information and Modeling*, 55(2), 263–274.
<https://doi.org/10.1021/ci500747n>
- Ma, S., Zou, Y., & Li, S.**, 2022, Distributed model predictive control with priority coordination for limited supply multi-zone HVAC systems, *Journal of Process Control*, 117, 157–168.
<https://doi.org/10.1016/j.jprocont.2022.07.013>
- Ma, Z., Wang, S., Xu, X., & Xiao, F.**, 2008, A supervisory control strategy for building cooling water systems for practical and real time applications, *Energy Conversion and Management*, 49(8), 2324–2336.
<https://doi.org/10.1016/j.enconman.2008.01.019>
- Majumder, N., Nacional, I. P., Gelbukh, A., & Nacional, I. P.**, 2017, Deep Learning-Based Document Modeling for Personality Detection from Text, *IEEE Intelligent Systems*, 32(2), 74–79. <https://doi.org/10.1109/MIS.2017.23>
- Marantos, C., Lamprakos, C., Siozios, K., & Soudris, D.**, 2023, Model-Free HVAC Optimizer based on Reinforcement Learning, *2023 IEEE 32nd International Symposium on Industrial Electronics (ISIE)*, 1–8.
<https://doi.org/10.1109/ISIE51358.2023.10227979>

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Marvuglia, A., Messineo, A., & Nicolosi, G.,** 2014, Coupling a neural network temperature predictor and a fuzzy logic controller to perform thermal comfort regulation in an office building, *Building and Environment*, 72, 287–299. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2013.10.020>
- Mastropietro, A., Castiglione, F., Ballesio, S., & Fabrizio, E.,** 2019, Reinforcement Learning Control Algorithm for HVAC Retrofitting : Application to a Supermarket Building Model by Dynamic Simulation, *Building Simulation Conference Proceedings*, 2, 1412–1419. <https://doi.org/10.26868/25222708.2019.210614>
- Mccartney, K. J., & Humphreys, M.,** 2002, Thermal Comfort And Productivity, *Indoor Air*, 822–827.
- McCulloch, W. S., & Pitts, W.,** 1943, A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity, *The Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5(4), 115–133.
- Merabti, S., Draoui, B., & Bounaama, F.,** 2016, A review of control systems for energy and comfort management in buildings, *2016 8th International Conference on Modelling, Identification and Control (ICMIC)*, 478–486. <https://doi.org/10.1109/ICMIC.2016.7804161>
- Miao, Y., Yao, Y., Hong, X., Xiong, L., Zhang, F., & Chen, W.,** 2023, Research on optimal control of HVAC system using swarm intelligence algorithms, *Building and Environment*, 241(February), 110467. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2023.110467>
- Michailidis, P., Michailidis, I., Vamvakas, D., & Kosmatopoulos, E.,** 2023, Model-Free HVAC Control in Buildings: A Review, *Energies*, 16(20), 1–45. <https://doi.org/10.3390/en16207124>
- Mirinejad, H., Sadati, S., Ghasemian, M., & Torabi, H.,** 2008, Control Techniques in Heating, Ventilating and Air Conditioning (HVAC) systems, *Journal of Computer Science*, 4(9), 777–783.
- Mirinejad, H., Welch, K. C., & Spicer, L.,** 2012, A Review of Intelligent Control Techniques in HVAC Systems, *2012 IEEE Energytech*, 1–5. <https://doi.org/10.1109/EnergyTech.2012.6304679>

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Mnih, V., Kavukcuoglu, K., Silver, D., Graves, A., Antonoglou, I., Wierstra, D., & Riedmiller, M.,** 2013, Playing Atari with Deep Reinforcement Learning, *ArXiv:1312.5602*, 1–9. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1312.5602>
- Mnih, V., Kavukcuoglu, K., Silver, D., Rusu, A. A., Veness, J., Bellemare, M. G., Graves, A., Riedmiller, M., Fidjeland, A. K., Ostrovski, G., Petersen, S., Beattie, C., Sadik, A., Antonoglou, I., King, H., Kumaran, D., Wierstra, D., Legg, S., & Hassabis, D.,** 2015, Human-level control through deep reinforcement learning, *Nature*, 518(7540), 529–533. <https://doi.org/10.1038/nature14236>
- Mohammed, S. A., Awad, O. A., & Radhi, A. M.,** 2020, Optimization of energy consumption and thermal comfort for intelligent building management system using genetic algorithm, *Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science*, 20(3), 1613–1625. <https://doi.org/10.11591/ijeecs.v20.i3.pp1613-1625>
- Mohandes, S. R., Zhang, X., & Mahdiyar, A.,** 2019, A comprehensive review on the application of artificial neural networks in building energy analysis, *Neurocomputing*, 340, 55–75. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2019.02.040>
- Mohanraj, M., Jayaraj, S., & Muraleedharan, C.,** 2015, Applications of artificial neural networks for thermal analysis of heat exchangers - A review, *International Journal of Thermal Sciences*, 90, 150–172. <https://doi.org/10.1016/j.ijthermalsci.2014.11.030>
- Moradi, H., Saffar-Avval, M., & Bakhtiari-Nejad, F.,** 2011, Nonlinear multivariable control and performance analysis of an air-handling unit, *Energy & Buildings*, 43(4), 805–813. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2010.11.022>
- Mossolly, M., Ghali, K., & Ghaddar, N.,** 2009, Optimal Control Strategy for a Multi-Zone Air Conditioning system Using a Genetic Algorithm, *Energy*, 34, 58–66. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2008.10.001>

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Mostafa, B., El-attar, N., Abd-Elhafeez, S., & Awad, W.,** 2020, Machine and Deep Learning Approaches in Genome : Review Article, *Alfarama Journal of Basic & Applied Sciences, Articles i.*
<https://doi.org/10.21608/ajbas.2020.34160.1023>
- Mşkolov, T., Deoras, A., Povey, D., Burget, L., & Cernocky, J.,** 2011, Strategies for Training Large Scale Neural Network Language Models, *2011 IEEE Workshop on Automatic Speech Recognition and Understanding, ASRU 2011, Proceedings*, 196–201.
<https://doi.org/10.1109/ASRU.2011.6163930>
- Mugumya, K. L., Wong, J. Y., & Chan, A.,** 2020, Indoor haze particulate control using knowledge graphs within self-optimizing HVAC control systems Indoor haze particulate control using knowledge graphs within self-optimizing HVAC control systems, *IOP Conf. Series: Earth and Environmental Science*, 489, 012006. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/489/1/012006>
- Myaeng, S. H., Han, K. S., & Rim, H. C.,** 2006, Some effective techniques for naive bayes text classification, *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 18(11), 1457–1466. <https://doi.org/10.1109/TKDE.2006.180>
- Nagpal, H., Staino, A., & Basu, B.,** 2020, Robust model predictive control of HVAC systems with uncertainty in building parameters using linear matrix inequalities, *Advances in Building Energy Research*, 14(3), 338–354.
<https://doi.org/10.1080/17512549.2019.1588165>
- Naidu, D. S., & Rieger, C.,** 2011a, Advanced control strategies for heating , ventilation , air-conditioning , and refrigeration systems — An overview : Part I : Hard control, *HVAC and R Research*, 17(1), 2–21.
<https://doi.org/10.1080/10789669.2011.540942>
- Naidu, D. S., & Rieger, C.,** 2011b, Advanced control strategies for HVAC & R systems — An overview : Part II : Soft and fusion control, *HVAC and R Research*, 17(2), 144–158. <https://doi.org/10.1080/10789669.2011.555650>

