

T.C.
GEBZE TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

MAKİNE ÖĞRENMESİNİN
YAPI YAŞAM DÖNGÜSÜNDE
CEPHELER İÇİN KULLANIMININ ARAŞTIRILMASI

EZGİ GÜNAY
YÜKSEK LİSANS TEZİ
MİMARLIK ANABİLİM DALI

GEBZE
2022

**T.C.
GEBZE TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**MAKİNE ÖĞRENMESİNİN
YAPI YAŞAM DÖNGÜSÜNDE
CEPHELER İÇİN KULLANIMININ
ARAŞTIRILMASI**

**EZGİ GÜNAY
YÜKSEK LİSANS TEZİ
MİMARLIK ANABİLİM DALI**

**DANIŞMANI
DR. ÖĞR. ÜYESİ SEHER GÜZELÇOBAN MAYUK**

**GEBZE
2022**

T.R.
GEBZE TECHNICAL UNIVERSITY
GRADUATE SCHOOL OF NATURAL AND APPLIED SCIENCES

**RESEARCHING THE USAGE OF
MACHINE LEARNING FOR FACADES IN
THE BUILDING LIFECYCLE**

EZGİ GÜNAY
**A THESIS SUBMITTED FOR THE DEGREE OF
MASTER OF SCIENCE
DEPARTMENT OF ARCHITECTURE**

THESIS SUPERVISOR
ASST. PROF.DR. SEHER GÜZELÇOBAN MAYUK

GEBZE
2022



YÜKSEK LİSANS JÜRİ ONAY FORMU

GTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu'nun 07/07/2022 tarih ve 2022/34 sayılı kararıyla oluşturulan jüri tarafından 18/10/2022 tarihinde tez savunma sınavı yapılan Ezgi GÜNAY'ın tez çalışması Mimarlık Anabilim Dalında YÜKSEK LİSANS tezi olarak kabul edilmiştir.

JÜRİ

- ÜYE
(TEZ DANIŞMANI) : Dr. Öğr. Üyesi Seher GÜZELÇOBAN MAYUK (GTÜ)
- ÜYE : Dr. Öğr. Üyesi Ferhat PAKDAMAR (GTÜ)
- ÜYE : Dr. Öğr. Üyesi Sinem KÜLTÜR (BAÜ)

ONAY

Gebze Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu'nun
...../...../..... tarih ve/..... sayılı kararı.

İMZA/MÜHÜR

ÖZET

Teknolojinin günümüzde hızla geliştiđi ve çođu alanda insan yeteneklerini artırmak ya da hayatlarını kolaylařtırmak üzere çeřitli amaçlarla kullanıldıđı görölmektedir. Bu anlamda son yıllarda yapay zeka ve makine öğrenmesi teknolojilerinin görünür olduđu ve farklı disiplinlerle bütünleřtirilme çabaları ortadadır. Mimarlık alanında da, günümüzde benzer birlikte çalıřma yaklařımlarına ve uygulamalarına rastlanmaktadır. Bu bağlamda, yapıların yařam döngüsünün farklı ařamalarında benzer teknolojilerin yer bulduđu örnekler son yıllarda artmaktadır. Teknoloji kullanımının küresel ölçekte karřılařılan enerji ve kaynak yetersizliđi gibi sektördeki çeřitli sorunlara çözüm için çođunlukla yapıların cephelerinde ön planda olduđu görölmektedir. Yapay zeka ve makine öğrenmesi teknolojilerinin yapıların yařam döngüsünde ve cepheleri için kullanımının artırılmasıyla da; özellikle Türkiye’de sektörde çalıřan profesyonellere iř hayatlarında kolaylık sađlayabileceđi, yapı kullanıcılarının konfor řartlarını artırabileceđi, kullanıcılara ve ÷lke ekonomisine katkı sađlayabileceđi öngörölmektedir. Dolayısıyla, makine öğrenmesinin yapıların yařam döngüsünde ve cepheleri için kullanımı konusunun arařtırılmasının bu noktada gerekli olduđu düşünölmektedir. Makine öğrenmesi teknolojileri hakkında detaylı bilgi edinilmesi, bu teknolojilerin yapıların yařam döngüsünde ve yine cepheleri için üretimlerinin hangi ařamalarında ne řekilde bütünleřebildiđinin belirlenmesi amaçlarıyla yapılan tez çalıřmasında; bahsedilen amaçlara ulařmak üzere çeřitli akademik çalıřmalar ve web kaynaklarını içeren literatür taramasından yola çıkılmıřtır. Makine öğrenmesine odaklanan tezde öncelikle bu teknolojilere yönelik bilgilere yer verilmiř olup, sonrasında makine öğrenmesinin yařam döngüsü ile iliřkileri ve yapı cepheleri için kullanım alanları literatürde ulařılan deneysel çalıřma ve mevcut mimari yapı uygulama örnekleri ile birlikte aktarılmıřtır. İncelenen örnekler üzerinden, makine öğrenmesi teknolojilerinin çođunlukla cephelerin tasarım ve kullanım ařamalarında çeřitli amaçlarla yer aldıđı belirlenmiřtir. Gelecek çalıřmaların, bu tür teknolojilerin cephelerdeki kullanım alanlarının yaygınlařtırılmasına yönelik olabileceđi düşünölmektedir.

Anahtar Kelimeler: Mimarlık ve Teknoloji, Mimarlıđın Geleceđi, Makine Öğrenmesi, Mimarlıkta Makine Öğrenmesi, Yapı Cepheleri için Makine Öğrenmesi.

SUMMARY

Today the technology is developing rapidly and is being used to increase human abilities or to help the human life become easier. In this sense, it is obvious that artificial intelligence and machine learning technologies have become visible recently and the efforts to integrate them with different disciplines including architecture. Number of building examples which have been using the similar technologies at different stages of their life cycle have been increasing in recent years; it is foreseen that this increasement will provide convenience especially to the professionals in Turkey, improve the comfort conditions of the users, and contribute to the country's economy. Therefore, it is considered necessary to investigate the use of machine learning in the life cycle of buildings and for their facades. In the thesis study conducted with the aim of obtaining detailed information about machine learning, determining its integration in the life cycle of buildings and their facades; a literature review including various academic studies and web resources was used in order to achieve the aforementioned goals. In the thesis, information about machine learning is given, and its relationship with the building life cycle and the usage areas for facades are conveyed together with the experimental study and existing construction application examples in the literature. It has been determined that machine learning is mostly involved in the design and use stages of facades through the examples examined. It is thought that future studies may be aimed at expanding the usage areas of such technologies on the facades.

Keywords: Architecture and Technology, Future of Architecture, Machine Learning, Machine Learning in Architecture, Machine Learning for Building Facades.

TEŞEKKÜR

Başta, yüksek lisans eğitimimde akademik hayatımın önemli bir dönüm noktası olan bu çalışmanın oluşmasının yolunu açan ve çalışmanın tamamlanması sürecinde tüm manevi desteğini ve bilgi birikimini benimle büyük bir sabır, sevgi ve özveri ile paylaşan, her zaman yanımda olan çok kıymetli danışman hocam Sayın Dr. Öğr. Üyesi Seher Güzelçoban Mayuk'a,

Eğitim hayatım boyunca yolumun kesiştiği birbirinden kıymetli ve saygıdeğer hocalarıma,

Bütün çalışmam boyunca yanımda olan, bilgi ve tecrübelerini benimle paylaşan Theo M. Bulut'a,

Desteklerini ve sevgilerini her zaman hissettiğim aileme en içten teşekkürlerimi sunarım.

İÇİNDEKİLER

	Sayfa
ÖZET	v
SUMMARY	vi
TEŞEKKÜR	vii
İÇİNDEKİLER	viii
SİMGELER ve KISALTMALAR DİZİNİ	x
ŞEKİLLER DİZİNİ	xii
TABLolar DİZİNİ	xiv
1. GİRİŞ	1
1.1. Literatür Taraması	2
1.2. Tezin Amacı ve Katkısı	5
1.3. Tezin Kapsamı, Yöntemi ve İçeriği	6
2. YAPAY ZEKA VE MAKİNE ÖĞRENMESİ	7
2.1. Yapay Zeka	7
2.2. Makine Öğrenmesi	8
2.2.1. Makine Öğrenmesi Tanımı ve Sınıflandırması	8
2.2.2. Makine Öğrenmesi Tarihsel Süreci	12
2.2.3. Makine Öğrenmesi Yaklaşımları (Yöntemleri)	19
2.2.4. Makine Öğrenmesinin Kullanım Alanları	24
3. YAPI YAŞAM DÖNGÜSÜ VE MAKİNE ÖĞRENMESİ	26
3.1. Yapı Yaşam Döngüsü	26
3.2. Mimarlıkta Bilgi ve Bilgi Teknolojilerinin Gelişimi	28
3.3. Yaşam Döngüsünde Makine Öğrenmesi Kullanımı	31
3.3.1. Tasarım Aşamasında Kullanım	32
3.3.1.1. Spacemaker AI Örneği	33
3.3.1.2. Karamba 3D Örneği	34
3.3.2. Yapım Aşamasında Kullanım	35
3.3.2.1. OpenSpace AI Örneği	35
3.3.2.2. Built Robotics Örneği	37

3.3.3. Kullanım Aşamasında Kullanım	38
3.3.4. Yıkım Aşamasında Kullanım	39
3.3.5. Yıkım Sonrasında Kullanım	43
4. MAKİNE ÖĞRENMESİNİN CEPHELER İÇİN KULLANIMININ ARAŞTIRILMASI	45
4.1. Yapı Cepheleri	45
4.2. Cepheler İçin Makine Öğrenmesi Kullanımı	46
4.2.1. Cephe Tasarımında Kullanım	47
4.2.2. 2D'den 3D Model Oluşturulmasında Kullanım	50
4.2.3. Cephe Optimizasyonunda Kullanım	53
4.2.4. Akıllı Cephe Sistemlerinde Kullanım	54
4.2.5. Cephe Değerlendirmesinde Kullanım	59
4.3. Tartışma	61
5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER	64
KAYNAKLAR	67
ÖZGEÇMİŞ	75
EKLER	76

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

Simgeler ve Açıklamalar Kısaltmalar

Σ	: Sigma
$f(x)$: Fonksiyon
$>$: Büyük
\geq	: Büyük Eşit
$<$: Küçük
\leq	: Küçük Eşit
2D	: İki Boyutlu
3D	: Üç Boyutlu
AI	: Yapay Zeka (Artificial Intelligence)
ANN	: Yapay Sinir Ağları (Artificial Neural Networks)
BM	: Birleşmiş Milletler
BPS	: Bayesian Program Sentezi (Bayesian Program Synthesis)
BTS	: İkili Ağaç Numune Seçimi (Binary Tree Sampling)
CIB	: Uluslararası Bina Konseyi
CNN	: Evrişimli Sinir Ağları (Convolutional Neural Network)
CO2	: Karbondioksit
DNN	: Derin Sinir Ağları (Deep Neural Networks)
EESC	: Avrupa Ekonomik ve Sosyal Komitesi
GP	: Gauss Süreci (Gaussian Processes)
GPS	: Küresel Konumlardırma Sistemi
HCA	: Hiyerarşik Kümeleme Analizi (Hierarchical Cluster Analysis)
HMI	: İnsan/Makine Arayüzünü
HVAC	: Isıtma, Havalandırma ve İklimlendirme
IBM	: Uluslararası İş Makineleri
k-NN	: En Yakın Komşu (K-Nearest Neighbours)
LLE	: Yerel Doğrusal Gömme (Locally-Linear Embedding)
MIT	: Massachusetts Teknoloji Enstitüsü (Massachusetts Institute Technology)

ML	: Makine Öğrenmesi (Machine Learning)
PC	: Kişisel bilgisayar
PCA	: Temel Bileşen Analizi (Principal Component Analysis)
RBF	: Radyal Temel İşlev Ağı (Radial Basis Function networks)
RBM	: Kısıtlı Boltzmann Makineleri (Restricted Boltzmann Machines)
SVM	: Destek Vektör Makineleri (Support Vector Machines)
t-SEN	: t-Dağıtılmış Stokastik Komşu Gömme (t-Distributed Stochastic Neighbor Embedding)



ŞEKİLLER DİZİNİ

<u>Sekil No:</u>	<u>Sayfa</u>
1.1: Kopenhagen'da cephesinde 12.000 adet güneş paneli bulunduran bir yapı	2
2.1: Biyolojik insan beyninin yapısı ve yapay sinir ağlarının yapısı.	9
2.2: Bulanık girdi kümeleri (üyelik fonksiyonları).	10
2.3: Bulanık kuralların örneklendiği bir bulanık sistem.	11
2.4: Bir derin öğrenme mimarisi ağı.	12
2.5: Calculus Ratiocinator.	13
2.6: İlk prototipi yapılan 'Difference Engine Projesi'.	14
2.7: McCulloch ve Pitts tarafından geliştirilen yapay bir sinir hücresi modeli.	15
2.8: Dartmouth Konferansı'nda McCarthy ve ekibi.	16
2.9: Ernst Dickmanns ile ekibinin geliştirdiği araç görselleri.	17
2.10: Deep Blue ve Kasparov.	17
2.11: Denetimi öğrenmede regresyon (ilişkilendirme).	20
2.12: Kümeleme.	20
2.13: t-Dağıtılmış Stokastik Komşu Gömme algoritma örneği.	21
2.14: Yarı denetimli öğrenme.	22
2.15: Pekiştirmeli öğrenme.	22
3.1: Yapı yaşam döngüsü.	27
3.2: Sketchpad görseli.	29
3.3: Sketchpad ile 3D sandalye çizimi.	30
3.4: Spacemaker AI yazılımındaki simülasyon görüntüleri.	34
3.5: Karamba 3D yazılımından bir görsel.	35
3.6: Robot ve insan gözüyle OpenSpace AI yazılımı.	36
3.7: Makine öğrenmesi içeren Built Robotics iş makineleri.	38
3.8: The Hotel Brussels dış görseli.	38
3.9: Zarar görmüş ya da yıpranmış bir yapıda hasar seviyeleri.	41
3.10: DAPS uzman sistemine genel bir bakış.	42
3.11: Heavy Picker.	44
4.1: Simülasyon genel görünümü.	48

4.2:	Simulasyon görünümü.	49
4.3:	a) Bina silüetini gösteren fotoğrafın sisteme verilmesi b) Sistemin otomatik kamera tahmini ve kütle oluşturması c) Cephe görüntüsünün düzeltilmesi d) Görüntünün ızgaralara bölünmesi e) Her ızgara bölmesine denk gelen pencere boyut ve konumlarının belirlenmesi ile basitleştirilmiş cephe görüntüsü oluşturulması f) Cephe dilbilgisi oluşturulması g) Pencere tiplerinin belirlenmesi h) 3B model çıktısının oluşturulması.	52
4.4:	Sezgisel BPS tekniğinin uygulanması.	53
4.5:	Sezgisel BPS örnek konsept diyagramı.	54
4.6:	Akıllı cephe sistemlerinin çalışma şekli.	55
4.7:	Yapı kabuğunda yer alan dinamik cephe modülü.	56
4.8:	Al-Bahr kuleleri cephesindeki gölgeleme elemanları.	57
4.9:	Cephe için kullanılan yazılımdan bir görsel.	58
4.10:	Değerlendirme modeli kurgusu	60
4.11:	Sonuç çıktısı.	60

TABLolar DİZİNİ

Tablo No:

Sayfa

4.1: Makine öğrenmesinin yapı yaşam döngüsünde cepheler için kullanımı 63

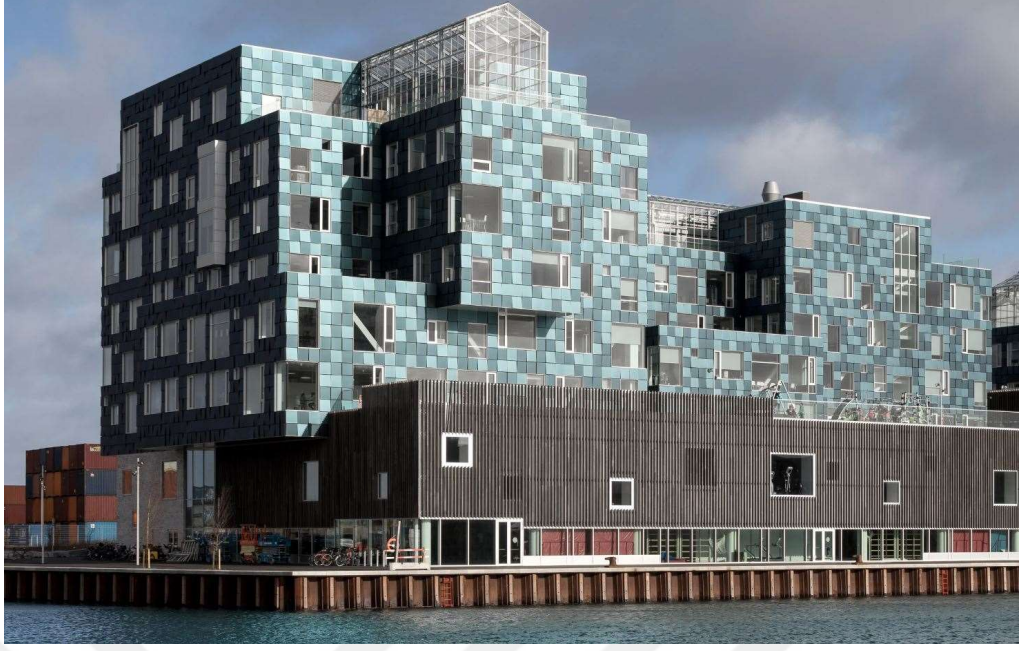


1. GİRİŞ

Teknolojinin günümüzde hızla geliştiđi ve çođu alanda insan yeteneklerini artırmak ya da hayatlarını kolaylařtırmak üzere kullanıldıđı bilinmektedir. Çeřitli amaçlarla hemen her alanda yer bulan bu tür teknolojik gelişmeler, son yıllarda yapay zeka ve makine öğrenmesi teknolojileri olarak sıklıkla anılmaya başlanmıştır. Beklentiler karşısında geleneksel yöntemlerin ve insan iş gücü ya da zekasının yetersiz kalması nedeniyle; karmaşık işlemlere sahip olan ve yüksek seviye hesaplama yapabilen, karmaşık otomasyon süreçlerini çok daha kolay ve hızlı bir biçimde yürütebilen bu teknolojiler [Alpaydın, 2020; Pirim, 2011], günümüzde farklı disiplinlerde yer bulabilmektedir.

Yapay zeka ve makine öğrenmesi teknolojilerinin, mimarlık alanında da benzer birlikte çalışma yaklaşımlarına ve uygulamalarına rastlanmaktadır. Mimarlık alanındaki çalışmaların ve inşaat sektöründeki uygulamaların teknolojik gelişmelere bađlı olarak dönüşmeye başladığı söylenebilir. Yapıların tasarımından yıkım sonrasına kadar uzanan yaşam döngüsünün farklı aşamalarında bu teknolojilerin yer bulduđu örnekler son yıllarda artmaktadır.

Teknoloji kullanımının küresel ölçekte karşılaşılan enerji ve kaynak yetersizliđi gibi sektördeki çeřitli sorunlara çözüm için çođunlukla yapıların cephelerinde ön planda olduđu görölmektedir. Yapının güneş, su ve rüzgar gibi dış etkenlerle doğrudan ilişkili ve yapıyı bu etkenlere karşı korumakla görevli bir elemanı olan yapı kabuđu ya da cephesinin, aynı dış etkenleri kullanarak enerji üretebildiđi görölmektedir (Şekil 1.1) [Web 24, 2022].



Şekil 1.1: Kopenhag'da cephesinde 12.000 adet güneş paneli bulunduran bir yapı.

Buna karşın yapılan literatür taramasında ve araştırmalarda, bu tür örneklerin sayısının az olduğu belirlenmiştir. Bu noktada, mimarlık alanındaki gelişmelerin hızı teknolojiye gelişmelerin gerisinde kalmaktadır.

Makine öğrenmesi teknolojilerini içeren örneklerin artırılmasının; özellikle Türkiye'de sektörde çalışan profesyonellere iş hayatlarında kolaylık sağlayabileceği, yapı kullanıcılarının konfor şartlarını artırabileceği, kullanıcılara ve ülke ekonomisine katkı sağlayabileceği öngörülmektedir. Buradaki artışın sağlanmasının ilk aşamasının, makine öğrenmesi ve mimarlık ilişkisini konu alan çalışmaların yaygınlaştırılması olabileceği düşünülmektedir.

1.1. Literatür Taraması

Mimarlıkta makine öğrenmesinin kullanımına ilişkin ilk çalışmalar; tasarım oluşturma, şekil tanıma ve tasarım alanı araştırma ve sınıflandırma gibi konulara odaklanmıştır. Bu anlamda yapılan çalışmalardan biri olan Frazer'in 'Sürüngen Yapısal Sistemi' isimli çalışması; mimari bir yapıyı oluştururken genetik algoritmaları kullanmıştır [Frazer, 1995]. Gero ise, "Artificial intelligence in computer-aided design: Progress and prognosis." isimli çalışmada; arama, dilbilgisi, öğrenme, olaylara dayalı akıl yürütme, nitel akıl yürütme, çeşitli kısıtlamalar, evrimsel sistemler,

sinir ağırları gibi çok çeşitli etkenlere dayalı bir tasarım sürecini ilk kez tanımlamıştır [Gero, 1996]. Sonraki araştırmalarda ise makine öğrenmesini tasarım süreciyle daha iyi bütünleştirme hedefiyle; tasarım oluşturma ve tasarım alanının araştırılıp tasarlanması gibi alanlar üzerinde çalışılmıştır [Tamke vd., 2018]. Bu çalışmalara ek olarak, yapay zeka ve makine öğrenmesinin yapıların yaşam döngüsünde ve yapı cephelerinde kullanımına yönelik yapılan literatür taramaları sonucunda; çoğunlukla İngilizce olan ve son yıllarda yapılan aşağıda yer verilen kaynaklara ulaşılmıştır:

Melo vd. (2014), 'Development of Surrogate Models Using Artificial Neural Network for Building Shell Energy Labelling' isimli çalışmalarında, enerji tüketimini tahmin etmek için yapay sinir ağlarının kullanımını araştırmışlardır [Melo vd., 2014].

Dhariwal vd. (2015), 'Naturally Ventilated Building Design Under Uncertainty Using Design of Experiments' isimli çalışmalarında, bina tasarımını dış etkenler altında doğal havalandırma amacıyla uygun bir zamanda optimize etmek için, deneylere dayalı bir yöntem tasarımı önermişlerdir [Dhariwal vd., 2015].

MacKnight (2018), 'The Learning Facade' isimli çalışmasında, hareket edebilen akıllı cephelerin, çeşitli çevresel etkenlere uyum sağlayan yapay sinir ağı temelli bir makine öğrenmesi modeli geliştirmiş ve bunu test etmiştir [MacKnight, 2018].

Aznar vd. (2018), 'Modelling the Thermal Behaviour of a Building Facade Using Deep Learning' isimli çalışmalarında, derin öğrenme tekniklerini kullanarak cepheye ait bir dış duvarın termal davranışlarını modellemişlerdir [Aznar vd., 2018].

Kim vd. (2018), 'Multi-Factor Optimization Method through Machine Learning in Building Envelope Design: Focusing on Perforated Metal Façade' isimli çalışmalarında, makine öğrenmesini kullanarak bir binanın çift katlı delikli cephesini çeşitli etkenlere göre optimize etmek amacıyla bir yöntem önermişlerdir [Kim vd., 2018].

Peng vd. (2018), 'Using Machine Learning Techniques for Occupancy-Prediction-Based Cooling Control in Office Buildings' isimli çalışmalarında, HVAC sistemlerini kullanıcıların alışkanlıklarına göre gerçek zamanlı olarak geliştiren ve verimli hale getiren bir model üzerinde çalışmışlardır [Peng vd., 2018].

Masiero ve Costantino (2019), 'TLS for Detecting Small Damages on a Building Façade' isimli çalışmalarında, makine öğrenmesi araçları kullanarak örnek bir üniversite binasının tuğla yüzeylerinin milimetre altı seviyelerdeki hasarlarını tespit etmek üzerine bir model önermişlerdir [Masiero ve Costantino, 2019].

Zhou vd. (2020), 'A Review on Cooling Performance Enhancement for Phase Change Materials Integrated Systems—Flexible Design and Smart Control with Machine Learning Applications' isimli çalışmalarında, binaların soğutma için harcadıkları yükü azaltacak makine öğrenmesi temelli bir cephe modeli üzerinde çalışmışlardır [Zhou vd., 2020].

Han vd. (2020), 'Energy Efficient Building Envelope Using Novel RBF Neural Network Integrated Affinity Propagation' isimli çalışmalarında, sinir ağı entegre afinite yayılımını kullanan enerji verimli bir bina kabuğunun radyal temel fonksiyonu (RBF) için bir model önermişlerdir [Han vd., 2020].

Cha vd. (2020), 'Development of a Prediction Model for Demolition Waste Generation Using a Random Forest Algorithm Based on Small Data Sets' isimli çalışmalarında, inşaat ve yıkım atıklarının oluşumunu tahmin eden ve tesislerin atık yönetimi verimliliğini denetleyen bir rastgele ormanlar (random forests) temelli makine öğrenmesi modeli üzerinde çalışmışlardır [Cha vd., 2020].

Bingöl vd. (2020), 'Depreme Dayanıklı Mimari Tasarımda Yapay Zeka Uygulamaları: Derin Öğrenme ve Görüntü İşleme Yöntemi ile Düzensiz Taşıyıcı Sistem Tespiti' isimli çalışmalarında, yapıların taşıyıcı sistemlerini depreme dayanıklılık bağlamında değerlendiren bir derin öğrenme temelli makine öğrenmesi modeli önermişlerdir [Bingöl vd., 2020].

Moghtadernejad vd. (2021), 'Enhanced Façade Design: A Data-Driven Approach for Decision Analysis Based on Past Experiences' isimli çalışmalarında, cephe tasarımı karar analizinde kullanılacak bulanık ölçütleri tahmin eden denetimli makine öğrenmesi temelli iki model önermişlerdir [Moghtadernejad vd., 2021].

Abediniangerabi vd. (2021), 'Deep Learning for Estimating Energy Savings of Early-Stage Facade Design Decisions' isimli çalışmalarında, binanın erken tasarım aşamasında farklı cephe alternatiflerinin enerji tasarruflarını tahmin eden bir derin öğrenme modelinin uygulanabilirliğini incelemişlerdir [Abediniangerabi vd., 2021].

Bhamare vd. (2021), 'A Machine Learning and Deep Learning Based Approach to Predict the Thermal Performance of Phase Change Material Integrated Building Envelope' isimli çalışmalarında, kabuğuna faz değiştiren malzeme entegre edilmiş bir yapının termal performans tahmini için makine öğrenmesi ve derin öğrenme tabanlı bir model geliştirmişlerdir [Bhamare vd., 2021].

Abediniangerabi ve Shahandashti (2022), 'Machine Learning Methods for Estimating Energy Performance of Building Facade Systems' isimli, geleneksel cephe

panelleri yerine kullanılacak yeni cephe sistemlerinin sağladıkları enerji tasarruflarını araştırmışlardır. Isıtma, soğutma ve toplam enerji tasarruflarına odaklanarak dokuz farklı makine öğrenmesi yöntemi kullandıkları bu çalışmalarında; Destek Vektör Makineleri ve Gradyan Artırma Makineleri gibi pek çok makine öğrenmesi yönteminin uygulanabilirlik düzeylerine odaklanmışlardır [Abediniangerabi ve Shahandashti, 2022].

Li vd. (2022), 'Machine Learning Modeling and Genetic Optimization of Adaptive Building Facade Towards the Light Environment' isimli çalışmalarında, erken tasarım aşamasında uyarlanabilir cephelerin çeşitli faktörlerinin iç mekan ışık ortamı üzerindeki etkisini ayırtırmayı, çevresel performans tarafından yönlendirilen daha verimli uyarlanabilir cephe tasarımı gerçekleştirmeyi ve bu süreçteki verimi yükseltmeyi amaçlamışlardır. Bu amaçlara yönelik olarak da bilgisayar destekli tasarım yöntemlerini ve makine öğrenmesini birleştiren yeni bir yaklaşım önermişlerdir [Li vd., 2022].

