

T.C.
BOLU ABANT İZZET BAYSAL ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ
ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM
DALI



İKLİMLENDİRME TEST KABİNLERİNDE SICAKLIK VE
NEM KONTROLÜNÜN DERİN ÖĞRENME
YÖNTEMLERİYLE GERÇEKLEŞTİRİLMESİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

HAKAN KARACA

TEZ DANIŞMANI
Prof. Dr. Erdal BEKİROĞLU

BOLU, ARALIK - 2023

KABUL VE ONAY SAYFASI

Hakan KARACA tarafından hazırlanan “İklimlendirme Test Kabinlerinde Sıcaklık ve Nem Kontrolünün Derin Öğrenme Yöntemleriyle Gerçekleştirilmesi” adlı tez çalışması jürimiz tarafından Elektrik Elektronik Mühendisliği Ana Bilim Dalı Başkanlığı Anabilim Dalı’nda Yüksek Lisans olarak oy birliği ile kabul edilmiştir. 29/12/2023

Jüri Üyeleri

İmza

Danışman
Prof. Dr. Erdal BEKİROĞLU
Bolu Abant İzzet Baysal Üniversitesi

.....

Üye
Doç. Dr. Nihat DALDAL
Bolu Abant İzzet Baysal Üniversitesi

.....

Üye
Prof. Dr. Nihat ÖZTÜRK
Gazi Üniversitesi

.....

Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Onayı

Prof. Dr. İbrahim KÜRTÜL
Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Müdürü

ETİK BEYAN

Bolu Abant İzzet Baysal Üniversitesi, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Tez Yazım Kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmada;

- Tez içinde sunduğum verileri, bilgileri ve dokümanları akademik ve etik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi,
- Tüm bilgi, belge, değerlendirme ve sonuçları bilimsel etik ve ahlak kurallarına uygun olarak sunduğumu,
- Tez çalışmada yararlandığım eserlerin tümüne uygun atıfta bulunarak kaynak gösterdiğimi,
- Kullanılan verilerde herhangi bir değişiklik yapmadığımı,
- Bu tezde sunduğum çalışmanın özgün olduğunu bildirir,

Aksi bir durumda aleyhime doğabilecek tüm hak kayıplarını kabullendiğimi beyan ederim.

Teze ilişkin Turnitin adlı programında enstitü müdürlüğünce belirlenen filtrelemeler uygulanarak alınmış, olan benzerlik raporuna göre, tezin benzerlik oranı %6'dır.

.....

HAKAN KARACA

ÖZET

İKLİMLENDİRME TEST KABİNLERİNDE SICAKLIK VE NEM KONTROLÜNÜN DERİN ÖĞRENME YÖNTEMLERİYLE GERÇEKLEŞTİRİLMESİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ
HAKAN KARACA
BOLU ABANT İZZET BAYSAL ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ
ELEKTRİK ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI
(TEZ DANIŞMANI: PROF. DR. ERDAL BEKİROĞLU)

BOLU, ARALIK - 2023
XIV + 83

Bu tez çalışması, iklimlendirme test kabinlerinde sıcaklık ve nem kontrolünün uygulanmasında geleneksel PID (Oransal-İntegral-Türev) kontrol sistemleri ile modern Derin Öğrenme (DL) yöntemleri arasındaki, özellikle Uzun Kısa Süreli Bellek (LSTM) ağları temelli yaklaşımların performans farklarını araştırmaktadır. İklimlendirme test kabinleri, çeşitli endüstriyel ve araştırma uygulamalarında kritik rol oynar ve bu ortamların sıcaklık ve nem seviyelerinin doğru bir şekilde kontrol edilmesi, deneylerin ve test edilen ürünlerin güvenilirliği ve tekrarlanabilirliği için hayati öneme sahiptir. Bu çalışmada, PID kontrolörleri ve LSTM tabanlı modeller, gerçek zamanlı sıcaklık kontrolü senaryolarında karşılaştırmalı olarak test edilmiştir. PID kontrolörleri, kontrol sistemleri tasarımında uzun süredir var olan, iyi belgelenmiş ve geniş çapta kullanılan bir yöntemdir. Bununla birlikte, bu geleneksel yöntemin sınırlamaları ve karmaşık koşullara adaptasyon zorlukları bulunmaktadır. Bu tez konusunu ortaya çıkaran ana zayıflık, iklimlendirme test kabinlerinde test nesnelerinin değişken ısı yüklerine ve çevresel değişken koşullara hızlı adaptasyon sağlayamamasıdır. Diğer yandan, LSTM, derin öğrenme alanında gelişen bir teknoloji olup, özellikle zaman serisi verileri üzerinde çalışırken gösterdiği üstün yetenekler sayesinde dikkat çekmektedir. Tez kapsamında, her iki sistemin sıcaklık seviyelerini ne kadar etkili ve hassas bir şekilde düzenleyebildiği, yanıt süreleri, enerji verimliliği ve adaptasyon kabiliyetleri gibi çeşitli parametreler üzerinden değerlendirilmiştir. Deneyler, iklimlendirme test kabini koşullarını simüle eden kabinlerde gerçekleştirilmiş ve elde edilen sonuçlar detaylı analizlerle desteklenmiştir ve bu çalışma iklimlendirme test kabinleri sıcaklık kontrolü için PID ve LSTM tabanlı sistemlerin avantajlarını ve sınırlamalarını ortaya koymakta ve gelecekte bu alanlarda kullanılmak üzere önerilerde bulunmaktadır.