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Nemati, S., Ghassemi, M. M., & Clifford, G. D.,** 2016, Optimal medication dosing from suboptimal clinical examples: A deep reinforcement learning approach, *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBS, 2016-Octob*, 2978–2981. <https://doi.org/10.1109/EMBC.2016.7591355>
- Nguyen, A. T., Pham, D. H., Oo, B. L., Santamouris, M., Ahn, Y., & Lim, B. T. H.,** 2024, Modelling building HVAC control strategies using a deep reinforcement learning approach, *Energy and Buildings*, 310(March), 114065. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2024.114065>
- Nikam, S., & Bataria, V.,** 2012, Indoor environment in air conditioned spaces a review, *Int J Adv Technol Eng Res (IJATER)*, 2(4), 226–230.
- Niroui, F., Zhang, K., Kashino, Z., & Nejat, G.,** 2019, Deep Reinforcement Learning Robot for Search and Rescue Applications: Exploration in Unknown Cluttered Environments, *IEEE Robotics and Automation Letters*, 4(2), 610–617. <https://doi.org/10.1109/LRA.2019.2891991>
- Nishiguchi, J., Konda, T., & Dazai, R.,** 2010, Data-Driven Optimal Control for Building Energy Conservation, *Proceedings of SICE Annual Conference 2010*, 116–120.
- Oświecińska, A.,** 2020, Energy Efficient Control of Heating , Ventilation and Air Conditioning Systems with use of Adaptive and Predictive Control Techniques, Coventry University.
- Özbey, M. F., Çeter, A. E., Örfioğlu, Ş., Alkan, N., & Turhan, C.,** 2022, Sensitivity analysis of the effect of current mood states on the thermal sensation in educational buildings, *Indoor Air*, 32(8), 1–21. <https://doi.org/10.1111/ina.13073>
- Pal, A. K., & Mudi, R. K.,** 2008, Self-Tuning Fuzzy PI Controller and its Application to HVAC Systems, *International Journal of Computational Cognition*, 6(1), 25. <http://www.yangsky.com/ijcc/ijcc61.htm>

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Pan, J., Jain, R., Paul, S., & Vu, T.,** 2015, An Internet of Things Framework for Smart Energy in Buildings : Designs , Prototype , and Experiments, *IEEE Internet of Things Journal*, 2(6), 527–537.
<https://doi.org/10.1109/JIOT.2015.2413397>
- Park, H., Park, K., & Jeong, D.,** 2000, Hybrid Neural-network and Rule-based Expert System for Automatic Sleep Stage Scoring, *Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology - Proceedings*, 1316–1319. <https://doi.org/10.1109/iembs.2000.897979>
- Park, J., Kim, D., Alghimlas, F., AlRagom, F., Choi, H., & Kim, T.,** n.d., Field Experiment of Real-Time Pmv-Based Hvac Control Strategies Using Machine Learning Methods for Mrt Prediction in a Typical Kuwaiti House, <https://Ssrn.Com/Abstract=4353435> or <http://Dx.Doi.Org/10.2139/Ssrn.4353435>, preprint, 32. <https://doi.org/Park>,
- Parkhi, O. M., Vedaldi, A., & Zisserman, A.,** 2015, Deep Face Recognition, *BMVC 2015 - Proceedings of the British Machine Vision Conference 2015*, 1–12.
- Parkinson, T., Tartarini, F., Földváry Ličina, V., Cheung, T., Zhang, H., de Dear, R., Li, P., Arens, E., Chun, C., Schiavon, S., Luo, M., & Brager, G.,** 2022, ASHRAE global database of thermal comfort field measurements (Dataset), *Dryad*. <https://doi.org/10.6078/D1F671>
- Parson, K.,** 2003, Human thermal environments: the effects of hot, moderate, and cold environments on human health. comfort and performance (The 2nd ed), Taylor and Francis.
- Pasha, K. M. K., & El-fawal, M. M.,** 2020, Investigating the Multi-input Multi-output Air Conditioning Control Techniques, *Journal Européen Des Systèmes Automatisés*, 53(3), 345–355.
- Patel, P., & Tuladhar, L.,** 2022, HVAC Hardware Modeling Using Programmable Automatic Controller (Issue June). California Polytechnic State University, San Luis Obispo.

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Patr, R. L., Andrade, M. B., Silva, F. F., Martins, L. M. C., Filho, F. L. D. C., & Sousa, R. T. De.,** 2020, Optimization Model for an Individualized IoT Ambient Monitoring and Control System, *2020 IEEE Global Conference on Artificial Intelligence and Internet of Things (GCAIoT)*, 1–7.
<https://doi.org/10.1109/GCAIoT51063.2020.9345849>
- Pavelescu, F.,** 2014, An Extensive Study on the Disturbances Generated by Collinearity in a Linear Regression Model with Three Explanatory Variables, *Romanian Journal of Economics*, 38(1(47)), 89–106.
- Peng, B.,** 2021, *Modeling and Aprediciton of Personalized Thermal Comfort and Control of HVAC System for Indoor Climate*. Texas A&M University.
- Peng, B., & Hsieh, S.,** 2023, Cyber-Enabled Optimization of HVAC System Control in Open Space of Office Building, *Sensors*, 23(4857), 1–22.
<https://doi.org/10.3390/s23104857>
- Perera, W., Pfeiffer, C. F., & Skeie, N.,** 2014, Control of temperature and energy consumption in building - a review, *International Journal of Energy & Environment*, 5(4), 471–484.
- Pérez-Lombard, L., Ortiz, J., Coronel, J. F., & Maestre, I. R.,** 2011, A review of HVAC systems requirements in building energy regulations, *Energy and Buildings*, 43(2–3), 255–268. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2010.10.025>
- Pierre, A. A., Akim, S. A., Semenyó, A. K., & Babiga, B.,** 2023, Peak Electrical Energy Consumption Prediction by ARIMA, LSTM, GRU, ARIMA-LSTM and ARIMA-GRU Approaches, *Energies*, 16(12).
<https://doi.org/10.3390/en16124739>
- Pirani, M., Thakkar, P., Jivrani, P., Bohara, M. H., & Garg, D.,** 2022, A Comparative Analysis of ARIMA, GRU, LSTM and BiLSTM on Financial Time Series Forecasting, *IEEE International Conference on Distributed Computing and Electrical Circuits and Electronics, ICDCECE 2022*, 1–6.
<https://doi.org/10.1109/ICDCECE53908.2022.9793213>