Yapılan literatür taraması ve yukarıda örneklenen çalışmalardan yola çıkıldığında; yapay zeka ve makine öğrenmesinin mimarlık alanında ve yapı sektöründe çok çeşitli amaç ve yöntemlerle kullanılmaya başlandığı görülmektedir. Öte yandan bu tür teknolojilerin sektörde artan kullanımına karşın literatürde yer alan çalışma sayısının sektörün gerisinde kalması söz konusudur. Ayrıca yukarıda örneklenen kaynaklara bakıldığında, literatürde yer alan kaynakların çoğunlukla cephe performansını artırmaya yönelik detay seviyesinde geliştirilmiş yayınlar olduğu görülmüştür. Bu anlamda, konuyu daha üst ölçekte ele alan mimarlık, yapı yaşam döngüsü ya da yapı cepheleri anahtar kelimelerine odaklanan ve bütüncül bir ilişki kurabilen bir kaynağa gereksinim olduğu düşünülmektedir.

1.2. Tezin Amacı ve Katkısı

Tez çalışmasıyla; konuyu daha üst ölçekte ele alarak mimarlık, yapı yaşam döngüsü ya da yapı cepheleri anahtar kelimelerine odaklanan ve bütüncül bir ilişki kurabilen bir kaynak oluşturulması hedeflenmiştir. Bu bağlamda; makine öğrenmesi teknolojileri hakkında detaylı bilgi edinilmesi, bu teknolojilerin yapıların yaşam döngüsünde ve yine cepheleri için üretimlerinin hangi aşamalarında ne şekilde bütünlenebildiğinin belirlenmesi amaçlanmaktadır.

Çalışmanın; gelecekte bu alanlarda yer almak isteyen araştırmacılar, halihazırda sektörde çalışan ve ilgili konulara ilgi duyan profesyoneller için yol gösterici bir kaynak oluşturulabileceği düşünülmektedir. Güncel teknolojilere sahip yapı ve yapı cephelerinin sayısının artırılmasına olanak sağlayabilecek bu çalışmanın; özellikle Türkiye’de sektörde çalışan profesyonellere iş hayatlarında kolaylık sağlanması, yapı kullanıcılarının konfor şartları artırılması, kullanıcılara ve ülke ekonomisine katkı sağlanması mümkün kılınabilir.

1.3. Tezin Kapsamı, Yöntemi ve İçeriği

Yukarıda bahsedilen amaçlara ulaşmak üzere çeşitli akademik çalışmalar ve web kaynaklarını içeren literatür taramasından yola çıkılmıştır. Makine öğrenmesine odaklanan tezde öncelikle bu teknolojilere yönelik bilgilere yer verilmiş olup, sonrasında makine öğrenmesinin yaşam döngüsü ile ilişkileri ve yapı cepheleri için kullanım alanları literatürde ulaşılan deneysel çalışma ve mevcut mimari yapı uygulama örnekleri ile aktarılmıştır. İncelenen örneklerdeki bilgilerin değerlendirilmesiyle, makine öğrenmesi teknolojilerinin yapıların yaşam döngüsü ve cepheleri için kullanımının güncel durumu elde edilmeye çalışılmıştır.

Çalışmanın içeriğinde ilk olarak; problem tanımı, amaç, katkı, kapsam, yöntem ve içerik konularının yer aldığı giriş bölümü aktarılmaktadır. İkinci bölümde, yapay zeka ve makine öğrenmesine yönelik bilgiler bulunmaktadır. Yapı yaşam döngüsü ve makine öğrenmesi isimli çalışmanın üçüncü bölümde ise; öncelikle yapı yaşam döngüsü, mimarlıkta bilgi ve bilgi teknolojilerinin gelişimi aktarılmıştır. Sonrasında yaşam döngüsünde makine öğrenmesi kullanımı başlığı altında; yaşam döngüsünde yer alan ayrı aşamalar ve bu aşamalarda kullanıldığı belirlenen makine örneklerine yer verilmektedir. Çalışmanın dördüncü bölümü makine öğrenmesinin cepheler için kullanımının araştırılması başlığı altında ele alınmakta olup, bu bölümde öncelikle yapı cepheleri hakkında genel bilgiler aktarılmakta ve sonrasında makine öğrenmesinin cephelerde kullanım amaçları çeşitli başlıklar altında verilen deneysel ya da güncel mimari yapı örnekleriyle aktarılmaktadır. Örneklerin değerlendirilmesiyle sonuçlanan dördüncü bölümün ardından, tez çalışmanın sonuçlar ve öneriler bölümü ile tez çalışması tamamlanmaktadır.

2. YAPAY ZEKA VE MAKİNE ÖĞRENMESİ

Çalışmanın bu bölümü yapay zeka ve makine öğrenmesi başlıklarından oluşmaktadır. olup, Bu anlamda bölümde ilk olarak kavramsal tanımlara yer verilmiştir, sonrasında ise içerikte makine öğrenmesine odaklanılmıştır. Geçmişten günümüze makine öğrenmesinde görülen gelişmelerin aktarımını içeren bölümde ayrıca, makine öğrenmesi uygulamalarının esasları ve kullanım alanlarına yönelik bilgiler verilmiştir. Kullanım alanları; dünya genelinde, sektörel ve bireysel bağlamda ele alınmıştır.

2.1. Yapay Zeka

Zeka, insan için kendisini diğer canlılardan ayıran bir olgudur. İnsanın zekayı ve akli anlamaya çalışırken sorduğu ‘zeka nedir, nasıl ölçülebilir, beynin çalışma şekli nasıldır?’ gibi sorulara, zekanın soyut ve ucu açık bir kavram olması nedeniyle henüz evrensel bir cevap bulunamadığı bilinmektedir. Buna karşın zeka; beynin bilgiyi hızlı aynı zamanda doğru bir biçimde analiz etmesi olarak tanımlanmaktadır [Ertel, 2018; Pirim, 2011]. Beyin organı; bir insanın yaşamı boyunca bilgiyi duyu organları ile sürekli bir biçimde elektrik sinyalleri olarak almakta, biriktirmekte ve iletmektedir. Bu sırada beyinden geçen bu bilgilerin miktarının, sayfa sayısı çok fazla olan doksan milyon adet kitaba eş olabileceğinden bahsedilmektedir [Witt, 1982; Pirim, 2011]. İnsana ait bu yeti ve beynin, insan eliyle bir makine içerisinde yaratılması fikrinin mümkün olup olamayacağı, mümkünse bunun nasıl olabileceği ise ‘yapay zeka’ kavramı ile açıklanmaya çalışılmaktadır [Ertel, 2018; Pirim, 2011].

1950’lerde kavramsal olarak ortaya atılmaya başlanan yapay zeka kavramı; bir bilgisayarın ya da bilgisayar denetimli bir makinenin akıl yürütme, anlam çıkarma, genelleme ve geçmiş deneyimlerden öğrenme gibi yüksek zihinsel süreçlere ilişkin ve genellikle insana özgü nitelikler olduğu varsayılan görevleri yerine getirme yeteneği şeklinde tanımlanabilmektedir. Bu bağlamda yapay zekanın temel kullanım alanı; düşünsel yetenek gerektiren işleri birtakım verilerin bilgisayarlara tanıtılması yoluyla makinelere yaptırma işi olarak görülebilir. Bu anlamda yapay zeka; herhangi bir canlı organizmadan faydalanılmaksızın, tamamen yapay araçlar ile oluşturulan, insani davranış ve hareketler sergileyen makinelerin geliştirilmesi teknolojisi olarak da ifade

edilebilmektedir [Bingöl vd., 2020; Nabiye, 2016]. Ayrıca yapay zeka ile ilgili; akıllı yaşam biçimlerini anlamak ve bu akıllı taklit ederek karar vermeyi basitleştirmek, hızlandırmak ve bu sürecin verimini artırmak amaçlarıyla tasarlanmış bir mantıksal sistem tanımı ile karşılaşılmaktadır [Russell ve Norvig, 2010].

2.2. Makine Öğrenmesi

Tez çalışmasının bu bölümünde, yapay zeka araştırma alanının bir alt dalı olarak kabul edilen makine öğrenmesi, çeşitli başlıklarda detaylı olarak aktarılmaktadır.

2.2.1 Makine Öğrenmesi Tanımı ve Sınıflandırması

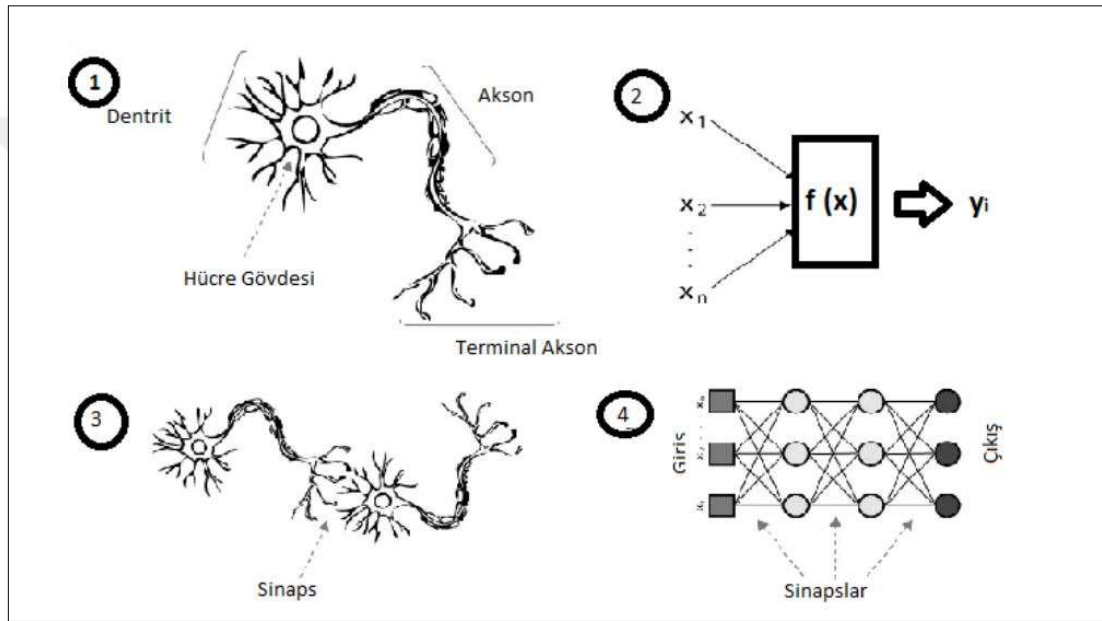
Belli verilere ve istatistiksel çıkarımlara dayanarak çalışan bir yapay zeka sistemini anlatan makine öğrenmesi; *“bilgisayarların, insan tarafından açık bir emir ve talimat verilmesi gerekmeksizin, insani düşünme ve karar verme yetisi kazanması”* olarak tanımlanabilmektedir [Géron, 2019].

Makine öğrenmesi çeşitli algoritmalarla yola çıkarak çalışmaktadır. TDK (2022) algoritma kavramını; *“Bir sorunun çözümü için, sonlu sayıda adım biçiminde iyice tanımlanmış, sonlu bir kurallar kümesi”* olarak tanımlamaktadır [Web 20, 2022]. Makine öğrenmesi algoritmaları, kendilerinden beklenen görevi tamamlamak için açık komutlarla tanımlanmasa da öngörülere dayanarak istatistik temelli bir mantıksal sistem oluşturmaktadır. Bu mantık, kullanıcı tarafından kendisine tanımlanan ve eğitim verisi denen veri yığınlarına dayanan matematiksel bir model yardımıyla kurulmaktadır [Bishop, 2006; Friedman, 1998].

1980’lerde ortaya çıktığı bilinen Makine öğrenmesi kavramının; optik karakter tanıma gibi teknolojilerle on yıllardır günlük hayatta kullanıldığı söylenmektedir. Bu teknolojinin gerçekten yaygınlaştığı ve insanlığa katkı sağladığı ilk uygulamanın, 1990’larda istenmeyen e-postalara karşı kullanılan bir filtresi olduğu bilinmektedir. Bu e-posta filtresindeki öğrenme yoluyla, kullanıcıların e-postalarını çok nadiren ‘istenmeyen’ olarak işaretlemeleri sağlanmıştır. İlerleyen yıllarda bu gibi günlük hayatta düzenli olarak kullanılan makine öğrenmesi temelli uygulama sayısı artmaya devam etmiştir [Géron, 2019].

Makine öğrenmesi; yapay sinir ağları, bulanık mantık, derin öğrenme şeklinde üç başlık altında incelenebilmektedir [Bingöl vd., 2020]:

Yapay sinir ağları; gerçek insana ait beynin biyolojisini taklit ederek öğrenen bir makine öğrenmesi teknolojisi. Bu teknoloji, hatırlama, çıkarım yapma ve bu eylemler sonucu bilgi üretme gibi insan beynine ait işlemleri gerçekleştiren hem yapısal hem kavramsal bağlamda insan sinir hücrelerinden ilham almış birbirine bağlı yapay sinirler olarak açıklanmaktadır (Şekil 2.1) [Matarollo vd., 2013; Öztürk ve Şahin, 2018].



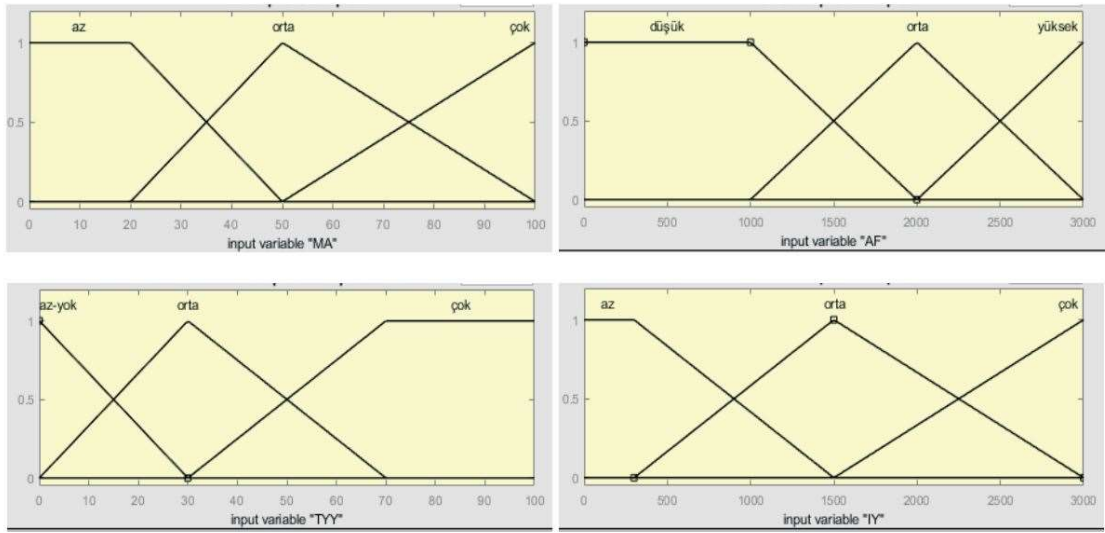
Şekil 2.1: Biyolojik insan beyninin yapısı ve yapay sinir ağlarının yapısı.

1943 yılında McCulloch ve Pitts isimli kişiler tarafından temelleri atılmış olan yapay sinir ağları; insan beyninin karmaşık öğrenme ve yorumlama yeteneğinin matematiksel olarak simüle edilmesiyle çalışmaktadır. Bu teknolojinin doğrusal olmadığı ve bir girdi setine (grubuna) karşın tek bir çıktı içerdiği bilinmektedir. Son yıllarda bu teknolojinin; kontrol ve sistem tanımlama, görüntü ve ses tanımlama, tahmin, arıza tespiti gibi alanlarda kullanıldığı bilinmektedir [Bingöl vd., 2020; Ertel, 2009; Pirim, 2011; Yurtçu ve Özocak, 2016].

Bulanık mantık yaklaşımı isimli bir diğer makine öğrenmesi teknolojisi ise 1965 yılında Azeri matematikçi A. Lütfi Zadeh tarafından geliştirilmiştir. Bu yaklaşım, bilinen mantık kanunlarının esnetilebilmesini ve kesin olmayan bir biçimde uygulanabilmesini sağlayan bir yaklaşım olarak bilinmektedir. Bulanık mantıkta,

Aristo mantığının aksine %100 doğru ve %100 yanlış gibi kesin sonuçlar bulunmamaktadır [Güzelçoban Mayuk ve Şahin Diri, 2019; Palabıyık ve Çolakoğlu, 2012; Nabiyev, 2010].

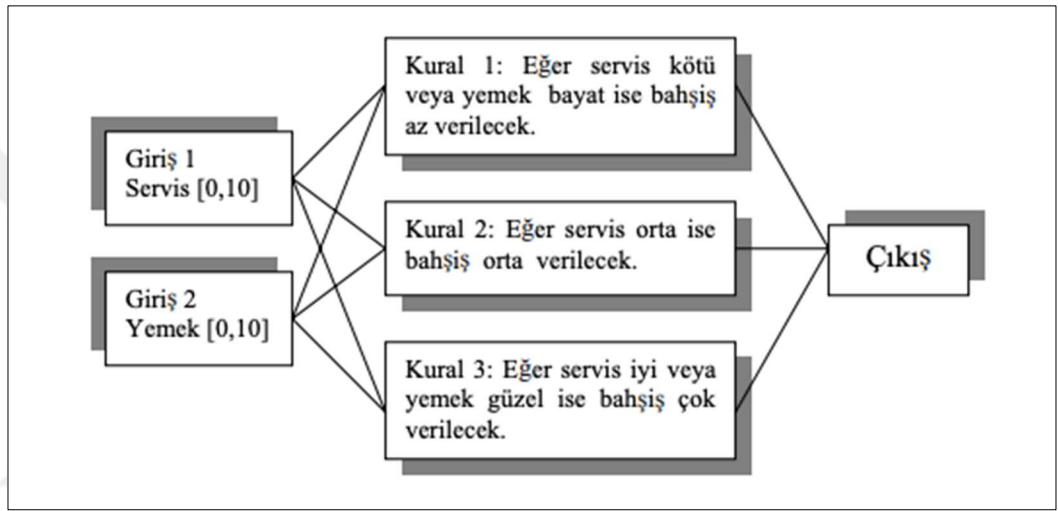
Bir sistem olarak adlandırılabilen bulanık mantık sistemi; girdiler, bulanık çıkartım sistemi ve çıktılardan oluşmaktadır. Girdiler ve çıktılar çeşitli üyelik fonksiyonları ile tanımlanmaktadır. Sistemdeki üyelik fonksiyonları (μ), bir üyenin bulanık kümelere üyelik derecelerini ve o kümeyle ait özellikleri ne kadar karşıladığını göstermek üzere kurgulanmaktadır (Şekil 2.2) [Pakdamar ve Okbaz, 2018]. Fonksiyonlardaki değerler sayılarla değil sözcüklerle ifade edilebilir [Güzelçoban Mayuk ve Şahin Diri, 2019; Karakaşoğlu, 2008].



Şekil 2.2: Bulanık girdi kümeleri (üyelik fonksiyonları).

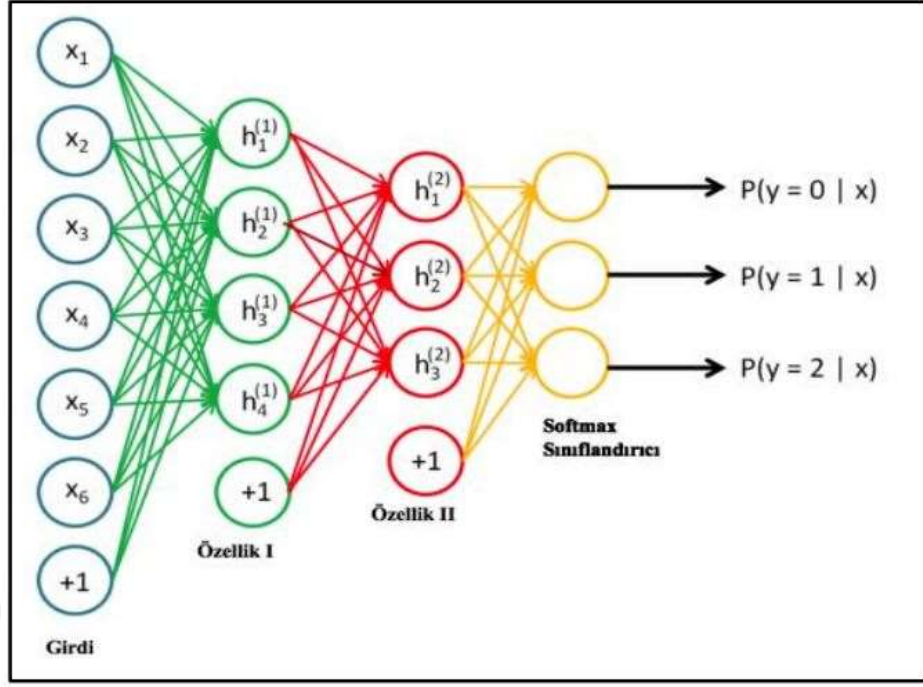
Sözel üyelik fonksiyonlarına bakılacak olursa; bulanık mantık yaklaşımında 1-0'lar ya da kesinlik yoktur söylemi anlaşılabilir. Siyah ve beyazlar yerine grilerin yer aldığı bu yaklaşım; bu yönüyle biraz doğru, biraz yanlış içermektedir. Bu yaklaşımda örneğin; 30 yaşındaki bir insan gençler grubuna %60 üye iken, yaşlılar grubuna %20 üye olabilmektedir. Benzer şekilde; 70 yaşındaki bir insan da gençler grubuna %10 üyeyken, yaşlılar grubuna %90 üye olabilmektedir. Bu griliğin ya da bulanık bölgenin, gerçek hayattaki durumlar karşısında karar vermede bulanık mantığın gerçeğe yakın çözümler ortaya çıkmasına olanak sağladığı düşünülmektedir [Bingöl vd., 2020].

Bulanık mantık yaklaşımının bir diğer ana bölümü olan bulanık çıkartım sistemi ise bir kural tabanını içermektedir. Burada yer alan IF-THEN kurallarının giriş ve çıkış uzayında tanımlanan bir bulanık ilişkiye dönüştürüldüğü bulanık çıkartım sisteminde; kuralların tanımlanması sırasında çeşitli bulanık küme işlemleri kullanılmaktadır. Bu işlemlerden sık kullanılanlar olan birleşim, kesişim ve bütünleşme (integrasyon) sırasıyla OR, AND, NOT işlemlerine karşılık gelmektedir [Güzelçoban Mayuk ve Şahin Diri, 2019]. Bu tür bir kural tabanını içeren bulanık çıkartım sistemi aşağıdaki gibi örneklenebilir (Şekil 2.3) [Web 1, 2022].



Şekil 2.3: Bulanık kuralların örneklendiği bir bulanık sistem.

Derin öğrenme ya da hiyerarşik sıralı öğrenme olarak adlandırılan bir diğer makine öğrenmesi teknolojisi; 2010'lu yıllarda kullanılmaya başlanan ve yapay sinir ağlarına dayanan bir yöntemdir. Derin öğrenmede, doğrusal olmayan birçok katman, kendinden önceki katmanın çıktısını girdi olarak kabul ederek, bunu bir sonrakine aktarmaktadır (Şekil 2.4) [Deng ve Yu, 2014; Şeker vd., 2017].



Şekil 2.4: Bir derin öğrenme mimarisi ağı.

Derin öğrenme, insan düzeyine yakın bir hassasiyette ses ve görüntü tanıma / sınıflandırma, metin okuma ve seslendirme konularını kapsamaktadır. Hakkında araştırma ve çalışmaların hala yoğunlukla yapıldığı bu teknoloji; literatürde ‘yapay sinir ağlarının çok katmanlı olanları’ şeklinde yer almaktadır [Bengio vd., 2013; Chollet, 2018; Bingöl vd., 2020].

2.2.2. Makine Öğrenmesi Tarihsel Süreci

İnsansı makinaların ve robotların, bir 17. yüzyıl hayali olduğu bilirse de bu hayalin çok daha eskilere dayandığı ve tarih öncesi dönemde insanların insan vücudu dışında bir zeka yaratma düşüncesine sahip olduğu görülmektedir. Bu anlamda, 2500 yıl önce Yunan mitolojisinde bu tür yapay insanlar yaratma fikri ile karşılaşılmaktadır [Mayor, 2018]. Yunan mitolojisinin ‘Rüzgar Tanrısı’ olarak da bilinen ve çeşitli mekanik icatlarıyla tanınan mucidi Daedalus; ilk ‘canlı’ heykellerin de yaratıcısı olarak kabul edilmektedir. Bir diğer Yunan tanrısı olan Hephaestus ise bugünkü insan – makine birleşimi varlıkların (cyborgların) öncüsü olan ilk robotu ortaya çıkarmıştır. Girit’i korumak için tasarlanan bu bronz heykel, Talos olarak bilinmektedir [Web 18,

2022; Web 30, 2022]. Bahsedilen heykeller, tarihte bilinen ilk yapay insan yaratma girişimleri olarak kabul edilmektedir [Web 18, 2022].

Alman matematikçi Gottfried Wilhelm Leibniz 25 yaşındayken, ‘En basit kişinin bile makine kullanarak kesinlikle yapabileceği hesaplar için mükemmel insanların saatlerce köleler gibi uğraşmasına değmez’ düşüncesiyle, dört işlemi de yapabilecek ilk makineyi geliştirmiştir. Sonrasında, bu makineyi 1673 yılında Londra Kraliyet Akademisi’ne sunarak kabul ettirmiştir. Leibniz devamında, ‘calculus ratiocinator’ olarak isimlendirdiği düşünen bir makine tasarlamış ve hayata geçirmiştir (Şekil 2.5) [Sucu, 2019; Web 11, 2022].

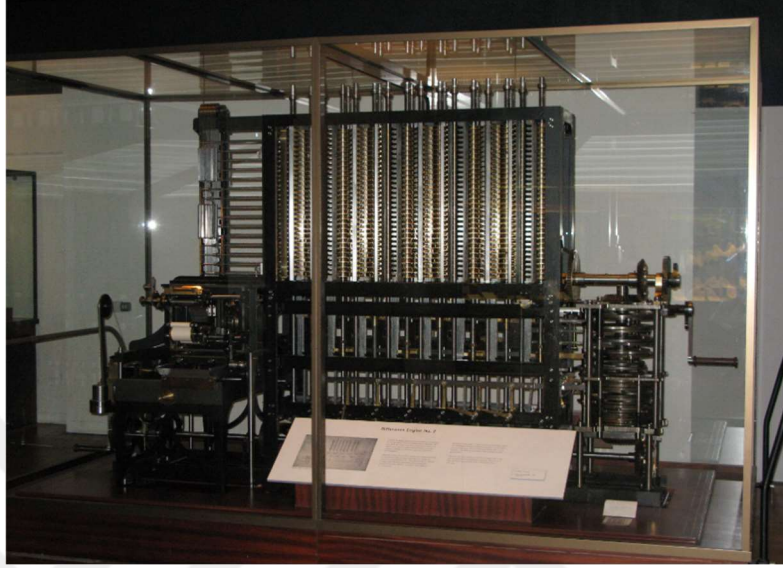
1800’lü yılların başlarında Charles Babbage, zeki davranabilen bir makine yapma fikri üzerine deneyler yapmaya başlamıştır. Babbage 1819’da, yine bir bilim adamı olan arkadaşı John Herschel ile buhar motoruyla çalışacak bir hesap makinesi geliştirmek üzere çeşitli çalışmalar yürütmüştür. ‘The Difference Engine’ ismiyle anılacak olan bu makinenin, sonlu farklar kullanılarak çözülebilen herhangi bir matematiksel fonksiyona ait tabloların hesaplanması ve yazılması amaçlarıyla kullanılması düşünülmüştür [Skulrattanakulchai, 2017].



Şekil 2.5: Calculus Ratiocinator.

Babbage için makinenin iki koşulu karşılamaının gerekli olduğu söylenmektedir [Skulrattanakulchai, 2017]. Bunlardan ilki ‘makinenin tamamen otomatik’ olmasıdır. Bu adımda; numaralar girildikten sonra insan müdahalesi gerekmeksizin, tüm hesapların makine tarafından yapılabilmesi istenmektedir. İkinci koşul ise ‘makinenin hatasız olması’dır. Bu koşulla; hesaplama ve baskı mekaniklerinin birbirine bağlı olma

gerekliliđi istenmektedir. Babbage, 1822 yılında makinenin ilk prototipini yaparak bunun gerekleřtirilebilir bir proje olduđunu kanıtlamıřtır (řekil 2.6) [Skulrattanakulchai, 2017].