ANAHTAR KELİMELER: İklimlendirme Test Kabinleri, Enerji Verimliliği, PID, LSTM, Derin Öğrenme

ABSTRACT

IMPLEMENTATION OF TEMPERATURE AND HUMIDITY CONTROL IN AIR-CONDITIONING TEST CABINETS WITH DEEP LEARNING METHODS

MSC THESIS

HAKAN KARACA

BOLU ABANT IZZET BAYSAL UNIVERSITY

INSTITUTE OF GRADUATE STUDIES

DEPARTMENT OF ELECTRICAL ELECTRONICS ENGINEERING

(SUPERVISOR:PROF. DR. ERDAL BEKİROĞLU)

BOLU, DECEMBER 2023

XIV + 83

This thesis investigates the performance differences between traditional PID (Proportional-Integral-Derivative) control systems and modern Deep Learning (DL) methods, in particular Long Short-Term Memory (LSTM) networks-based approaches, in implementing temperature and humidity control in climate test chambers. Climatic test chambers play critical roles in a variety of industrial and research applications, and accurately controlling the temperature and humidity levels of these environments is vital for the reliability and repeatability of experiments and products under test. In this study, PID controllers and LSTM-based models are comparatively tested in real-time temperature control scenarios. PID controllers are a long-standing, well-documented and widely used method in control systems design. However, this traditional method has limitations and difficulties of adaptation to complex conditions. The main weakness, which led to the topic of this thesis, is its inability to provide fast adaptation to the variable thermal loads of test objects and environmental variable conditions in climate test chambers. On the other hand, LSTM is an emerging technology in the field of deep learning and has attracted attention thanks to its superior capabilities, especially when working on time series data. Within the scope of the thesis, how effectively and precisely both systems can regulate temperature levels is evaluated on various parameters such as response times, energy efficiency and adaptation capabilities. The experiments are carried out in cabinets simulating air conditioning test chamber conditions and the results obtained are supported by detailed analyses. This study reveals the advantages and limitations of PID and LSTM based systems for temperature control of air conditioning test chambers and makes recommendations for future use in these areas.