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Praveena, J., Sripriya, T., Arivazhagi, P., Kandaswamy, V. A., Murugan, P. S. B., & Swetha, S.,** 2023, Fostering Innovation and Exploring the Potential of IoT Assisted Air Conditioning Control System for Industrial Energy Saving, *2023 9th International Conference on Smart Structures and Systems (ICSSS)*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/ICSSS58085.2023.10407955>
- Price, C., Park, D., & Rasmussen, B. P.,** 2022, Cascaded Control for Building HVAC Systems in Practice, *Buildings*, 12(11), 1–22. <https://doi.org/10.3390/buildings12111814>
- Qi, R., Lu, L., & Yang, H.,** 2012, Investigation on air-conditioning load profile and energy consumption of desiccant cooling system for commercial buildings in Hong Kong, *Energy & Buildings*, 49, 509–518. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2012.02.051>
- Rajpurkar, P., Irvin, J., Zhu, K., Yang, B., Mehta, H., Duan, T., Ding, D., Bagul, A., Ball, R. L., Langlotz, C., Shpanskaya, K., Lungren, M. P., & Ng, A. Y.,** 2017, CheXNet: Radiologist-Level Pneumonia Detection on Chest X-Rays with Deep Learning, *ArXiv:1711.05225*, 3–9. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1711.05225>
- Raman, N. S., Chen, B., & Barooah, P.,** 2022, On energy-efficient HVAC operation with Model Predictive Control: A multiple climate zone study, *Applied Energy*, 324(August), 119752. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2022.119752>
- Raman, N. S., Devaprasad, K., Chen, B., Ingle, H. A., & Barooah, P.,** 2020, Model predictive control for energy-efficient HVAC operation with humidity and latent heat considerations, *Applied Energy*, 279, 115765. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2020.115765>
- Ranjbar, A.,** 2019, Analysing the effects of thermal comfort and indoor air quality in design studios and classrooms on student performance, *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 609(042086), 1–8. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/609/4/042086>

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Rasmussen, B. P., & Alleyne, A. G.,** 2010, Gain Scheduled Control of an Air Conditioning System Using the Youla Parameterization, *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 18(5), 1216–1225.
<https://doi.org/10.1109/TCST.2009.2035104>
- Rav, D., Wong, C., Deligianni, F., Berthelot, M., Andreu-perez, J., & Lo, B.,** 2017, Deep Learning for Health Informatics, *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 21(1), 4–21.
<https://doi.org/10.1109/JBHI.2016.2636665>
- Renewable Energy Road Map,** Renewable Energies in the 21st Century: Building a More Sustainable Future, Pub. L. No. SEC (2006) 1719, SEC (2006) 1720, SEC; 2007. 12 (2006).
- Rosenberger, J., Coffman, A., & Barooah, P.,** 2020, Personal Comfort Node : Prototyping of a Comfort Sensor for HVAC Control, *UF Journal of Undergraduate Research*, 22. <https://doi.org/10.32473/ufjur.v22i0.121795>
- Rusk, N.,** 2016, Methods to watch: Highly multiplexed, Deep learning, *Nature Methods*, 13(1), 35. <https://doi.org/10.1038/nmeth.3707>
- Sai, S. B., Srinaath, H., & Sanjunath, S.,** 2022, A review and analysis of control techniques in HVAC systems, *Sustainability, Agri, Food and Environmental Research*, 10(1), 1–8. <https://doi.org/10.7770/safer-v10n1-art2491>
- Sainath, T. N., Kingsbury, B., Mohamed, A., Dahl, G. E., Saon, G., Soltau, H., Beran, T., Aravkin, A. Y., Ramabhadran, B., Watson, I. B. M. T. J., & Heights, Y.,** 2013, Improvements to deep convolutional neural networks for LVCSR, *2013 IEEE Workshop on Automatic Speech Recognition and Understanding*, 315–320. <https://doi.org/10.1109/ASRU.2013.6707749>
- Salata, F., Golasi, I., Verrusio, W., Lieto, E. De, Cacciafesta, M., & Lieto, A. De.,** 2018, On the necessities to analyse the thermohygrometric perception in aged people . A review about indoor thermal comfort , health and energetic aspects and a perspective for future studies, *Sustainable Cities and Society*, 41, 469–480. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2018.06.003>

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Salsbury, T. I.**, 2002, A new pulse modulation adaptive controller (PMAC) applied to HVAC systems, *Control Engineering Practice*, 10(12), 1357–1370. [https://doi.org/10.1016/S0967-0661\(02\)00099-0](https://doi.org/10.1016/S0967-0661(02)00099-0)
- Sanober, S., Kumar Goyal, D., Keshari, S., Arslan, F., & Nokobi Dugbakie, B.**, 2023, Secure Wireless Networks Based on Fuzzy Logic for Smart HVAC Systems in Small-Scale Industries, *Security and Communication Networks*, 2022, 1–10. <https://doi.org/10.1155/2023/9835212>
- Schmidhuber, J.**, 2015, Deep Learning in neural networks: An overview, *Neural Networks*, 61, 85–117. <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2014.09.003>
- Schmidt, R. M.**, 2019, Recurrent Neural Networks (RNNs): A gentle Introduction and Overview., *ArXiv:1912.05911*, 1, 1–16.
- Seem, J. E.**, 1998, A New Pattern Recognition Adaptive Controller with Application to HVAC Systems, *Automatica*, 34(8), 969–982. [https://doi.org/10.1016/S0005-1098\(98\)00033-8](https://doi.org/10.1016/S0005-1098(98)00033-8)
- Seem, J. E.**, 2007, Using intelligent data analysis to detect abnormal energy consumption in buildings, *Energy and Buildings*, 39(1), 52–58. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2006.03.033>
- Semsar, E., Yazdanpanah, M. J., & Lucas, C.**, 2005, Nonlinear control, disturbance decoupling and load estimation in HVAC systems, *IFAC Proceedings Volumes (IFAC-PapersOnline)*, 38(1), 177–182. <https://doi.org/10.3182/20050703-6-CZ-1902.00429>
- Seyam, S.**, 2018, *Types of HVAC Systems*, IntechOpen. <https://doi.org/10.5772/intechopen.73114>
- Shepherd, A., & Batty, W.**, 2003, Fuzzy control strategies to provide cost and energy efficient high quality indoor environments in buildings with high occupant densities, *Build Serv Eng Res and Tech*, 24(1), 35–45.
- Shewalkar, A., Nyavanandi, D., & Ludwig, S. A.**, 2019, Performance Evaluation of Deep neural networks Applied to Speech Recognition: Rnn, LSTM and GRU, *Journal of Artificial Intelligence and Soft Computing Research*, 9(4), 235–245. <https://doi.org/10.2478/jaiscr-2019-0006>

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Shihong, Y., Ping, L., & Peiyi, H.**, 2003, SVM Classification: Its Contents and Challenges. *Appl. Math. J. Chinese Univ. Ser. B*, 8(3), 332–342.
- Shinde, P., & Shah, S.**, 2018, A Review of Machine Learning and Deep Learning Applications, *Proceedings - 2018 4th International Conference on Computing, Communication Control and Automation, ICCUBEA 2018*, 1–6. <https://doi.org/10.1109/ICCUBEA.2018.8697857>
- Shiri, F. M., Perumal, T., Mustapha, N., & Mohamed, R.**, 2023, A Comprehensive Overview and Comparative Analysis on Deep Learning Models: CNN, RNN, LSTM, GRU. <http://arxiv.org/abs/2305.17473>
- Shrestha, N.**, 2020, Detecting Multicollinearity in Regression Analysis, *American Journal of Applied Mathematics and Statistics*, 8(2), 39–42. <https://doi.org/10.12691/ajams-8-2-1>
- Silvestri, A., Coraci, D., Brandi, S., Capozzoli, A., Borkowski, E., Köhler, J., Wu, D., Zeilinger, M. N., & Schlueter, A.**, 2024, Real building implementation of a deep reinforcement learning controller to enhance energy efficiency and indoor temperature control, *Applied Energy*, 368(December 2023), 123447. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2024.123447>
- Simpeh, E. K., Pillay, J. G., Ndiokubwayo, R., & Nalamu, D. J.**, 2022, Improving energy efficiency of HVAC systems in buildings : a review of best practices, *International Journal of Building Pathology and Adaptation*, 40(2), 165–182. <https://doi.org/10.1108/IJBPA-02-2021-0019>
- Singh, G., Zaher-uddin, M., & Patel, R. V.**, 2000, Adaptive control of multivariable thermal processes in HVAC systems. *Energy Conversion & Management*, 41, 1671–1685.
- Song, Y., Wu, S., & Yan, Y. Y.**, 2015, Control strategies for indoor environment quality and energy efficiency — a review, *International Journal of Low-Carbon Technologies*, 10, 305–312. <https://doi.org/10.1093/ijlct/ctt051>

