

ANKARA ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

DOKTORA TEZİ

ENDÜSTRİYEL ATMOSFERİK VAKUM FIRININDA MAKİNE ÖĞRENME
YÖNTEMİ İLE KONTROL ALGORİTMASI GELİŞTİRİLMESİ

Neslihan BABAARSLAN

KİMYA MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

ANKARA
2025

Her hakkı saklıdır

ÖZET

Doktora Tezi

ENDÜSTRİYEL ATMOSFERİK VAKUM FIRININDA MAKİNE ÖĞRENME YÖNTEMİ İLE KONTROL ALGORİTMASI GELİŞTİRİLMESİ

Neslihan BABAARSLAN

Ankara Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Kimya Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Prof. Dr. Zehra ZEYBEK
Eş Danışman: Prof. Dr. Yavuz CABBAR

Atmosferik vakum fırınında sıcaklık kontrolünün doğru yapılması, buharlaşma ve kondensasyon işlemlerinin verimli bir şekilde gerçekleşmesini sağlar. Bu da istenilen ürünlerin daha yüksek kalitede ve daha az enerji tüketimi ile elde edilmesini mümkün kılar. Bu süreçler atmosferik vakum fırınında sıcaklık kontrolünün önemini vurgulamaktadır.

Bu çalışmayla ham petrole ön ısıtma işlemi uygulanan bir atmosferik vakum fırınında çeşitli geleneksel sıcaklık kontrol yöntemleri ile derin öğrenme yöntemi geliştirme ve sonuçlarını karşılaştırma amaçlanmıştır. Atmosferik vakum fırını hakkında bilgi ve transfer fonksiyonları literatürden elde edilmiştir. Ziegler-Nichols yöntemi ve Matlab Sisotool kütüphanesi aracılığıyla çeşitli PID kontrolleri geliştirilip Simulink ortamında sisteme uygulanıp sonuçları gözlemlenmiştir. Ayrıca, Simulink ortamında decoupling MIMO PID kontrolü ve eşdeğer kanal PID kontrolü blok diyagramları oluşturularak farklı kontrol stratejileri geliştirilmiş ve atmosferik vakum fırınında sıcaklık kontrolü üzerine farklı yöntemler denenerek endüstriyel fırınların karmaşık kontrol gereksinimlerine etkili çözümler sunulmaya çalışılmıştır. Son olarak da geleneksel yöntemlerin yanı sıra ileri kontrol yöntemi olan LSTM derin öğrenme yöntemi sisteme uygulanmıştır. LSTM derin öğrenme yönteminin atmosferik vakum fırını sıcaklık kontrolünde geleneksel PID kontrolüne göre her basamak etkide maksimum sıcaklık artış değeri ve set noktasına gelme süresi açısından daha iyi performans göstermiştir. Basamak değeri 1 olduğunda, geliştirilen LSTM modeli, geleneksel PID kontrolüne göre maksimum sıcaklık artışında yaklaşık %22 ve set noktasına ulaşma süresinde %28.5 azalma sağlamıştır. Aynı şekilde basamağa -1 değeri verildiğinde, maksimum sıcaklık artışı %46.15 ve set noktasına ulaşma süresi %28.5 oranında azalmıştır. Yapılan bu çalışma ışığında gelecekte karmaşık endüstriyel proseslerin kontrolünde ileri kontrol algoritmalarının daha çok tercih edileceği öngörülmüştür.

Ocak 2025, 140 Sayfa

Anahtar Kelimeler: Makine Öğrenme, Derin Öğrenme, Kontrol Algoritması, Endüstriyel Atmosferik Vakum Fırın, İleri Kontrol Algoritmaları

ABSTRACT

PhD Thesis

DEVELOPING CONTROL ALGORITHM WITH MACHINE LEARNING METHOD IN INDUSTRIAL ATMOSPHERIC VACUUM FURNACE

Neslihan BABAARSLAN

Ankara University
Graduate School of Natural and Applied Sciences
Department of Chemical Engineering

Supervisor: Prof. Dr. Zehra ZEYBEK
Co-Supervisor: Prof. Dr. Yavuz CABBAR

Correct temperature control in an atmospheric vacuum furnace ensures efficient evaporation and condensation processes, enabling the production of desired products with higher quality and lower energy consumption. These processes underline the importance of precise temperature control in such furnaces.

This study aims to develop and compare traditional temperature control methods with a deep learning approach in an atmospheric vacuum furnace used for preheating crude oil. The furnace's characteristics and transfer functions were obtained from the literature. PID controllers were designed using the Ziegler-Nichols method and Matlab Sisotool library, applied to the system in Simulink, and their results were analyzed. Additionally, decoupling MIMO PID and equivalent channel PID control strategies were implemented in Simulink to explore approaches for addressing complex industrial control requirements. Finally, the advanced control method, LSTM-based deep learning, was applied. The LSTM model demonstrated superior performance compared to traditional PID control in terms of maximum temperature reached at each step and time to reach the setpoint. For a step value of 1, the LSTM model reduced the maximum temperature rise by 22% and the time to reach the setpoint by 28.5%. Similarly, for a step value of -1, the maximum temperature rise decreased by 46.15%, and the time to reach the setpoint was reduced by 28.5%.

These findings highlight the potential of advanced control algorithms like LSTM in improving industrial furnace performance. This study suggests such methods could play a pivotal role in addressing the complexity of modern industrial processes, ensuring efficiency and precision in critical operations.

January 2025, 140 pages

Key Words: Machine Learning, Deep Learning, Control Algorithm, Atmospheric Vacuum Furnace (AVF), Advanced Control Algorithms

ÖNSÖZ ve TEŞEKKÜR

Doktora çalışmalarım boyunca yön veren, yaptığım arařtırmaların her ařamasında bilgi, öneri ve her türlü yardımı esirgemedi, fikirleriyle gelişmeye büyük katkısı olan danışmanım, değerli hocam Prof. Dr. Zehra ZEYBEK'e (Ankara Üniversitesi Kimya Mühendisliği Anabilim Dalı) teşekkürü bir borç bilirim.

Çalışmalarım süresince karşılaştığım bütün zorluklarda bilgisini, tecrübesini benimle paylaşan, bana değerli zamanını ayıran Prof. Dr. Yavuz CABBAR'a (Ostim Teknik Üniversite Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı) sonsuz teşekkür ederim.

Neslihan BABAARSLAN
Ankara, Ocak 2025

İÇİNDEKİLER

TEZ ONAY SAYFASI

ETİK.....	i
ÖZET.....	ii
ABSTRACT	iii
ÖNSÖZ ve TEŞEKKÜR.....	iv
KISALTMALAR DİZİNİ.....	viii
ŞEKİLLER DİZİNİ	ix
ÇİZELGELER DİZİNİ	xiv
1. GİRİŞ	1
2. KAYNAK ÖZETLERİ VE KURAMSAL TEMELLER	5
2.1 Kaynak Özetleri	5
2.2 Kuramsal Temeller.....	12
2.2.1 Atmosferik vakum fırını çalışma prensibi	12
2.2.2 Geleneksel kontrol yöntemleri	13
2.2.3 PID kontrolör tasarlama yöntemleri	18
2.2.4 Matlab Sisotool kütüphanesi ile PID kontrolör parametrelerini belirleme....	21
2.2.5 Eşdeğer kanal PID kontrol yöntemi	23
2.2.6 Decoupling MIMO PID kontrol yöntemi	24
2.2.7 İleri proses kontrol yöntemleri.....	26
3. MATERYAL VE YÖNTEM	35
3.1 Materyal.....	35
3.2 Yöntem	41
3.2.1 Sistemin dinamiklerinin çıkarılması	41
3.2.2 Sistemin P, PI ve PID parametrelerinin belirlenmesi	41
3.2.3 Fırının eşdeğer kanal olduğu durumda PID kontrolü.....	44
3.2.4 Fırının decoupling çok girdili çok çıktılı (MIMO) PID kontrolü	45
3.2.5 LSTM derin öğrenme yöntemiyle ileri proses kontrol yöntemi geliştirilmesi	47
3.2.6 Geliştirilen LSTM modeli ve geleneksel PID modelinin farklı basamak etkilerdeki sonuçlarının izlenmesi.....	57
4. ARAŞTIRMA VE BULGULAR	59
4.1 Sistemin Dinamiklerinin Çıkarılması.....	61
4.2 Kontrol Parametrelerin Belirlenmesi.....	66

4.2.1 Fırında eşdeğer kanal ($W_{eqv}(s)$) için Ziegler-Nichols yöntemiyle PI ve PID parametrelerinin belirlenmesi	66
4.2.2 $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonu için Ziegler-Nichols yöntemiyle P, PI ve PID kontrol parametrelerinin belirlenmesi.....	68
4.2.3 $W_{eqv}(s)$ transfer fonksiyonu için Matlab Sisotool-Ziegler-Nichols yöntemiyle PID parametre değerlerinin bulunması	69
4.2.4 $W_{eqv}(s)$ transfer fonksiyonu için Matlab Sisotool Chien-Hrones-Reswick yöntemiyle PID parametrelerinin bulunması	72
4.2.5 $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonu için Matlab Sisotool-Ziegler-Nichols ve Sisotool Chien-Hrones-Reswick aracılığıyla kontrol parametrelerin belirlenmesi	73
4.3 $W_{21}(s)$ 'in $W_{11}(s)$ Transfer Fonksiyonuna Yük Olduğu Durum İçin Geleneksel Kontrol Sistemi Geliştirilmesi	73
4.3.1 $W_{21}(s)$ 'in yük olduğu durumda $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonun P kontrolü	74
4.3.2 $W_{21}(s)$ 'in yük olduğu durumda $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonun PI kontrolü	77
4.3.3 $W_{21}(s)$ 'in yük olduğu durumda $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonun PID kontrolü ...	80
4.4 $W_{21}(s)$ ve $W_f(s)$ 'in $W_{11}(s)$ Transfer Fonksiyonuna Yük Olduğu Durum İçin Geleneksel Kontrol Sistemi Geliştirilmesi	83
4.4.1 $W_{21}(s)$ ve $W_f(s)$ 'in yük olduğu durumda $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonun P kontrolü	84
4.4.2 $W_{21}(s)$ ve $W_f(s)$ 'in yük olduğu durumda $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonun PI kontrolü	87
4.4.3 $W_{21}(s)$ ve $W_f(s)$ 'in yük olduğu durumda $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonun PID kontrolü.....	90
4.5 Fırının Eşdeğer Kanal($W_{11}(s)+W_{21}(s)$) Olduğu Durum İçin Geleneksel Kontrol Sistemlerinin Geliştirilmesi.....	93
4.5.1 $W_f(s)$ yük olduğu durum için $W_{eqv}(s)$ transfer fonksiyonunda PI kontrolü	94
4.5.2 $W_f(s)$ yük olduğu durum için $W_{eqv}(s)$ transfer fonksiyonunda PID kontrolü.....	97
4.6 Fırında Decoupling MIMO Kontrol Geliştirilmesi.....	100
4.6.1 Fırında PID decoupling MIMO kontrol	101
4.7 LSTM Derin Öğrenme Yöntemiyle Fırında İleri Proses Kontrol Yöntemi Geliştirilmesi.....	104
4.7.1 Veri seti oluşturma	105
4.7.2 Normalizasyon ve windowların hazırlanması	107
4.7.3 Eğitim ve test ayrımı	108
4.7.4 Geliştirilen modelin katmanlarının ve optionslarının belirlenmesi	108
4.7.5 Modelin eğitim sonuçları	109

4.7.6 Modelin test sonuçları.....	109
4.8 Geliştirilen LSTM Modelin Set Noktasına Farklı Basamak Etkiler Altında Kontrolü.....	111
4.8.1 Set noktası basamak etkisi ($u(t)$) 1 olduğu durumda sistemin kontrolü	112
4.8.2 Set noktası basamak etkisi ($u(t)$) 5 olduğu durumda sistemin kontrolü.....	113
4.8.3 Set noktası basamak etkisi ($u(t)$) 10 olduğu durumda sistemin kontrolü.....	114
4.8.4 Set noktası basamak etkisi ($u(t)$) 12 olduğu durumda sistemin kontrolü	115
4.8.5 Set noktası basamak etkisi ($u(t)$) -1 olduğu durumda sistemin kontrol.....	116
4.8.6 Set noktası basamak etkisi ($u(t)$) -2 olduğu durumda sistemin kontrolü.....	117
4.8.7 Set noktası basamak etkisi ($u(t)$) -5 olduğu durumda sistemin kontrolü.....	118
5. TARTIŞMA VE SONUÇLAR.....	119
KAYNAKLAR.....	123
EKLER.....	129
EK 1 Weqv(s) Transfer Fonksiyonu İçin Oransal-İntegral-Türevsel Kontrol Değerlerinin Hesaplanması.....	130
EK 2 W11(s) transfer fonksiyonu için Matlab Sisotool-Ziegler-Nichols ve Matlab Sisotool Chien-Hrones-Reswick aracılığıyla kontrol parametrelerinin belirlenmesi.....	131
EK 3 LSTM Kontrol Algoritması	134
ÖZGEÇMİŞ.....	140

KISALTMALAR DİZİNİ

ANN	Yapay Sinir Ađı
ARX	Dıř Girdi ile Otoregsif
AVF	Atmosferik vakum fırını
CNN	Evrelemsel Sinir ađı
GRU	Kapı Kontrollü Tekrarlayan Birim
Ki	İntegral Kazanç
Kp	Oransal Kazanç
Ku	Nihai Kazanç
LSTM	Uzun Kısa Süreli Bellek
MIMO	Çok Giriřli ve Çok Çıkıřlı Proses
MPC	Model Öngörölü Kontrol
NLP	Dođal Dil İřleme
NNPC	Sinir Ađı Öngörölü Kontrol
PID	Oransal-İntegral-Türevsel
RMSE	Kök Ortalama Kare Hatası
RNN	Yinelemeli Sinir Ađı
SOC	Mevcut Sarj Durumu

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 2.1 Atmosferik distilasyon ünitesi akım şeması.....	13
Şekil 2.2 Bir geri beslemeli PID kontrol sistemine ait blok diyagram.....	14
Şekil 2.3 Oransal kontrolün zamanla değişimi	15
Şekil 2.4 Oransal-İntegral kontrolün zamanla değişimi.....	16
Şekil 2.5 PID kontrolün zamanla değişimi	17
Şekil 2.6 Geri beslemeli bir proseste çeşitli kontrol edicilerin zamanla değişimi	17
Şekil 2.7 Örnek Sisotool sistem dizayn sayfa görüntüsü	22
Şekil 2.8 Örnek bir Sisotool kompensator denklem sonucu sayfa görüntüsü.....	23
Şekil 2.9 Basit bir sinir ağı yapısı	28
Şekil 2.10 RNN sinir ağı yapısı	29
Şekil 2.11 Basit bir LSTM ağının yapısı.....	30
Şekil 2.12 Sigmoid fonksiyonu	31
Şekil 2.13 Hiperbolik tanjant fonksiyonu	32
Şekil 2.14 Relu fonksiyonu.....	32
Şekil 3.1 Atmosferik vakum fırını şeması.....	35
Şekil 3.2 AVF’ında bulunan transfer fonksiyonları arasındaki ilişki	36
Şekil 3.3 İki giriş ve iki çıkışlı kontrol sistemi blok diyagramı	37
Şekil 3.4 Atmosferik vakum fırını sol kanalının Matlab Simulinkte sıcaklık kontrolü blok diyagramı	38
Şekil 3.5 Sol kanalın eşdeğer kanal olarak değerlendirildiği blok diyagram.....	39
Şekil 3.6 Sağ kanalın sol kanala yük etkisi yaptığı durum blok diyagramı	39
Şekil 3.7 Sağ ve sol kanalların birbirine etkisi olduğu decoupling blok diyagramı.....	40
Şekil 3.8 $W_{11}(s)$ ana transfer fonksiyonun Ziegler-Nichols parametreleri	42
Şekil 3.9 Fırının sol yakıt odası eş değer kanal blok diyagramı	45
Şekil 3.10 Sol ve sağ kanallar arası çapraz ilişki	46
Şekil 3.11 Fırında sıcaklık kontrolü için tasarlanan decoupling MIMO PID mimarisi ..	47
Şekil 3.12 Simulinkte sentetik veri üretmek için oluşturulan blok diyagram	48
Şekil 3.13 Geliştirilen LSTM derin öğrenme modelinin mimarisi	51
Şekil 3.14 Matlab Workspace ile Simulink arasında kurulan yapı	57
Şekil 4.1 $W_{11}(s)$ ve $W_{21}(s)$ transfer fonksiyonlarının eşdeğer kanal olarak değerlendirildiği fırının mimarisi	59
Şekil 4.2 $W_{11}(s)$ ’e $W_{21}(s)$ transfer fonksiyonun yük etkisi yaptığı durum blok diyagramı	60
Şekil 4.3 Fırında sıcaklık kontrolü için tasarlanan decoupling MIMO PID mimarisi	60

Şekil 4.4 $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonu dinamiğinin Matlab Simulink'teki blok diyagramı	61
Şekil 4.5 $W_{21}(s)$ transfer fonksiyonu dinamiğinin Matlab Simulink'te blok diyagramı	62
Şekil 4.6 $W_f(s)$ transfer fonksiyonun dinamiğinin Matlab Simulink'deki blok diyagramı	63
Şekil 4.7 $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonu için $W_{21}(s)$ 'in yük olduğu durumda sistemin Matlab Simulink'te blok diyagramı.....	64
Şekil 4.8 $W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ transfer fonksiyonunun yük olduğu durumda sistemin 0.05 basamak etkide zamanla sıcaklık değişimi.....	64
Şekil 4.9 $W_{11}(s)$ için $W_f(s)$ ve $W_{21}(s)$ transfer fonksiyonlarının yük olduğu durumda sistemin blok diyagramı	65
Şekil 4.10 $W_{11}(s)$ için $W_f(s)$ ve $W_{21}(s)$ transfer fonksiyonlarının yük olduğu durumda sistemin 0.05 basamak etkide zamanla sıcaklık değişimi.....	65
Şekil 4.11 Eşdeğer kanal durumunda kontrol parametre değerlerinin bulunması için Simulink ortamında blok diyagram.....	66
Şekil 4.12 Eşdeğer kanal durumunda kazanç ve salınım periyodu	68
Şekil 4.13 $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonun kontrol parametre değerlerinin bulunması için Simulink ortamında blok diyagramı.....	69
Şekil 4.14 $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonu için kazanç ve salınım periyodu	69
Şekil 4.15 $W_{eqv}(s)$ için Matlab Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap yöntemiyle P kontrol parametresinin bulunması.....	70
Şekil 4.16 $W_{eqv}(s)$ için Matlab Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap yöntemiyle PI kontrol.....	71
Şekil 4.17 $W_{eqv}(s)$ için Matlab Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap yöntemiyle PID kontrol.....	71
Şekil 4.18 $W_{eqv}(s)$ için Matlab Sisotool Chien-Hornes-Reswick yöntemiyle PI kontrol.....	72
Şekil 4.19 $W_{eqv}(s)$ için Matlab Sisotool Chien-Hornes-Reswick yöntemiyle PID kontrol parametrelerinin bulunması.....	73
Şekil 4.20 $W_{21}(s)$ 'in $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonuna yük olduğu blok diyagram	74
Şekil 4.21 $W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ transfer fonksiyonuna yük olduğu durumda Ziegler-Nichols yöntemiyle oransal (P) kontrol performansı	75
Şekil 4.22 $W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ transfer fonksiyonuna yük olduğu durumda Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap yöntemiyle P kontrol	75
Şekil 4.23 $W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ transfer fonksiyonuna yük olduğu durumda Sisotool- Chien-Hrones-Reswick yöntemiyle P kontrol	76
Şekil 4.24 $W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ transfer fonksiyonuna yük olduğu durumda P kontrolün toplu gösterimi.....	77
Şekil 4.25 $W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ transfer fonksiyonuna yük olduğu durumda Ziegler-Nichols yöntemiyle PI kontrol	78

Şekil 4.26 $W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ transfer fonksiyonuna yük olduğu durumda Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap yöntemiyle PI kontrol.....	79
Şekil 4.27 $W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ 'in transfer fonksiyonuna yük olduğu durumda Sisotool- Chien-Hrones-Reswick yöntemiyle PI kontrol.....	79
Şekil 4.28 $W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ 'in transfer fonksiyonuna yük olduğu durumda PI kontrolün toplu gösterimi	80
Şekil 4.29 $W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ transfer fonksiyonuna yük olduğu durumda Ziegler-Nichols yöntemiyle PID kontrol	81
Şekil 4.30 $W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ transfer fonksiyonuna yük olduğu durumda Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap yöntemiyle PID kontrol.....	82
Şekil 4.31 $W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ transfer fonksiyonuna yük olduğu durumda Sisotool Chien-Hrones-Reswick yöntemiyle PID kontrol	82
Şekil 4.32 $W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ transfer fonksiyonuna yük olduğu durumda PID kontrolün toplu gösterimi.....	83
Şekil 4.33 $W_{21}(s)$ ve $W_f(s)$ 'nin $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonuna yük olduğu Matlab Simulink blok diyagramı.....	84
Şekil 4.34 $W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ ve $W_f(s)$ transfer fonksiyonlarının yük olduğu durumda Ziegler-Nichols yöntemiyle P kontrol	85
Şekil 4.35 $W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ ve $W_f(s)$ transfer fonksiyonlarının yük olduğu durumda Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap yöntemiyle P kontrol....	85
Şekil 4.36 $W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ ve $W_f(s)$ transfer fonksiyonlarının yük olduğu durumda Sisotool Chien-Hrones-Reswick yöntemiyle P kontrol	86
Şekil 4.37 $W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ ve $W_f(s)$ transfer fonksiyonlarının yük olduğu durumda P kontrolün toplu gösterimi.....	87
Şekil 4.38 $W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ ve $W_f(s)$ transfer fonksiyonlarının yük olduğu durumda Ziegler-Nichols yöntemiyle PI kontrol	88
Şekil 4.39 $W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ ve $W_f(s)$ transfer fonksiyonlarının yük olduğu durumda Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap yöntemiyle PI kontrol ..	88
Şekil 4.40 $W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ ve $W_f(s)$ transfer fonksiyonlarının yük olduğu durumda Sisotool Chien-Hrones-Reswick yöntemiyle PI kontrol.....	89
Şekil 4.41 $W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ ve $W_f(s)$ transfer fonksiyonlarının yük olduğu durumda PI kontrolün toplu gösterimi	90
Şekil 4.42 $W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ ve $W_f(s)$ transfer fonksiyonlarının yük olduğu durumda Ziegler-Nichols yöntemiyle PID kontrol	91
Şekil 4.43 $W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ ve $W_f(s)$ transfer fonksiyonlarının yük olduğu durumda Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap yöntemiyle PID kontrol	91
Şekil 4.44 $W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ ve $W_f(s)$ transfer fonksiyonlarının yük olduğu durumda Sisotool Chien-Hrones-Reswick yöntemiyle PID kontrol.....	92
Şekil 4.45 $W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ ve $W_f(s)$ transfer fonksiyonlarının yük olduğu durumda PID kontrolün toplu gösterimi	93
Şekil 4.46 $W_f(s)$ 'nin W_{eqv} transfer fonksiyonuna yük olduğu blok diyagram.....	94

Şekil 4.47 Weqv(s) için Wf(s) transfer fonksiyonun yük olduğu durumda referans makaledeki PI ile kontrol	94
Şekil 4.48 Weqv(s) için Wf(s) transfer fonksiyonun yük olduğu durumda Ziegler-Nichols yöntemiyle PI kontrol	95
Şekil 4.49 Weqv(s) için Wf(s) transfer fonksiyonun yük olduğu durumda Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap yöntemiyle PI kontrolü.....	96
Şekil 4.50 Weqv(s) için Wf(s) transfer fonksiyonun yük olduğu durumda Sisotool Chien-Hrones-Reswick yöntemiyle PI kontrolü	96
Şekil 4.51 Weqv(s) için Wf(s) transfer fonksiyonun yük olduğu durumda PI kontrolün toplu gösterimi	97
Şekil 4.52 Weqv(s) için Wf(s) transfer fonksiyonun yük olduğu durumda Ziegler-Nichols yöntemiyle PID kontrol.....	98
Şekil 4.53 Weqv(s) için Wf(s) transfer fonksiyonun yük olduğu durumda Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap yöntemiyle PID kontrol.....	99
Şekil 4.54 Weqv(s) için Wf(s) transfer fonksiyonun yük olduğu durumda Sisotool Chien-Hrones-Reswick yöntemiyle PID kontrol	99
Şekil 4.55 Weqv(s) için Wf(s) transfer fonksiyonun yük olduğu durumda PID kontrolün toplu gösterimi	100
Şekil 4.56 Fırında decoupling MIMO kontrol mimarisi	101
Şekil 4.57 Fırının decoupling durumunda Ziegler-Nichols ile MIMO PID kontrol	102
Şekil 4.58 Fırının decoupling durumunda Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap ile MIMO PID kontrol	102
Şekil 4.59 Fırının decoupling durumunda Sisotool Chien-Hrones-Reswick ile MIMO PID kontrol	103
Şekil 4.60 Fırının decoupling durumunda farklı MIMO PID kontrollerinin toplu gösterimi.....	104
Şekil 4.61 Oluşturulan veri setinde referans basamak değeri ile sistem çıktısı arasındaki ilişki	107
Şekil 4.62 Geliştirilen LSTM modelinin set noktasına 0.05 basamak etki verildiğinde eğitim sonuçları.....	109
Şekil 4.63 u(t)_PID ile u(t)_LSTM karşılaştırılması	110
Şekil 4.64 u(t) 0.05 iken geliştirilen LSTM modeli ile geleneksel PID'nin sonuçlarının karşılaştırılması	111
Şekil 4.65 u(t) 1 iken geliştirilen LSTM modeli ile geleneksel PID'nin sonuçlarının karşılaştırılması	112
Şekil 4.66 u(t) 5 iken geliştirilen LSTM modeli ile geleneksel PID'nin sonuçlarının karşılaştırılması	113
Şekil 4.67 u(t) 10 iken geliştirilen LSTM modeli ile geleneksel PID'nin sonuçlarının karşılaştırılması	114
Şekil 4.68 u(t) 12 iken geliştirilen LSTM modeli ile geleneksel PID'nin sonuçlarının karşılaştırılması	115

Şekil 4.69 $u(t) -1$ iken geliştirilen LSTM modeli ile geleneksel PID'nin sonuçlarının karşılaştırılması	116
Şekil 4.70 $u(t) -2$ iken geliştirilen LSTM modeli ile geleneksel PID'nin sonuçlarının karşılaştırılması	117
Şekil 4.71 $u(t) -5$ iken geliştirilen LSTM modeli ile geleneksel PID'nin sonuçlarının karşılaştırılması	118



ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge 2.1 P, I ve D kontrollerin özellikleri.....	18
Çizelge 2.2 Ziegler-Nichols parametre ayarlama denklemleri	19
Çizelge 2.3 Cohen-Coon kontrolörünün optimize etmek için kullanılan denklemler	20
Çizelge 2.4 CHR yöntemi, %0 aşım için kullanılan denklemler	20
Çizelge 2.5 CHR yöntemiyle %20 aşım için kullanılan denklemler	21
Çizelge 3.1 Ziegler-Nichols parametre ayarı formülleri	42
Çizelge 4.1 $W_{11}(s)$ ve $W_{eqv}(s)$ transfer fonksiyonları için farklı yöntemlerle bulunan kontrol parametrelerin değerleri.....	67
Çizelge 4.2 Oluşturulan sentetik veri setinden örneklem	106
Çizelge 4.3 Katmanlarda ve optionslarda kullanılan genel özellikler.....	108

1. GİRİŞ

Atmosferik vakum fırınları petrol rafinelerinden kimyasal işlemlerin gerçekleştiği çeşitli endüstrilere kadar geniş bir yelpazede kullanılmaktadır. Bu fırınlar yüksek sıcaklık ve düşük basınç gerektiren kimyasal işlemlerde kritik rol oynar. Petrol rafinerilerinde ham petrolün işlenmesinde büyük önem taşıyan atmosferik vakum fırınları, yüksek kaynama noktasına sahip bileşenlerin ayrıştırılmasına imkân sağlar. Atmosferik vakum fırınları düşük basınçta çalışarak ham petrolün daha düşük sıcaklıkta işlemeyi ve termal bozunmayı önlemeyi sağlar. Bu işlemler enerji verimliliği sağlarken aynı zamanda ürün kalitesinin korunmasını da mümkün kılar.

Günümüzde endüstriyel proseslerde sıcaklık kontrolü; ürün kalitesi, enerji tasarrufu ve işletme maliyeti açısından büyük önem arz etmektedir. Özellikle termal işlemlerin meydana geldiği petrol rafinelerinde, kimyasal tesislerde kullanılan atmosferik vakum fırınları yüksek sıcaklık gerektiren proseslerin temel unsurudur. Atmosferik vakum fırınları rafinelerde ham petrolün ayrıştırılması gibi enerji yoğun tüketildiği alanda kullanıldığı için sıcaklık kontrolünün hassas ve doğru çalışması gerekmektedir. Aksi takdirde stabil ve doğru olmayan bir sıcaklık kontrolü ürün zayıflığına, ürün kalitesinin düşmesine, enerji kaybına hatta ekipman hasarına neden olabilmektedir. Petrol rafineleri gibi prosesi gereği kesintisiz çalışmak zorunda olan endüstrilerde üretimin devamlılığı ve kalite güvencesi açısından sıcaklık kontrolü vazgeçilmez unsurdur.

Endüstriyel süreçlerde yaygın olarak kullanılan geleneksel yöntemler; Oransal-İntegral (PI) ve Oransal-İntegral-Türev (PID) kontrol teknikleridir. Bu yöntemler, sistem dinamiklerine uyum sağlayarak hedeflenen sıcaklık değerlerine ulaşmak için geri besleme esasına dayanır. PID kontrolörleri, sıcaklık gibi değişkenlerin hassas şekilde kontrol edilmesini sağlar ve bu nedenle karmaşık endüstriyel proseslerde geniş bir kullanım alanı bulur. Sistemdeki hatayı sürekli olarak analiz eden ve buna göre düzeltici eylemlerde bulunan PID kontrolü, atmosferik fırınlar gibi süreçlerdeki ani değişiklikleri hızlı bir şekilde dengeleyebilir. Bununla birlikte, geleneksel PI ve PID kontrol yöntemlerinin sistem dinamiklerinin hızlı ve sürekli değiştiği ortamlarda yetersiz kaldığı durumlar da mevcuttur. Atmosferik vakum fırınları gibi zaman gecikmeli veya doğrusal

olmayan sistemlerde PID kontrolörlerinin optimal performans göstermesi için sürekli olarak parametre ayarlarının güncellenmesi gerekebilir. Bu yeniden ayarlama işlemleri zaman alıcı ve maliyetli olabilir. Ayrıca, PID kontrolörleri ani değişikliklere karşı aşırı tepki verebilir veya yetersiz kalabilir, bu da sistemin kararsız olmasına veya istenen performans seviyesine ulaşamamasına neden olabilir. PI ve PID kontrol algoritmaları, endüstriyel sıcaklık kontrolünde önemli bir yer tutmakla birlikte, öncesinde belirtilen nedenlerden ötürü dinamik ve karmaşık sistemlerde daha esnek ve uyarlanabilir kontrol yöntemlerinin geliştirilmesi gerekliliğini ortaya koymaktadır. Bu ihtiyaç, yapay zekâ ve makine öğrenimi gibi modern kontrol tekniklerinin araştırılmasını ve uygulanmasına kapı aralamıştır.

Endüstriyel otomasyon ve kontrol sistemleri alanında yapay zekâ uygulamaları, son yıllarda büyük bir hız kazanmış ve geleneksel kontrol yöntemlerinin ötesine geçerek daha gelişmiş ve esnek çözümler sunma potansiyelini ortaya koymuştur. Özellikle derin öğrenme yöntemleri, karmaşık veri setlerinden anlamlı patentler ve ilişkiler çıkarma yeteneği ile dikkat çekmektedir. Derin öğrenme yöntemlerinin endüstriyel kontrol sistemlerine entegrasyonu, geçmişte yapılan çalışmalardan edinilen deneyimlerle Şekillenmiş ve bu alandaki yenilikçi yaklaşımların temelleri atılmıştır. Geleneksel sıcaklık kontrol yöntemleri PI ve PID kontrol algoritmalarının süreç dinamiklerinin hızlı değişim gösterdiği için yetersiz kaldığı durumlarda derin öğrenme teknikleri, geçmiş verilere dayanarak sıcaklık kontrol süreçlerini modelleme ve tahmin etme yeteneğiyle problemlere çözümler üretmiştir. Bu yöntemler, çok katmanlı yapıları sayesinde, karmaşık ilişkileri öğrenebilmekte ve sistemin dinamiklerini daha iyi analiz edebilmektedir. Dolayısıyla, derin öğrenme, sıcaklık kontrol sistemlerinin daha hassas ayarlamalar yapmasına ve istenen sıcaklık seviyelerinin daha etkili bir Şekilde korunmasına olanak tanımaktadır. Ayrıca, bu teknikler, doğrusal olmayan dinamik sistemlerin yönetiminde önemli avantajlar sunarak, atmosferik vakum fırınları gibi karmaşık uygulamalarda sıcaklık kontrolünü daha etkin bir hale getirmektedir.

Derin öğrenme yöntemlerinden özellikle Recurrent Neural Networks (RNN- Tekrarlamalı sinir ağları) ve Long Short-Term Memory (LSTM- Uzun kısa süreli hafıza ağları) zaman serisi verilerinin analizinde ve sıcaklık kontrol uygulamalarında sıkça kullanılmaktadır.

RNN'ler, geçmiş verilere dayanarak gelecekteki sıcaklık değerlerini tahmin edebilme yeteneği ile dikkat çekerken, LSTM ağları uzun dönemli bağımlılıkları öğrenme yeteneği sayesinde sıcaklık dalgalanmalarına daha iyi yanıt verebilmektedir.

LSTM yöntemi zaman serisi verileriyle çalışmaktadır. Uzun ve kısa vadeli bellek mekanizmalarını kullanarak zaman serisi verilerindeki karmaşık ilişkileri modellemek alanında özellikle etkilidir. Sıcaklık kontrolünde LSTM kullanılması geçmiş sıcaklık verilerine dayanarak gelecekteki sıcaklık değerlerini tahmin etmeye olanak tanır. Bu sayede, sistemin dinamiklerini daha iyi anlayabilir ve daha hassas kontrol stratejileri geliştirilebilir. Ayrıca, LSTM'nin esnek yapısı, farklı ve karmaşık sıcaklık kontrol problemlerine hızlı bir şekilde adapte olmasını sağlar.

Günümüzde, derin öğrenme yöntemleri, sıcaklık kontrolünde sağladıkları üstünlükler ve endüstriyel süreçlerin daha dinamik bir şekilde yönetilmesine olanak tanınması nedeniyle önemli bir araştırma alanı haline gelmiştir. Yapılan çalışmalar, derin öğrenme yöntemlerinin potansiyelini ortaya koymakta ve gelecekte sıcaklık kontrol sistemlerinin daha akıllı, esnek ve verimli hale getirilmesine katkıda bulunacak çözümlerin geliştirilmesine zemin hazırlamaktadır.

Bu tez çalışmasında; ham petrole ön ısıtma işlemi uygulanan bir atmosferik vakum fırınında çeşitli geleneksel sıcaklık kontrol yöntemleri ile derin öğrenme yöntemi geliştirilip, karşılaştırmalar yaparak geliştirilen bu sıcaklık kontrol yöntemlerinin birbirlerine göre avantajları ve dezavantajları incelenmiştir. Böylece ham petrole ön ısıtma sağlayan atmosferik vakum fırını için en verimli kontrol stratejisinin belirleyerek bu önemli konuya ışık tutma amaçlanmıştır.

Çalışmanın başlangıcında öncelikle literatürden alınan fırına ait transfer fonksiyonlarının dinamikleri detaylı bir şekilde incelenmiştir. Referans alınan makalede (Abilov 2002) sıcaklık kontrolü olarak bulanık mantık kontrolünün yanı sıra geleneksel PI kontrolü de ele alınmıştır. Bu çalışmada makaledeki PI kontrolün performansını geliştirmek amacıyla PID kontrolörü parametrelerinin belirlenmesinde Ziegler-Nichols yöntemi ve Matlab'ın kontrol sistemi tasarlama ve analiz aracı olan Matlab Sisotool kütüphanesi tercih

edilmiştir. Bulunan PID kontrolleri Matlab Simulinkte sisteme uygulanıp sonuçlar karşılaştırılmıştır.

Aynı zamanda bu tez çalışmasında farklı kontrol stratejileri geliştirmek ve en iyi performansı sağlayan yöntemi bulmak amacıyla decoupling MIMO (Çoklu Giriş Çoklu Çıkış) PID kontrolü blok diyagramı ve eşdeğer kanal PID kontrolü blok diyagramı Matlab Simulink ortamında oluşturulmuştur. Bu iki farklı blok diyagram için Ziegler-Nichols ve Matlab Sisotool aracılığıyla PID kontrolleri geliştirilip Simulink'te sisteme uygulanmıştır. Decoupling MIMO PID kontrolü sayesinde kanalların birbirine olan etkilerinin yok edilmesi ya da azaltılması; eşdeğer kanal PID kontrolüyle de kanalların etkilerinin toplanması amaçlanmıştır. Böylece atmosferik vakum fırınında sıcaklık kontrolü üzerine farklı yöntemler denenerek endüstriyel fırınların karmaşık kontrol gereksinimlerine etkili bir çözüm sunma hedeflenmiştir.

Son olarak; derin öğrenme yöntemlerinden biri olan LSTM yöntemi ile atmosferik vakum fırınında sıcaklık kontrolü oluşturmaya yönelik algoritma geliştirilmiştir. Geliştirilen algoritma geçmiş verilerden sistemin yapısını öğrenip sıcaklık değişiminde diğer yöntemlere göre daha hızlı set noktasına ulaşmayı ve maksimum sıcaklık artışının minimum olmasının sağlanması amaçlanmıştır.

2. KAYNAK ÖZETLERİ VE KURAMSAL TEMELLER

2.1 Kaynak Özetleri

Son yıllarda ileri kontrol sistemleri çeşitli alanlarda farklı amaçlara yönelik kullanılmakta ve umut verici sonuçlar elde edilmektedir. Çalışmanın bu kısmında ileri kontrol yöntemleri ile yapılan kontrol çalışmaları hakkında bilgiler verilecektir.

Abilov vd. (2002) çok değişkenli kademeli bulanık kontrol yapısının atmosferik vakum fırını için uygulanmasını incelemişlerdir. Ele alınan atmosferik vakum fırını içindeki giriş ve çıkış kanalları karşılıklı etkileşim halinde olup MIMO kaskad bulanık mantık kontrol yöntemi uygulanmıştır. Geliştirilen model ile elde edilen sonuçlar geleneksel yöntem sonuçları ile karşılaştırıldığında bulanık mantık yönteminde sönümlemenin daha kısa sürede meydana geldiği ve daha iyi performans gösterdiği gözlemlenmiştir.

Lu ve Tsai (2008) yağ soğutma sistemine RNN ileri kontrol yöntemiyle tahmine dayalı bir kontrol sistemi oluşturulmuştur. Model kontrol sistemin kararlılığı ve kararlı durumdaki performansı ayrıntılı olarak incelenmiş olup modelin tatmin edici bir performans sağladığı belirtilmiştir.

Behmanesh ve Rahimi (2012) bakım sürecinin takibi için RNN ile regresyon modeli hibrit olarak birleştirip Esfahan Petrol Rafineri A.Ş.'nin bakım sürecine uygulayarak sonuçlarını incelemişlerdir. RNN üretim prosesinin modellenmesi ve kontrolünde etkili bir yöntemdir. Bu çalışmada öncelikle bakım süreçlerinin aralığını tahmin etmek için regresyon kullanılmıştır. Geliştirilmiş model ile tahminler yapılmış verimlilik düzeyi kabul edilebilir seviyede bulunmuştur.

Aras vd. (2015) uzaktan kumandalı insansız bir su altı aracının (ROV) derinlik kontrolü sinir ağı öngörülü kontrol (NNPC) yöntemiyle incelemiştir. ROV'un aşma durumunda sistemin tepkilerini iyileştirmek için NNPC kullanılmıştır. Sinir ağı geliştirmede Matlab /Simulink'ten yararlanılmış olup eğitimde yaklaşık olarak 10.000 veri kullanılmıştır.

NNPC'in yanıtları ROV'a göre daha iyi olduğu yapılan araştırma sonucunda ulaşılmıştır. Aynı zamanda NNPC'nin yanıt süresi geleneksel PI kontrol ile karşılaştırmıştır. NNPC'nin temel avantajı derinlik kontrolünde ROV'a göre daha hızlı olduğu sonucu elde edilmiştir.

Wong vd. (2018) ilaç sektöründe kullanılmak üzere sürekli karıştırılmalı bir tankta tahmine dayalı kontrol (MPC) ile RNN birlikte kullanılarak sürekli bir kontrol sistemi geliştirilmiştir. İlaç sektöründen karı artırma, ürün çeşitliliğini genişletmek için prosesin sürekli hale getirilmesi büyük önem arz etmektedir. Bu çalışmada geliştirilen kontrol yöntemi başarılı bir performans ortaya koymuştur. Ortaya koyulan kontrol sistemi; ilaç çeşitliliğinin arttırırken aynı zamanda kontrolünün daha kolay bir Şekil de yapılmasına olanak sağlamıştır.

Song vd. (2019) bu çalışmada CNN-LSTM yöntemleriyle akım, sıcaklık, voltaj gibi ölçülebilir veriler kullanılarak şarj durumu tahmin etmeye yönelik algoritma geliştirilmiştir. Elektrikli araçlarda mevcut şarj durumu (SOC) menzil tahmini ve optimum şarj kontrolü için büyük önem ihtiva etmektedir. Yöntemde hem LSTM'in hemde CNN'nin avantajlarından yararlanılmıştır. Çalışmada kullanılan veriler hem mekaniksel hem de zamansal özellikler barındırmaktadır. Geliştirilen ağ birçok farklı veriyle eğitildikten sonra test edilmiştir. Elde edilen sonuçlar değerlendirildiğinde LSTM-CNN ağı SOC'a göre değişkenler arasında doğrusal olmayan ilişkilerde daha iyi performans gösterdiği izlenmiştir. Aynı zamanda karar verme hızında SOC'a göre %1 oranında daha hızlı bulunmuştur.

Ouyang vd. (2020) yüksek sıcaklıkta metal üretimi yapan fırında sıcaklık kontrolü üzerine model geliştirmişlerdir. Yüksek sıcaklıkta çalışan fırınlarda sıcaklık kontrolü ürün kalitesinde dalgalanmanın ve üretim maliyetinin düşürülmesi adına çok önemlidir. Bu çalışmada hata tespiti ve tanımlama için GRU yöntemi tercih edilmiştir. GRU yöntemi RNN kıyaslandığında; GRU yöntemi daha basit bir yapıya sahip olup daha az parametre ile çalışabilmektedirler. Ortaya koyulan yeni model geleneksel ve RNN'e göre daha iyi bir performans ortaya koymuştur.

Ren ve Ni (2020) kesikli proses dinamiklerine sahip ve doğrusal olmayan çok fazlı üretimde yaşanan toplu işlem izleme zorluğuna çözüm olarak LSTM tabanlı toplu iş akışını takip eden bir sinir ağı önermişlerdir. Çalışmada kesikli beslemeli bir reaktörde penisilin üretimine yönelik incelemeler yapılmıştır. Oluşturulan sinir ağı çok katmanlı ve tekrarlama özelliğine sahiptir. Geliştirilen yöntem referansa göre üstünlük göstermesine rağmen bazı noktalarda zayıflıkları gözlemlenmiştir. İleri çalışmalarda; bu zayıflıkları çözmek için iki boyutlu RNN yöntemine odaklanılabileceği belirtiliyor.

Pisa vd. (2020) yapay sinir ağıyla karmaşık ve doğrusal olmayan atık su arıtma sistemine kontrol sistemi geliştirmişlerdir. Elde edilen sonuçlar karşılaştırıldığında var olan kontrol sistemine göre geliştirilen kontrol sistemi önemli bir iyileştirme göstermiştir. Fakat geliştirilen kontrol sisteminin yapısının çok hassas olduğu gürültülü verilerde performansının düştüğü gözlenmiştir. Bunun üzerine IMC tabanlı ANN yöntemi geliştirilmiştir. IMC tabanlı ANN ile karesel hata %55 civarında iyileştirme elde edilmiştir.

Vicente ve Raul (2020) petrol rafinerisinde bulunan fırında sıcaklık kontrolünü geleneksel yöntemler ile sağlamaya çalışmışlardır. Öncelikle gerçek zamanlı veriler kullanarak petrol rafinerisinde bulunan fırının dinamik modelini çıkarmışlardır. Ortaya koyulan modelde zaman gecikmesi çok fazla olduğundan Smith öngörücü yapısına gömülü bir PI denetleyici tasarlanmıştır. Model simülasyonda denenmiş ve iyi bilinen diğer yöntemler ile kıyaslandığında daha kısa sürede daha hassas sonuçlar geliştirdiği belirtilmiştir.

He vd. (2020) CNN ile LSTM yöntemini birlikte kullanarak nitrojen oksit emisyonuna yönelik bir tahmin modeli ortaya koymuştur. Ağır petrolün ikincil işlenmesinde sıvı katalitik parçalanma önemli proseslerindendir. Fakat bu işlem sırasında insan sağlığı için zararlı olabilecek NOx emisyonu ortaya çıkar. Sıvı katalitik parçalanma (FCC) karmaşık reaksiyonlar, ürün ayrımı ve rejenerasyon içerdiği için işlem sırasında NOx emisyonunu tahmin etmek çok zordur. CNN çok boyutlu veriler arasında özelliklerini çıkarıp bir patent yakalamaya çalışırken LSTM ise verilerin zamanla olan ilişkilerini çözmeye odaklanır. Gerçek bir rafinerinin dağıtılmış kontrol sisteminden (DCS) alınan veriler geliştirilen

modelin eğitiminde kullanılmıştır. Yapılan işlemler sonucundan geliştirilen modelin rafinerilerde NO_x tahminine yönelik kullanılabileceği vurgusu yapılmıştır.

Zhang vd. (2021) döner fırınlarda sinterleme sıcaklığının tahmini için çok değişkenli zaman serisi modeli geliştirmişlerdir. Sinterleme sıcaklığı çimento, alüminyum, çelik gibi maddelerin üretiminde önemli bir basamaktır. Bu çalışmada çok değişkenli sıcaklık zaman serilerinden otomatik uzaysal-zamansal özellik çıkarılarak sinterleme sıcaklığı tahmin etmek için derin öğrenme modeli kullanılmıştır. Modelde sinir ağı ve kapılı yinelemeli birim ağının hibrit olarak birleştirildiği DCGNet tercih edilmiştir. Elde edilen sonuçlar incelendiğinde endüstriyel süreçlerde geniş uygulama alanına hitap edebileceği belirtilmiştir.

Lawrynczuk ve Zarzycki (2021) polimerizasyon reaktörü ve nitrözasyon süreçlerinin kontrolüne birleştirilmiş MPC-LSTM ve MPC-GRU uygulayıp sonuçlarını karşılaştırmıştır. MPC-GRU yönteminde MPC-LSTM yöntemine göre daha az parametre kullanılmıştır. Fakat MPC-GRU'da daha az parametre kullanılmasına rağmen MPC-LSTM'den daha iyi bir kontrol sonucu oluşturmuştur. İleriki çalışmalarda MIMO sistemlerde MPC ile GRU birlikte kullanılması önerilmiştir.

Kühnert vd. (2021) su tedarikçisinin doğru Şekil de su dağıtımını yapabilmesi için su tüketimi profilini doğru tahmin etmesine yönelik model geliştirmiştir. Bu çalışmada zaman serilerinde LSTM tercih edilmiştir. Su talebi tahmini ve optimum pompa kontrolü için LSTM'in uygulanabilirliği incelenmiştir. LSTM sadece birkaç günlük veri ile tatmin edici sonuçlar vermiştir. Bu sonuçlar ışığında gerçek hayatta zaman verileriyle çalışan sistemler LSTM uygulanmasının sistemin performansın artırabileceği kanısı oluşmuştur. Sun vd. (2021) gerçek zamanlı olarak baca gazında bulunan oksijen miktarını tahmin eden LSTM ağıyla birleştirilmiş ağırlık temel bileşen analiz (WPCA) algoritması geliştirmiştir. Baca gazında bulunan oksijen miktarının gerçek zamanlı ölçümü yakma verimliliği ve ekonomik açıdan çok önemlidir. Fakat geleneksel oksijen analizörlerin gerçek zamanlı olarak doğru bir Şekil de baca gazındaki oksijen miktarını ölçmesi zordur. WPCA; temel bileşenler ile kalite birleşenleri arasında ilişkiyi çözmek için korelasyon oluşturmada kullanılırken geleceğe yönelik tahmin içinde LSTM'den faydalanılmıştır.

Hiperparametreleri belirlemede de parçacık sürü optimizasyon yöntemine (PSO) başvurulmuştur. Yapılan eğitim ve test sürecinden sonra WPCA-LSTM modelinin önemli bir tahmin performansı gösterdiği belirtilmiştir.

Choi vd. (2021) hurda çelik eritilen endüksiyon ocaklarında patlamayı önlemek ve maliyeti düşürmek amacıyla ileri yöntem sıcaklık kontrolü çalışmışlardır. Burada ortaya koyulan sıcaklık kontrolü yeni 2D matris yöntemi olan s-ConLSTM tercih edilmiştir. Çalışmanın başlangıcında sensör veriler ve zaman verileri sıralı matrise dönüştürülerek modele uygun hale getirilmiştir. Dönüştürülen veriler LSTM modelinde işlenmiş ve model nihai haline getirilmiştir. Elde edilen model ile genel sinir ağı modelleri kıyaslandığından geliştirilen model iyi bir performans ortaya koymuştur. Endüksiyon fırınlarında s-ConLSTM modeli kullanılarak daha verimli ve daha güvenli bir çalışma ortamı oluşturulabileceği belirtilmiştir.

Lei vd. (2022) bu çalışmada alüminyum indirgeme üretiminde kap sıcaklığının tahminine yönelik incelemeler yapmıştır. Hücrenin ömrünü ve verimini yansıttığı için kap sıcaklığı alüminyum elektrolizde önemlidir. Aynı kap sıcaklığının gerçek zamanlı ölçümü termokaplı sensörünün düşük ölçüm doğruluğu ve yüksek bakım maliyeti yüzünden mevcut koşullar altında zordur. Çalışmada gerçek zamanlı olarak kap sıcaklığını ölçen LSTM modeli geliştirilmiştir. Yapılan çalışmalarda geliştirilen model mevcut yöntemlere göre hem sağlamlık açısından hem de doğruluk açısından daha iyi sonuçlar vermiştir.

Hansen vd. (2022) gerçek bir atık su arıtma tesisinde fosfor konsantrasyonunun modellenmesi üzerine çalışma yapmışlardır. Atık su arıtma tesisinin dinamikleri doğrusal değildir ve zamanla değişir karmaşılaşır. Bu özelliklerinden dolayı atık su arıtma tesislerinde mekanik modeller kullanılarak tahminler yapılması zordur. Bu çalışmada LSTM zamanlı 2 farklı model geliştirilmiştir. İlki çevre koşullarını ve proses operasyonlarını tanımlayarak fosfor konsantrasyonunu tahmin etmeye çalışılmıştır. İkincisinde ise birincisine ek olarak geçmiş fosfor ölçüm sonuçları da çalışmaya eklenmiştir. Her iki modelde iyi tahmin performansı göstermiştir. Geliştirilen modeller 24 saate kadar gelecek fosfor verilerini tahmin etmeye uygun bulunmuştur.

Chen vd. (2022) çelik haddeleme öncesinde yeniden ısıtma fırınında GRU temelli sıcaklık kontrolü geliştirmişlerdir. Haddeleme proseslerinde yeniden ısıtma fırınlarının sıcaklık kontrolü ürün kalitesi ve maliyet açısından büyük önem arz eder. Bu çalışmada GRU temelli sıcaklık tahmin modeli oluşturulurken girdi verisi olarak sıcaklık, kullanılan yakıt, hava zaman serileri kullanılmıştır. Elde edilen model mevcutta bulunan PI kontrol ile kıyaslandığında mutlak hata ve kök ortalama kare hatada sırasıyla %33.34, %19.92 daha az hata sonucu vermiştir.

Biegel vd. (2022) derin otomatik kodlayıcı tabanlı izleme yaklaşımı gerçek saç metal Şekil lendirme prosesine uygulamışlardır. Üretim süreçlerinde anormal koşulların tespit edilmesi, ani aksamalara hızlıca müdahale etme ve ürün kalite sorunlarına çözüm aranmaktadır. Son zamanlarda yapılan çalışmalarda çok değişkenli istatistiksel süreç kontrolü yaklaşımları üretim performansını artırdığı gözlemlenmiştir. Geliştirilen model saç metal prosesinde üretim sürecinin tamamını takip etmektedir. Elde edilen sonuçlar değerlendirildiğinde umut verici olarak nitelendirilmiştir.

Meng vd. (2023) mısırdan şeker üretimi prosesinde RNN-LSTM tabanlı kontrol modeli geliştirmeye çalışmışlardır. Mısırdan şeker üretime kadar olan süreç fiziksel ve kimyasal olaylar içerdiği için tüm bu sistemin bir otomatik kontrol sistemi ile kontrol edilmesi zordur. RNN ve LSTM yöntemleri de süreçlerde bulunan olayların uzun vadeli bağımlılıklarını ele almada başarılıdır. Bu özelliklerinden dolayı şeker üretim sürecinde kullanılması amacıyla RNN ve LSTM yöntemleriyle kontrol algoritması geliştirilmiştir. Öncelikle geçmiş veriler toplanıp düzenlenmiş, modelin mimarisi oluşturulmuş ve son olarak model simülasyonda çalıştırılmıştır. Çalışma sonucunda model sistemi başarılı bir Şekil de kontrol etmiştir. Yapılan bu çalışma ışığında mısırdan şeker üretimi prosesinde RNN-LSTM tabanlı kontrol modelinin uygulanma potansiyelinin var olduğu belirtilmiştir.