KEYWORDS: Climatic Test Chambers, Energy Efficiency, PID, LSTM, Deep Learning

İÇİNDEKİLER

KABUL VE ONAY SAYFASI	iii
ETİK BEYAN.....	iv
ÖZET.....	v
ABSTRACT	vi
ŞEKİL LİSTESİ.....	ix
TABLO LİSTESİ	xi
FOTOĞRAF LİSTESİ	xii
KISALTMA VE SEMBOLLER LİSTESİ	xiii
TEŞEKKÜR	xiv
1. GİRİŞ.....	1
2. İKLİMLENDİRME TEST KABİNLERİ	6
2.1 İklimlendirme Test Kabinlerinin Kullanım Alanları	7
2.2 İklimlendirme Test Kabinlerinin Teknik Özellikleri.....	8
2.3 İklimlendirme Test Kabinlerinde Kullanılan Sensörler.....	9
2.3.1 Sıcaklık Sensörleri.....	10
2.3.2 Nem Sensörleri	11
2.3.3 Basınç Sensörleri	11
2.4 İklimlendirme Test Kabinlerinde Sıcaklık Kontrol Mekanizmaları.....	12
2.5 İklimlendirme Test Kabinlerinde Nem Kontrol Mekanizmaları	15
2.6 İklimlendirme Test Kabinlerinde Kontrol ve Üretim Standartları	16
2.7 Sıcaklık ve Nem Kontrol Yöntemleri	18
2.7.1 PID Modeli	18
2.7.2 LSTM Modeli	23
2.8 Adam Optimizasyonu	26
2.9 Değerlendirme Yöntemleri	28
2.9.1 MAE	28
2.9.2 MSE	28
2.9.3 Enerji Analizörü	29
2.9.4 RMSE	30
2.9.5 MAPE	31
2.10 PID Sistemin Kararsızlığı.....	32
3. LSTM MODELİNİN OLUŞTURULMASI	36
3.1 PID Kontrolcüsü Hazırlama ve Veri Kümesi Oluşturma	36
3.2 PID Denetiminin Uygulanması.....	39
3.1 Veri Set ve Eğitim Parametreleri.....	41
3.1.1 Veri Seti Özellikleri.....	41
3.2 LSTM Modelinin Eğitilmesi	43
4. İKLİMLENDİRME TEST KABİNLERİNDE SICAKLIK KONTROLÜNÜN LSTM İLE GERÇEKLEŞTİRİLMESİ	47
4.1 İklimlendirme Test Kabinine LSTM'in Entegre Edilmesi	47
4.2 Sıcaklık Testleri Karşılaştırması.....	52

4.3 Nem Testleri Karşılaştırması	63
5. BULGULAR	72
6. SONUÇ	76
7. KAYNAKÇA	79



ŞEKİL LİSTESİ

Sayfa

Şekil 2-1. İklimlendirme Test Kabini Örnek Görseli (weisstechnik, 2023)	7
Şekil 2-2. Kabin İçinde Kullanılan Serpantinli Rezistans Isıtıcı	13
Şekil 2-3. Yarı Hermetik Soğutma Kompresörü (Dorin Compressors, 2023)..	14
Şekil 2-4. İklimlendirme Test Kabini için Örnek Soğutma Şeması	14
Şekil 2-5. İklimlendirme Test Kabinlerde Kullanılan iki Tanklı Nem Kontrol Şeması	16
Şekil 2-6. PID Kontrol Mekanizması Şeması	19
Şekil 2-7. PID'nin Basit Çalışma Prensibi	21
Şekil 2-8 . LSTM Katmanlarının Temel Yapısı	24
Şekil 2-9. LSTM Kapılarının Gösterildiği Modül	25
Şekil 2-10. LSTM'in Birinci (Unutma Kapısı) Katmanı (Colah's Blog, 2015)	25
Şekil 2-11. LSTM'in İkinci (Giriş Kapısı) Katmanı (Colah's Blog, 2015)	26
Şekil 2-12. 50°C sıcaklık 50%Rh Nem Test Grafiği	33
Şekil 2-13. 95°C sıcaklık ve 98%Rh nem testi grafiği	33
Şekil 2-14. 180°C'den -40°C'ye gönderilen performans sıcaklık zaman grafiği	34
Şekil 3-1. PID Denetiminde Kullanılan Referans Sıcaklık-Zaman Değerleri Grafiği	38
Şekil 3-2. PID Denetiminde Kullanılan Nem Referans Değerleri Grafiği	39
Şekil 3-3. PID ile yapılan sıcaklık/zaman test sonuç grafiği	40
Şekil 3-4. PID ile Yapılan Nem/Zaman Test Sonuç Grafiği	41
Şekil 3-5. LSTM Metodunda Sıcaklık Verilerine Ait Eğitim ve Test Loss Grafiği	44
Şekil 3-6. LSTM Metodunda Nem Verilerine Ait Eğitim ve Test Loss Grafiği	44
Şekil 3-7. PID-LSTM'in Uyumluluğu Görmek için Düzenlenen Sıcaklık Test Grafiği	45
Şekil 3-8. PID-LSTM'in Uyumluluğu Görmek İçin Düzenlenen Nem Test Grafiği	46
Şekil 4-1. Kullanılan Test Kabini için Sıcaklık-Nem Kontrol Aralığı	49
Şekil 4-2. 70°C PID ve LSTM Sıcaklık Grafiği Karşılaştırması	52
Şekil 4-3. 70°C Zamana Bağlı PID ve LSTM için RMSE ve MAPE Hataları.	53
Şekil 4-4. 70°C PID ve LSTM Sıcaklık Eğim Karşılaştırması	53
Şekil 4-5. 70°C PID ve LSTM Sıcaklık Sapma Karşılaştırması	54
Şekil 4-6. 70°C Harcanan Güç Grafiği Kıyaslaması	54
Şekil 4-7. 20°C PID ve LSTM Sıcaklık Grafiği Karşılaştırması	55
Şekil 4-8. 20°C PID ve LSTM Sıcaklık Eğim Karşılaştırması	55
Şekil 4-9. 20°C PID ve LSTM Sıcaklık Sapma Karşılaştırması	56
Şekil 4-10. 20°C Zamana Bağlı PID ve LSTM için RMSE ve MAPE Hataları	56
Şekil 4-11. 20°C Harcanan Güç Grafiği Kıyaslaması	57
Şekil 4-12. -40°C PID ve LSTM Sıcaklık grafiği karşılaştırması	57
Şekil 4-13. -40°C PID ve LSTM Sıcaklık Sapması Karşılaştırması	58
Şekil 4-14. -40°C PID ve LSTM Sıcaklık Eğim Karşılaştırması	58
Şekil 4-15. -40°C Zamana Bağlı PID ve LSTM için RMSE ve MAPE Hataları	59
Şekil 4-16. -40°C Harcanan Güç Grafiği Kıyaslaması	59
Şekil 4-17. PV1200 Sıcaklık Prosedürü PID ve LSTM Sıcaklık Grafiği Karşılaştırması	60