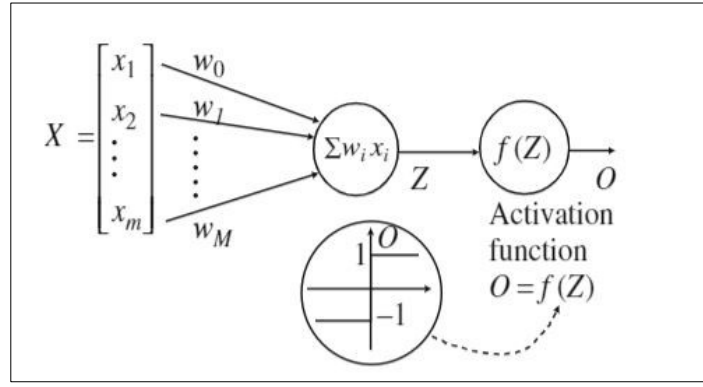


řekil 2.6: İlk prototipi yapılan ‘Difference Engine Projesi’.

Babbage makinenin ilk gerek rneđini yapmak iin, Kraliyet Cemiyeti’nin desteđiyle İngiliz Hkmeti’nden maddi destek almıřtır. Uzun sren alıřma srecinin yavař ilerlemesi sonucu ve desteklerin kesilmesiyle ilk etapta proje tamamlanamamıřtır. Yapay zeka ve makine đrenmesi teknolojilerinde bir milat olarak grlen ve Babbage’ın Difference Engine’ ismini verdiđi bu projesi 1833’te kendisi tarafından eksik paraların birleřtirilmesi ile sonuca ulařtırılmıřtır [Skulrattanakulchai, 2017].

Tm bunlara ek olarak, son yıllarda yapay zeka ve devamında makine đrenmesinin tariksel geliřimi ařađıdaki aıklamalarda aktarıldıđı gibidir:

1943’te McCulloch (sinirbilimci) ve Pitts (mantıki), ‘Beynin Mantıksal Devre Modeli’ni yapmıř ve yapay sinir ađlarına iliřkin yapılan ilk gerek alıřmayı yayımlamıřlardır. alıřmada, insan sinir hcrelerindeki sinirsel etkinliklerin matematiksel hesaplarına dayanan bir model geliřtirilmiřtir. Bu matematiksel hesaplar, řekil 2.7’de gsterilen bir nronun davranıřlarına odaklanılmıřtır (řekil 2.7) [Andina vd., 2007].



Şekil 2.7: McCulloch ve Pitts tarafından geliştirilen yapay bir sinir hücresi modeli.

1950’de matematikçi Alan Turing yapay zeka ve makine öğrenmesi üzerine çeşitli çalışmalar yürütmüştür. Turing bu tarihteki ‘Bilgi İşlem Makineleri ve Zeka’ isimli makalesinde, makinelerin düşünme yetisine sahip olup olmadığı konusunu ele almıştır [Turing ve Haugeland, 1950]. Çalışmasında, makinelerin düşünebilmesine ilişkin tüm karşıt görüşleri dokuz ana başlık altında cevaplamış ve makine zekası olgusunu pek çok açıdan detaylıca irdelemiştir. Bu bağlamda Turing, pek çok çevrelerce yapay zekanın yaratıcısı olarak görülmektedir. Turing’in ‘makinelere zekaları’ konusunu düşünmeye ve hakkında araştırmalar yapmaya başlaması 1940’lara dayandırılmaktadır. Bu yıllarda Turing’in bir çalışma arkadaşına ‘makine zekası’ hakkında bir yazı verdiği ve savaş döneminde olunması sebebiyle bir şekilde kaybolan bu yazının yapay zekayı konu alan ilk makale olduğu tahmin edilmektedir [Copeland, 2004; Sakın vd., 2021].

‘Yapay zeka’ teriminin, hala bugünkü dillerden biri olan LISP’in yaratıcısı John McCarthy tarafından ortaya çıkarıldığı söylenmektedir [Turing ve Haugeland, 1950]. John McCarthy ve ekibinin, 1955 yılında ABD’de Rockefeller Vakfı’na sundukları bir resmi başvuru yazısında ilk kez ‘yapay zeka’ kavramı yer almıştır [Smith, 2006; Boden, 2006]. 1956 yazında gerçekleştirilen Dartmouth Konferansı, yapay zeka için yeni bir çağın başlangıcı olmuştur. McCarthy ve ekibinden oluşan bilim insanları, bu konferansla beraber yapay zekanın öncüleri olarak kabul edilmişlerdir (Şekil 2.8) [Moor, 2006; Önder ve Saygılı, 2018].

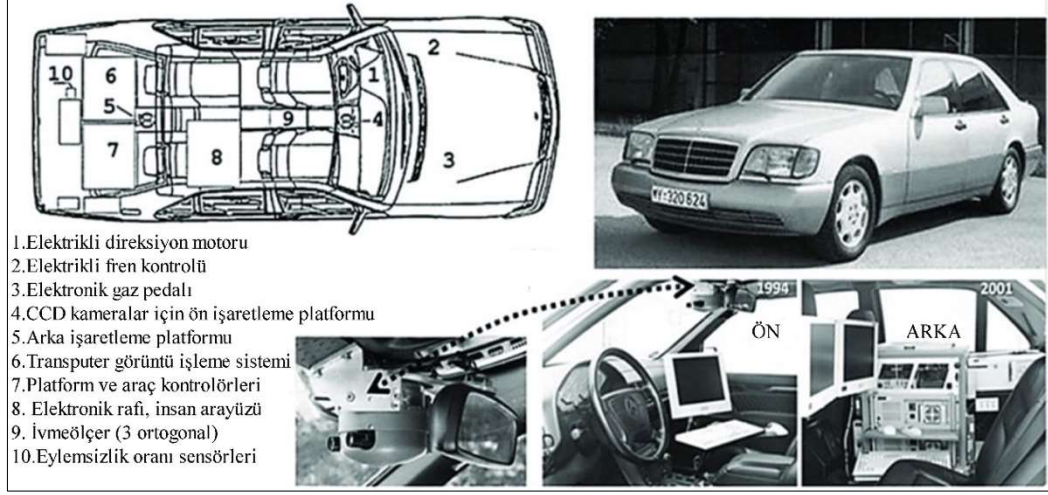


Şekil 2.8: Dartmouth Konferansı'nda McCarthy ve ekibi.

1959'da Arthur Samuel (bilgisayar bilimcisi); dama oyununda bir programın onu yazan insanlardan daha başarılı olacağını söyleyerek 'makine öğrenmesi' teknolojilerinin yaratıcısı olmuştur [Samuel, 2000]. Joseph Weizenbaum (bilgisayar uzmanı) ise 1964 – 1965 yılları arasında, kullanıcılarla iletişime geçebilen bir robot yazılımı üretmiştir. Weizenbaum'un bu icadını sunduğu makalesinde anlattığına göre; Eliza adlı bu ilk sohbet robotu, karşısındaki kullanıcının gönderdiği metni veri tabanında aramakta ve anahtar kelimelere göre bulunan uygun cevapları verebilmektedir [Zdenek, 1999; Natale, 2019].

1972 yılında Stanford Üniversitesi tarafından MYCIN isimli bir uzman sistem geliştirilmiştir. Bu sistem; önemli rahatsızlıkların nedeni olan bakteri türlerini tespit edebilmek ve buna yönelik tedavi yolları belirleyebilmek amaçlarıyla ortaya çıkarılmış ve bu anlamda, sağlık alanında önemli bir gelişme olmuştur [Buchanan ve Shortliffe, 1984].

1980 yılında Münih Bundeswehr Üniversitesi'nde Ernst Dickmanns ile ekibinin kamera ve hareket sensörleri yerleştirdikleri bir araç, şehrin boş caddelerinde 88 km/sa hızla gitmeyi başarmıştır (Şekil 2.9) [Dickmanns, 2002]. Bu araç, bugünkü sürücüsüz araçların da öncüsü niteliğindedir [Dickmanns, 2002; Web 14, 2022].



Şekil 2.9: Ernst Dickmanns ile ekibinin geliştirdiği araç görselleri.

80’li yıllarda yapay zeka bir endüstri haline gelmiştir. Bu anlamda, 1986 yapay sinir ağlarının gündeme geldiği yıl olmuştur. 1987 yılında bir bilim haline gelen yapay zekanın, 1988 yılında internetin de yaygınlaşmasıyla birçok yazılım ve uygulama olarak kitlelere ulaşmaya başlamıştır [Pirim, 2011; Sucu; 2019].

1985 yılında IBM tarafından yazılımına başlanan satranç robotu Deep Blue, 1996’da iyi bir satranç oyuncusu olan Garry Kasparov’a karşı altı maçlık bir oyunu dörde iki kaybetmiş, 1997 yılında yapılan geliştirmelerle birlikte Rus satranç ustasını altı maçın üçünü kazanarak ve birinde beraberlik sağlayarak yenmiştir (Şekil 2.10) [Web 16, 2022]. Bu olay, yapay zeka tarihinde bir dönüm noktası olarak kayıtlara geçmiştir [Smith, 2006; Sucu, 2019; Web 13; 2022].



Şekil 2.10: Deep Blue ve Kasparov.

2009 yılında ünlü bir teknoloji şirketi sürücüsüz araçlar geliştirmeye başlamıştır. 2011 yılında Watson isimli hızlı cevap verme özellikli bir konuşma makinesi yapılmış ve makine iki dil şampiyonunu yenmiştir. 2012’de yapay zekalı bir asistan olan Siri tanıtılmıştır [Tung ve Law, 2017; Sucu, 2019]. 2014 yılında aynı şirket, en büyük yapay zeka şirketlerinden birini 400 milyon dolarlık bir anlaşma ile satın almıştır [Web 17, 2022].

2015 yılında Maryland Üniversitesi, internetten seyrettikleri videolar aracılığıyla yemek yapmayı öğrenen; nesne tanımda %79, nesnelere kullanılmaya şekillerini anlamada %91 başarı sağlayan ve sonraki eylem hakkında %83 doğru tahminde bulunan robotlarını duyurmuştur [Web 17, 2022].

2015 yılında Zürih Federal Teknoloji Enstitüsü ve Cambridge Üniversitesi’nin ortak bir çalışması olarak, kendi kendini geliştirebilen bir robot üretilmiştir. Üretilen bu robot kendi kendine yeni robotlar üretmiş ve kendi ürettiği robotları gözlemleyerek, bunu daha sonra ürettiği robotları geliştirmede kullanmıştır. Robot bu yolla, daha gelişmiş yeni robotlar üretmeyi başarmıştır [Bordbeck vd., 2015; Web 22, 2022].

2017 yılında insanları izleyerek araç sürmeyi öğrenen ve yolculuğu sırasında karar alırken öncelik sıralaması yapabilen PilotNet adında bir yazılım geliştirilmiştir. Aynı yıl Nottingham Üniversitesi’nde geliştirilen bir yazılım, hastaların tıbbi verileri üzerinden 10 sene içinde kalp krizi veya inme ihtimalini hesaplamayı başarmıştır. Geliştirilen yazılım, yapılan deneylerde gerçek doktorlara karşı test edilmiş ve sayıca 355 fazla doğru tahminde bulunmuştur [Web 17, 2022].

2021’de metinlerle tarif edilen nesnelere ait resimler oluşturan yapay zeka yazılımı DALL-E yayımlanmıştır. 12 milyar parametre içeren bu yazılımın, DALL-E 2 isimli daha üst versiyonu da 2022 yılında duyurulmuştur [Ramesh vd., 2021; Web 19, 2022].

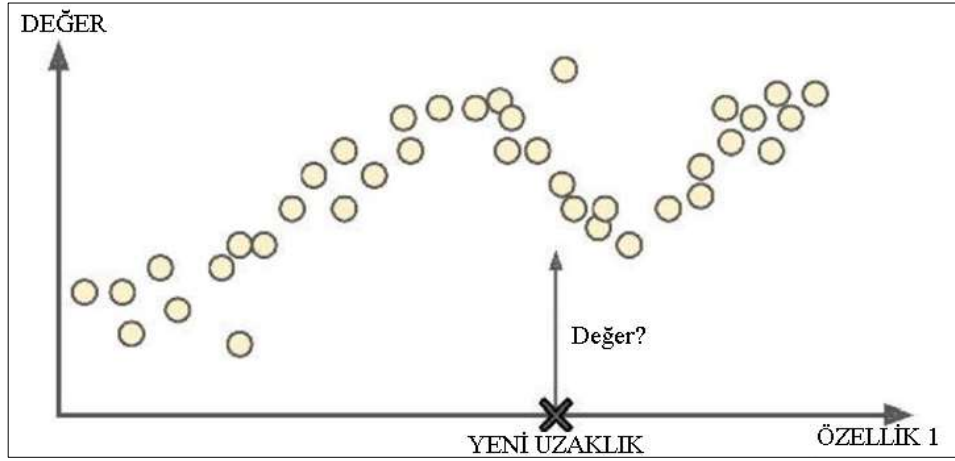
Görüldüğü üzere, yapay zeka ve alt ölçekte makine öğrenmesi teknolojileri geçmişten bu yana hızla gelişmektedir. Başlangıçta dört işlemi yapabilen makinelerin icadından bahsedilirken, bugün konu insanın sınırlarını çeşitli alanlarda aşmayı başarmıştır. Kendi kendine öğrenen, tasarlayan ve üreten bir yapay zekaya gelinen teknolojik gelişmelerin yükselen bir ivmeyle gelişmeye devam edeceği ve insan hayatının her alanında rol almaya devam edeceği söylenebilir.

2.2.3. Makine Öğrenmesi Yaklaşımları (Yöntemleri)

‘İstatistiksel öğrenme’ de denilen makine öğrenmesi, veriden öğrenme yetisi olan algoritmalara odaklanmaktadır. Bir makine öğrenmesi sisteminin açıkça programlanmadan öğrenebilmesi yani ilgili problem hakkında kendi başına tahminde bulunabilmesi veya bir karar verebilmesi için bu anlamda; probleme ilişkin önceki deneyimlere ait veri örneklerini içeren eğitim setlerine ve bu eğitim setlerinden matematiksel bir istatistik modeli oluşturabilecek algoritmalara gereklilik duyulmaktadır [Hastie vd., 2009]. Bununla birlikte bu öğrenme aşamasında veriler çeşitli yaklaşımlar şeklinde kullanılmaktadır. Makine öğrenmesinde kullanılan bu yaklaşımlar; denetimli öğrenme, denetimsiz öğrenme, yarı denetimli öğrenme ve pekiştirmeli öğrenme olmak üzere genellikle dörde ayrılmaktadır. Aşağıda da detaylı olarak açıklanan bu yaklaşımlardan hangisinin ya da hangilerinin bir problem çözümünde kullanılacağı; ilgili problemin özellikleri, kullanılabilir verilerin niteliği ve niceliği ile ilişkili olarak seçilebilmektedir [Belém vd., 2019; Géron, 2019].

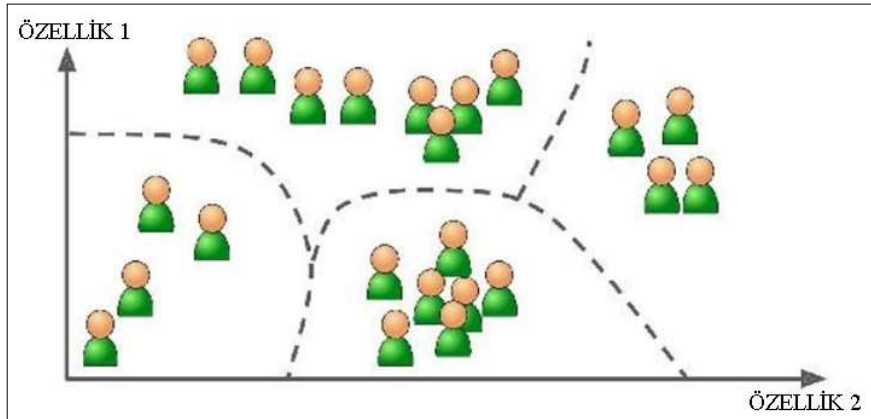
Denetimli Öğrenme (Supervised Learning) adını alan makine öğrenmesi yaklaşımlarından ilkinde hem girdi verileri hem de onlarla ilişkili çıktı verileri birlikte kullanılmaktadır. Bu yaklaşımda, çıktı verileri öğrenim sürecinde rehber görevi üstlenmekte ve bir sonraki deneyimi yönlendirmektedir. Bir çiçeğin yapraklarının uzunluk ve genişlik gibi özelliklerine göre önceden tanımlanmış olan türünün öğrenilmesi, denetimli öğrenme yöntemi ile yapılabilmektedir [Belém vd., 2019].

Denetimli öğrenme; çoğunlukla sınıflandırma, regresyon (ilişkilendirme) ve sıralama problemlerinde kullanılmaktadır (Şekil 2.11) [Géron, 2019]. Sıklıkla kullanımına rastlanan denetimli öğrenme algoritmaları; Destek Vektör Makineleri (Support Vector Machines / SVMs), K-En Yakın Komşu (K-Nearest Neighbours / kNN), Karar Ağaçları (Decision Trees), Rastgele Ormanlar (Random Forests), Doğrusal Regresyon (Linear Regressions), Yapay Sinir Ağları (Artificial Neural Networks / ANNs) ve Lojistik Regresyon (Logistic Regression) olarak sıralanabilir [Géron, 2019].



Şekil 2.11: Denetimi öğrenmede regresyon (ilişkilendirme).

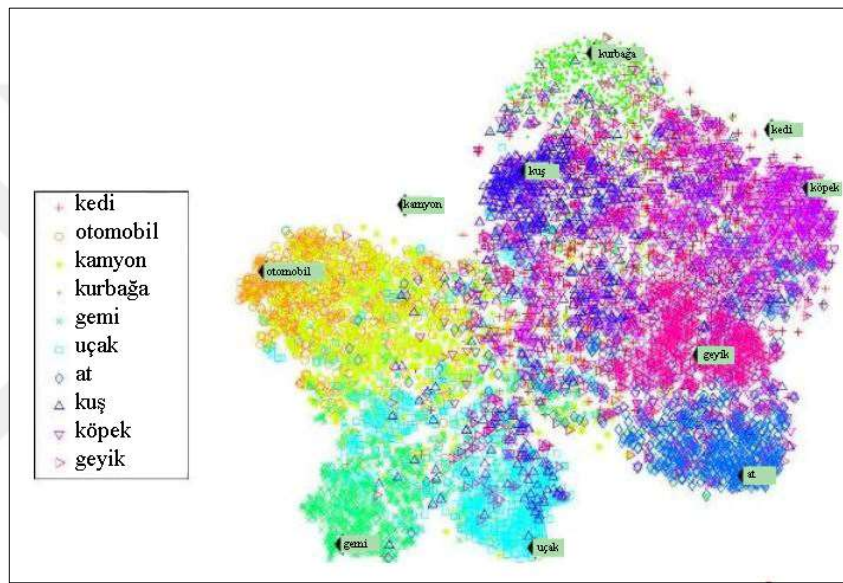
Denetimsiz Öğrenme (Unsupervised Learning) yaklaşımında, öğrenme sırasında yalnızca girdi verileri kullanılmaktadır. Bu yöntem ile amaç, verilerin arasındaki ilişkiyi veya kümeleri tanımlamak ve bunun sonucunda öngörülemeyen verilerle ilgili tahminlerde bulunmaktır. Bu noktada kullanılan veriler tanımlanmış ya da etiketlenmiş değildir ve sistemin performansını değerlendirmek bu yöntemde zor olabilmektedir. Bu anlamda bu tür bir öğrenme yaklaşımı; çoğunlukla kümeleme ve boyutsallığı azaltma problemlerinde kullanılmaktadır (Şekil 2.12) [Géron, 2019].



Şekil 2.12: Kümeleme.

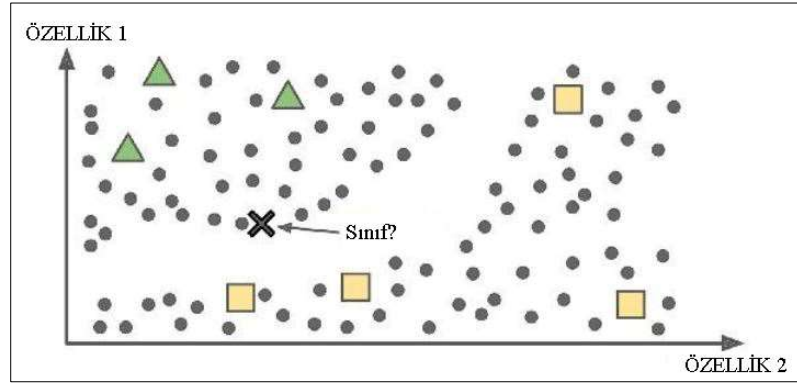
Bir çiçeğin yapraklarının uzunluk ve genişlik gibi özelliklerine göre gruplandırılıp türünün bu gruplandırma ile öğrenilmesi, denetimsiz öğrenme yöntemi ile yapılabilmektedir [Belém vd., 2019]. Sıklıkla kullanımına rastlanan denetimsiz öğrenme algoritmaları ise kümeleme (clustering) için; K-Ortalama (K-means), Hiyerarşik Kümeleme Analizi (Hierarchical Cluster Analysis / HCA), Beklenti

Maksimizasyon (Expectation Maximization) olarak sıralanabilir. Görselleştirme ve boyut azaltmak için kullanılan denetimsiz öğrenme algoritmalarından bazıları; Temel Bileşen Analizi (Principal Component Analysis / PCA), Kernel Temel Bileşen Analizi (Kernel PCA), Yerel Doğrusal Gömme (Locally Linear Embedding / LLE), t-Dağıtılmış Stokastik Komşu Gömme (t-Distributed Stochastic Neighbor Embedding / t-SEN) (Şekil 2.13) [Géron, 2019] olarak karşılaşılmaktadır. Ayrıca, birliktelik kuralı öğrenme (association rule learning) için de Apriori (Önceki) ve Eclat (Equivalence Class Transformation / Eşdeğerlik Sınıf Dönüşümü) algoritmalarının kullanıldığı bilinmektedir [Géron, 2019].



Şekil 2.13: t-Dağıtılmış Stokastik Komşu Gömme algoritma örneği.

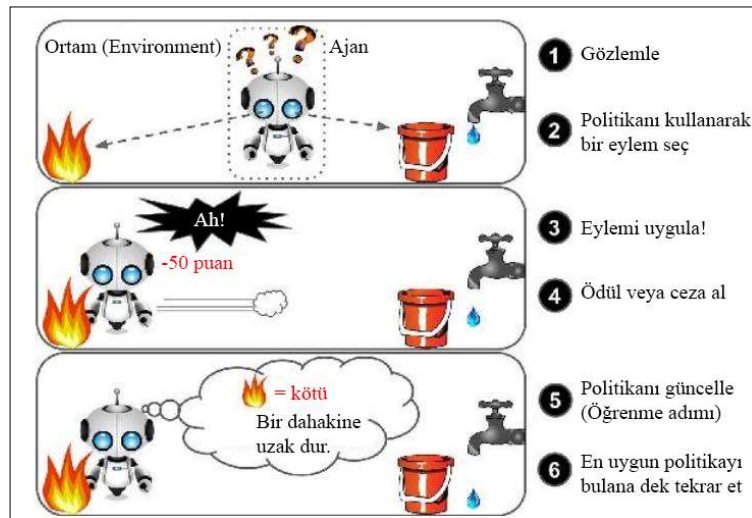
Yarı Denetimli Öğrenme (Semi - Supervised Learning) yaklaşımı, denetimli ve denetimsiz öğrenmenin birlikte çeşitli kombinasyonlarla kullanıldığı bir öğrenme yöntemi olarak ifade edilmektedir. Bu yöntemde algoritma kısmen etiketlenen eğitim verileri ile öğrenebilmekteyken; çoğu zaman çok sayıda etiketlenmemiş ve az miktarda etiketlenmemiş veriyle çalışmakta olduğu görülmektedir (Şekil 2.14) [Géron, 2019].



Şekil 2.14: Yarı denetimli öğrenme.

Cep telefonlarındaki kameralarda yer alan yüz tanıma sistemi, yarı denetimli öğrenme yaklaşımına bir örnektir. Aile fotoğraflarını böyle bir sisteme yükleyen bir ailenin farklı üyeleri, bu tür bir algoritma ile farklı fotoğraflarda tanınarak tespit edilebilmektedir. Bu ilgili algoritmanın denetimsiz yönünü oluşturmaktadır. Kişilerin kim oldukları bir kez sisteme girildiğinde, bundan sonraki fotoğraflarda bunu algoritma kendisi yapabilir hale gelmektedir. Bu durum da algoritmanın denetimli yanı olarak ele alınabilmektedir [Géron, 2019].

Pekiştirmeli Öğrenme (Reinforcement Learning) yaklaşımında ‘ajan’ denilen sistem çevreyi gözlemleyerek, çeşitli seçenekler arasından seçimler yapmaktadır. Bu seçimleri karşısında ödül ve cezalar alınmakta ve zaman içinde daha çok ödül almak için en iyi ilkeleri öğrenmektedir. Tüm bu deneyimler sonunda, belirli durumlarda doğru seçimleri yapabilme yetisini kazanabilmektedir (Şekil 2.15) [Géron, 2019].



Şekil 2.15: Pekiştirmeli öğrenme.

Son yıllarda günlük hayatta karşılaşılmaya başlanan robotların, yürümeyi öğrenmeleri sırasında pekiştirmeli yaklaşımdan yararlanması söz konusudur. Bu tür öğrenmeye verilebilecek örneklerden biri de AlphaGo isimli bir Go oyunu yazılımıdır. Dünya Go Şampiyonu Lee Sedol'u Mart 2016'da yendiği bilinen yazılımın maç sırasında kazanmak üzere kullandığı stratejiyi geliştirebilmek için; milyonlarca oyunu analiz etmiş olduğu ve Sedol'a karşı pek çok oyun oynadığı bilinmektedir [Géron, 2019].

Makine öğrenmesi teknolojilerinde, yukarıda bahsedilen yaklaşımlara ek olarak sıklıkla kullanılan matematiksel modeller aşağıda sıralanmaktadır:

- Bayes Ağları (Bayesian networks)
- Radyal Temel İşlev Ağı (Radial Basis Function networks / RBFs)
- Gauss Süreci (Gaussian Processes / GPs)
- Markov Rastgele Alanı (Markov Random Fields)
- Kısıtlı Boltzmann Makineleri (Restricted Boltzmann Machines / RBMs)
(Belém vd., 2019)

Bahsedilen yaklaşımların ya da modellerin her biri, birbirinden farklı çalışmaktadır. Bu bağlamda bazıları diğerlerine göre daha anlaşılır olabilmektedir. Anlaşılabilir olma durumu, algoritmaların denetimli ya da denetimsiz öğrenme yaklaşımlarında öğrenmeleriyle ilişkilendirilebilir. Örneğin ANN modeller girdilerin sonuçlarla etkileşimli ilişkisinin belirsiz olması nedeniyle opak iken, doğrusal regresyonda tahminlerin ardındaki neden sonuç ilişkisini anlamak kolaydır denilmektedir [Torrey, 2009].

Bir makine öğrenmesi algoritmasının genel işleyişini daha iyi kavramak için aşağıda yer verilen sekiz temel adımdan bahsedilmektedir [Géron, 2019]:

- Problemi belirlemek ve büyük resme bakmak,
- Problemlerle ilişkili verileri almak,
- Algoritmanın en iyi şekilde öğrenmesini sağlamak amacıyla konuya hakim olmak ve kullanılacak verilerin tespit edilmesi için alınan verileri incelemek,
- Makine öğrenmesi algoritmalarının daha iyi çalışmaları için (Makine öğrenmesi algoritmaları aşırı yüksek sayılarda veri ile eğitildiğinde, eğitim

verilerini ezberlemekte ve daha önce tanımlanmamış yeni verilerle karşılaştığında, kendisinden beklenen genelleme ve çıkarımları doğru bir biçimde yapamamaktadır.) veriyi temizlemek,

- Farklı modeller denemek ve en iyilerini listelemek,
- Makine öğrenmesi algoritmalarının en doğru tahmin ve çıkarımlarda bulunması için modellere ince ayarlamalar yapıp farklı modellerle kombinasyonlar oluşturmak ve bunu mükemmel çözüme dönüştürmek,
- Çözümü sunmak,
- Sistemi başlatmak, gözlemlemek ve gereken bakım ve düzeltmeleri yapmak.

Makine öğrenmesi tekniklerinin çoğu, iyi bir çıkarımda bulunabilmek için yüksek miktarda veri gerektirmektedir. Bu durum verilerin kullanışlı olmadığı durumlarda sorun oluşturabilmektedir. Sorunun çözümü ve performans artışı için ise transfer öğrenme iyi bir çözüm alternatifi olarak sunulmaktadır. Transfer öğrenme, bilginin görevler arası aktarım yeteneği üzerinedir. Bu nedenle bu tür bir yöntem, sistemin yeni görevleri çok daha az veriyle daha hızlı, daha ayrıntılı ve daha kolay tamamlayabilmesini sağlamaktadır [Torrey, 2009].