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Soyguder, S., & Alli, H.,** 2009, An expert system for the humidity and temperature control in HVAC systems using ANFIS and optimization with Fuzzy Modeling Approach, *Energy and Buildings*, 41(8), 814–822.
<https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2009.03.003>
- Srikanth, N., Kavya, C., & Prathiksha, B.,** 2021 Automation in Industrial HVAC Systems for Energy Efficiency – Case Study Analysis, *International Journal of Innovative Science and Research Technology*, 6(5), 1262–1275.
- Sugarman, S.,** 2005, Fundamentals, HVAC (2nd ed). CRC Press, The Fairmont Press, Inc.
- Sun, Ā. J., & Reddy, A.,** 2005, Optimal control of building HVAC & R systems using complete simulation-based sequential quadratic programming (CSB-SQP), *Building and Environment*, 40(5), 657–669.
<https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2004.08.011>
- Sutskever, I., Vinyals, O., & Le, Q.,** 2014, Sequence to Sequence Learning with Neural Networks, *Advances in Neural Information Processing Systems*, 4, 3104–3112.
- Sutton, R., & Barto, A.,** 2018, Reinforcement Learning: An introduction (2nd ed.). MIT Press.
- Tahersima, F., Stoustrup, J., Rasmussen, H., & Nielsen, P. G.,** 2010, Thermal Analysis of an HVAC System with TRV Controlled Hydronic Radiator, *6th Annual IEEE International Conference on Automation Science and Engineering*, Aug. 21-24, 756–761.
<https://doi.org/10.1109/COASE.2010.5584535>
- Tang, J., Liu, Y., Du, H., Lan, L., Sun, Y., & Wu, J.,** 2021, The effects of portable cooling systems on thermal comfort and work performance in a hot environment, *Building Simulation*, 14(6), 1667–1683.
<https://doi.org/10.1007/s12273-021-0766-y>
- Tavşan, F.,** 2021, Tasarımda Aktif Ve Pasif Sürdürülebilir İstima Sistemleri, *Social Mentality and Researcher Thinkers Journal*, 7(51), 2680–2697.
<https://doi.org/10.31576/smryj.1118>

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Thosar, A., Patra, A., & Bhattacharyya, S.,** 2008, Feedback linearization based control of a variable air volume air conditioning system for cooling applications, *ISA Transactions*, 47(3), 339–349.
<https://doi.org/10.1016/j.isatra.2008.03.001>
- Toharudin, T., Pontoh, R. S., Caraka, R. E., Zahroh, S., Lee, Y., & Chen, R. C.,** 2023, Employing long short-term memory and Facebook prophet model in air temperature forecasting, *Communications in Statistics - Simulation and Computation*, 52(2), 279–290.
<https://doi.org/10.1080/03610918.2020.1854302>
- Tompson, J., Jain, A., Lecun, Y., & Bregler, C.,** 2014, Joint Training of a Convolutional Network and a Graphical Model for Human Pose Estimation, *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2, 1799–1807.
- Torres, J. L., & Martin, M. L.,** 2008, Adaptive Control of Thermal Comfort Using Neural Networks Adaptive Control of Thermal Comfort Using Neural Networks, *Argentine Symposium on Computing Technology*, 1–12.
- Touzani, S., Prakash, A. K., Wang, Z., Agarwal, S., Pritoni, M., Kiran, M., Brown, R., & Granderson, J.,** 2021, Controlling distributed energy resources via deep reinforcement learning for load flexibility and energy efficiency, *Applied Energy*, 304, 117733.
<https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2021.117733>
- Tseng, H. H., Luo, Y., Cui, S., Chien, J. T., Ten Haken, R. K., & Naqa, I. El.,** 2017, Deep reinforcement learning for automated radiation adaptation in lung cancer, *Medical Physics*, 44(12), 6690–6705.
<https://doi.org/10.1002/mp.12625>
- Tudoroiu, R., Zaheeruddin, M., Radu, S., & Tudoroiu, N.,** 2021, The MATLAB / SIMULINK Implementation of a Single Zone Temperature Control Strategies, *Proceedings of the 6th International Conference on Inventive Computation Technologies, ICICT 2021*, 317–323.
<https://doi.org/10.1109/ICICT50816.2021.9358695>

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Tuncer, K.**, 2006, Isıl Konforun Fanger Yöntemiyle İncelenmesi, Yüksek Lisans Tezi, Makine Mühendisliği, Gazi Üniversitesi, 150s.
- Turhan, C., & Çeter, A. E.**, 2021, A Novel Occupant Detection-Based Ventilation Control Strategy for Smart Building Applications, *Mugla Journal of Science and Technology*, 7(2), 24–35.
<https://doi.org/10.22531/muglajsci.928315>
- Valenzuela, P. E., Ebadat, A., Everitt, N., & Parisio, A.**, 2020, Closed-Loop Identification for Model Predictive Control of HVAC Systems : From Input Design to Controller Synthesis, *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 28(5), 1681–1695. <https://doi.org/10.1109/TCST.2019.2917675>
- Van Hasselt, H., Guez, A., & Silver, D.**, 2016, Deep Reinforcement Learning with Double Q-Learning, *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 30(1). <https://doi.org/10.1609/aaai.v30i1.10295>
- Vandenbogaerde, L., Verbeke, S., & Audenaert, A.**, 2023, Optimizing building energy consumption in office buildings : A review of building automation and control systems and factors influencing energy savings, *Journal of Building Engineering*, 76, 107233.
<https://doi.org/10.1016/j.job.2023.107233>
- Vasanthkumar, C. H., Roselyn, J. P., Uthra, R. A., & Devearj, D.**, 2022, Adaptive damper control for HVAC systems based on human occupancy and indoor parameters : A development study, *Frontiers in Energy Research*, 10, 1–8. <https://doi.org/10.3389/fenrg.2022.1017785>
- Venkatesh, S., & Sundaram, S.**, 2012, Intelligent humidity control for healthy home to wealthy industry a review, *Res. J. Inf. Technol*, 4, 73–84.
- Vieira, A., & Riberio, B.**, 2018, Introduction to Deep Learning Business Applications for Developers, In *Deep Learning: An Overview*. Apress.
https://doi.org/10.1007/978-1-4842-3453-2_2