Şekil 4-18.	PV1200 Test Prosedürü için PID ve LSTM Sapma Karşılaştırması	60
Şekil 4-19.	PV1200 Sıcaklık Prosedürü Zamana Bağlı PID ve LSTM için RMSE ve MAPE Hataları	61
Şekil 4-20.	PV1200 Sıcaklık Prosedürü Harcanan Güç Grafiği Kıyaslaması ..	61
Şekil 4-21.	Merdiven Sıcaklık Prosedürü PID ve LSTM Sıcaklık Grafiği Karşılaştırması.....	62
Şekil 4-22.	Merdiven Sıcaklık Prosedürü Zamana Bağlı PID ve LSTM için RMSE ve MAPE Hataları	62
Şekil 4-23.	Merdiven Test Prosedürü için PID ve LSTM Sapma Karşılaştırması	63
Şekil 4-24.	50 °C 95%Rh PID ve LSTM Nem Test Grafiği Karşılaştırması ...	64
Şekil 4-25.	50 °C 95%Rh için PID ve LSTM Sapma Karşılaştırması.....	64
Şekil 4-26.	50 °C 95%Rh için PID ve LSTM Nem Eğim Karşılaştırması	64
Şekil 4-27.	50 °C 95 %Rh için Zamana Bağlı PID ve LSTM için RMSE ve MAPE Hataları	65
Şekil 4-28.	50 °C 50 %Rh PID ve LSTM Nem Test Grafiği Karşılaştırması ..	65
Şekil 4-29.	50 °C 50 %Rh için PID ve LSTM Nem Eğim Karşılaştırması	66
Şekil 4-30.	50 °C 50 %Rh için Zamana Bağlı PID ve LSTM için RMSE ve MAPE Hataları	66
Şekil 4-31.	50 °C 50 %Rh için PID ve LSTM Sapma Karşılaştırması.....	67
Şekil 4-32.	50 °C 30 %Rh PID ve LSTM Nem Test Grafiği Karşılaştırması ..	67
Şekil 4-33.	50 °C 30 %Rh için PID ve LSTM Nem Eğim Karşılaştırması	68
Şekil 4-34.	50 °C 30 %Rh için Zamana Bağlı PID ve LSTM için RMSE ve MAPE Hataları	68
Şekil 4-35.	50 °C 30 %Rh için PID ve LSTM Sapma Karşılaştırması.....	69
Şekil 4-36.	50 °C 70 %Rh PID ve LSTM Nem Test Grafiği Karşılaştırması ..	69
Şekil 4-37.	50 °C 70 %Rh için PID ve LSTM Sapma Karşılaştırması.....	70
Şekil 4-38.	50 °C 70 %Rh için PID ve LSTM Nem Eğim Karşılaştırması	70
Şekil 4-39.	50 °C 70 %Rh için Zamana Bağlı PID ve LSTM için RMSE ve MAPE Hataları	71