Kang vd. (2023) doğrusal olmayan bir sistemin derin öğrenme yöntemleriyle matematiksel modellemesini yapmaya çalışmışlardır. Endüstriyel prosesler karmaşık ve doğrusal olmayan davranışlar sergilerler. Teknolojinin gelişmesine rağmen günümüzde

halen bu endüstrilerinin kontrolünde zorlanılmaktadır. Bu probleme çözüm bulmak amacıyla yapılan arařtırmalar neticesinde LSTM-CNN-ARX hibrit modele karar verilmiřtir. Geliřtirilen hibrit model bir su deposunun kontrolünde MPC ile birlikte çalıřtırılmıřtır. Modelin verimlilięini artırmak, uygulanabilirlięini geniřletmek için LSTM yapısı üzerine çalıřmalara devam edilmesi ve modelin iyileřtirilmesine odaklanılmıřtır.

Liu vd. (2023) kentsel su arıtma tesislerinde enerji tasarrufu, daha kaliteli bir atık su ve daha yüksek arıtma verimlilięi için artan talepler doęrultusunda anaerobik-anoksik-oksik (AAO) proses için optimizasyon ve yapay zekâyla kontrol algoritması geliřtirmeyi amaçlamıřtır. Havalandırma hacminin, dahili devir daimin ve çamur geri dönüşümün kontrolü ile bioreaktör stabilitesi saęlanacak aynı zamanda enerji tasarrufu yapılacaktır. AAO'nin gerçek zamanlı kontrolü için MPC-LSTM yapısı oluşturulmuřtur. MPC-LSTM tahmini modelinin karesel hatası 0,99 olarak tespit edilmiř iken geleneksel kontrole göre oksijen kullanımı %7 oranında azalma meydana gelmiřtir. Elde edilen sonuçlar ile MPC-LSTM modelinin atık su arıtımında gerçek zamanlı olarak kontrol için kullanılmasının uygun olacaęı düşüncesi belirtilmiřtir.

Lee ve Kang (2023) çeřitli geleneksel ve ileri kontrol yöntemlerini mikro sıcaklık kontrol laboratuvarında uygulayarak sonuçlarını kıyaslamıřlardır. Mikro sıcaklık kontrol laboratuvarına PID, model tahmin kontrol (MPC), uzun kısa süreli bellek (LSTM) modelleri sıcaklık kontrolünde uygulanmıřtır. Öncelikle MPC ve PID sisteme uygulanmıř ve karřılařtırılmıřtır. Akabinde ölü zaman probleminde daha yüksek performans beklentisi nedeniyle LSTM uygulanmıřtır. LSTM ile oluşturulan algoritmada geçmiř sıcaklık verilerinden gelecek sıcaklık verileri tahmin edilmeye çalıřılmıřtır. MPC ile elde edilen sonuçlar PID deęerine göre %12,4 daha doęru olduęu tespit edilmiřtir. LSTM modeli ise PID deęerine göre %14,5 daha doęru sonuç verdięi görölmüřtür.

Selvamurugan vd. (2024) batch reaktörde sıcaklık profilinin etkili bir řekil de takibi için CNN-LSTM tabanlı hibrit doęrusal olmayan model tahmini denetleyici (NMPC) tasarlanmıřtır. Çalıřmada mekanik özelliklerin tespiti için CNN veriler arasındaki zaman baęını yönetmek için LSTM yöntemlerinden faydalanılmıřtır. Modelin eęitilmesinde açık

döngülü deneylerden elde edilen giriş-çıkış verileri kullanılmıştır. Model ile hem ekzotermik reaksiyon sonucu üretilen ısıyı yönetmesi hem de soğutma suyu akışı hızının optimize etmesi hedeflenmiştir. Elde edilen sonuçlar umut verici bulunmuş olup çalışmaların özellikle doğrusal olmayan ağırlıklandırma belirleme yönünde devam etmesi önerilmiştir.

2.2 Kuramsal Temeller

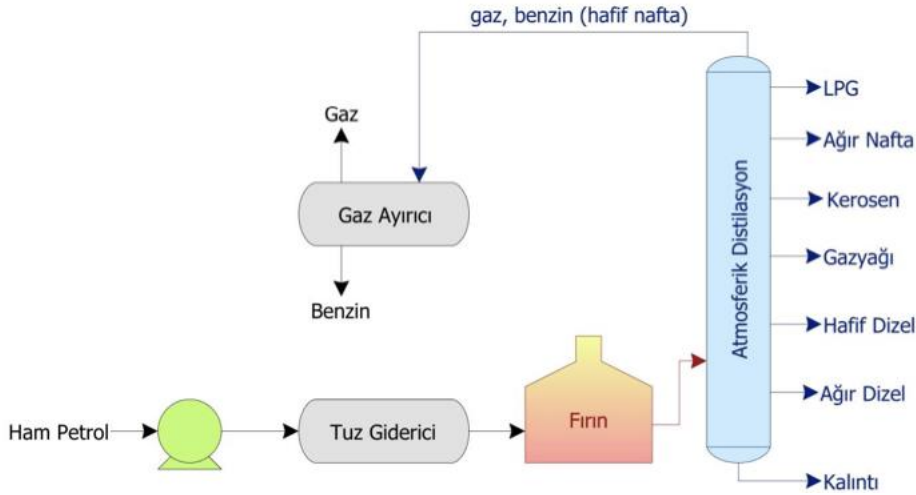
2.2.1 Atmosferik vakum fırını çalışma prensibi

Petrol işletmesi, içinde birçok önemli fiziksel-kimyasal süreç ve reaksiyonları barındıran etkileyici bir ekonomiye sahip endüstridir. Bu işletmeler içinde birçok ekipman ve kimyasal bulundurmaktadır (Chaudhuri 2011). Fırınlarda petrol işletmelerinde en temel ve en önemli bölümlerini oluşturmaktadır. Ham petrol ön ısıtma işleminin yapıldığı fırınlarda sıcaklık kontrolünün ürünün kalitesi ve enerji tüketimi üzerinde yadsınamaz bir etkisi olduğu kabul edilir. Petrol işletmeleri diğer tesisler ile karşılaştırıldığında en fazla enerji tüketimi yapan tesislerden biridir (Masoumi ve Izakmehri 2011). Bu enerji kaybında en büyük rolünde tam olarak doğru yapılmayan kontrol sistemleridir. Yeterli doğrulukta yapılmayan kontrol işlemleri enerji kaybının yanında aynı zamanda ürün kalitesini de düşürmektedir.

Atmosferik vakum fırınında ham petrol yaklaşık olarak 300-370 °C'ye kadar ısıtılır (Chaudhuri 2011). Atmosferik vakum fırınlar ham petrolün giriş sıcaklığı, hava-yakıt oranı, çevreye ısı kaybı gibi çeşitli bozucu etkiler altında çalışırlar. Ürün kalitesinin sabit tutulması ve enerji tüketiminin azaltılması amacıyla sıcaklık kontrolü uygulanması gerekmektedir (Zeybek 2006, Chaudhuri 2011). Fırınlarda, yanma işlemleri ile elde edilen baca gazı sayesinde ham petrol istenilen sıcaklığa getirilir. Fırınlarda gereksinimlere göre tekli veya çoklu akışa sahip olabilirler. Çoklu akışlı fırınların dinamik kanallarında gecikmeler ve kontrol parametreleri arasında da çapraz ilişkiler bulunur. Isı transferi fırınlarda konveksiyon ve radyasyon bölgelerinde meydana gelir (Abdelzaher vd. 2008). Literatürde birçok kontrol yöntemi bulunmaktadır. Bunlar; çok değişkenli, dağıtılmış, karmaşık ve çapraz etkili kontrol sistemleridir. Yapılan çalışmalarda gerçek sistemlere

uyumlu olabilmek için fırınlarda kontrol olarak doğrusal olmayan non-linear bir kontrol yapılması önerilmektedir (Ziegler ve Nichols 1993).

Yapılan incelemeler, geleneksel PID kontrolünün genellikle tam manada yeterli bir kontrol sağlayamadığını göstermektedir. Bu kontrolünün zor olmasının en temel sebebi; yükün miktarına göre fırının özelliğinin değişmesi yatmaktadır. Bu tip karmaşıklıklardan dolayı geleneksel PID kontrol ile özellikle düşük set noktalarında kontrolün sağlanmasında güçlük yaşanmaktadır (Banerjee vd. 2004). Fırının özellikleri göz önüne alındığında optimum sıcaklık kontrolünün sağlanması ve karesel hata toplamının en aza indirmek için yapay zekâ teknikleri ile geri beslemeli kontrol algoritmasının geliştirilmesinin sıcaklık kontrolü açısından olumlu sonuçlar doğuracağı düşünülmektedir (Lin C. 1995, Anderson vd. 1997).

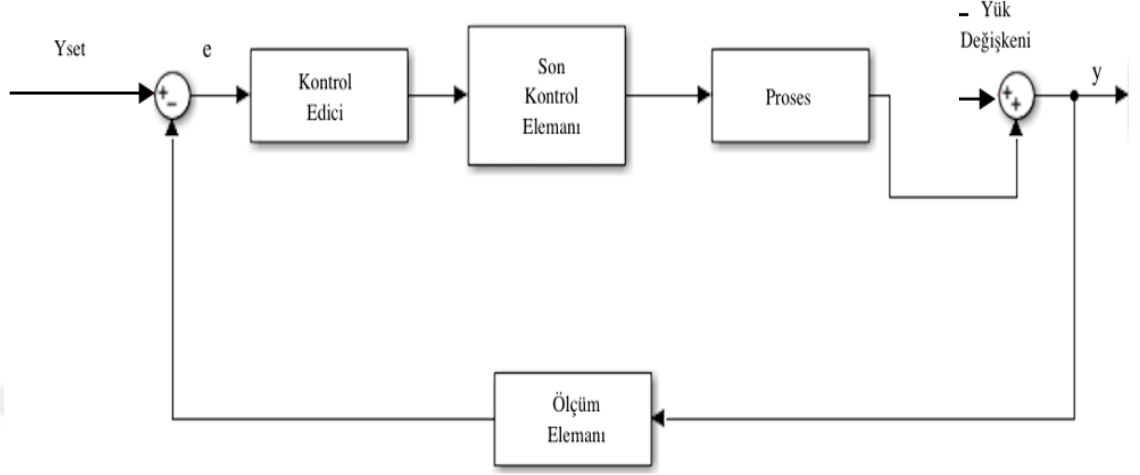


Şekil 2.1 Atmosferik distilasyon ünitesi akım şeması (2022 Anonim)

2.2.2 Geleneksel kontrol yöntemleri

PID kontrol endüstride sıcaklık, basınç, akış, hız gibi proses değişkenini kontrol etme amacıyla yaygın olarak kullanılan bir geleneksel geri beslemeli kontrol yöntemidir. PID kontrolü ile temel amaç hedef ile prosesin çıktısını birbirine yakın tutmak olup bunu geri beslemeli kapalı kontrol sistemiyle gerçekleştirir. Geri beslemeli kontrolde proses çıktısı ile set noktası arasındaki fark ölçülür bunu hata olarak adlandırılır. Akabinde bu hatayı

azaltmaya yönelik yeni sinyal üretilir. Bu Şekil de kapalı geri beslemeli bir döngüde hatayı minimize etmeye çalışılır (Uludemir 2006).

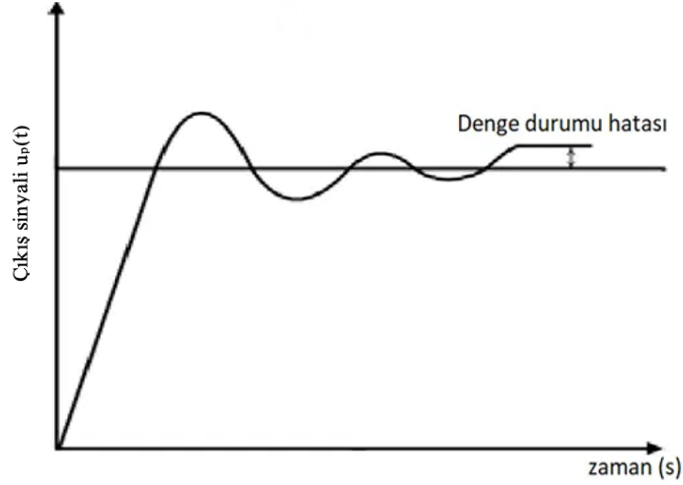


Şekil 2.2 Bir geri beslemeli PID kontrol sistemine ait blok diyagram

Geri beslemeli kontrol döngüsü oransal-integral-türevsel kontrol (PID)'den oluşmaktadır. Bu kontrollerin her biri hataya karşı sinyaller üretir. Her kontrol ayrıntılı olarak incelendiğinde;

Oransal kontrol (P); sistemin hatasıyla orantılı Şekil de sinyal üretir. Oransal kontrolde hatanın mevcut değerleriyle kontrol orantılıdır. Oransal kontrol yöntemi tek başına gerçek hayatta genel olarak kullanılmaz. Çünkü set noktasına gelindiğinde göz ardı edilemeyecek boyutta bir hata oluşmaktadır. Oransal kontrolün denklemi aşağıdaki ifade edilmiştir (Svrcek 2006).

$$u_p(t) = K_p e(t)$$



Şekil 2.3 Oransal kontrolün zamanla değişimi

İntegral kontrol (I); oransal kontrolün aksine hatanın geçmiş değerleri dikkate alınarak kontrol sağlanır. Geçmiş hata değerlerinin zaman içinde integralini alarak mevcut hata ile bütünleştirir. İntegral kontrol tek başına kullanıldığı durumda set noktasına ulaşana kadar çok büyük sapmalar meydana getirmektedir.

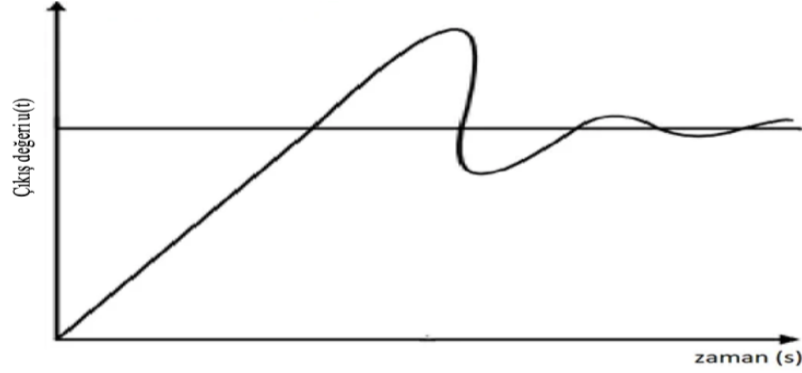
$$u_i(t) = K_i \int_0^t e(\tau) d\tau$$

Türevsel kontrol (D); hatanın birim zamandaki değişimi belirli oranda kontrol sinyaline eklenerek daha hızlı şekilde set noktasına ulaşması sağlanır. Türevsel kontrolde hata'nın zamana göre türevi alınır (Svrcek 2006).

$$u_d(t) = K_d \frac{de(\tau)}{d\tau}$$

Oransal-İntegral kontrol (PI); türevsel kontrolü olmayan geri beslemeli kontrol şeklidir. Sistemin set noktasına geri dönmesini sağlar. Kontrolün cevap süresi integral kontrolüne göre daha hızlı olmasına rağmen oransal kontrole göre yaklaşık olarak %50 oranında daha yavaştır. Yanıt süresini azaltmak için türevsel kontrol eklenmesi gerekmektedir. Set noktasında çok fazla dalgalanma meydana gelmektedir (Svrcek 2006).

$$u(t) = K_p e(t) + K_i \int_0^t e(\tau) d\tau$$



Şekil 2.4 Oransal-İntegral kontrolün zamanla değişimi

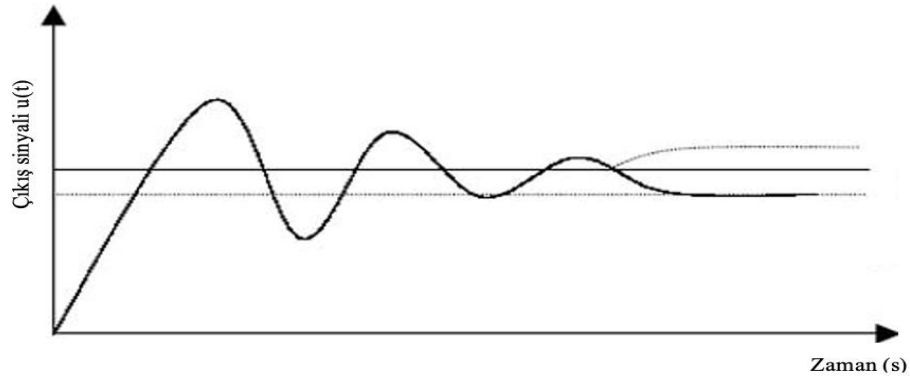
PI kontrol, en sık kullanılan PID kontrol yöntemlerinden biridir. Yeni hatalarla karşılaşılacak durumlarda genellikle kullanılması tercih edilir. Çünkü türevsel kontrolü olmadığı için karşılaşılacak hataları düzeltemeyebilir.

Oransal-Türevsel Kontrol (PD); geri beslemeli kontrolün birleşimi olup integral kontrolü bulunmamaktadır. Bu kontrol hem mevcutta bulunan koşullarda hemde ileriye dönük tahmin edilen koşullarda çalışır. Fakat integral kontrolünün bulunmamasından dolayı yaygın olarak kullanılmamaktadır.

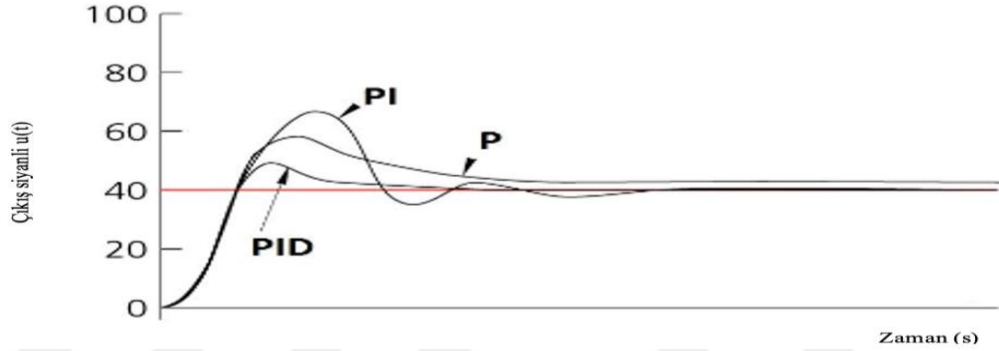
$$u(t) = K_p e(t) + K_d \frac{de(\tau)}{d\tau}$$

Oransal-İntegral-Türevsel Kontrol (PID); her üç kontrolün kombinasyonu ile oluşturulmuştur. En yaygın olarak kullanılan kontrol yöntemidir. Çünkü her kontrolün avantajlarını bir araya getirilmiştir. Daha hızlı yanıt veren dalgalanmayı sönmüleyebilen aşma miktarının az olduğu bir kontroldür. Diğer kontrol yöntemlerine göre daha pahalı olmasından ötürü gerekmediği durumda kullanılmaz (Aström 2006).

$$u(t) = K_p e(t) + K_i \int_0^t e(\tau) d\tau + K_d \frac{de(\tau)}{d\tau}$$



Şekil 2.5 PID kontrolün zamanla değişimi



Şekil 2.6 Geri beslemeli bir proseste çeşitli kontrol edicilerin zamanla değişimi

Kapalı döngü bir sistemin etkilere karşı tepkisi dört ana unsurunda barındırır. Bunları şu şekilde sıralayabiliriz.

- Yükselme süresi: sistem çıktısının ilk kez hedef seviyesinin %90'nını aşmasında geçen süredir.
- Sistemin ani tepkisi: sistemin tepe noktasının kararlı durumda ne kadar aştığıdır.
- Kalıcı hale geçme süresi: sistemin kalıcı konuma gelmesi için geçmesi gereken süredir.
- Kararlı durum hatası: kararlı durumda sistem çıktısı ile hedef noktası arasındaki farktır.

K_p , K_i ve K_d parametrelerinin artırılması ile kapalı döngüde meydana gelen değişiklikler Çizelge 2.1'te ayrıntılı olarak açıklanmıştır.

Çizelge 2.1 P, I ve D kontrollerin özellikleri

	Yükselme zamanı	Sistemin ani tepkisi	Kalıcı geçiş zamanı	Kararlı durum hatası
K_p	Azalır	Artar	Çok az değişir	Azalır
K_i	Azalır	Artar	Artar	Yok eder
K_d	Minimum değişim	Azalır	Azalır	Minimum değişim

Optimum PID parametreleri ayarlanarak ürün kalitesi artırılabilir, sistemin verimliliği yükseltilebilir, sistemin enerji tüketimi azaltılabilir ve böylece minimum insan müdahalesi ile sistem kolaylıkla çalıştırılabilir. Bu nedenlerden ötürü PID parametrelerinin doğru bir şekilde ayarlanması işletme açısından büyük önem taşımaktadır. PID parametrelerinin belirlenmesinde tesislerde yaygın olarak Ziegler-Nichols, Cohen-coon, Chien-Hrones-Reswick ve optimizasyon yöntemleri kullanılmaktadır (Çırak 2019).

2.2.3 PID kontrolör tasarlama yöntemleri

PID kontrolör tasarımının amacı sistemin performans koşullarını sağlayacak K_p , K_i , K_d parametrelerinin değerlerinin bulunmasıdır (Mudi 2009). PID kontrol edici tasarlama takip edilecek temel adımlar şu şekilde sıralanabilir;

- Öncelikle kontrol edici tasarlanacak sistemin açık döngü transfer fonksiyonlarının elde edilmesi ve sistemin kontrol altına alınabilmesi için gerekli unsurların tespit edilmesi,
- Sistemde pik noktasını azaltmak ve hızlı tepki almak için oransal kontrol denetleyicisi ilave edilmesi,
- Sistemde kararlı durum hatasının yok etmek hatayı 0'a indirmek için integral kontrol ilave edilmesi,

- Sistemin ani tepkimesini iyileştirmeyi, dalgalanmayı azaltmak için türevsel kontrol ilave edilmesi,
- Optimum kontrol sağlana kadar K_p , K_i , K_d değerleri üzerinde ayarlamaların yapılması.

PID parametrelerini ayarlama Ziegler-Nichols, Cohen-coon, Chien-Hrones-Reswick, el ile ayarlama, optimizasyon gibi çeşitli yöntemler tercih edilir. Fakat bunlar arasında en yaygın kullanılan yöntemler olarak Ziegler-Nichols ve Cohen-coon belirtilebilir.

Ziegler-Nichols yöntemiyle PID parametresi ayarlama

Ziegler-Nichols yöntemi PID tasarımında en yaygın olarak kullanılan yöntemdir. Ziegler-Nichols yöntem geri beslemeli sistemde basamak etki ile sürekli salınımın sağlanmasına dayanır. Ziegler-Nichols ile PID parametrelerini tespit etmek için öncelikle integral ve türev kontrol değerleri sıfır yapılarak devre dışı bırakılır (Hang vd. 1991). K_p değeri değiştirilerek aynı genlikte ve süreklilikte osilasyon bulunmaya çalışılır (Ziegler vd. 1993, Skogestad 2003). Bulunan osilasyon değeri kullanılarak en küçük oransal kazanç (K_u) verisi ve sistemin periyodu (T_u) bulunur. Akabinde bu bulunan değerler ile Çizelge 2.2’de belirtilen Ziegler-Nichols parametre ayarlama formülleri kullanılarak PID parametreleri bulunur (Lin ve Lin 2013, Ziegler ve Nichols 1942)

Çizelge 2.2 Ziegler-Nichols parametre ayarlama denklemleri

	K_p	K_i	K_d
P kontrol	$K_u/2$		
PI kontrol	$K_u/2.2$	$T_u/1.2$	
PID kontrol	$K_u/1.7$	$T_u/2$	$T_u/8$

Cohen-Coon yöntemiyle PID parametresi ayarlama

Cohen-coon yönteminde başlangıçta prosesi tanıyabilmek için öncelikle açık çevrim olarak sistem çalıştırılır. Sisteme basamak etkiler uygulanıp çıkış gözlemlenerek PID kontrolör katsayıları Çizelge 2.3’e göre hesaplanır (Xue vd. 2007).

Çizelge 2.3 Cohen-Coon kontrolörünün optimize etmek için kullanılan denklemler

Kontrolörler	PID kontrolör parametreleri		
	K_p	T_i	T_d
P	$\frac{P}{NL} \left(1 + \frac{R}{3}\right)$		
PI	$\frac{P}{NL} \left(0.9 + \frac{R}{12}\right)$	$L * \left(\frac{30 + 3R}{9 + 20R}\right)$	
PID	$\frac{P}{NL} \left(1.33 + \frac{R}{4}\right)$	$L * \left(\frac{30 + 3R}{9 + 20R}\right)$	$\frac{4L}{11 + 2R}$

Çizelge 2.3’de yer alan P, L, R ve N değerleri şu Şekil de açıklanabilir (Cohen ve Coon 1953);

P: girişteki yüzde değişim,

N: çıkıştaki yüzde değişimi

L: tdead

R: ttead/T

Chien-Hrones-Reswick Yöntemi

Ziegler-Nichols yönteminin daha ileri bir yöntemidir. Bu yöntem ile aşım gerçekleşmeden en hızlı cevap ve %20 aşım ile en hızlı cevap özelliklerine ulaşılmayı amaçlanmıştır. CHR yöntemiyle PID parametrelerinin belirlenmesi için öncelikle Ziegler -Nichols yöntemiyle a ve L parametreleri bulunması gerekir. L ve a bulunduktan sonra CHR yönteminde PID parametreleri aşım olmadan ve %20 aşım için iki ayrı PID parametresi tespit edilir. Bu aşamada aşağıda belirtilen Çizelgeler 2.4 ve Çizelge 2.5 kullanılır (Aström 1995).

Çizelge 2.4 CHR yöntemi, %0 aşım için kullanılan denklemler

	K_p	T_i	T_d
P	0.3/a	-	-
PI	0.6/a	4L	-
PID	0.95/a	2.4L	0.42L

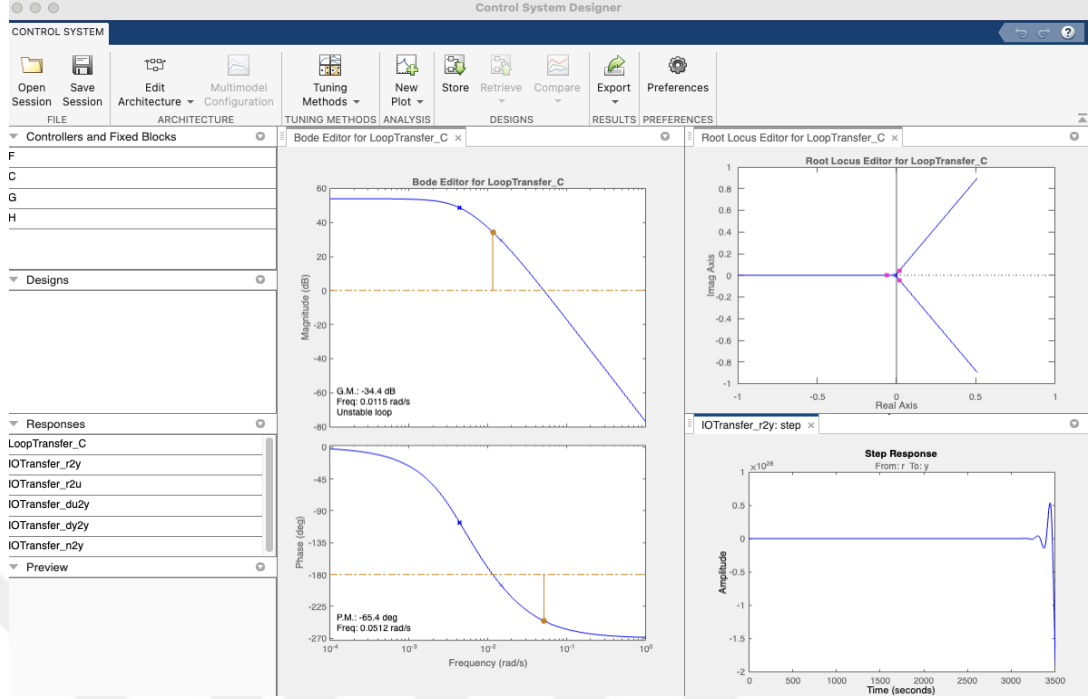
Çizelge 2.5 CHR yöntemiyle %20 aşım için kullanılan denklemler

	K_p	T_i	T_d
P	0.7/a	-	-
PI	0.7/a	2.3L	-
PID	1.3/a	2L	0.42L

2.2.4 Matlab Sisotool kütüphanesi ile PID kontrolör parametrelerini belirleme

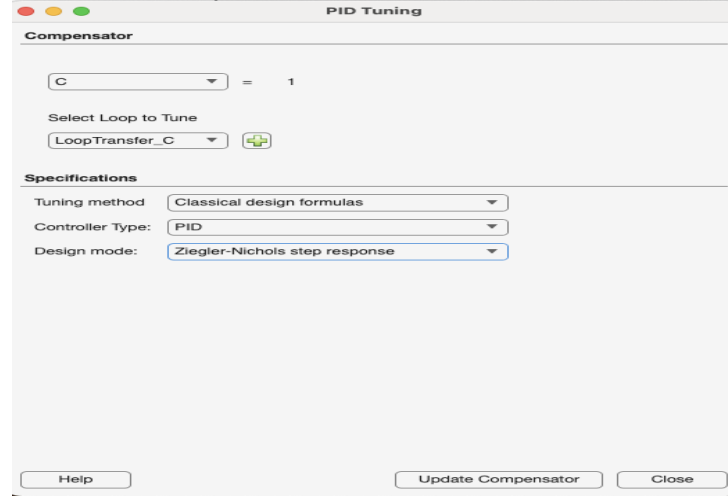
Sisotool Matlab kontrol sistemi araç kutusunda bulunan sistemler için kontrolör tasarımına imkân sağlayan Matlab'daki bir grafik kullanıcı ara yüzüdür (GUI). Kontrolörün yapısı veya parametreleri değiştiğinde bode grafiklerini veya kök yer eğrilerini tekrar tekrar çizmeye gerek olmadan Sisotool kütüphanesi gerçek zamanlı olarak yenilemektedir (Guvenc ve Guvenc 2004).

İlk olarak, sistemin Sisotool ortamına tanımlanmasının ardından, "Control System Designer" sayfasına geçilir. Bu sayfada, "Tuning Methods" sekmesi aracılığıyla grafik tabanlı ayarlama ve otomatik ayarlama seçenekleri sunulmaktadır. Grafik tabanlı ayarlama kısmında Bode diyagramı, kapalı döngü Bode diyagramı, kök yer eğrisi (root locus) ve Nichols diyagramı gibi analiz yöntemleri mevcuttur. Otomatik ayarlama bölümünde ise PID ayarlama, basit optimizasyon ayarlaması, LQG (Linear Quadratic Gaussian) tasarımı ve IMC (Internal Model Control) ayarlaması gibi çeşitli parametre ayarlama seçenekleri bulunmaktadır. Bu araçlar, sistemin kontrol performansını optimize etmek ve istenilen dinamik özellikleri elde etmek için farklı yöntemler sunmaktadır.



Şekil 2.7 Örnek Sisotool sistem dizayn sayfa görüntüsü

Otomatik ayarlama kısmından PID ayar bölümüne geçildiğinde, ayarlama metodu ve kontrol yöntemleri seçilir. Ayarlama metodları olarak “Robust response time” ve “classical design formulas” seçenekleri varken kontrol yöntemleri olarak P, PI ve PID bulunur. PID tasarım için en uygun yöntemi ve ayarlama metodu seçildikten sonra eğer klasik PID dizayn seçildiyse dizayn yaklaşımının belirlenmesi gerekmektedir. Dizayn yaklaşımı olarak; “Approximate MIGO frequency response”, “Approximate MIGO step response”, “Chien-Hrones-Reswick”, “Skogested IMC”, Ziegler-Nichols frequency response” ve “Ziegler-Nichols step response” bulunmaktadır. Belirlenen bu özelliklere göre PID ayarlaması yapıldıktan sonra kompensator’un denklemleri verilmektedir. Bu denklemler kullanılarak PID parametreleri bulunmaktadır.



Şekil 2.8 Örnek bir Sisotool kompensator denklem sonucu sayfa görüntüsü

Sisotool gerçek zamanlı güncelleme sayesinde tasarım aşamasında kısa sürede yol gösterici bilgiler vermektedir. Aynı zamanda PID ayarlama hızı bir şekilde de birçok kontrol yöntemi kullanılabilirliği için sisteme en uygun olan kontrol yöntemi seçiminde kılavuzluk yapmaktadır (Pourboghraat 2010).

2.2.5 Eşdeğer kanal PID kontrol yöntemi

Çok girişli ve çok çıkıtlı (MIMO) proseslerde sistemde yer alan her giriş ve her çıkış için ayrı ayrı kontrol tasarlanması oldukça karmaşık ve pahalıdır. Eşdeğer kanal PID kontrol yönteminde bu karmaşıklığı ve maliyeti azaltmak için sistem tek bir girdi ve tek bir çıktıdan oluşuyor gibi düşünülerek daha basit bir kontrol sistemi tasarlanır. Eşdeğer kanal sisteminde transfer fonksiyonları arasında çapraz etkiler ihmal edilir. Sistemde sadece eşdeğer tek bir kanal olduğu kabulü yapılır. Bu kabul edilen eşdeğer kanalda sadece tek girdi ve tek çıktı vardır. Oluşturulan yeni yapı üzerinden bir PID tasarımı yapılır. Geliştirilen kontrol sistemi çapraz etkileşim gibi bazı durumlar ihmal edildiğinden sistemin gerçek davranışıyla uyumlu olmayabilir (Seborg vd. 2008).

Eşdeğer kanal kullanımının avantajları şu şekilde sıralanabilir;

*MIMO sistemlerde bulunan çapraz etki ihmal edilerek sistemi basitleştirip kontrolör tasarımını kolaylaştırır.

*Kontrol parametreleri eşdeğer kanal yapısının daha basit olmasından ötürü daha hızlı ve kolay ayarlanabilir.

Eşdeğer kanal kullanımının dezavantajları şu Şekil de sıralanabilir;

*Gerçek sistemde meydana gelen çapraz etkiler ihmal edildiğinden kontrolde performans kaybına neden olur.

*Çapraz etkilerin ihmal edilmesi nedeniyle, yüksek doğruluk gerektiren sistemlerde gerçek sistemle uyumsuzluklar oluşur ve bu durum kontrolün uygulanabilirliğini sınırlar.

Eşdeğer kanal kullanımı çapraz etkilerin düşük olduğu veya sistemde çok hassas bir kontrolün gerektirmediği yerlerde kullanılması uygundur. Karmaşık sistemlerde ve yüksek performans gerektiren uygulamalarda ise, eşdeğer kanal yöntemi yerine daha doğrudan ve kapsamlı bir modelleme ve kontrol stratejisi tercih edilmelidir (Chau 2002).

2.2.6 Decoupling MIMO PID kontrol yöntemi

Decoupling MIMO kontrol sistemi; çok girdili çok çıktılı sistemlerde çapraz etkileşimleri mümkünse yok etme ya da azaltmayı hedefleyen bir kontrol sistemidir. Kontrolör olarak genellikle PID kullanılması tercih edilir.

MIMO sistemlerde, her bir girişin her bir çıkış üzerinde etkisi olduğundan, kontrolün karmaşıklığı artar. Bu durum, istenmeyen çapraz etkileşimlere ve düşük kontrol performansına yol açabilir. Decoupling stratejisi, sistemi basitleştirerek ve çapraz etkileşimleri azaltarak kontrol performansını artırmayı amaçlar (Seborg vd. 2008).

Decoupling stratejisi genellikle şu adımları içerir:

- Modelleme ve sistemin tanımlanması: Çapraz etkileşimleri içeren matematiksel modelin oluşturulması önemlidir. Ancak, MIMO sistemlerinde sadece

matematiksel model değil, aynı zamanda her bir kanalın dinamikleri ve etkileşimleri de göz önünde bulundurulmalıdır.

- Eşdeğer kanal oluşturma: Eşdeğer kanalın oluşturulması, çapraz etkileşimlerin etkisini azaltmayı amaçlar, ancak bu adımda dikkat edilmesi gereken nokta, her bir çıkışın bağımsız Şekil de kontrol edilebilmesi için sistemin yeniden yapılandırılmasıdır. Bu işlemde, çapraz etkileşimleri mümkün olduğunca minimize etmek hedeflenir.
- PID kontrol uygulaması: Eşdeğer kanal üzerinde PID kontrolörlerinin tasarlanması doğru bir yaklaşım olsa da, burada özellikle PID parametrelerinin doğru Şekil de ayarlanması ve sistem dinamiklerine uygun Şekil de optimize edilmesi gerektiği vurgulanabilir.
- Gerçek sistemde uygulama: PID kontrolörlerinin gerçek MIMO sisteme uygulanması, teorik modelin gerçek dünya koşullarında etkinliğini görmek için önemlidir. Ancak, sistemin doğrusal olmayan ve zamanla değişen dinamikleri göz önüne alındığında, PID kontrolünün bazı durumlarda optimal olmayan sonuçlar verebileceği unutulmamalıdır.

Decoupling stratejisinin avantajları arasında şunlar yer alır:

- Çapraz etkileşimlerin azaltılması: Her bir çıkışın diğer çıkışlar üzerindeki etkisi azaltılarak bağımsız bir kontrol sağlanır.
- Kontrol performansının artırılması: Her bir çıkış için ayrı PID kontrolörlerinin kullanılması, kontrol performansını artırabilir.

Ancak, dezavantajları da vardır:

- Karmaşıklık: Çok sayıda PID kontrolörü tasarlanması ve ayarlanması gerekebilir, bu da sistemin karmaşıklığını artırabilir.
- Doğruluk sorunu: Eşdeğer kanalın tam olarak doğru Şekil de belirlenememesi durumunda kontrol performansında kayıplar yaşanabilir.

Bu nedenle, decoupling stratejisi genellikle karmaşık MIMO sistemlerde kontrol performansının artırılması gerektiğinde tercih edilir. Ancak, sistemin karmaşıklığını

artırması ve doğru ayarların sağlanmasının zorluğu nedeniyle dikkatli bir Şekil de uygulanmalıdır (Burns 2001).

2.2.7 İleri proses kontrol yöntemleri

Son on senede internetin yaygınlaşması ve teknolojinin gelişmesiyle beraber yapay zekâ alanında büyük gelişmeler hızlı bir Şekil de ortaya çıktı. Yapay zekanın bir alt dalı olan makine öğrenmesi verilerden matematiksel modelleme kullanarak bilgi çıkarma işlemini yapar. Makine öğrenmesi tıp, biyoloji, finans, eğitim, endüstri gibi birçok alanda yaygın olarak kullanılmaktadır. Derin öğrenme ise insan beynini taklit ederek verileri öğrenme özelliğine haiz makine öğrenmenin bir alt dalıdır.

Makine öğrenme ile derin öğrenme arasındaki temel farklar şu Şekil de sıralanabilir;

- Makine öğrenme ile derin öğrenme arasındaki en temel fark makine öğrenme küçük ve orta boyuttaki verilerle çalışırken derin öğrenme algoritmaları büyük veri boyutları ile çalışmasıdır.
- Makine öğrenmesi daha küçük boyutta veriler ile çalıştığı için öğrenme süresi derin öğrenmeye göre kısadır.
- Derin öğrenmede daha büyük boyutta verilerle çalışıldığı için makine öğrenmeye göre daha güçlü bir donanıma sahip bilgisayar kullanılmalıdır. Özellikle CNN gibi görsel alanda çalışmalarda donanımın kalitesi büyük önem arz olur.
- Makine öğrenmesi yapısal veriler ile çalışırken derin öğrenme yapısal olmayan ses, görsel video, resim gibi verilerle de çalışılır.
- Derin öğrenme makine öğrenmesine göre daha karmaşık problemlerin çözümünde kullanılır. Ör: yüz tanıma, doğal dil işleme (NLP) vb.
- Makine öğrenmesinde kullanılan algoritmaların çalışma prensipleri bilinirken derin öğrenme algoritmalarının tam olarak nasıl çalıştığı açıklanamaz.

Kontrol sistemleri endüstride ürün kalitesi ve enerji tasarrufu açısından hayati bir önem taşımaktadır. Kontrol sistemlerinin birincil amacı; sürekli kullanıcı veri girişi ihtiyacı olmadan kullanıcı tarafından belirlenen ayar noktasına matematiksel modeller kullanarak

ulaşmaktır (Abdelzaher vd. 2008). Kontrol sistemi tasarımlarında PID kontrol, bulanık mantık kontrol ve sinir ağlarıyla kontrol gibi çeşitli yaklaşımlar kullanılmaktadır. Günümüzde gelişen teknolojiyle birlikte geleneksel kontrol sistemlerin yanı sıra ileri kontrol sistemleri ortaya koyulmuştur (Simrock 2008). Son yıllarda hızla gelişen makine öğrenmesi zaman serileriyle çalışmada çok hızlı ve doğru bir Şekil de analiz yapabilme kabiliyetine sahiptir. Makine öğrenmesinin bu özelliğinden faydalanılarak sistem tanımlama, dinamik bir sistemin gelecekteki bir durumunu tahmin etme ve kontrol etme amacıyla makine öğrenme metodolojisi kontrol sistemlerinin tasarımında kullanılmaktadır.

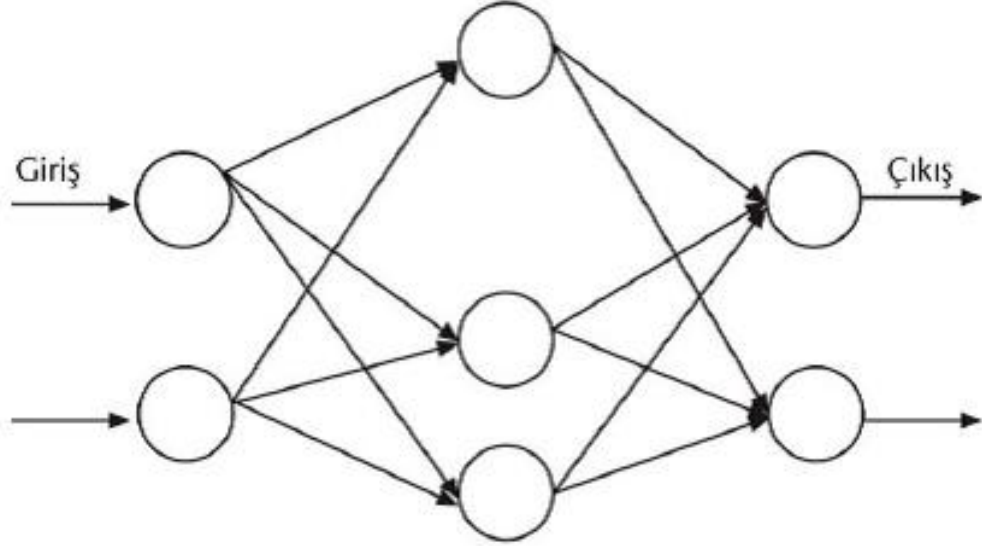
PID kontrolörleri çoğu endüstri için uygun olabilir fakat beklenilmeyen bir durum gerçekleştiğinde verimi azalmaktadır. Verimi artırmak için son yıllarda parçacık sürü optimizasyon yöntemi (Solihin vd. 2011), genetik algoritma yöntemi (Mirzal vd. 2012) gibi çeşitli algoritmalar geliştirilmiştir. Geliştirilen bu optimizasyon yöntemleriyle verim artırılmış olmasına rağmen kimyasal reaksiyon içeren tesisler, otonom sürüş, biyomekanik sistemlerin tasarımı gibi alanlarda bu yöntemler yeterli olmamıştır. Geliştirilen bu yöntemlerin yerine daha hassas, sistem dinamiklerini çok daha iyi tanıyabilen ve aynı zamanda sistemde meydana gelen değişime hızlıca adapte olabilen ileri kontrol sistemlerinin geliştirilmesine ihtiyaç duyulmuştur.

Sinir ağları

Bilgi işlemdeki gelişim nedeniyle kontrol sistemlerinde son zamanlarda doğrusal olmayan sistemlerin dinamiklerini temsil etme, sistemi analiz etme ve kontrol için sinir ağları kullanılmaktadır.

Sinir ağlarının çalışma prensibi bir biyolojik sinir gibi düşünülebilir. Sinir ağları; kullanıcı tarafından bir veya birden fazla girdi alabilen yine aynı Şekil de bir veya birden fazla çıktı verilebilen yapılardır. Sinir ağları ağırlıklarla birbirine bağlanan birçok nörondan oluşur. Nöronlarda bulunan ağırlıkların ayarlanması ve aktivasyon fonksiyonların belirlenmesi aşamasına eğitim olarak adlandırılır. Kullanılan birçok aktivasyon fonksiyonu vardır. Kullanılacak aktivasyon fonksiyonu; çalışmanın ve verinin özelliklerine göre belirlenir.

Şekil 2.9’da belirtilen basit sinir ağında ilk katman giriş katmanı ikinci katman gizli katman üçüncü katman ise çıkış katmanıdır.

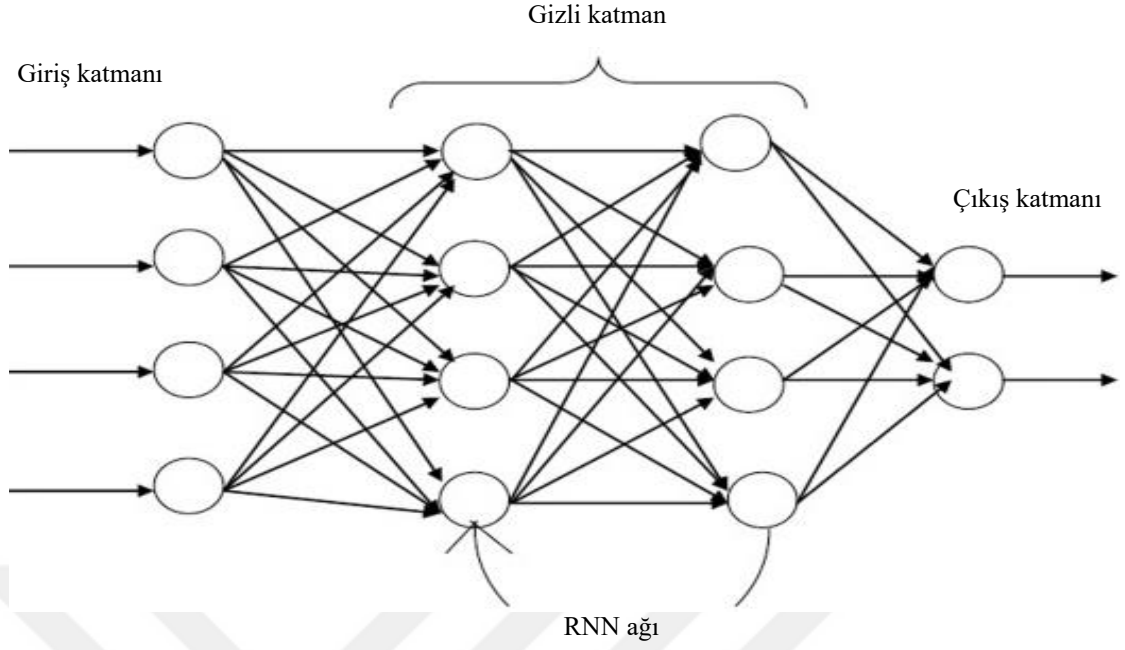


Şekil 2.9 Basit bir sinir ağı yapısı

Yinelemeli Sinir Ağı (Recurrent Neural network-RNN)

1990 yılında ilk olarak basit tekrarlayan sinir ağları yaklaşımı ortaya atıldı. Bu yaklaşım başlangıçta dil bilimcileri, psikanalizciler tarafından büyük bir heyecanla karşılandı. Akabinde kontrol sistemleri, robotik işlemler, otonom sistemlerinde ilgisini çekmeyi başardı. RNN diğer yöntemlere göre zaman serileri alanında oldukça başarılıdır. Ağın çalışma prensibinde bir önceki ağın çıktısı bir sonraki ağın girdisiyle birleştiriliyor. Böylece önceki durumlar hakkında bilgi sahibi olduğu için sistemi tanıma, bir sonraki durumu tahmin etmede yüksek doğrulukta tahminler yürütür.

Şekil 2.10’da görüldüğü gibi hücreler kendine ait girdisi mevcut iken bir önceki hücreden girdisi de bulunmaktadır. Bu iki bilgi hücrede birleştirildikten sonra bir sonraki hücreye aktarılır ve yeni girdi ile birleştirilir. Bu işlemler ağın sonuna kadar devam eder. RNN ağının mimarisi yapılacak işlemin ihtiyacına göre model tek veya birden fazla katman içinde barındırabilir. RNN yöntemi eğitim ve test aşamalarında ağırlık ve aktivasyon fonksiyonları kullanılır.



Şekil 2.10 RNN sinir ağı yapısı

RNN yönteminin önemli dezavantajları ağı eğitme aşamasında ortaya çıkar. RNN'nin en temel iki problemi vardır; eğitim kaybı (vanishing gradient) ve patlayan gradient (vanishing explosion)'dır (Chow vd. 1998, Lin vd. 2002).

Bu iki problem şu Şekil de açıklanabilir;

- Eğitim kaybı; uzun süreli bağımlılıkları modellemede RNN kullanılırken eğitim küçük olması durumunda ağın öğrenmemesine neden olur.
- Patlayan gradient; tam tersi bir durumda yani eğitim çok büyük ise eğitim sırasında ağırlıkların çok hızlı bir Şekil de değişmesine neden olur böylece model tam olarak öğrenme işlemini tamamlayamaz.

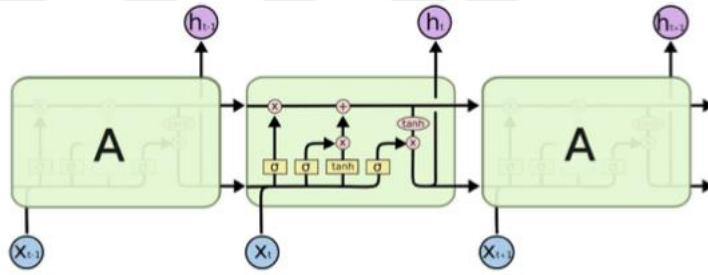
Uzun kısa süreli bellek (Long short term memory-LSTM)

RNN mimarisinde zaman dizeleri arasında boşluk olması durumu veya eğitimin kısa olması durumunda RNN yönteminin tahmin başarısı oldukça düşüktür. Yapılan çalışmalar neticesinde RNN'nin bu dezavantajlı durumunu ortadan kaldıracak uzun ve kısa süreli hafıza yöntemi (LSTM) öne sürülmüştür. LSTM yöntemi RNN yönteminin daha gelişmiş

bir modelidir. Fakat LSTM ağlarının RNN ağlarından bir farkı yok olup içerisinde hafıza hücreleri bulundurur. Bu hafıza hücreleri önceki durumu ve girdi bilgileri hafızada tutarlar. Verileri birleştirerek bir sonrakine aktarımını sağlarlar. Bu hücreler ve kapılar sayesinde, RNN'lerde karşılaşılan eğitim kaybı azaltılır. LSTM'de üç çeşit kapı bulunmaktadır: Giriş, çıkış ve unutma kapısı.

Kapıların özellikleri şu Şekil de açıklanabilir;

- Giriş kapısı: hangi verinin kapıdan geçmesi gerektiğine karar verir. Bu işlem için sigmoid ve ağırlıkları belirlemede ise tanh aktivasyon fonksiyonlarını kullanır.
- Unutma kapısı: bir önceki hücreden gelen veri ve yeni gelen veriye sigmoid fonksiyonu ile işlem yapıp çıkış kapısına geçip geçmeyeceğine karar verir.
- Çıkış kapısı: Unutma kapısından gelen veriden çıktı verisini üretir.



Şekil 2.11 Basit bir LSTM ağının yapısı

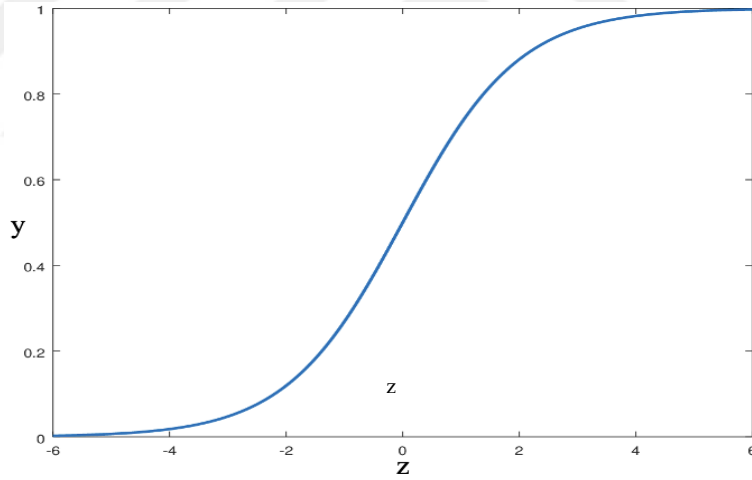
LSTM bu kapılar sayesinde eğitim kaybı problemini çözerek veri aktarımını daha sağlıklı bir hale getirir. Bu özelliği sayesinde verileri aktarmada veri kaybı yaşanmadığı için kontrol sistemlerinde uygulanabilirliğini ortaya koyar.