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Voulodimos, A., Doulamis, N., Doulamis, A., & Protopapadakis, E.,** 2018, Deep Learning for Computer Vision : A Brief Review, *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2018, 1–13.
<https://doi.org/10.1155/2018/7068349>
- Wang, C., Pattawi, K., & Lee, H.,** 2020, Energy saving impact of occupancy-driven thermostat for residential buildings, *Energy and Buildings*, 211, 109791. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2020.109791>
- Wang, J., Li, X., Li, J., Sun, Q., & Wang, H.,** 2022, NGCU: A New RNN Model for Time-Series Data Prediction, *Big Data Research*, 27, 100296. <https://doi.org/10.1016/j.bdr.2021.100296>
- Wang, J., Zhang, C., & Jing, Y.,** 2008, Fuzzy Immune Self-tuning PID Control of HVAC System, *2008 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation*, 678–683. <https://doi.org/10.1109/ICMA.2008.4798838>
- Wang, M., & Lin, B.,** 2023, MF^2 : Model-free reinforcement learning for modeling-free building HVAC control with data-driven environment construction in a residential building, *Building and Environment*, 244, 110816. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2023.110816>
- Wang, S., & Ma, Z.,** 2008, Supervisory and Optimal Control of Building HVAC Systems : A Review, *HVAC and R Research*, 14(1), 3–32. <https://doi.org/10.1080/10789669.2008.10390991>
- Wang, S., Xing, J., & Dai, Y.,** 2019, A Decentralized Swarm Intelligence Algorithm for Global Optimization of HVAC System, *IEEE Access*, 7, 64744–64757. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2913359>
- Wang, W. Y., Li, J., & He, X.,** 2018, Deep reinforcement learning for NLP, *ACL 2018 - 56th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics, Proceedings of the Conference Tutorial Abstracts*, 19–21. <https://doi.org/10.18653/v1/p18-5007>
- Wang, Z., & Hong, T.,** 2020, Reinforcement learning for building controls: The opportunities and challenges, *Applied Energy*, 269(May), 115036. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2020.115036>

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Wang, Z., Hong, T., & Piette, M. A.,** 2019, Data fusion in predicting internal heat gains for office buildings through a deep learning approach, *Applied Energy*, 240(February), 386–398.
<https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2019.02.066>
- Wang, Z., Zhao, Y., Zhang, C., Ma, P., & Liu, X.,** 2022, A general multi agent-based distributed framework for optimal control of building HVAC systems, *Journal of Building Engineering*, 52, 104498.
<https://doi.org/10.1016/j.jobe.2022.104498>
- Wargocki, P., Wyon, D., Baik, Y., Clausen, G., & Fanger, P.,** 1999, Perceived air quality, Sick Building Syndrome (SBS) symptoms and productivity in an office with two different pollution loads, *Indoor Air*, 9, 165–179.
- Watts, J., Khojandi, A., Vasudevan, R., & Ramdhani, R.,** 2020, Optimizing Individualized Treatment Planning for Parkinson’s Disease Using Deep Reinforcement Learning, *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBS, 2020-July*, 5406–5409.
<https://doi.org/10.1109/EMBC44109.2020.9175311>
- Wei, S., & Calautit, J.,** 2021, Development of deep learning-based equipment heat load detection for energy demand estimation and investigation of the impact of illumination, *International Journal of Energy Research*, 45(5), 7204–7221. <https://doi.org/10.1002/er.6306>
- Wemhoff, A. P.,** 2010, Application of optimization techniques on lumped HVAC models for energy conservation, *Energy & Buildings*, 42(12), 2445–2451.
<https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2010.08.024>
- Wit, B. De, Schomaker, L., & Broekhuizen, J.,** 2022, From Data To Control: Learning an HVAC Control Policy, *CLIMA 2022 The 14th REHVA HVAC World Congress*, 1–7. <https://doi.org/10.34641/clima.2022.362>

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Wolkoff, P., Azuma, K., & Carrer, P.,** 2021, Health, work performance, and risk of infection in office-like environments: The role of indoor temperature, air humidity, and ventilation, *International Journal of Hygiene and Environmental Health*, 233, 113709.
<https://doi.org/10.1016/j.ijheh.2021.113709>
- Woo-shem, B., Pattawi, K., Covington, H., Mccurdy, P., Wang, C., Roth, T., Nguyen, C., Liu, Y., & Lee, H.,** 2023, Comparing economic benefits of HVAC control strategies in grid-interactive residential buildings, *Energy & Buildings*, 286, 112937. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2023.112937>
- Wu, H., & Li, H.,** 2008, A Galerkin / Neural-Network-Based Design of Guaranteed Cost Control for Nonlinear, *IEEE Transactions on Neural Networks*, 19(5), 795–807.
- Wu, J., Li, X., Lin, Y., Yan, Y., & Tu, J.,** 2020a, A PMV-based HVAC control strategy for office rooms subjected to solar radiation, *Building and Environment*, 177(April 2020), 106863.
<https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2020.106863>
- Wu, J., Li, X., Lin, Y., Yan, Y., & Tu, J.,** 2020b, A PMV-based HVAC control strategy for office rooms subjected to solar radiation, *Building and Environment*, 177(January 2020), 106863.
<https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2020.106863>
- Wu, J., Li, X., Lin, Y., Yan, Y., & Tu, J.,** 2021, A PMV-based HVAC control strategy for office rooms subjected to solar radiation, *Building and Environment*, 177, 106863. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2020.106863>
- Wu, X., Chen, H., Wang, J., Troiano, L., Loia, V., & Fujita, H.,** 2020, Adaptive stock trading strategies with deep reinforcement learning methods, *Information Sciences*, 538, 142–158.
<https://doi.org/10.1016/j.ins.2020.05.066>

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Xing, F., Xie, Y., Su, H., Liu, F., & Yang, L.,** 2018, Deep Learning in Microscopy Image Analysis : A Survey, *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 29(10), 4550–4568.
<https://doi.org/10.1109/TNNLS.2017.2766168>
- Xiong, H., Alipanahi, B., Lee, L., Bretschneider, H., Merico, D., Yuen, R., Hua, Y., Gueroussov, S., Najafabadi, H., Hughes, T., & Morris, Q.,** 2015, The human splicing code reveals new insights into the genetic determinants of disease, *Science*, 347(6218), 1254806.
- Xu, C., & Shin, Y.,** 2008, Intelligent Systems: Modeling, Optimization, and Control (Automation Control Engineering Series). CRC Press, The Fairmont Press, Inc.
- Xu, M., Li, S., & Cai, W.,** 2005, Practical Receding-Horizon Optimization Control of the Air Handling Unit in HVAC Systems, *Industrial and Engineering Chemistry Research*, 44(8), 2848–2855.
<https://doi.org/10.1021/ie0499411>
- Xu, S., Wang, Y., Wang, Y., & Neill, Z. O.,** 2020, One for Many : Transfer Learning for Building HVAC Control, *BuildSys 2020 - Proceedings of the 7th ACM International Conference on Systems for Energy-Efficient Buildings, Cities, and Transportation*, 230–239.
<https://doi.org/10.1145/3408308.3427617>
- Xu, X., Wang, S., Sun, Z., & Xiao, F.,** 2009, A model-based optimal ventilation control strategy of multi-zone VAV air-conditioning systems, *Applied Thermal Engineering*, 29(1), 91–104.
<https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2008.02.017>
- Yahiaoui, A., Hensen, J., Soethout, L., & Van Paassen, D.,** 2006, Model based optimal control for integrated building systems, *6th Int. Postgraduate Research Conference in the Built and Human Environment*, 322–332.