2.2.4. Makine Öğrenmesinin Kullanım Alanları

Bir çözümü veya hesaplamalarında çok fazla elle ayarlama ve veri girişi gerektiren veya geleneksel yöntemlerle çözümlenemeyen problemlerde, tek bir makine öğrenmesi algoritması girilerek bir öğrenen sistem oluşturulabilmektedir. Bu yolla basitleşen kod, çok daha kolay bir şekilde çok daha yüksek performans sergileyebilmektedir. Girdi verilerinin sürekli değiştiği problemler için de uyum sağlayabilme ve kendi kendini geliştirme gibi özellikleriyle makine öğrenmesi algoritmaları tercih edilebilmektedir [Géron, 2009]. Bu yönleriyle makine öğrenmesi teknolojilerinin, son yıllarda çeşitli disiplinlerde sıklıkla kullanılmaya başlanması söz konusudur. Makine öğrenmesinin bugün otomotiv, tıp, eğlence, pazarlama, hukuk, inşaat gibi insanın bulunduğu her sektörde küçük veya büyük ölçeklerde kullanıldığı görülmektedir.

Günümüzde hemen her insanın kullandığı akıllı telefonlardaki sesli komut özelliği ile insan sesi yapay zeka sayesinde komuta dönüştürülmektedir. Konuşma

seslerinin otomatik olarak metne dönüştürülmesi de benzer bir teknoloji olarak belirtilebilir. Bu tür örnekler sosyal medyada karşılaşılan otomatik fotoğraf etiketleme örneği ile artırılabilir. Otomatik etiketleme sırasında, yapay sinir ağları ile geliştirilen yüz tanıma teknolojilerinden yararlanılmaktadır. Bu teknoloji; insan yüzlerini tanıyarak diğer fotoğraflarda da farklı mimik ve açılara rağmen aynı yüzleri tespit edebilmesi ve birbirinden ayırması yönüyle ‘resim tanıma’dan ayrılmaktadır. Günlük hayatta karşılaşılan yapay zeka ve makine öğrenmesi teknolojilerinden bir diğeri ‘öneri motorları’ olarak görülmektedir. Böyle bir sistemde; kullanıcıların geçmiş davranışlarına ait verileri yapay zeka ile sentezlenmektedir. Sonrasında, makine öğrenmesi teknolojisinin çıkarım yapabilme yetisiyle kişiselleştirilmiş öneriler kullanıcılara sunulabilmektedir [Web 26, 2022]. Tüm bu örneklerden ve bölümdeki anlatımlardan yola çıkıldığında yapay zeka ve makine öğrenmesi teknolojilerinin bir bütünü oluşturmak üzere çoğunlukla birlikte hareket ettiği söylenebilir.

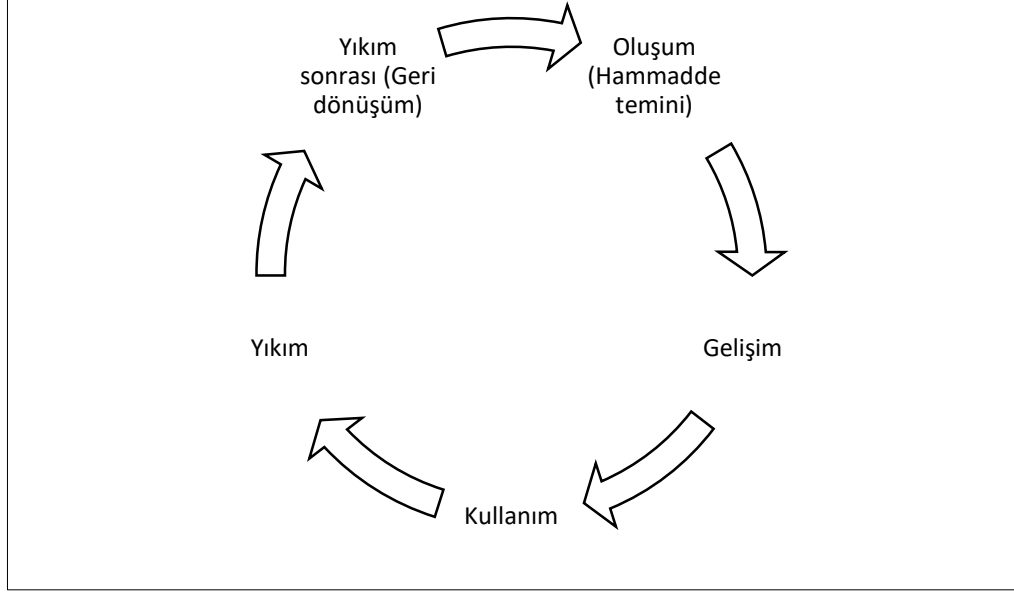
3. YAPI YAŞAM DÖNGÜSÜ VE MAKİNE ÖĞRENMESİ

Çalışmanın bu bölümünde, yapı yaşam döngüsü kavramı ve makine öğrenmesi teknolojisinin ilişkisi araştırılmaktadır. Bölümde öncelikle yapı yaşam döngüsü kavramına değinilmiş; daha sonra makine öğrenmesi teknolojisinin yapı yaşam döngüsünün farklı aşamalarında kullanımları örnekler üzerinden ele alınmıştır.

3.1. Yapı Yaşam Döngüsü

Yapı yaşam döngüsü kavramı; değişmeyen bir düzen içerisinde birbirini izleyen aşamalardan oluşan bir bütünü ifade etmektedir (Şekil 3.1). Yapıda kullanılan ham madde temini ve yapı tasarımı ile başlayan bu döngü, yapım ve kullanım aşamaları sonrası ömrünü tamamlayan yapının yıkılıp yok edilmesi ve yıkım sonrası atık yönetimi (geri dönüşüm) aşamaları ile sonuçlanmaktadır [Metin ve Tavis, 2010; Hozatlı ve Günerhan, 2015]. Bu bağlamda yapı yaşam döngüsünü aşağıda yer verilen aşamalar şeklinde sıralamak olanaklıdır [Douglas, 2006]:

- Oluşum (Ham madde temini)
- Gelişim (Tasarım)
- Kullanım
- Yıkım
- Yıkım sonrası (Geri dönüşüm)



Şekil 3.1: Yapı yaşam döngüsü.

Bir yapının yaşam döngüsü; o binanın oluşumu, yani tasarımın ortaya çıkarılması ve bu tasarımın inşa edilebilmesi için gereken ham maddelerin temini ile başlar. Yapının tasarımı sürecinde yapılan her eylem, kullanılan her gereç ve tasarlanan yapının üretimi için gereken ham maddenin kaynağından çıkarılıp inşaat sahasına taşınması sürecinde yapılan her iş, bu ilk basamağın bir parçası olarak kabul edilebilir.

Döngüyü takip eden ikinci aşama yapının gelişim aşaması yani üretimidir. Yapı üretim aşaması; temin edilen ham maddenin inşaat sahasına ulaşmasından, yapının önceden tasarlanmış işlevine uygun kullanıma hazır hale getirilişine ve kullanıcı ile buluşmasına dek geçirdiği süreci kapsar.

Yapı üretiminin tamamlanmasıyla başlayan yapı kullanım aşaması ise, yapı yaşam döngüsünün en uzun süreli basamağıdır. Bu aşama yapının kullanımı, işletimi, ortaya çıkan işlevsel bozukluklar ve eksiklikler neticesinde onarımı, düzenlenmesi ve yenilenmesi ile zaman içerisinde eskimeye maruz kalması gibi adımları kapsar [Giresun ve Tönük, 2018].

Kullanımı sırasında çeşitli faktörler nedeniyle eskiyerek yapısal veya işlevsel ömrünü tamamlayan ve artık kullanıcı beklentilerini karşılayamaz hale gelen yapının kısmen veya tamamen yıkımı gerçekleşir. Bu aşamadan sonraki evre; yapının yaşam döngüsü aşamaları sırasında kullanılmış malzeme veya ortaya çıkmış atıkların, doğaya geri kazandırılması veya çeşitli amaçlarla yeniden kullanılmak üzere geri dönüştürülmesini kapsayan atık yönetimi ve geri dönüşüm evresidir [Blakstad, 2001].

Günümüzde artan nüfusla genişleyen ihtiyaçlar yelpazesi, bunun aksi yönde gün geçtikçe azalan kaynaklar ve modern insan hayatı göz önüne alındığında; bir yapının hammadde temininden inşasına, kullanımından yıkımına ve hatta yıkım sonrası atıklardan hammadde olarak faydalanılması gayesiyle gerçekleştirilen geri dönüşüm işlemleri gibi yapı yaşam döngüsünün biraz evvel yukarıda da bahsedilen tüm aşamaları çok daha önem kazanmaktadır. Bugünün modern yaşam biçimi; daha kısa sürede, daha ekonomik, daha sürdürülebilir, çok daha fazla sayıda kullanıcıya çok çeşitli amaçlarla hizmet verebilecek yapıların söz konusu olduğu, yeni ve teknolojik bir mimarlık anlayışını gündeme getirmektedir.

3.2. Mimarlıkta Bilgi ve Bilgi Teknolojilerinin Gelişimi

Teknolojinin gelişimi ile bilginin kayıt ve aktarım biçimindeki değişim, diğer toplumsal yapılar üzerindeki etkilerde olduğu gibi, mimarlığın da üretilme ve uygulanma biçimlerini değiştirmektedir. Bu bağlamda dönemler arası geçiş süreçleri, bilginin formu ve kabul görme şekillerindeki değişiklikler üzerinden okunabilmektedir. Örneğin; lineer perspektif ve geometrik izdüşümün yerini bugün teknolojik veriler almasına karşın, bahsedilen kavramların mimarlığın kurumsallaşmasının temellerini oluşturduğu ve mimari bilginin aktarımında en önemli araçlar olduğu bilinmektedir [Tan ve Paker, 2018].

Bilginin temsilinin böylesine yön değiştirdiği günümüzde, bilgi teknolojilerinin etkisi önemli bir yer tutmaktadır. Bu anlamda mimarlıkta bilgi teknolojilerinin gelişimine bakılacak olursa; Orta Çağ'da yapının geometrilerle temsili ya da ölçeklendirilmesinin olmadığına ulaşılabilmektedir. Bu dönemde temsil dili olarak çoğunlukla sözlü aktarıma dayalı bir inşa pratiğinin var olduğu görülmektedir. Dönemin ustalarının, yapıları inşa öncesi akıllarında canlandırmadığı ya da görmediği bilinmektedir. Bunun yerine; nesiller öncesinden, kendi ustalarından miras kalan teknik bilgi, birikim ve doğrudan uygulanan geometrik kurallar ile inşaatları gerçekleştirdikleri ve çizimi yalnızca inşaat sırasında ufak detayları çözmekte bir araç olarak kullandıkları söylenmektedir [Carpo, 2001].

18. yüzyılın bitişine doğru mimarlıkta bilimselleşmenin ilk adımlarının atıldığı ve mimarlığın diğer alanlardan bağımsız bir 'bilim dalı' olması gerekliliğinin savunulmaya başlandığı görülmektedir [Madrazo, 1994]. Bu dönemde mimarlık

ilkelerini keşfetmek amacıyla yapılan çalışma ve araştırmaların; çizimin, çevre haricinde matematik ve geometriyle bir etkileşim ve ilişki içerisine girmesini sağlaması söz konusudur. 19. yüzyıla gelindiğinde ise mimarlığın, geometri ve matematik ile iyiden iyiye harmanlanmaya başlaması ile karşılaşmaktadır. Analitik geometri, koordinat sistemi ve ızgara sistemdeki gelişmeler, evrensel ve bilimsel teknik çizim arayışını beslemekte ve bu süreçte evrensel ve bilimsel kuralların tespiti hedefiyle yapılan çalışmaların etkisiyle mimarlık gittikçe yapılı çevreden koparak bir soyut disiplin haline gelmektedir [Tan ve Paker, 2018].

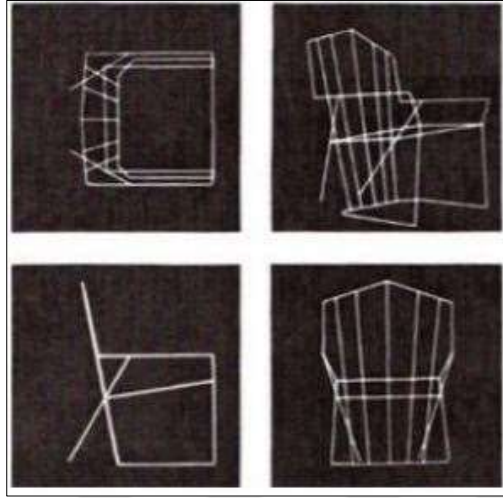
20. yüzyılda mimari çizim araştırmalarında daha akılcı, daha gerçekçi hedeflerin belirlenmiş ve çalışmaların buna yönelik olduğu ile karşılaşmaktadır. Bu gelişmeler; 20. yüzyılda ortaya çıkan artan nüfus, savaş sonrası yeniden inşa ve standartlaşma çabaları, makinelerin gelişmesi ve kitlesel seri üretim ihtiyacı gibi durumların etkileri olarak ifade edilmektedir. Bu bağlamda, 20. yüzyıl başlangıcında çizgilerin çeşitli ölçütler ışığında tanımlanması, çizimin evrensel bir dil olmaya başlaması ve çizime dair kuramsal yaklaşımların yerini çizimi hedefe giden bir araç olarak görme yaklaşımına bırakması söz konusudur. Bu süreçte çizim çizerden, yani mimardan ve çevreden koparak nesnelleşmeye ve standartlaşarak bilimsel bir nitelik kazanmaya başlamaktadır [Tanrıverdi, 2020]. Bu gelişmelere ek olarak, önceleri mühendisler için analitik hesapların kolayca yapılması amacıyla kullanılan bilgisayarlar, yavaş yavaş çizim ile bütünleşmeye ve çizim aracı olarak kullanılmaya başlanmaktadır.

1962-63 yıllarında Ivan. E. Sutherland tarafından Massachusetts Institute of Technology (MIT) laboratuvarlarında geliştirilen Sketchpad, kullanıcıların ışık ve kalem yardımıyla ekranda iki boyutlu çizim yapabilmesine olanak sağlamıştır (Şekil 3.2) [Atılğan, 2006].



Şekil 3.2: Sketchpad görseli.

Sketchpad'ın T.E. Johnson tarafından geliştirilmiş modelinde ise 3D çizim yapabilmek olanaklı hale getirilmiştir (Şekil 3.3) [Rooney ve Steadman, 1997].



Şekil 3.3: Sketchpad ile 3D sandalye çizimi.

1970'li yıllardan önce bilgisayarlı çizim sistemlerinin ekonomik olmaması, bu tür araçların mimarlık ofislerinde yaygınlaşmasında oluşturmıştır. Teknolojide yaşanan ilerleme ile 1980'lere doğru maliyetler düşmeye başlamış ve teknoloji daha ulaşılabilir hale gelmiştir. Sonrasında, bilgisayarların yaygınlaşması ve kişisel bilgisayar (PC) kavramının ortaya çıkmasıyla çizim araçları da yaygınlaşmaya başlamıştır. Son yıllarda çoğu mimarın ve ofisin kullanmakta olduğu Autocad yazılımının ilk sürümü bu dönemde geliştirilmiş ve piyasaya sunulmuştur.

1980'ler boyunca yazılım araçlarının gelişiminde epey yol alındığı görülmektedir. 1987 yılında mimari alanda gereksinim duyulan tekniklerin çizilebilmesine, üç boyutlu modelleme yapılmasına, gölgelemeye ve ızgara (wiremesh) tekniğine olanak sağlayan Autocad R9 ve Autoshade yazılımları geliştirilmiştir. 2000'lere kadarki süreçte, 3DS Max yazılımının ilk sürümü olan 3D Studio 1.0 ve Adobe Photoshop piyasaya sunulmuş ve bilgisayarların mimari alana dahil olma süresi artmıştır [Atılğan, 2006; Topçu, 2012].

Dijital teknolojilerin mimarlık üzerinde etki kurmaya başladığı ilk dönemlerde tasarım ve sunumlar bilgisayarlar aracılığıyla yapılmakta iken, son yıllarda bu teknolojiler tasarımın en büyük parçaları haline gelmiştir. Program ve yazılımların sunduğu olanakların da ötesine geçilerek, programlama dilleri de işin içine girmiş; başlangıçta yardımcı bir araçtan ibaret olan bilgisayarlar, bugün tasarımda etkin rol oynamaya başlamıştır [Oktan ve Vural, 2017]. Anders (1999) gelecekte tüm yapı

projelerinin sanal bir biçimde tasarlanacağı; bu yapıların hangi kısımlarının sanal kalacağına, hangi kısımlarının gerçek fiziki mekanlara dönüştürüleceğinin kararının sonradan verileceği öngörüsünde bulunmuştur [Baykan, 2002]. Bu durumun gerçekleşmesi, sanal ve gerçek mekanların bir arada kullanıldığı karma bir tasarım yaklaşımının ortaya çıkacağı bir gelecek anlamına gelmektedir.

İnşaat sektörü geçmişten bugüne algısal bağlamda birbirinden bağımsız çeşitli verilerin mimari gösterimlerinden ibaretken, son yıllarda yüksek bilgi verilerini içeren uygulamalar haline dönüşmeye başladığı bir değişim süreci içerisinde. Bu değişim, dış kaynaklardan gelen veya uygulama ya da proje içerisinde dahili olarak üretilen, simülasyon için komut dosyası yazma yoluyla oluşturulan veya sensörler aracılığıyla büyük miktarlarda halihazırda gelen verilerin; kentsel veriler, iklim verileri veya 3B tarama verileri gibi modellere gittikçe yoğunlaşan bir şekilde dahil edilmesiyle ortaya çıkmaktadır. Bu anlamda mimarlıkta bilgi teknolojilerinin yapıların yaşam döngüsünün çeşitli alanlarında yer almaya başladığı görülmektedir. Mimar ve mühendisler, tasarıma dahil edilebilecek anlamlı bilgi verilerini sentezlemek için kullanılacak yeni yöntem arayışları içerisinde [Tamke vd., 2018].

Teknoloji ve mimarlıktaki gelişim ve dönüşümle, beklentiler karşısında geleneksel yöntemlerin ve insan iş gücü / zekasının yetersiz kalması söz konusudur. Bu nedenle; karmaşık işlemlere sahip olan ve yüksek seviye hesaplama yapabilen, karmaşık otomasyon süreçlerini çok daha kolay ve hızlı bir biçimde yürütebilen yöntemler ortaya çıkmıştır. Ortaya çıkan bu yöntemlerden biri yapay zekanın bir alt konusu olan makine öğrenmesi teknolojisidir [Alpaydin, 2020; Pirim, 2011].

3.3. Yapı Yaşam Döngüsünde Makine Öğrenmesi Kullanımı

Çalışmanın bu bölümünde; teknolojiye değişim ve dönüşüme ayak uydurmak ve gereksinimleri karşılamak üzere yapıların yaşam döngüsünde kullanılmaya başlayan makine öğrenmesi teknolojileri, literatürden edinilen deneysel veya güncel mimari yapı uygulama örnekleri ile aktarılmaktadır. Konunun aktarımında yapıların yaşam döngüsü aşamaları ayrı başlıklar olarak ele alınmaktadır.

3.3.1. Tasarım Aşamasında Kullanım

Makine öğrenmesinin; mimari ürünün tasarım aşamasında form bulma ya da yerle ilişki kurma süreçlerinde kullanıldığı görülmektedir. Makine öğrenmesi ve üretken (generative) tasarım ile makine öğrenmesi ve simulasyon konuları arasındaki kesişimler bu tür kullanımlarda ön plana çıkmaktadır.

Makine öğrenmesi ve üretken (generative) tasarım konuları arasındaki kesişim, alternatif üretme ve araştırma yöntemlerine olanak vermektedir. Parametrelere dayalı modellerin, çok sayıda tasarım alternatifi oluşturmak amacıyla üretken işlemlerle, bu işlemleri bir tasarım aracı olarak kullanacak şekilde birleştirebilmesi olanaklı olmaktadır. Buna karşın, bu tür yaklaşımlar esnek olmayan ve aşırı basitleşmiş mimari ürünlere neden olabilmektedir [Aish ve Woodbury, 2005]. Ön belirleme, model topolojisini ve modelin parametre alanını oluşturan özellik alanlarını sınırlarken; tasarımları oluşturmak ve optimize etmek için kullanılan tanımlayıcı parametreler ile tasarım alanını irdelemek için kullanılanlar arasındaki aşırı uyum, model çıktısında gömülü olan potansiyel yararlı bilgileri bastırabilmekte ya da yok sayabilmektedir. Bu anlamda, tasarımcının deneyimi bu noktada önem taşımaktadır. Makine öğrenmesini üretken tasarım süreçlerinin sonuçlarına bağlamak, üretken bir süreci yönlendirebilecek öngörülen performans ölçütleri ile aynı zamanda sonuçların tasarım anlayışını da yapılandıran ölçüm değişkenleri arasındaki bağlantıyı kırarak performansa dayalı bir araç olarak parametrelere dayalı modellerin esnekliğini artırabilmektedir [Nicholas vd., 2015]. Bu yolla, tasarım aşaması verilerden öğrenen tasarım ürünleriyle daha esnek bir formla sonuçlanabilmektedir.

Makine öğrenmesi ve simulasyon konuları arasındaki kesişim ise bir yapısal sezgi pratiğine olanak sağlamaktadır. Simulasyon kavramının, hesaplamalı tasarım süreci ile bütünleştirilmesi, performansa odaklı bir tasarım yöntemini ortaya çıkarmaktadır. Son yıllarda yapısal ve enerji ile ilgili çeşitli simulasyon araçlarıyla diğer tüm parametrik ve üretken tasarım araçlarının birlikte kullanıldığı görülmektedir. Bu birliktelik; yapısal, mekanik, termodinamik gibi tüm sistemlere ve bunların birbirleriyle ilişkilerine, aynı zamanda bunların yapı elemanlarına davranış olarak yansımalarına ilişkin verilerin hesaplanabilmesine olanak sağlamaktadır. Bu yolla oluşturulabilecek karmaşık modellerin verimliliği açısından, öncelikle hesaplama araçlarının iyi anlaşılması gerekmektedir. Simüle edilecek sistemlerin temel

parçalarında ortaya çıkan değişiklikler ile zaman yetersizliği, kaynak ve veri eksikliği ile karakterize edilen bir tasarım sürecinde, bahsedilen konular bağlamında iyi tanımlanmamış problemler, iyi bir biçimde işlenememektedir. Bu tip durumlarda deneyimli uygulayıcılar insani sezgilerine güvenirken, makine öğrenmesi algoritmaları benzer şekilde hareket edebilmekte ve sistemin nasıl davranacağını, kendisine tanımlanmış örnek niteliğindeki önceki simülasyon sonuçlarından tahmin edebilmektedir [Tamke, 2018].

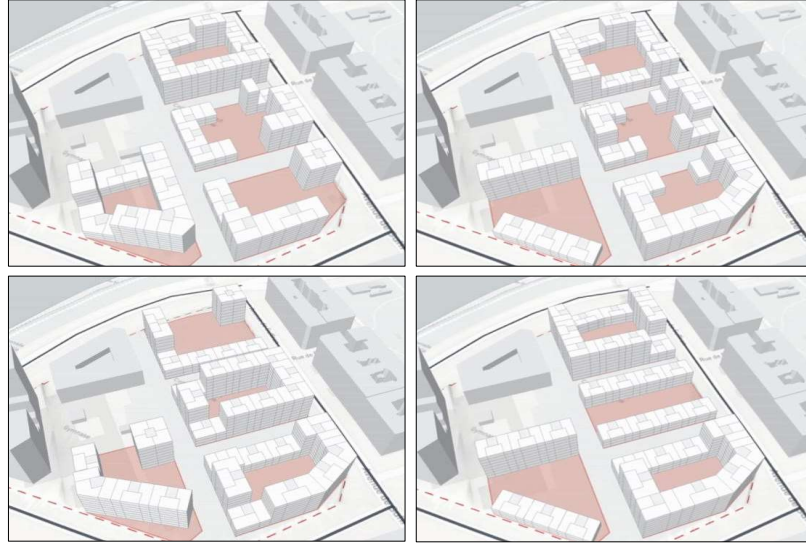
Çalışmanın bu bölümünde, makine öğrenmesinin yapıların yaşam döngülerinden biri olan tasarım aşamasında kullanımını Spacemaker AI ve Karamba 3D isimli iki yazılım örneği ile aktarılmaktadır.

3.3.1.1. Spacemaker AI

Sürdürülebilirliğin tasarıma dahil edilmesi konusunda geç kalındığında; tasarımcıların büyük ölçekli sorunları, uzun vadede çok daha maliyetli ve çok daha az etkili olacak kısa vadeli değişiklikler ve çözümler ile aşmaya zorlanması, bugün bir projede yaşanabilecek ve işin zamanlamasını sekteye uğratabilecek büyük risklerdendir. Örneğin bir arazinin bina yerleşimini ya da her binanın cephe tasarımlarını değiştirmeden, bir avluda, bahçede ya da yapı içerisindeki güneş koşullarını düzenlemek neredeyse imkansızdır. Ancak ilk günden, güneş ışığı, rüzgar vb. analizlerin yapılması, bunların simüle edilerek denenmesi; yani tasarımın ilk aşamasında iken büyük resme bakılması, tasarımcıların her açıdan asgari tatmin sağlayacak çözümleri üretmesine ve uzun vadeli stratejiler geliştirip bunları tasarımın en erken aşamalarında projelerine dahil etmesine imkan verebilmektedir.

Bir makine öğrenimi tabanlı yapay zeka ürünü olan Spacemaker AI adlı bulut yazılımı da yukarıda bahsedilen konularda kullanılabilir. Günümüzde Autodesk firması altında çalışmaya başlayan yazılım, aynı anda 100 kritere kadar birden fazla plan alternatifini analiz etmekte, değerlendirmekte ve karşılaştırmaktadır. Bu sırada, tüm bu işleri yapay zeka ve makine öğrenmesi teknolojileri aracılığıyla hızlı ve kesintisiz bir şekilde defalarca yineleyebilmektedir (Şekil 3.4) [Web 10, 2021].

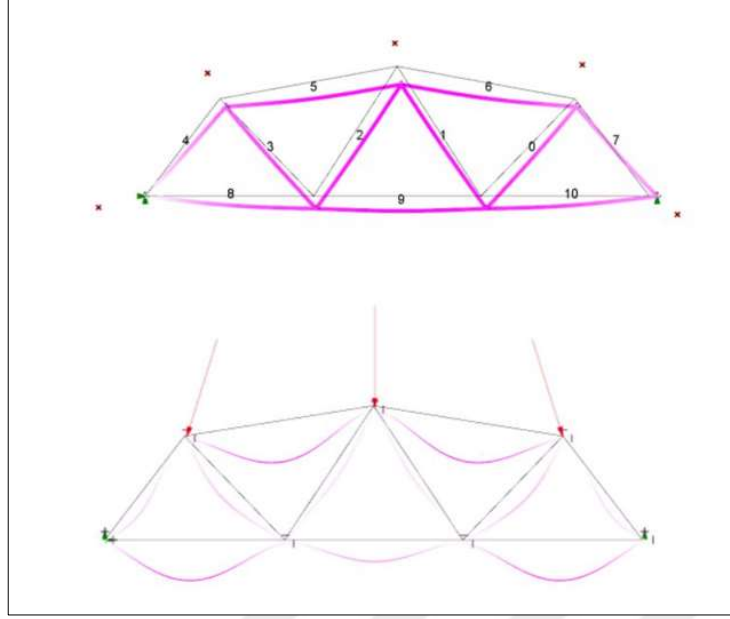
Yazılımın otomatik veri kümeleri kullandığı; sezgisel araçlar ve üretken tasarımla erken aşamadaki planlama ve tasarım iş akışlarını kolaylaştırdığı bilinmektedir [Web 8, 2022].



Şekil 3.4: Spacemaker AI yazılımındaki simulasyon görüntüleri.