RNN ve LSTM gibi zaman serileriyle çalışan yöntemlerde verilerin toplanması ve düzenlenmesi çok önemli bir adımı teşkil eder (Draeger vd. 1995). Genellikle bu veriler tesisten gelen giriş sinyallerine karşın çıkış sinyallerinden oluşur. Bu veriler tesisten alındıktan sonra modele verilmeden önce bir zaman akışı içinde düzenlenmesi gerekir. Aksi takdirde modelin mimarisi ne kadar başarılı olursa olsun model sistemi öğrenemez böylece doğru tahminler yapamaz (Hornik vd. 1989, Yamada ve Yabuta 1993).

LSTM yönteminde kullanılan aktivasyon fonksiyonları, normalizasyon ve dropout katmanı;

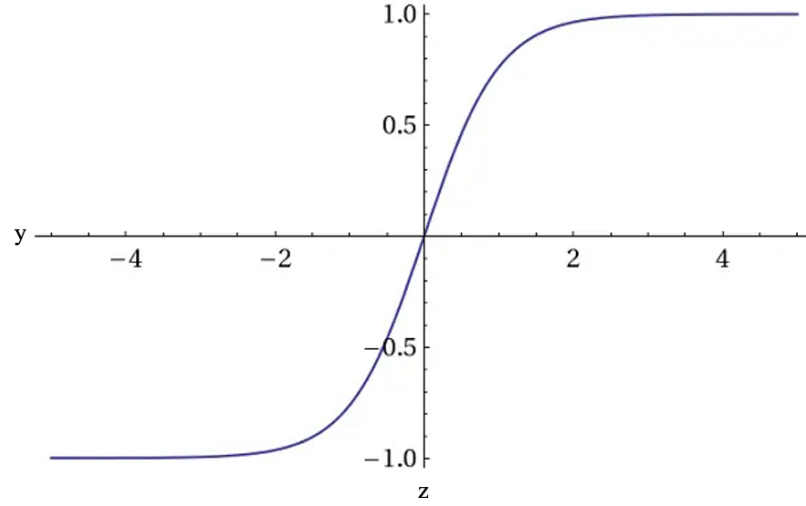
LSTM yönteminde yaygın olarak sigmoid, tanh ve relu aktivasyon fonksiyonu kullanılmaktadır. Bu fonksiyonlar ve özellikleri aşağıda açıklanmıştır;

Sigmoid fonksiyonu: Sigmoid fonksiyonu doğrusal olmayıp süreklilik gösterir ve türevlenebilir. Yüksek bir veri ortaya çıkınca 1'e yakın olurken düşük bir veride sonuç 0'a yaklaştırır. Böylece verileri 0-1 arasında sıkıştırır. LSTM'de giriş, çıkış ve unutma kapılarında kullanılır. Bu kapıda görevi hangi verinin unutulacağını hangisinin hatırlanacağını belirler. Kapıların değerlerini 0-1 arasında verir. Böylece kapının ne kadar açık olacağını tespit etmiş olur. Kullanımında karşılaşılan bazı belli başlı problemler vardır. Bunlar; gradient kaybının fazla olması ve üstel hesaplamaların yavaş çalışması olarak belirtilebilir (Seggern 2007).



Şekil 2.12 Sigmoid fonksiyonu

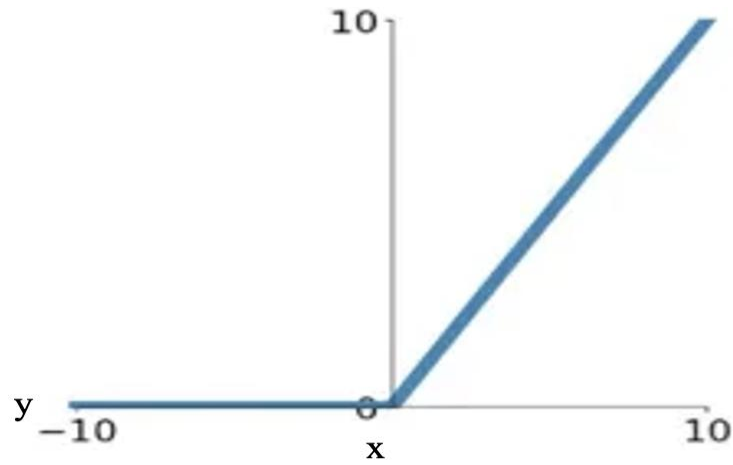
Hiperbolik tanjant (Tanh) fonksiyonu: Sigmoid fonksiyonun yapısına benzerdir. İkisi de veriyi sıkıştırır fakat sigmoid 0-1 arasında sıkıştırırken tanh -1,1 arasına sıkıştırır. 0 merkezli olduğu için sigmoid fonksiyonuna göre daha iyi sonuçlar verir. Fakat sigmoid'te yaşanan gradient kayıpları burada da devam etmektedir. Tanh fonksiyonu LSTM yönteminde bellek hücresinde kullanılır.



Şekil 2.13 Hiperbolik tanjant fonksiyonu

Relu fonksiyonu: Çok katmanlı sinir ağları içerisinde doğrusal olmayan dönüşümlerde kullanılmaktadır. Relu fonksiyonunda negatif değerler 0'a getirilirken pozitif değerlere herhangi bir sıkıştırma ve değiştirme işlemi yapılmaz. Tanh ve sigmoid fonksiyonları karmaşık işlemler yaparken relu sadece pozitifliğe ve negatifliğe baktığı için hızlı öğrenir. Aynı zamanda ağı overfitting uyumu azaltılmış olur. Fakat 0 merkezi olmadığından bazı nöronlar ölebilir. LSTM'in çıkış katmanında kullanılır (Jarrett vd. 2009, Krizhevsky vd. 2012, Nair ve Hinton 2010).

$$y = \max(0, x)$$



Şekil 2.14 Relu fonksiyonu

Aşırı öğrenme (overfitting) ve yetersiz öğrenme (underfitting): Geliştirilen modelin sistemin yapısını anlaması için verinin büyük bir çoğunluğu eğitimde kalanı da testte kullanılır. Bu paylaşım genel olarak %80-%20, %70-%30 olarak yapılır. Model eğitimde iyi bir performans gösterdiğinde yani gerçek sonuçlar ile modelin tahmini birbirine yakın olduğu zaman model test verileri ile çalıştırılır. Eğitim ile testte modelin yakın performans göstermesi beklenir. Fakat model verileri öğrenmemiş ezberlemiş ise bu durumda model testte başarılı olamaz. Meydana gelen bu olay aşırı öğrenme (overfitting) olarak adlandırılır. Makine öğrenme yöntemlerinden sıkça karşılaşılan bir problemdir. Modelin başarılı olabilmesi için bu problemin çözülmesi gerekir. Bu sorun genel olarak veride çok fazla özellik olması, katman sayısı fazla olması, modelin karmaşık olması veya öğrenme sürecinde verinin yetersiz olması durumlarında meydana gelir. (Zhang vd. 2019). Aşırı öğrenme durumunda, dropout ve early stopping gibi yöntemler kullanılabilirken, modelin aşırı öğrenmesini önlemek için daha fazla veri kullanmak veya daha az parametre içeren bir model tasarlamak da etkili bir çözüm olabilir.

Yetersiz öğrenme yönteminde model verilerden yeterli bilgiyi bir türlü alamadığı için gerçek ile yakın tahminde bulunamaz. Bu durumda model örüntüyü öğrenemez ve dolayısıyla isabetli tahminler de yapamaz. Yetersiz öğrenme genellikle eksik veriyle eğitimde, modelin çok basit olması, veri ön hazırlığının doğru olmaması durumlarında karşılaşılar. Modelin başarılı olabilmesi için, aşırı öğrenme sorununda olduğu gibi, yetersiz öğrenme probleminin de çözülmesi gerekir (Koehrsen 2018). Bu sorun genellikle daha fazla özellik eklenmesi, daha uzun süre eğitim yapılması veya farklı algoritmaların denenmesi ile çözülebilir.

Early Stop: Makine öğrenme algoritmalarının eğitim sırasında durdurma yöntemine early stop denir. Model eğitilirken birkaç epoch boyunca performansı değişmiyorsa eğitim durdurulur. Böylece modelin aşırı öğrenme durumu önlenmiş olunur. Early stop ile model optimum eğitilip eğitim süresi kısaltılabilirken modelde aşırı uyum engellendiği için genelleme yapabilir. Fakat early stopun yerinin belirlenmesi önemlidir. Eğer erken belirlenirse model optimum başarısına ulaşmadan durdurulabilir (Masereci vd. 2017).

Dropout Katmanı: Çok katmanlı sinir ağlarının eğitme aşamasında modelin veriyi öğrenmeyip verileri ezberleme olayı meydana geldiğinde drop out katmanı tercih edilir. Aşırı öğrenme durumunda drop out katmanı yaygın olarak kullanılır. Ağda yaşanan ezber durumuna engel olmak için rastgele bazı nöronlar kapatılır. Böylece ağın ezberlemesine engel olunmaya çalışılır (Srivastava vd. 2014). Drop out katmanının ağın performansının arttırdığı yapılan testler sonucu ortaya koyulmuştur (Hinton vd. 2012).

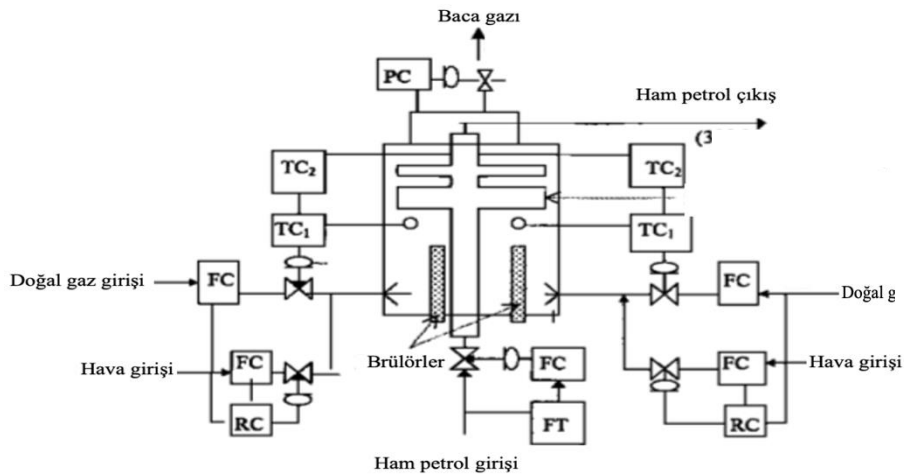
Normalizasyon : Sinir ağlarıyla çalışırken verilerin boyutlarının aynı olması için verilere normalizasyon işlemi uygulanır. Girdi verilerinin boyutları çok büyük veya çok küçük olabilir (Li vd. 2015). Bu değerleri normalize ederek belirli bir aralığın için alınması hem verilen doğru Şekil de öğrenilmesini hem de eğitim süresinin azaltılmasına fayda sağlar. Normalizasyon uygulanmış veriler, katmana düzenli bir Şekil de iletilir. Bu sayede normalizasyon, ağın performansını artırmaktadır (Ioffe ve Szegedy 2015).

3. MATERYAL VE YÖNTEM

3.1 Materyal

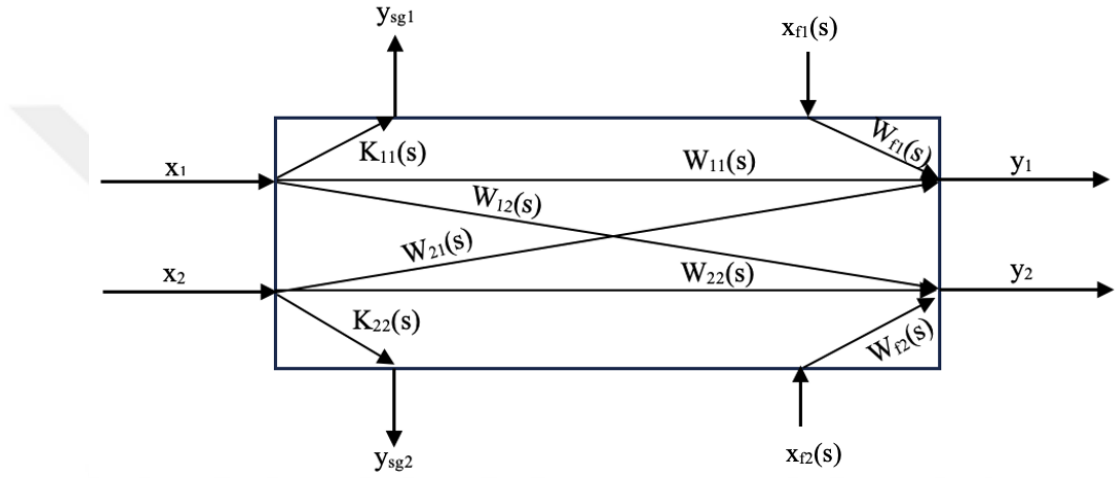
Tez çalışması kapsamında atmosferik vakum fırının özellikleri ve fırına ait transfer fonksiyonları 2002 yılında Chemical Engineering and Processing dergisinin 46. sayısında yayınlanmış olan “Fuzzy temperature control of industrial refineries furnaces through combined feedforward/feedback multivariable cascade systems” adlı makaleden alınmıştır (Abilov vd. 2002).

Atmosferik vakum fırınında (AVF); ham petrol fırının aşağı bölümünden işleme alınıp iki ayrı spiral borudan geçirilerek ikiye bölünür. Fırının sağ ve sol bölümlerinden doğal gaz- hava karışımı girişi olur. Fırının aşağısında bulunan yakma kamaralarında brülör yardımıyla doğalgaz ile hava oranının birleşmesiyle yakma işlemi gerçekleşir. Fırının işletme sıcaklığı yakılan doğal gaz yardımıyla 700-900 °C olarak ayarlanır. Bu yakma işlemi sonucunda fırında konveksiyon ve radyasyon bölgeleri oluşur. Ham petrol, spiral borular yardımıyla yukarı doğru ilerlerken konveksiyon ve radyasyon bölgelerinde ham petrol ile doğal gaz arasında ısı transferi meydana gelir. Fırından çıkmadan önce ham petrol taşıyan spiral borular birleşip ham petrol sistemden 320 °C 'de uzaklaşır.



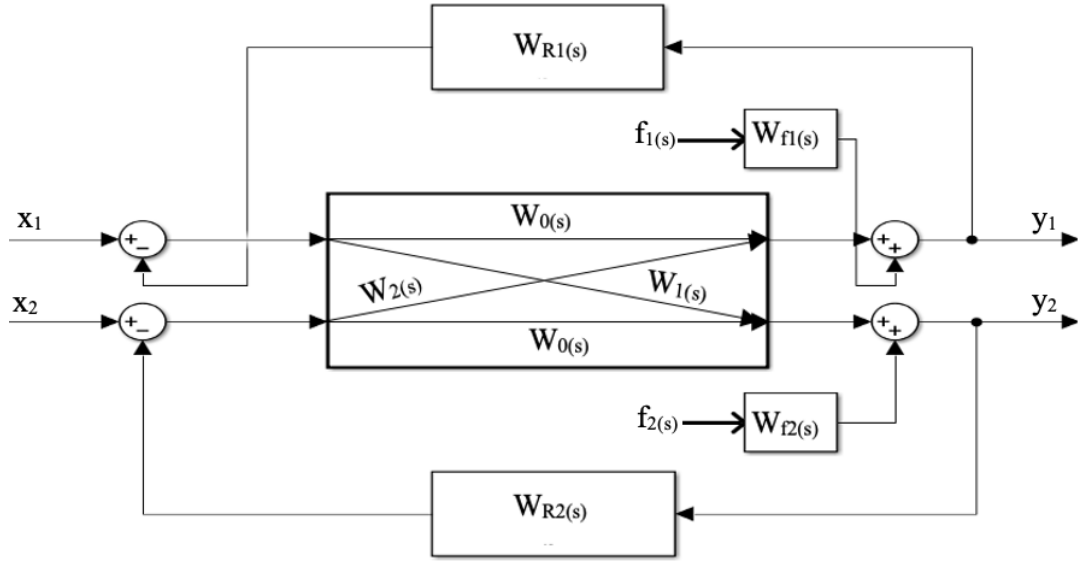
Şekil 3.1 Atmosferik vakum fırını şeması

Şekil 3.1’de görüldüğü gibi atmosferik vakum fırınında aynı özelliklere sahip sol ve sağ olmak üzere iki adet yakıt odası bulunmaktadır. Fırının mimarisi gereği buradaki paralel transfer kanallarında karşılıklı ilişkiler ve etkileşimler mevcuttur. AVF’da sıcaklık kontrolü geliştirmek için fırının sol ve sağ kanal arasındaki ilişkinin dikkate alınması önemli bir husustur. Kanallar arası ilişki Şekil 3.2’de ayrıntılı olarak gösterilmektedir. Fırında sol kanaldan gelen doğal gaz- hava karışımı sağ kanalın girdisi konumundayken aynı Şekil de sağ taraftan gelen doğal gaz-hava karışımı sol kanalın çıktısı konumundadır.



Şekil 3.2 AVF’ında bulunan transfer fonksiyonları arasındaki ilişki

Atmosferik vakum fırının blok diyagramı Şekil 3.3’de ayrıntılı olarak belirtilmiştir. Şekil 3.3’de görülen $x_1(s)$ doğal gaz/hava akışı olan bölge fırının sol tarafını temsil ederken $x_2(s)$ fırının sağ bölümündeki doğal gaz/ hava akışını temsil etmektedir.



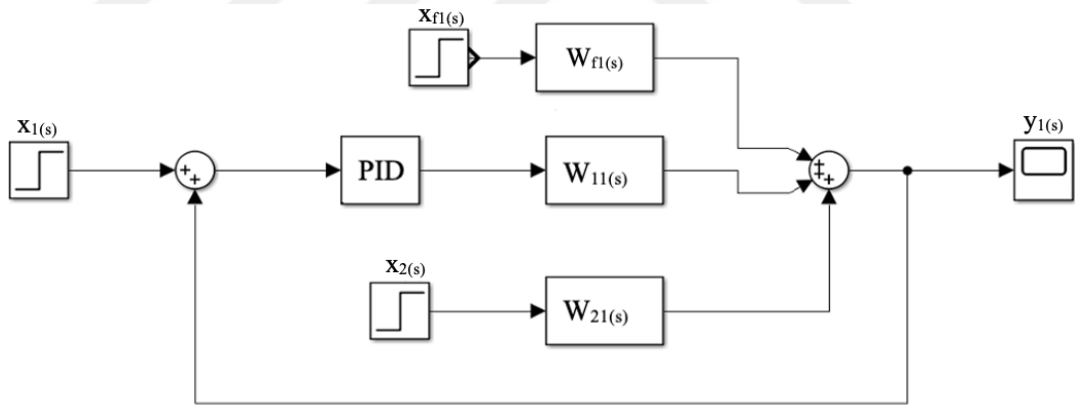
Şekil 3.3 İki giriş ve iki çıkışlı kontrol sistemi blok diyagramı

AVF'nın blok diyagramında bulunan transfer fonksiyonların açıklaması;

- $W_0(s)=W_{11}(s)$: sol kanalda yer alan ham petrolün çıkış sıcaklığının, doğal gaz / hava oranına oranı $w_{11}(s) = \frac{y_1(s)}{x_1(s)}$ olan ana transfer fonksiyonu,
- $W_2(s)=W_{21}(s)$: sol kanaldaki ham petrol çıkış sıcaklığının, sağ kanaldan sol kanala ısıtma katkısı sağlayan doğal gaz / hava oranına oranı $w_{21}(s) = \frac{y_1(s)}{x_2(s)}$ olan transfer fonksiyonu,
- $W_1(s)=W_{12}(s)$: sağ kanaldaki ham petrol çıkış sıcaklığının, sol kanaldan sağ kanala ısıtma katkısı sağlayan doğal gaz / hava oranına oranı $w_{21}(s) = \frac{y_2(s)}{x_1(s)}$ olan transfer fonksiyonu,
- $W_0(s)=W_{22}(s)$: sağ kanalda hampetrol sıcaklığının, sağ tarftaki doğal / gaz hava oranına oranı $w_{21}(s) = \frac{y_2(s)}{x_2(s)}$ olan transfer fonksiyonu,
- $W_{f1}(s)$: sol kanaldaki borudan geçen ham petrol sıcaklığının, ham petrolün akış hızına oranı $w_{f1}(s) = \frac{y_1(s)}{x_{f1}(s)}$ transfer fonksiyonu,
- $W_{f2}(s)$: sağ kanaldaki borudan geçen ham petrol sıcaklığının, sağ taraftaki ham petrolün akış hızına oranı $w_{f1}(s) = \frac{y_2(s)}{x_{f2}(s)}$ olan transfer fonksiyonu,

- $x_1(s)$: sol kanalda bulunan $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonuna basamak etki verdiğimiz doğalgaz/hava oranı olan ayarlanabilen değişken,
 - $x_2(s)$: sağ kanalda bulunan $W_{22}(s)$ transfer fonksiyonuna basamak etki verdiğimiz doğalgaz/hava oranı olan ayarlanabilen değişken,
 - $x_{f1}(s)$: sol taraftaki $W_{f1}(s)$ transfer fonksiyonuna basamak etki verdiğimiz ham petrol taşıyan borudaki ham petrolün akış hızı olan yük değişken,
 - $x_{f2}(s)$: sağ taraftaki $W_{f1}(s)$ transfer fonksiyonuna basamak etki verdiğimiz ham petrol taşıyan borudaki ham petrolün akış hızı olan yük değişken,
- dir.

Atmosferik vakum fırını eşdeğer özelliklere sahip iki kanaldan oluştuğu için çalışmalar sadece sol kanal üzerinden yürütülmüştür. Çalışmanın temel blok diyagramı olan atmosferik vakum fırını sol kanalının blok diyagramı Şekil 3.4’de verilmiştir. Bu blok diyagramı $W_{11}(s)$, $W_{21}(s)$, $W_{f1}(s)$ ve kontrol bloğundan (PID) oluşmaktadır.

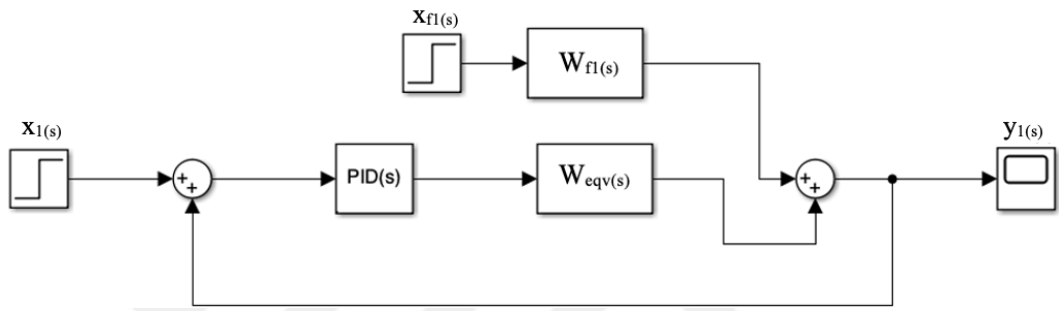


Şekil 3.4 Atmosferik vakum fırını sol kanalının Matlab Simulinkte sıcaklık kontrolü blok diyagramı

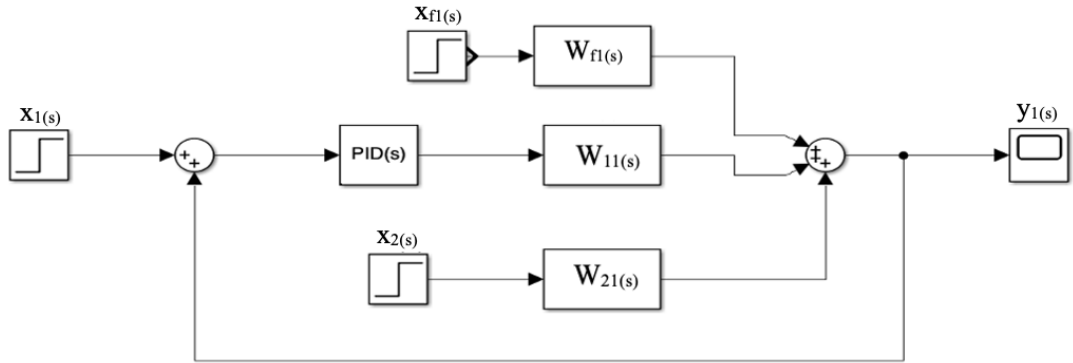
Fırının sol kanalı için sıcaklık kontrolü geliştirilirken birçok durum göz önünde bulundurularak farklı sıcaklık kontrol sistemleri oluşturulmuştur. Fırının sol kanalı için sıcaklık kontrol sistemi geliştirilen durumlar şunlardır;

- Sol kanalın eşdeğer kanal olduğu durum,
- Sağ kanaldan gelen doğal gaz -hava karışımının sol kanala yük olduğu durum,

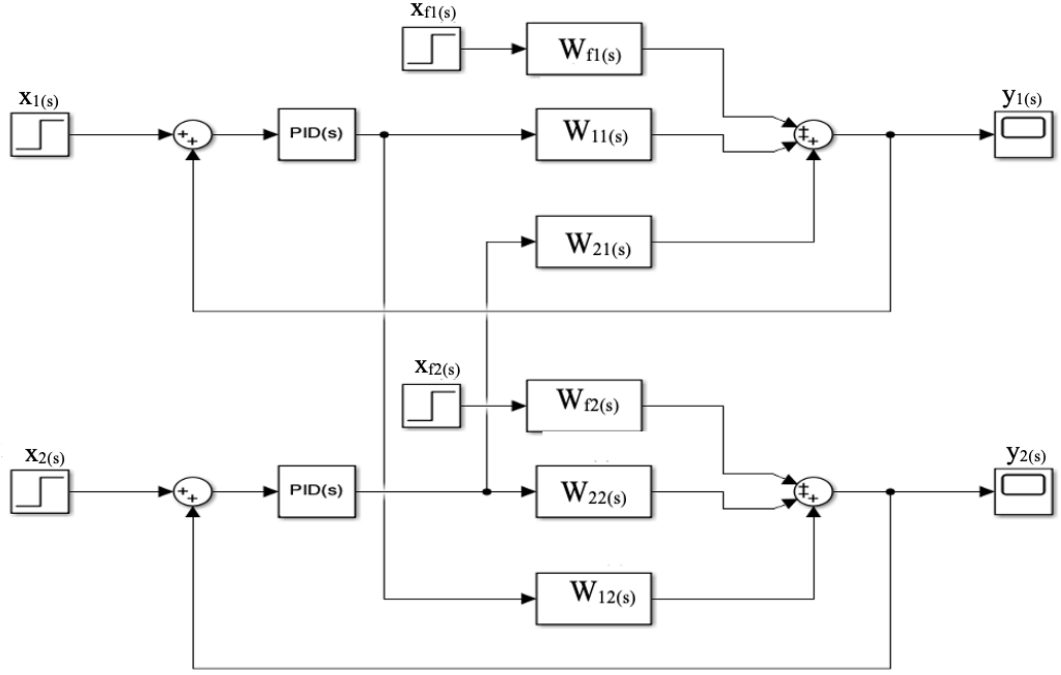
- Sol- sađ kanalların birbirileri arasındaki etkileşimin incelendiđi decoupling durum. Yukarıda belirtilen durumlar için sıcaklık kontrolü geliřtirmek amacıyla řekil 3.4'de görölen temel blok diyagram üzerinde birçok farklı işlemler yapılıp Matlab Simulinkte farklı blok diyagramlar oluşturulmuřtur. Her durum için Matlab Simulink ortamında geliřtirilen blok diyagramları üzerinden sıcaklık kontrol sistemi geliřtirilmiřtir. Oluřturulan blok diyagramlar řekil 3.5-3.7 gösterilmektedir.



řekil 3.5 Sol kanalın eřdeđer kanal olarak deđerlendirildiđi blok diyagram



řekil 3.6 Sađ kanalın sol kanala yük etkisi yaptıđı durum blok diyagramı



Şekil 3.7 Sağ ve sol kanalların birbirine etkisi olduğu decoupling blok diyagramı

Sıcaklık kontrol sistemleri geliştirilirken kullanılan transfer fonksiyonları ise şunlardır;

$$W_{11}(s) = \frac{5 \times 10^2}{3.56 \times 10^6 s^3 + 7.96 \times 10^4 s^2 + 4.71 \times 10^2 s + 1} e^{-180s} \text{ } ^\circ\text{C}$$

$$W_{12}(s) = \frac{4 \times 10^2}{8.74 \times 10^6 s^3 + 10.9 \times 10^4 s^2 + 5.31 \times 10^2 s + 1} e^{-180s} \text{ } ^\circ\text{C}$$

$$W_{f1}(s) = \frac{1.6 \times 10^2}{5.22 \times 10^6 s^3 + 8.68 \times 10^4 s^2 + 4.88 \times 10^2 s + 1} e^{-180s} \text{ } ^\circ\text{C}$$

Tez çalışması kapsamında fırın sol ve sağ kanalları arasında simetri özelliği var olduğu kabul edilmiş olup bu duruma istinaden transfer fonksiyonları arasında aşağıda belirtilen işlemler yapılabilmektedir.

$$y_1(s) = W_{11}(s) \cdot x_1(s) + W_{21}(s) \cdot x_2(s) + W_{f1}(s) \cdot f_1(s)$$

$$W_{11}(s) = W_{22}(s), W_{12}(s) = W_{21}(s), W_{f1}(s) = W_{f2}(s), y_1(s) = y_2(s)$$

Yukarıda da belirtildiği üzere atmosferik vakum fırının sol ve sağ kanalların eşlenik olarak çalıştığı, aynı özelliklere sahip olduğu ve transfer fonksiyonlarının simetrik olarak

aynı kabul edildiği için bu tez çalışması kapsamında; atmosferik vakum fırınında sıcaklık kontrolü geliştirilmesi için Şekil 3.4’de belirtilen atmosferik vakum fırınının sol kanalı ana blok diyagram olarak kabul edilmiş ve çalışmalar bu blok diyagram üzerinden yürütülmüştür.

3.2 Yöntem

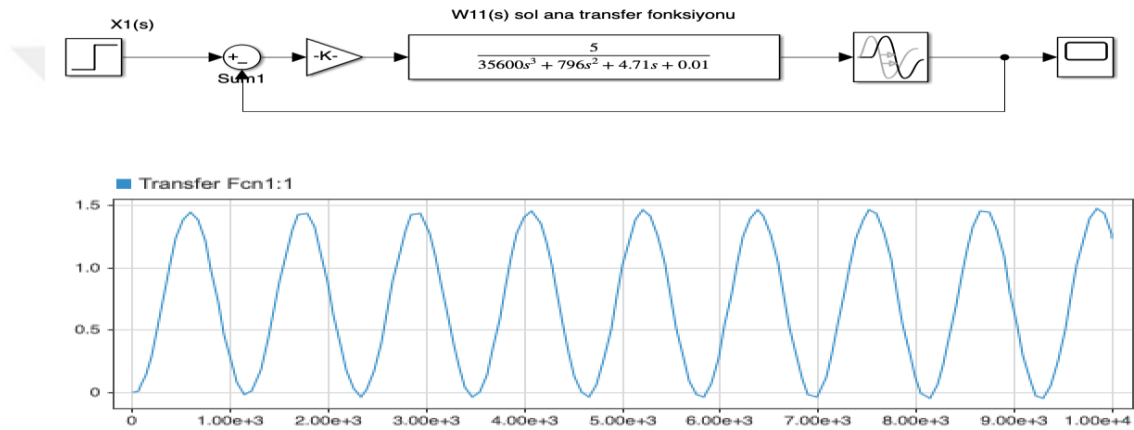
3.2.1 Sistemin dinamiklerinin çıkarılması

Çalışmanın başlangıcında atmosferik vakum fırınına daha iyi tanımak için sistemin dinamikleri sırasıyla çıkarılmıştır. Çalışma boyunca set noktası olarak 320 °C olarak belirlenmiştir. Sistem dinamikleri çıkarılırken referans makalede sistem için belirtilen maksimum basamak etki değeri 0.05 olduğu için bu değer kullanılmıştır. Ayrıca her transfer fonksiyonunun da 180 s. Gecikme bulunmaktadır. Sırasıyla $W_{11}(s)$, $W_{21}(s)$, $W_{f1}(s)$ transfer fonksiyonlarının 0.05 basamak etki altında gecikme süresi de dikkate alınarak dinamikleri çizilmiştir. Oluşturulan blok diyagramlara uygun kontrol ediciler geliştirilip performansları karşılaştırılmıştır.

3.2.2 Sistemin P, PI ve PID parametrelerinin belirlenmesi

Referans makalede (Abilov vd. 2002) oransal-integral kontrol parametre değerleri belirlenip sistem PI kontrol ve fuzzy yöntemleriyle sıcaklık kontrol edilmeye çalışılmıştır. Çalışma kapsamında referans makalede belirtilen PI kontrol sisteminin yanı sıra farklı geleneksel kontrol sistemlerinin de araştırılması tercih edilmiştir. Bu amaç doğrultusunda Şekil 3.6’de yer alan blok diyagram için farklı P, PI ve PID kontrol edicilerin geliştirilmesi için iki farklı yöntem izlenmiştir. Birinci yöntem Ziegler-Nichols yöntemi iken ikinci yöntem ise Matlab Sisotool aracıdır.

Ziegler- Nichols yöntemi ile P, PI ve PID kontrol edici parametrelerinin belirlenmesi; Şekil 3.6’de görüldüğü gibi kontrol edici, $W_{11}(s)$ ana transfer fonksiyonuna $W_{f1}(s)$ ve $W_{21}(s)$ transfer fonksiyonlarından gelen ham petrolün sıcaklığına artı yük etkisi olduğu durumda kontrol etmektedir. Bu nedenle Ziegler-Nichols yöntemi ile $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonu üzerinden farklı P, PI ve PID kontrolörleri geliştirilmiştir. $W_{11}(s)$ ana transfer fonksiyonlarına farklı oransal kazanç değerleri(K_u) verilerek aynı genlik ve eşit aralıklı sürekli salınım yaptığı kazanç değeri(K_u) ve salınım periyodu (T_u) değerleri elde edilmiştir.



Şekil 3.8 $W_{11}(s)$ ana transfer fonksiyonunun Ziegler-Nichols parametreleri

Akabinde belirlenen oransal kazanç değeri (K_u) ve salınım periyodu (T_u) Çizelge 3.1’deki formüllerde yerine koyularak oransal kontrol, oransal-integral kontrol ve oransal-integral-türev kontrol kazanç değerleri belirlenmiştir.

Çizelge 3.1 Ziegler-Nichols parametre ayarı formülleri (Seborg 2008)

	Kp	Ki	Kd
P Kontrol	0.5 K_u		
PI Kontrol	0.45 K_u	1.2 K_p / T_u	
PID Kontrol	0.6 K_u	2 K_p / T_u	$(K_p T_u) / 8$

Matlab Sisotool kullanılarak P, PI ve PID parametrelerinin belirlenmesi: Matlab’da bulunan Sisotool kütüphanesi sisteme tanımlanan ve belirlenen özelliklere göre kontrol edici tasarımı yapmayı sağlayan bir araçtır. $W_{11}(s)$ sol ana kanal transfer fonksiyonu öncelikle aşağıda belirtildiği gibi Matlab workspace’de tanımlanıp Sisotool kütüphanesi çağrılmıştır.

```
>> num=5;
>> dem=[35600 796 4.71 0.01];
>> G=tf(num, dem)
>> G =
      5
-----
35600 s^3 + 796 s^2 + 4.71 s + 0.01
>> Sisotool(G)
```

Ayarlama bloğundan geleneksel P, PI ve PID kontrol metodolojisi sırasıyla seçilerek sistemde bulunan dizayn yaklaşımlarının “Approximate MIGO frequency response”, “Approximate MIGO step response”, “Chien-Hrones-Reswick”, “Skogested IMC”, Ziegler-Nichols frequency response” ve “Ziegler-Nichols step response” tamamı denenmiştir. Sistemin sağladığı kompensatör denklemi kullanılarak kontrolör parametreleri hesaplanmış ve Simulink’te uygulanarak, sisteme en uygun kontrol sistemleri ve tasarımı belirlenmiştir.

Bu yapılan araştırmalar sonucunda sisteme en uygun kontrol edici PID ve tasarım parametresi belirleme yöntemi olarak “Ziegler-Nichols step response” ve “Chien-Hrones-Reswick” belirlenmiştir. Aynı zaman Ziegler-Nichols ve Sisotool-Ziegler-Nichols step response yöntemiyle bulunan sonuçlar kıyaslandığında paralellik gösterdiği gözlemlenmiştir.

“Ziegler-Nichols”, Matlab Sisotool “Ziegler-Nichols Step Response” ve Matlab Sisotool“Chien-Hrones-Reswick” aracılığıyla bulunan P, PI ve PID kontrolör değerleri

Matlab Simulinkte yerine koyularak sistemin farklı durumlarda kontrolün zamanla değişimi izlenmiştir. $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonu üzerinde geliştirilen geleneksel sıcaklık kontrol sistemleri için aşağıda belirtilen iki farklı durum incelenmiştir.

1. Durum: $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonuna $W_{21}(s)$ transfer fonksiyonunun yük olduğu,
2. Durum: $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonuna $W_{21}(s)$ ve $W_{f1}(s)$ transfer fonksiyonlarının yük olduğu.

Her iki durum içinde referans makaledeki kontrol edici ile “Ziegler-Nichols”, Matlab Sisotool “Ziegler-Nichols step response” ve Matlab Sisotool“Chien-Hrones-Reswick” yöntemleri kullanılarak ortaya koyulan P, PI ve PID kontrol edicilerin performansları incelenmiştir.

3.2.3 Fırının eşdeğer kanal olduğu durumda PID kontrolü

Referans makalede sol ve sağ yakıt odalarının eş değer kanal olduğu kabul edilip eşdeğer kanalın kontrolü yapılmaya çalışılmıştır. Eşdeğer kanal yöntemi; çok girişli ve çok çıkış sistemlerde sistemi daha basit olarak algılayıp daha hızlı bir kontrol sistemi geliştirmek amacıyla kullanılan bir yöntemdir. Şekil 3.3’de yer alan blok diyagramda görüleceği üzere sistemde 2 girişli ve 2 çıkış bulunmaktadır. Aynı zamanda karşılıklı olarak birbirini etkilemektedirler. Geliştirilen bu eş değer kanal yaklaşımı sayesinde sol ana transfer fonksiyonu ile sağ taraftan gelen yük transfer fonksiyonu toplanmıştır. Aynı Şekil de sağda yer alan sağ ana transfer fonksiyonu ile sol kanaldan gelen yük transfer fonksiyonu da toplanmıştır. Referans makale; Şekil 3.5’de yer alan eşdeğer kanal blok diyagramına göre PI kontrolör geliştirip sistemi kontrol altına almaya çalışmıştır. Fırının eş değer kanal olduğu kabul edildiği için aşağıda belirtilen işlemler yapılabilmektedir.

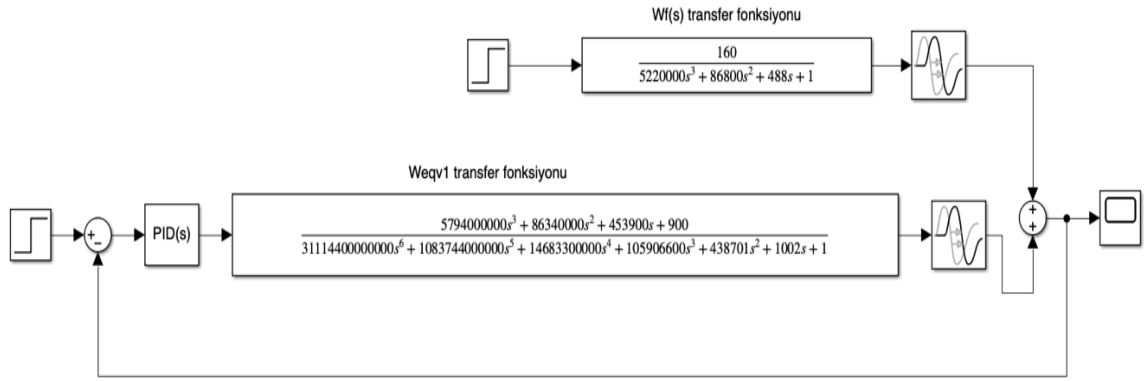
$$W_{eqv1} = W_{11}(s) + W_{21}(s)$$

$$W_{eqv2} = W_{22}(s) + W_{12}(s)$$

Aynı zamanda sol ve sağ yakıt odaları simetri özelliğine sahip olduğundan geliştirilen yeni eş değer kanal transfer fonksiyonları da birbirlerine eşittir.

$$W_{eqv1}(s) = W_{eqv2}(s)$$

Geliştirilen eş değer kanal blok diyagramı Şekil 3.5’de görülmekte olup sol yakıt odasına ait eş değer kanal blok diyagramı Şekil 3.9’da ayrıntılı olarak verilmiştir.



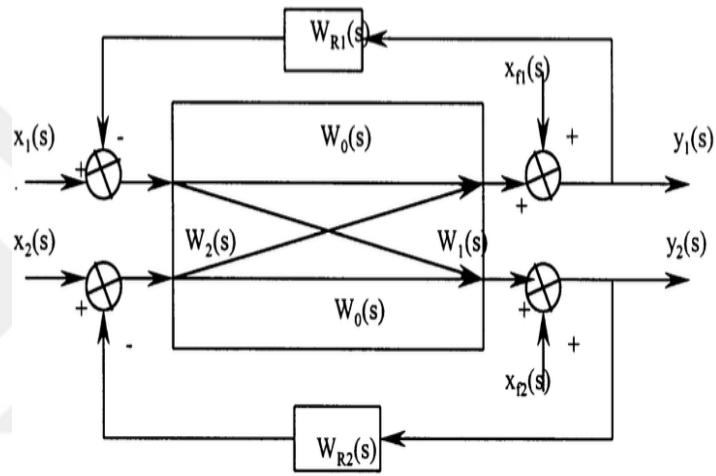
Şekil 3.9 Fırının sol yakıt odası eş değer kanal blok diyagramı

Yeni geliştirilen $W_{eq1}(s)$ transfer fonksiyonuna göre “Ziegler-Nichols”, Matlab Sisotool – “Ziegler-Nichols step response” ve Matlab Sisotool “Chien-Hrones-Reswick” yöntemleri aracılığıyla yeni P, PI ve PID kontrol ediciler geliştirilmiştir. Fakat referans makalede sistemin kontrolü için sadece PI kontrol edici bulunmaktadır. Geliştirilen kontrol ediciler sırasıyla Matlab Simulinkte yerine koyulup kontrol edicilerin zamanla performans değişimleri izlenip birbiriyle kıyaslanarak bu mevcut durum için en iyi kontrol edici belirlenmeye çalışılmıştır.

3.2.4 Fırının decoupling çok girdili çok çıktılı (MIMO) PID kontrolü

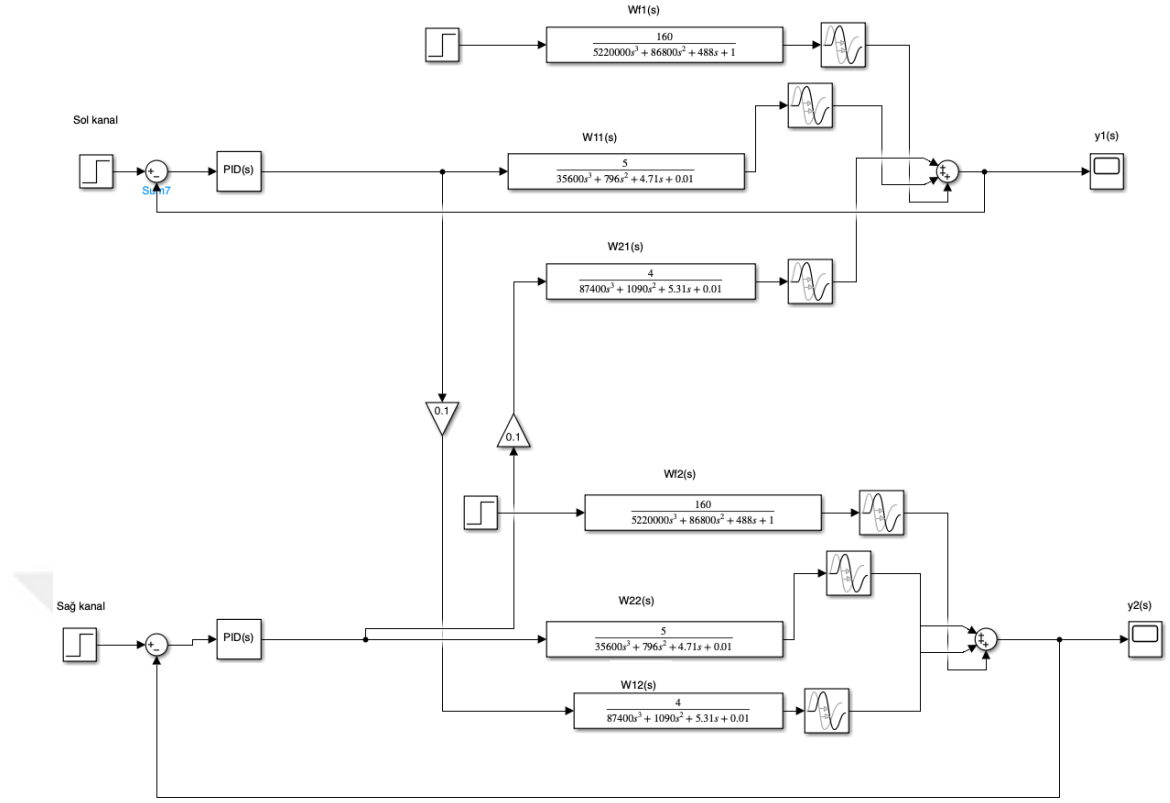
Decoupling kontrol; bir sistemdeki farklı giriş ve çıkış değişkenleri arasındaki etkileşimi azaltmayı veya ortadan kaldırmayı amaçlayan bir kontrol stratejisidir. Çok değişkenli sistemlerdeki kontrol problemlerine çözüm ararken decoupling yöntemine başvurulur.

Çok değişkenli sistemlerde bir girişin diğerinin çıktısı olduğu durumda sistemi kontrol etmek zor olabilir. Decoupling kontrolü, bu etkileşimi azaltarak sistemin daha iyi kontrol edilmesini sağlar. Çalışmada kullanılan fırın 2 girdi 2 çıktılı yani çok girdili çok çıktılı (MIMO) mimarisinde olup eşlenik olarak sol ve sağ iki kanaldan oluşmaktadır. Fırının decoupling MIMO PID kontrolünün genel mimarisi Şekil 3.7’de görülmektedir. Sol ana transfer fonksiyonunu sağ kanaldan gelen transfer fonksiyonu etkilerken aynı Şekil de sağ ana transfer fonksiyonunu da sol kanaldan gelen transfer fonksiyonu etkilemektedir. Sistemde yer alan çapraz etkiler Şekil 3.10’da daha net görülebilmektedir.



Şekil 3.10 Sol ve sağ kanallar arası çapraz ilişki

Decoupling MIMO kontrol’e göre Matlab Simulink ortamında blok diyagram düzenlenmiş olup geliştirilen blok diyagram Şekil 3.11’de ayrıntılı olarak görülmektedir. Üst kısımda sol kanal yer alırken alt kısımda sağ kanal yer almaktadır. Sol tarafın doğal gaz çıktısı sağ tarafın girdi konumundadır. Aynı sistemin terside fırının sağ kanalında mevcuttur. Kanallar arası etkileşimi azaltmak için etki katsayısı olarak 0.1 kullanılmıştır.



Şekil 3.11 Fırında sıcaklık kontrolü için tasarlanan decoupling MIMO PID mimarisi

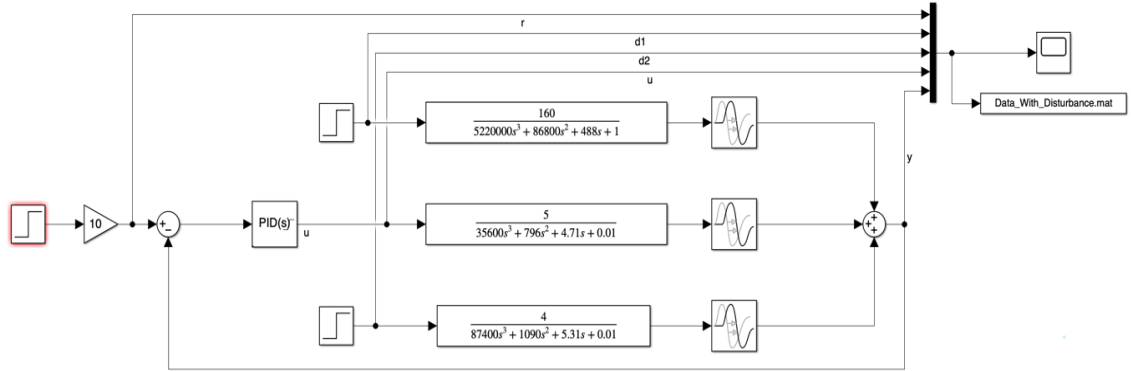
Decoupling MIMO PID kontrolde Şekil 3.11’de belirtilen blok diyagrama göre “Ziegler-Nichols”, Matlab Sisotool - “Ziegler-Nichols step response” ve Matlab Sisotool “Chien-Hrones-Reswick” yöntemleri aracılığıyla belirlenen PID kontrolleri kullanılmıştır. Kontrol ediciler Matlab Simulink ortamında yerine koyularak sırasıyla zamanla performans değişimleri izlenmiştir. Decoupling MIMO PID kontrol için en iyi kontrol yöntemi tespit edilmeye çalışılmıştır.

3.2.5 LSTM derin öğrenme yöntemiyle ileri proses kontrol yöntemi geliştirilmesi

Çalışmanın bu adımında hem enerji tasarrufu azaltmak hem de ürün kalitesini artırmak amacıyla geleneksel kontrol sistemleri yerine daha iyi bir performans meydana getirebilecek ileri kontrol sistemleri araştırılmıştır. Son zamanlarda RNN(Recurcive neural network/tekrarlamalı yapay sinir ağı), LSTM (Long short-term memory/uzun kısa süreli bellek) gibi derin öğrenme yöntemi ileri kontrol sistemlerinde aktif rol

oyunmaktadır. İleri kontrol yöntemi olarak RNN yöntemine göre daha yeni bir derin öğrenme yöntemi olan LSTM kullanılması tercih edilmiştir. Şekil 3.6’de görülen sistem’e LSTM yöntemi uygulanarak ileri kontrol sistemi geliştirilmiş olup sonuçları geleneksel PID kontrol ile karşılaştırılmıştır.

a) Veri seti oluşturma: Derin öğrenme yöntemleri ile yürütülen çalışmalar da veri toplamak ve bu verilerinin düzenlenmesi analiz için doğru şekilde yürütülebilmesi ve modelin doğru tahminler yapabilmesi açısından çok önemlidir. Referans makaleden alınan transfer fonksiyonlar Matlab Simulink ortamına aktarılıp $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonuna -1 ile 10 arasında rastgele basamak etkiler verilerek sentetik veri üretilmiştir. Sentetik veri üretmek için Matlab Simulink ortamında geliştirilen blok diyagram Şekil 3.12’de görülmektedir. Geliştirilen ileri kontrol sistemi Şekil 3.6’da görülen PID kontrolör yerine alacaktır. Bu nedenle geliştirilecek kontrol sistemi hedeflenen ile çıktı arasında hatayı minimize edebilmesini sağlayacak $W_{11}(s)$ ana transfer fonksiyonu basamak etkileri olan $u(t)$ ’yi belirlemesi amaçlanmıştır.



Şekil 3.12 Simulinkte sentetik veri üretmek için oluşturulan blok diyagram

Sentetik veri oluşturulurken $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonuna - 1 ile 10 arasında rastgele basamak etkiler verilirken $W_f(s)$ ve $W_{21}(s)$ yük transfer fonksiyonlarına referans makalede belirtilen maksimum basamak değeri olan 0.05 basamak etki uygulanmıştır. Ayrıca yük etkileri olmadan $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonuna -1 ile 10 arasında rastgele basamak etkiler uygulayarak iki ayrı veri seti oluşturulmuştur.

Oluşturulan veri setleri; zaman, referans set noktası değeri ($r(t)$), birinci bozucu etki ($W_f(s)$), ikinci bozucu etki ($W_{21}(s)$), $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonuna basamak etki ($u(t)$), sistem çıktı değeri ($y(t)$)'den oluşmaktadır. Birinci veri setinde bozucu etkilerin basamak etki değeri 0.05 alınmış iken ikinci veri setinde bozucu etkilerin set noktası değişim değeri 0 alınmıştır. Böylece bozucu etkilerin sistem üzerindeki etkileri araştırılmıştır. Oluşturulan veri seti 15000 x 5 boyutundadır.

b) Normalizasyon: Oluşturulan veri seti doğrudan modelin eğitiminde kullanılamaz. Çünkü verilerin boyutlarında farklıklar olabilir. Modelin verileri daha iyi özümseyebilmesi ve daha hızlı öğrenme sağlanabilmesi için verilere normalizasyon uygulanmış, yani veriler aynı ölçeğe sıkıştırılmıştır. Normalizasyonda asıl amaç analiz ve modellemede daha istikrarlı sonuçlar elde etmektir.