TABLO LİSTESİ

Sayfa

Tablo 2.1 Ziegler-Nichols Yöntemine Göre P, I ve D Kazançları için Ayarlar	22
Tablo 2.2 PID Parametre Ayarlamaları İçin Cohen-Coon Katsayı Önerileri...	23
Tablo 3.1. LSTM'i eğitmek için kullanılan PID parametreleri	37
Tablo 3.2 Prosedür Özellikleri	39
Tablo 3.3. LSTM Kontrol Parametreleri	42
Tablo 5.1. Sıcaklık Testi PID ile LSTM Verimlilik Kıyaslaması	72
Tablo 5.2. Nem Testi PID ile LSTM Verimlilik Kıyaslaması	73
Tablo 5.3. PID ve LSTM Sıcaklık Testleri Güç Tüketim Karşılaştırması	74



FOTOĞRAF LİSTESİ

Sayfa

Fotoğraf 2-1. Siemens Enerji Analizörü	30
Fotoğraf 4-1. Kullanılan İklimlendirme Test Kabini (Detail Test Kabinleri, 2023)	48
Fotoğraf 4-2. İklimlendirme Test Kabini PC ve Kontrol Arayüzü	49
Fotoğraf 4-3. Isıl Yük Simülasyonu için Odanın İçine Yerleştirilen Rezistans	50
Fotoğraf 4-4. Isıl Yük Taklidi İçin Kabine Hava Üfleyen Baca Mekanizması	51



KISALTMA VE SEMBOLLER LİSTESİ

PID	: Oransal İntegral Türev
DL	: Derin Öğrenme
LSTM	: Uzun Kısa Süreli Bellek
RNN	: Tekrarlayan Sinir Ağı
MLP	: Çok Katmanlı Algılayıcı
CNN	: Evrişimli Sinir Ağı
K	: Proses Kazancı
T	: Proses Zaman Sabiti
L	: Proses Gecikme Zamanı
KP	: Oransal Kazanç
KI	: İntegral Kazanç
KD	: Türevsel Kazanç
MAE	: Ortalama Mutlak Hata
MSE	: Ortalama Karesel Hata
RMSE	: Kök Ortalama Karesel Hata
MAPE	: Ortalama Mutlak Yüzde Hata
Rh	: Bağıl Nem
C	: Celcius
PLC	: Programlanabilir Mantıksal Kontrolör
PV1200	: Otomotivde Kullanılan Test Prosedürü İsmi
D Rate	: Ağıdaki Atılma Oranı
IEC	: Uluslararası Elektroteknik Komisyonu
ISO	: Uluslararası Standardizasyon Örgütü
PMV	: Tahmini Ortalama Oy
AIC	: Akaike Bilgi Kriterleri
ANN	: Yapay Sinir Ağı
CPU	: Merkezi İşlem Birimi

TEŞEKKÜR

Tez yolculuğum boyunca bana destek olan herkese minnettarlığımı ifade etmek isterim. Özellikle danışmanım Prof. Dr. Erdal Bekiroğlu'na akademik uzmanlığı, bilgeliği ve sarsılmaz sabrı için minnettarım. Kendisinin içgörülerini, teorik ve pratik bilgileri paha biçilemezdi; bir pusula görevi görerek bu çalışmanın her aşamasında beni motive etti ve yönlendirdi. Çalışmalarım sırasında gösterdiği rehberlik ve anlayışlı bakış açın için en içten şükranlarımı sunuyorum.

Ayrıca, araştırmamın pratik uygulamalarında çok önemli olan iklimlendirme test kabini için sağlanmasında cömert davranan Ottonom Engineering Solutions'a özel teşekkürlerimi sunarım. Ottonom Engineering Solutions ekibinin teknik uzmanlığı ve kabini kullanımı konusundaki rehberliği tez için çok büyük önem taşıdı. Araştırmamın kalitesini ve kapsamını geliştirmemi sağlayan bu fırsat için minnettarım.

Son olarak, bu tez çalışmasının her evresinde bana destek olan aileme, arkadaşlarıma ve akademik camiaya minnettarlığımı ifade etmek isterim. Verdiğiniz destek, cesaret ve ilham, bu çalışmanın tamamlanmasında büyük bir güç kaynağı oldu. Bu tez, sadece bilimsel bir araştırma değil, aynı zamanda bir öğrenme ve kişisel gelişim sürecidir. Bu sürecin her anında yanımda olan herkese tekrar teşekkür ederim.