3.3.1.2. Karamba 3D

Genetik algoritmalar, optimize edilecek fonksiyonun çok sayıda değerlendirmesine dayanır. Bu algoritmalar, yapısal değerlendirme durumunda özellik çıkarımı ya da özellik mühendisliği hesaplamalarıdır. Bir yapı mühendisliği ekibince geliştirilmiş olan ve yapıların dış yükler altındaki davranışını tahmin etmeye yönelik bir yazılım olan Karamba 3D'nin odağı yapı mühendisliği konularından çok, etkileşimli ve parametrik bir mimari tasarım ortamında, yapısal ve geometrik modeller arasında kesintisiz veri akışını kolaylaştıran hızlı bir araç oluşturmaktır [Web 27, 2022]. Grasshopper'ın bir eklentisi olan Karamba'nın kökleri, bir mühendislik ekibinin Viyana Uygulamalı Sanatlar Üniversitesi'nde gerçekleştirdiği 'Algorithmic Generation of Complex Space Frames [Bollinger vd., 2010]' isimli, gerçek yapıların yapısal optimizasyonuna genetik algoritmaların uygulanabilirliğini inceleyen bir araştırma programına dayanmaktadır (Şekil 3.5) [Preisinger, 2013; Web 28, 2022]. Karamba'nın geliştirilmesi sırasında yapılan çalışmalarda optimizasyon görevlerini geliştirmek için ana engelin, statik modellerin bazen günlerce süren tekrarlı hesaplamasına harcanan zaman olduğu farkedilmiştir. Bu durum da Karamba'nın hesaplama çekirdeğinin önemli bir kısmını oluşturan özel bir özellik mühendisliği kodunun geliştirilmesini teşvik etmiştir. Bu gelişim sayesinde, uzun zaman harcayan hesaplama adımları iki ila üç katı kadar azalmıştır [Preisinger, 2013; Web 27, 2022].



Şekil 3.5: Karamba 3D yazılımından bir görsel.

3.3.2. Yapım Aşamasında Kullanım

Bir üretim sürecini kontrol etmek veya uygulamak için, dijital verilerin veya akıllı makinelerin kullanılması, mimar ve mühendislerin inşaat ve üretim süreci üzerindeki kontrollerini daha kolay ele almalarını veya artırmalarını sağlayarak, tasarım ve üretim arasındaki boşluğu desteklemektedir. Bu yöntemle ayrıca tasarım aşamasından üretim aşamasına bilgi akışının tek yönlü olması sağlanmaktadır. Böylece üretim süreci, insani durum ve kararlarından etkilenmez. Üretim ve makine öğrenmesini birbirine bağlamak, tasarım ve üretim kapsamalarını daha önceki durma noktalarının ötesine ilerletmekte ve tasarım – yapım arasındaki sıralı ilişkiyi, amacına da uygun biçimde, yüksek düzeyde esnek ve uyarlanabilir kılmaktadır [Tamke, 2018].

Çalışmanın bu bölümünde, makine öğrenmesinin yapıların yaşam döngülerinden biri olan yapım aşamasında kullanımı OpenSpace AI yazılımı ve Builtrobotics robotları olmak üzere iki örnek ile aktarılmaktadır.

3.3.2.1. OpenSpace AI

Makine öğrenmesi temelli, yapay zeka ile geliştirilmiş bir robot üzerinden çalışan OpenSpace AI, yeni nesil 360° inşaat alanı belgeleme yazılımı olarak ifade

edilmektedir [Web 9, 2021]. Fotoğraf ve video tabanlı olan yazılım, robotun serbestçe dolaştığı inşaat alanının yarım saniyede bir 360 derecelik fotoğraflarını çekerek, alanın sokak görüntüsünü oluşturabilmekte ve proje planları ile ilişkilendirebilmektedir (Şekil 3.6) [Web 12, 2022]. Bu durum, ilgili alanın haritalanmasının ve bilgisayar ortamına aktarılmış bir belge halini almasının 15 dakikadan kısa bir sürede olanaklı olduğu anlamına gelmektedir [Web 9, 2021].



Şekil 3.6: Robot ve insan gözüyle OpenSpace AI yazılımı.

OpenSpace AI projesinde bilgisayarla görme, yapay zeka ve veri görselleştirme gibi çeşitli makine öğrenmesi teknolojileri yer almaktadır. Projenin ana hedeflerinden biri, artan yazılım karmaşıklığıyla başa çıkabilmek için yazılım testleri ve hata ayıklama görevlerinin altından kalkabilecek bir makine öğrenmesi yaklaşımı geliştirilmesi olarak belirtilmektedir. Burada kullanılan yapay zeka, değişkenliklere karşı duyarlı ve bunlarla başa çıkmak için kendi kendine yöntemler geliştirebilme yetisine sahiptir. Bunu, değişkenliklerin otomatik analizini yaparak gerekli senaryoları oluşturmak ve hatalı yazılım bileşenleri ile hatalı davranışlara yol açabilecek, yani sistemde bir aksaklığa neden olabilecek parametreleri, makine öğrenmesi deneyimlerine dayalı olarak belirlemek yolları ile gerçekleştirmektedir [Web 12, 2022; Web 15, 2022].

3.3.2.2. Built Robotics

Son yıllarda, dünyada altyapı ve konut ihtiyacı geçmişte hiç olmadığı kadar yüksektir ve gün geçtikçe daha da artmaktadır. Bu nedenle inşaat işinin de eski sınırları geçerliliğini kaybetmektedir. Öte yandan, deneyimli işçilerin emekliye ayrılmaları gençlerin inşaat sektörüne girmesinden daha hızlı olmakta, yani insan iş gücü de bu bağlamda gittikçe azalmaktadır [Web 23, 2022]. İş gücü dengelerindeki bu değişimden doğan gereksinimlere karşı; daha hızlı hafriyat alabilmek, beton dökülebilmek ya da kaynak yapabilmek, insan iş gücünden tasarruf edebilmek, çok daha uzun saatler çalışmaya devam edebilmek ve bunu insan işçilere kıyasla daha düşük maliyetlerle yapabilmek gibi çeşitli hedefler inşaat robotlarının ortaya çıkmasını gerekli kılmıştır. İnsanlar tarafından yapay zeka ve makine öğrenmesi temelli yazılımlarla donatılan robotlar, bu teknolojiler sayesinde yarı otomasyon veya tam otomasyonla çalışabilmektedir. İnsan işçilerin, çalışmaları sırasında bu robotları kullanmaları, işi insan iş gücüne kıyasla yüksek oranda hızlandırmaktadır. Benzer şekilde özellikle tam otomasyonla çalışmakta olan robotlar; sahip oldukları kendi kendilerini kontrol edebilecek yetiyle, insan gücüne gereksinim duymaksızın görevlerini tamamlayabilmektedir [Web 31, 2022].

Yukarıda bahsi geçen robotlara örnek olarak incelenen Builtrobotics projesi kapsamında tamamen makine öğrenmesi tabanlı sistemlerle iş makineleri üretilmektedir (Şekil 3.7) [Web 23, 2022]. İnşaat ekipmanlarını otomatikleştirmek için yazılım ve donanım geliştiren, ABD merkezli bir araç otomasyonu girişimi olan ve projesi ile aynı ismi taşıyan şirket, 2016 yılında Noah Ready-Campbell ve Andrew Liang tarafından San Francisco'da kurulmuştur [Web 4, 2022].

Yarı otomasyonlu veya tam otomasyonlu olarak yazılan Built Robotics isimli bu 'iş makinesi yapay beyinleri', yenilere olduğu kadar eski iş makinelerine de uygulanabilmektedir. Böylece çok daha ulaşılabilir kılınmaktadır. Donanım açısından yakınlık radarı, 360° kameralar, GPS ve güçlü bir bilgisayarın kullanıldığı robotlar, bunlar sayesinde etrafı algılayabilmekte ve öğrenmektedir. Çevredeki engelleri kategorilere ayırabilmekte ve güvenlik koşullarını otomatik olarak geçmiş deneyimlerine göre tanımlayabilmektedir. Bu sayede yapay zeka, bir hata olduğunda kendi kendini durdurmaktadır [Web 23, 2022].



Şekil 3.7: Makine öğrenmesi içeren Built Robotics iş makineleri.

3.3.3. Kullanım Aşamasında Kullanım

Bir bina söz konusu olduğunda, kullanıcının konforu ile enerji tüketimi arasında bir dengenin sağlanması oldukça zor olmaktadır. Buna karşın, son yıllarda gelişen makine öğrenmesi teknolojilerinin yapıların kullanım aşamalarına dahil edilmesi bu konuda yenilikçi bir çözümün uygulanabilirliğini göstermiştir. Bu anlamda, çalışmanın bu bölümünde, makine öğrenmesinin yapıların yaşam döngülerinden biri olan kullanım aşamasında kullanımı Belçika'nın Brüksel şehrinde yer alan 'The Hotel Brussels' yapısı örneği ile aktarılmaktadır (Şekil 3.8) [Web 21, 2022].



Şekil 3.8: The Hotel Brussels dış görünüşü.

2018 yılında otelde su sızıntılarının neden olduğu ekipman arızalarından kaynaklı atıkları önlemek amacıyla bir sistem hayata geçirilmiştir. 'Energis' firmasının ortaya koyduğu ve makine öğrenmesi temelli 'Energis.Cloud' isimli bu sistem aracılığıyla,

su ve enerji tüketimi ile sıcaklığı uzaktan izlemek olanaklıdır. Sistem ile otel, 2023'e kadar geçecek beş yıl içinde kaynak tüketimini ve israfını azaltmaya yönelik bir plan belirlemiştir. Bu bağlamda su tüketimini %20, elektrik tüketimini %35, gaz tüketimini %25 ve CO₂ emisyonlarını %20 azaltmayı hedeflemiştir [Web 25, 2022].

Sistemin çalışma prensibi, gerçek zamanlı takip ve tüketim tahminleri şeklinde iki ana unsuru içermektedir. Buna göre sistemin işleyişi aşağıda aktarılmaktadır [Web 25, 2022]:

- Sayaçlar ve cihazlardan (soğutma grupları, HVAC sistemleri, kazanlar ve fiber optik sensörler) veriler otomatik olarak toplanmakta ve su, gaz, elektrik, sıcaklık, nem ve CO₂ değerleri gerçek zamanlı olarak izlenmektedir.
- Önceki yıllara ait veriler ve termal ilkelerin tanıtıldığı sistem, bu verilerle doğrulanan davranış modelleri sayesinde uygun tüketimi neredeyse kesin olarak tahmin edebilmektedir.
- Bu sayede anormallikler algılanmakta ve en hızlı şekilde tepki verilebilmektedir. Olası sapmalarda gerekli raporlama ve müdahaleler yapılmakta ve sistem yüksek verimle işlemektedir.

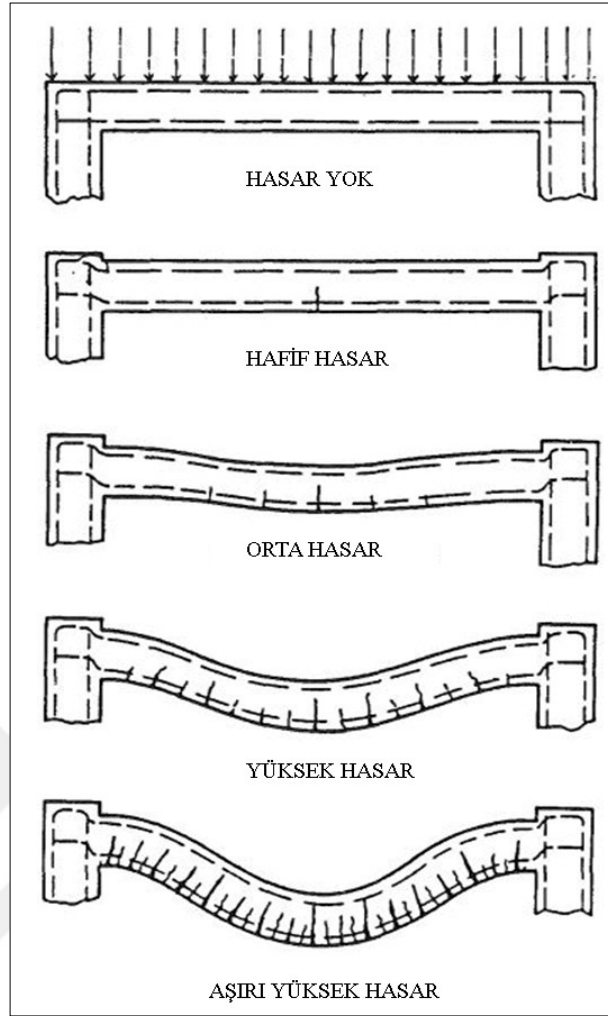
Sistemdeki su tüketimi takibi, fazla ve anormal su tüketiminin saptanmasına olanak vermesiyle, olası su sızıntılarını engellemektedir. Bir anormallik algılandığında, teknik ekip e-posta yolu ile sistem tarafından bilgilendirilmektedir. Su kaçakları; yalnız su tüketimi değil, kullanılan pompalar, soğutucular, kazanlar vb. nedeniyle elektrik ve gaz tüketimi üzerinde de etkili olduğundan, bu kaçakların tespiti ekonomik açıdan çok önemlidir. Örneğin COVID-19 karantinaları sırasında sistem, bir su sızıntısını tespit etmiş ve iki gün içerisinde çözülmesini sağlamıştır. Bu tip bir sistemin kullanılmadığı bir senaryoda, bu su sızıntısının tespitinin, olası bir arızaya veya faturalar alınana kadar belirlenemeyeceğini söylemek mümkündür [Web 25, 2022].

3.3.4. Yıkım Aşamasında Kullanım

Bir beton kütlelinin sonsuz kabiliyetini veya kırılabilirliğini yüksek seviyede doğru tahmin etmek için gerekli bilgiler genellikle eksik olabilmektedir. Ayrıca, mevcut

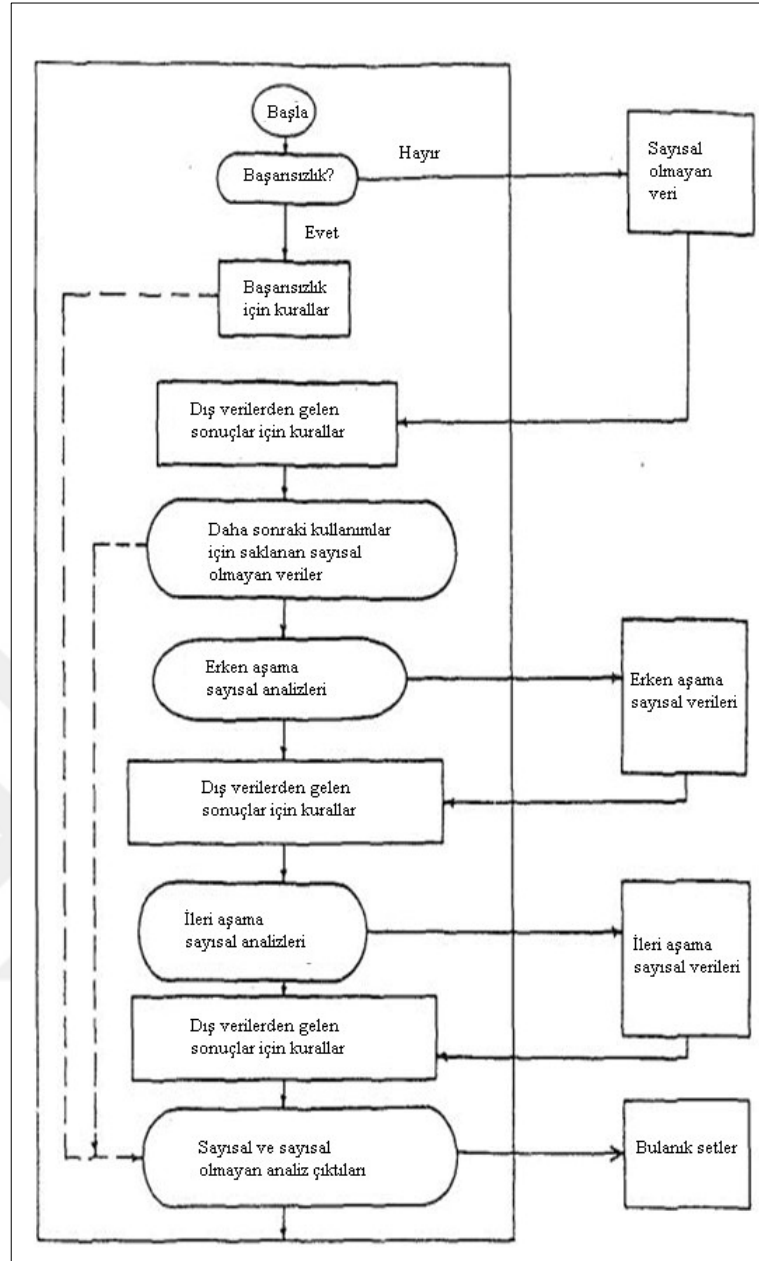
bilgiler de pek çok belirsizlik içerebilmektedir. Bu belirsiz bilgilerin de zaman zaman rastgele veri türlerinden ileri geldiğinin fark edilmesi, beton yapı hakkındaki değerlendirmeyi daha da zorlaştırabilmektedir. Bu anlamda, özellikle iyileştirme ya da yıkım kararının alınabilmesi için makine öğrenmesi teknolojilerine gereksinim duyulmaktadır. Bu anlamda, çalışmanın bu bölümünde, makine öğrenmesinin yapıların yaşam döngülerinden biri olan yıkım aşamasında kullanımı önerilen ve deneysel bir çalışma olan DAP's uzman sistemi üzerinden aktarılmaktadır.

Bir patlama ya da deprem gibi şok etkisi yaratan acil bir olay sonucu yaşanabilecek herhangi bir aşırı bozulmanın yapıya verdiği hasarın değerlendirmesinde, insan yargısı önemli bir rol oynamaktadır. Bu yargı geçmişte, gerçek problemin tam olarak anlaşılması sonucunda hasarlı yapıyı 'hayatına devam edebilir' ya da 'ömrünü doldurmuş' şeklinde iki gruptan birine yönlendirmeyi sağlamaktaydı. Öte yandan bir yapının aldığı hasarın tespiti, net bir biçimde yalnız yapının yıkılması ya da kullanımının devam etmesi kararı şekline iki sınıflı bir problem değildir. Bu noktada problemi, çok sınıflı bir hasar kompozisyonu olarak tanımlamak ve düşünmek daha yerinde bir yaklaşım olmaktadır. Yapılan değerlendirmelerin; hafif, orta veya ciddi hasar seviyeleri şeklinde uzmanlar arasında farklılık gösterdiği, bu farklı seviyeler arasında ise bir miktar örtüşme bulunduğu söylenebilir. Dolayısıyla, bir yapının çok az, az, çok ya da aşırı hasarlı mı olduğunu belirleyen değerler net değil muğlaktır. Hem hasarın seviyesini belirlemekte hem de bunu sözel biçimde ifade etmekte işleri zorlaştıran da bu muğlaklıktır (Şekil 3.9) [Ross vd., 1990]. Bu noktada uzmanları desteklemek ve karar vermelerini kolaylaştırmak amacıyla DAPS isimli bir uzman sistem üzerine çalışmalar yürütülmüştür.



Şekil 3.9: Zarar görmüş ya da yıpranmış bir yapıda hasar seviyeleri.

1990 yılında Ross vd. tarafından yürütülen çalışmayla geliştirilen DAPS yazılımı, öznel görüşler ve kesin olmayan sayısal verilerin kullanımı nedeniyle muğlak konular olan yapı hasarı tespiti ve yıkım kararının değerlendirilmesi için tasarlanmış bir uzman sistemdir. Bulanık mantık yaklaşımı ile kurgulanmış olan DAPS, hem sayısal hem de sayısal olmayan verilere dayanmaktadır. Sayısal olmayan, muğlak uzman görüşleri sisteme bulanık kümelerle tanımlanmakta ve sayısal verilerle birlikte sistemin bilgi tabanını oluşturmaktadır. Sistem, girdi verilerini kural tabanı süzgecinden geçirerek sentezlemekte ve yıkım kararı konusunda bir karar mekanizması görevi görmektedir (Şekil 3.10) [Ross vd., 1990].



Şekil 3.10: DAPS uzman sistemine genel bir bakış.

DAPS'ın veri tabanı, betonarme bir yapı üzerinde yapılmış olan deneysel testlerden elde edilen ölçümler biçimindeki sayısal verilerden ve uzman görüşlerinin dilsel veriler şeklinde alındığı ve sözel veriden sayısal veriye dönüştürüldüğü anket biçiminde 11 testten oluşmaktadır. Verilerin işlenmesiyle artık görsel görüntüler, deneysel olarak ölçülebilen mühendislik parametreleri veya uzmanların yargısal görüşleri, hasar seviyesini belirleyen girdilerdir. Yapısal bütünlüğü etkileyen durumlar için karar mekanizması aşağıda sıralanan değişkenleri belirleyerek çalışmaktadır. Bu

değişkenlerin çeşitli kombinasyonları, hasar durumunu belirlemek için kullanılmaktadır [Ross vd., 1990].

- Yapısal bir bileşenin diğer bileşenlere veya orijinal şekline göre bükülmesi ve döndürülmesi gibi deformasyon,
- Bileşenlerin bağlantılarında ayrılma veya kopma nedeniyle yer değiştirme,
- Malzemede ezilme veya çatlama gibi bir bileşen yapısını bozan bir deformasyon.

3.3.5. Yıkım Sonrasında Kullanım

Bugün, yaşanan küresel enerji krizlerinin ortasında cam, kağıt, plastik gibi geri dönüşüm malzemelerinin pek çoğu; dönüşüm sırasında belirli bir minimum saflık düzeyi gerektirmesi nedeniyle bu sürecin tamamlanması mümkün olamadan yakılarak yok edilmektedir. Sürecin geri dönüşüm ile tamamlanabilmesi için atıkların 'fraksiyon' denen homojen malzeme gruplarına ayrılması işinin yapılması gerekmektedir. Bu işlemde örneğin yalnızca plastik için, yedi farklı kategori bulunmaktadır ve bunlardan bazıları dönüştürülemeyen türlerdir. Benzer şekilde kağıt, plastik bir tabaka ile kaplıysa dönüştürülemez hale gelmektedir. Ahşap malzeme de boyalı veya boyasız olması durumuna göre farklı işlemler gerektirebilmektedir. Eğer gereken saflık seviyesi sağlanamazsa, malzeme yakılmakta veya bir çöp sahasına atılmaktadır [Web 29, 2022]. Geri dönüşüm işlemlerinin gerektirdiği bu saflığı sağlamak büyük miktarlarda zaman ve iş gücü gerektiren, emek yoğun bir iş olan atık ayrıştırma işi ile mümkündür. Son yıllarda yapay zeka ve makine öğrenmesi teknolojilerinin bu tür alanlarda kullanılmaya başlandığı bilinmektedir. Çalışmanın bu bölümünde, bu tür teknolojilerin yapıların yaşam döngülerinden biri olan yıkım sonrası aşamasında kullanımı Heavy Picker isimli bir atık ayrıştırma robotu ile aktarılmaktadır.

Heavy Picker robotu, ZenRobotics firması tarafından hacimli malzeme için üretilmiş yapay zeka destekli bir atık ayırma robotudur. Robot; her biri saatte 2000 adet nesneyi ayırabilen 1-3 robot koluyla, ağırlığı 30 kg'a varan yapısal atıkları; metal, taş, beton, ahşap, plastik gibi kategorilerde geri dönüşüm ve yeniden kullanıma uygun

biçimde ayrıştırabilmektedir. Bu bağlamda robot; elle ayıklamaya göre çok daha kısa sürede, düşük maliyetli ve verimli çözümler sunmaktadır (Şekil 3.11) [Web 32, 2022].



Şekil 3.11: Heavy Picker.

Robot; inşaat atıkları, plastik atıklar, kağıt ve metal atıklar da dahil olmak üzere çeşitli atıkların geri dönüşümünü yönetmek için makine öğrenmesi yöntemlerini kullanmaktadır. Seçeceği cisimleri ayrıştırmak için, çok sayıda sensöründen gelen verileri birleştirerek önündeki banttı geçen atıkların akışının gerçek zamanlı analizini oluşturmaktadır. Sensörler bu teknolojiler yardımıyla robota, aynı zamanda farklı atık fraksiyonlarını ayırma yetisini de kazandırmaktadır. Heavy Picker'ın yorulmayacak olan ve sayısı üçe çıkabilen robot kolu ve çok sayıdaki sensörü bir insan işçinin iki eli ve iki gözüyle kıyaslandığında, insanın çok zor kaldırabileceği ağırlıktaki atıkları çok daha hızlı ve kolay biçimde, yorulmadan saatlerce ayrıştırmasının mümkün olabileceği görülmektedir [Web 29, 2022]

4. MAKİNE ÖĞRENMESİNİN CEPHELER İÇİN KULLANIMININ ARAŞTIRILMASI

Tez çalışmasında önceki bölümlerde makine öğrenmesi teknolojilerinden ve bu teknolojinin yapıların yaşam döngüsünün çeşitli aşamalarında yer alma biçimlerinden bahsedilmiştir. Bu bölümde ise, bu teknolojilerin sıklıkla bütünleşebildiği yapı elemanlarından biri olan cepheler için kullanımları, çeşitli cephe üretim aşamalarında karşılaşılan deneysel uygulamalar ya da mimari uygulamaları üzerinden aktarılmaktadır.

4.1. Yapı Cepheleri

Yapı kabuğu; yapıyı görsel estetik bağlamında mimari açıdan bir bütün haline getiren, yapı içindeki kullanıcı konforunun oluşturulması için gereken görsel, termal ve işitsel konfor düzeylerini sağlayan ve içinde konforlu ve huzurlu bir yaşam deneyimlenebilmesi için gereken güvenliği oluşturan, yapıyı dış dünyaya bağlayan yapı elemanıdır. Yapı kabuğunun dışındaki dünya; mevsim döngülerinde iklimsel özellikler, hatta gün dönümlerinde gece gündüz ortam koşulları, ısı, ışık, rüzgar, güneş ışığının şiddeti, yağmur, kar vb. hava durumu olayları sürekli bir değişkenlik göstermektedir. Geleneksel yapı kabuklarının tüm bu değişkenliğe karşı sabit ve değişmez nitelikler taşıması, yukarıda bahsedilen konfor şartlarının sağlanmasında yetersiz kalmalarına neden olmaktadır [Orhon, 2013].

Çalışmanın önceki kısmında bahsedilen küresel enerji krizleri, artan ve özellikle kentlerde yoğunlaşan nüfus ve yükselen kirlilik seviyeleri; kullanılan enerjinin yenilenebilir olmasını ve enerji tasarrufunun önemini ve mecburiyetini, son yıllarda iyiden iyiye gözler önüne sermiştir. Üstelik küresel olarak harcanan enerjinin önemli bir kısmının yapı sektöründe bir binanın yapım, kullanım ve yıkım süreçlerinde harcandığı bilinmektedir. Bunların da bir sonucu olarak, bir yapının alan bakımından en çok yer kaplayan ve güneş, yağmur, rüzgar gibi enerji kaynaklarıyla doğrudan temas halindeki elemanı olan cephelerin enerji verimliliği sağlamakta büyük rol oynayacağı anlaşılmış ve bu konuda fikirler üretilmeye başlanmıştır [Sönmez ve Kıasif, 2018].

Öte yandan makine öğrenmesi ve yapay zeka teknolojilerinin bugün geldiği nokta, yapı cephelerini yalnız hareketlilik ve kontrol edilebilirlik odağında verimli kılmamakta, aynı zamanda kendi kendini kontrol edebilen cephelere veya cephe ve cephenin üretim süreçleri kapsamındaki pek çok işin iş gücü, enerji ve zamandan tasarruf sağlanarak çözülmesine imkan sağlamaktadır.

4.2. Cepheler İçin Makine Öğrenmesi Kullanımı

Makine öğrenmesinin yapı cepheleri için aşağıda örneklenen çeşitli aşamalarda ve amaçlarla kullanımıyla karşılaşılmaktadır:

- Yeni bir cephenin tasarımının yapılması,
- Bu cephe için çeşitli ölçütlere göre en uygun malzemelerin hangileri olduğunun ve bunların en uygun şekilde hangi şekillerde kullanılmaları gerektiğine ilişkin detaylarının belirlenmesi,
- Yeni bir cephenin yapımı,
- Mevcut bir cephenin yeniden çizilmesi,
- Bir cepheye yapay zekası ile kendi kendini kontrol edebilecek şekilde güneş ışınları ve diğer çevresel etkenlere karşı harekete geçmesi için gerekli yetilerin kazandırılması gibi.