Öncelikle üretilen sentetik veri Matlab çalışma uzayında sisteme geri yüklenmiştir. Yüklenen bu verinin normalizasyon işlemi sırasında her sütunda bulunan verinin ortalaması ve standart sapması hesaplanmıştır. Ardından hesaplanan ortalama ve standart sapma ile işlem yapılarak veriler 0-1 arasında sıkıştırılmıştır. Böylece verilerde daha iyi karşılaştırma ve analiz etme imkânı oluşturulmuştur. Aşağıda Matlab'da normalizasyon için sırasıyla yapılan işlemler gösterilmiştir.

```
% Dosyayı yükleme
X=load('Data_With_Disturbance.mat');

% X'in scale yapılması
mu = mean(x,1);
sigma = std(x,0,1);
xs = (x-mu)./sigma;
```

Model geliştirilip tahmin yapıldıktan sonra tahmin edilen sonuçların değerleri ölçeklendirmesi tersine çevrilmiştir. Böylece tahmin edilen değerler orijinal boyutlarına dönüştürülmüştür.

c) Özellik seçimi: Veri kümesinde olan verilerden önemli olanları seçme işlemine özellik seçme işlemi olarak adlandırılır. Bu işlem sırasında analizde etkisi büyük olanlar seçilirken etkisi az olan veriler veri setinden çıkarılır. Özellik seçimi sırasında ana amaç modelin performansını artırma, eğitim süresini azaltma ve gereksiz bilgi gürültüsünü azaltmaktır.

Sentetik veri seti üzerinde normalizasyon yapıldıktan sonra özelliğe seçimi uygulanmıştır. Matlab çalışma uzayında özellik seçmek için önce özellik seçilecek veri kümeleri oluşturulmuştur. Sonrasında `fsmr(X)` fonksiyonu ile özellik seçme fonksiyonu çağırılmıştır. `fsmr` fonksiyonu “Feature Selection Minimum Redundancy Maximum Relevance”ın kısaltmasıdır. Bu fonksiyon hedef değişken ile maksimum ilişkiye sahip özellikler seçilirken gereksiz bilgileri veri setinden uzaklaştırır. En son olarak özelliklerin önemiyetini gösteren skorlar grafikleştirilmiştir. Bu adımda yapılan işlemler aşağıda sırasıyla belirtilmiştir.

% Olası özellikler:

```
X = [data.Data(:, [1:3 5]) err];  
y = data.Data(:,4);
```

% En iyi özelliklerin belirlenmesi

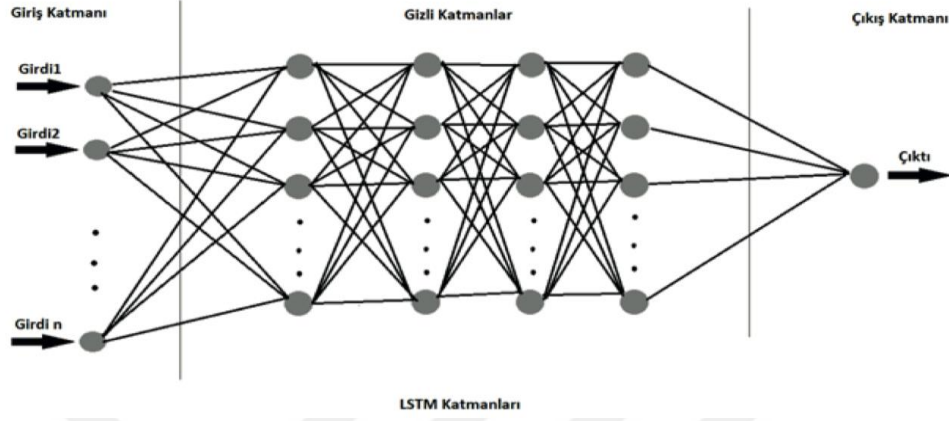
```
[~,scores] = fsmr(X, y);
```

% Grafik çizilmesi

```
figure(1);  
bar(scores);  
xticklabels(["r(t)";"d_1(t)";"d_2(t)";"y(t)";"e(t)"]);  
ylabel("Score");
```

d) Model parametrelerinin belirlenmesi: LSTM, RNN gibi derin öğrenme yöntemleri aracılığıyla model geliştirme işlemi yapılmaya çalışılıyorsa öncelikle model parametreleri belirlenmesi gerekir. Çalışmamızın bu aşamasında elde etmek istediğimiz sonuca ve

verilerimiz göz önünde bulundurularak modelimizin parametreleri belirlenmiştir. Belirlenen parametreler şu Şekil de sıralanabilir;



Şekil 3.13 Geliştirilen LSTM derin öğrenme modelinin mimarisi

Units: Katmanda yer alan nöron sayısı olarak tanımlanır. Nöron sayısı arttıkça modelin öğrenme kapasitesi artarken öğrenme süresi uzayacaktır. Aynı zamanda veri setini öğrenmek yerine ezberlemeye de yönelebilir. Bu dezavantajlardan dolayı eğer model çok karmaşık değil ise nöron sayısını çok artırmak modele olumsuz yönde etkiler. Ayrıca optimum nöron sayısı farklı nöron değerleri denenerek de bulunabilir. Genel olarak doğrusal olmayan modellerde optimum nöron sayısı 50 olarak kullanılır (Goodfellow vd. 2016). Bu çalışma kapsamında oluşturulan modelin gizli katmanlarında 50 ve 30 nöron kullanılmıştır.

Learning rate: Model oluşturmada en önemli parametrelerin başında gelir. Çünkü belirlenen bu değere göre eğitim sırasında model parametrelerinin ne kadar değişeceği, güncelleneceği belirlenir. Bu değer ile parametrelerde güncelleme yapılarak modelde yer alan hatalar azaltılır. Eğer learning rate çok düşük seçilirse öğrenme oranı çok yavaş olur eğitim süresi uzar ve bazen öğrenmeyi tamamlayamayabilir. Çok hızlı olursuda modeli ezberleyebilir ya da dalgalanmanın çok olmasından dolayı optimum değeri yakalayamayabilir. Bu değer genellikle deneme yanılma yöntemiyle bulunur (Goodfellow vd. 2016). Modellerde genellikle learning rate olarak 0.01, 0.005, 0.008, 0.001 gibi değerler kullanılır. Çalışmada learning rate 0.01 olarak belirlenmiştir.

Layer: Yapay sinir ađlarında ve derin öğrenme yöntemlerinde genellikle çok katmanlı yapılar oluşturulur. Her katmanın yerine getirmesi gereken ayrı bir görevi olup her katman birbirinden farklı veya aynı sayıda nöron bulundurur. RNN, LSTM, GRU gibi derin öğrenme yöntemleri de genellikle çok katmanlı yapılardır. Bu katmanlar modelin zaman bağımlılığını yakalaması üzerine geliştirilmiştir. Gizli katman sayısı artıkça modelin karmaşık özellikleri ve ilişkileri öğrenme olanağı artar ve daha iyi bir performans ortaya koyar. LSTM kullanılan diğer yöntemlere göre yapısı gereği daha uzun zaman bağımlılığını belleğinde tuttuğu bilinmektedir. Bunun en önemli nedeni ise LSTM hücresi içinde kapıların bulunmasıdır (Greff vd. 2017). Geliştirilen model 8 katmandan oluşmaktadır.

Aktivasyon fonksiyonu: Yapay sinir ağı ve derin öğrenme yöntemlerinde kullanılan bir matematiksel fonksiyondur. Yaygın olarak kullanılan aktivasyon fonksiyonları: sigmoid, tanh, relu, leaky relu ve softmax'dir. Fakat her yöntemin özelliğine göre kullanılan aktivasyon fonksiyonu değişir. LSTM modelinde tanh, sigmoid ve relu aktivasyon fonksiyon olarak kullanılır. Aktivasyon fonksiyonu katmanlar arasında bilgi akışını kontrol ederken girdi verilerinden aktarılacakların ve ekleneceklerin belirlenmesi ve çıktılarının oluşturulmasını sağlar. Çalışmada katmanlar arası veri aktarımı ve çıktılarının oluşturulması amacıyla tanh ve sigmoid aktivasyon fonksiyonu kullanılmıştır. Sigmoid fonksiyonu verileri $[0,1]$ arasına sıkıştırırken tanh $[-1,1]$ arasına sıkıştırır.

Dropout rate (Sönümlenme oranı): modelin eğitim sırasında veri setini ezberlemesini önlemek modeli genelleştirmek amacıyla katmanlar arasında kullanılır. Belirlenen dropout oranı kadar rastgele nöron kapatılır. Bu sayede ađlar arasında bağımlılık azaltılarak, her ađ birbirinden bağımsız olarak çalışması sağlanır. Dropout girdi ve çıktı katmanlarında kullanılmaz gizli katmanlarda kullanılır. Optimum dropout oranı modelin karmaşıklığı, veri setinin büyüklüğü ve modelde kullanılan diğer parametrelerin değerlerine göre değişir. Fakat genel olarak modellerde dropout oranı 0.2 ve 0.5 kullanılır. Fakat model için en iyi oran deneyerek bulma yolu tercih edilebilir. Bu çalışmada dropout oranı deneme yanılma yoluyla bulunarak 0.2 olarak belirlenmiştir.

Epoch (Dönem): Modelin eğitimi sırasında veri setinin tamamının bir kere kullanılmasına denir. Bir epoch tamamlandığında bütün veri seti örneğinden model bir kere eğitilmiş olur. Epoch sayısının yüksek olması modelin veri setini ezberlemesine neden olabilir. Aksi durumda çok az epoch sayısında da model veriyi öğrenememiş olabilir. Bu nedenle doğru epoch sayısını bulmak modelin performansı için çok önemlidir. Epoch sayısını belirlenirken veri setinin büyüklüğü, modelin karmaşıklığına göre belirlenmelidir. Oluşturulan model 8 katmanlı olması ve veri seti 15.000 veriden oluşmasından dolayı epoch sayısı belirlenmesinde 100, 150, 200 epoch sayısı denenmiştir. En optimum epoch sayısı 150 olarak tespit edilmiştir.

Batch size (Küme boyutu): eğitim sırasında her adımda kullanacağı veri sayısıdır. Batch size veri kümesinden alınan küçük bir alt kümedir. Batch size değeri modelin performansı, eğitim süresi, bellek kullanımı gibi durumları etkiler. Eğer batch size büyük seçilirse daha büyük belleğe ihtiyaç duyulur ve eğitim süresi kısa olur. Küçük batch size ise eğitim süresini artırabilir. Batch size değeri belirlenirken modelin karmaşıklığı veri setinin büyüklüğünün yanısıra donanımın özelliğinde dikkat edilmelidir. Batch size genellikle deneme yanılma yoluyla model için optimum değeri belirlenir. Çalışmada 50, 100 ve 150 batch size değerleri denenmiş olup en iyi sonucu 100 vermiştir.

İterasyon: modelin belirlenen batch size göre bir epochu bitirilebilmesi için yapması gereken tekrar sayısıdır. Yani iterasyon sayısı doğru batch size ve veri setinin boyutuna bağlı olup eğitim sonrası değeri ortaya çıkar. Çalışma da eğitim sonucunda iterasyon sayısı 150 olarak bulunmuştur.

Kök ortalama kare hatası (RMSE): geliştirilen modelin tahminlerinin gerçek değerden ne kadar farklı olduğunu belirler.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

n: veri noktalarının sayısı

y_i : gerçek değer

\hat{y}_i : tahmin değer

RMSE genellikle modelin performansını ölçmek ne kadar iyi tahmin yaptığını anlamak için kullanılır. RMSE değeri ne kadar 0'a yakınsa modelin tahminler o kadar gerçek değere yakın demektir. Çalışmada geliştirilen model basamak etki 0.05 de çalıştırıldığında RMSE değeri 0.12 olarak bulunmuştur.

Optimzer: derin öğrenme yöntemlerinde eğitim sırasında kullanılan bir algoritmadır. Modelin kayıp fonksiyonunu minimuma indirir ve modelin en iyi performansı göstermesi için parametrelerin güncellenmesini sağlar. Optimizasyon algoritmalarının temel amacı modelin eğitim verilerini en iyi Şekil de öğrenmesini sağlarken aynı zamanda genelleştirme yapabilmesidir. Son zamanlarda yaygın olarak Adam optimizier kullanılmaktadır. Adam optimizierin diğerlerine göre hızlı yakınsama, bellek verimliliği ve düzlemsel kısıtlama gibi avantajları vardır. Bu çalışmada da optimizier olarak adam kullanılmıştır.

Eğitim boyutu (Train size): Model için oluşturulan veri setinin bir kısmı eğitim için bir kısmında test için ayrılır. Bu belirlenen orana train size olarak adlandırılır. Genellikle %70-%30, %80-%20 şeklinde ayrıma gidilmiştir. Bu çalışmada da veri seti %80- %20 olarak ayrılmıştır. Öncelikle oluşturulan veri setinin %80'ni eğitim için kullanıldıktan sonra %20'si test için kullanılmıştır.

Sabır ölçüğü (Validation patience): Bir modelin eğitim sırasında early stop (erken durdurma) ne zaman kullanacağını belirleyen parametredir. Erken durdurma veri setiyle aşırı uyum engelleme ve eğitim sürecini optimize etmek için kullanılır. Validation patience da belirlenen değere kadar modelin performansında bir düzelme olmaz ise o zaman eğitimi durdurur. Optimum değer genellikle deneme yanılma ile bulunur. Bu çalışmada da 5, 10 ve 15 denenmiş olup optimum değer 10 olarak bulunmuştur.

Window: Zaman serilerindeki ardışık veri noktalarının belirli bir aralığını temsil eden ve modelin veriyi işlemek için kullandığı bir yapıdır. Burada window olarak belirlenen değer veri satırıdır. Veri modelde işlenirken belirlenen window değeri kadar satır işleme alınır. Bu Şekil de işlediği için verinin öncesi ve sonrası hakkında bilgi edinme özelliğine sahip

olur. Window boyutu ne kadar uzun vadeli bağımlılıklara bakacağına göre belirlenir. Büyük boyutlarda genellikle daha uzun vadeli bağımlılıklar işlenir. Kısa boyutlarda daha kısa vadeli desenler işlenir. Window boyutu modelin performansı ve eğitim süresini etkileyen önemli bir parametredir. Belirlenirken modelin karmaşıklığı ve veri boyutu göz önünde bulundurulmalıdır. Bu çalışma kapsamında 10, 15 ve 20 window değerleri denenmiş olup optimum değer olarak 15 bulunmuştur.

Verbose (Ayrıntı): Eğitim sürecinde kullanılan bir parametredir. Eğitim sırasında modelin çalışmasıyla ilgili ayrıntılı bilgilerin aktarıp aktarılmayacağını belirler. Verbose true iken model eğitim sırasında daha fazla ayrıntılı bilgi verirken negatif seçilirse model daha sessiz çalışır modelin çalıştığı sırada ara adımlar hakkında bilgi vermez. Bu çalışmada modelin ara kademede olanlar hakkında daha fazla bilgi edinmek için verbose true seçilmiştir.

Parametre değerleri belirlenirken genel olarak deneme yanılma yöntemi benimsenmiştir. Modelin başarısı eğitim süresi ve doğruluk parametreleri ile sonuçlar kıyaslanıp en doğru sonuç bulunmaya çalışılmıştır.

e) Modelin mimarisi: Geliştirilen kontrol algoritması 8 katmanlı bir yapıya sahiptir. Bu katmanlar şu şekilde açıklanabilir;

Birinci katman: giriş katmanı dizi giriş katmanı (sequenceinputlayer) belirlenmiştir. Dizi giriş katmanı zaman serileri gibi sıralı verileri model işlemek için kullanılır. Bu katman bir önceki katmandan gelen veriyi alır ve sıralı bir şekilde işlemek için hazırlar. Burada diğer modellerde olduğu gibi veriyi karıştırma işlemi kesinlikle yapılmaz. Çünkü bu verilerin özelliği sıralı veri olduğu için eğer karıştırma yapılırsa model öğrenemez. Bu katmanda veriye modelin öğrenmesi istendiği şekilde verilir. Çalışılan modelde veri 15 X 3'lük matrix ile sequenceinputlayer katmanında işlenmiştir.

İkinci katman: bu katmanda flattenlayer düzleştirici katmanı (flattenlayer) kullanılmıştır. Bu katman genelde LSTM gibi zaman serileriyle çalışılan katmanlarda

kullanılır. Gelen verileri düzleştirerek bir sonraki katmana verilmesini sağlar. LSTM gibi zaman serisi modellerinde giriş katmanı matrix olma imkânı vardır fakat çıktı verisi düz bir veri olması gerektiği için bu katmana ihtiyaç duyulmaktadır. Böyle bir düzleştirme katmanı kullanıldığında model çıktı olarak tek bir sonuç tahmini yapar. Çalışmada model girdisi 15 X 3 matix yapıda olup çıktı sadece ana transfer fonksiyonun basamak etkisi ($u(t)$) yani tek çıktıdır. Girdide bulunan matris yapıyı düzleştirmek için modelde flattenlayer kullanılmıştır.

Üçüncü katman, beşinci katman, yedinci katman: üçüncü ve beşinci katmanda 50 nöron bulunan LSTM layer kullanılmış olup yedinci katmanda 30 nöron içeren LSTMlayer kullanılmıştır. LSTMlayer katmanları giriş, unutma ve çıkış kapılarından oluşur. Bu katman sıralı verilerdeki uzun vadeli bağımlılıkları ve desenleri öğrenmede kullanılır.

Dördüncü, altıncı katman: yapılan çalışma da bu katmanlarda 0.2 orana sahip dropout katmanı (sönümleme katmanı) bulunmaktadır. Modelde; verinin ezberlememesi modelin genelleştirebilmesi için rastgele nöronların %20'si kapatılmıştır. Böylece ağlar arasında bağımsızlık oluşturulmuştur.

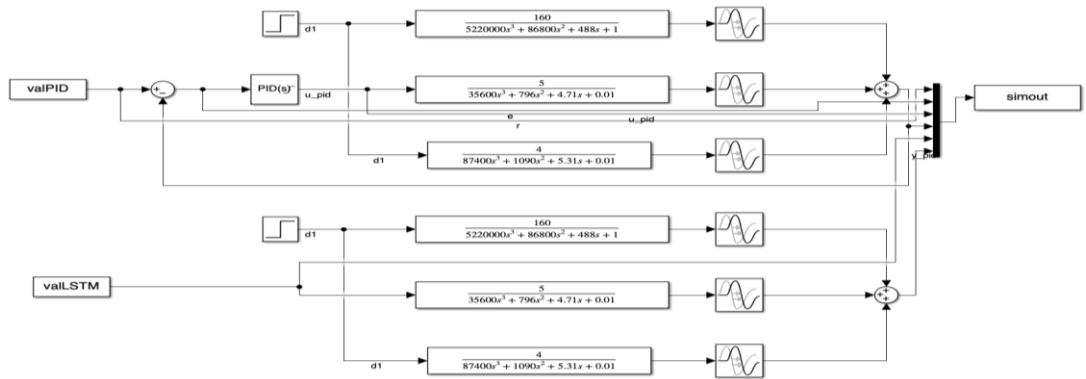
Sekizinci katman: son katman tamamen bağlı katman (fullyconnectedlayer) olarak belirlenmiştir. Bu katman kendisinden önce gelen verileri işleyerek çıktı üretir. Aynı zamanda kendisinden önce gelen tüm nöronlarla bağlantılıdır. Bu katmanda model tahmin yapmış olup tek nöronla kullanılmıştır.

f) Eğitim ve test: Model için oluşturulan 15000 veri %80 eğitim %20 test için ayrılmıştır. Model mimarisi ve optionlar belirlendikten sonra tez çalışması kapsamında modelin eğitimi Matlab ortamında meydana geldiği için Matlab deep learning toolbox'ın bir fonksiyonu olan trainnetwork kullanılmıştır. Burada eğitim için ayrılan giriş veri seti ile çıkış veri seti belirlenen layer ve optionslar ile eğitilmiştir. Eğitim olduktan sonra tahmin fonksiyonu kullanılarak modele tahmin yaptırılmıştır. Model hedeflenen başarıyı gösterdiği için kaydedilmiştir.

g) **Tahmin sonucunun normalizasyondan çıkarılması:** Geliştirilen model ile tahmin yapıldığı zaman çıkan sonuç normalizasyon etkisindeki değerdir. Bu değer gerçekte halini görmek için normalizasyondan çıkarılması gerekmektedir. Bu adımda tahmin sonuçları gerçek boyutlarına dönüştürülmüştür.

3.2.6 Geliştirilen LSTM modeli ve geleneksel PID modelinin farklı basamak etkilerdeki sonuçlarının izlenmesi

Matlab Simulink’de doğrudan LSTM bloğu bulunmamaktadır. Simulink kütüphanesinde LSTM bloğu bulunmadığı için geliştirilen LSTM modeli Simulink’e aktarılıp modele direkt basamak etki verme yolu izlenememiştir. Karşılaşılan bu problemin çözümüne yönelik Matlab workspace ile Matlab Simulink karşılıklı olarak etkileştirilmiştir. Bu etkileşim karşılıklı olarak veri aktarmı sayesinde sağlanmıştır. Öncelikle workspace’de belirlenen basamak etki Matlab simulink ortamında çalıştırılıp sonuçlar workspace’ye aktarılmıştır. Aktarılan bu workspace’deki veriler ile LSTM modeli çalıştırılıp tahminde bulunmuş olup tahmin sonucu simulink’e gönderilmiştir. Bu tahmin sonucuyla geleneksel PID ile simulink tekrar çalıştırılmıştır. Her iki sonuçta workspace’ye aktarılıp zamana bağlı PID ve geliştirilen LSTM kontrol modelin zamanla sıcaklık değişimi görselleştirilmiştir. Şekil 3.13’de Matlab workspace ile Matlab simulink arasında kurulan yapı görülmektedir.

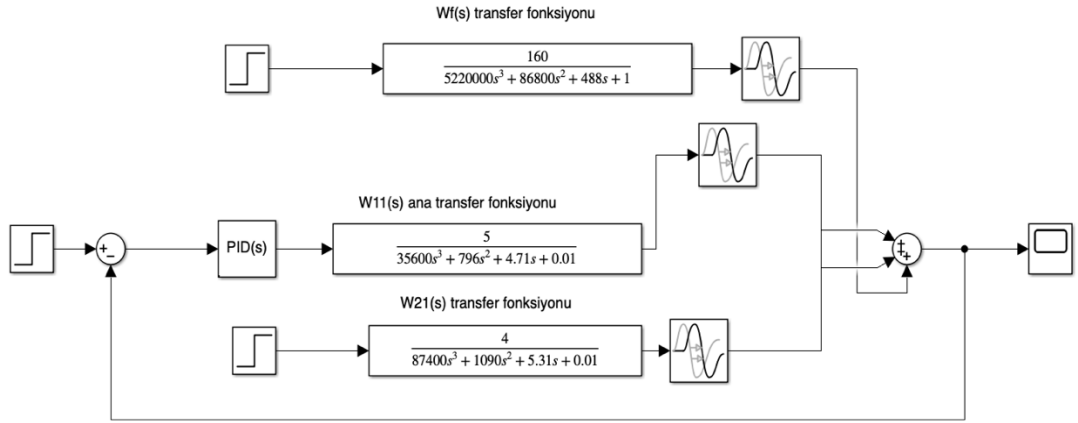


Şekil 3.14 Matlab Workspace ile Simulink arasında kurulan yapı

Matlab workspace ile Matlab simulink arasında kurulan bu yapı sayesinde simulink kütüphanesinde LSTM modelinin bulunmaması problemi çözülmüştür. Birçok farklı

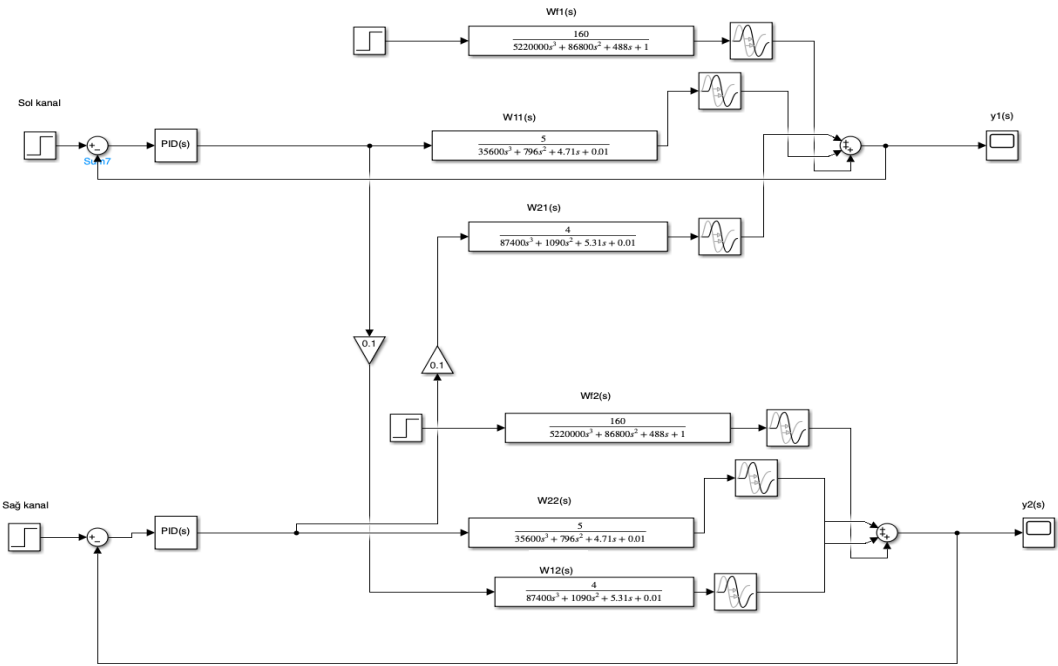
basamak deęeri ile geliştirilen LSTM model alıřtırılmıř olup zamanla modelin kontrolünde meydana gelen deęişimler izlenmiřtir. Aynı zamanda aynı basamak deęeri ile geleneksel PID kontrollüde alıřtırılmıřtır. Geliřtirilen LSTM modeli ile PID kontrolün zamanla deęişimi karřılařtırılıp performansları deęerlendirilmiřtir.





Şekil 4.2 $W_{11}(s)$ 'e $W_{21}(s)$ transfer fonksiyonun yük etkisi yaptığı durum blok diyagramı

Üçüncü sistem; fırında bulunan sol ve sağ kanallar arasındaki çapraz etkileri azaltarak sıcaklığın kontrol edilmesi amaçlanmıştır. Şekil 3.2'de ayrıntılı olarak görülen çapraz etkiler üzerinde çalışmalar yapıлып MIMO PID decoupling için Şekil 4.3'de belirtilen blok diyagram Matlab Simulinkte tasarlanmıştır. Farklı yöntemlerle bulunan PID kontrolörleri Matlab Simulink ortamında MIMO PID decoupling blok diyagramdaki yerine koyularak sırasıyla performansları izlenmiştir.



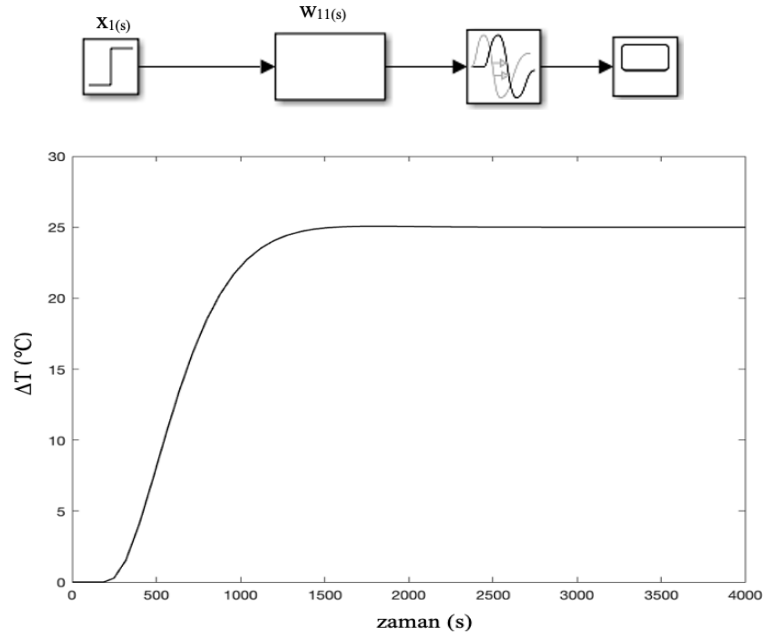
Şekil 4.3 Fırında sıcaklık kontrolü için tasarlanan decoupling MIMO PID mimarisi

4.1 Sistemin Dinamiklerinin Çıkarılması

Ham petrolü ısıtmak için atmosferik vakum fırınında sıcaklık kontrolü parametrelerini hesaplamak amacıyla, öncelikle transfer fonksiyonlarının dinamikleri adım adım çıkarılmıştır. Bu aşamada referans alınan makalede basamak etki olarak maksimum 0.05 doğalgaz/hava oranında belirtildiği için basamak etki 0.05 olduğu durum için transfer fonksiyonlarının dinamikleri elde edilmiştir.

$W_{11}(s)$ transfer fonksiyonun dinamiği; $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonu sol taraftaki ham petrol çıkış sıcaklığının doğal gaz-hava oranına oranıdır. Atmosferik vakum fırının aşağısında spiral borular ile hampetrol taşınmaktadır. Taşınan ham petrolün ısıtılmasını, fırının sol ve sağ tarafında bulunan yakma kamaralarındaki doğal gaz – hava karışımı sağlamaktadır. $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonun dinamiğinin blok diyagramı Şekil 4.4’de gösterilmekte olup 180 s. kadar gecikme bulunmaktadır.

$$W_{11}(s) = \frac{5 \times 10^2}{3.56 \times 10^6 s^3 + 7.96 \times 10^4 s^2 + 4.71 \times 10^2 s + 1} e^{-180s} \text{ } ^\circ\text{C}$$

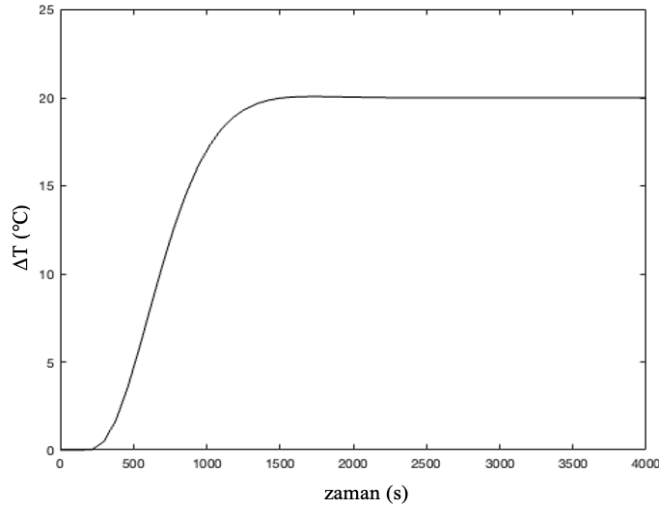
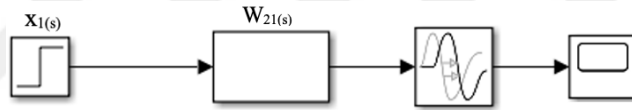


Şekil 4.4 $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonu dinamiğinin Matlab Simulink’teki blok diyagramı

Şekil 4.4’de görüldüğü üzere $W_{11}(s)$ ana transfer fonksiyonu 0.05 basamak etki altında maksimum sıcaklık artışı yaklaşık olarak 25 °C ‘dir. Aynı zamanda sıcaklık değişimi yaklaşık olarak 1500 saniye sonunda yatışkın hale ulaşmıştır.

$W_{21}(s)$ transfer fonksiyonun dinamiği; $W_{21}(s)$ transfer fonksiyonu sol kanaldaki ham petrol çıkış sıcaklığının sağ kanaldan sol kanala ısıtma etkisi sağlayan doğal gaz-hava oranına oranıdır. $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonunda olduğu gibi $W_{21}(s)$ kanalına gönderilen sağ taraftaki yakma kamarasından doğal gaz – hava karışımı ham petrolün ısıtılmasında kullanılmaktadır. Transfer fonksiyonun cevap süresinde 180 s. kadar gecikme bulunmaktadır. Şekil 4.5’de $W_{21}(s)$ transfer fonksiyonu ve dinamiğinin blok diyagramı gösterilmiştir.

$$W_{21}(s) = \frac{4 \times 10^2}{8.74 \times 10^6 s^3 + 10.9 \times 10^4 s^2 + 5.31 \times 10^2 s + 1} e^{-180s} \text{ } ^\circ\text{C}$$



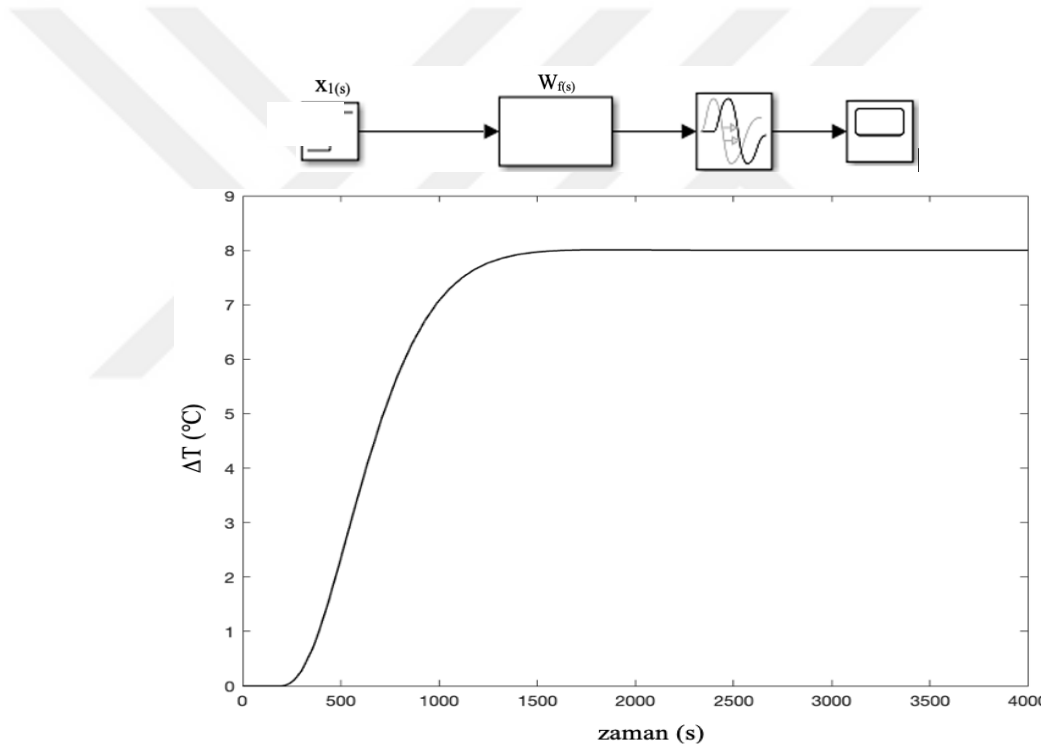
Şekil 4.5 $W_{21}(s)$ transfer fonksiyonu dinamiğinin Matlab Simulink’te blok diyagramı

$W_{21}(s)$ transfer fonksiyonu doğalgaz/hava oranına 0.05 basamak etki verildiğinde maksimum sıcaklık artışı yaklaşık olarak 20 °C olduğu Şekil 4.6’da görülmektedir. Aynı

zamanda sıcaklık deęişiminin ikinci yatışkın kořula ulaşması yaklaşık olarak 1500 saniyedir.

$W_f(s)$ transfer fonksiyonun dinamięi; $W_f(s)$ transfer fonksiyonu $W_{11}(s)$ için yük etkisi durumunda olup ham petrol çıkış sıcaklığının borudaki ham petrolün akış hızına oranıdır. Dięer transfer fonksiyonlarında olduęu gibi 180 s. kadar ölü zamanı bulunmaktadır $W_f(s)$ transfer fonksiyonu ve dinamięinin blok diyagramı Şekil 4.6'da gösterilmiştir.

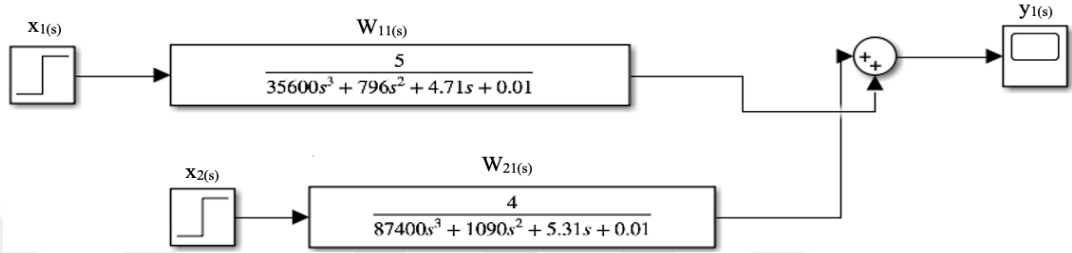
$$W_f(s) = \frac{1.6 \times 10^2}{5.22 \times 10^6 s^3 + 8.68 \times 10^4 s^2 + 4.88 \times 10^2 s + 1} e^{-180s} \text{ } ^\circ\text{C}$$



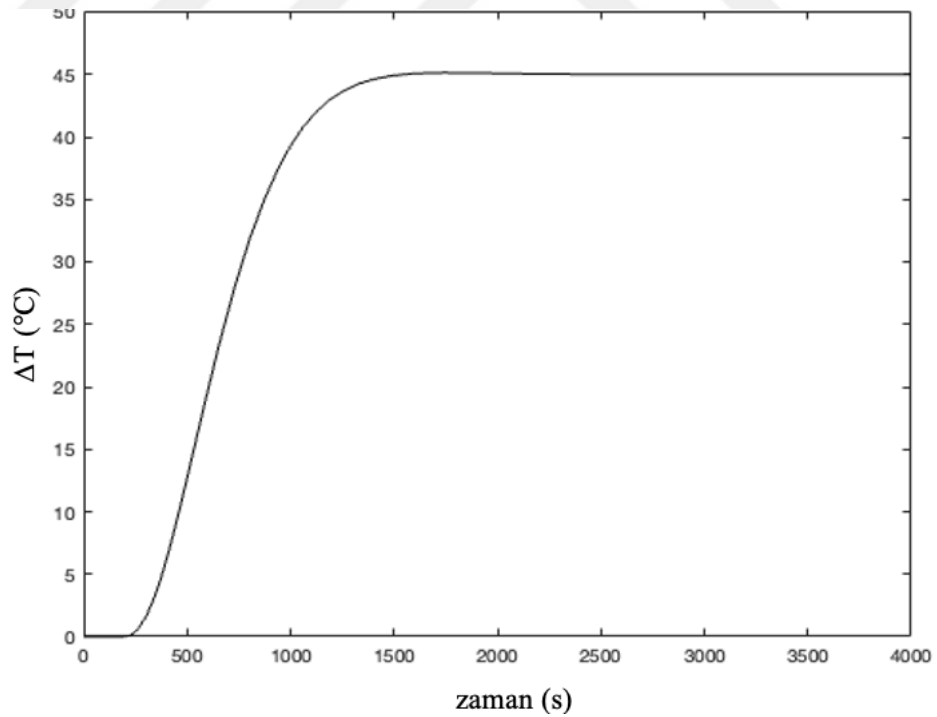
Şekil 4.6 $W_f(s)$ transfer fonksiyonun dinamięinin Matlab Simulink'deki blok diyagramı

$W_f(s)$ transfer fonksiyonun 0.05 basamak etki altında maksimum sıcaklık deęişimi yaklaşık olarak 8 °C olduęu Şekil de 4.8'de görölmekte olup sıcaklık deęişiminin ikinci yatışkın hale ulaşması yaklaşık olarak 1500 s.'yi bulmaktadır.

$W_{11}(s)$ transfer fonksiyonu için $W_{21}(s)$ 'in yük olduğu durumda sistemin dinamiği; Fırının sağ tarafından gelen $W_{21}(s)$ transfer fonksiyonunun $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonu için yük durumunda olduğu koşullar altında doğalgaz/hava oranına 0.05 basamak etki verildiğinde sistemin dinamiğinin blok diyagramı Şekil 4.7'de gösterilmektedir.



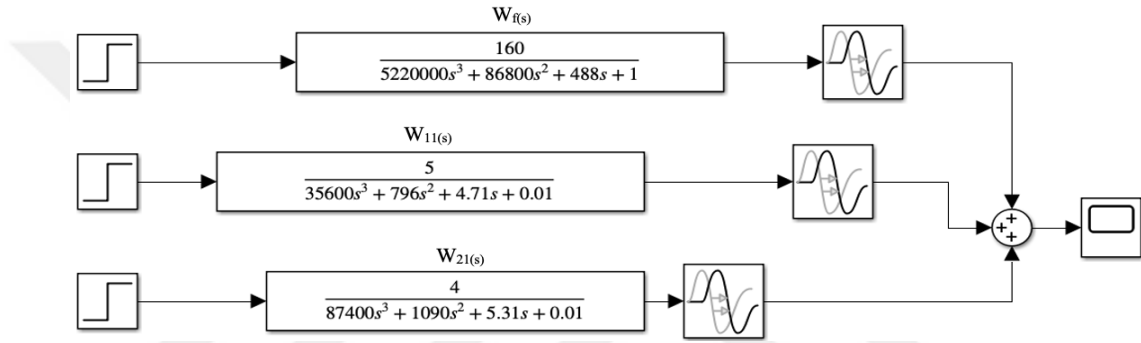
Şekil 4.7 $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonu için $W_{21}(s)$ 'in yük olduğu durumda sistemin Matlab Simulink'te blok diyagramı



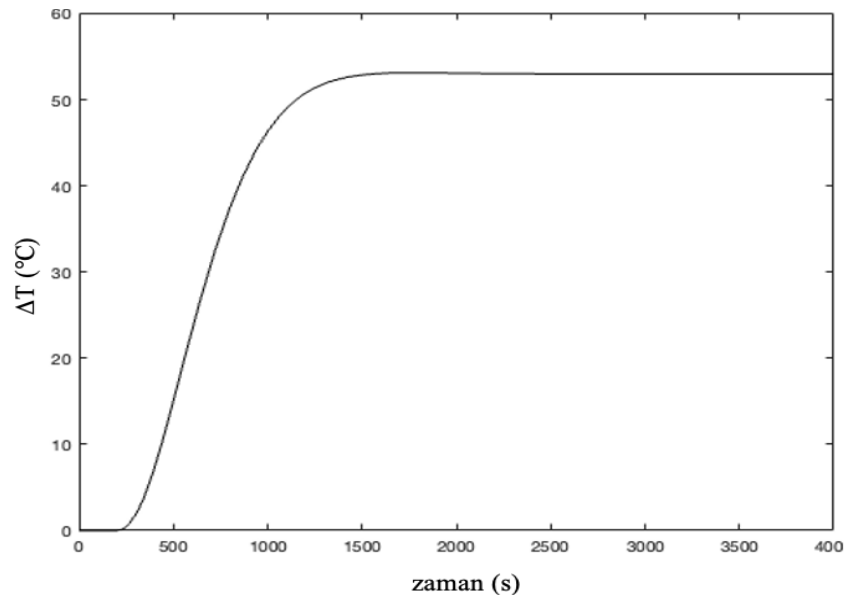
Şekil 4.8 $W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ transfer fonksiyonunun yük olduğu durumda sistemin 0.05 basamak etkide zamanla sıcaklık değişimi

$W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ transfer fonksiyonunun yük olduğu durumda sistemin 0.05 basamak etki altında dinamiği çıkarıldığında maksimum sıcaklık artışının 45 °C olduğu Şekil 4.8’de görülmektedir. Yaklaşık olarak 1500 s.’de ikinci yatışkın koşula ulaşılmıştır.

$W_{11}(s)$ transfer fonksiyonu için $W_{21}(s)$ ve $W_f(s)$ transfer fonksiyonlarının yük olduğu durumda sistemin dinamiği; $W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ ve $W_f(s)$ transfer fonksiyonlarının yük olduğu durumda oluşan sistemin blok diyagramı Şekil 4.9’de verilmiştir. Sistemde bulunan her bir transfer fonksiyonunda 180 saniye gecikme vardır.



Şekil 4.9 $W_{11}(s)$ için $W_f(s)$ ve $W_{21}(s)$ transfer fonksiyonlarının yük olduğu durumda sistemin blok diyagramı



Şekil 4.10 $W_{11}(s)$ için $W_f(s)$ ve $W_{21}(s)$ transfer fonksiyonlarının yük olduğu durumda sistemin 0.05 basamak etkide zamanla sıcaklık değişimi

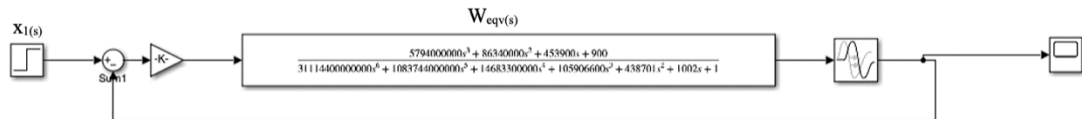
$W_{11}(s)$ için $W_f(s)$ ve $W_{21}(s)$ transfer fonksiyonlarının yük olduğu sistemde 0.05 basamak etki altında maksimum sıcaklık artışı yaklaşık olarak 53 °C'dir. Sıcaklık değişimi 1500 s.'de sabitlenmiştir.

4.2 Kontrol Parametrelerin Belirlenmesi

Referans alınan makalede (Abilov vd. 2002) fırında eşdeğer kanalda kontrolünün sağlanması için sadece oransal-integral kontrol parametre değerleri belirlenip sistemin kontrolü PI ile sağlanmaya çalışılmıştır. Referans makalede kullanılan oransal-integral kontrol değerleri Çizelge 4.1'de verilmiştir. Mevcutta bulunan kontrol sisteminden daha etkili bir kontrol sistemi geliştirmek amacıyla farklı P, PI ve PID kontrolleri üzerine çalışmalar yürütülmüştür. Oransal–integral–türev (PID) kontrol parametrelerini belirlemek için iki farklı yöntem kullanılmıştır. İlk yöntem, yaygın bir yaklaşım olan Ziegler-Nichols yöntemiyle kontrol parametrelerinin belirlenmesidir. İkinci yöntem ise, Matlab'da sıkça kullanılan Sisotool aracıyla parametrelerin tespit edilmesidir.

4.2.1 Fırında eşdeğer kanal ($W_{eqv}(s)$) için Ziegler-Nichols yöntemiyle PI ve PID parametrelerinin belirlenmesi

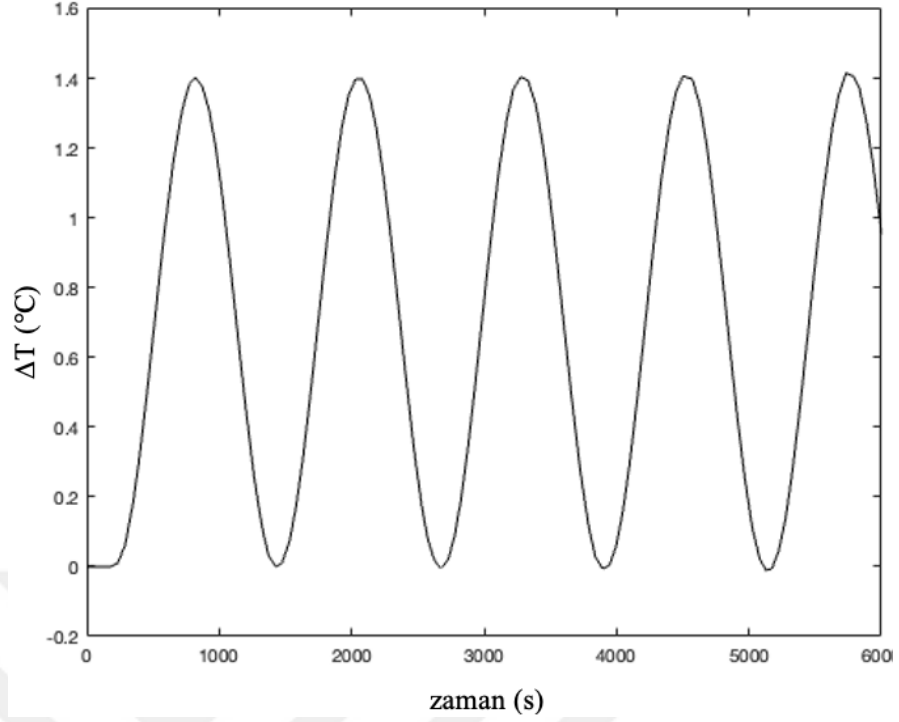
Fırının eşdeğer kanal olduğu durumda kontrol parametrelerini bulmak için Matlab Simulink kullanılmıştır. Şekil 4.11' de görülen blok diyagram Simulinkte oluşturulup sürekli salınım sağlandığı anda kazanç değeri (K_u) 0.0026 ve salınım periyodu (T_u) 1219 olarak belirlenmiştir. Belirlenen bu değerler Çizelge 3.1'de yerlerine koyularak oransal–integral–türev kontrol parametrelerin değerleri hesaplanmıştır.



Şekil 4.11 Eşdeğer kanal durumunda kontrol parametre değerlerinin bulunması için Simulink ortamında blok diyagram

Çizelge 4.1 $W_{11}(s)$ ve $W_{eqv}(s)$ transfer fonksiyonları için farklı yöntemlerle bulunan kontrol parametrelerin değerleri

		Referans Makale	Ziegler-Nichols			Sisotool-Ziegler-Nichols			Sisotool-Chien-Hrones-Reswick		
			PI kontrol	P kontrol	PI kontrol	PID kontrol	P kontrol	PI kontrol	PID kontrol	P kontrol	PI kontrol
$W_{11}(s)$	Kp	0.001585	0.0024395	0.0021956	0.0029274	0.0025731	0.0023072	0.00304254	0.00077193	0.00152124	0.00246266
	Ki	0.000005		0.00000227	0.00000504		0.0000025354	0.000005071		0.0000012677	0.0000033735
	Kd				0.42484			0.456381			0.321157
$W_{eqv}(s)$	Kp	0.0044	0.002025	0.0018225	0.00243	0.0014246	0.00127728	0.00170304	0.00042737	0.00086483	0.001345428
	Ki	0.0000011		0.000001944	0.00000432		0.0000013305	0.000002661		0.00000066526	0.0000017703
	Kd				0.34171			0.272486			0.17756

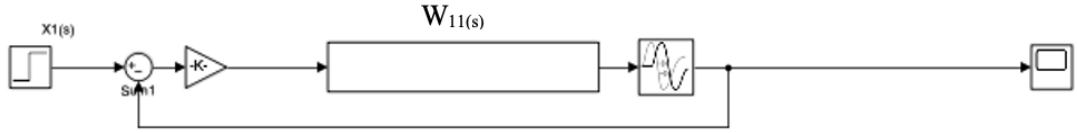


Şekil 4.12 Eşdeğer kanal durumunda kazanç ve salınım periyodu

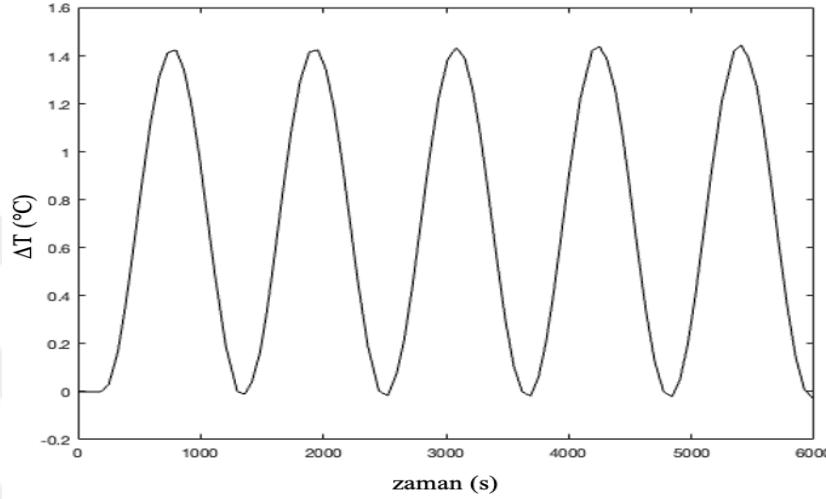
W_{eqv} transfer fonksiyonu için P, PI ve PID kontrol parametrelerinin belirlenmesi: Şekil 4.12’de bulunan kazanç değeri (Ku) ve ve salınım periyodu (Tu) Çizelge 3.1’de yerine yerleştirilerek sırasıyla P, PI ve PID kontrol parametreleri için oransal kontrol kazancı (Kp), integral kontrol kazancı (Ki) ve türevsel kontrol kazancı (Kd) hesaplanmış olup elde edilen sonuçlar Çizelge 4.1’de belirtilmiştir.

4.2.2 W₁₁(s) transfer fonksiyonu için Zigler-Nichols yöntemiyle P, PI ve PID kontrol parametrelerinin belirlenmesi

W₁₁(s) transfer fonksiyonun kontrol parametrelerin bulunması için Matlab Simulink ortamında Şekil 4.13’te belirtilen blok diyagram oluşturulmuştur. Sürekli salınının sağlandığı noktada kazanç değeri 0.004879 (Ku) ve salınım periyodu 1161 (Tu) olarak bulunmuştur.



Şekil 4.13 $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonunun kontrol parametre değerlerinin bulunması için Simulink ortamında blok diyagramı



Şekil 4.14 $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonu için kazanç ve salınım periyodu

$W_{11}(s)$ transfer fonksiyonu için P, PI ve PID kontrol parametrelerinin belirlenmesi:

Tespit edilen kazanç (K_u) ve zaman aralığı (T_u) değerleri Çizelge 3.1’de yerine koyularak P, PI ve PID kontrol için oransal kontrol kazancı (K_p), integral kontrol kazancı (K_i) ve türevsel kontrol kazancı (K_d) değerleri belirlenmiş olup elde edilen sonuçlar Çizelge 4.1’de toplu olarak verilmiştir. Ayrıca PID kontrol için oransal kontrol kazancı (K_p), integral kontrol kazancı (K_i) ve türevsel kontrol kazancı (K_d) değerlerinin hesaplanması Ek-1’de ayrıntılı olarak gösterilmiştir.