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Yam, Y., & Nguyen, H.**, 1999, Multi-resolution techniques in the rules-based intelligent control systems: A universal approximation result, *Proceedings of the 1999 IEEE International Symposium on Intelligent Control Intelligent Systems and Semiotics, Sep. 17*, 213–218.
- Yan, Y., Zhou, J., Lin, Y., & Yang, W.**, 2008, Adaptive optimal control model for building cooling and heating sources, *Energy and Buildings*, 40(8), 1394–1401. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2008.01.003>
- Yang, R., & Wang, L.**, 2012, Optimal Control Strategy for HVAC System in Building Energy Management, *Proceedings of the IEEE Power Engineering Society Transmission and Distribution Conference*, 1–8. <https://doi.org/10.1109/TDC.2012.6281687>
- Yang, Y., Hu, G., & Spanos, C.**, 2020, HVAC Energy Cost Optimization for a Multizone Building via a Decentralized Approach, *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 17(4), 1950–1960. <https://doi.org/10.1109/TASE.2020.2983486>
- Yang, Y., Hu, G., & Spanos, C. J.**, 2022, Stochastic Optimal Control of HVAC System for Energy-Efficient Buildings, *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 30(1), 376–383. <https://doi.org/10.1109/TCST.2021.3057630>
- Yayla, A., Świerczewska, K. S., Kaya, M., Karaca, B., Arayıcı, Y., Ayözen, Y. E., & Tokdemir, O. B.**, 2022, Artificial Intelligence (AI)-Based Occupant-Centric Heating Ventilation and Air Conditioning (HVAC) Control System for Multi-Zone Commercial Buildings, *Sustainability (Switzerland)*, 14(23). <https://doi.org/10.3390/su142316107>
- Ye, Z., Neill, Z. O., & Hu, F.**, 2021, Hardware-Based Emulator with Deep Learning Model for Building Energy Control and Prediction Based on Occupancy Sensors ' Data, *Information*, 12(499), 1–22. <https://doi.org/10.3390/info12120499>

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Yi, Z., 2018,** Evaluation and Implementation of Convolutional Neural Networks in Image Recognition, *Journal of Physics: Conference Series*, 1087(062018), 1–5.
- Ying-Guo, P., Hua-Guang, Z., & Bien, Z., 1998,** A simple fuzzy adaptive control method and application in HVAC, *Proceedings of The 1998 IEEE International Conference on Fuzzy Systems, May 4-9*, 528–532.
- Yoon, Y. R., & Moon, H. J., 2019,** Performance based thermal comfort control (PTCC) using deep reinforcement learning for space cooling, *Energy and Buildings*, 203. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2019.109420>
- Young, D. S., 2017,** Handbook of regression methods, CRC Press.
- Yu, J., Liu, Q., Zhao, A., Qian, X., & Zhang, R., 2020,** Optimal chiller loading in HVAC System Using a Novel Algorithm Based on the distributed framework, *Journal of Building Engineering*, 28, 101044. <https://doi.org/10.1016/j.jobbe.2019.101044>
- Yu, L., Qin, S., Zhang, M., Shen, C., Jiang, T., & Guan, X., 2021,** A Review of Deep Reinforcement Learning for Smart Building Energy Management, *IEEE Internet of Things Journal*, 8(15), 12046–12063. <https://doi.org/10.1109/JIOT.2021.3078462>
- Yuan, Y., Liu, K. S., Munir, S., Francis, J., Shelton, C., & Lin, S., 2020,** Leveraging fine-grained occupancy estimation patterns for effective HVAC control, *Proceedings - 5th ACM/IEEE Conference on Internet of Things Design and Implementation, IoTDI 2020*, 92–103. <https://doi.org/10.1109/IoTDI49375.2020.00016>
- Zaheer-Uddin, M., Al-Assadi, S. A. ., & Patel, R., 1994,** Decentralized preview control for multiple disturbance rejection in HVAC systems, *Control Eng Pract*, 2, 989–1000.
- Zaheer-uddin, M., & Zheng, G., 2001,** Multistage Optimal Operating Strategies for HVAC Systems, *ASHRAE Transactions*, 4487, 346–652.
- Zelikin, M., 2000,** Control Theory and Optimization I: Homo-geneous Spaces and the Riccati Equation in the Calculus of Variations. Springer-Verla.

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Zhang, H., Tzempelikos, A., Liu, X., Lee, S., Cappelletti, F., & Gasparella, A.,** 2023c, The impact of personal preference-based thermal control on energy use and thermal comfort : Field implementation, *Energy & Buildings*, 284, 112848. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2023.112848>
- Zhang, J., Chan, C. C. C., Kwok, H. H. L., & Cheng, J. C. P.,** 2023a, Multi-indicator adaptive HVAC control system for low-energy indoor air quality management of heritage building preservation, *Building and Environment*, 246(October), 110910. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2023.110910>
- Zhang, J., Ho, K., Kwok, H. H. L., Hou, F., & Cheng, J. C. P.,** 2023b, Predictive control of HVAC by multiple output GRU - CFD integration approach to manage multiple IAQ for commercial heritage building preservation, *Building and Environment*, 245, 110802. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2023.110802>
- Zhang, L., Wang, S., & Liu, B.,** 2018, Deep learning for sentiment analysis : A survey, *Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery*, 8(4), 1–25. <https://doi.org/10.1002/widm.1253>
- Zhang, X., & Lapata, M.,** 2014, Chinese Poetry Generation with Recurrent Neural Networks, *EMNLP 2014 - 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing, Proceedings of the Conference*, 670–680. <https://doi.org/10.3115/v1/d14-1074>
- Zhang, Z., Chong, A., Pan, Y., Zhang, C., & Lam, K. P.,** 2019, Whole building energy model for HVAC optimal control: A practical framework based on deep reinforcement learning, *Energy and Buildings*, 199, 472–490. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2019.07.029>
- Zhang, Z., & Lam, K. P.,** 2018, Practical implementation and evaluation of deep reinforcement learning control for a radiant heating system, *BuildSys 2018 - Proceedings of the 5th Conference on Systems for Built Environments*, 148–157. <https://doi.org/10.1145/3276774.3276775>

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Zhao, D., Watari, D., Ozawa, Y., Taniguchi, I., Suzuki, T., Shiochi, S., Shimoda, Y., & Onoye, T.,** 2021, Online Management Framework for Building HVAC Systems Considering Peak Shaving and Thermal Comfort : an Experimental Study, *9th Workshop on Modeling and Simulation of Cyber-Physical Energy Systems, MSCPES 2021, Held as Part of the Cyber-Physical Systems and Internet-of-Things Week*, 1–7.
<https://doi.org/10.1145/3470481.3472710>
- Zhao, Y., Li, W., & Jiang, C.,** 2023, Thermal sensation and occupancy-based cooperative control method for multi-zone VAV air-conditioning systems, *Journal of Building Engineering*, 66, 105859.
<https://doi.org/10.1016/j.jobbe.2023.105859>
- Zhou, K., & Doyle, J.,** 1998, Essentials of robust control, NJ: Prentice Hall.
- Zhou, S., Shah, A., Leung, P., Zhu, X., & Liao, Q.,** 2023, A comprehensive review of the applications of machine learning for HVAC, *DeCarbon*, 2, 100023. <https://doi.org/10.1016/j.decarb.2023.100023>
- Zhu, H. C., Ren, C., & Cao, S. J.,** 2021, Fast prediction for multi-parameters (concentration, temperature and humidity) of indoor environment towards the online control of HVAC system, *Building Simulation*, 14(3), 649–665.
<https://doi.org/10.1007/s12273-020-0709-z>
- Zhu, M., Pan, Y., Wu, Z., Xie, J., Huang, Z., & Kosonen, R.,** 2021, An occupant-centric air-conditioning system for occupant thermal preference recognition control in personal micro-environment, *Building and Environment*, 196, 107749. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2021.107749>
- Zhu, T., Lin, Y., & Liu, Y.,** 2017, Synthetic minority oversampling technique for multiclass imbalance problems, *Pattern Recognition*, 72, 327–340.
<https://doi.org/10.1016/j.patcog.2017.07.024>
- Zhuang, D., Gan, V. J. L., Duygu, Z., Chong, A., & Tian, S.,** 2023, Data-driven predictive control for smart HVAC system in IoT-integrated buildings with time-series forecasting and reinforcement learning, *Applied Energy*, 338, 120936. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2023.120936>