Bu tür güncel teknolojilerin cephelerde kullanıldığı örneklere bakıldığında ise, yazılımların hazırlanmasının ardından ‘insanın’ çoğu zaman sadece bir kontrolör görevinde olduğu, makinelerin algoritmalar aracılığıyla geri kalan işleri kolaylıkla halledebilme yetisini kazandığı görülmektedir. Bu amaçla yer bulan makine öğrenmesi sistemleri incelendiğinde, süreçle ilgili adımlar şu şekilde özetlenebilmektedir:

- Çözülmesi gereken problem veya problemler belirlenir.
- Makinenin öğrenmesini sağlayacak veriler edinilir, incelenir ve ayıklanır.
- Temizlenen veriler sisteme tanıtılır.
- Uygun makine öğrenmesi modeli ve yönteminin belirlenmesinden sonra kullanıcı tarafından ufak müdahale ve testlerle sistem iyileştirilir.

- Makine öğrenmesi algoritması son halini aldığında, çalıştırılmasıyla beraber probleme ilişkin çözüm önerilerini sunar.

Son adımda bahsedilen çözüm önerisi; bir cephe tasarımının kendisi, makinenin gösterilen bir fotoğraftan anladığını aktardığı bir çizim, cephenin hangi yönde ne şekilde hareket edeceğinin kararı ve raporu, mevcut bir cephenin performansının iyileştirilmesine yönelik çözüm önerileri ya da bir cephe malzemesinin onlarca kritere göre çok kısa bir zaman diliminde değerlendirilmesi ve puanlanması olabilmektedir.

Yapılan literatür taramasında, makine öğrenmesi teknolojisinin yapıların yaşam döngüsünde cepheler için kullanımında; cephe tasarımında, 2D'den 3D model oluşturulmasında, cephe optimizasyonunda, akıllı cephe sistemlerinde ve cephe değerlendirilmesinde kullanıldığı görülmüştür. Bu nedenle, cepheler için makine öğrenmesi kullanımı bu beş alt başlıkta ele alınmıştır.

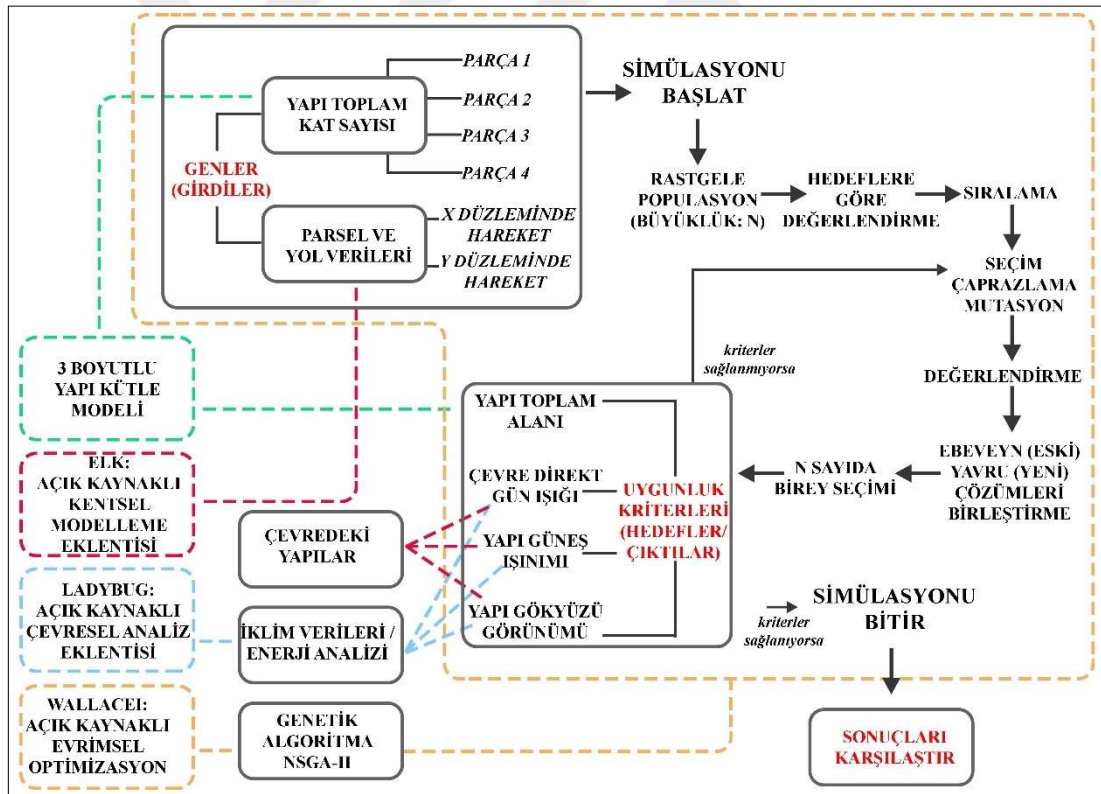
4.1.1. Cephe Tasarımında Kullanım

Yapı tasarımı aşamasında, kullanıcı ve tasarımcılar tarafından estetik, verimlilik gibi çeşitli ölçütlere göre talep edilen koşulları sağlayarak birbirinden farklı cephe ve kabuk alternatifleri üreten genetik algoritmalar bulunmaktadır. Burada amaç, görsel estetiğin dışında enerji verimliliği sağlanması, yapıların birbirleriyle ve çevresel koşullarla etkileşimlerinden doğan olumsuz sonuçların azaltılması veya benzer bir durumda her yapı için en yüksek faydanın sağlanması olabilmektedir.

Çoğunlukla yüksek katlı yapılarda ısı konforunun sağlanması bağlamında ortaya çıkan yapay iklimlendirme gereksinimleri nedeniyle, ısıtma – soğutma ve enerji giderlerinin artması söz konusu olabilmektedir [Lima vd., 2019]. Ayrıca, bu tür yapıların geniş gölgeleri, çevredeki yapıların doğal ışık ve ısı almasını engelleyebilmektedir. Bunun sonucunda da kullanıcı konforu azalabilmektedir. Doğal kaynaklarla yükseltilemeyen kullanıcı konforunun yeniden sağlanmasının ancak yapay yöntemlerle mümkün olması sebebiyle de, yüksek binalara komşu olan bu gibi yapılarda enerji tüketimi artabilmektedir. Dünyada yaşanmakta olan kaynak krizi göz önüne alındığında bu durumun, yalnız ilgili yapıları değil bir şehri, bir ülkeyi hatta tüm insanları ilgilendiren bir problem olduğunu söylenebilir [Saltık, 2021].

Bu bölümde incelenecek olan örnek çalışmada bu tür iklim koşulları, güneş radyasyonu, çevredeki yapılar ve çevresel etkilere göre yüksek katlı bir bina için, genetik algoritmaları kullanarak farklı kabuk önerileri üreten bir model önerisi aktarılmaktadır. Model, girdiler (gen) ve çıktılar (uygunluk ölçütleri) üzerine oluşturulmuş bir örnektir [Saltık, 2021].

Modelin bir simülasyon oluşturmasını sağlayacak olan değişkenler, girdiler yani genlerdir. Sisteme; ilki algoritmaya kat sayılarını aktarmak, diğeri yapının parsel sınırları içerisinde X ve Y düzlemlerindeki hareket alanını aktarmak üzere, iki girdi seti tanımlanmıştır. Simülasyonun oluşturulması sırasında, yapı için değişik kat sayıları denenmekte ve yapı bulunduğu parsel içerisinde hareket ettirilmektedir. Bu aşamada iki girdi seti birlikte, aynı anda çalışmaktadır. Diğer bir ifade ile; model simülasyonu üretmek için, iki girdi setini aynı anda kullanmaktadır (Şekil 4.1) [Saltık, 2021].

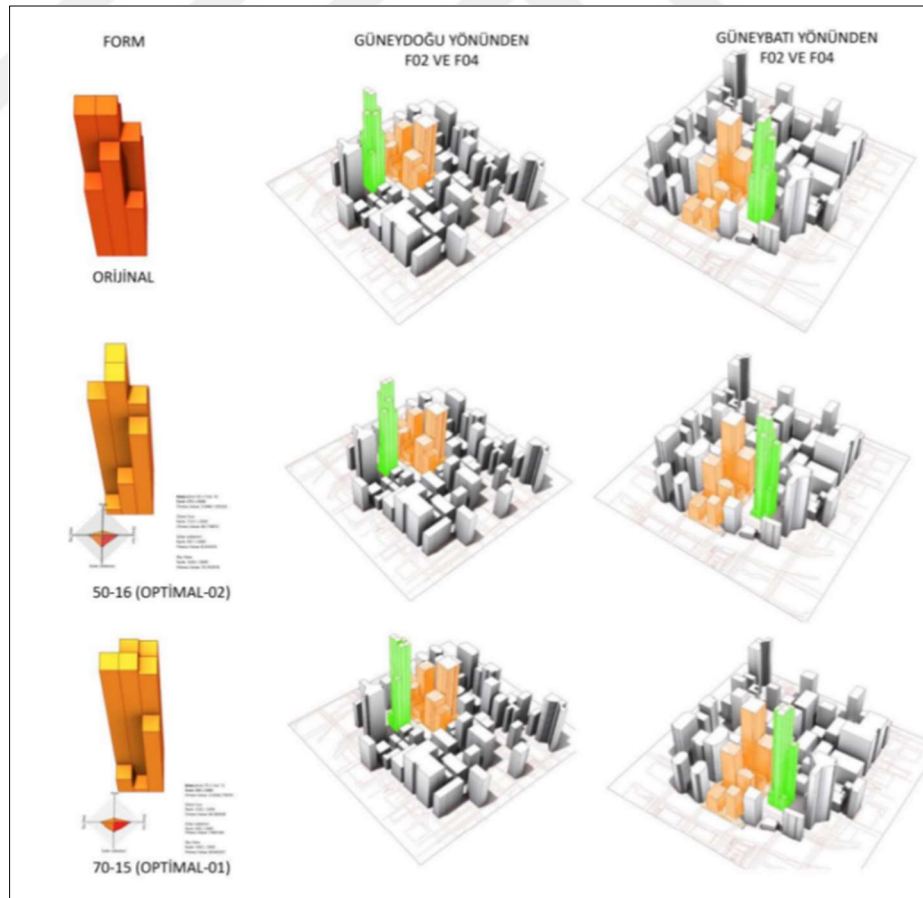


Şekil 4.1: Simülasyon genel görünümü.

Uygunluk kriterleri yani çıktılar da simülasyonun diğer önemli parçasını oluşturmaktadır. Az sayıdaki uygunluk kriteri sonuçların sayısını da azaltmakta, çok sayıda uygunluk kriteri ise bu sayıyı karar vermeyi zorlaştıracak kadar artırmaktadır.

Bu durumu dengelemek adına, simülasyonda dört tane uygunluk kriteri kullanılmıştır. F01'den F04'e belirlenen bu kriterlerden ilki olan F01; en az ve en çok inşaat alanını ve yine çevredeki yapılara ve kamusal alanlara gelen gün ışığını kontrol edebilmek amaçlarıyla kullanılmaktadır. F02, bu bölgelere gelen gün ışığı saatlerini, yapının alacağı doğal ışık miktarını belirlemek üzere kullanılırken; F03, yapıya gelecek güneş ışığını, yapının ısı konfor bakımından yüksek gökyüzü görünümüne sahip alanını kontrol edebilmek için kullanılmaktadır. Bir diğer kriter F04 ise, çalışmaya konu yapının ısı dengesini sağlamakta bir engel olarak, çevre yapıların yapı üzerine düşürdükleri izdüşümleri göstermektedir. Bu sistemle, en az ve en çok inşaat alanını, çevre yapıların ve çalışma konusu yapının aldığı gün ışığı miktarını; çevre yapıların yarattığı yapının ısı konforunu sağlamasına engel olabilecek durumların oluşturduğu farklı durum senaryolarını kontrol etmek olanaklı olmaktadır.

Simülasyonun çalıştırılmasıyla, algoritmaya ait bileşenlerin farklı değerleri farklı sonuçlar vermekte ve optimal sonuç sağlandığında simülasyon tamamlanmaktadır (Şekil 4.2) [Saltık, 2021].



Şekil 4.2: Simülasyon görünümü.

Kullanıcı (tasarımcı), çeşitli noktasal problemleri gidermek amacıyla simülasyonun sunduğu çözümler arasından seçimler yapabilmekte ve erken tasarım aşamasında simülasyonu bir yol gösterici olarak kullanabilmektedir [Saltık, 2021].

4.1.2. 2D'den 3D Model Oluşturulmasında Kullanım

Bilgisayar oyunları, filmler, kentsel planlama ve afet öncesi / sonrası çalışmalar gibi çeşitli amaçlarla sanal şehirler yaratılması sürecinde üç boyutlu modellerden yararlanılmaktadır. Öte yandan bu süreçte, çok sayıda 3D binanın modellenmesinin hatasız yapılması maliyetli bir süreçtir. Makine öğrenmesi algoritmalarının kullanımı bu tür gereksinimlerin karşılanması ve yapı cephelerinin oluşturulmasında kolaylık sağlayabilmektedir. Cepheye ait bir fotoğraf aracılığıyla yapı elemanları tanımlanabilmekte ve algoritmalarla kendilerine bir dil bilgisi oluşturabilmektedir. Sonrasında bu veriyle yapının 3D modelini ortaya çıkarılabilmektedir [Nishida vd., 2018; Oskouie vd., 2017].

Makine öğrenmesi teknolojilerinin yapıların cepheleri için 2D'den 3D'ye dönüştürülmesinde kullanımı; çalışmanın bu bölümünde 2018 yılında Nishida vd. tarafından In Computer Graphics Forum'da sunulmuş 'Procedural Modeling Of A Building From A Single Image' isimli çalışmaları üzerinden örneklenmektedir [Nishida vd., 2018].

İncelenen örnek çalışmada kullanılmakta olan yöntem üç adımdan oluşmaktadır. Bu adımların hepsinde uygun işlemsel dilbilgisini (prosedürel gramerleri) seçebilmek amacıyla tanıma CNN (Convolutional Neural Network)'leri ve parametre tahmininde bulunabilmek amacıyla da parametre tahmin CNN'leri kullanılmaktadır. Tanıma CNN'lerinin GoogleNet gibi derin ağlara göre, çok daha düşük eğitim süreleri gerektirdikleri ve testlerde derin ağlarla hemen hemen eş bir doğruluk payı verdikleri bilinmektedir. Bu nedenle problem çözümünde bu amaçlarla kullanımları olumlu bulunmaktadır. Öte yandan, CNN'lerin sınıflandırma yönteminin çok parametreliliği problemlerin çözümünde yeterli olmadığı belirtilmektedir. Yapılan çalışmada bu sebeplerle, katmanları ve çıktılarını elden geçirip sistemi yeniden eğiterek mimarisi değiştirilen bir model kullanılmıştır [Nishida vd., 2018].

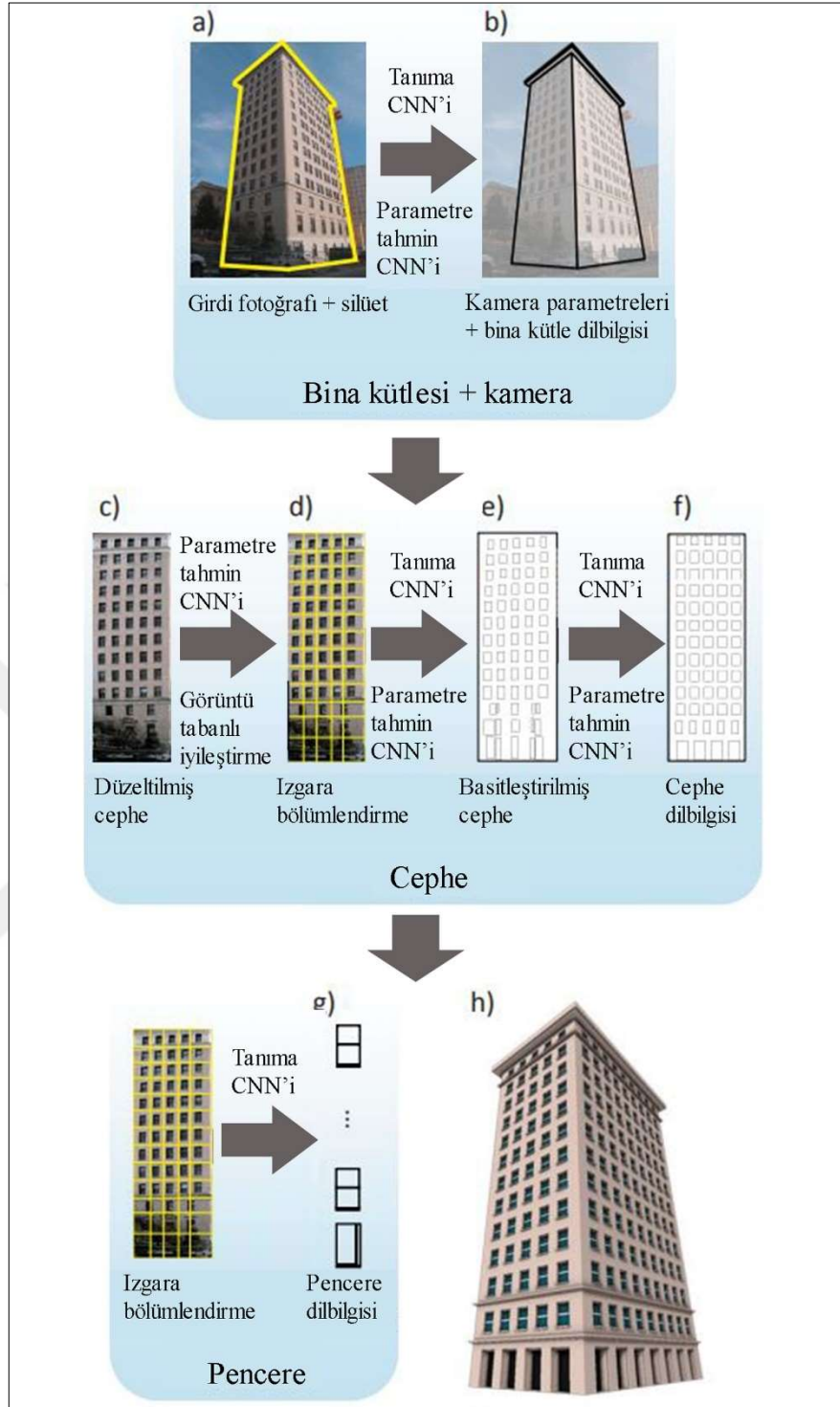
Yöntemin birinci adımı bina – kütle üretimidir. Sistem, bina kütle tipini belirlemek için giriş fotoğrafı üzerinde önce bir tanıma CNN'i, daha sonra dilbilgisi

oluşturmak için parametre tahmini CNN'i kullanmaktadır. Bu adımda ayrıca cepheyi düzeltmek ve kütle geometrisini fotoğrafla uyumlu biçimde hizalayabilmek için çeşitli optimizasyonlar da yapılmaktadır [Nishida vd., 2018].

İkinci adımda cephe üretimi yapılmaktadır. İki aşamadan oluşan bu üretimin ilkinde, cephe bir ızgara ile basitleştirilmekte ve her bir ızgara karosunun içine gelen pencere veya kapıların boyutları belirlenmektedir. Bu işlem sonrasında, görüntü tabanlı bir iyileştirme süreci uygulanmaktadır. Üretimin ikinci aşamasında ise, cephenin dilbilgisini belirleyebilmek amacıyla, ilk aşamada uygulanan ızgara sistemi bir tanıma CNN'i ile güçlendirilmektedir. Güçlendirme sonrası bu dilbilgisine ait parametreler, parametre tahmin CNN'leri ile tahmin edilmektedir. Son olarak, parametre değerlerini iyileştirmek üzere bir optimizasyon tabanlı iyileştirme süreci uygulanmaktadır [Nishida vd., 2018].

Yöntemin son adımı olan üçüncü adım pencere üretiminden oluşmaktadır. Bu sırada, oluşturulan ızgara şeklindeki cepheyi kullanan bir tanıma CNN'i, pencere stilleri için tahminde bulunmaktadır. Cephenin renklerinin belirlenmesi içinse özel bir yöntem uygulanmaktadır [Nishida vd., 2018].

Sonuç olarak sistem; bina kütle dilbilgisini, cephe dilbilgisini, pencere dilbilgisini ve belirlenen tüm dilbilgisi parametre değerlerini birleştirmekte ve son çıktı olan 3D bina modelini oluşturmaktadır (Şekil 4.3) [Nishida vd., 2018].

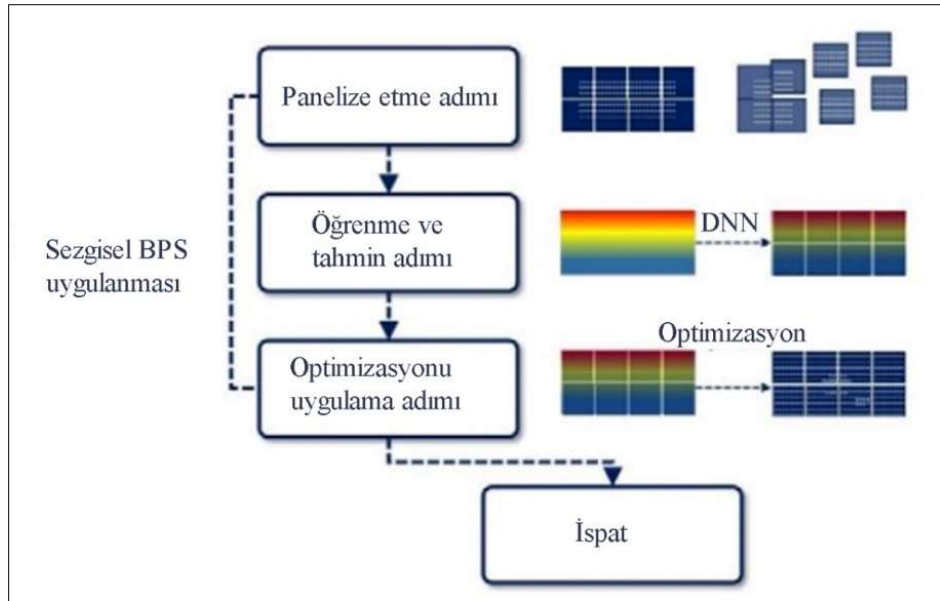


Şekil 4.3: a) Bina silüetini gösteren fotoğrafın sisteme verilmesi b) Sistemin otomatik kamera tahmini ve kütle oluşturması c) Cephe görüntüsünün düzeltilmesi d) Görüntünün ızgaralara bölünmesi e) Her ızgara bölmesine denk gelen pencere boyut ve konumlarının belirlenmesi ile basitleştirilmiş cephe görüntüsü oluşturulması f) Cephe dilbilgisi oluşturulması g) Pencere tiplerinin belirlenmesi h) 3B model çıktısının oluşturulması.

4.1.3. Cephe Optimizasyonunda Kullanım

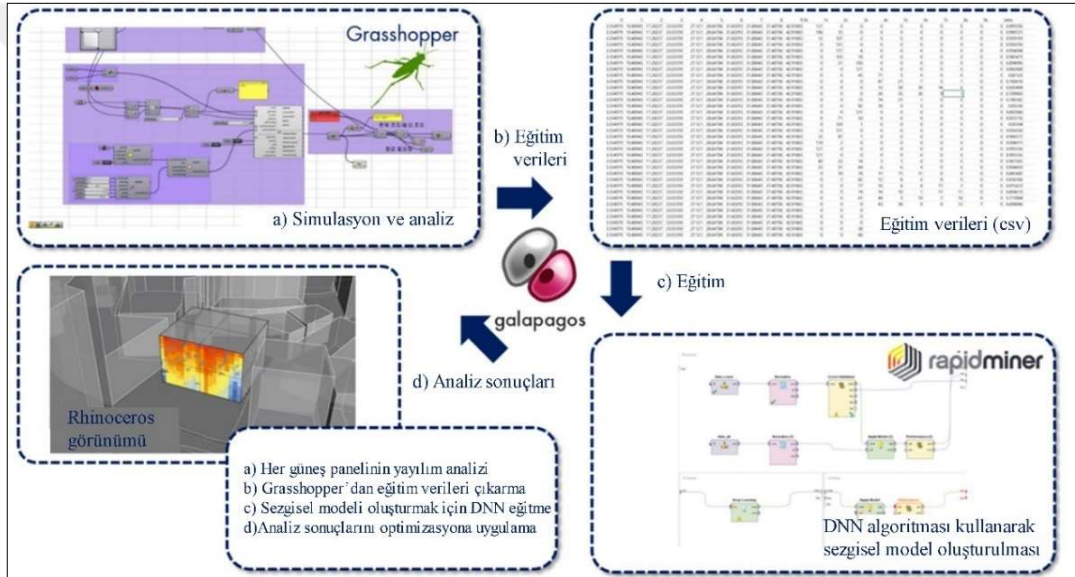
Yapı kabuğu, yapının kullanım aşamasında işletme ve bakım maliyetleri üzerinde büyük bir etkiye sahiptir. Bu tür maliyetlerin azaltılmasında, çeşitli performans faktörlerinin dikkate alınması fayda sağlayabilir. Bir optimizasyon problemi olarak ele alınabilecek bu durumla, özellikle karmaşık geometri ve durumlarda insan gücü ile sınırlandırılmış bir iş gücüyle başa çıkmak kolay olamamaktadır. Aynı zamanda, çok fazla zaman ve maliyet gerektirebilecek olan bu çok sayıdaki faktörün optimize edilmesi için makine öğrenmesi algoritmalarının kullanılması katkı sağlayabilmektedir. Algoritmalar aracılığı ile sonsuz sayıda alternatif üretilebilir ve sonsuz sayıda analizde bulunulabilir [Kim vd., 2018].

Makine öğrenmesi teknolojilerinin yapıların cephelerinin optimizasyonunda kullanımı; çalışmanın bu bölümünde 2018 yılında Kim vd. tarafından üretilmiş ‘Multi-Factor Optimization Method Through Machine Learning In Building Envelope Design: Focusing On Perforated Metal Façade’ isimli makale çalışması üzerinden örneklenmektedir. İncelenen örnekte, sezgisel BPS (Bayesian Program Synthesis) kullanıldığı görülmektedir (Şekil 4.4) [Kim vd., 2018]. BPS; programlama dillerinde ve makine öğreniminde kullanılan bir program sentezi tekniği olarak bilinmektedir [Web 3, 2022].



Şekil 4.4: Sezgisel BPS tekniğinin uygulanması.

Üç adımdan oluşan yöntemin birinci adımında Grasshopper yazılımı ile sisteme girilen görüntü, algoritma tarafından resim piksel değerlerine göre otomatik olarak delikli bir panel haline getirilmektedir. İkinci adımda farklı boyutlardaki deliklerin düzeni belirlenerek panel tanımlanmakta ve panelin gölge performansı BTS yöntemiyle yapılan testler ile analiz edilmektedir. Ardından analiz verileri, eğitim verileri olarak kullanılmakta ve bu yolla örnek verilerin üretilmesi sağlanmaktadır. Bu aşamada daha sonra bir DNN (Deep Neural Networks) öğrenme modeli oluşturularak, modelin doğruluğu test edilmektedir. Üçüncü adımda alternatifler üretmek için optimizasyon sürecine DNN, geliştirilmiş BTS düzeyinde uygulanmaktadır (Şekil 4.5) [Kim vd., 2018].



Şekil 4.5: Sezgisel BPS örnek konsept diyagramı.

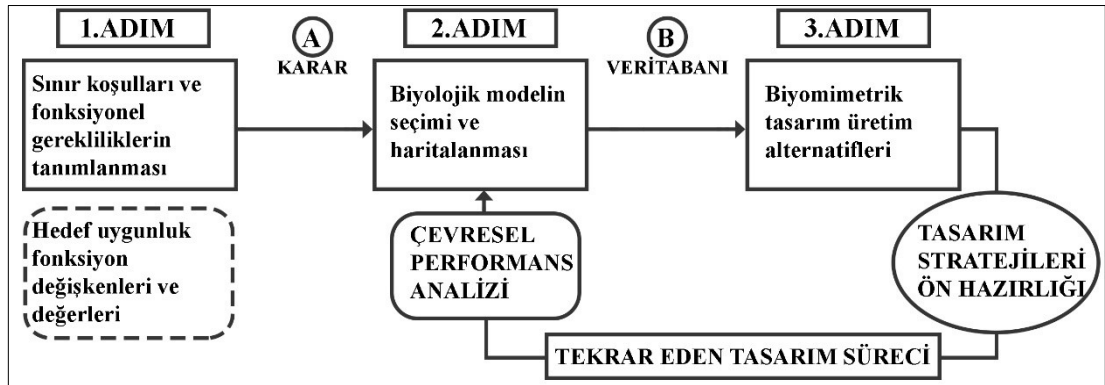
4.1.4. Akıllı Cephe Sistemlerinde Kullanım

İklimsel değişimler, yapıların cephelerini değiştirmekte ve çevreyle uyumlu, çevreye uyum sağlayabilen cephelerin üretilmesi gereksinimini ortaya çıkarmaktadır. Bu gereksinime yönelik olarak ve binaların enerji verimliliğini artırmak üzere; malzeme, konsept ve teknolojiye çeşitli gelişmeler gözlenmektedir. Bu bağlamda üretilmeye başlanan dinamik kontrollü uyarlanabilir bina cepheleri, mimari yapının uyarlanabilir olmasında önemli katkı sağlamaktadır. 'Uyarlanabilir cephe' farklı ve değişken çevresel koşullara karşı, yapı kabuğuna çeşitli işlevlerin dahil edilmesi

yoluyla bina performansını ve işlevselliğini yükseltmeye odaklanan yeni bir alandır [Kuru vd., 2018]. Bu tür cephe sistemleri; değişken ortam koşullarına uyum sağlamada kullanılan dinamik cepheleri tanımlamaktadır. Bu tür sistemler, otomasyonla yönetildiği için çoğunlukla akıllı cephe sistemleri üst tanımında bulunmaktadır.