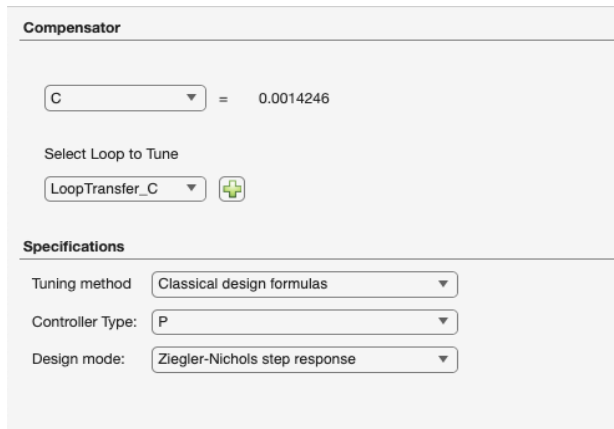
4.2.3 $W_{eqv}(s)$ transfer fonksiyonu için Matlab Sisotool-Ziegler-Nichols yöntemiyle PID parametre değerlerinin bulunması

$W_{eqv}(s)$ transfer fonksiyonu için kontrol parametrelerinin Matlab Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap yöntemiyle belirlenmesi amacıyla öncelikle $W_{eqv}(s)$ Matlab çalışma uzayında tanımlanmıştır. Bunun ardından tanımlanan fonksiyon ile Sisotool

kütüphanesi çağrılıp dizayn türü olarak Ziegler-Nichols basamak cevap olarak seçilmiştir. Matlab'da $W_{eqv}(s)$ transfer fonksiyonun tanımlanması şu Şekil de olmaktadır.

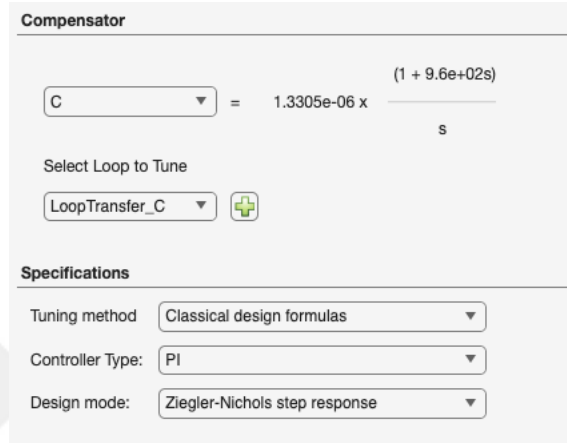
```
>>s = tf('s');
>> num=[5794000000 86340000 453900 900];
>> dem=[31114400000000 1083744000000 14683300000 105906600 438701 1002 1];
>> G=tf(num, dem);
>> G
G =
      5.794e09 s^3 + 8.634e07 s^2 + 453900 s + 900
-----
 3.111e13 s^6 + 1.084e12 s^5 + 1.468e10 s^4 + 1.059e08 s^3 + 438701 s^2 + 1002 s +
 1
>>delay_term = exp(-s*180); % -180 saniye için exp(-sT), T = 180
>>G=G*delay_term;
>> Sisotool(G)
```

a) $W_{eqv}(s)$ için Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap ile oransal kontrol(P) parametre değerinin belirlenmesi: $W_{eqv}(s)$ fonksiyonu çalışma uzayında tanımlanıp kontrol türü olarak oransal kontrol(P) seçildikten sonra Sisotool Şekil 4.15'de görüldüğü gibi K_p değerini kompensatör kısmında 0.0014246 olarak belirlemiştir.



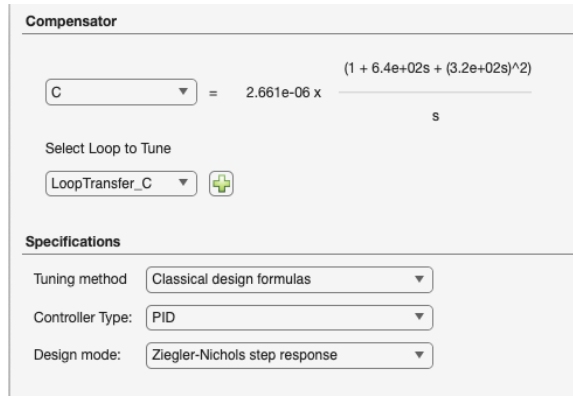
Şekil 4.15 $W_{eqv}(s)$ için Matlab Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap yöntemiyle P kontrol parametresinin bulunması

b) $W_{eqv}(s)$ için *Sisotool-Ziegler-Nichols* basamak cevap ile *oransal-integral kontrol (PI)* parametre değerlerinin belirlenmesi: PID tuning kısmında kontrol türü olarak PI seçilip kompensatör güncellendikten sonra elde edilen denklem Şekil 4.16’da görülmektedir. Elde edilen denklem üzerinde gerekli cebirsel işlemler yapıldıktan sonra elde edilen K_p ve K_i değerleri Çizelge 4.1’de belirtilmiştir.



Şekil 4.16 $W_{eqv}(s)$ için Matlab Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap yöntemiyle PI kontrol

c) $W_{eqv}(s)$ için *Sisotool-Ziegler-Nichols* basamak cevap ile *oransal-integral-türevsel kontrol (PID)* parametre değerlerinin belirlenmesi: Kontrol türü PID seçilip kompensatör verileri güncellendiğinde elde edilen denklem Şekil 4.17’de görülmektedir. Bu denklemde gerekli işlemler yapıldıktan sonra bulunan K_p , K_i ve K_d değerleri toplu olarak Çizelge 4.1’de verilmiştir.



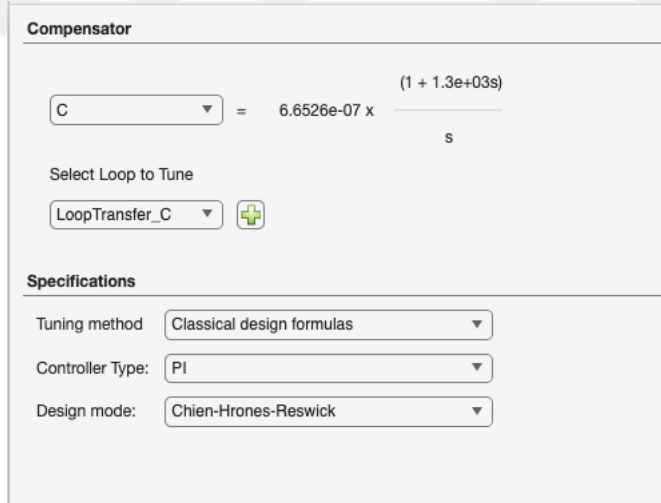
Şekil 4.17 $W_{eqv}(s)$ için Matlab Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap yöntemiyle PID kontrol

4.2.4 $W_{eqv}(s)$ transfer fonksiyonu için Matlab Sisotool Chien-Hrones-Reswick yöntemiyle PID parametrelerinin bulunması

PID tuning bölümünde dizayn modu olarak Chien-Hrones-Reswick belirlenip çeşitli P, PI ve PID kontrolörler geliştirilmiştir.

a) $W_{eqv}(s)$ için Sisotool Chien-Hrones-Reswick ile oransal kontrol(P) parametre değerinin belirlenmesi: Kontrol türü olarak oransal kontrol (P) seçildikten sonra Matlab Sisotool mevcut koşullar altında K_p değerini 0.00042737 olarak belirtmiştir.

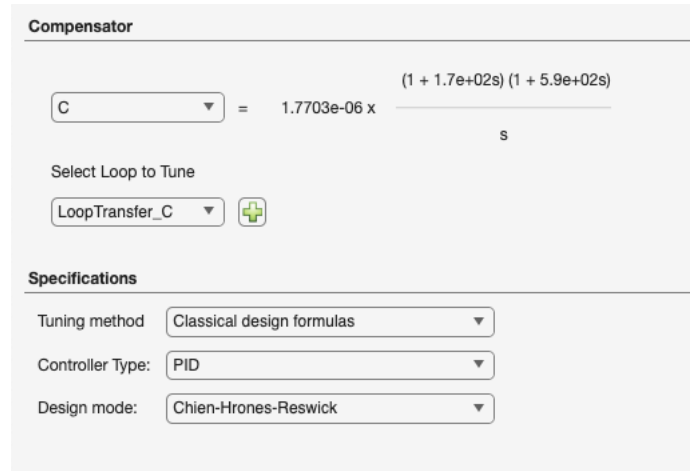
b) $W_{eqv}(s)$ için Sisotool Chien-Hrones-Reswick ile oransal-integral kontrol(PI) parametre değerlerinin belirlenmesi: Kontrol yöntemi olarak PI seçilip kompensatör güncellendiğinde K_p ve K_i değerlerini verecek denklem elde edilmiştir. Şekil 4.18’de belirtilen denklem üzerinde gerekli cebirsel işlemler yapıldıktan sonra sırasıyla K_p ve K_i değerleri bulunmuş olup toplu sonuçlar Çizelge 4.1’de görülmektedir.



Şekil 4.18 $W_{eqv}(s)$ için Matlab Sisotool Chien-Hornes-Reswick yöntemiyle PI kontrol

c) $W_{eqv}(s)$ için Sisotool Chien-Hrones-Reswick ile oransal-integral-türevsel kontrol (PID) parametre değerlerinin belirlenmesi: PID tuningde kontrol türü PID olarak

belirlendiğinde Şekil 4.19’da belirtilen denklemde gerekli işlemler yapıldıktan sonra ortaya çıkan değerler toplu olarak Çizelge 4.1’de gösterilmiştir.



Şekil 4.19 $W_{eqv}(s)$ için Matlab Sisotool Chien-Hornes-Reswick yöntemiyle PID kontrol parametrelerinin bulunması

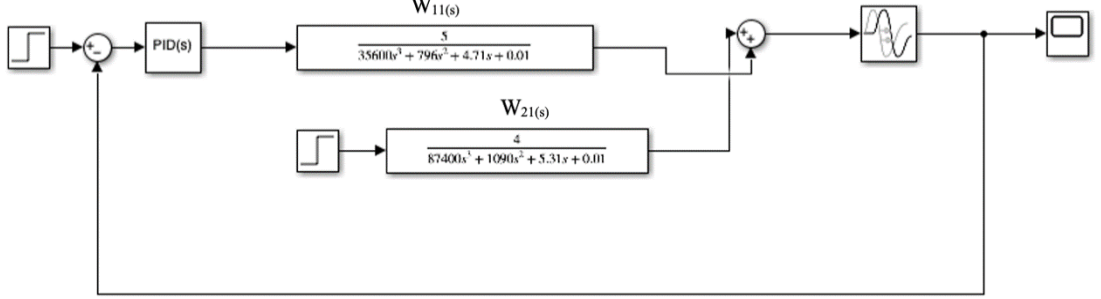
4.2.5 $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonu için Matlab Sisotool-Ziegler-Nichols ve Sisotool Chien-Hrones-Reswick aracılığıyla kontrol parametrelerin belirlenmesi

$W_{11}(s)$ transfer fonksiyonu için Matlab Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap ve Chien-Hrones-Reswick aracılığıyla kontrol parametrelerin belirlenmesi amacıyla öncelikle Matlab çalışma uzayı $W_{11}(s)$ fonksiyonu tanımlanıp belirtilen fonksiyon üzerinden Sisotool kütüphanesi çağrılmıştır. Dizayn modu olarak Ziegler-Nichols basamak cevap ve Chien-Hrones-Reswick sırasıyla belirlenip gerekli işlemler yapılarak P, PI ve PID kontrol parametrelerinin değerleri tespit edilmiştir. Bulunan kontrolör değerleri Çizelge 4.1’de toplu olarak verilmiş olup yapılan çalışma EK 2’de ayrıntılı olarak gösterilmiştir.

4.3 $W_{21}(s)$ ’in $W_{11}(s)$ Transfer Fonksiyonuna Yük Olduğu Durum İçin Geleneksel Kontrol Sistemi Geliştirilmesi

$W_{21}(s)$ transfer fonksiyonun yük olduğu durum için Ziegler-Nichols, Matlab Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap ve Matlab Sisotool-Chien-Hrones-Reswick yöntemleriyle oransal kontrol kazancı (K_p), integral kontrol kazancı (K_i) ve türevsel

kontrol kazancı (Kd) hesaplanmıştır. Hesaplanan bu kontrol parametreleriyle çeşitli kontrol sistemleri geliştirilip sonuçlarının etkinlikleri karşılaştırılmıştır.

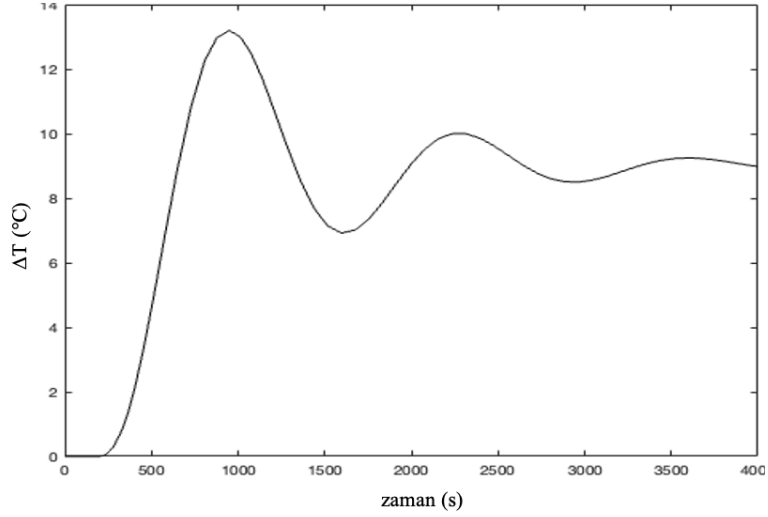


Şekil 4.20 $W_{21}(s)$ 'in $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonuna yük olduğu blok diyagram

4.3.1 $W_{21}(s)$ 'in yük olduğu durumda $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonun P kontrolü

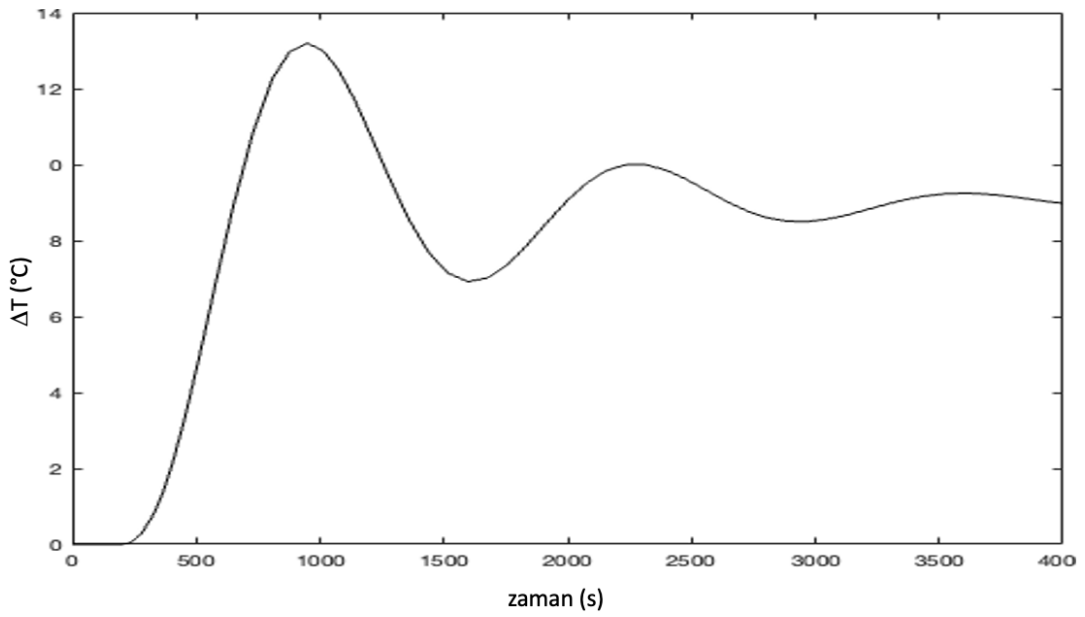
$W_{21}(s)$ 'in yük olduğu durumda $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonu Ziegler-Nichols, Matlab Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap ve Matlab Sisotool Chien-Hrones-Reswick yöntemleriyle bulunan oransal kontrol kazancı (K_p) ile kontrolü sağlanmıştır.

Ziegler-Nichols yöntemiyle bulunan oransal kontrol parametre kullanılarak $W_{21}(s)$ 'in yük olduğu durumda $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonu için oransal kontrol (P) uygulanmıştır. Set noktasından sapma Şekil 4.21'de görüldüğü gibi 13°C 'lik bir aşma ve 3500 s. Sonunda 9°C 'lik bir offset vermiştir.



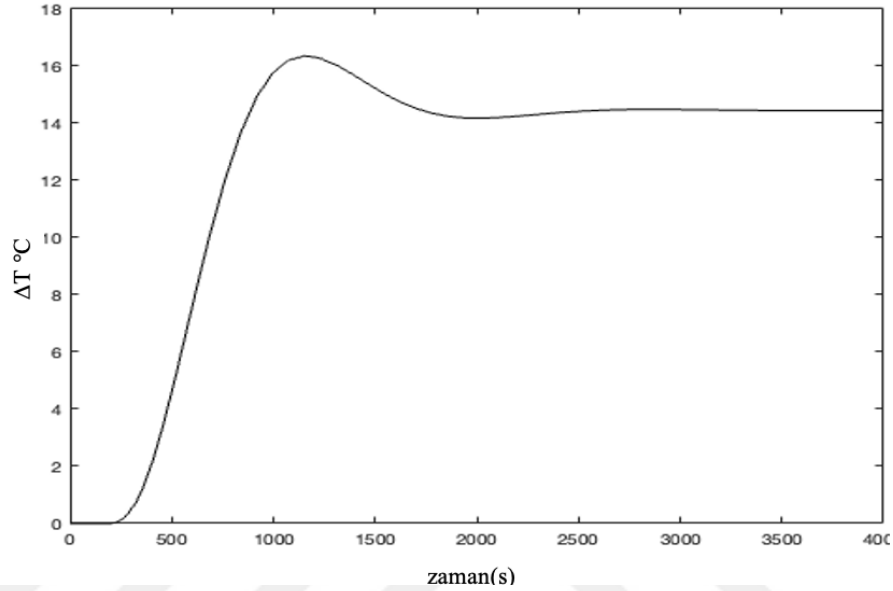
Şekil 4.21 $W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ transfer fonksiyonuna yük olduğu durumda Ziegler-Nichols yöntemiyle oransal (P) kontrol performansı

Şekil 4.22'de $W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ transfer fonksiyonun yük olduğu durumda Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap yöntemiyle bulunan oransal kontrol kazancı (K_p) kullanılarak P kontrol sağlanmıştır. Burada set noktası ile set noktası yatışkın koşul değeri farkı 0°C olması için ordinatta $\Delta T^\circ\text{C}$ olmak üzere set noktasından aşma 13°C olup 3500 s.'den sonra sonsuzda 9°C bir aynı offseti vermiştir.



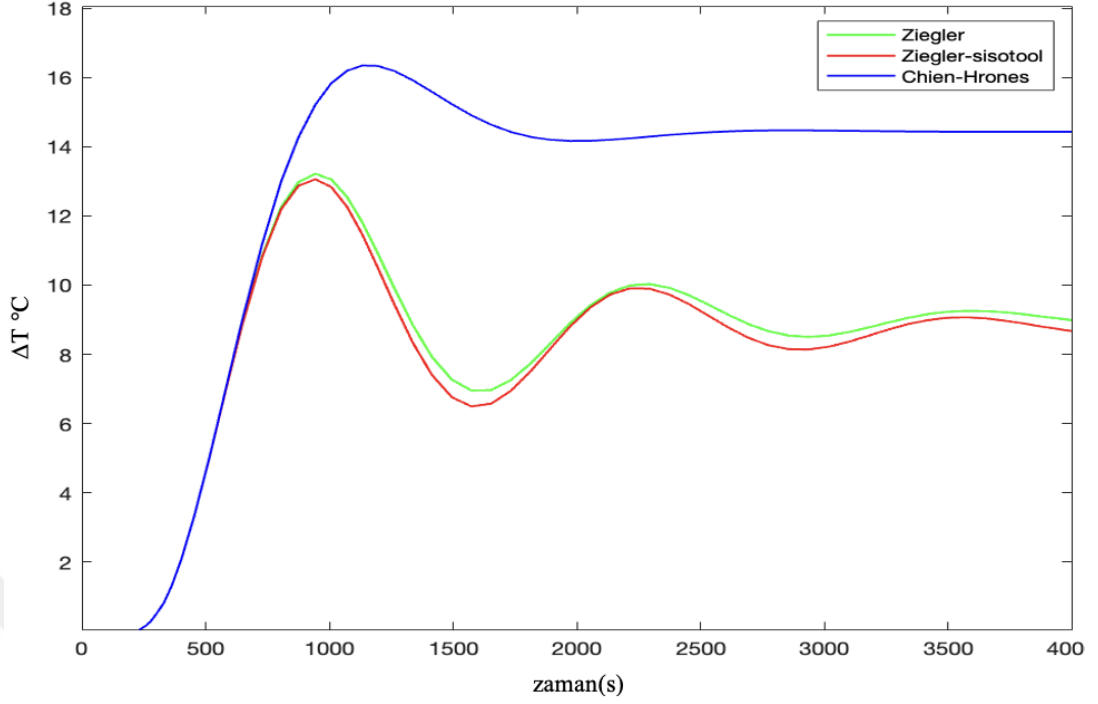
Şekil 4.22 $W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ transfer fonksiyonuna yük olduğu durumda Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap yöntemiyle P kontrol

$W_{11}(s)$ 'in $W_{21}(s)$ transfer fonksiyonuna yük olduğu durumda P kontrol Sisotool Chien-Hrones-Reswick yöntemiyle bulunan oransal kontrol kazancı (K_p) ile sağlandığında ise ΔT °C 0°C set noktasından maksimum sıcaklık aşma 16 °C olup, 14 °C 'lik bir offset 2000 s.'den sonra meydana gelmektedir.



Şekil 4.23 $W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ transfer fonksiyonuna yük olduğu durumda Sisotool-Chien-Hrones-Reswick yöntemiyle P kontrol

$W_{21}(s)$ 'in yük olduğu durumda $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonu belirlenen oransal kontrol kazanç (K_p) ile sağlanan P kontrolün zamanla değişimi Şekil 4.24'de toplu olarak verilmiştir. Ziegler-Nichols yöntemi ve Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap yöntemleriyle bulunan oransal kontrolle sağlanan P kontrolün zamanla değişimi birbirine paralellik göstermektedir. Sisotool Chien-Hrones-Reswick yöntemiyle bulunan oransal kontrol ile sağlanan P kontrolde ulaşılan aşma değeri diğer yöntemlere göre daha yüksektir. Fakat salınımı Ziegler-Nichols yöntemlerine göre daha azdır. Ziegler-Nichols yöntemleri yaklaşık olarak 3500 s.'de sıcaklık değişimleri sabitlenirken Chien-Hrones-Reswick'da 2500 s.'de 14°C 'lik yüksek bir offset verdiği için tercih edilemez.

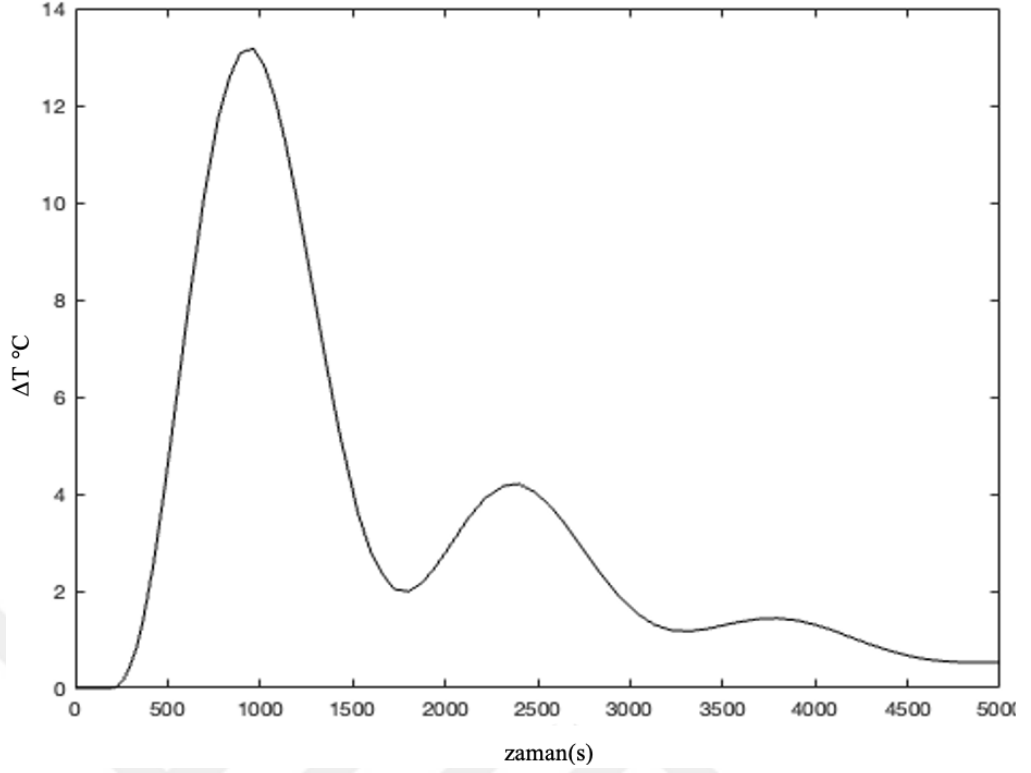


Şekil 4.24 $W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ transfer fonksiyonuna yük olduğu durumda P kontrolün toplu gösterimi

4.3.2 $W_{21}(s)$ 'in yük olduğu durumda $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonun PI kontrolü

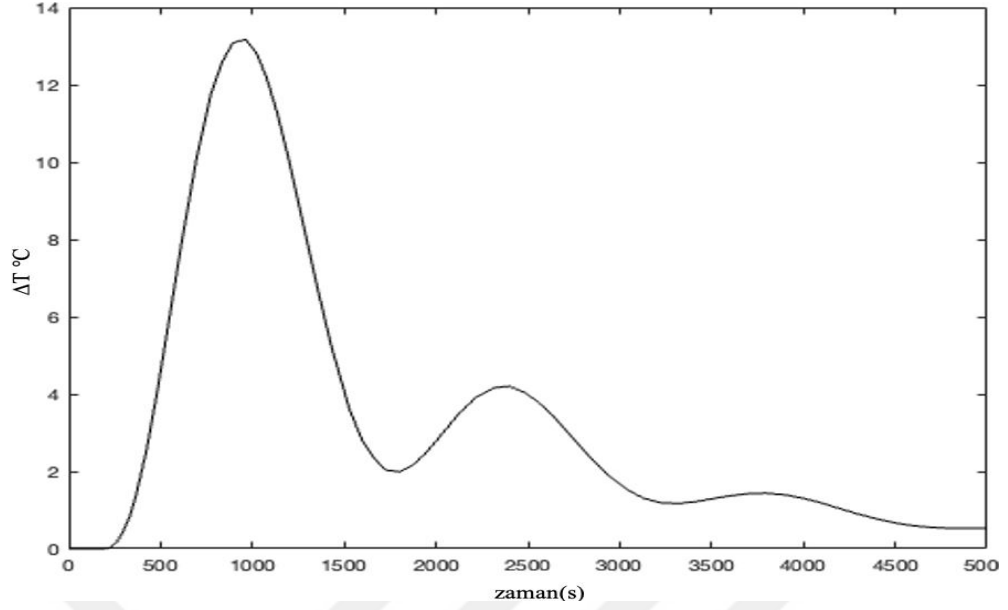
$W_{21}(s)$ 'in yük olduğu durumda $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonu Ziegler-Nichols, Matlab Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap ve Matlab Sisotool-Chien-Hrones-Reswick yöntemleriyle bulunan oransal-integral kontrol kazanç değerleri ile kontrol sağlanmıştır.

$W_{21}(s)$ 'in yük olduğu durumda $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonu Ziegler-Nichols yöntemiyle bulduğumuz PI kontrol kazanç değerlerine göre kontrolünün zamanla değişimi Şekil 4.25'de görülmektedir. Başlangıçta set noktasından maksimum sıcaklık 13 °C'lik bir aşma olup set noktasına ulaşması 5000 s. kadar zaman almaktadır. 3500 s.'de sıcaklık set noktasına yaklaşmasına rağmen çok fazla dalgalanma olduğu için yatışkın hale gelmesi yaklaşık 5000 saniye sürmüştür.



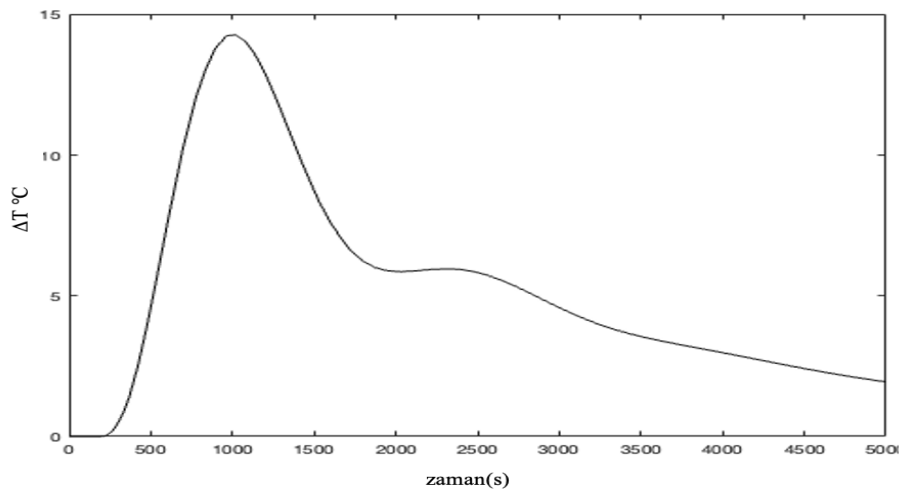
Şekil 4.25 W11(s) için W21(s) transfer fonksiyonuna yük olduğu durumda Ziegler-Nichols yöntemiyle PI kontrol

Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap yöntemiyle bulunan PI kazanç değerlerine göre kontrol yapıldığı durumda ise maksimum sıcaklık artışı Ziegler-Nichols yönteminde olduğu gibi yaklaşık 13 °C'dir. Sıcaklığın set noktasına ulaşması ise 5000 s.'lerde meydana gelmiştir. Şekil 4.26'da gösterilmiştir.



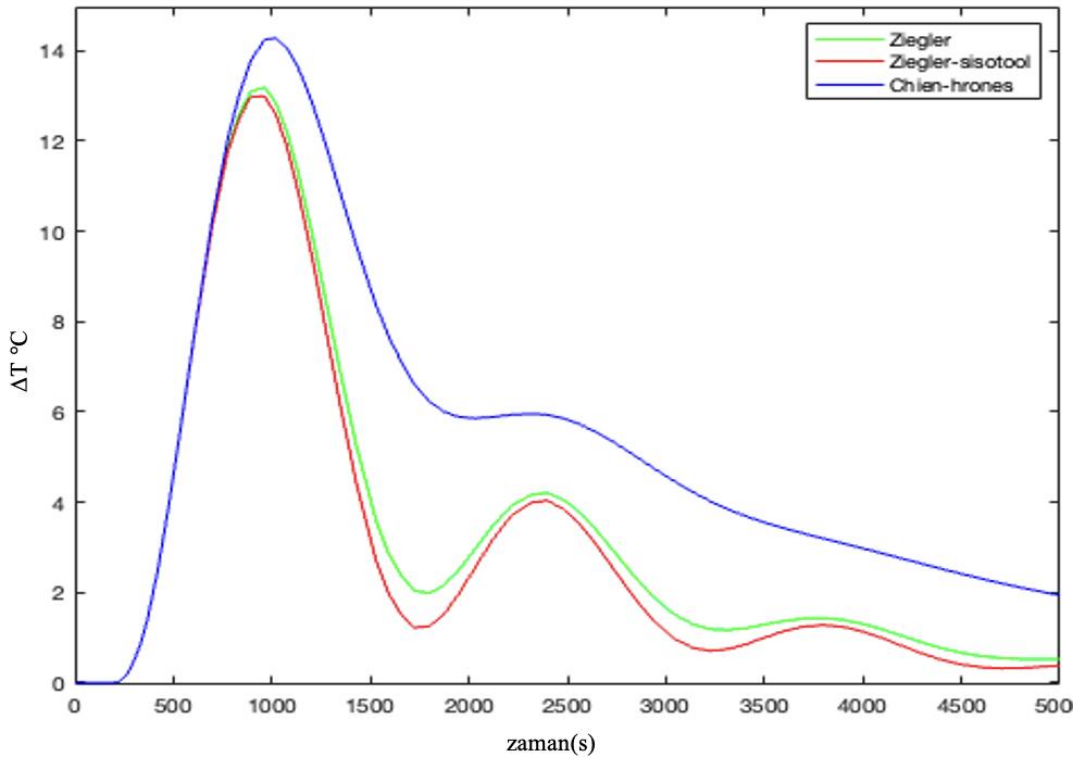
Şekil 4.26 $W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ transfer fonksiyonuna yük olduğu durumda Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap yöntemiyle PI kontrol

Şekil 4.27'de $W_{21}(s)$ 'in yük olduğu durumda $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonu Sisotool Chien-Hrones-Reswick yöntemiyle bulduğumuz PI kontrol kazanç değerleri ile kontrolü sağlanmıştır. Set noktasından maksimum sıcaklık artışı yaklaşık olarak $14\text{ }^{\circ}\text{C}$ olup set noktasına ulaşması 6000 saniye gibi daha uzun zaman sonunda ve $3\text{ }^{\circ}\text{C}$ 'lik bir offset vermiştir.



Şekil 4.27 $W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ 'in transfer fonksiyonuna yük olduğu durumda Sisotool-Chien-Hrones-Reswick yöntemiyle PI kontrol

$W_{21}(s)$ 'in yük olduğu durumda $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonu çeşitli yöntemlerle bulunan PI parametresine göre kontrolü yapılmış olup toplu sonuçlar Şekil 4.28'de belirtilmiştir. Ziegler-Nichols ile Sisotool-Ziegler-Nichols response basamak'ın sonuçları birbirlerine çok yakındır. Fakat Sisotool Chien-Hrones-Reswick yönteminin sonuçlarında ise maksimum sıcaklık artışı Ziegler-Nichols yöntemlerine göre daha yüksektir. Set noktasına ulaşmada dalgalanma olmamıştır. Ancak set noktasına ulaşma süresi de Ziegler-Nichols yöntemlerine göre yine daha uzundur. PI kontrol için en iyi performans Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap yöntemi olmuştur.

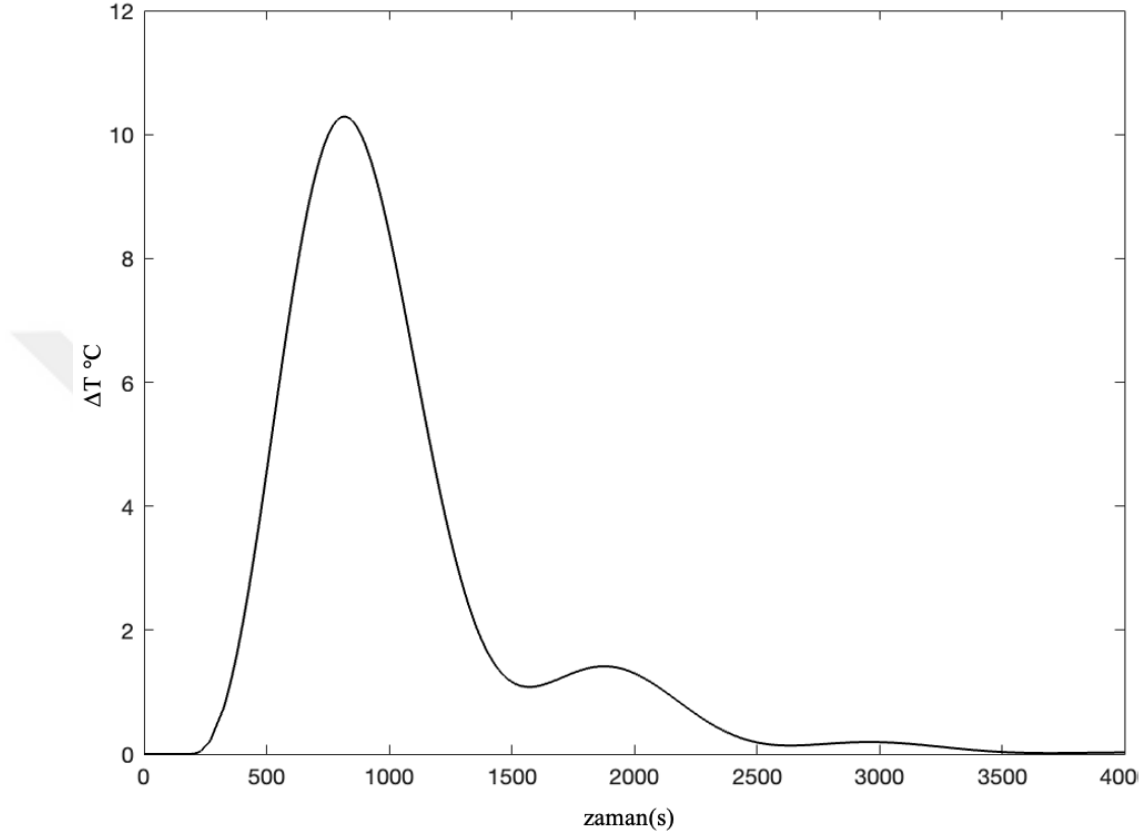


Şekil 4.28 $W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ 'in transfer fonksiyonuna yük olduğu durumda PI kontrolün toplu gösterimi

4.3.3 $W_{21}(s)$ 'in yük olduğu durumda $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonun PID kontrolü

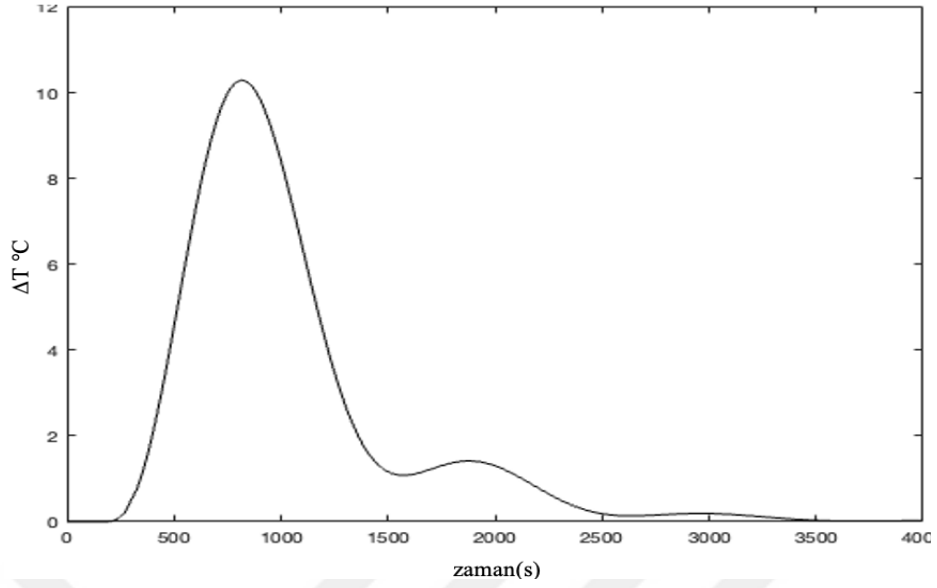
$W_{21}(s)$ 'in yük olduğu durumda $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonu Ziegler-Nichols, Matlab Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap ve Matlab Sisotool Chien-Hrones-Reswick yöntemleriyle bulunan oransal–integral–türev kontrol kazanç değerleri ile PID kontrolü yapılmıştır.

Ziegler-Nichols yöntemiyle bulduğumuz PID parametresine göre kontrolün zamanla değişimi Şekil 4.29'da görülmektedir. Set noktasından maksimum sıcaklık aşma yaklaşık olarak 10 °C'dir. Sıcaklığın set noktasına ulaşması ise 3500 s. civarındadır.



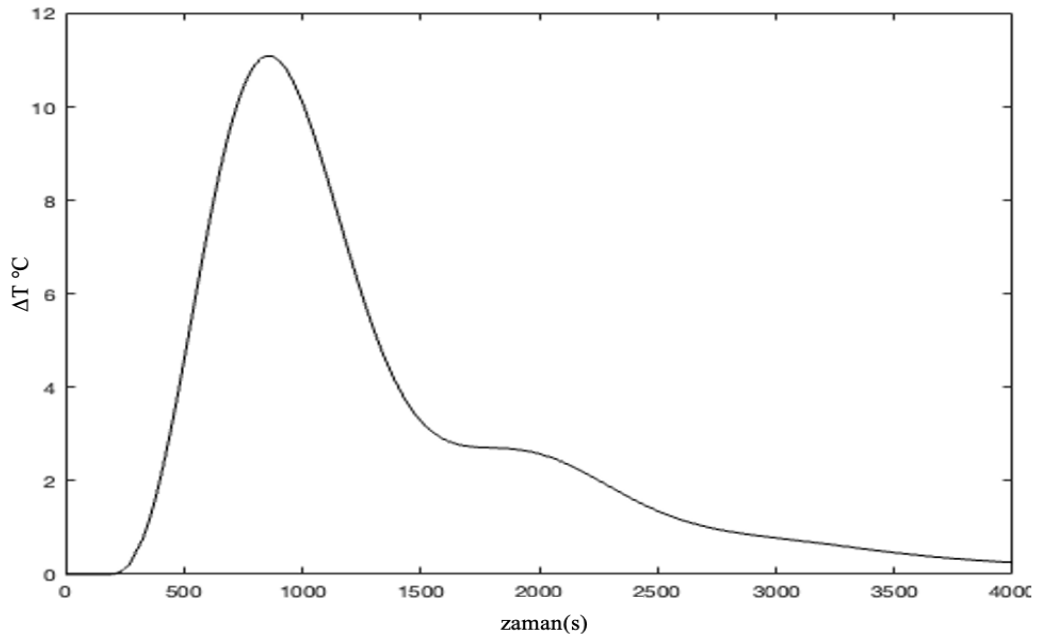
Şekil 4.29 $W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ transfer fonksiyonuna yük olduğu durumda Ziegler-Nichols yöntemiyle PID kontrol

$W_{21}(s)$ 'in yük olduğu durumda $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonu Sisotool- Ziegler-Nichols basamak cevap yöntemiyle bulduğumuz PID kontrol kazanç değerlerine göre kontrolü yapılmıştır. Bu kontrol koşullarında ulaşılan maksimum sıcaklık artışı Ziegler-Nichols yönteminde olduğu gibi 10 °C'dir. Set noktasına ulaşması için 3500 s. Kadar zaman geçmiştir.



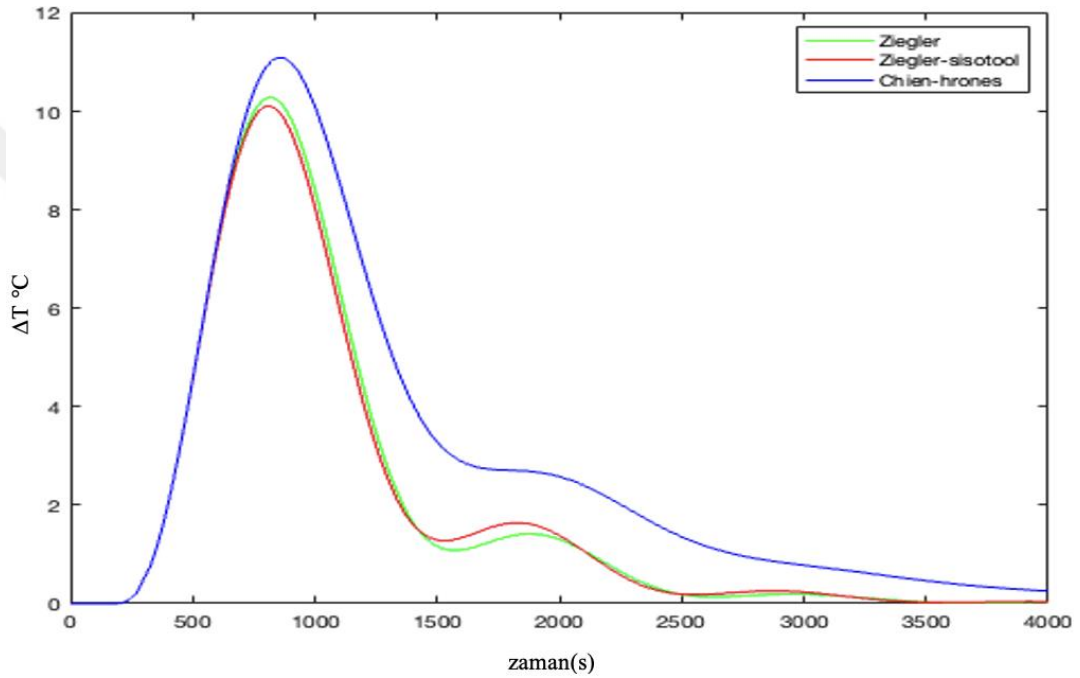
Şekil 4.30 $W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ transfer fonksiyonuna yük olduğu durumda Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap yöntemiyle PID kontrol

Sisotool Chien-Hrones-Reswick yöntemiyle bulunan PID parametresine göre kontrolün zamanla değişimi Şekil 4.31'de görülmekte olup ulaşılan maksimum sıcaklık aşma değeri yaklaşık olarak $11^{\circ}C$ 'dir. Set noktasına ulaşma süresi ise yaklaşık olarak 4000 s.'dir.



Şekil 4.31 $W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ transfer fonksiyonuna yük olduğu durumda Sisotool Chien-Hrones-Reswick yöntemiyle PID kontrol

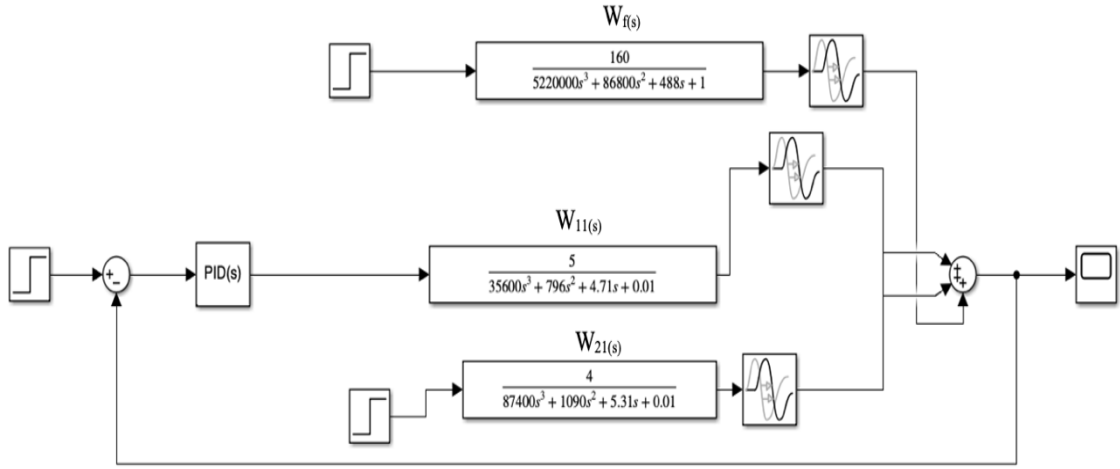
$W_{21}(s)$ 'in yük olduğu durumda $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonu çeşitli yöntemler bulduğumuz PID kontrol kazanç değerleri ile kontrolü sağlanmıştır. Ziegler-Nichols ve Sisotool-Ziegler-Nichols response basamak sonuçları paralellik göstermektedir. Bunun yanı sıra Sisotool Chien-Hrones-Reswick yönteminde set noktasından maksimum sıcaklık artışı yaklaşık olarak Ziegler-Nichols yöntemine göre %9 oranında daha yüksek çıkmıştır. Aynı Şekil de set noktasına ulaşma süresi ise yaklaşık olarak %14 oranında fazladır. PID kontrol için en uygun yöntem Ziegler-Nichols olduğu Şekil 4.32'de görülmektedir.



Şekil 4.32 $W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ transfer fonksiyonuna yük olduğu durumda PID kontrolün toplu gösterimi

4.4 $W_{21}(s)$ ve $W_f(s)$ 'in $W_{11}(s)$ Transfer Fonksiyonuna Yük Olduğu Durum İçin Geleneksel Kontrol Sistemi Geliştirilmesi

$W_{21}(s)$ ve $W_f(s)$ transfer fonksiyonlarının yük olduğu durum için Ziegler-Nichols, Matlab Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap ve Matlab Sisotool Chien-Hrones-Reswick yöntemleriyle bulunan oransal (K_p), integral (K_i) ve türevsel (K_d) kontrol kazançları ile sistemin kontrolü P, PI, PID ile sırasıyla yapılmış olup sonuçlar karşılaştırılmıştır.

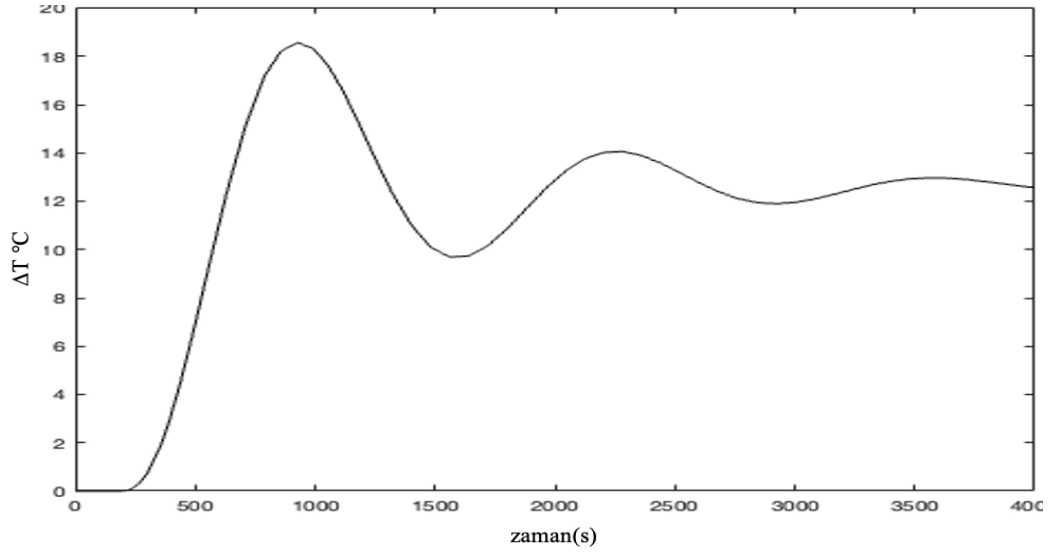


Şekil 4.33 $W_{21}(s)$ ve $W_f(s)$ 'nin $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonuna yük olduğu Matlab Simulink blok diyagramı

4.4.1 $W_{21}(s)$ ve $W_f(s)$ 'in yük olduğu durumda $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonun P kontrolü

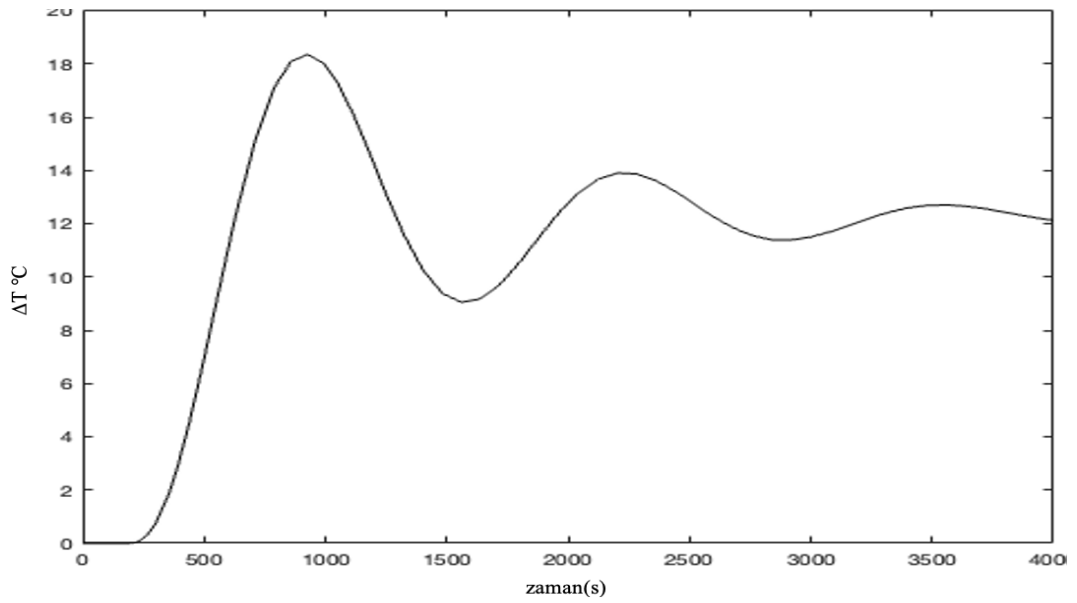
$W_{21}(s)$ ve $W_f(s)$ 'nin yük olduğu durumda $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonu Ziegler-Nichols, Matlab Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap ve Matlab Sisotool Chien-Hrones-Reswick yöntemleriyle bulunan oransal kontrol parametresi kullanılarak kontrolü sağlanmıştır

Ziegler-Nichols yöntemiyle bulduğumuz oransal kontrol parametresine göre kontrolün zamanla değişimi Şekil 4.34'de belirtilmiştir. Set noktasından maksimum sıcaklık artışı yaklaşık olarak 18°C 'dir. Sıcaklık dalgalanması 3500 s.'den sonra durup, 13°C 'lik bir offset vermektedir.