KAYNAKLAR DİZİNİ (devam)

- Zou, Z., Yu, X., & Ergan, S.,** 2020a, Towards optimal control of air handling units using deep reinforcement learning and recurrent neural network, *Building and Environment*, 168(November 2019), 106535.
<https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2019.106535>
- Zou, Z., Yu, X., & Ergan, S.,** 2020b, Towards optimal control of air handling units using deep reinforcement learning and recurrent neural network, *Building and Environment*, 168(November 2019), 106535.
<https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2019.106535>



TEŞEKKÜR

Öncelikle, bu doktora tezinin hazırlanmasında, TÜBİTAK Bilim İnsanı Destek Programları Başkanlığı (BİDEB) 2211-Yurt İçi Lisansüstü Burs Programı kapsamında sağlanan destek için teşekkür ederim. Ayrıca, bu tez çalışmasının tamamlanmasında bana rehberlik eden, yazılım gerektiren kısımlarla kendi tezi gibi ilgilenerek tüm sorularımı sabırla cevaplayan ve yazılım becerilerimin gelişimine büyük katkı sağlayan değerli hocam Dr. Öğretim Üyesi Osman Gökalp'e en içten teşekkürlerimi sunarım.

Doktoram süresince, hem manevi hem de maddi olarak, hiçbir desteğini esirgemeyen başta çok sevgili eşim Onur Yiğit Erdem olmak üzere, değerli aileme ve eşimin ailesine de sonsuz minnettarlığımı ifade etmek isterim. Onların verdiği destek, bu uzun ve zorlu yolculukta bana güç ve ilham kaynağı olmuştur.

11/06/ 2024

İmzası

Merve KURU ERDEM

ÖZGEÇMİŞ

Merve KURU ERDEM, 2010 yılında İzmir Özel Türk Koleji Fen Lisesi'nden mezun oldu. Aynı yıl Ege Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, İnşaat Mühendisliği Bölümü'nde eğitime başladı ve 2015 yılında derece ile mezun oldu. Merve Kuru, yüksek lisans eğitimini Ege Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı, Yapı İşletmesi Bilim Dalı'nda tamamladıktan sonra aynı bölümde doktorasına devam etmektedir. Lisans eğitiminin son sınıfından beri birçok ulusal ve uluslararası yayına katkı sağlamış ve sağlamaya devam etmektedir. Şu an için toplamda 13 dergi makalesi ve 16 bildirinin yazarlarından biridir. Merve KURU ERDEM AB Horizon 2020 kapsamında desteklenen “Highly Innovative Building Control Tools Tackling the Energy Performance Gap (HIT2GAP)” (No: 680708) projesinde 1 Eylül 2015- 30 Ağustos 2019 tarihleri arasında bursiyer olarak görev yapmıştır. Ayrıca uluslararası dergiler için hakemlik yapmaktadır.

Eğitim

İnşaat Mühendisliği 2011 - 2015

Mühendislik Fakültesi, Ege Üniversitesi, İzmir

Not ortalaması: 3.68/4.00

Bölüm ikinciliği ile mezuniyet

Yüksek İnşaat Mühendisliği 2015 - 2018

Fen Bilimleri Enstitüsü, Ege Üniversitesi, İzmir

Not ortalaması: 4.00/4.00

Sınıf birinciliği ile mezuniyet

Doktor İnşaat Mühendisliği 2018 – Devam ediyor

Fen Bilimleri Enstitüsü, Ege Üniversitesi, İzmir

Not ortalaması: 3.93/4.00

ESERLER LİSTESİ

Makaleler

SCI, SCI-Expanded, SSCI veya AHCI tarafından taranan dergilerde yayınlanmış özgün araştırma makalesi:

Calis, G., Kuru, M., “Assessing User Thermal Sensation in the Aegean Region of Turkey against Standards”, Sustainable Cities and Society, Elsevier Science Ltd., Vol.29, 77-85, (2017). 10.1016/j.scs.2016.11.013

Calis, G., Demir Atalay, S., Kuru, M., Mutlu, N., “Forecasting Occupancy for Demand Driven HVAC Operations Using Time Series Analysis, Journal of Asian Architecture and Building Engineering, Vol 16 (3), 655-660, (2017). 10.3130/jaabe.16.655

Calis, G., Kuru, M., “Statistical significance of gender and age on thermal comfort: a case study in Turkey”, Proceedings of the Institution of Civil Engineering-Engineering Sustainability, Vol. 172 (1), 40-51 (2019).

Demir Atalay, S. Calis, G., Kus, G., Kuru, M. “Performance Analysis of Statistical Approaches for Modeling Electricity Consumption of a Commercial Building”, Energy and Buildings, Elsevier, Vol. 195, 82-92 (2019).

Kocaman, E. Kuru, M. Calis, G. “İhale Usulü ve Sözleşme Türünün Yapım İşİ Sözleşme Bedeline Etkisinin İncelenmesi”, Teknik Dergi, Cilt 31, Sayı 1, 9789-9812 (2020). <https://doi.org/10.18400/tekderg.458054>

Erdem Kuru, M., Erdem, O.Y., Calis, G., Sale price classification models for real estate appraisal. Revista de la Construcción. Journal of Construction, 20(3), 440-451 (2021). <https://doi.org/10.7764/RDLC.20.3.440>.

Erdem Kuru, M., Sarıççek, O., Calis, G. “Benchmarking Performance of Machine Learning Methods for Building Energy Demand Modelling” Proceedings of the Institution of Civil Engineering-Engineering Sustainability, Proceedings of the Institution of Civil Engineers – Engineering Sustainability 176(6): 348–359 (2023). <https://doi.org/10.1680/jensu.21.00101>

Kocaman, E., Kuru Erdem, M., Calis, G. “Machine Learning Thermal Comfort Prediction Models Based on Occupant Demographic Characteristics”, Journal of

Thermal Biology, 123, 103884 (2024).
<https://doi.org/10.1016/j.jtherbio.2024.103884>

SCI, SCI-Expanded, SSCI veya AHCI tarafından taranan dergilerde yayınlanmış derleme:

Kuru, M., Calis, G. “Data Acquisition Technologies for Assessing Thermal Comfort in the Built Environment”, Polish Journal of Environmental Studies, Vol. 30 (2), 1017–1027 (2021). <https://doi.org/10.15244/pjoes/122231>

SCI, SCI-Expanded, SSCI veya AHCI tarafından taranan dergilerde yayımlanmış editöre mektup, tartışma yazısı, olgu sunumu, teknik not, eleştiri, ya da yorum türü yazılar