Akıllı cephe sistemlerinin çalışma şekli üç aşamalı olarak açıklanabilmektedir (Şekil 4.6) [Kuru vd., 2018]. Birinci aşamada sınırlar sisteme tanımlanmaktadır. Tanımlanan iklimsel koşullara göre temel gereksinimler bu adımda belirlenmektedir. Yapının ısıl konforunun, doğal ışık ve havalandırma kontrolü ile yükseltilmesinin amaçlandığı bir yapı örneği ile bu adımı açıklanabilir. Buna göre; uygunluk fonksiyonları yapının doğal havalandırma değerleri, ısı, ışık geçirgenliği ve doğal ısı kazanımı olarak belirlenebilir [Kuru vd., 2018].

İkinci aşamada; uygulanabilecek çok işlevli biyomimetik uyum modeli belirlenmekte ve haritalanmaktadır. Burada sözü edilen uyum modeli, doğadaki çok çeşitli biyolojik özellikler ve sınıflandırmalarından oluşturulmuş bir veri tabanından seçilmektedir. Son aşamada ise uyarlanabilir cephe tasarım-üretim alternatifleri ortaya çıkmaktadır. Belirtilen bu aşamalardan ilk ikisi sistemin girdisi, son aşama ise sistemin çıktısı görevi görmektedir. Bahsedilen üç ana adımın sonrasında sistem, çevresel performansın analizi ve tasarım yönteminin belirlenmesi amaçlarıyla, oluşturduğu cephenin analizini simülasyonlar yardımıyla bir öneri olarak sunmaktadır [Kuru vd., 2018].

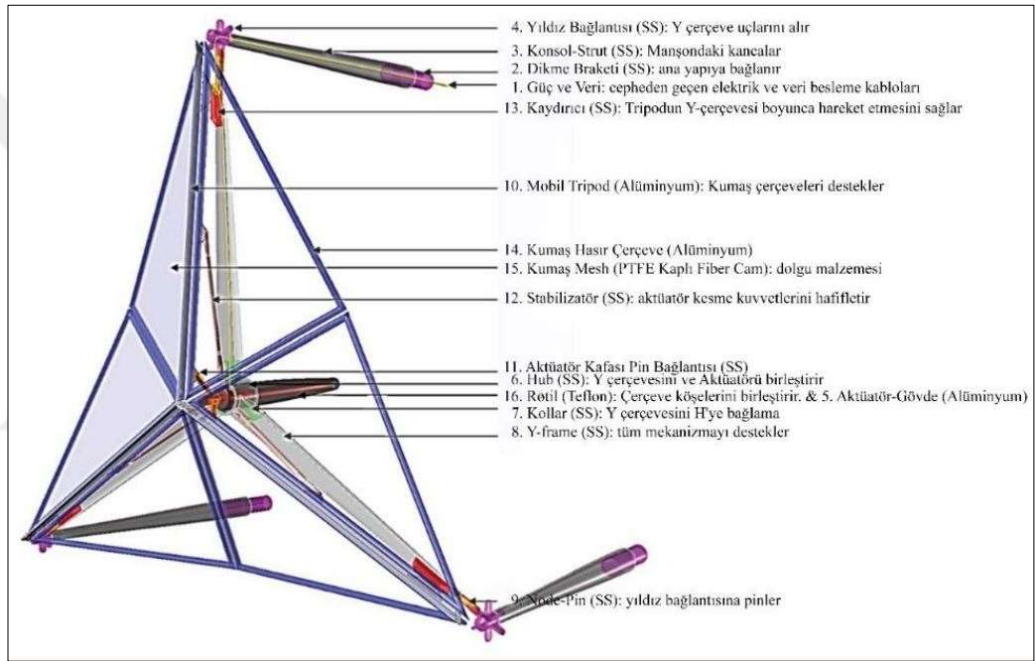


Şekil 4.6: Akıllı cephe sistemlerinin çalışma şekli.

Makine öğrenmesi teknolojilerinin akıllı cephe sistemlerinde kullanımı; çalışmanın bu bölümünde ‘Al Bahr Towers’ yapı örneği üzerinden aktarılmaktadır.

Arap Emirlikleri'nin başkenti Abu Dabi şehrinde yer alan yapı; 29 katlı ve 145 metre yüksekliğindeki kulelerden oluşmaktadır [Web 6, 2021].

Al-Bahr Towers, 'Mashrabiya' adlı geleneksel bir ahşap kafes gölgeleme sisteminden esinlenilmiş bir kabuktan oluşmaktadır. Makine öğrenmesi temelli bu kabuk, yapıyı iki metre dışarıdan ikinci bir cilt gibi sarmaktadır. Birbirinden bağımsız 2098 adet dinamik çiçeğin yer aldığı kabuktaki çiçekler açılıp kapanarak, 50 derece ve üzerindeki gündelik hava koşulları ile kum fırtınaları karşısında yapıyı yapısal bozulmalardan koruyabilmekte ve kullanıcılara konforlu bir deneyim sunabilmektedir (Şekil 4.7) [Karanouh ve Kerber, 2015; Web 2, 2021; Web 5, 2021; Web 6, 2021].

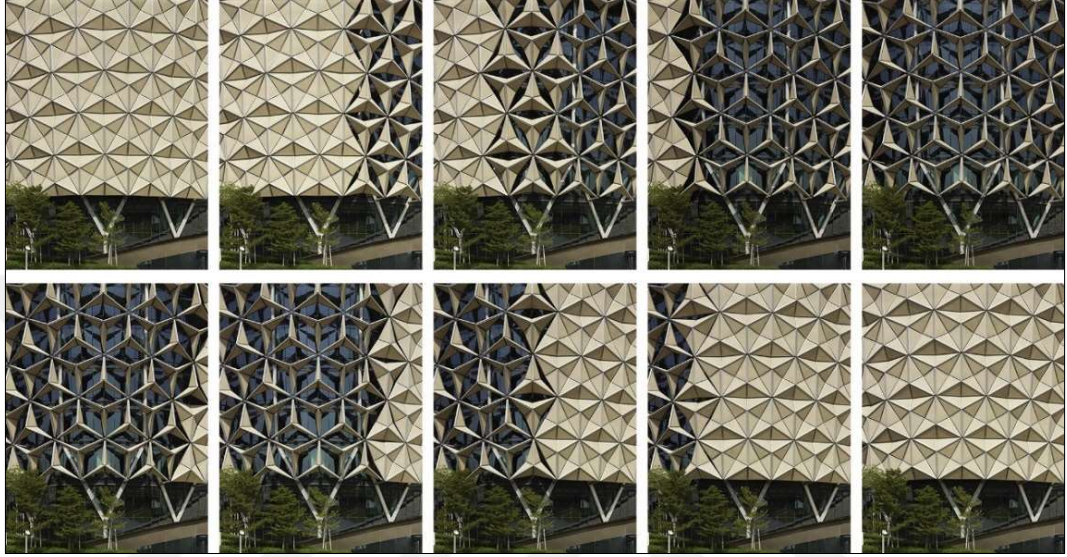


Şekil 4.7: Yapı kabuğunda yer alan dinamik cephe modülü.

Yapı kabuğunda, güneşin hareketine tepki verecek cephenin hareketini simüle etmek üzere, Javascript yazılımı ve gelişmiş parametrik teknolojiler kullanılarak özel bir uygulama geliştirilmiştir. Performans kriterleri ve sistemin geometrik yapısı, bu projeye özel 'Geometri Yapısı ve Performans Kılavuzu'nda tanımlanmıştır. Kılavuzla, tasarımdan inşaata kadar olan süreç belirli platforma ve bilgisayar teknolojilerine bağlı olmaksızın evrensel bir veri alışverişi dili ile tüm tarafların daha etkili bir şekilde iletişim kurmasını sağlamıştır.

Cephede yer alan bilgisayar kontrollü gölgeleme perdesi, kulelerin dış hizasından iki metre uzaklıktaki bağımsız bir çerçevede konumlandırılmış bir perde duvar

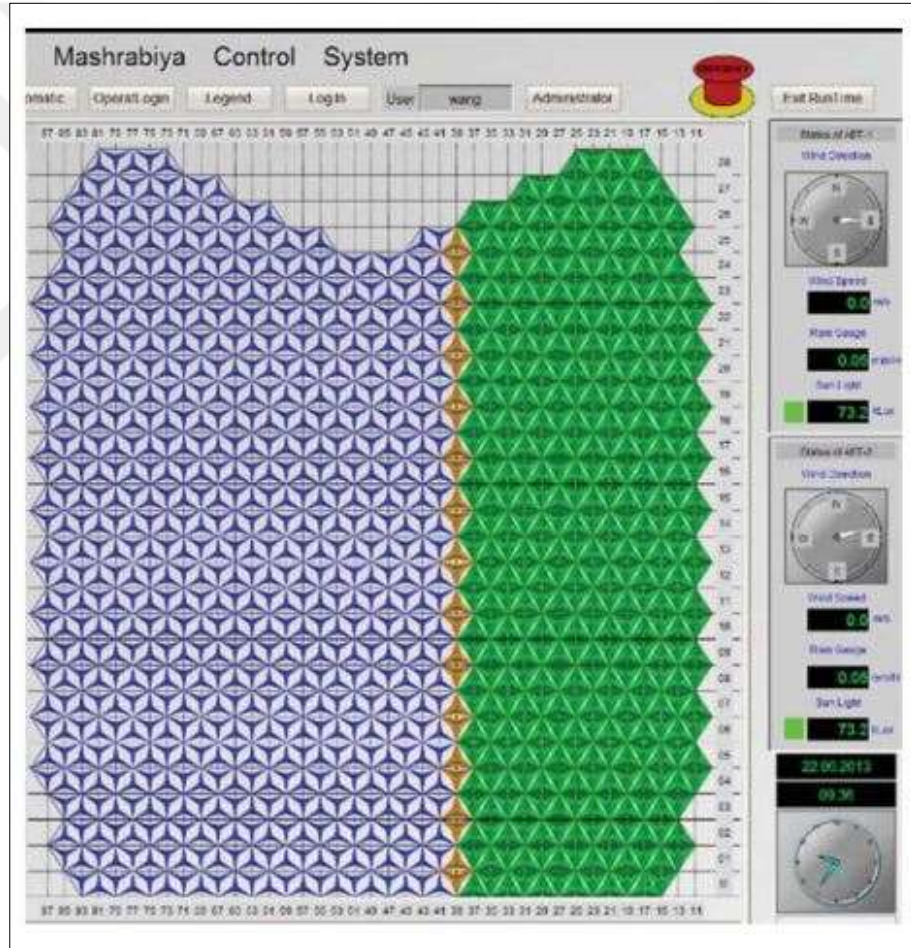
biçiminde çalışmaktadır (Şekil 4.8) [Web 7, 2021]. Çerçeveye yer alan her bir üçgen, mikro delikli cam elyafla kaplanmıştır. İstenmeyen ısı kazanımını ve parlamayı azaltmak için güneşin hareketine yanıt verecek şekilde programlanmıştır. Sistemin, klima kullanımını ve ısı artışını %50 oranında azalttığı bilinmektedir [Web 2, 2021; Web 5, 2021; Web 6, 2021].



Şekil 4.8: Al-Bahr kuleleri cephesindeki gölgeleme elemanları.

Sistem bilgisayarlı tasarım ekipleri tarafından detaylandırılmıştır. Bu aşamada, mimar ve mühendislerin görevi ise güneşin hareketlerine göre çeşitli parametrik değerleri, Mashrabiya'ya tanımlamak ve simülasyonlar yaratmak olmuştur. Makine öğrenmesi içeren sistem, fotovoltaik panellerden elde edilen yenilenebilir enerji ile kontrol edilmektedir. Bu dev kafesler, cephelerin kuzeye bakan kısmı hariç, iki kuleyi neredeyse tamamen çevrelemektedir. Geceleyin tüm çiçekler katlanarak cephenin daha fazla görünmesine izin verirken; sabah güneşin doğuşuyla cephenin doğusundaki mashrabiya açılmaya başlamakta ve güneş etrafında hareket ettiğinde binayı çevreleyen mashrabiyanın tüm dikey şeridi güneşle birlikte konumlanmaktadır. Al-Bahr Towers dinamik güneş panelinin kontrol yazılımını ve İnsan/Makine ara yüzünü (Human Machine Integration - HMI) geliştirmek için Siemens'in köklü platformu kullanılmıştır (Şekil 4.9) [Karanouh ve Kerber, 2015]. Bu ara yüz ve sistemin çalışma ilkeleriyle ilgili şu bilgilere ulaşılmıştır [Karanouh ve Kerber, 2015]: Önceden ayarlanmış bir program, her biri farklı ve eşsiz bir koordinata sahip olan gün ışığı sensörlerinden gelen verilerle güneşin hareketini simüle etmekte ve mashrabiya

birimlerini karşılık gelen katlama konfigürasyonlarına göre görevlendirmektedir. Kullanılan ara yüz üzerinde; acil durum, bakım gereksinimi veya tören/gösteri amacıyla operatörün elle müdahalesi mümkündür. 2098 adet her ünitenin, her birinin kendi aktüatöründe bulunan konumlandırma sensörlerine bağlı olan ekranda eşsiz konumları ve kimliği tanımlanmıştır. Yazılım ise, her kulenin tepesinde bulunan ışık, rüzgar ve yağmur şeklindeki üç sensöre bağlıdır. Sistem, operatöre rüzgar hızı, ışık yoğunluğu, yağmur seviyeleri, arızalı üniteler ve katlanma konumları dahil olmak üzere canlı geri bildirim sunmaktadır. Bu geri bildirim, önceden ayarlanmış programı geçersiz kılmak ve fırtına gibi olağandışı koşullarda üniteleri ekranın orta konumuna taşımak için kullanılmaktadır.



Şekil 4.9: Cephe için kullanılan yazılımdan bir görsel.

4.1.5. Cephe Değerlendirmesinde Kullanım

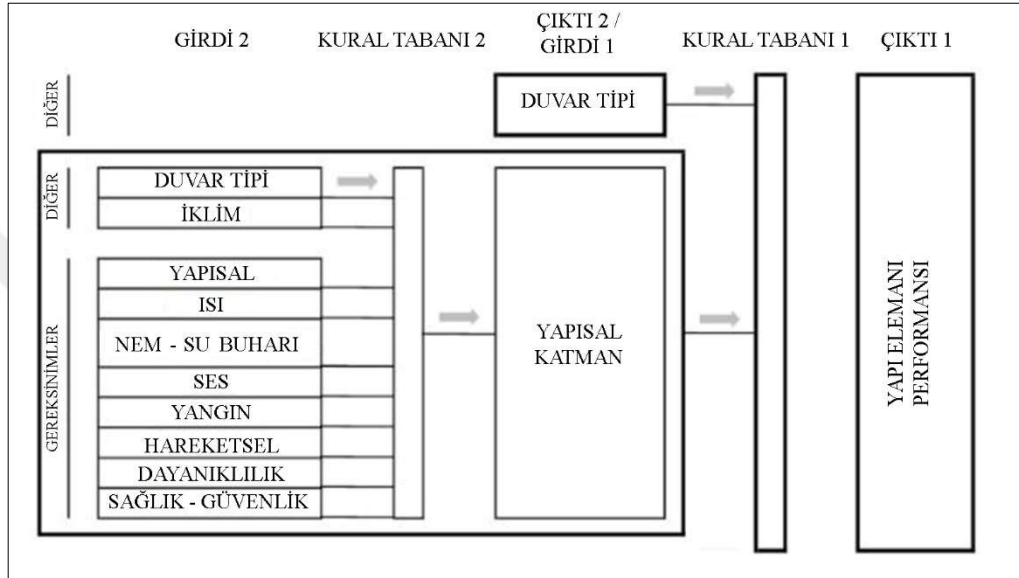
‘Değerlendirme’ kavramı, mimarlıkta belli bir amaç doğrultusunda oluşturulmuş bir çözümün kullanılabilirliğini ve amacı bağlamında verimliliğini tanımlamaktır [Pahl ve Beitz, 1988]. Değerlendirme, çözümün amaca ilişkin kriterleri ne derecede karşıladığını göstermektedir [Gür, 2007]. Mimarlığın çoğu zaman sezgisel, ölçülemez ve belirsiz özellikler taşıdığı bilinmektedir. Bir çözümün amaca yönelik kullanımındaki başarısı da pek çok kriterle bağlıdır. Ancak bu kriterler birbirleriyle aynı önem derecelerine sahip değildir [Palabıyık, 2011; Güzelçoban Mayuk ve Diri, 2019]. Bu bağlamda bir mimari öğenin değerlendirilmesinde, çok kriterli değerlendirme yöntemlerinden biri olan bulanık mantık yaklaşımının kullanımı fayda sağlamaktadır [Güzelçoban Mayuk ve Diri, 2019].

Makine öğrenmesi teknolojilerinin yapıların cephe değerlendirmelerinde kullanımı; çalışmanın bu bölümünde 2019 yılında Güzelçoban Mayuk ve Şahin Diri tarafından üretilmiş ‘A Fuzzy Multi-Criteria Evaluation Method Proposal For Using In Building Element Design Phase’ isimli makale çalışması üzerinden örneklenmektedir.

Bir dış duvara ait katmanların performanslarını, çeşitli kriterler ve bunların farklı seviyelerdeki önemleri bağlamında değerlendirmek için bir modelin önerildiği çalışmada; çok kriterli bir değerlendirme yöntemi olarak bulanık mantık yaklaşımından faydalanılmıştır. Toplamda 4 ana basamaktan oluşan sistemde işleyiş kısaca şöyledir:

- Birinci basamakta; katmanların girdi, yapı elemanı performansının çıktı olarak kabul edilmesiyle üyelik fonksiyonlarının oluşturulması ve katman - performans arasındaki ilişkiyi belirleyecek kural tabanının yazılmasıyla sistemde katman - performans ilişkisi kurulmaktadır.
- İkinci basamakta; gereksinimlerin girdi, katmanların çıktı olarak kabul edilmesiyle üyelik fonksiyonlarının oluşturulması ve gereksinim - katman arasındaki ilişkiyi belirleyecek kural tabanının yazılmasıyla sistemde gereksinim - katman ilişkisi kurulmaktadır.

- Üçüncü basamakta; gereksinim - katman - performans ilişkisinin sentezlenmesi tamamlanmaktadır (Şekil 4.10) [Güzelçoban Mayuk ve Diri, 2019].
- Dördüncü ve son basamakta, değerlendirmesi yapılan yapı elemanlarının performans değerleri yorumlanmakta ve tasarım hakkında bir ön karara varılmaktadır (Şekil 4.11) [Güzelçoban Mayuk ve Diri, 2019]:



Şekil 4.10: Değerlendirme modeli kurgusu.

BUILDING ELEMENT PERFORMANCE VALUE	DECISION
$0 < \text{NEGATIVE} < 25$	REPEAT
$25 \leq \text{AVERAGE} \leq 75$	CORRECTION
$75 < \text{POSITIVE} \leq 100$	DONE

Şekil 4.11: Sonuç çıktısı.

Tasarımın değerlerinin kötü olduğu ve bir kez daha yapılması gerekliliği 'TEKRAR' çıktısı ile, değerlerin verimsiz olduğu ve performansın çeşitli kontrol ve önlemlere bağlı olarak düzeltilebileceği 'DÜZELTME' çıktısı ile, tasarımın beklenen kriterleri karşıladığı ve sonraki adıma geçilebileceği 'TAMAM' çıktısı ile belirtilmektedir. Buradaki 'DÜZELTME' durumunda, sisteme geri dönüp çeşitli

değerleri değiştirerek tasarımın uygun kriterleri karşılayıp karşılamadığını test etmek ve bu şekilde ‘TAMAM’ durumuna geçilmesi gerekmektedir [Güzelçoban Mayuk ve Diri, 2019].

4.3. Tartışma

Tez çalışmasında, makine öğrenmesinin yaşam döngüsü ile ilişkileri ve yapı cepheleri için kullanım alanları literatürde ulaşılan deneysel çalışma ve mevcut mimari yapı uygulama örnekleri ile aktarılmıştır (4.1). İncelenen örneklerdeki bilgilerin incelenmesiyle, makine öğrenmesi teknolojilerinin yapıların yaşam döngüsü ve cepheleri için kullanımının güncel durumu elde edilmeye çalışılmıştır.

Tez kapsamında yapılan literatür araştırmalarından elde edilen ve yine Tablo 4.1’de özetlenen bilgilerden yola çıkılarak, makine öğrenmesinin yapı yaşam döngüsünde cepheler için kullanımı konusunda aşağıda aktarılan çıkarımlar yapılabilir:

Kullanım Yeri / Amacı: Makine öğrenmesinin yapı cephelerinde; ‘Cephe Tasarımında, 2D’den 3D Model Oluşturulmasında, Cephe Optimizasyonunda, Akıllı Cephe Sistemlerinde ve Cephe Değerlendirmesinde’ kullanımları ile karşılaşılmıştır.

Kullanım Örneği: Makine öğrenmesinin yapı cephelerinde kullanıldığı örneklerde, çeşitli model önerileri ve mimari uygulamalar incelenmiştir. Modellerin aşağıdaki kullanımlar için önerildikleri görülmüş, incelenen mimari yapıda hareketli panelleri, güneşin hareketlerine göre açıp kapatan tam otomasyonlu bir sistem belirlenmiştir;

- İklim koşulları ve çevresel etkilere göre yüksek katlı bir bina için, farklı kabuk önerileri üretmede,
- Bir cepheye ait bir tek fotoğraf ile cephenin 3D modelini oluşturmada,
- İnsan gücüyle çok fazla zaman ve maliyet gerektirecek olan çok sayıda faktörün optimize edilmesinde,
- Çeşitli kriterler ve bunların farklı seviyelerdeki önemlerine göre oluşturulmuş bir detayın değerlendirilmesinde

Kullanım Yöntemi: İncelenen örneklerde çoğunlukla denetimli ve yarı denetimli makine öğrenmesi yaklaşımlarının kullanıldığı görülmüştür. Bu modellerin üretimi sırasında çeşitli algoritmalar kullanıldığı ve bu algoritmaların önceden tanımlanmış kriterlerden oluştuğu belirlenmiştir. Girdi ve çıktı setleri, zaman zaman tanımlıdır. Girdi ve çıktı setlerinin sayıları ve tanımlılık düzeyi, sistemin esnekliğini etkileyen ölçütlerdendir.

Kullanım Aşaması: İncelenen cephe örneklerinde makine öğrenmesinin yapıların yaşam döngüsünde tasarım ve kullanım aşamalarında kullanımlarıyla karşılaşılmıştır. Buna karşın; bu tür teknolojilerin yaşam döngüsünün diğer aşamalarında kullanımları da mevcuttur. Bu durum hakkında tutarlı sonuçlar elde edebilmek için daha çok sayıda örneğin incelenmesi önem taşımaktadır.

Olumlu - Olumsuz Çıkarımlar: Makine öğrenmesinin yapı cepheleri için kullanımlarında aşağıda listelenmiş olan çeşitli olumlu katkılar (+) ve olumsuzluklar (-) belirlenmiştir:

(+) Kullanıcı konforu ve enerji verimliliği bağlamında uygun tasarımın belirlenmesi,

(+) İnsan iş gücünden ve enerji kullanımından tasarruf edilmesi,

(+) Simulasyona müdahale edilebilmesi ve farklı değişkenlerin denenmesine olanak sağlanabilmesi,

(+) Simülasyondaki esneklik ile erken tasarım aşamasında simulasyonun bir yol gösterici olarak kullanılabilmesi,

(+) Mevcut yapılarda cephelerin daha hızlı ve gerçeğe uygun oluşturulması,

(+) Cephe tasarımı sırasında kullanımında eskizden 3D'ye aktarım kolaylığı,

(+) Enerji verimli ve optimal tasarımlar üretilebilmesi,

(+) Konforlu ve enerji verimli cephelerin üretilebilmesi,

(+) Cephelerde sistem kontrolü ve yönetimi kolaylığı,

(+) Cephelerde tasarım ve uygulama ürünlerinin örtüşme olasılığının yükseltilmesi,

(-) Uzman eksikliği,

(-) Yazılım ve donanım maliyeti.

Tablo 4.1: Makine öğrenmesinin yapı yaşam döngüsünde cepheler için kullanımı.

Kullanım Yeri / Amacı	Kullanım Örneği	Kullanım Yöntemi	Kullanım Aşaması	Olumlu-Olumsuz Çıkarımlar
*Cephe Tasarımında Kullanım	*İklim koşulları ve çevresel etkilere göre yüksek katlı bir bina için, farklı kabuk önerileri üreten bir model [Saltık, 2021].	*DENETİMLİ *Genetik algoritmalar: Girdiler (gen) ve çıktılar (uygunluk kriterleri)	*Tasarım	(+) Kullanıcı konforu ve enerji verimliliği bağlamında uygun tasarımın belirlenmesi, (+) İnsan iş gücünden ve enerji kullanımından tasarruf edilmesi, (+) Simülasyona müdahale edilebilmesi ve farklı değişkenlerin denenmesine olanak sağlanabilmesi, (+) Simülasyondaki esneklik ile erken tasarım aşamasında simülasyonun bir yol gösterici olarak kullanılabilmesi, (-) Uzman eksikliği, (-) Yazılım ve donanım maliyeti.
*2D'den 3D Model Oluşturulmasında Kullanım	*Bir cepheye ait bir tek fotoğraf ile cephenin 3D modelini oluşturan bir model. [Nishida vd., 2018].	*YARI DENETİMLİ *Tanıma CNN'leri ve Parametre tahmin CNN'leri	*Kullanım	(+) Mevcut yapılarda cephelerin daha hızlı ve gerçeğe uygun oluşturulması, (+) Cephe tasarımı sırasında kullanımında eskizden 3D'ye aktarım kolaylığı, (+) İnsan iş gücünden ve enerji kullanımından tasarruf edilmesi, (-) Uzman eksikliği, (-) Yazılım ve donanım maliyeti.
*Cephe Optimizasyonunda Kullanım	*İnsan gücüyle çok fazla zaman ve maliyet gerektirecek olan çok sayıda faktörün optimize edilmesi işini yapan model [Kim vd., 2018].	*DENETİMLİ *Sezgisel BPS	*Tasarım	(+) Enerji verimli ve optimal tasarımlar üretilebilmesi, (+) İnsan iş gücünden ve enerji kullanımından tasarruf edilmesi, (-) Uzman eksikliği, (-) Yazılım ve donanım maliyeti.
*Akıllı Cephe Sistemlerinde Kullanım	*Hareketli panelleri, güneşin hareketlerine göre açıp kapatan tam otomasyonlu bir yapı (Al Bahr Towers).	*DENETİMLİ *Tanıma CNN'leri ve Parametre CNN'leri	*Kullanım	(+) Konforlu ve enerji verimli cephelerin üretilebilmesi, (+) Cephelerde sistem kontrolü ve yönetimi kolaylığı, (+) İnsan iş gücünden ve enerji kullanımından tasarruf edilmesi, (-) Uzman eksikliği, (-) Yazılım ve donanım maliyeti.
*Cephe Değerlendirmesinde Kullanım	*Çeşitli kriterler ve bunların farklı seviyelerdeki önemlerine göre oluşturulmuş bir detay değerlendirme modeli [Güzelçoban Mayuk ve Diri, 2019].	*DENETİMLİ *Bulanık mantık	*Tasarım	(+) Konforlu ve enerji verimli cephelerin üretilebilmesi, (+) Cephelerde tasarım ve uygulama ürünlerinin örtüşme olasılığının yükseltilmesi, (-) Uzman eksikliği, (-) Yazılım ve donanım maliyeti.