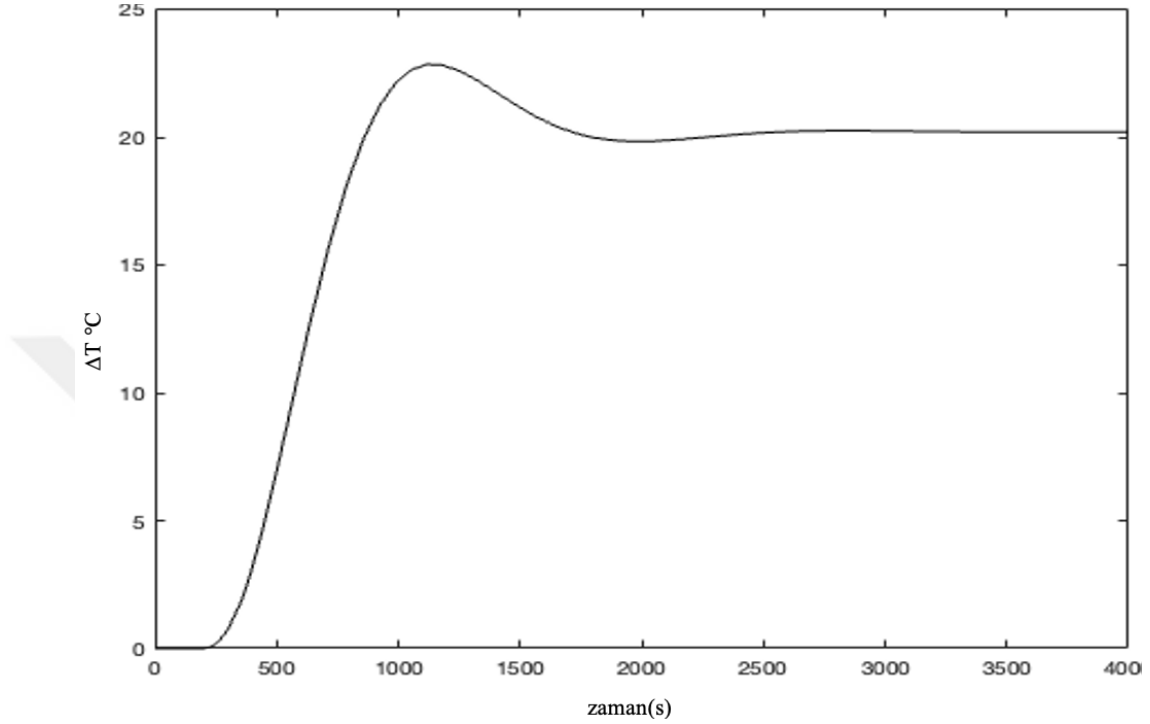
Şekil 4.34 $W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ ve $W_f(s)$ transfer fonksiyonlarının yük olduğu durumda Ziegler-Nichols yöntemiyle P kontrol

$W_{21}(s)$ ve $W_f(s)$ 'in yük olduğu durumda $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonu Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap yöntemiyle bulunan oransal kontrol parametresiyle kontrol yapılmıştır. Set noktasından sapan maksimum sıcaklık artışı sıcaklık değeri yaklaşık olarak 18 °C olup 3500 s.'e kadar sıcaklık dalgalanmasından sonra 13°C'lik bir offset bırakmıştır.



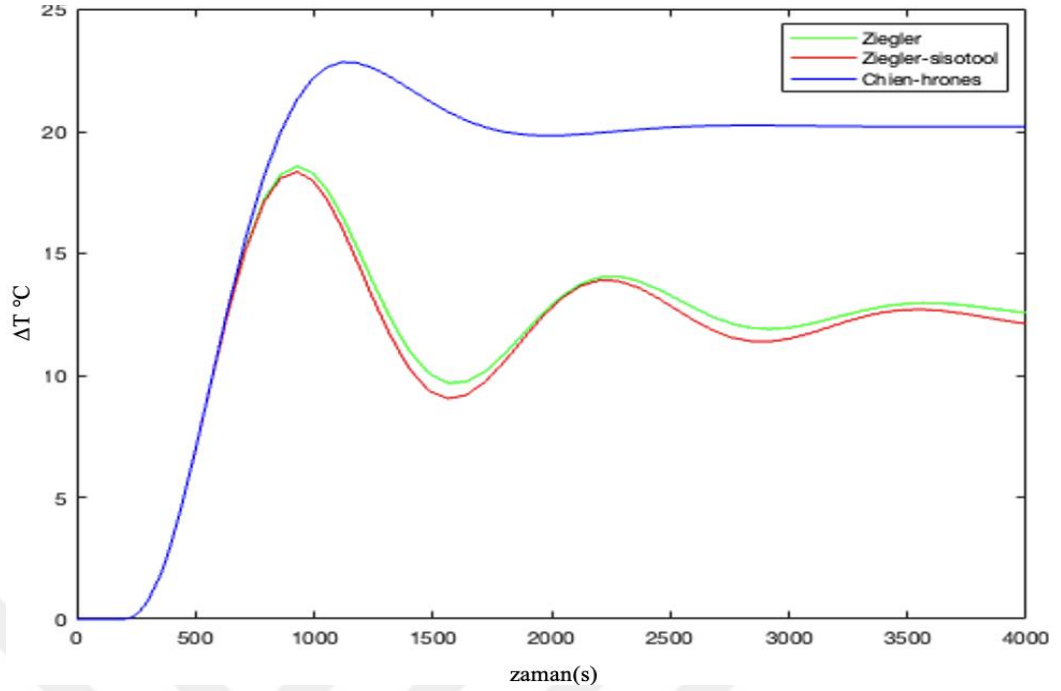
Şekil 4.35 $W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ ve $W_f(s)$ transfer fonksiyonlarının yük olduğu durumda Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap yöntemiyle P kontrol

Sisotool Chien-Hrones-Reswick yöntemiyle bulunan oransal kontrol parametresiyle kontrol yapıldığında ise set noktasından maksimum sıcaklık artışı 23 °C olup yaklaşık olarak 1800 s.'den sonra 20 °C'lik bir ofset ile sonlanmıştır.



Şekil 4.36 $W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ ve $W_f(s)$ transfer fonksiyonlarının yük olduğu durumda Sisotool Chien-Hrones-Reswick yöntemiyle P kontrol

$W_{21}(s)$ ve $W_f(s)$ 'in yük olduğu durumda $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonu çeşitli yöntemlerle bulunan oransal kontrol parametresiyle kontrolü sağlanmıştır. Bundan önceki kontrol durumlarında olduğu gibi Zigler Nichols ile Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap yöntemi sonuçları birbirine benzerlik göstermektedir. Sisotool Chien-Hrones-Reswick yöntemiyle ulaşılan maksimum sıcaklık artışı Ziegler-Nichols yöntemlerine göre % 28 daha fazladır. Ayrıca bütün yöntemler set noktasına ulaşamayarak daha fazla ofset vermiştir. Bu da istenmeyen durumdur.

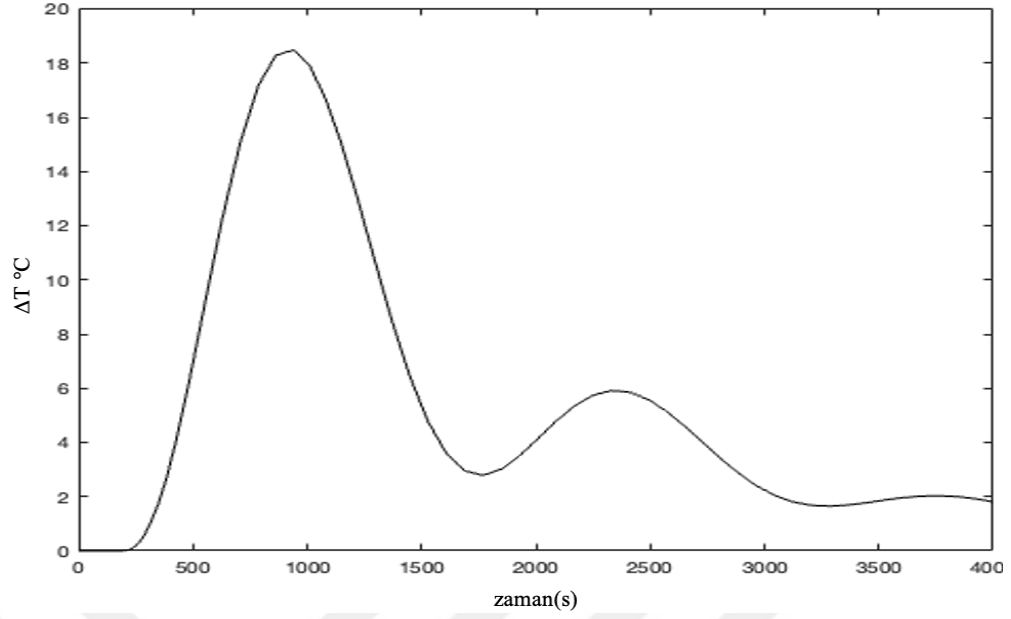


Şekil 4.37 $W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ ve $W_f(s)$ transfer fonksiyonlarının yük olduğu durumda P kontrolün toplu gösterimi

4.4.2 $W_{21}(s)$ ve $W_f(s)$ 'in yük olduğu durumda $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonunun PI kontrolü

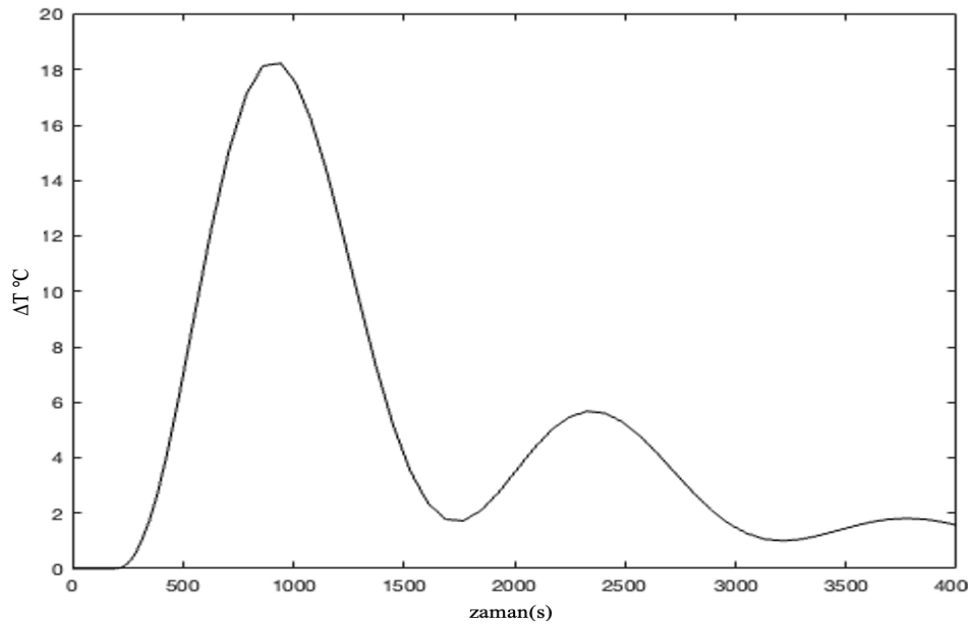
$W_{21}(s)$ ve $W_f(s)$ 'in yük olduğu durumda $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonu Ziegler-Nichols, Matlab Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap ve Matlab Sisotool Chien-Hrones-Reswick yöntemleriyle bulunan oransal-integral kontrol parametre ile kontrolü yapılmıştır.

Ziegler-Nichols yöntemiyle bulunan oransal-integral kontrol parametresine göre kontrolün zamanla değişimi Şekil 4.38'de görülmektedir. Set noktasından maksimum sıcaklık artışı 18 °C olup set noktasına ulaşma süresi 5000 s.'den fazladır.



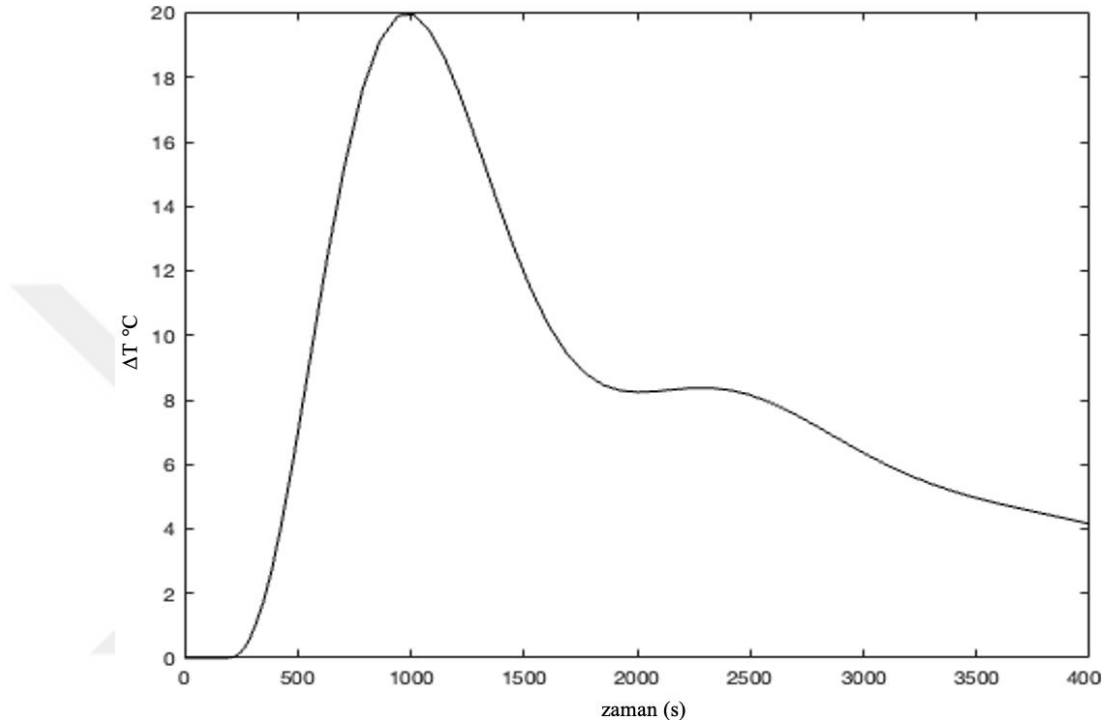
Şekil 4.38 $W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ ve $W_f(s)$ transfer fonksiyonlarının yük olduğu durumda Ziegler-Nichols yöntemiyle PI kontrol

Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap yöntemiyle bulunan oransal-integral kontrol parametresiyle kontrolde ulaşılan maksimum sıcaklık artışı Ziegler-Nichols'da olduğu gibi 18 °C olup set noktasına ulaşma süresi 5000 s.'den fazladır.



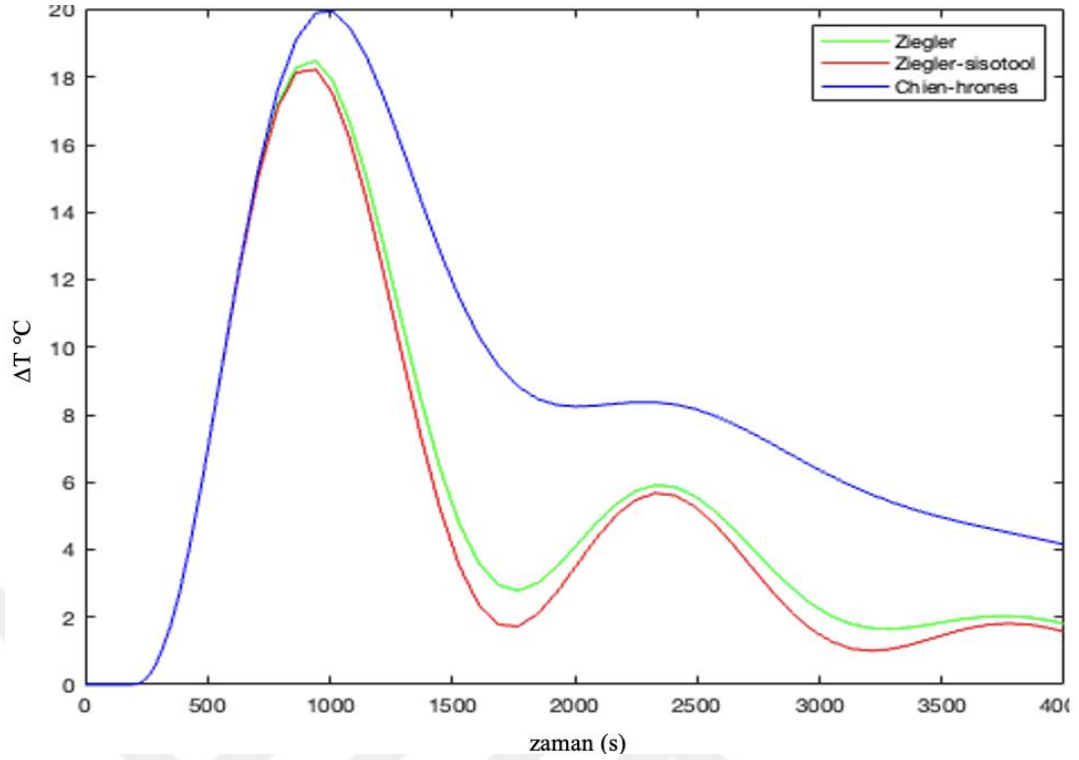
Şekil 4.39 $W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ ve $W_f(s)$ transfer fonksiyonlarının yük olduğu durumda Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap yöntemiyle PI kontrol

Sisotool Chien-Hrones-Reswick yöntemiyle bulunan oransal-integral kontrol parametresine göre kontrolün zamanla değişimi Şekil 4.40'da görülmekte olup, set noktasından maksimum sıcaklık artışı 20 °C'dir. Set noktasına ulaşma süresi ise 5000 s.'den fazladır.



Şekil 4.40 $W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ ve $W_f(s)$ transfer fonksiyonlarının yük olduğu durumda Sisotool Chien-Hrones-Reswick yöntemiyle PI kontrol

$W_{21}(s)$ ve $W_f(s)$ 'in yük olduğu durumda $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonu çeşitli yöntemlerle bulunan oransal-integral kontrol parametresine göre kontrolü yapılmıştır. Set noktasından maksimum sıcaklık artışı Chien-Hrones-Reswick'da Ziegler Nihols yöntemlerine göre %11 oranında daha fazla olup set noktasına ulaşma süreleri hepsinde yaklaşık olarak aynıdır. PI kontrolde en iyi performansı Sisotool- Ziegler-Nichols basamak cevap göstermiştir.

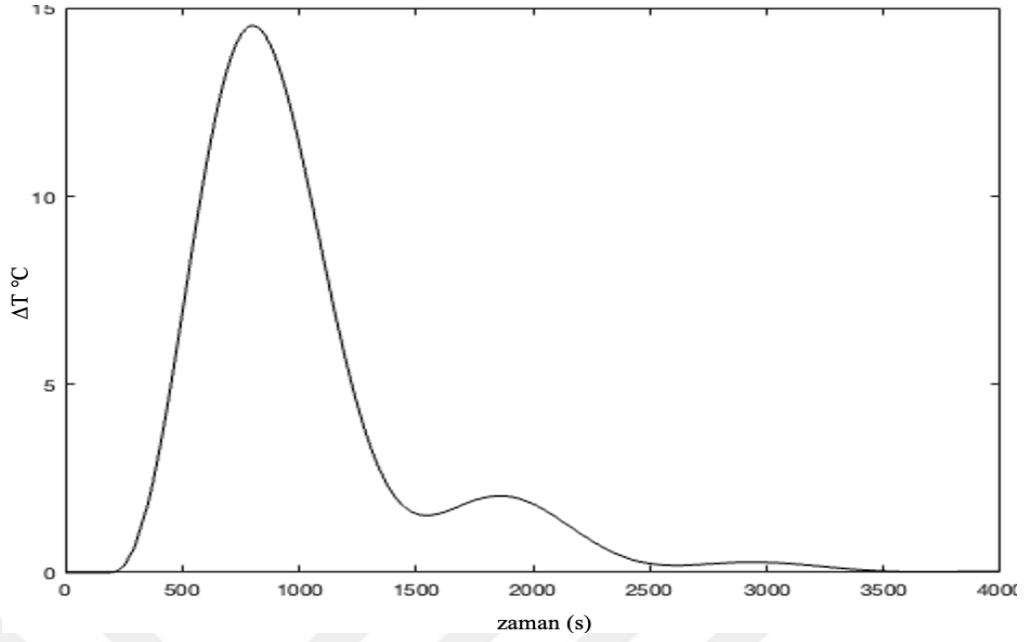


Şekil 4.41 $W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ ve $W_f(s)$ transfer fonksiyonlarının yük olduğu durumda PI kontrolün toplu gösterimi

4.4.3 $W_{21}(s)$ ve $W_f(s)$ 'in yük olduğu durumda $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonunun PID kontrolü

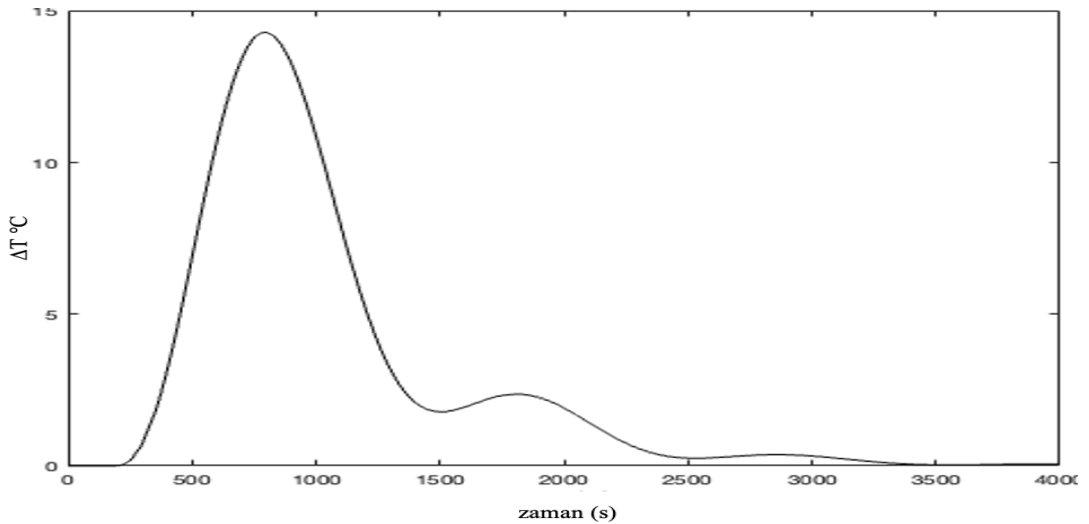
$W_{21}(s)$ ve $W_f(s)$ 'in yük olduğu durumda $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonu Ziegler-Nichols, Matlab Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap ve Matlab Sisotool Chien-Hrones-Reswick yöntemleriyle bulunan oransal–integral–türev kontrol parametre ile kontrolü yapılmış olup sonuçları karşılaştırılmıştır.

Ziegler-Nichols yöntemiyle bulunan oransal–integral–türev kontrol parametresine göre kontrolün zamanla değişimi Şekil 4.42'de görülmek olup set noktasından maksimum sıcaklık artışı yaklaşık olarak $14\text{ }^{\circ}\text{C}$ 'dir. Set noktasına ulaşma süresi ise 3500 s. 'dir.



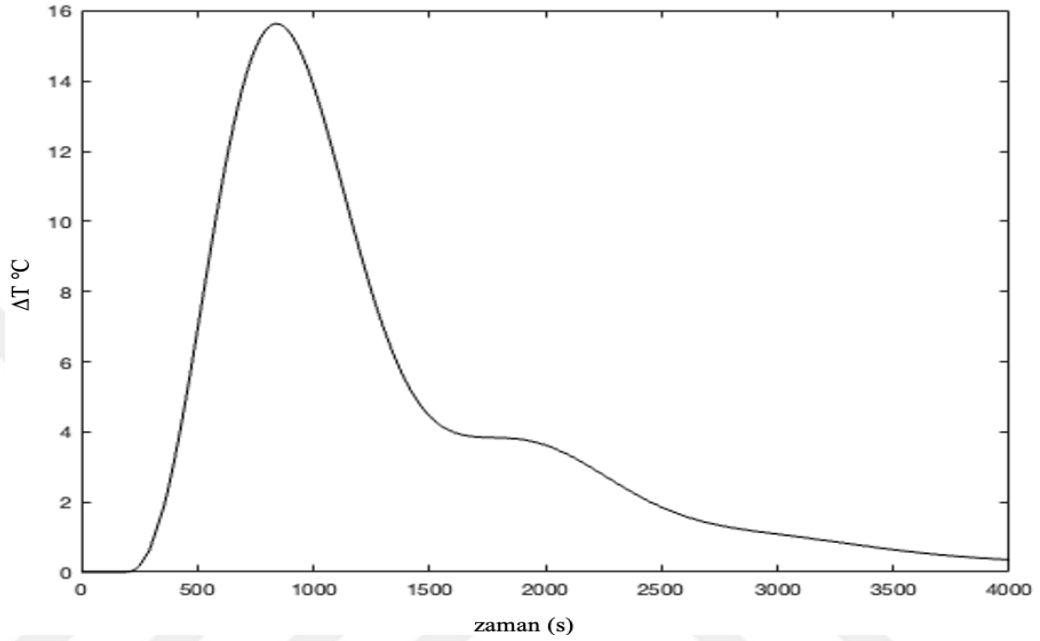
Şekil 4.42 $W11(s)$ için $W21(s)$ ve $Wf(s)$ transfer fonksiyonlarının yük olduğu durumda Ziegler-Nichols yöntemiyle PID kontrol

Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap yöntemiyle bulunan oransal–integral–türev kontrol parametreleriyle PID kontrolde ise Ziegler-Nichols yöntemine benzer sonuçlar verip maksimum sıcaklık artışı $14\text{ }^{\circ}\text{C}$, set noktasına ulaşma süresi 3500 s . olarak bulunmuştur.



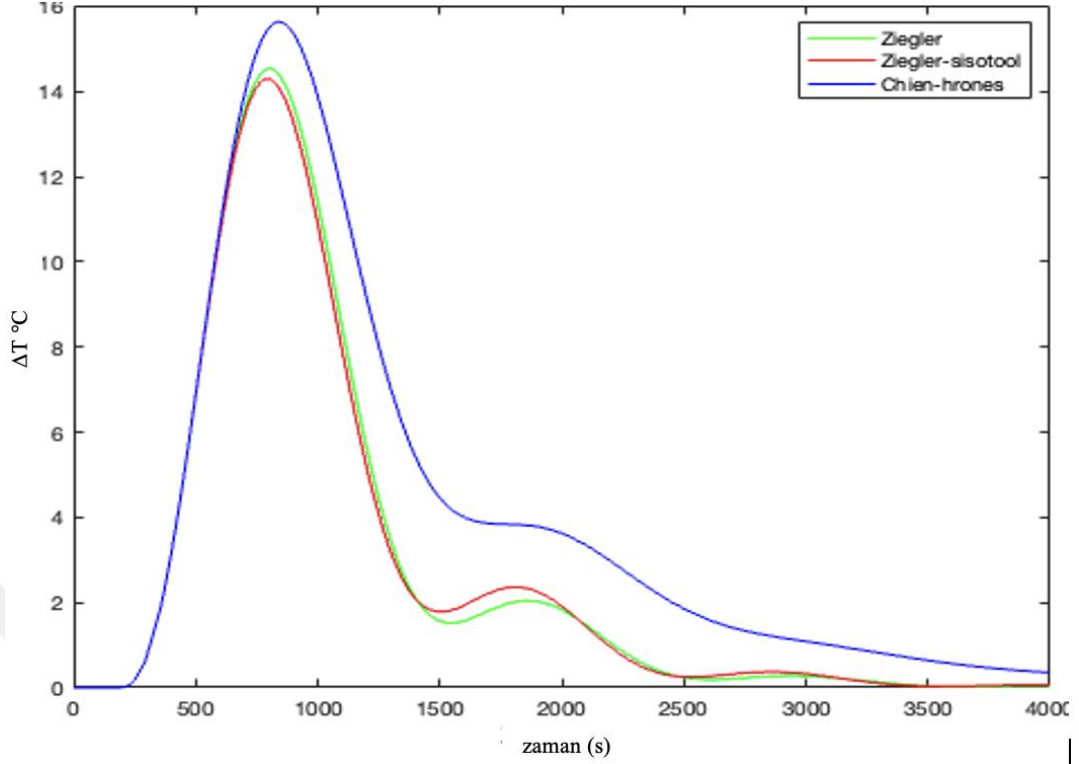
Şekil 4.43 $W11(s)$ için $W21(s)$ ve $Wf(s)$ transfer fonksiyonlarının yük olduğu durumda Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap yöntemiyle PID kontrol

$W_{21}(s)$ ve $W_f(s)$ 'in yük olduğu durumda $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonu Sisotool Chien-Hrones-Reswick yöntemiyle bulunan oransal–integral–türev kontrol parametresiyle kontrol sağlandığında ise set noktasından aşma maksimum sıcaklığı yaklaşık olarak 16 °C, set noktasına ulaşma süresi 5000 s.'dir.



Şekil 4.44 $W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ ve $W_f(s)$ transfer fonksiyonlarının yük olduğu durumda Sisotool Chien-Hrones-Reswick yöntemiyle PID kontrol

$W_{21}(s)$ ve $W_f(s)$ 'in yük olduğu durumda $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonu çeşitli yöntemlerle bulunan oransal–integral–türev kontrol parametresine göre kontrol uygulandığında Chien-Hrones-Reswick yöntemi Ziegler-Nichols yöntemlerine göre set noktasından maksimum sıcaklık artışı %14'ten daha fazladır. Set noktasına ulaşma süreside yaklaşık olarak %50'den daha fazladır. Bu durumda Şekil 4.45'e göre en iyi PID kontrol performansı Ziegler-Nichols ve Sisotool-Ziegler-Nichols'de gözlenmiştir.



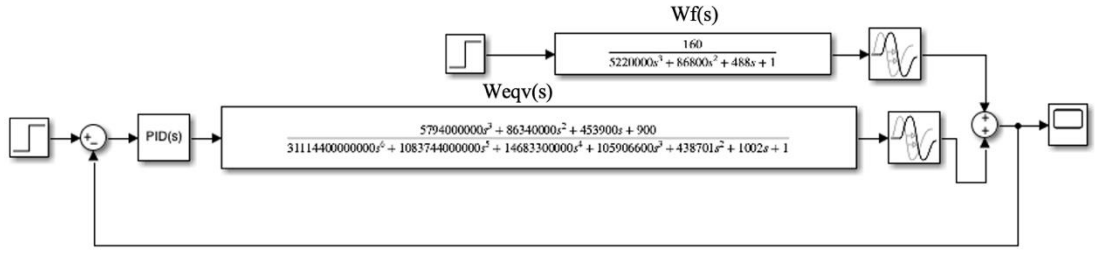
Şekil 4.45 $W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ ve $W_f(s)$ transfer fonksiyonlarının yük olduğu durumda PID kontrolün toplu gösterimi

4.5 Fırının Eşdeğer Kanal($W_{11}(s)+W_{21}(s)$) Olduğu Durum İçin Geleneksel Kontrol Sistemlerinin Geliştirilmesi

Referans alınan makalede $W_{21}(s)$ transfer fonksiyonu $W_{11}(s)$ için yük etkisi olarak değerlendirilmemiştir. Sistem eşdeğer kanal olduğu kabulü yapıp yani $W_{21}(s)$ ile $W_{11}(s)$ toplanıp $W_{eqv}(s)$ oluşturulmuştur. Bu geliştirilen yeni sistemin kontrolü PI kontrolör ile sağlanmaya çalışılmıştır.

$$W_{eqv}(s) = W_{11}(s) + W_{21}(s)$$

$W_{eqv}(s)$ için $W_f(s)$ transfer fonksiyonun yük olduğu durumlar için Ziegler-Nichols, Matlab Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap ve Matlab Sisotool Chien-Hrones-Reswick yöntemleriyle bulunan oransal (K_p), integral (K_i) ve türevsel (K_d) kontrol kazanç ile sistemin kontrolü sırasıyla PI ve PID ile yapılmış olup sonuçlar karşılaştırılmıştır.

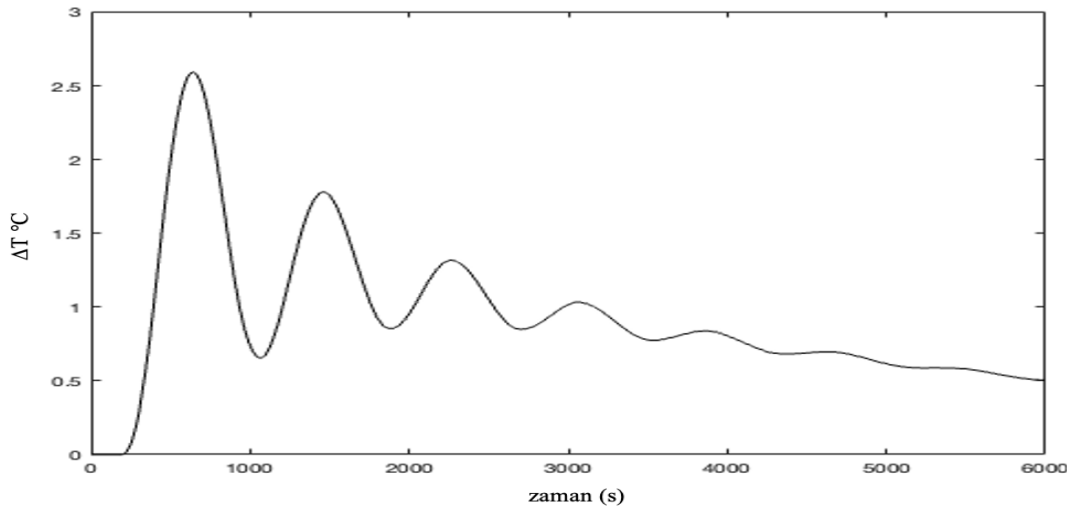


Şekil 4.46 $W_f(s)$ 'nin W_{eqv} transfer fonksiyonuna yük olduğu blok diyagram

4.5.1 $W_f(s)$ yük olduğu durum için $W_{eqv}(s)$ transfer fonksiyonunda PI kontrolü

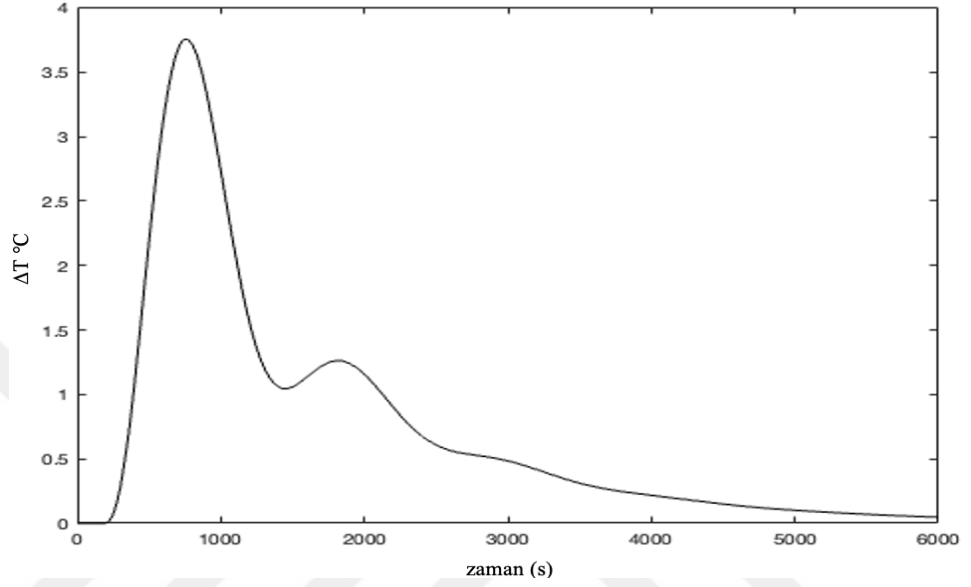
$W_f(s)$ 'in yük olduğu durumda $W_{eqv}(s)$ transfer fonksiyonu referans makale, Ziegler-Nichols, Matlab Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap ve Matlab Sisotool Chien-Hrones-Reswick yöntemleriyle bulunan oransal-integral kontrol parametre ile kontrolü sağlanmıştır.

Referans makalede belirtilen oransal-integral kontrol parametresine göre kontrol sağlandığında set noktasından maksimum sıcaklık artışı yaklaşık olarak $2.5\text{ }^{\circ}\text{C}$ olup sistem set noktasına ulaşması 6000 sn 'den fazladır. Sistem set noktasına ulaşma aşamasında çok fazla dalgalanma yapmaktadır.



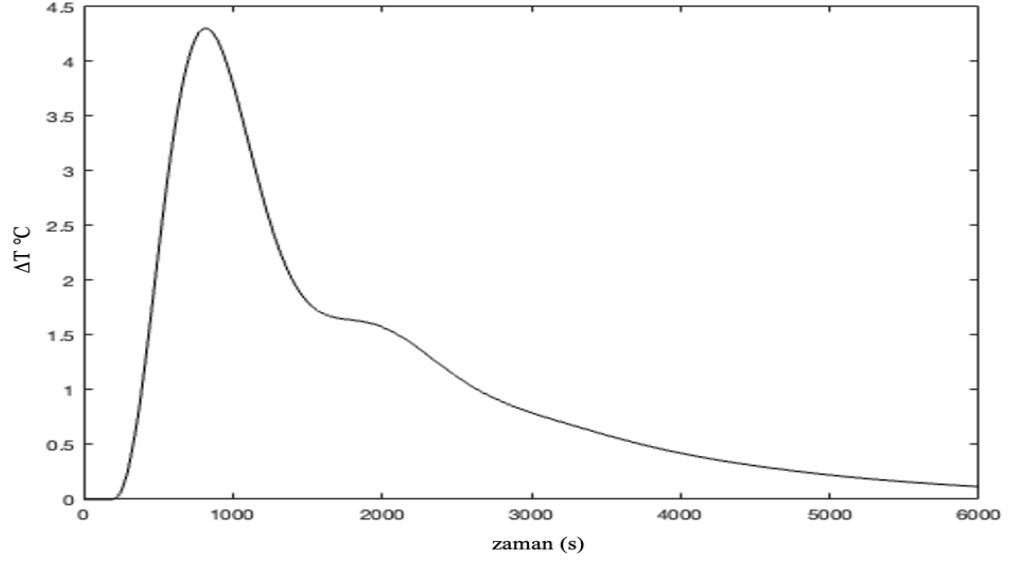
Şekil 4.47 $W_{eqv}(s)$ için $W_f(s)$ transfer fonksiyonunun yük olduğu durumda referans makaledeki PI ile kontrol

$W_f(s)$ 'in yük olduğu durumda $W_{eqv}(s)$ transfer fonksiyonu Ziegler-Nichols yöntemiyle bulunan oransal-integral kontrol parametresine göre PI kontrolün zamanla değişimi Şekil 4.48 'de görülmektedir. Maksimum sıcaklık artışı yaklaşık olarak $3.7\text{ }^{\circ}\text{C}$ olup set noktasına ulaşma süresi 4500 s. 'dir.



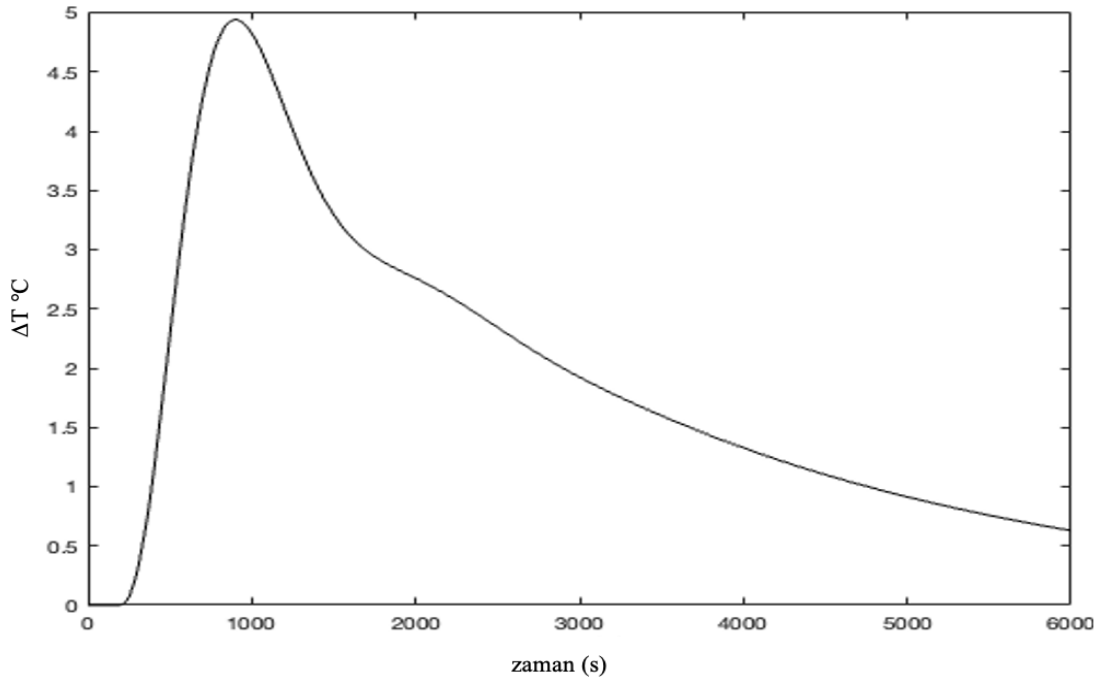
Şekil 4.48 $W_{eqv}(s)$ için $W_f(s)$ transfer fonksiyonunun yük olduğu durumda Ziegler-Nichols yöntemiyle PI kontrol

Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap yöntemiyle bulunan oransal-integral kontrol parametresine göre PI kontrol sağlandığı durumda maksimum sıcaklık artışı $4.3\text{ }^{\circ}\text{C}$ iken sistemin set noktasına gelmesi yaklaşık olarak 4500 s. 'dir.



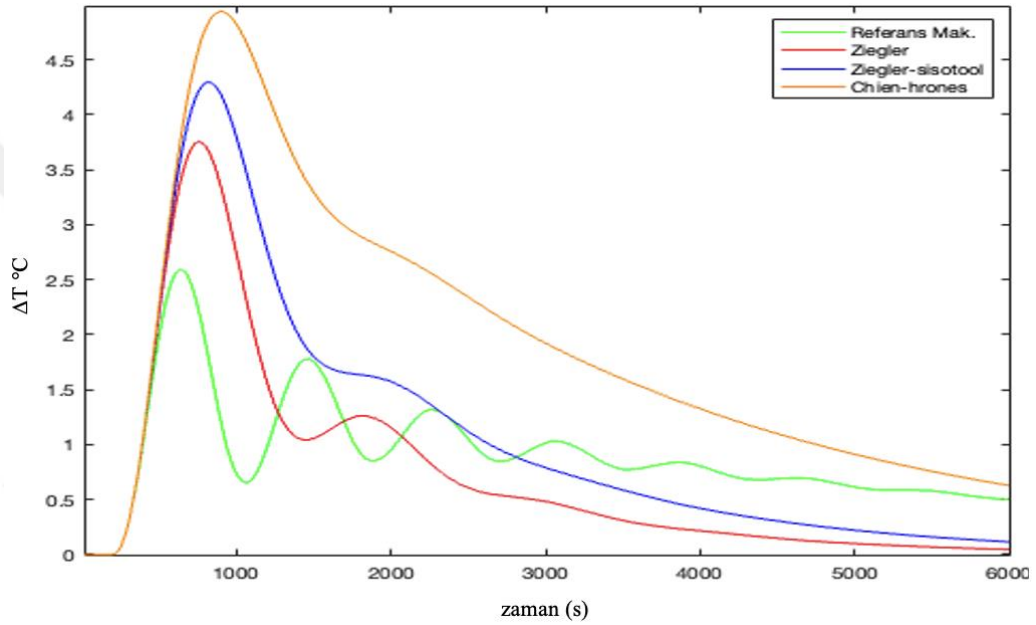
Şekil 4.49 $W_{eqv}(s)$ için $W_f(s)$ transfer fonksiyonunun yük olduğu durumda Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap yöntemiyle PI kontrolü

Sisotool Chien-Hrones-Reswick yöntemiyle bulunan oransal-integral kontrol parametresine göre PI kontrolünde maksimum sıcaklık artışı $5\text{ }^{\circ}\text{C}$ iken sistemin set noktasına ulaşması 6000 s. kadardır.



Şekil 4.50 $W_{eqv}(s)$ için $W_f(s)$ transfer fonksiyonunun yük olduğu durumda Sisotool Chien-Hrones-Reswick yöntemiyle PI kontrolü

$W_f(s)$ 'in yük olduğu durumda $W_{eqv}(s)$ transfer çeşitli yöntemler ile bulunan oransal-integral kontrol parametresi ve referans makalenin kontrol parametrelerine göre PI kontrolün zamanla değişimi Şekil de 4.51'de verilmiştir. PI kontrol için en düşük aşma referans makale (Abilov vd. 2002) elde etmiş ise de set noktasına ulaşamamaktadır. $W_{eqv}(s)$ 'ın PI ile kontrolünde en iyi performansı gösteren Şekil 4.51'de görüldüğü üzere hem set noktasına ulaşması hemde en az sıcaklık aşması değerlerine sahip olup Ziegler-Nichols yöntemidir.

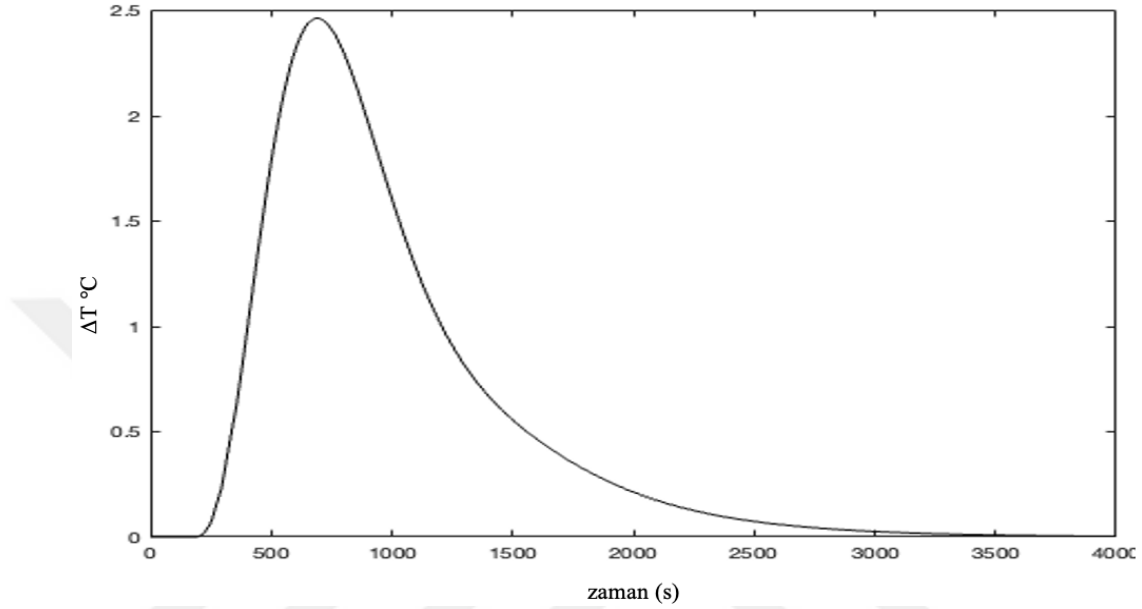


Şekil 4.51 $W_{eqv}(s)$ için $W_f(s)$ transfer fonksiyonunun yük olduğu durumda PI kontrolün toplu gösterimi

4.5.2 $W_f(s)$ yük olduğu durum için $W_{eqv}(s)$ transfer fonksiyonunda PID kontrolü

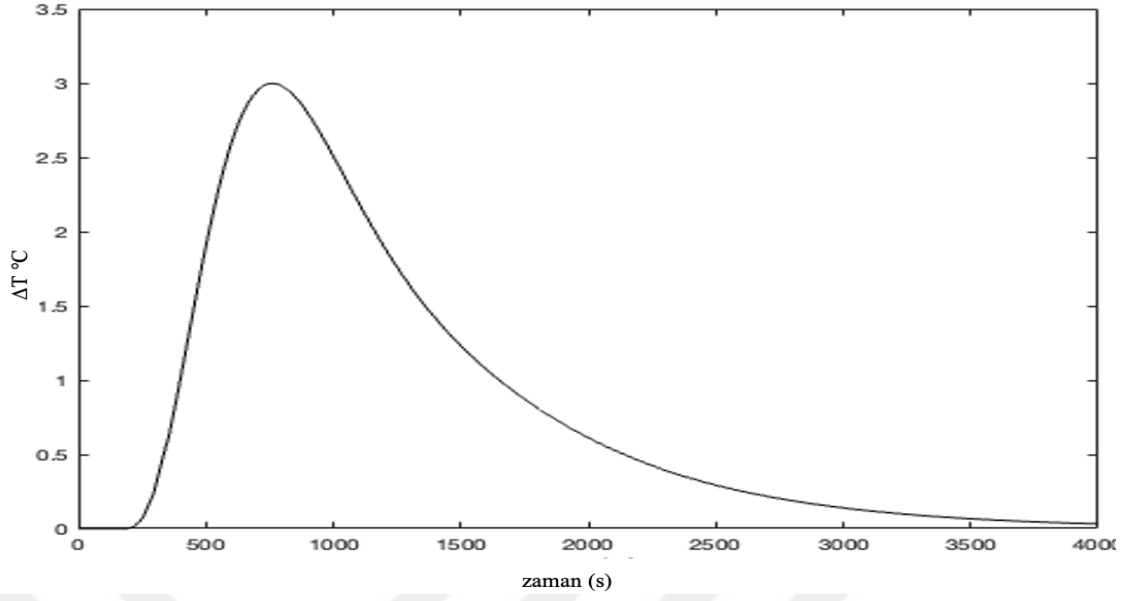
$W_f(s)$ 'in yük olduğu durumda $W_{eqv}(s)$ transfer fonksiyonu Ziegler-Nichols, Matlab Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap ve Matlab Sisotool Chien-Hrones-Reswick yöntemleriyle bulunan oransal-integral-türev kontrol parametreleri ile kontrolü sağlanmıştır.

Ziegler-Nichols yöntemiyle bulunan oransal–integral–türev kontrol parametresine aracılığıyla kontrol yapıldığında set noktasından maksimum sıcaklık artışı $2.5\text{ }^{\circ}\text{C}$ olup set noktasına 3500 s. 'de ulaşmıştır.



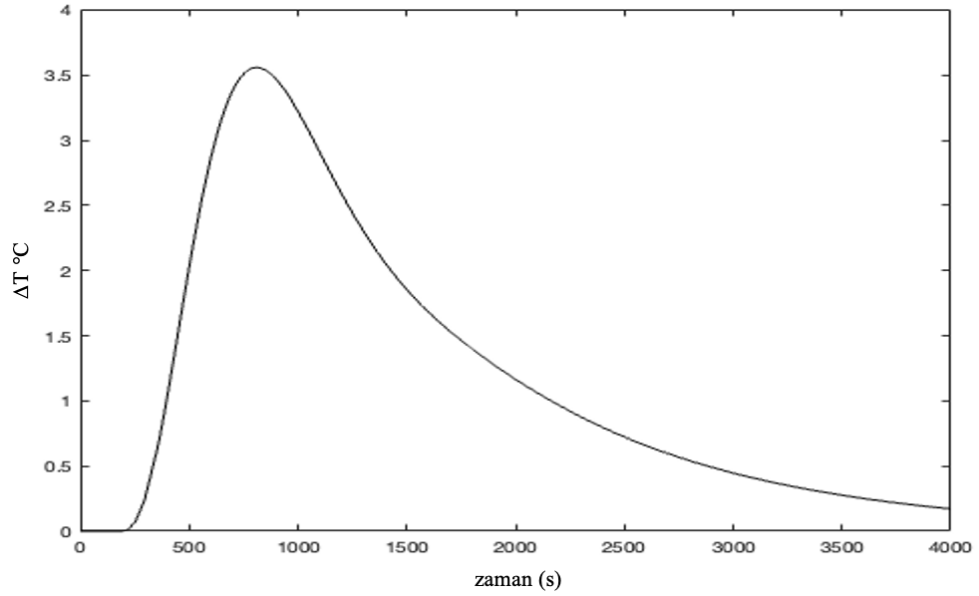
Şekil 4.52 $W_{eqv}(s)$ için $W_f(s)$ transfer fonksiyonun yük olduğu durumda Ziegler-Nichols yöntemiyle PID kontrol

$W_f(s)$ 'in yük olduğu durumda $W_{eqv}(s)$ transfer fonksiyonu Sisotool Ziegler-Nichols basamak cevap yöntemiyle bulduğumuz oransal–integral–türev kontrol parametresine göre kontrolün zamanla değişimi Şekil 4.53'de görülmekte olup sıcaklıkta maksimum sıcaklık artışı değeri $3\text{ }^{\circ}\text{C}$ olup set noktasına ulaşma süresi 3500 s. 'dir.