Kuru, M. Çalış, G. “İnşaat Projelerinde Kalite Performansını Etkileyen Faktörler: Türkiye’de Bir Alan Çalışması”, Teknik Dergi, Cilt 33, Sayı 6, 13037-13051 (2022). <https://doi.org/10.18400/tekderg.1015939> (Q4/

SCI, SCI-Expanded, SSCI veya AHCI dışında, diğer uluslararası alan indekslerince taranan dergilerde yayımlanmış özgün araştırma makalesi:

Çalış, G., Kuru, M., Alt, B. “Bir Eğitim Binasında Isıl Konfor Koşullarının Analizi: İzmir’de Bir Alan Çalışması” Uludağ Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Dergisi, Cilt 22, Sayı 2, 93-106 (2017). 10.17482/uumfd.336437

Kuru, M., Calis, G. “Application of Time Series Models for Heating Degree Day Forecasting” Organization, Technology and Management in Construction, Vol 12 (1), 2137-2146 (2020). [10.2478/otmcj-2020-0009](https://doi.org/10.2478/otmcj-2020-0009)

Kocaman, E., Kuru, M., Çalış, G. “Analyzing and Modeling Thermal Complaints in a Commercial Building in France” Organization, Technology and Management in Construction, Vol 13, 2416-2425 (2021). <https://doi.org/10.2478/otmcj-2020-0017>

Bilimsel Toplantılar (Bildiriler)

Uluslararası bilimsel toplantıda sözlü olarak sunulan ve tam metin / özet olarak yayımlanan bildiri :

Calis, G., Alt, B., Kuru, M. “Thermal Comfort and Occupant Satisfaction of a Mosque in a Hot and Humid Climate”, 2015 ASCE International Workshop on Computing in Civil Engineering, Austin, Texas, USA, 139-147 (2015).

Kuru, M., Calis, G., “Understanding the Relationship Between Indoor Environmental Parameters and Thermal Sensation of Users via Statistical Analysis”, Creative Construction Conference 2017 (CCC2017), 19-22 June 2017, Primosten, Croatia, Procedia Engineering, Vol. 196, 808-815, (2017). 10.1016/j.proeng.2017.08.011

Çalış, G., Tan, S., Kuru, M. “Dünyadaki Kentsel Dönüşüm Uygulama Örneklerinin Karşılaştırılması”, 7. İnşaat Yönetimi Kongresi, 6-7 Ekim 2017, Samsun, 79-90, (2017).

Kuru, M., Calis, G. “Investigating the Link Between CO2 Concentration, Thermal Comfort and Occupant Perception in Educational Buildings”, Symposium on Simulation for Architecture and Urban Design (SimAUD 2018), 4-7 June, Delft, Netherlands, 113-119 (2018).

Calis, G., Kuru, M., Mouawad, J. “To Participate or Not to Participate? Selecting the Right Participant Profile for Thermal and Visual Comfort Studies”, Symposium on Simulation for Architecture and Urban Design (SimAUD 2018), 4-7 June, Delft, Netherlands, 139-143 (2018).

Atabeyli, N., Calis, G., Kuru, M. “Using Historical Data of Economic Variables in Investigating Variations in Building Construction Cost Index”, Creative Construction Conference 2018 (CCC2018), 30 June–3 July, Ljubljana, Slovenia, ISBN 978-615-5270-45-1, 718-723, (2018).

Kuru, M., Calis, G. “Student Attention Prediction Models with Operative Temperature and CO2 Concentration” 13th International Congress on Advances in Civil Engineering (ACE2018), 12-14 September, Çeşme-İzmir, Turkey, 1-8 (2018)

Kuru, M., Calis, G., Mouawad, J. “Do Gender and Age Group Affect Thermal Sensation? A Field Study in an Office Building” 5th International Project &

Construction Management Conference (IPCMC2018), 16-18 November, Cyprus, 775-782 (2018). (Best Student Paper award)

Kuru, M., Calis, G. “Akdeniz İklim Bölgesindeki Bir Eğitim Binası Kullanıcıları İçin Uygun Operatif Sıcaklık Değerlerinin Araştırılması”, 2nd International Congress on Engineering and Architecture (ENAR), 22-24 April, Marmaris, Turkey, ISBN 978-615-5270-45-1, 1174-1183, (2019).

Kocaman, E. Kuru, M., Calis, G. “Do Thermal Comfort Standarts Ensure Occupant Comfort? Learning From Occupants’ Complaints” Creative Construction Conference (CCC2019), 29 June-2 July, Budapest, Hungary, ISBN 978-615-5270-56-7, 682-687 (2019).

Kuru, M., Calis, G. “Forecasting Heating Degree Days for Energy Demand Modeling” Creative Construction Conference (CCC2019), 29 June-2 July, Budapest, Hungary, ISBN 978-615-5270-56-7, 713-718 (2019).

Kuru, M. Calis, G., “Comparing the Accuracy of Energy Prediction Models Based on Hourly and Daily Mean Outdoor Temperature” 4th International Sustainable Buildings Symposium (ISBS2019), 18-20 July, Dallas, Texas, U.S.A., 637-646 (2019).

Kuru, M., Çalış, G., “Differences in Neutral and Preferred Classroom Temperatures during cooling Season” 6th International Project and Construction Management e-Conference (e-IPCMC2020), 12-14 November, Istanbul, Turkey, 1365-1376 (2020).

Uluslararası kongre, sempozyum, panel ve çalıştay gibi bilimsel toplantılarda poster olarak yayınlanan bildiriler :

Calis, G., Kuru, M., “BEMServer and Occupant Behaviour: A New Approach Towards Addressing the Energy Gap in Buildings”, 2nd International Congress on Engineering and Architecture (ENAR), 22-24 April, Marmaris, Turkey, Poster Presentation ISBN 978-615-5270-45-1, 1796, (2019).

Ulusal bilimsel toplantıda sunulan sözlü olarak sunulan ve tam metin / özet olarak yayımlanan bildiri:

Çalış, G., Göksal-Özbalta, T., Kuru, M., Alt, B., “Bir Eğitim Binasının Isıl Konfor ve Enerji Verimliliği Açısından İncelenmesi”, 12. Ulusal Tesisat Mühendisliği Kongresi, 8-11 Nisan, İzmir, 2319-2330, (2015).

Kuru, M., Çalış, G., Yüksel, O., “Kentsel Dönüşüm Uygulamaları”, 4. Proje ve Yapım Yönetimi Kongresi, 3-5 Kasım, Eskişehir, 1067-1078, (2016).

ÖDÜLLER

En İyi Bildiri Ödülü, Kuru, M., Çalış, G., Mouawad, J. “Do Gender and Age Group Affect Thermal Sensation? A Field Study in an Office Building” 5th International Project & Construction Management Conference (IPCMC2018), 16-18 November, Cyprus, 775-782 (2018)

DİĞER

TÜBİTAK 2211-A Genel Yurt İçi Doktora Bursu (2018-2022)

C Sınıfı İş Güvenliği Belgesi 2016-devam

SOCAR Türkiye ve Sabancı Üniversitesi işbirliğiyle enerji sektörüne nitelikli insan gücü yetiştirmeyi teşvik etmek amacıyla gerçekleştirilen SOCAR enerji okulu sertifikası Programı tamamlama notu 91/100