5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Hızla gelişen ve çoğu alanda insan yeteneklerini artırmak ya da hayatlarını kolaylaştırmak üzere kullanımı artan teknolojinin, son yıllarda yapay zeka ve makine öğrenmesi teknolojileri olarak ilerleme gösterdiği görülmektedir. Karmaşık otomasyon süreçlerini çok daha kolay ve hızlı bir biçimde yürütebilen bu teknolojiler günümüzde farklı disiplinlerde yer bulabilmektedir. Mimarlık alanında da kullanımlarına rastlanan yapay zeka ve makine öğrenmesi, yapıların tasarımından yıkım sonrasına kadar uzanan yaşam döngüsünün farklı aşamalarında yer bulmaktadır.

Mimarlıkta teknoloji kullanımının çoğunlukla yapıların cephelerinde ön planda olduğu görülmektedir. Buna karşın yapılan literatür taramasında ve araştırmalarda, bu tür örneklerin sayısının az olduğu belirlenmiştir. Bu noktada, mimarlık alanındaki gelişmelerin hızı teknolojiadaki gelişmelerin gerisinde kalmaktadır.

Konuyu daha üst ölçekte ele alarak mimarlık, yapı yaşam döngüsü ya da yapı cepheleri anahtar kelimelerine odaklanan ve bütüncül bir ilişki kurabilen bir kaynak oluşturulması hedeflenen tez çalışmasıyla; makine öğrenmesi teknolojileri hakkında detaylı bilgi edinilmesi, bu teknolojilerin yapıların yaşam döngüsünde ve yine cepheleri için üretimlerinin hangi aşamalarında ne şekilde bütünleşebildiğinin belirlenmesi amaçlanmıştır. Bu amaçlara ulaşmak üzere tezde makine öğrenmesine odaklanan tezde öncelikle bu teknolojilere yönelik bilgilere yer verilmiş olup, sonrasında makine öğrenmesinin yaşam döngüsü ile ilişkileri ve yapı cepheleri için kullanım alanları literatürde ulaşılan deneysel çalışma ve mevcut mimari yapı uygulama örnekleri ile aktarılmıştır. İncelenen örneklerdeki bilgilerin değerlendirilmesiyle, makine öğrenmesi teknolojilerinin yapıların yaşam döngüsü ve cepheleri için kullanımının güncel durumu elde edilmeye çalışılmıştır. Tez çalışmasıyla aşağıdaki sonuçlara ulaşılmıştır:

- Bilgi kavramının teknoloji ile değiştiği ve artan bilgi sayısı ile başa çıkmada bilgi teknolojilerinden yararlanılmaya başlandığı görülmüştür.
- Bilgi teknolojilerindeki gelişmelerden mimarlık alanının da etkilendiği; bu anlamda temsil, tasarım ve üretimin dönüştüğü belirlenmiştir.
- Artan bilgi ve veriyi yönetmek üzere günümüzde yapay zeka ve makine öğrenmesi teknolojilerinden yararlanılmaktadır.

- Makine öğrenmesi teknolojilerinin yapıların yaşam döngüsünde, hemen hemen her aşamasında çeşitli kullanımlarına rastlanılmaktadır.
- Son yıllarda artan enerji gereksinimleri nedeniyle, cephelerin tasarımında ve kullanımında makine öğrenmesi teknolojilerinin kullanımına incelenen örneklerde daha çok rastlanmıştır. Buna karşın, bu durumun geliştirilebilmesi için daha çok örnek incelemesi yapılması gerekmektedir.
- Makine öğrenmesinin ‘Cephe Tasarımında, 2D’den 3D Model Oluşturulmasında, Cephe Optimizasyonunda, Akıllı Cephe Sistemlerinde ve Cephe Değerlendirmesinde’ kullanımları ile karşılaşılmıştır.
- İncelenen örneklerde makine öğrenmesinin çoğunlukla denetimli ve yarı denetimli makine öğrenmesi yaklaşımlarının kullanıldığı görülmüştür. Örneklerde algoritmalar, önceden tanımlanmış kriterlerden oluşmaktadır. Zaman zaman tanımlı olan girdi ve çıktı setlerinin; sayıları ve tanımlılık düzeyi, sistemin esnekliğini etkileyen ölçütlerdendir.
- Makine öğrenmesinin cepheler için kullanımının; kullanıcı konforu, enerji verimliliği, iş gücü ve fiziksel enerji tasarrufu, hızlı üretim, optimum cephe tasarımı ve üretimi gibi olumlu katkılar sağladığı görülmüştür. Bu tür teknolojilerin ayrıca; mevcut yapılarda daha hızlı ve gerçeğe uygun cephe oluşturulabilmesinde, yeni ve mevcut cephelerde sistem kontrolü ve yönetim kolaylığı sağlanabilmesinde, cephelerde ilk tasarım ve son uygulama ürünlerinin örtüşme olasılığını artırmada etkili olduğu belirlenmiştir.
- Araştırma sırasında, sektörde makine öğrenmesi konusunda çalışan uzman mimarların eksikliği görülmüştür. Ayrıca, bu teknolojiye yönelik yazılım ve donanım maliyetlerinin yüksekliği ile karşılaşılmıştır.
- Yapılan literatür taramasında, makine öğrenmesi içeren uygulama örneklerinin sayısının az olduğu görülmüştür. Mevcut örneklere ait detaylı bilgilere ulaşmada güçlükler yaşanmıştır. Bu noktada, bilgi paylaşımının az olduğu görülmüştür.
- İncelenen örneklerde makine öğrenmesinin çoğunlukla yeni bina cephelerinde kullanıldığı görülmüştür.

Tez kapsamında ulaşılan sonuçlardan yola çıkıldığında, gelecek çalışmalara dair aşağıdaki önerilerde bulunmaktadır:

- Makine öğrenmesi ve mimarlık ilişkisini artıracak çalışmaların yürütülmesi, bu anlamda yapıların yaşam döngülerinde ve yine cephelerinde makine öğrenmesi kullanımını olan örnek incelemelerinin çoğaltılması,
- Örnek incelemesi sırasında, daha derin ve detaylı irdelemelerin yapılması,
- Cephelerde makine öğrenmesi kullanım amaçlarının genişletilmesine odaklanması,
- Mimarlık alanının yüksek esneklik özelliği nedeniyle, makine öğrenmesi yaklaşımlarından denetimsiz ve pekiştirmeli öğrenme yöntemlerinin bu alandaki potansiyel kullanımlarının araştırılması,
- Mimar uzman eksikliğini giderilmesi ve yazılım ve donanım maliyetlerinin düşürülebilmesi için, bu alanda yapılan çalışmaların ve uygulamaların artırılması.

KAYNAKLAR

Abediniangerabi B., Makhmalbaf A., Shahandashti M., (2021), "Deep Learning For Estimating Energy Savings Of Early-Stage Facade Design Decisions", *Energy And AI*, 5, 100077.

Abediniangerabi B., Shahandashti M., (2022), "Machine Learning Methods For Estimating Energy Performance Of Building Facade Systems", *Handbook Of Smart Energy Systems*, 10.1007/978-3-030-72322-4_112-1.

Aish R., Woodbury R. (2005), "Multi-Level Interaction In Parametric Design", In *International Symposium On Smart Graphics*, pp. 151-162, Springer, Berlin, Heidelberg.

Alpaydin E., (2020), "Introduction To Machine Learning", MIT Press.

Andina D., Vega-Corona A., Seijas J. I., Torres-Garcia J., (2007), "Neural Networks Historical Review", In *Computational Intelligence*, pp. 39-65, Springer, Boston, MA

Atılgan D., (2006), "Gelişen Araç Ve Teknolojilerinin Mimari Tasarım Ürünleri Üzerindeki Etkileri", *Doktora Tezi, D.E.Ü.*, S. 178, 181, 182, 184

Aznar F., Echarri V., Rizo C., Rizo R., (2018), "Modelling The Thermal Behaviour Of A Building Facade Using Deep Learning", *Plos One*, 13(12), E0207616.

Baykan C., (2002), "Mimarlık Ve Sanallık", *Arredomento Mimarlık, Çağdaş Mimarlık Sorunları Dizisi, Boyut Yayıncılık.* S. 59.

Belém C., Santos L., Leitão A., (2019), "On The Impact Of Machine Learning: Architecture Without Architects"

Bengio Y., Courville A., Vincent P., (2013), "Representation Learning: A Review And New Perspectives", *IEEE Transactions On Pattern Analysis And Machine Intelligence*, 35 (8), 1798-1828

Bhamare D. K., Saikia P., Rathod M. K., Rakshit D., Banerjee J., (2021), "A Machine Learning And Deep Learning Based Approach To Predict The Thermal Performance Of Phase Change Material Integrated Building Envelope", *Building And Environment*, 199, 107927.

Bingöl K., Aslı E. R., Örmecioglu H. T., Arzu E. R., (2020), "Depreme Dayanıklı Mimari Tasarımda Yapay Zeka Uygulamaları: Derin Öğrenme Ve Görüntü İşleme Yöntemi İle Düzensiz Taşıyıcı Sistem Tespiti", *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 35(4), 2197-2210.

Bishop C. M., (2006), "Pattern Recognition And Machine Learning", Springer

Boden M., (2006), "Mind As Machine- A History Of Cognitive Science", [Elektronik Sürüm], United States: Oxford University Press.

Bollinger K., Hofmann A., Preisinger C., (2010), "Algorithmic Generation Of Complex Spaceframes", In Conference Proceedings IABSE-IASS, The International Association For Bridge And Structural Engineering (IABSE) And The International Association For Shell And Spatial Structures (IASS) (P. 445).

Buchanan B. G., Shortliffe E. H., (1984), "Rule-Based Expert Systems: The MYCIN Experiments Of The Stanford Heuristic Programming Project".

Carmo M., (2001), "Architecture In The Age Of Printing: Orality, Writing, Typography, And Printed Images In The History Of Architectural Theory", MIT Press.

Cha G. W., Moon H. J., Kim Y. M., Hong W. H., Hwang J. H., Park W. J., Kim Y. C., (2020), "Development Of A Prediction Model For Demolition Waste Generation Using A Random Forest Algorithm Based On Small Datasets", International Journal Of Environmental Research And Public Health, 17(19), 6997.

Chollet F., (2018), "Deep Learning With Python", 1st Edition. Manning Publications Co. 20 Baldwin Road PO Box 761 Shelter Island, NY 11964, 10-12.

Copeland B. J., (2004), "The Essential Turing: Seminal Writings In Computing, Logic, Philosophy, Artificial Intelligence, And Artificial Life Plus The Secrets Of Enigma", Oxford: Oxford University Press.

Deng L., Yu D., (2014), "Deep Learning: Methods And Applications", Foundations And Trends® In Signal Processing, 7(3-4), 197-387.

Dhariwal J., Banerjee R., (2015), "Naturally Ventilated Building Design Under Uncertainty Using Design Of Experiments", In Building Simulation Conference, pp. 1708-1715.

Dickmanns E. D., (2002), "The Development Of Machine Vision For Road Vehicles In The Last Decade", In Intelligent Vehicle Symposium 2002, IEEE (Vol. 1, Pp. 268-281). IEEE.

Ertel W., (2018), "Introduction To Artificial Intelligence", Springer.

Frazer J., (1995), "An Evolutionary Architecture".

Friedman J.H., (1998), "Data Mining And Statistics: What's The Connection", Computing Science And Statistics. 29, 3-9

Gero J. S., (1996), "Artificial Intelligence In Computer-Aided Design: Progress And Prognosis. Computer-Aided Design, 28(3), 153-154.

Géron A., (2019), "Hands-On Machine Learning With Scikit-Learn, Keras, And Tensorflow: Concepts, Tools, And Techniques To Build Intelligent Systems.", O'Reilly Media, Inc.

Gür N. V. (2007) "A Design Support Tool For Variable Building Skins In The Scope Of Sustainable Architecture", Unpublished Phd Thesis, ITU, Institute Of Science.

Güzelçoban Mayuk S., Şahin Diri B. (2019), "A Fuzzy Multi-Criteria Evaluation Method Proposal For Using In Building Element Design Phase", Research And Reviews In Architecture, Planning And Design Book, Chapter 6, Gece Kitaplığı, Pp: 71-90 (ISBN:978-605-7631-55-8

Han Y., Fan C., Geng Z., Ma B., Cong D., Chen K., Yu B., (2020), "Energy Efficient Building Envelope Using Novel RBF Neural Network Integrated Affinity Propagation", Energy, 209, 118414.

Hastie T., Tibshirani R., Friedman J., (2009), "The Elements Of Statistical Learning: Datamining, Inference, And Prediction.", York, Springer-Verlag New

Karakaşoğlu N., (2008), "Fuzzy Multi-Criteria Decision Making Methods Andapplication", Unpublished Master Thesis, PAU, Institute Of Social Sciences.

Karanouh A., Kerber E. (2015), "Innovations In Dynamic Architecture", Journal Of Facade Design And Engineering, 3(2), 185-221.

Kim J., Jung J. H., Kim S. J., Kim S. A., (2018), "Multi-Factor Optimization Method Through Machine Learning In Building Envelope Design: Focusing On Perforated Metal Façade", International Journal Of Architectural And Environmental Engineering, 11(11), 1602-1609.

Kuru A., Fiorito F., Oldfield P., Bonser S. P., (2018), "Multifunctional Biomimetic Adaptive Façades: A Case Study.", In Proceedings Of The FACADE 2018 Final Conference Of COST TU1403 Adaptive Facades Network, Lucerne, Switzerland, pp. 26-27.

Li Y., Huang C., Zhang G., Yao J., (2022), "Machine Learning Modeling And Genetic Optimization Of Adaptive Building Facade Towards The Light Environment"

Lima I., Scalco V., Lamberts R., (2019), "Estimating The Impact Of Urban Densification On High-Rise Office Building Cooling Loads In A Hot And Humid Climate", Energy And Buildings, 182, 30-44.

Macknight P., (2018), "The Learning Facade", Doctoral Dissertation, The University Of North Carolina At Charlotte.

Madrazo L., (1994), "Durand And The Science Of Architecture", Journal Of Architectural Education (48), 12-24.

Maltarollo V. G., Honório K. M., Da Silva A. B. F., (2013), "Applications Of Artificial Neural Networks In Chemical Problems", London: Intechopen.

Masiero A., Costantino D., (2019), "TLS For Detecting Small Damages On A Building Façade", The International Archives Of Photogrammetry, Remote Sensing And Spatial Information Sciences, 42, 831-836.

Mayor A., (2018), “Gods And Robots. In Gods And Robots”, Princeton University Press.

Melo A. P., Cóstola D., Lamberts R., Hensen J. L. M., (2014), “Development Of Surrogate Models Using Artificial Neural Network For Building Shell Energy Labelling”, Energy Policy, 69, 457-466.

Moghtadernejad S., Chouinard L. E., Mirza M. S., (2021), “Enhanced Façade Design: A Data-Driven Approach For Decision Analysis Based On Past Experiences”, Developments In The Built Environment, 5, 100038.

Moor J., (2006), “The Dartmouth College Artificial Intelligence Conference: The Next Fifty Years”, Ai Magazine, 27(4), 87-87.

Nabiyev V., (2010), “Yapay Zeka İnsan-Bilgisayar Etkileşimi”, Ankara, Seçkin Publishing.

Nabiyev V.V., (2016), “Yapay Zeka: İnsan-Bilgisayar Etkileşimi”, 3. Baskı, Seçkin Yayıncılık, Sözkesen Matbaacılık: Ankara, 2-55

Natale S., (2019), “If Software Is Narrative: Joseph Weizenbaum”, Artificial Intelligence And The Biographies Of ELIZA, New Media & Society, 21(3), 712-728.

Nicholas P., Stasiuk D., Nørgaard E., Hutchinson C., Ramsgaard T. M., (2015), “A Multiscale Adaptive Mesh Refinement Approach To Architected Steel Specification In The Design Of A Frameless Stressed Skin Structure”, In Proceedings Of Design Modelling Symposium 2015, Copenhagen

Nishida G., Bousseau A., Aliaga D. G., (2018), “Procedural Modeling Of A Building From A Single Image.”, In Computer Graphics Forum, Vol. 37, No. 2, pp. 415-429.

Oktan S., Vural S., (2017), “Bir Manifestonun Sorgusu: Parametrisizm”, Mimarlık (DAAI Index), (395).

Orhon A. V., (2013), “Akıllı Yapı Kabukları”, 11. Ulusal Tesisat Mühendisliği Kongresi Bildiriler Kitabı, 2013, Syf. 1481-1487

Oskouie P., Becerik Gerber B., Soibelman L., (2017), “Automated Recognition Of Building Façades For Creation Of As-Is Mock-Up 3D Models.”, Journal Of Computing in Civil Engineering, 31(6), 04017059.

Önder M., Saygılı H., (2018), “Yapay Zekâ Ve Kamu Yönetimine Yansımaları”, Türk İdare Dergisi, 487, 629-668.

Öztürk K., Şahin M. E., (2018), “Yapay Sinir Ağları Ve Yapay Zekâ’ya Genel Bir Bakış”, Takvim-İ Vekayi, 6(2), 25-36.

Pahl G., Beitz W., (1988), “Engineering Design – A Systematic Approach”, Londra, Springer-Verlag

Pakdamar F., Tuğrul Okbaz F., (2018), “Yüksek Yapıların Çevresel Etkileri Bağlamında Yapılabilirliğinin Bulanık Mantıkla Modellenmesi”, Uluslararası Hakemli Tasarım Ve Mimarlık Dergisi, (15), 2148-8142.

Palabıyık S., (2011), “Decision Making In The Architectural Design Process: Fuzzyahp Method”, Unpublished Phd Thesis, YTU, Institute Of Science.

Palabıyık S., Çolakoğlu B., (2012), “Evaluation Of End-Products In Architecture Design Process: A Fuzzy Decision-Making Model”, Megaron, Journal Of YTU Faculty Ofarchitecture, Volume:7, Issue:3, P:191-206.

Peng Y., Rysanek A., Nagy Z., Schlüter A., (2018), “Using Machine Learning Techniques For Occupancy-Prediction-Based Cooling Control In Office Buildings”, Applied Energy, 211, 1343-1358.

Pirim H., (2011), “Yapay Zeka”, Journal Of Yaşar University, 81-93.

Preisinger C., (2013), “Linking Structure And Parametric Geometry”, Architectural Design, 83: 110-113 DOI: 10.1002/Ad.1564.

Ramesh A., Pavlov M., Goh G., Gray S., Voss C., Radford A., Sutskever I., (2021), “Zero-Shot Text-To-Image Generation”, In International Conference On Machine Learning, pp. 8821-8831, PMLR.

Rooney J., Steadman P., (1997), “Principles Of Computer-Aided Design”, UCL Pres In Association With University, S. 1, 2.

Ross T. J., Sorensen H. C., Savage S. J., Carson J. M., (1990), “DAPS: Expert System For Structural Damage Assessment”, Journal Of Computing In Civil Engineering, 4(4), 327-348.

Russell S., Norvig P., (2010), “Artificial Intelligence: A Modern Approach (3rd Ed.)”, Upper Saddle River, New Jersey: Prentice Hall, 2-8.

Sakın B., Çetiner Ç. G., Özdemir R. A., (2021), “Yapay Zekâda Dil, Bilinç Ve Suç Olgusu”, Anasay, (17), 153-180.

Saltık E., (2021), “Genetik Algoritmalar Kullanılarak Güneş Işınımı Ve Gölgeye Göre Optimal Yüksek Yapı Form Önerileri Üretilmesi”, Journal Of Computational Design, 2(2), 25-50.

Samuel A. L., (2000), “Some Studies In Machine Learning Using The Game Of Checkers”, IBM Journal Of Research And Development, 44(1.2), 206-226.

Skulrattanakulchai A., (2017), “Charles Babbage, A Man Before His Time”

Smith C., (2006), “The History Of Artificial Intelligence”, University Of Washington

Sönmez B., Kıasf G. Ç., (2018), “Çevresel, Sosyal Ve Ekonomik Bağlamda Akıllı Cephe Sistemlerinin Sürdürülebilir Kalkınmaya Etkileri”, Haliç Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi, 1(1), 47-70.

Sucu İ., (2019), “Yapay Zekanın Toplum Üzerindeki Etkisi Ve Yapay Zeka (AI) Filmi Bağlamında Yapay Zekaya Bakış”

Şeker A., Diri B., Balık H. H., (2017), “Derin Öğrenme Yöntemleri Ve Uygulamaları Hakkında Bir İnceleme”, Gazi Mühendislik Bilimleri Dergisi, 3(3), 47-64.

Tamke M., Nicholas P., Zwierzycki M., (2018), “Machine Learning For Architectural Design: Practices And Infrastructure”, International Journal Of Architectural Computing, 16(2), 123-143.

Tan F., Paker N., (2018), “Çizimin Mimarlığı Ve Mimari Bir Motivasyon Olarak Çizim”, Betonart, 59(25), 1304-494X.

Tanrıverdi Ç. Ç., (2020), “Mimari Çizimin Görünmeyen İçeriği Ve Eylemselliği”, Doktora Tezi, İTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü

Topçu M., (2012), “Bilgisayar Teknolojilerinin Mimari Tasarım Üzerindeki Etkileri”, Yüksek Lisans Tezi, Yakındoğu Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü

Torrey L., Shavlik J., (2009), “Transfer Learning In Handbook Of Research On Machine Learning Applications (Eds. Soria, E., Martin, J., Magdalena, R., Martinez, M. & Serrano, A.)”, 242–264.

Tufan M. Z., Özel C., (2012), “Sürdürülebilirlik Kavramı Ve Yapı Malzemeleri İçin Sürdürülebilirlik Kriterleri”, Uluslararası Sürdürülebilir Mühendislik Ve Teknoloji Dergisi, 2(1), 6-13.

Tung V. W. S., Law R., (2017), “The Potential For Tourism And Hospitality Experience Research In Human-Robot Interactions”, International Journal Of Contemporary Hospitality Management, (29), 10, 2498-2513.

Turing A. M., Haugeland J., (1950), “Computing Machinery And Intelligence. The Turing Test: Verbal Behavior As The Hallmark Of Intelligence”, 29-56.

Web 1, (2022), https://egefuzzylogic.weebly.com/uploads/4/9/1/9/49194479/fuzzy_matlab_uygulamaları.pdf , (Erişim Tarihi: 02/10/2022).

Web 2, (2021), <https://en.wikiarquitectura.com/building/al-bahar-towers/> , (Erişim Tarihi: 14/11/2021).

Web 3, (2022), https://en.wikipedia.org/wiki/Bayesian_program_synthesis , (03/10/2022).

Web 4, (2022), https://en.wikipedia.org/wiki/Built_Robotics#:~:text=Built%20Robotics%20Inc.%20

is%20a,Ready%2DCampbell%20and%20Andrew%20Liang., (Eriřim Tarihi: 04/10/2022).

Web 5, (2021), <https://www.ahr.co.uk/Al-Bahr-Towers>, (Eriřim Tarihi: 08/01/2022).

Web 6, (2021), <https://www.archdaily.com/270592/al-bahar-towers-responsive-facade-aedas>, (Eriřim Tarihi: 28/01/2022).

Web 7, (2021), <https://www.archdaily.com/510226/light-matters-mashrabiyas-translating-tradition-into-dynamic-facades/5384afb2c07a8044af0000bd-light-matters-mashrabiyas-translating-tradition-into-dynamic-facades-photo>, (Eriřim Tarihi: 14/11/2021).

Web 8, (2022), <https://www.autodesk.com/products/spacemaker/overview>, (Eriřim Tarihi: 03/11/2022).

Web 9, (2021), <https://www.openspace.ai>, (Eriřim Tarihi: 11/06/2021).

Web 10, (2021), <https://www.spacemakerai.com>, (Eriřim Tarihi: 11/06/2021).

Web 11, (2022), <https://bilimvegelecek.com.tr/index.php/2019/11/19/leibniz-ve-onun-dusunen-makinesi/>, (Eriřim Tarihi: 18/06/2022).

Web 12, (2022), <https://builtworlds.com/companies/openspace/>, (Eriřim Tarihi: 05/06/2022).

Web 13, (2022), [https://en.wikipedia.org/wiki/Deep_Blue_\(chess_computer\)](https://en.wikipedia.org/wiki/Deep_Blue_(chess_computer)), (Eriřim Tarihi: 25/06/2022).

Web 14, (2022), https://en.wikipedia.org/wiki/Ernst_Dickmanns, (Eriřim Tarihi: 25/06/2022).

Web 15, (2022), <https://graz.pure.elsevier.com/en/projects/openspace-ai-techniques-for-testing-highly-variant-software>, (Eriřim Tarihi: 05/06/2022).

Web 16, (2022), <https://marksist.org/icerik/Yazar/1757/mobileRedirect>, (Eriřim Tarihi: 25/06/2022).

Web 17, (2022), <https://medium.com/turkiye/yapay-zekanın-tarihçesi-ve-gelişim-süreci-cb4c73deb01d>, (Eriřim Tarihi: 25/06/2022).

Web 18, (2022), <https://news.stanford.edu/2019/02/28/ancient-myths-reveal-early-fantasies-artificial-life/>, (Eriřim Tarihi: 18/06/2022).

Web 19, (2022), <https://openai.com/blog/dall-e/>, (Eriřim Tarihi: 25/06/2022).

Web 20, (2022), <https://sozluk.gov.tr/>, (Eriřim Tarihi: 03/11/2022).

Web 21, (2022), https://upload.wikimedia.org/wikipedia/commons/5/5d/The_Hotel_Brussels.jpg , (Erişim Tarihi: 03/11/2022).

Web 22, (2022), <https://www.bbc.com/news/science-environment-33867941> , (Erişim Tarihi: 25/06/2022).

Web 23, (2022), <https://www.builtrobotics.com> , (Erişim Tarihi: 05/06/2022).

Web 24, (2022), <https://www.dezeen.com/2017/08/23/copenhagen-international-school-c-f-moller-architects-12000-solar-panels-denmark/#> (Erişim Tarihi: 03/10/2022).

Web 25, (2022), <https://www.energis.cloud/wp/sensorea-optimises-energy-water-costs-at-the-hotel-brussels-using-energis-cloud/> , (Erişim Tarihi: 06/06/2022).

Web 26, (2022), <https://www.ibm.com/tr-tr/cloud/learn/machine-learning#toc-gerek-dnya-DjpYpB2C> , (Erişim Tarihi: 25/06/2022).

Web 27, (2022), <https://www.karamba3d.com> , (Erişim Tarihi: 05/06/2022).

Web 28, (2022), <https://www.karamba3d.com/examples/simple/uva-simple-examples/> , (Erişim Tarihi: 30/06/2022).

Web 29, (2022), <https://www.reaktor.com/work/zenrobotics/> , (Erişim Tarihi: 25/06/2022).

Web 30, (2022), <https://www.wondersandmarvels.com/2012/03/the-worlds-first-robot-talos.html> , (Erişim Tarihi: 18/06/2022).

Web 31, (2022), <https://yardlink.com/blog/2021/12/construction-robots-and-machine-learning> , (Erişim Tarihi: 05/06/2022).

Web 32, (2022), <https://zenrobotics.com/heavy-picker> , (Erişim Tarihi: 25/06/2022).

Witt S., (1982), “How To Be Twice As Smart: Boosting Your Brainpower And Unleashing The Miracles Of Your Mind”, Prentice Hall Press

Zdenek S., (1999), “Rising Up From The MUD: Inscribing Gender In Software Design”, *Discourse & Society*, 10(3): 379–409.

Zhou Y., Zheng S., Zhang G., (2020), “A Review On Cooling Performance Enhancement For Phase Change Materials Integrated Systems - Flexible Design And Smart Control With Machine Learning Applications”, *Building And Environment*, 174, 106786.

ÖZGEÇMİŞ

Ezgi GÜNAY lisans eğitimini Okan Üniversitesi'nde tamamladı. 2020 yılında Gebze Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Mimarlık Anabilim Dalında yüksek lisans eğitimine başladı. 2013 yılından bu yana özel sektörde aktif olarak çalışmaktadır.



EKLER

Ek A: Tez Çalışması Kapsamında Yapılan Yayınlar

Günay, E., Güzelçoban Mayuk, S., "A Research on the Use of Machine Learning on Building Facades", ESCICONF 2022 - International Conference On Emerging Sources In Science, 26-27 Mayıs 2022 (Sunum online olarak gerçekleştirilmiştir. Özet bildiriler kitabında, tam metin uluslararası indeksli dergide yayımlanmıştır).