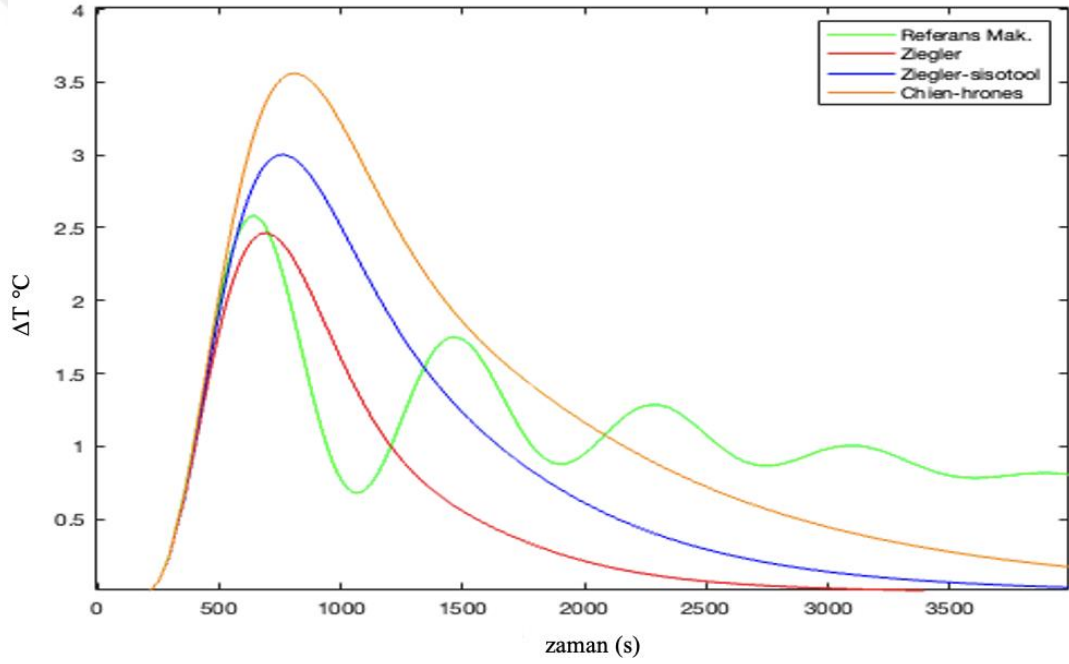
Şekil 4.53 $W_{eqv}(s)$ için $W_f(s)$ transfer fonksiyonunun yük olduğu durumda Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap yöntemiyle PID kontrol

Sisotool Chien-Hrones-Reswick yöntemiyle bulduğumuz oransal–integral–türev kontrol parametresiyle PID kontrolde maksimum sıcaklık artışı $3.5\text{ }^{\circ}\text{C}$ iken set noktasına gelme süresi 4000 s.'den fazladır



Şekil 4.54 $W_{eqv}(s)$ için $W_f(s)$ transfer fonksiyonunun yük olduğu durumda Sisotool Chien-Hrones-Reswick yöntemiyle PID kontrol

$W_f(s)$ 'in yük olduğu durumda $W_{eqv}(s)$ transfer çeşitli yöntemler ile bulunan oransal–integral–türev kontrol parametresi ve referans makaledeki PI kontrol edici değerlerine göre kontrol yapıp sonuçları karşılaştırılmıştır. Yöntemlerin karşılaştırılması Şekil 4.55’de görülmektedir. Ziegler-Nichols yöntemi ile referans makaledeki maksimum sıcaklık artışı değeri aynıdır. Fakat Ziegler-Nichols yöntemi 3500 s.’de set noktasına ulaşırken referans makaledeki PI kontrolör dalgalanma yapıp set noktasına ulaşmamaktadır. Ziegler-Nichols yöntemi Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap yöntemine göre maksimum sıcaklık artış değerini %20 daha az gösterilen set noktasına ulaşma değeri aynıdır. Bu koşullar altında en iyi kontrolü Ziegler-Nichols yöntemiyle PID kontrol edici yapmaktadır.

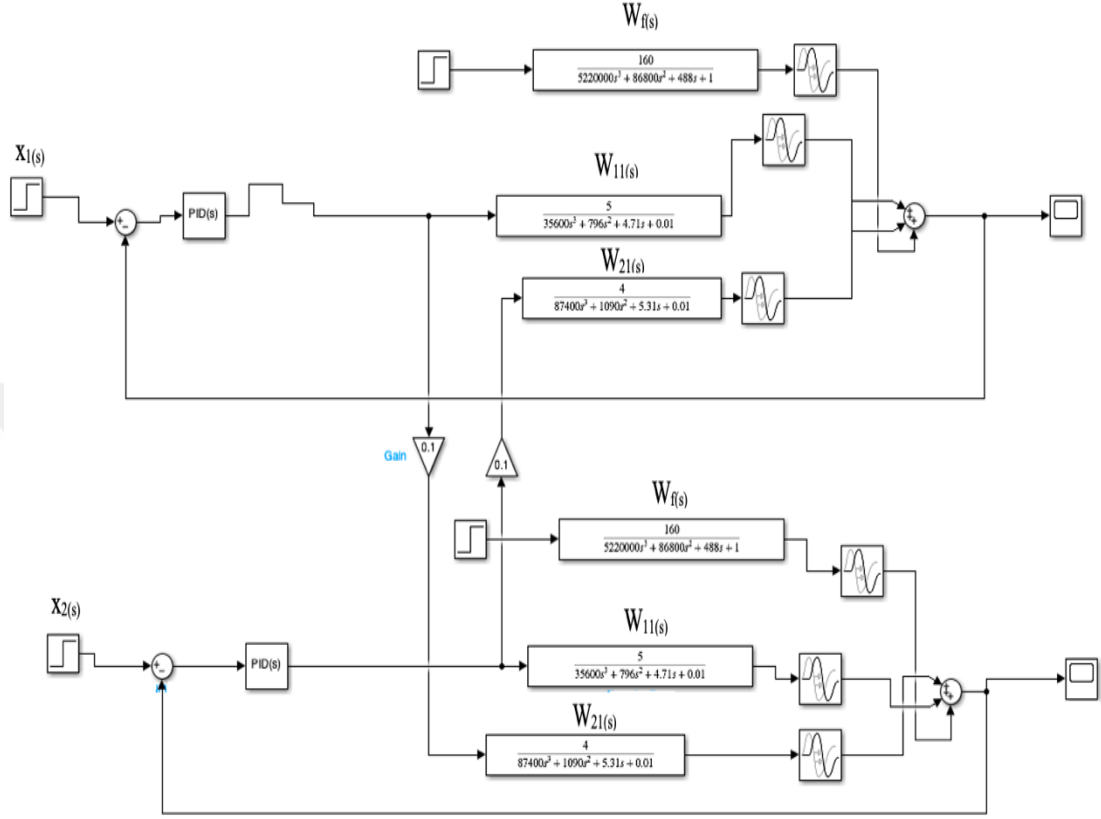


Şekil 4.55 $W_{eqv}(s)$ için $W_f(s)$ transfer fonksiyonun yük olduğu durumda PID kontrolün toplu gösterimi

4.6 Fırında Decoupling MIMO Kontrol Geliştirilmesi

Tez kapsamında çalışma yapılan fırında 2 girdi 2 çıktı bulunmaktadır. Sağ kanal girdisi sol kanalın çıktısı konumunda olup aynı Şekil de sol kanalın çıktısı da sağ kanalın girdisi konumundadır. Böylece eş zamanlı olarak çalışan fırında kanallar arasında etkileşimler mevcuttur. Decoupling kontrol sisteminin amacı etkileşimi azaltmak olduğu için fırında

decoupling MIMO kontrol sistemi geliştirilmiştir. Fırın için geliştirilen decoupling MIMO kontrol mimarisi Şekil 4.56'da ayrıntılı olarak verilmiştir.

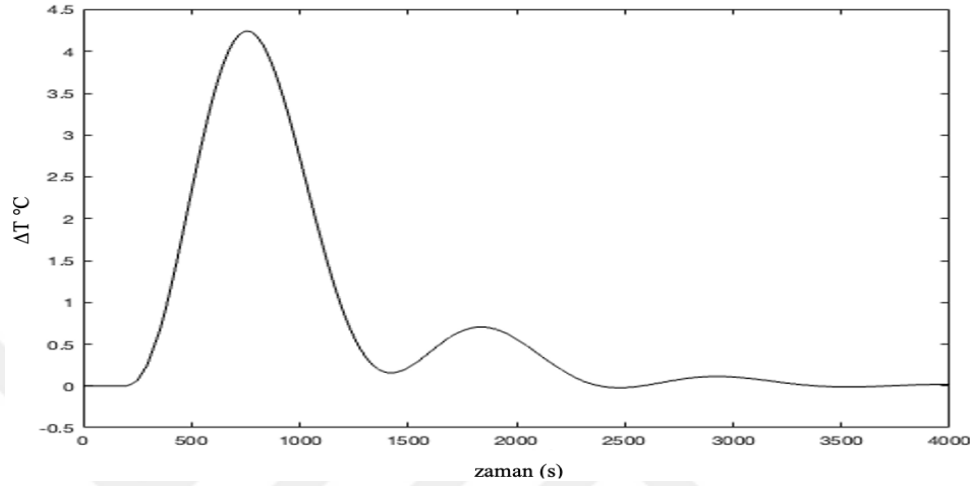


Şekil 4.56 Fırında decoupling MIMO kontrol mimarisi

4.6.1 Fırında PID decoupling MIMO kontrol

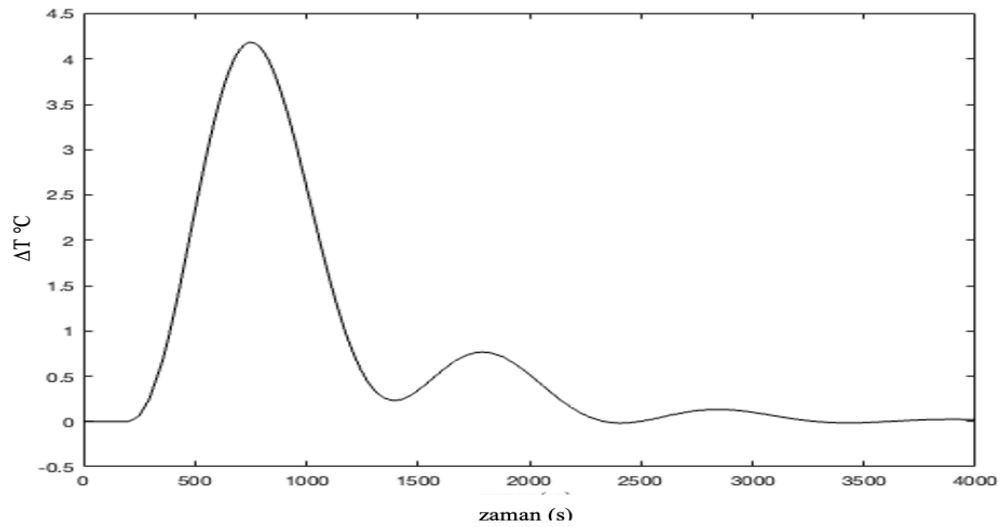
Kanallar arasındaki etkileşimi azaltmak için bir etki katsayısı belirlenmiştir. Bu amaçla, başlangıçta 1'den başlayarak 0'a doğru farklı değerler denenmiş ve etkileşimdeki değişimler gözlemlenmiştir. Etki katsayısı 0.1'in altına indirildiğinde bile kanallar arasındaki etkileşimde bir azalma görülmediği için, bu değer etki katsayısı olarak kabul edilmiştir. Geliştirilen sisteme Ziegler-Nichols, Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap, Sisotool Chien-Hrones-Reswick yöntemleriyle bulunan kontrol parametreleri sırasıyla kullanılarak decoupling MIMO PID kontrol uygulanmıştır.

Ziegler-Nichols yöntemiyle bulunan oransal–integral–türev kontrol parametreleri kullanılarak fırında kontrol decoupling MIMO PID ile sağlanmış olup sıcaklığın zamanla değişimi Şekil 4.57’de görülmektedir. Set noktasından maksimum sıcaklık artış yaklaşık olarak 4.3 °C olup set noktasına 3500 s. ’de ulaşmıştır.



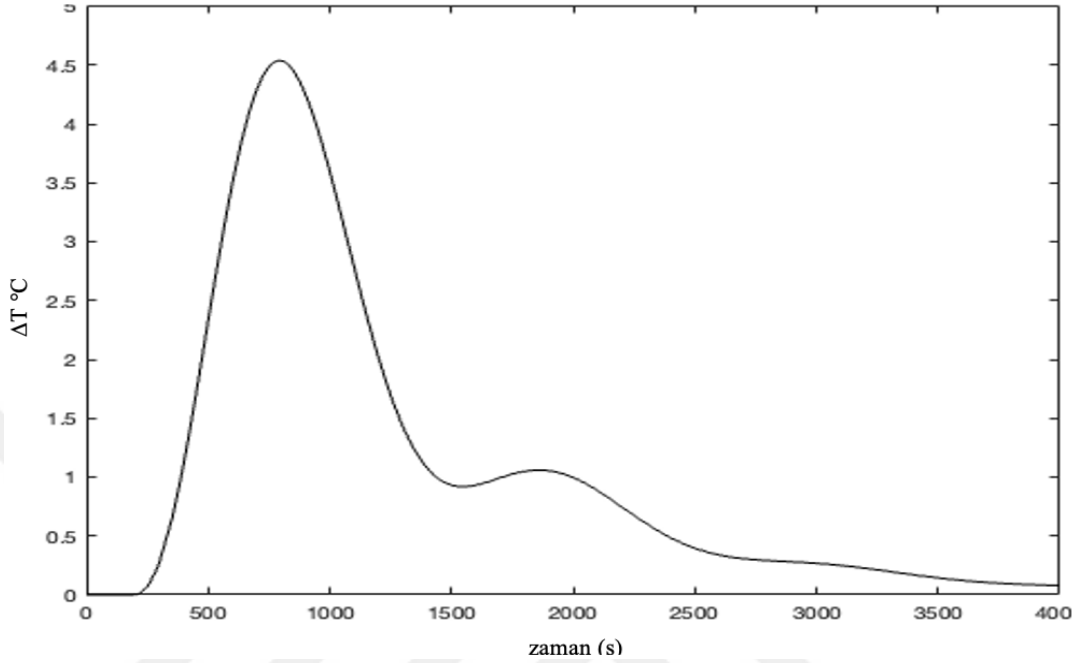
Şekil 4.57 Fırının decoupling durumunda Ziegler-Nichols ile MIMO PID kontrol

Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap yöntemiyle bulunan parametreler kullanılarak yapılan decoupling MIMO PID kontrolde set noktasından maksimum sıcaklık artışı ve set noktasına ulaşma süresi Ziegler-Nichols ile aynı olup 4.3 °C ve 3500 sn’dir.



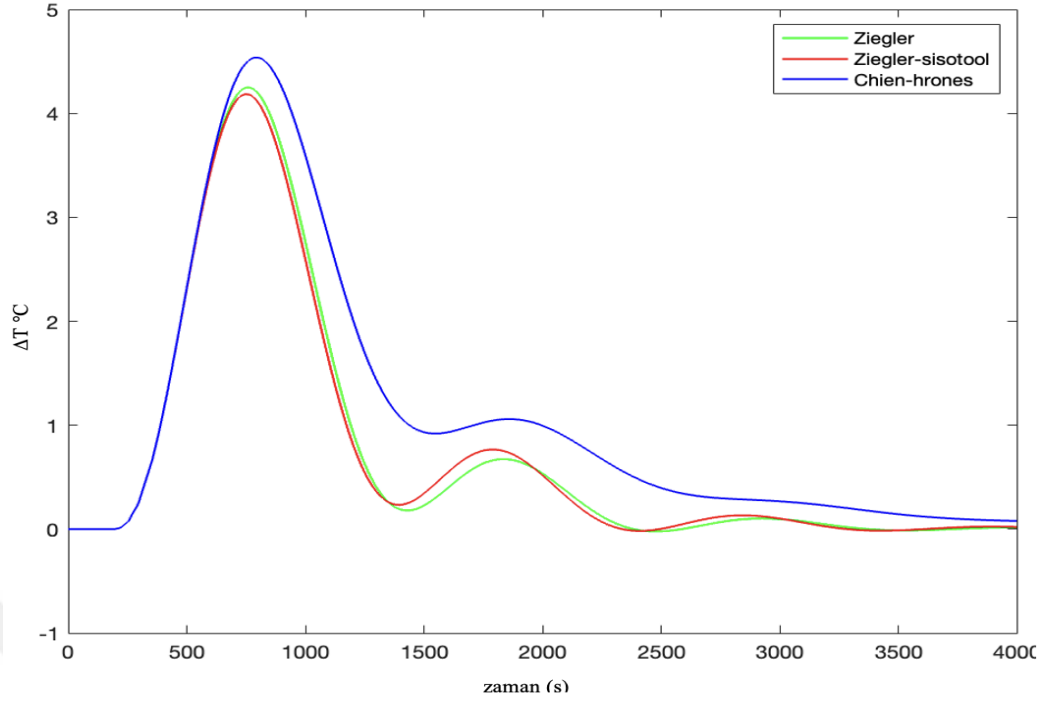
Şekil 4.58 Fırının decoupling durumunda Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap ile MIMO PID kontrol

Sisotool Chien-Hrones-Reswick yöntemiyle yapılan decoupling MIMO PID kontrolde aşılın maksimum sıcaklık 4.5° C olup set noktasına ulaşması 4000s.'den fazladır.



Şekil 4.59 Fırının decoupling durumunda Sisotool Chien-Hrones-Reswick ile MIMO PID kontrol

Fırının decoupling durumunda farklı yöntemlerle bulunan kontrol parametreleriyle MIMO PID kontrolüyle sıcaklığın zamanla değişimi Şekil 4.60'da ayrıntılı olarak görülmektedir. Ziegler-Nichols ile Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap yöntemlerinin sonuçları benzerdir. Sisotool Chien-Hrones-Reswick yöntemiyle bulunan maksimum sıcaklık artışı yaklaşık olarak %5 fazladır. Aynı zamanda set noktasına ulaşma süreside Ziegler-Nichols yöntemlerine göre yaklaşık olarak %15 fazladır. En iyi performansı Şekil 4.60'da da görülebileceği üzere maksimum sıcaklık artış değeri ve set noktasına ulaşma süresi açısından benzer sonuçları veren Ziegler-Nichols yöntemleridir.



Şekil 4.60 Fırının decoupling durumunda farklı MIMO PID kontrollerinin toplu gösterimi

4.7 LSTM Derin Öğrenme Yöntemiyle Fırında İleri Proses Kontrol Yöntemi Geliştirilmesi

Çalışma kapsamında, fırında maksimum sıcaklık artış noktasının ve set noktasına ulaşma süresinin azaltmak için LSTM derin öğrenme yöntemiyle kontrol sistemi geliştirilmeye çalışılmıştır. Burada kullanılan sistemde $W_{11}(s)$ için $W_{21}(s)$ ve $W_f(s)$ transfer fonksiyonların yük olduğu durum üzerine çalışmalar yürütülmüştür. Bu sistem üzerine LSTM model geliştirilmiştir. Ayrıca geliştirilen model; geleneksel sistemde en başarılı sonuçlar veren Ziegler-Nichols yöntemiyle hesaplanan kontrol parametreleri kullanılarak elde edilen PID kontrol sistemiyle kıyaslanmıştır.

Modelin geliştirilmesinde izlenen yol haritası şu Şekil dedir;

- 1 adım:** Veriyi oluşturup zaman serisi şekline dönüştürme
- 2 adım:** Veriye normalizasyon yapma
- 3. adım:** Veriyi windowlara ayırarak LSTM'e uygun formata sokma
- 4. adım:** Veriyi train ve test için ayırma
- 5. adım:** Modelin layers yapısının belirlenmesi

Katman sayısı, Nöron sayısı, Drop out varlığı ve yüzdesi

6. adım: Optionsların belirlenmesi

Batch_size, epoch, initial learning rate, optimezer vb belirlenmesi

7. adım: Eğitim, Test

8. adım: Verinin normalizasyondan çıkarılması

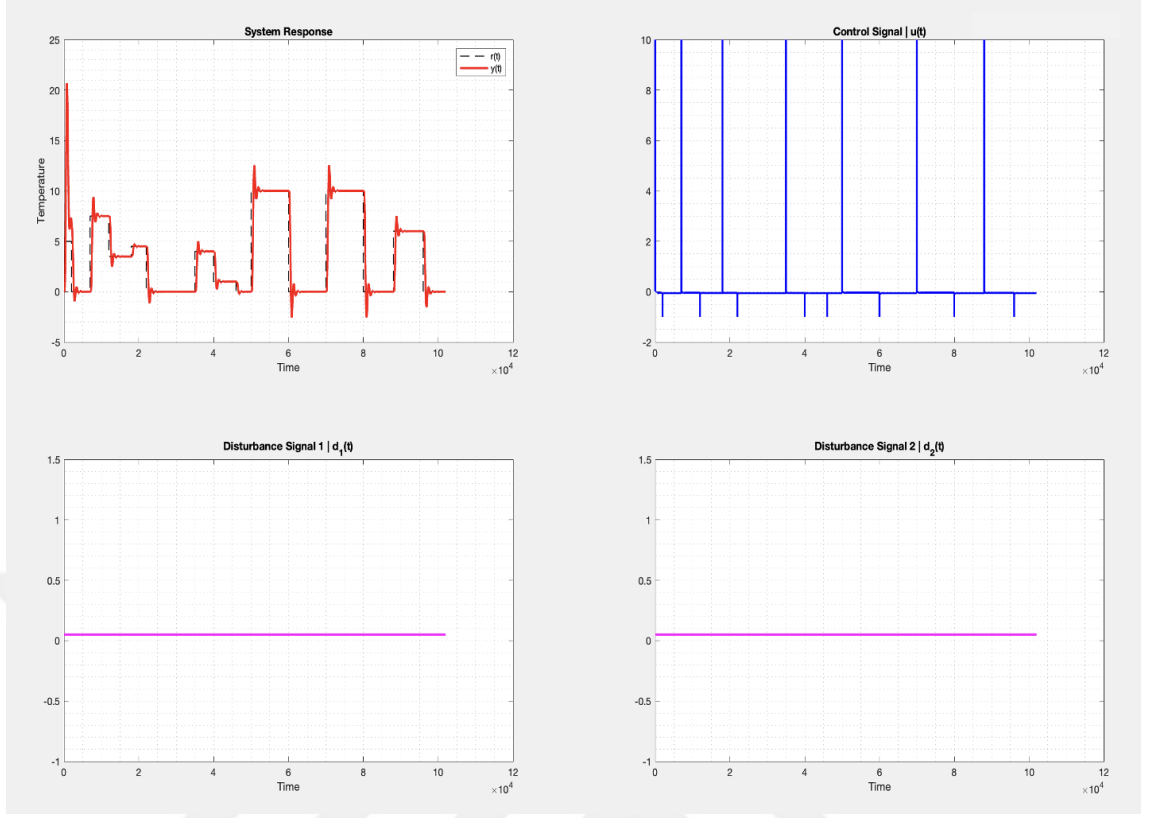
4.7.1 Veri seti oluşturma

Transfer fonksiyonlar Matlab Simulink ortamına aktarılıp ham petrolün sıcaklığı / doğal gaz- hava oranı olan $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonuna -1 ile 10 arasında rastgele basamak etkiler verilerek sentetik veri seti oluşturulmuştur. Veri seti; referans set noktası basamak etki değeri ($r(t)$), $W_f(s)$ yük etkisine basamak etki ($d_1(t)$), $W_{21}(s)$ yük etkisine basamak etki ($d_2(t)$), $W_{11}(s)$ basamak etki ($u(t)$) ve sistemin çıktısı petrolün çıkış sıcaklığı ($y(t)$)'dan oluşmaktadır. Veri seti olarak 15000 X 5 boyutunda 2 adet veri seti oluşturulmuştur. Oluşturulan birinci veri sette yük etkisi konumunda olan $W_{21}(s)$ ve $W_f(s)$ transfer fonksiyonlarının sistem üzerine etkilerinin anlaşılması için veri setine dahil edilmiştir. Birinci veri sette referans makalede maksimum basamak etki 0.05 olarak belirtildiği için yük etkilerine basamak etki olarak 0.05 kullanılmıştır. İkinci oluşturulan veri setinde bozucu etkilerin yani yük etkilerinin basamak değerleri 0 olarak alınmıştır. Böylece bozucu etkinin varlığının sistem üzerine olan etkileri incelenmiştir. Çizelge 4.2'de oluşturulan sentetik veri setinden örnek bir kısım görülmektedir.

Çizelge 4.2 Oluşturulan sentetik veri setinden örneklem

Zaman (sn)	$r(t)$	$d_{1(t)}$	$d_{2(t)}$	$u(t)$	$y(t)$
4.0768e...	1	0.0500	0.0500	-0.0517	0.3876
4.0774e...	1	0.0500	0.0500	-0.0518	0.3691
4.0780e...	1	0.0500	0.0500	-0.0518	0.3519
4.0786e...	1	0.0500	0.0500	-0.0518	0.3359
4.0792e...	1	0.0500	0.0500	-0.0518	0.3211
4.0798e...	1	0.0500	0.0500	-0.0518	0.3076
4.0804e...	1	0.0500	0.0500	-0.0519	0.2952
4.0810e...	1	0.0500	0.0500	-0.0519	0.2841
4.0816e...	1	0.0500	0.0500	-0.0519	0.2741
4.0822e...	1	0.0500	0.0500	-0.0520	0.2654
4.0828e...	1	0.0500	0.0500	-0.0520	0.2577
4.0834e...	1	0.0500	0.0500	-0.0520	0.2512
4.0840e...	1	0.0500	0.0500	-0.0521	0.2458
4.0846e...	1	0.0500	0.0500	-0.0521	0.2416

Sistem geleneksel kontrol yöntemiyle çalıştığı sırada oluşan hata ($e(t)$); referans basamak değeri $r(t)$ 'den sistemin çıktısı değeri olan $y(t)$ çıkarılarak hesaplanmıştır. Şekil 4.61'de bozucu etkilerin basamak etkileri 0.05 olduğu durumda sistemin referans basamak değeri ($r(t)$) ile sistemin verdiği tepki ($y(t)$) arasındaki ilişki görülmektedir.



Şekil 4.61 Oluşturulan veri setinde referans basamak değer ile sistem çıktısı arasındaki ilişki

4.7.2 Normalizasyon ve windowların hazırlanması

Matlab Simulink ortamında rastgele basamak etkiler ile sentetik veri setleri oluşturulduktan sonra bu verilerin sağlıklı bir Şekil de modelde kullanılabilmesi için normalizasyon yapılmıştır. Veri seti üzerine normalizasyon işlemi yapılarak veriler 0 ile 1 arasına sıkıştırılmıştır. Böylece veriler daha iyi karşılaştırma ve analiz etme imkânı oluşturulmuştur. Veri seti 15'li windowlara yani 15'li satırlara ayrılmıştır. Böylece modelde veriler 15'li satır halinde işlenmiştir. Oluşturulan model kullanılarak tahmin yaptıktan sonra sonuçlar üzerinde normalizasyon tersi işlemi yapılmıştır. Böylece tahmin sonuçları 0-1 arasından çıkarılıp gerçek değerine kavuşturulmuştur.

4.7.3 Eğitim ve test ayrımı

Oluşturulan sentetik verinin %80'ni eğitim %20'si test olarak ayrılmıştır. Böylece 14866 veri örneği eğitimde kullanılırken 3716 veri modelin test edilmesi kısmında kullanılmıştır.

4.7.4 Geliştirilen modelin katmanlarının ve optionslarının belirlenmesi

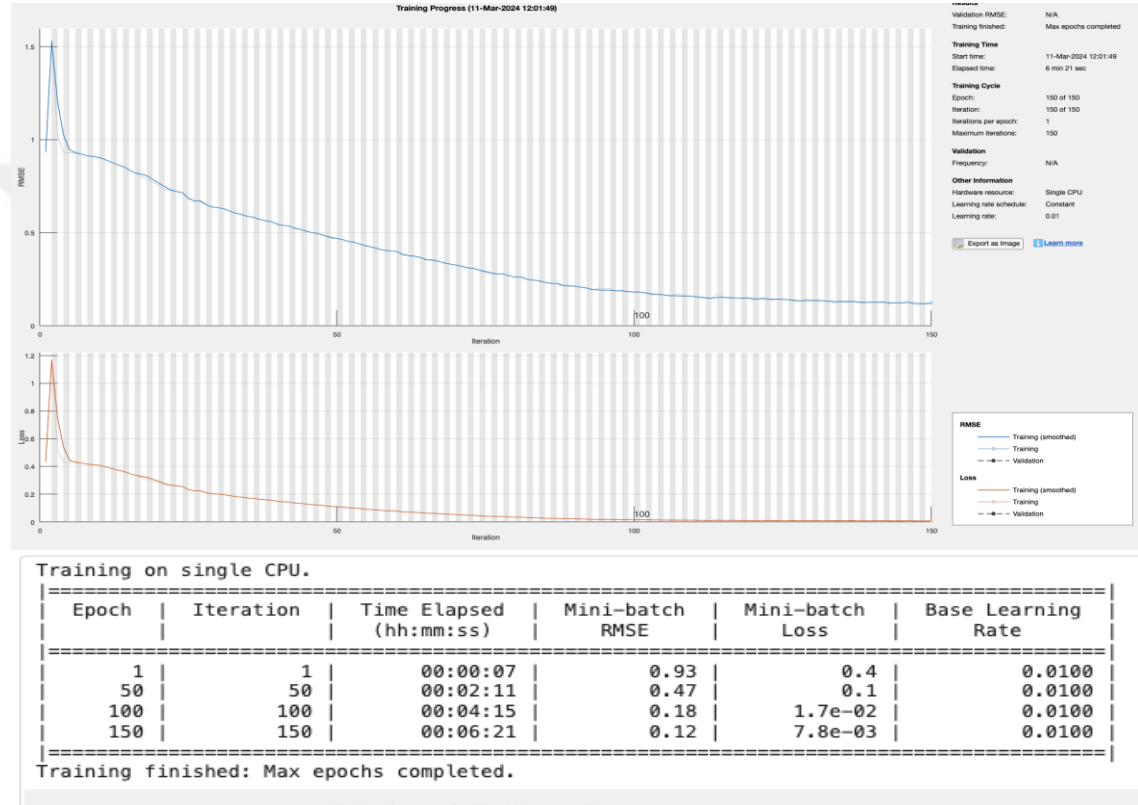
Geliştirilen model 8 katmanlı bir mimariye sahiptir. Katmanların mimarisinde yüzde yirmi oranla rastgele nöron kapatma özelliğine sahip iki adet dropout katmanı kullanılmıştır. Katmanlarda ve optionlarda kullanılan genel özellikler Çizelge 4.3'de görülmektedir.

Çizelge 4.3 Katmanlarda ve optionslarda kullanılan genel özellikler

Learning rate	0.01
Epoch	150
İterasyon	150
Optimezer	Adam
Aktivasyon fonksiyonu	Sigmoid, Tanh
Mini_batch_size	100
Validation Patience	10
Window	15
Katman sayısı	8
Verbose	True
Train, test oranı	%80, %20
RMSE	0.12
Eğitim süre	6 dakika 21 saniye

4.7.5 Modelin eğitim sonuçları

Modelin mimarisi, katmanları ve opsiyonları belirlendikten sonra oluşturulan sentetik veri seti ile model eğitilmiştir. Şekil 4.62 'de set noktasına 0.05 basamak etki verildiği durumda eğitim sonuçları görülmektedir. Eğitim 150 epochta 06.21 sn'de tamamlanmıştır. Mini batch RMSE 0.12 olarak bulunmuştur.

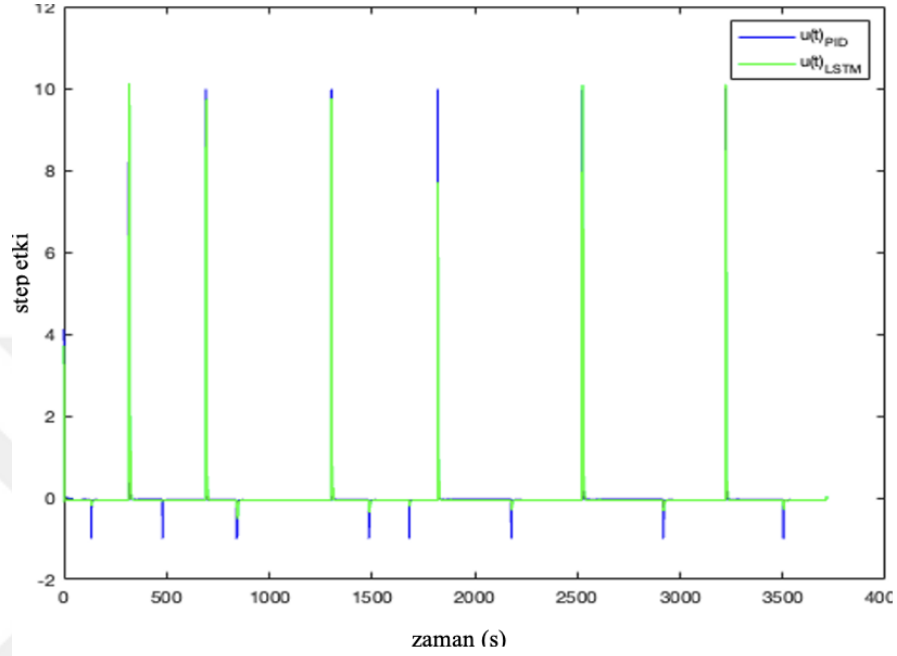


Şekil 4.62 Geliştirilen LSTM modelinin set noktasına 0.05 basamak etki verildiğinde eğitim sonuçları

4.7.6 Modelin test sonuçları

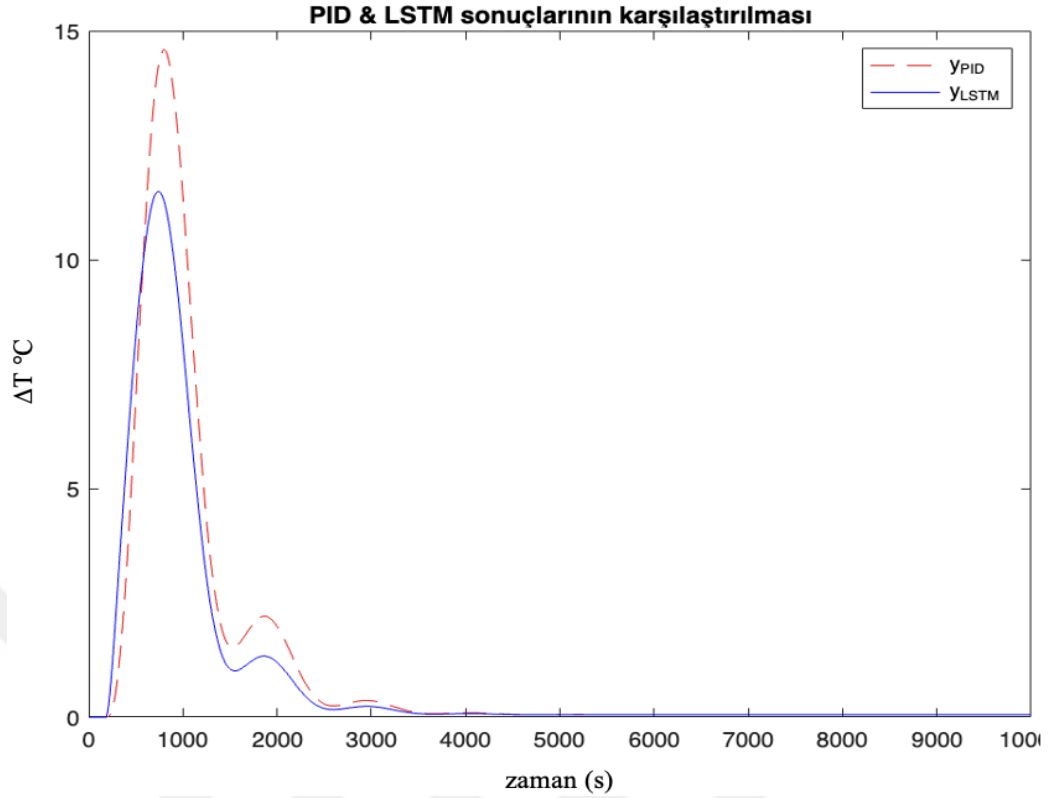
Geliştirilen model eğitildikten sonra test veri seti olarak ayrılan set ile test edilmiştir. Geliştirilen modelin başarısını tespit etmek için geliştirilen model, geleneksel yöntemde en başarılı sonuç veren Ziegler-Nichols yöntemiyle hesaplanan kontrol parametreleri kullanılarak sağlanan PID kontrol ile karşılaştırılmıştır. Set noktasına basamak etki 0.05 olduğu durumda geleneksel PID kontrol ile LSTM modelin ürettiği basamak etkilerin

($u(t)$) karşılaştırmalı sonuçları Şekil 4.63’de verilmektedir. Set noktasına basamak etkiler rastgele -1 ile 10 arasında verilmiştir. Genel olarak model başarılı olmuş ve geleneksel PID’nin ürettiği $u(t)_{PID}$ ile LSTM modelin ürettiği $u(t)_{LSTM}$ paralellik göstermiştir.



Şekil 4.63 $u(t)_{PID}$ ile $u(t)_{LSTM}$ karşılaştırılması

Başarılı olan model kaydedilip set noktası ($u(t)$) basamak etkinin 0.05 olduğu durumda geleneksel PID kontrol altında sıcaklığın zamanla değişimi ve geliştirilene LSTM modelin kontrol altında sıcaklığın zamanla değişimi karşılaştırılmıştır. Bu karşılaştırmada 2 hususa dikkat edilmiştir. Bunlardan birincisi sistemi kontrol altına almaya çalışırken ulaşılan maksimum sıcaklık artış değeri de set noktasına gelme süresidir.



Şekil 4.64 $u(t)$ 0.05 iken geliştirilen LSTM modeli ile geleneksel PID'nin sonuçlarının karşılaştırılması

Set noktası 0.05 basamak etkisi altında, geleneksel kontrol sistemi ile ulaşılan maksimum sıcaklık artışı yaklaşık 15 °C iken, geliştirilen LSTM modelinin kontrolü altında bu değer yaklaşık 11 °C olarak gerçekleşmiştir. Aynı zamanda set noktasına gelme süreside PID'de 3500 s. iken LSTM'de 2500 s.'dir. Böylece maksimum sıcaklık artış yaklaşık %27, set noktasına ulaşma süresinden yaklaşık %29 azalma elde edilmiştir.

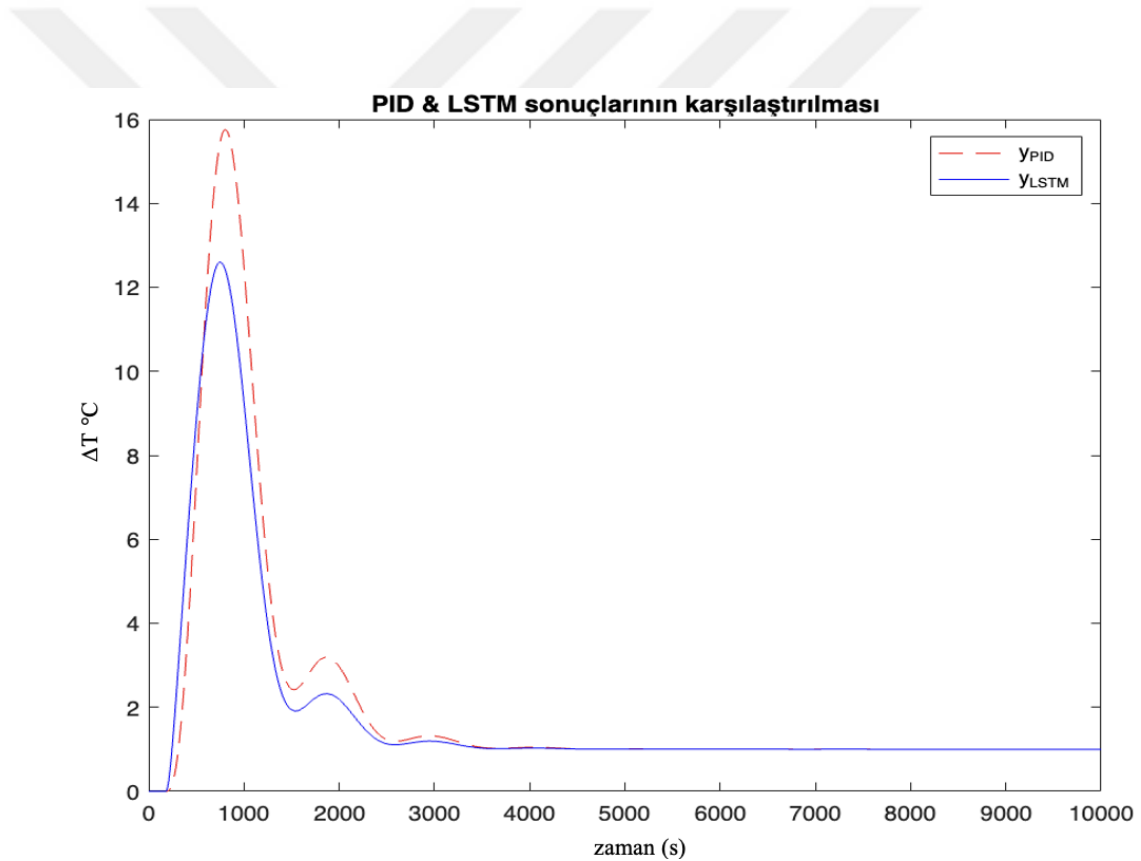
4.8 Geliştirilen LSTM Modelin Set Noktasına Farklı Basamak Etkiler Altında Kontrolü

Model set noktasına basamak etki olarak -1 ile 10 arasında sentetik veri seti oluşturulup bu veriler ile eğitilmiştir. Böylece modelin odaklandığı aralık -1 ile 10 arasında sınırlandırılmıştır. Fakat model ile yapılan set noktasına farklı basamak etkilerdeki çalışmalarda modelin basamak etki -1 ile 10 arasında daha doğru sonuçlar verirken bu değerlerin dışında da doğru sonuçlar verdiği tespit edilmiştir. Böylece modelin ani

basamak deęişiminde geniş bir aralıkta sistemi kontrol edebildięi saptanmıştır. Burada modelin başarısında kullanılan geleneksel PID kontrol sistemi $W_f(s)$ ve $W_{21}(s)$ transfer fonksiyonlarının yük olduęu sistemdir.

4.8.1 Set noktası basamak etkisi ($u(t)$) 1 olduęu durumda sistemin kontrolü

Set noktasına 1 basamak etki verildięi durumda 150 epochta 07.16 s.'de eğitim tamamlanmış olup mini batch RMSE 0.11 olarak bulunmuştur. Sistemin geleneksel PID ile kontrolüyle geliştirilen LSTM modeliyle kontrolü sırasında sıcaklığın zamanla deęişimi Şekil 4.65'de görölmektedir.



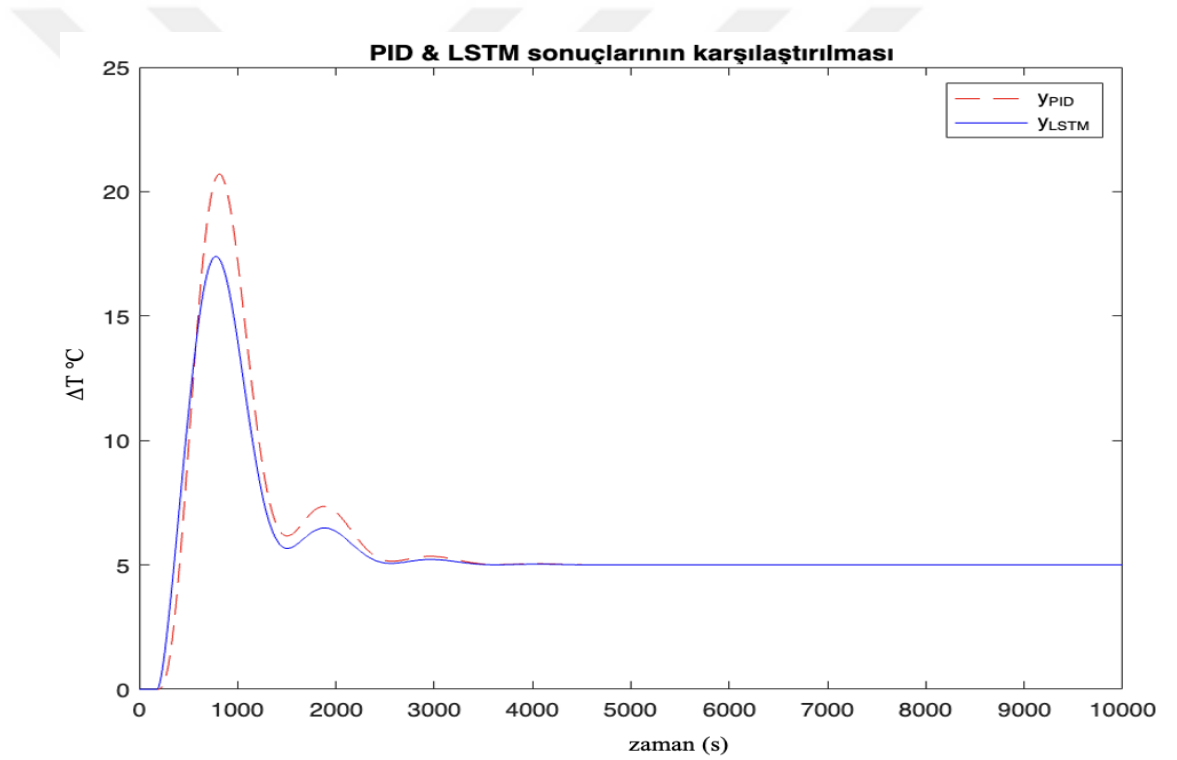
Şekil 4.65 $u(t)$ 1 iken geliştirilen LSTM modeli ile geleneksel PID'nin sonuçlarının karşılaştırılması

Geleneksel PID sistem ile kontrolde ulaşılan maksimum sıcaklık artışı yaklaşık 16 °C iken geliştirilen LSTM ile kontrolde ise 12.5 °C civarındır. Aynı zamanda set noktasına ulaşma 2500 s. iken PID ise 3500 s.'dir. Böylece yine LSTM modeli geleneksel modele

göre daha başarılı olmuştur. Ulaşılan maksimum sıcaklık artışı % 22 kadar azalırken, set noktasına ulaşma süresinde de % 29 kadar azalmıştır.

4.8.2 Set noktası basamak etkisi ($u(t)$) 5 olduğu durumda sistemin kontrolü

Set noktasına 5 basamak etki verildiği durumda sistem eğitildiğinde 150 epochta 07.16 s.'de eğitim tamamlanmış olup mini batch RMSE 0.11 olarak bulunmuştur. Geliştirilen LSTM model ile geleneksel PID modelin kontrolünün basamak etkinin 5 olduğu durumda sıcaklığın zamanla değişimi Şekil 4.66'da görülmektedir.

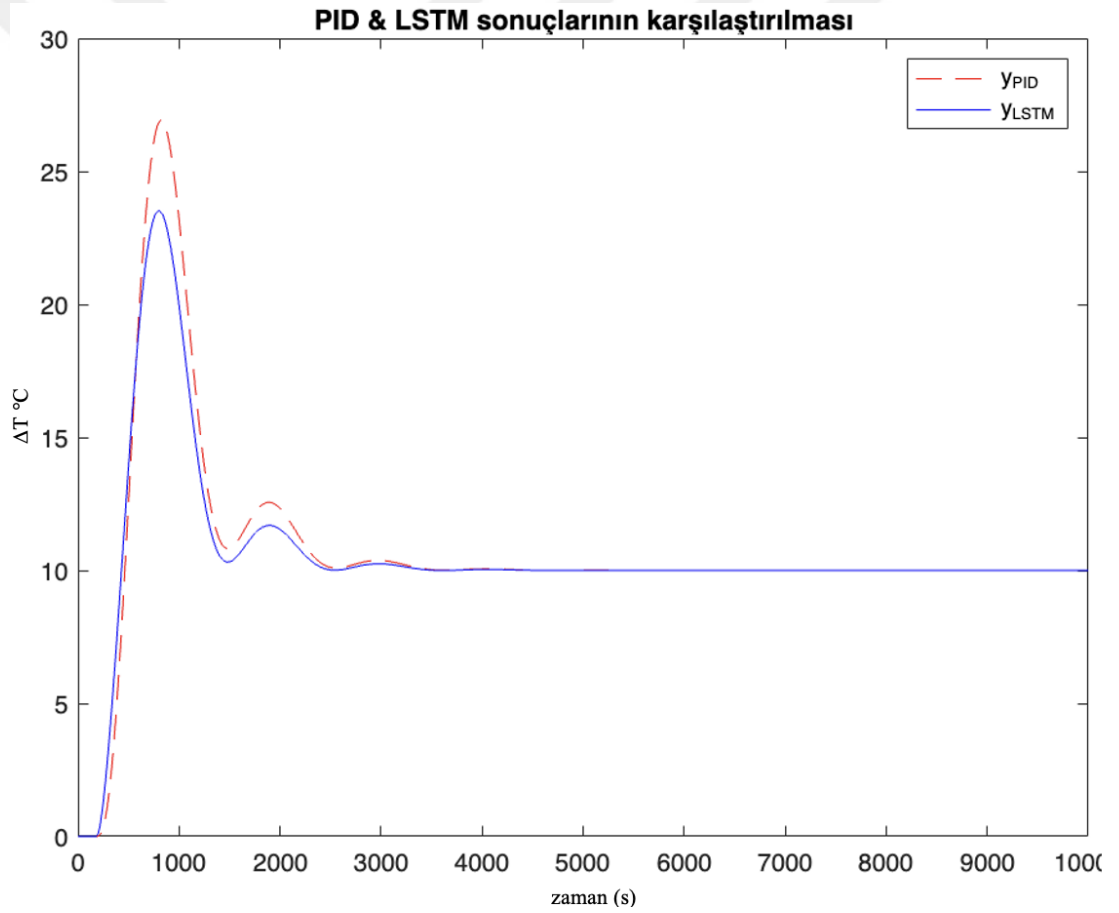


Şekil 4.66 $u(t)$ 5 iken geliştirilen LSTM modeli ile geleneksel PID'nin sonuçlarının karşılaştırılması

Set noktasının basamak etkisi 5 olduğu durumda ulaşılan PID kontrolde set noktasını maksimum sıcaklık artışı yaklaşık 21 °C iken LSTM modelinde ise 17.5 °C'dur. Aynı zamanda set noktasına ulaşma süreleri LSTM model ve PID ile sırasıyla 2500 s. iken 3500 s.'dir. Böylece geliştirilen model maksimum sıcaklık artışı değerini %17, set noktasına ulaşma süresini % 29 oranında azaltmıştır.

4.8.3 Set noktası basamak etkisi ($u(t)$) 10 olduğu durumda sistemin kontrolü

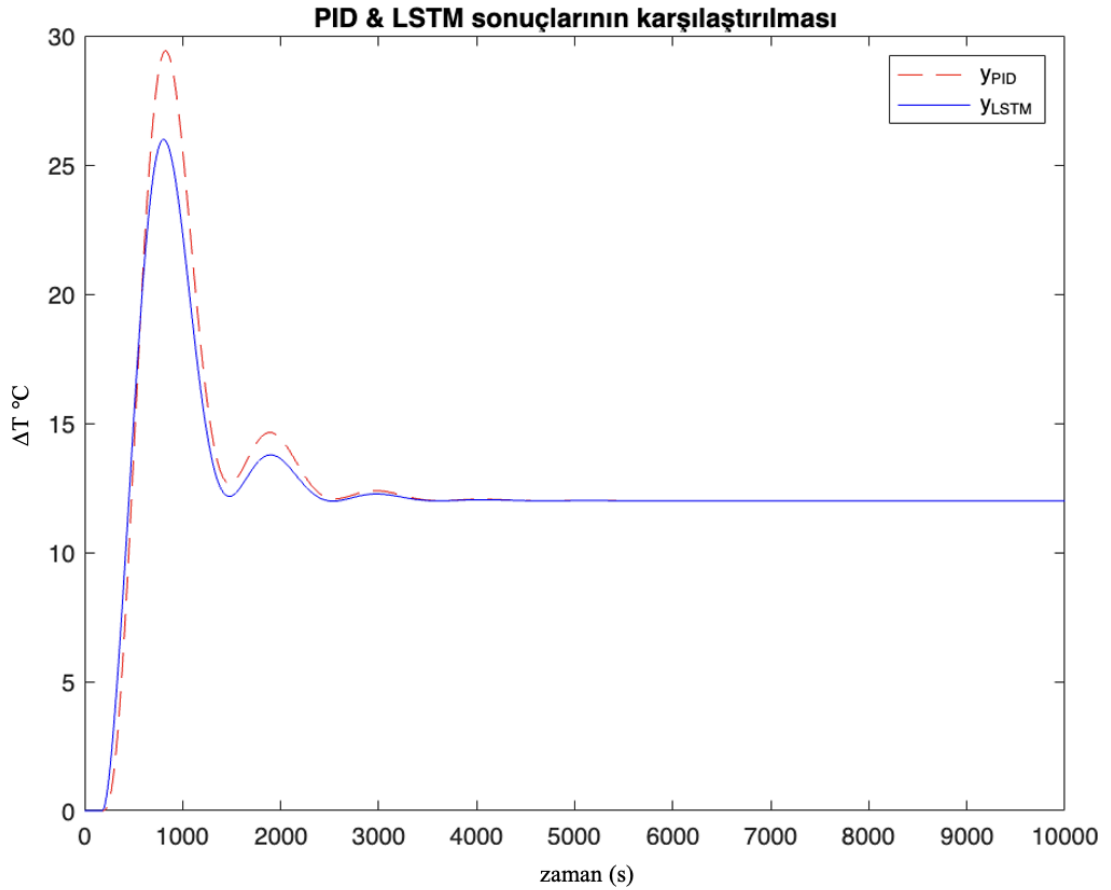
Set noktasına 10 basamak etki verildiği durumda eğitim 150 epochta 07.16 sn'de tamamlanmış olup mini batch RMSE 0.11 olarak tespit edilmiştir. Geleneksel PID kontrolü altında ulaşılan maksimum sıcaklık artışı $27\text{ }^{\circ}\text{C}$ iken, LSTM modelinde yaklaşık $23\text{ }^{\circ}\text{C}$ 'dir. Set noktasına ulaşma süreleri diğer basamak etkilerde olduğu gibi sırasıyla 3500 s.'e ve 2500 s.'dir. Maksimum sıcaklık artışı model %15 azaltma sağlayarak yine PID kontrolün karşısında başarılı olmuştur. Yapılan incelemeler de geliştirilen LSTM model en başarılı sonuçları -1 ile 2 arasında verdiği tespit edilmiştir.



Şekil 4.67 $u(t)$ 10 iken geliştirilen LSTM modeli ile geleneksel PID'nin sonuçlarının karşılaştırılması

4.8.4 Set noktası basamak etkisi ($u(t)$) 12 olduğu durumda sistemin kontrolü

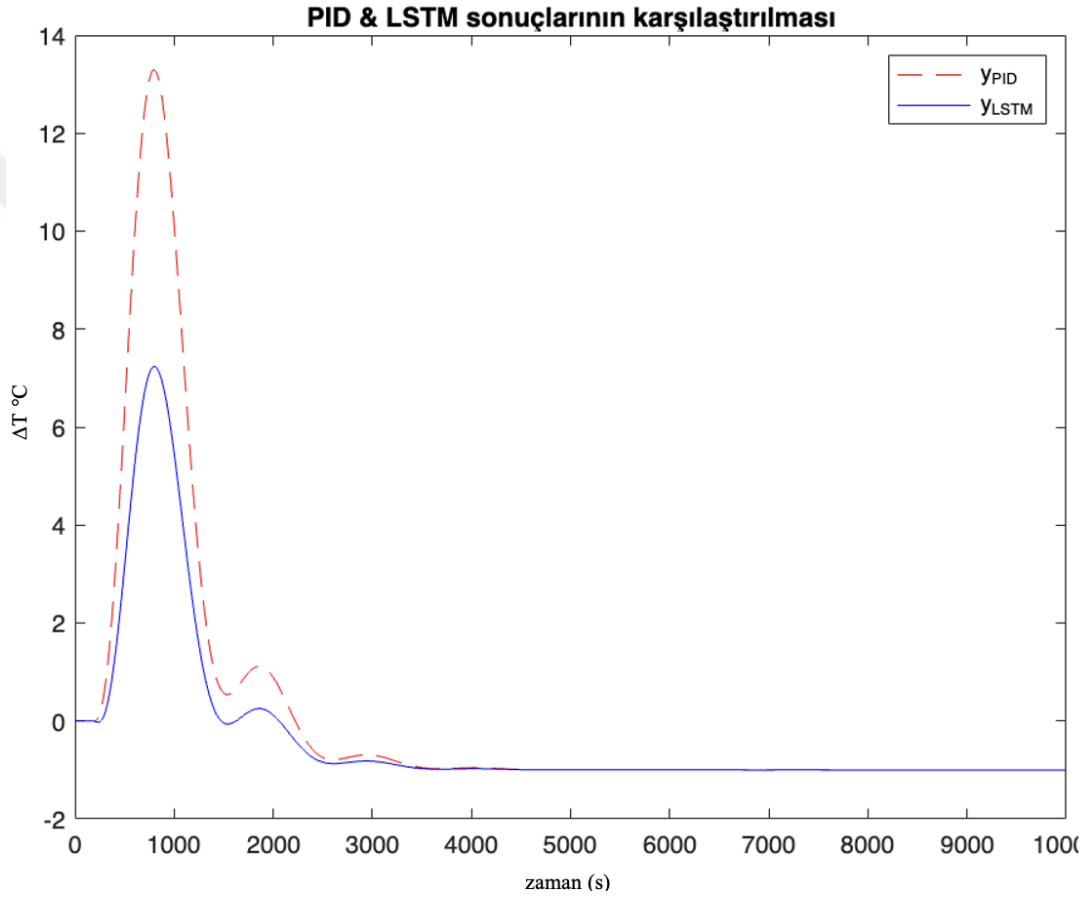
Eğitim aralığı olmayan basamak değeri 12’de model çalıştırıldığında eğitim 150 epoch ve 6.23 s. tamamlanmıştır. Mini-RMSE ise 0.11 olarak bulunmuştur. Şekil 4.68’de görüldüğü gibi geleneksel PID kontrolde maksimum sıcaklık artış değeri 30 iken LSTM modelinde maksimum sıcaklık artışı 26 °C’dir. Aynı Şekil de set noktasına ulaşma süresi ise diğer basamak etkilerinde olduğu gibi LSTM’de 2500 s. iken PID’de 3500 s.’dir. Mevcut veriler değerlendirildiğinde LSTM modeli maksimum sıcaklık artış değerinde % 13 azaltma yaparken, set süresine ulaşmada %29 azaltma sağlamıştır. Böylece eğitim aralığı olmayan pozitif basamak değerinde de geliştirilen LSTM model geleneksel PID modeline göre başarılı olduğu ispat edilmiştir.



Şekil 4.68 $u(t)$ 12 iken geliştirilen LSTM modeli ile geleneksel PID'nin sonuçlarının karşılaştırılması

4.8.5 Set noktası basamak etkisi ($u(t)$) -1 olduğu durumda sistemin kontrol

Set noktasına -1 basamak etki verildiği durumda eğitim süresi 06.49 s. olup 150 epochta tamamlanmıştır. Mini batch RMSE ie 0.13 olarak bulunmuştur. Geliştirilen LSTM model ile geleneksel PID'nin sistemi kontrol etmesinde sıcaklığın zamanla değişiminin karşılaştırılması Şekil 4.69'da verilmiştir.

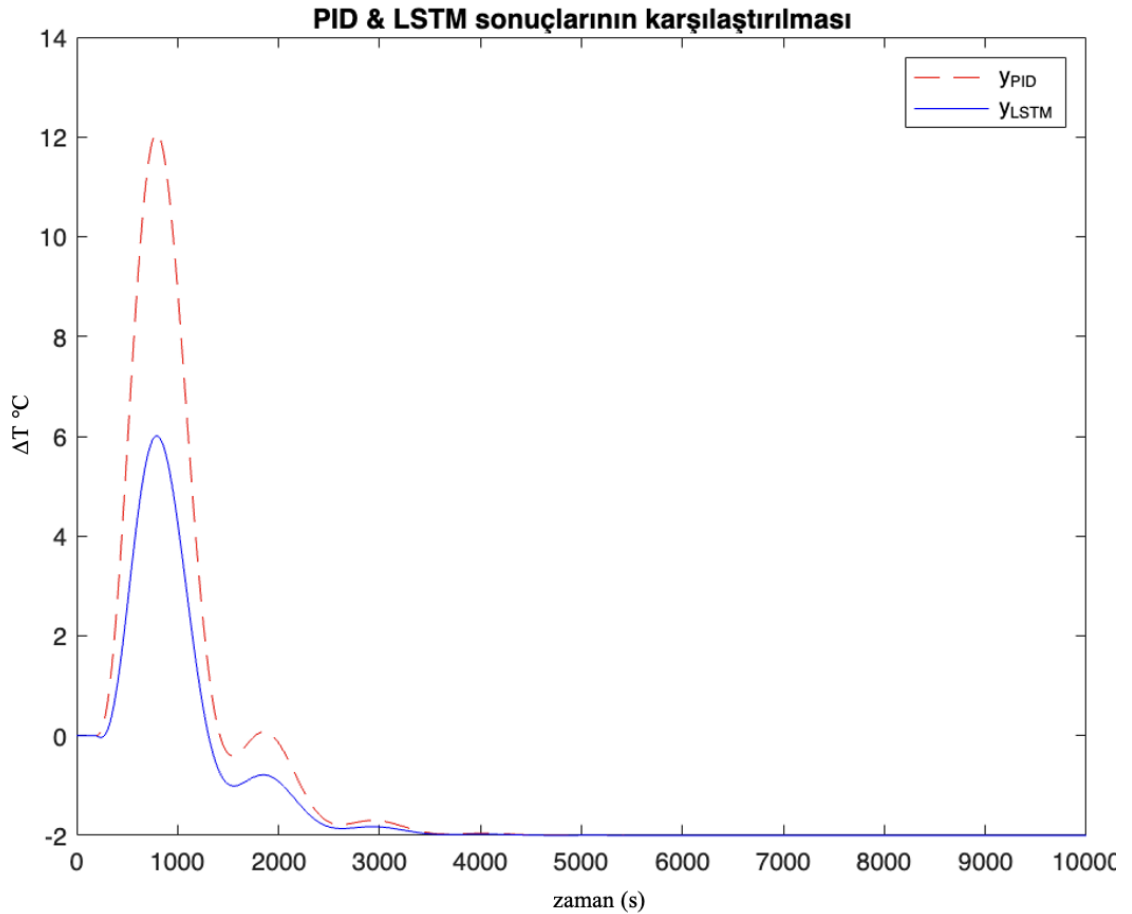


Şekil 4.69 $u(t)$ -1 iken geliştirilen LSTM modeli ile geleneksel PID'nin sonuçlarının karşılaştırılması

Geleneksel PID ile kontrolde maksimum sıcaklık artışı 13 °C'lere kadar çıkarken geliştirilen LSTM model ile kontrolde sıcaklık 7 °C civarında olmuştur. Set noktasına ulaşma süresi LSTM'de yaklaşık olarak 2500 s. iken PID ise 3500 s.'dir. Böylece geliştirilen model maksimum sıcaklık artışında %38.5, set noktasına ulaşmada yaklaşık %29 kadar azalma sağlamıştır.

4.8.6 Set noktası basamak etkisi ($u(t)$) -2 olduğu durumda sistemin kontrolü

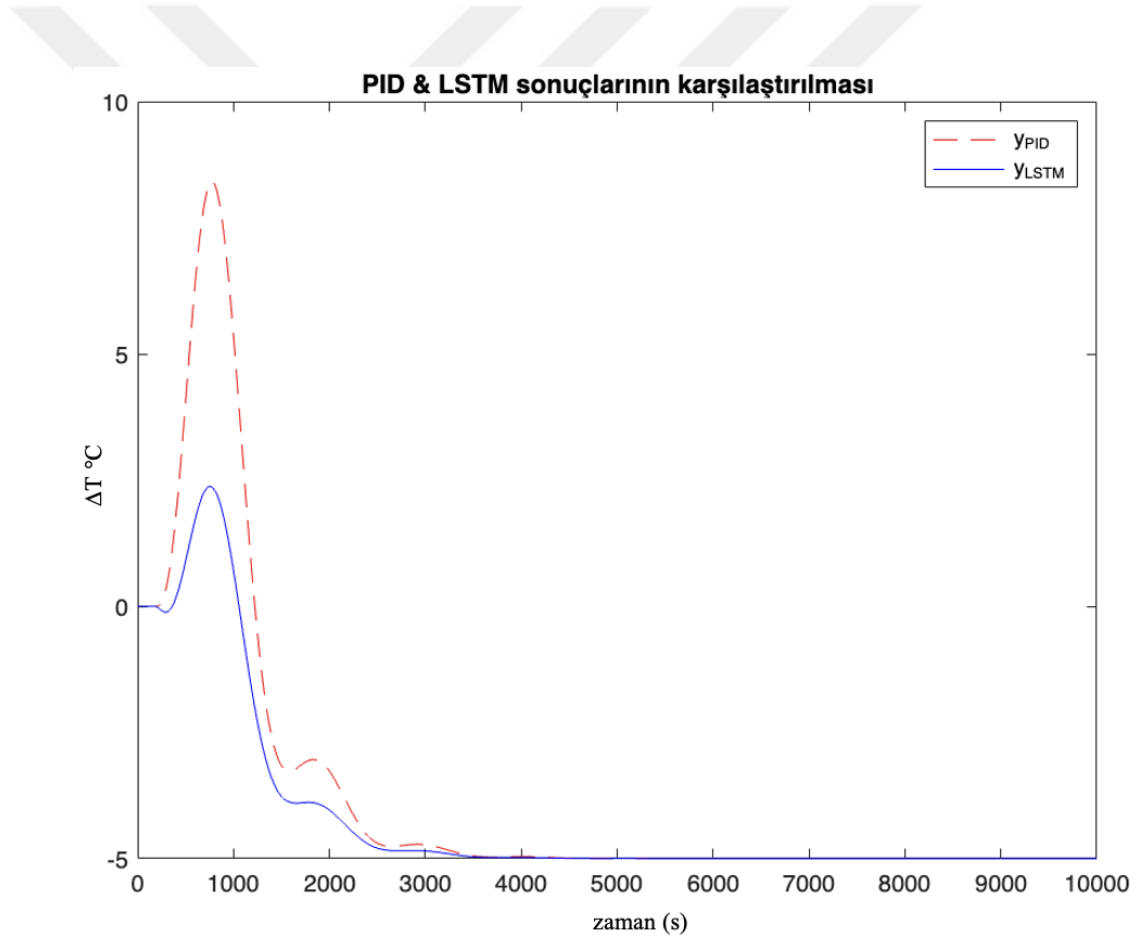
Model -1 ile 10 arasındaki basamak değerlerle eğitilmiştir. Set noktası basamak değerin -2 olduğu durumda model çalıştırıldığında eğitim 150 epochta 06.45 s. süresinde tamamlanmıştır. Modelin gerçek değerden uzaklığını belirten mini-RMSE değeri 0.13 olarak bulunmuştur. Geleneksel PID kontrolü altında ulaşılan maksimum sıcaklık artışı $12\text{ }^{\circ}\text{C}$ iken, LSTM modelinde yaklaşık $6\text{ }^{\circ}\text{C}$ 'dir. Set noktasına ulaşma süreleri diğer basamak etkilerde olduğu gibi 3500 s.'e ve 2500 s.'dir. LSTM modeli sıcaklık maksimum sıcaklık artışında %50 azaltma, set noktasına ulaşmada ise %29 azaltma sağlayarak eğitim aralığı dışında negatif basamak değerinde de geleneksel PID kontrolüne göre başarılı olduğu ispat edilmiştir.



Şekil 4.70 $u(t)$ -2 iken geliştirilen LSTM modeli ile geleneksel PID'nin sonuçlarının karşılaştırılması

4.8.7 Set noktası basamak etkisi ($u(t)$) -5 olduğu durumda sistemin kontrolü

Model set noktası -5 basamak değeri ile çalıştırıldığında eğitim 150 epochta 6.12 sn'de tamamlanmış olup mini-RMSE 0.10 olarak bulunmuştur. Geleneksel PID maksimum sıcaklık artış değeri 8 °C iken geliştirilen LSTM modelin yaklaşık olarak 2°C'dir. Set noktasına ulaşma süreleri diğer basamak değerleri ile aynıdır. Mevcut sonuçlar ışığında LSTM model maksimum sıcaklık artış değerini %75 oranında azaltırken set noktasına ulaşma süresini %29 oranında azaltma yapmıştır. Basamak değeri eğitim aralığında olmasa bile negatif basamak değerlerinde model pozitiflere göre daha iyi sonuç verdiği ortaya koyulmuştur.



Şekil 4.71 $u(t)$ -5 iken geliştirilen LSTM modeli ile geleneksel PID'nin sonuçlarının karşılaştırılması

5. TARTIŞMA VE SONUÇLAR

Atmosferik vakum fırınında sıcaklık kontrolünün sağlanması üzerine yapılan çeşitli çalışmalarda elde edilen sonuçların dezavantaj ve avantajları aşağıda değerlendirilmiştir.

Fırında Decoupling kontrol yapıldığı koşulda;

- Ziegler-Nichols ve Sisotool ile bulunan PID parametreleriyle oluşturulan decoupling sisteminde kontrol sağlanmaya çalışılmıştır. En iyi sonucu Ziegler-Nichols maksimum sıcaklık artışı 4°C, set noktasına ulaşma zamanı 3300 s. olarak vermiştir. LSTM modelinde ise maksimum sıcaklık artışı 11 °C iken set noktasına ulaşma zamanı 2500 s.'dir.
- Geliştirilen LSTM modeli set noktasına ulaşma zamanında %24 oranında azalma sağlarken maksimum sıcaklık artışında decoupling kontrol daha başarılı olmuştur.
- Decoupling kontrolü, genellikle karmaşık sistemlerde farklı değişkenler arasındaki etkileşimi azaltmak için kullanılan bir stratejidir. Decoupling kontrolünün doğasına uygun olarak, bu yaklaşımın bozucu etkileri azaltmakta daha başarılı olduğu gözlemlenmiştir.
- Ancak, LSTM modelinde bozucu transfer fonksiyonları üzerindeki maksimum değerlerin yüksek olması, LSTM'nin mevcut duruma daha fazla tepki verme eğiliminde olduğunu göstermektedir. Bu durum, LSTM'nin daha karmaşık ve değişken sistemlerde özellikle etkili olabileceğini düşündürmektedir.
- Aynı zamanda decoupling kontrolü, değişkenler arasındaki etkileşimleri azaltmak için geliştirilmiş bir strateji iken, LSTM derin öğrenme modeli sıralı verilerle çalışabilme yeteneğine sahiptir. Böylece iki sistemin farklı zorluklarla başa çıkma becerilerinin olduğunu ortaya koymaktadır. Bu bağlamda, gelecekte LSTM ile decoupling kontrolü birleştirildiğinde, daha ileri bir kontrol algoritması geliştirilebileceği öngörülmektedir.
- LSTM'nin doğrudan decoupling kontrolü yerine nasıl kullanılacağı ve nasıl entegre edileceği konusunda spesifik bir yöntem veya yaklaşım bulunmamaktadır.
- Aynı zamanda Matlab Simulink'te LSTM bloğu bulunmamaktadır. Matlab Simulink'in bu alanda gelişmesinin LSTM'in decoupling yerine entegre edilmesi çalışmalarında yol gösterici olacaktır.

Fırının equivalent olarak çalıştığı düşünüldüğü takdirde yapılan çalışmalar;

- Referans alınan makalede sadece PI kontrol parametreleri ile kontrol sağlanırsa maksimum sıcaklık artışı 2.5°C ve set noktasına yaklaşık olarak 6000 s.'lerde ulaşırken türev kontrol kazancı (Kd) olmadığı için sürekli salınım yaptığı görülmektedir. Yapılan bu çalışmada bulunun Ziegler-Nichols ve Sisotool kütüphanesi aracılığıyla çeşitli PID parametreleri geliştirilmiş ve sistem üzerinde denenmiştir.
- Zeigler Nichols ile elde edile PID parametreleri kullanıldığında maksimum sıcaklık artışı 2.2°C , set noktasına ulaşma zamanı 2500 s. olarak bulunmuştur. Maksimum sıcaklık artışı % 12, set noktasına ulaşma zamanında %58 azalma elde edilmiştir.

Çalışma kapsamında PID ve geliştirilen LSTM modelinin sonuçlarının karşılaştırılması;

- Fırınında bulunan $W_{11}(s)$ için $W_{eqv}(s)$ ve $W_f(s)$ 'in yük olduğu durumda transfer fonksiyonlarının PID kontrolü Ziegler-Nichols, Sisotool-Zeiglear Nichols, Sisotool Chien-Hrones-Reswick yöntemleriyle yapılmıştır. Yapılan çalışmalar ışığında yapılan bu çalışmada bulunan Ziegler-Nichols sonuçları ile Sisotool-Ziegler-Nichols sonuçları paralellik gösterdiği anlaşılmıştır. Bu farklı PID parametrelerinden en iyi sonucu Ziegler-Nichols ve ona paralellik gösteren Sisotool-Ziegler-Nichols vermiştir.
- Yapılan bu çalışmada geliştirilen LSTM derin öğrenme algoritması set noktasına verilen her basamak etkide PID kontrolünden hem set noktasına ulaşma zamanında hemde maksimum sıcaklık artışında daha iyi sonuç vermiştir.
- Set noktasına 1 basamak etki verildiği durumda en iyi PID kontrol'de maksimum sıcaklık artışı 16°C olup yaklaşık 3500 s.'de sıcaklık set noktasına ulaşmıştır. Aynı koşullarda geliştirilen LSTM modelinin maksimum sıcaklık artışı 12.5°C olup yaklaşık olarak 2500 s.'de set noktasına ulaşmıştır.

- Böylece set noktasına 1 basamak etki verildiği durumda yeni geliştirilen LSTM modeli PID'e göre maksimum sıcaklık artışında yaklaşık %22, set noktasına ulaşma zamanında %28.5 azalma sağlamıştır.
- Aynı Şekil de set noktasına -1 basamak etki verildiği durumda en iyi PID sonucunda maksimum sıcaklık artışı 13°C olup yaklaşık 3500 s.'de sistem kontrol altına alınırken LSTM ile kontrolde maksimum sıcaklık artışı 7°C ve set noktasına ulaşma zamanı 2500 s.'dir. Bu durumda da LSTM modeli PID'e göre maksimum sıcaklık artışından %46.15, set noktasına ulaşma süresinde %28.5 azalma sağlaması LSTM modelinin ani değişimlere karşı göstermiş olduğu adaptasyon yeteneğini gözler önüne sermektedir. Bu durum, LSTM'nin hem sıcaklık kontrolündeki hassasiyetini hem de dinamik süreçlerde nasıl daha etkili bir yönetim sunduğunu vurgulamaktadır.
- Set noktasına 10 basamak etki verildiği durumda ise PID kontrolü maksimum sıcaklık artışını 27°C set noktasına ulaşma zamanını 3500 s. verirken LSTM bu değerleri yaklaşık olarak 23 °C 'e ve 2500 s. vermiştir. Bu koşullar altında da maksimum sıcaklık artışından %23, set noktasına gelme süresinde %28.5 azalma sağlamıştır.
- LSTM modeli set noktasına -1 ile 10 basamak etki verildiği durum altında eğitilmiş olup modele eğitim dışında set noktasına -2 basamak etki verildiğinde maksimum sıcaklık artışı ve set noktasına ulaşma süresi sırasıyla PID kontrolünde 12 °C, 3500 s. iken LSTM modelinde 6°C, 2500 s. olarak bulunmuştur. Böyle model maksimum sıcaklık artışında %50, set noktasına ulaşma süresinde %29 azaltma sağlamıştır.
- LSTM modelinin eğitim aralığı dışında başarılı sonuçlar vermesi, sistemdeki ani değişikliklere karşı direnç gösterme yeteneğini desteklemektedir. Bu özellik, endüstriyel süreçlerin belirsizliğini yönetmede büyük bir avantaj sunmaktadır. Gelecek çalışmalarda, bu modelin farklı senaryolar altında ne kadar dayanıklı olduğu daha ayrıntılı bir Şekil de incelenebilir.
- Geliştirilen LSTM modeli üzerine denenen set noktasına farklı basamak etkileri sonucunda modelin u_basamak etkisi büyüdükçe başarı oranının maksimum sıcaklık artışında azaldığı fakat zamanda her basamakta aynı kaldığı tespit edilmiştir.

- Aynı zamanda set noktasına verilen basamak etkisinin büyümesi ile maksimum sıcaklık artışıdaki başarı oranının azalması, modelin sınırlarının anlaşılması açısından önemlidir. Bu durum, modelin tasarımında hangi sınırlarla karşılaşılacağı hakkında bilgi sağlar. Bu bilgiler ışığında, LSTM'nin daha karmaşık yapıları daha etkili bir şekilde kontrol edebilmesi için yeni stratejilerin geliştirilmesi önerilebilir.
- Yapılan çalışmalar sonucunda, geliştirilen LSTM modelinin en iyi sonuçları set noktasına -1 ile 2 basamak etkisi arasında verdiği tespit edilmiştir.
- Modellerin en iyi set noktasına -1 ile 2 basamak etkisi arasında vermesi, bu aralıkların LSTM eğitimi için optimum olduğu anlamına gelmektedir. Bu bilgi, gelecekteki çalışmalar için belirli basamak aralıklarının önemi hakkında yol gösterici olabilir. Belirli aralıklar altında çalışmanın kontrol performansını artırabileceği ve süreçlerde daha iyi sonuçlar elde edilebileceği düşünülebilir.
- Ayrıca her bir basamak etkisinde, LSTM modelinin set noktasına ulaşma süresinin PID kontrolüne kıyasla daha kısa olduğu gözlemlenmiştir. Bu bulgu, LSTM'nin zaman yönetimi konusundaki üstünlüğünü vurgulamaktadır. Böylece, hızlı ve etkili cevap verme kapasitesi, LSTM'nin endüstriyel süreçlerdeki tercih edilebilirliğini artıran önemli bir faktör haline gelmektedir.

KAYNAKLAR

- Abdelzaher, T., Diao, Y., Hellerstein, J. L., Lu, C. ve Zhu, X. 2008. Introduction to Control Theory And Its Application to Computing Systems. Performance Modeling and Engineering, 185-215, Boston.
- Abilov, A. G., Zeybek, Z., Tuzunalp, O., ve Telatar, Z. 2002. Fuzzy temperature control of industrial refineries furnaces through combined feedforward/feedback multivariable cascade systems. Chemical Engineering and Processing, 41, 87-98.
- Anderson, W. C., Douglas, C. H., Katz, A. D. ve Kretchmar, R. M. 1997. Synthesis of reinforcement learning, neural networks and PI control applied to a simulated heating coil. Artificial Intelligence in Engineering, 11 (4), 421–423.
- Anonim.2022. Petrol Rafinerisi Sektörel Uygulama Kılavuzu Taslak. T.C. Çevre, Şehircilik ve İklim Değişikliği Bakanlığı.
- Aras, M. S. M., Abdullah, S. S., Rahman, A. F. N., Hasim, N., Azis, F. A., Teck, L. W. ve Nor, A. M. 2015. Depth control of an underwater remotely operated vehicle using network predictive control. Jurnal Teknologi, 74(9), 85-93.
- Aström, K. J. ve Hagglund T. 1995. PID Controllers. Instrument Society of America, 343, New York.
- Aström K. L. ve Hagglund T. 2006. Advanced PID Control. The Instrumentation, Systems and Automation Society, 460, Almanya.
- Banerjee, S., Sanyal, D., Sen, S. ve Puri, I. K. 2004. A methodology to control direct-fired furnaces. International Journal of Heat and Mass Transfer, 47 (24), 5247–5256.
- Behmanesh, R. ve Rahimi, I. 2012. Using Combination of Optimized Recurrent Neural Network with Design of Experiments and Regression for Control Chart Forecasting. International Journal of Science and Engineering Investigations, 1(1), 24-28.
- Biegel, T., Jourdan, N., Hernandez, C., Cviko, A. ve Metternich, J. 2022. Deep learning for multivariate statistical in-process control in discrete manufacturing: A case study in a sheet metal forming process. Procedia CIRP, 107, 422-427.
- Burns R. S. 2001. "Advanced Control Engineering. Butterworth-Heinemann, 325-361, Oxford.
- Chau, P. C. 2002. Process Control: A First Course with MATLAB . Syndicate of the university of Cambridge, 198-221, Amerika.
- Chaudhuri, U. R., 2011. Fundamentals of Petroleum and Petrochemical Engineering. CRC Press, 48-67, India.
- Chen, C., Chou, F. ve Chou, J. 2022. Temperature prediction for reheating furnace by

gated recurrent unit approach. 10, 33362-33369

- Choi, Y., Kwun, H., Kim, D., Lee, E. ve Bae, H. 2021. Residual Life Prediction for Induction Furnace by Sequential Encoder with s-Convolutional LSTM. Processes, 9, 1121-1136.
- Chow T. W. S. ve Fang, Y. 1998. A recurrent neural-network-based real-time learning control strategy applying to nonlinear systems with unknown Dynamics. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 45(1), 151-161.
- Cohen, G. H. ve Coon, G. A. 1953. Theoretical considerations of retarded control. Transaction of the ASME, 75(5), 827-834.
- Çırak C. R. 2019. Kontrol Teorisi Uygulamaları ile Zaman Serisi Öngörülerinin İyileştirilmesi. Yüksek Lisans, Hacettepe Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İşletme Anabilim Dalı, Üretim Yönetimi ve Sayısal Yöntemler Bilim Dalı, 104, Ankara.
- Draeger A., Engell, S. ve Ranke, H. 1995. Model predictive control using neural networks. IEEE Control Systems Magazine, 15(5), 61-66.
- Goodfellow, L., Bengio, Y., Courville, A. ve Bach, F. 2016. Deep Learning. The MIT, Cambridge.
- Greff, K., Srivastava, R. K., Koutnik, J., Steunebrink, B. R. ve Schmidhuber, J. 2017. LSTM: A Search Space Odyssey, 28(10), 2222-2232
- Guvenc L. ve Guvenc B. A. 2004. Design projects on automotive controls - developing an automation lab for senior projects. IEEE Control Systems Magazine, 24(5), 92 – 94.
- Hang, C.C., Aström, K.J. ve Ho, W.K. 1991. Refinements of Ziegler-Nichols tuning formula. IEE Proc-D, 138(2), 111-118.
- Hansen, L. D., Bjerregaard, M. ve Durdevic, P. 2022. Modeling phosphorous Dynamics in a wastewater treatment process using Bayesian optimized LSTM. Computers & Chemical Engineering, 160, 13.
- He, W., Li, J., Tang, Z., Wu, B., Laun, H., Chen, C. ve Liang, H. 2020. A novel hybrid CNN-LSTM scheme for nitrogen oxide emission prediction in FCC unit. Hindawi Mathematical Problems In Engineering, 1, 12.
- Hinton, G. E. 2012. A practical guide to training restricted Boltzmann machines. In Neural networks: Tricks of the trade. Springer, 599-619, Berlin.
- Hornik, K., Stinchcombe, M. ve White, H. 1989. Multilayer feedforward networks are universal approximators. Neural Network, 2(5), 359–366.
- Ioffe, S., ve Szegedy, C. 2015. Batch normalization: Accelerating deep network training

- by reducing internal covariate shift. In International conference on machine learning, 37, 448-456.
- Jarrett, K., Kavukcuoglu, K., ve Le, C. Y. 2009. What is the best multi-stage architecture for object recognition? IEEE 12th International Conference, 2146-2153
- Kang, T., Peng, H. ve Peng, X. 2023. LSTM-CNN Network-Based State-Dependent ARX Modeling and Predictive Control with Application to Water Tank System. *Actuators*, 12(7), 274-296.
- Koehrsen, W. 2018. Overfitting vs. underfitting: A complete example. *Towards Data Science*, 1-12.
- Krizhevsky, A., Sutskever, I., ve Hinton, G. E. 2012. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. In *Advances in neural information processing systems*, 25(2), 1097-1105.
- Kühnert, C., Gonuguntla, N. M., Krieg, H., Nowak, D. ve Thomas, J. A. 2021. Application of LSTM Networks for Water Demand Prediction in Optimal Pump Control. *Water*, 13(5), 644-663.
- Lawrynczuk, M. ve Zarzycki, K. 2021. LSTM and GRU Neural Networks as Models of Dynamical Processes Used in Predictive Control: A Comparison of Models Developed for Two Chemical Reactors. *Sensors*, 21(16), 27.
- Lee, S. ve Kang, J. W. 2023. Deep learning model comparison study on temperature control in electric facilities. *Journal of Electrical Engineering & Technology*, 18(2), 1439-1446.
- Lei, Y., Karimi, H. R. Ve Chen, X. 2022. A novel self-supervised deep LSTM network for industrial temperature prediction in aluminum processes application. *Neurocomputing*, 501, 177-185.
- Li, H., Lin, Z., Shen, X., Brandt, J., ve Hua, G. 2015. A convolutional neural network cascade for face detection. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 5325-5334.
- Lin, C. T. 1995. A neural fuzzy control system with structure and parameter learning, *Fuzzy Sets Systems*, 70 (2-3), 183-212.
- Lin, F. J., Wai, R. J., Chou, W. D. ve Hsu, S. P. 2002. Adaptive backstepping control using recurrent neural network for linear induction motor drive. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 49(1), 134-146.
- Lin J. M. ve Lin C. H. 2013. A Novel Fuel Cell System Design By Using Ziegler-Nichols-Based Intelligent Fuzzy Controller. *International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, 1268-1271.
- Liu, Y., Tian, W., Xie, J., Huang, W. ve Xin, K. 2023. LSTM-Based Model-Predictive

- Control with Rationality Verification for Bioreactors in Wastewater Treatment. *Water*, 15, 1779-1797.
- Lu, C. ve Tsai, C. 2008. Adaptive Predictive Control With Recurrent Neural Network for Industrial Processes: An Application to Temperature Control of a Variable-Frequency Oil-Cooling Machine. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 55(3), 1366-1375.
- Mahsereci, M., Balles, L., Lassner, C. ve Henning, P. 2017. Early Stopping without a Validation Set. 1-16.
- Masoumi, M. E. ve Izakmehri, Z. 2011. Improving of Refinery Furnaces Efficiency Using Mathematical Modeling. *International Journal of Modeling and Optimization*, 1(1), 74-79.
- Meng, j., Li, C., Tao, j., Li, Y., Tong, Y., Wang, Y., Zhang, L., Dong, Y. ve Du J. 2023. RNN-LSTM-Based Model Predictive Control for a Corn-to-Sugar Process. *Processes*, 11(4), 211-230.
- Mirzal, A., Yoshii, S. ve Furukawa, M. 2012. PID Parameters Optimization by Using Genetic Algorithm. *Engineering Computer Science*.
- Mudi, R.K. ve Dey, C. 2009. An Improved auto-tuning scheme for PID controllers. *ISA Transactions*, 48(4), 306-409.
- Nair, V. ve Hinton, G. E. 2010. Rectified linear units improve restricted boltzmann machines. In *Proceedings of the 27th international conference on machine learning*, 807-814.
- Ouyang, H., Zeng, J., Li, Y. ve Luo, S. 2020. Fault Detection and Identification of Blast Furnace Ironmaking Process Using the Gated Recurrent Unit Network. *Processes*, 8, 391- 406.
- Pisa, I., Morell, A., Vicario, J. L. ve Vilanova, R. 2020. Denoising Autoencoders and LSTM-Based Artificial Neural Networks Data Processing for Its Application to Internal Model Control in Industrial Environments—The Wastewater Treatment Plant Control Case. *Sensors*, 20(13), 3743-3773.
- Pourboghrat F. 2010. Guidelines for MATLAB 's SISO Design Tool GUI.
- Ren, J. ve Ni, D. 2020. A batch-wise LSTM-encoder decoder network for batch process monitoring. *Chemical Engineering Research and Design*, 164, 102-112.
- Seborg D. E., Edgar, T., F., Mellichamp D. C. ve Doyle, F. J. 2008. *Process Dynamics and Control*. John Willey & Sons, 341-359, Newyork.
- Seggern, D. H. 2007. *CRC Standard Curves and Surfaces with Mathematica*. CRC, 148, New York.
- Selvamurugan, A., Ganesan, P. K., Nayak, A., Simiyon, A. ve Indiran, T. 2024. CNN-

- LSTM Based nonlinear model predictive controller for temperature trajectory tracking in batch reactor. ACS Publications, 9(47), 47203 - 47212.
- Selvin S., Vinayakumar, R., Gopalakrishnan, E. A., Menon, V. K., ve Soman, K. P. 2017. Stock price prediction using LSTM, RNN and CNN- sliding window model. International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI), 1643- 1647.
- Simrock, S. 2008. Control theory. DESY, 120-131, Hamburg.
- Skogestad, S. 2003. Simple Analytic Rules for Model Reduction And PID Controller Tuning. Journal of Process Control, 13(4), 291-309.
- Solihin, M. I., Tack, L. F. ve Moey L. K. 2011. Tuning of PID controller using Particle Swarm Optimization (PSO). International Journal on Advanced Science Engineering and Information Technology, 1(4), 458-461.
- Song, X., Yang, F., Wang, D. ve Tsui, K. 2019. Combined CNN-LSTM Network for State-of-Charge Estimation of Lithium-Ion Batteries. IEEE Access, 7, 88894-88902.
- Srivastava, N., Hinton, G., Krizhevsky, A., Sutskever, I., ve Salakhutdinov, R. 2014. Dropout: A simple way to prevent neural networks from overfitting. The Journal of Machine Learning Research, 15(1), 1929-1958.
- Stein, J. Y. 2001. Digital Signal Processing: A Computer Science Perspective. Wiley-Interscience, 829-848, Canada.
- Sun, J., Meng, X. ve Qiao, J. 2021. Prediction of oxygen content using weighted PCA and improved LSTM network in MSWI process. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 70, 224-239.
- Svrcek W., Mahoney, D. P., ve Young, B. R. 2006. A Real Time Approach to Process Control. John Wiley & Sons, Ltd, 93-115, Almanya.
- Uludemir, B. 2006. Genelleştirilmiş minimum değişmeli GMV algoritması kullanılarak bir nötralizasyon prosesinin ph kontrolü. Yüksek Lisans, Ankara Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Kimya Mühendisliği Ana Bilim Dalı, 58, Ankara.
- Vicente, F. ve Raul R. 2020. Control of temperature in a petroleum refinery heating furnace based on a robust modified Smith predictor. ISA Transactions, 112, 251-270.
- Wang, Y. 2017. A New Concept using LSTM Neural Networks for Dynamic System Identification. American Control Conference, 5324-5329.
- Wong, W. C., Chee, E., Li, C. ve Wang, X. 2018. Recurrent Neural Network-Based Model Predictive Control for Continuous Pharmaceutical Manufacturing. Mathematics, 6(11), 242-262.

- Xue, D., Chen, Y. Q. ve Atherton, D. P. 2007. Linear Feedback Control (Analysis and Design with MATLAB). SIAM, 349, USA.
- Yamada, T. ve Yabuta, T. 1993. Dynamic system identification using neural networks. IEEE Transactions Systems Man and Cybernetics, 23(1), 204-211.
- Zeybek, Z. 2006. Role of adaptive heuristic criticism in cascade temperature control of an industrial tubular furnace. Applied Thermal Engineering, 26(2), 152-160.
- Zhang, H., Zhang, L. ve Jiang, Y. 2019. Overfitting and underfitting analysis for deep learning based end-to-end communication systems. 11th international conference on wireless communications and signal processing, 1-6.
- Zhang, X., Lei, Y., Chen, H., Zhang, L. ve Zhou, Y. 2021. Multivariate time-series modeling for forecasting sintering temperature in rotary kilns using DCGNet. IEEE Transactions on Industrial Informatics.17, 4635-4645.
- Zhao, H. ve Zhang, J. 2009. Nonlinear dynamic system identification using pipelined functional link artificial recurrent neural network. Neurocomputing ,72(13–15), 3046–3054.
- Ziegler, J. G. ve Nichols, N. B. 1942. Optimum Settings for Automatic Controllers. Transactions of the A.S.M.E, 64, 759-768.
- Ziegler, J. G. ve Nichols, N. B. 1993. Optimum settings for automatic controllers. Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control, 115(2B), 220-222.

EKLER

EK 1 $W_{eqv}(s)$ Transfer Fonksiyonu İin Oransal-İntegral-Türevsel Kontrol Deęerlerinin Hesaplanması

EK 2 $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonu iin Matlab Sisotool-Ziegler-Nichols ve Matlab Sisotool Chien-Hrones-Reswick aracılıęıyla kontrol parametrelerin belirlenmesi

EK 3 LSTM Kontrol Algoritması

EK 1 $W_{eqv}(s)$ Transfer Fonksiyonu İçin Oransal-İntegral-Türevsel Kontrol Değerlerinin Hesaplanması

$W_{eqv}(s)$ transfer fonksiyonu için Şekil 4.12'den okunan kazanç değerini (K_u) Çizelge 3.1'de yerine koyularak oransal kontrol kazancı (K_p) değerinin hesaplanması

$$K_u=0.0026$$

$$K_p=0.6 * K_u$$

$$K_p=0.6 * 0.0026$$

$$K_p=0.00156$$

$W_{eqv}(s)$ transfer fonksiyonu için Şekil 4.12'den okunan kazanç değerini (K_u) ve hesaplanan K_p değeri Çizelge 3.1'de yerine koyularak integral kontrol kazancı(K_i) değerinin hesaplanması

$$K_i = \frac{2 * K_p}{T_u}$$

$$K_i = \frac{2 * 0.00156}{1219}$$

$$K_i=0.00000256$$

$W_{eqv}(s)$ transfer fonksiyonu için Şekil 4.12'den okunan kazanç değerini (K_u) ve daha önce hesaplanan K_p - K_i değerleri Çizelge 3.1'de yerine koyularak integral kontrol kazancı(K_d) değerinin hesaplanması

$$K_d = \frac{K_p * T_u}{8}$$

$$K_d = \frac{0.00156 * 1219}{8}$$

$$K_d=0.237705$$

EK 2 $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonu için Matlab Sisotool-Ziegler-Nichols ve Matlab Sisotool Chien-Hrones-Reswick aracılığıyla kontrol parametrelerin belirlenmesi

a) $W_{11}(s)$ için Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap ile oransal kontrol kazancı (K_p) değerinin belirlenmesi

PID tuning kısmında kontrol türü olarak oransal kontrol (P) seçilip kompensatör çalıştırıldığında K_p değeri olarak 0.0025731 bulunmuştur.

b) $W_{11}(s)$ için Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap ile oransal-integral kontrol (PI) parametre değerinin belirlenmesi

PID tuning kısmında kontrol türü olarak PI olarak belirlenip kompensatör çalıştırıldığında Sisotool K_p ve K_i değerlerini bulabileceğimiz denklem vermektedir. Aşağıda gösterilen denklem üzerinde gerekli işlemler yapıldığında K_p ve K_i değerleri elde edilmiş olup toplu Çizelge 4.1’de belirtilmiştir.

The image shows a screenshot of the Matlab Compensator Tuning Wizard interface. The 'Compensator' section displays the transfer function: $C = 2.5354e-06 \times \frac{(1 + 9.1e+02s)}{s}$. Below this, there is a 'Select Loop to Tune' section with a dropdown menu set to 'LoopTransfer_C' and a plus sign icon. The 'Specifications' section includes three dropdown menus: 'Tuning method' set to 'Classical design formulas', 'Controller Type' set to 'PI', and 'Design mode' set to 'Ziegler-Nichols step response'.

c) $W_{11}(s)$ için Sisotool-Ziegler-Nichols basamak cevap ile oransal-integral-türevsel kontrol(PID) parametre değerinin belirlenmesi

PID tuning kısmında kontrol çeşiti PID olarak belirlenip kompensatör çalıştırıldığında aşağıda belirtilen denklem üzerinde gerekli işlemler yapılarak K_p , K_i ve K_d değerleri elde edilmiş olup sonuçlar Çizelge 4.1’de verilmiştir.

The image shows a screenshot of the 'Compensator' block in MATLAB/Simulink. The transfer function is displayed as $C = 5.0709e-06 \times \frac{(1 + 3e+02s)(1 + 3e+02s)}{s}$. Below the transfer function, there is a section for 'Specifications' with the following settings: Tuning method: Classical design formulas, Controller Type: PID, and Design mode: Ziegler-Nichols step response.

4.2.6 $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonu için Matlab Sisotool Chien-Hrones-Reswick yöntemi aracılığıyla kontrol parametrelerinin belirlenmesi

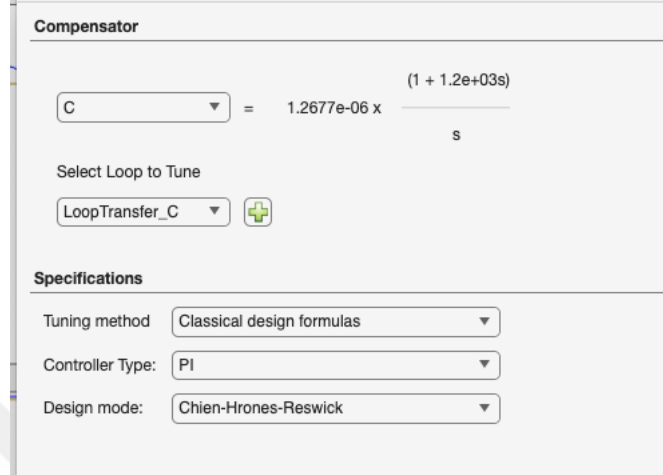
Matlab Sisotool-Ziegler-Nichols yönteminde yapıldığı gibi öncelikle $W_{11}(s)$ transfer fonksiyonu çalışma uzayında tanımlanıp Sisotool kütüphanesi çağrılmıştır. PID tuning bölümünde dizayn modu olarak Chien-Hrones-Reswick seçilerek sırasıyla $W_{11}(s)$ fonksiyonu için P, PI ve PID kontrol parametreleri belirlenmiştir.

a) $W_{11}(s)$ için Sisotool Chien-Hrones-Reswick ile oransal kontrol kazancı (K_p) değerinin belirlenmesi

PID tuning bölümünde kontrol türü olarak oransal kontrol(P) seçildiğinde K_p değeri 0.00077193 olarak belirtilmiştir.

b) $W_{11}(s)$ için Sisotool Chien-Hrones-Reswick ile oransal-İntegral kontrol (PI) parametre değerinin belirlenmesi

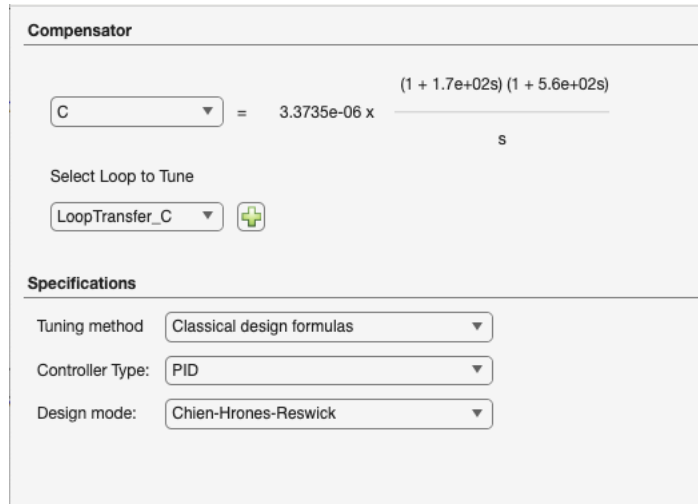
Chien-Hrones-Reswick ile PI kontrol yapmak için öncelikle kontrol türü olarak PI belirlenmiştir. Aşağıda belirtilen kompensatör denklemi ile gerekli işlemler yapılarak K_p ve K_i değerleri sırasıyla elde edilmiş olup sonuçlar Çizelge 4.1’de verilmiştir.



The screenshot shows the 'Compensator' design tool interface. The transfer function is displayed as $C = 1.2677e-06 \times \frac{(1 + 1.2e+03s)}{s}$. The 'Specifications' section is set to 'Classical design formulas', 'Controller Type: PI', and 'Design mode: Chien-Hrones-Reswick'. The 'LoopTransfer_C' is selected for tuning.

c) $W_{11}(s)$ için Sisotool Chien-Hrones-Reswick ile oransal-İntegral-türevsel kontrol(PID) parametre değerlerinin belirlenmesi

Kontrol türü olarak PID belirleyip kompensatör değerlerinin güncellenmesi sağlandıktan sonra aşağıda görülen denklem üzerinde gerekli işlemler yapıлып K_p , K_i ve K_d değerleri bulunmuştur. Değerler Çizelge 4.1’de belirtilmiştir.



The screenshot shows the 'Compensator' design tool interface. The transfer function is displayed as $C = 3.3735e-06 \times \frac{(1 + 1.7e+02s)(1 + 5.6e+02s)}{s}$. The 'Specifications' section is set to 'Classical design formulas', 'Controller Type: PID', and 'Design mode: Chien-Hrones-Reswick'. The 'LoopTransfer_C' is selected for tuning.

EK 3 LSTM Kontrol Algoritması

```
temizle; clc; tamamını kapat;
```

```
% Modelin eğitilmesi istendiği durumda true olmalı
```

```
train = false;
```

```
% verinin .mat dosyasından yüklenmesi
```

```
load('Data_With_Disturbance.mat');
```

```
% yeni feature oluşturma: set noktası hatası (err)
```

```
err = data.Data(:,1) - data.Data(:,5);
```

```
% olası featurelar
```

```
X = [data.Data(:, [1:3 5]) err];
```

```
y = data.Data(:,4);
```

```
% Verilere normoalizasyon işlemi yapılması
```

```
% Scale X data
```

```
mu = mean(X,1);
```

```
sigma = std(X,0,1);
```

```
Xs = (X-mu)./sigma;
```

```
% Scale y data
```

```
muy = mean(y,1);
```

```
sigmay = std(y,0,1);
```

```
ys = (y-muy)./sigmay;
```

```
% SelectKBest ile feature seçimi
```

```
[~,scores] = fsmrmr(Xs, ys);
```

```
% Feature grafiğinin çizilmesi
```

```

figure(1);
bar(scores);
xticklabels(["r(t)";"d_1(t)";"d_2(t)";"y(t)";"e(t)"]);
ylabel("Score");

Xs = [data.Data(:, [2 3 4])];
ys = data.Data(:,4);

% Her bir girdi, bir sonraki Q1'i tahmin etmek için son 'pencere' sayısındaki Tsp ve err
değerlerini kullanır.
window = 15;
X_lstm = zeros(size(Xs,1),window,3);
y_lstm = zeros(size(ys,1),1);
for i = window:size(data.Data,1)
    X_lstm(i-window+1, :, :) = Xs(i-window+1:i, :);
    y_lstm(i-window+1) = ys(i);
end

% verileri LSTM'e uygun formata getirme
X_lstm = permute(X_lstm, [3,2,1]);

if train
    % Split into train and test
    [trainIdx,~, testIdx] = dividerand(size(y_lstm,1),0.8,0,0.2);
    Xtrain = X_lstm(:, :, trainIdx);
    Xtest = X_lstm(:, :, testIdx);
    ytrain = y_lstm(trainIdx);
    ytest = y_lstm(testIdx);

    % LSTM için katmanların oluşturulması
    layers = [ sequenceInputLayer([15,3])
              flattenLayer()

```

```

lstmLayer(50)
dropoutLayer(0.2)
lstmLayer(50,'OutputMode','sequence')
dropoutLayer(0.2)
lstmLayer(30,'OutputMode','sequence')
fullyConnectedLayer(1)
regressionLayer
];

% optionsların belirlenmesi
options = trainingOptions('adam', ...
    MaxEpochs=150, ...
    MiniBatchSize=100, ...
    Verbose=true, ...
    ValidationPatience=10, ...
    InitialLearnRate=0.01,...
    Plots='training-progress');

% Ağın eğitimi
[lstm,info] = trainNetwork(pagetranspose(Xtrain),ytrain',layers,options);

yp_s = predict(lstm, pagetranspose(Xtest));

% Veriyi ölçekten çıkartış
yp = yp_s * sigmay + muy;
yp_u = ytest * sigmay + muy;

plot(yp_u, 'b-','DisplayName','u(t)_{PID}'); hold on;
plot(yp, 'g-','DisplayName','u(t)_{LSTM}');
legend();
xlabel('Time');
ylabel('Value');

```

```

    hold off;
else
    load('Trained.mat');
end

% u(t) tahmini ve PID ile karşılaştırma
u = -5;
t = [0:1:10000]';

valPID.time=t';
valPID.signals.dimensions=1;
valPID.signals.values=double(u*ones(size(t,1),1));

valLSTM.time=t';
valLSTM.signals.dimensions=1;
valLSTM.signals.values=double(u*ones(size(t,1),1));
simModel=1;

sim('LSTM.slx');

X = [0.05*ones(size(simout.Time,1),2) simout.Data(:, [3])];

% X data ölçeklendirme
mu = mean(X,1);
sigma = std(X,0,1);
Xs = (X-mu)./sigma;

% Her bir girdi, bir sonraki Q1'i tahmin etmek için son 'pencere' sayısındaki Tsp ve err
değerlerini kullanması
X_lstm = zeros(size(Xs,1),window,3);
for i = window:size(simout.Data,1)
    X_lstm(i-window+1, :, :) = Xs(i-window+1:i, :);

```

```

end

% LSTM için verinin Şekil lendirilmesi
X_lstm = permute(X_lstm, [3,2,1]);

% simülasyon için verinin hazırlanması
yp = predict(lstm, pagetranspose(X_lstm));
yp = yp* sigmay + muy;

valPID.time=t';
valPID.signals.dimensions=1;
valPID.signals.values=double(u*ones(size(t,1),1));

valLSTM.time=t';
valLSTM.signals.dimensions=1;
valLSTM.signals.values=double(X(:,3));

% Simulasyon sonuçları
simModel=0;
sim('LSTM.slx');

t=simout.Time();
y_pid=simout.Data(:,4);
u_pid=simout.Data(:,3);
y_lstm=simout.Data(:,6);
u_lstm=simout.Data(:,5);

plot(t,y_pid,'-r',t,y_lstm,'-b');
title('PID & LSTM sonuçlarının karşılaştırılması');
xlabel('zaman (sn) '); ylabel('y');
legend('y_{PID}','y_{LSTM}');

```

```
plot(simout.Time,u_pid,'-r',simout.Time,u_lstm,'-b');  
title('PID & LSTM sonuçlarının karşılaştırılması');  
xlabel('zaman (sn)'); ylabel('y');  
legend('u_{PID}','u_{LSTM}');
```

%farklı basamak etiklerin görselleştirilmesi

```
figure(1);  
subplot(221);  
plot(data.Time,data.Data(:,1),'-k','LineWidth',1); hold on;  
plot(data.Time,data.Data(:,5),'-r','LineWidth',2); hold off;  
title('Sistem cevabı'), grid minor;  
xlabel('zaman'); ylabel('sıcaklık farkı');  
legend('r(t)','y(t)');
```

```
subplot(222);  
plot(data.Time,data.Data(:,4),'-b','LineWidth',2);  
title('Kontrol Sinyali | u(t)'), grid minor;  
xlabel('zaman');
```

```
subplot(223);  
plot(data.Time,data.Data(:,2),'-m','LineWidth',2);  
title('Disturbance Sinyali 1 | d_1(t)'), grid minor;  
xlabel('zaman');
```

```
subplot(224);  
plot(data.Time,data.Data(:,3),'-m','LineWidth',2);  
title('Disturbance Signal 2 | d_2(t)'), grid minor;  
xlabel('zaman');
```