1. GİRİŞ

Bu tez çalışmasının temelinde, iklimlendirme test kabinlerinde sıcaklık ve nem kontrolünün etkinliğiyle ilgili önemli bir sorun ele alınmaktadır. Günümüzde, endüstriyel ve araştırma alanlarında yaygın olarak kullanılan iklimlendirme test kabinleri, çeşitli malzemelerin ve ürünlerin çevresel dayanıklılığını ve performansını test etmek ve raporlamak için çok önemli cihazlardır. Bu odalarda sıcaklık seviyeleri üzerinde hassas kontrolün yanı sıra incelenen ürüne bağlı olarak değişen kurulumlar altında test yapılmasına izin verilir. Geleneksel kontrol yöntemleri önceden ayarlanmış parametrelere dayanır ve tipik olarak düzenleme için sabit geri besleme döngüleri kullanır. Fakat bu yöntemler, malzeme özelliklerinde ani değişikliklere, beklenmedik termal yüklere ve dış çevre koşullarına hızlı ve etkili bir şekilde tepki göstermede zorluklar ve bazı kısıtlamalar yaşayabilir. Bu tür durumlar, test sonuçlarının doğruluğunu ve güvenilirliğini tehdit edebilir ve finansal ya da zaman kayıplarına yol açabilir.

Literatürde bu sorunlara çözüm sunmak amacıyla yapılmış birçok çalışma bulunmaktadır. İklimlendirme test kabinleri, çeşitli endüstriyel ve araştırma uygulamalarında malzemelerin çevresel dayanıklılığının test edilmesinde kritik öneme sahiptir. (Haka, 2020). Son yıllarda İklimlendirme test kabinlerinde sıcaklık kontrolü için derin öğrenme ve yapay zekâ tabanlı algoritmaların kullanımı hızla artmaktadır. (Jung, Jeoung, & Hong, 2022) (Jordan & Mitchell, 2015). Söz konusu algoritmalar, veriye dayalı modeller ve öngörücü kontrol stratejileri kullanarak çevresel koşullardaki dinamik değişikliklere hızlı ve verimli bir şekilde uyum sağlayabilmektedir (Chen, Tong, Zheng, Samuelson, & Norford, 2020) .

Özellikle, CNN ve RNN gibi derin öğrenme modelleri, iklim değişikliğinin karmaşık modellerini anlama ve tahmin etmede kayda değer bir başarı göstermiştir. (Sevinç & Buket, 2021).

Elmaz, Eyckerman, Casteels, Latré, & Hellinckx, 2021, deneysel olarak bir veri kümesi ile üç yaklaşımı karşılaştırdı: Çok Katmanlı Algılayıcı (MLP), LSTM ve CNN-LSTM. Modeller, kapalı döngü tahmin şeması ile 1-30-60-120 dakikalık tahmin ufuklarla değerlendirilmiş ve karşılaştırılmıştır. CNN-LSTM, tüm tahmin ufukları için diğer tüm modellerden daha iyi performans göstermiş ve hata

birikimine karşı daha iyi bir sağlamlık sergilemiştir. (Elmaz, Eyckerman, Casteels, Latré, & Hellinckx, 2021)

Başka bir çalışmada Turgut A. ve arkadaşları yapay sinir ağ modeli kullanarak sistem giriş parametreleri nem, rüzgâr yönü ve şiddeti temel alınarak sistem çıkış parametresi olan hava sıcaklığının tahmini gerçekleştirilmiştir (Turgut, Temir, Aksoy, & Özsoy, 2019).

Yine Aviral Chharia ve arkadaşları geleneksel sayısal yaklaşımların etkinliğini artırmak ve geleneksel yaklaşımlarda karşılaşılan dezavantajları gidermek için elektronik komponentlerde termal yönetim sürecinin çeşitli aşamalarında yapay zekâ kullanımını incelemişlerdir (Chharia, Mehta, Gupta, & Prajapati, 2021).

Daldal N. ve arkadaşlarının yaptığı bir çalışmada değişen gürültü seviyelerindeki gürültü-dijital modülasyon sinyallerini otomatik olarak tanımak için derin öğrenmeye dayalı yeni bir yöntem ile altı farklı modülasyondan 8 bitlik veriler, 5 ila 25 dB arasında gürültü seviyeleri eklenerek oluşturulmuştur. Sinyal özelliklerinin çıkarılması ile uğraşmadan LSTM yöntemi ile modülasyonun sınıflandırılması ile gürültü eklenmemiş sayısal modülasyon sinyalleri %97,22 başarı oranı ile sınıflandırılırken, tüm gürültü eklenmiş sinyaller derin LSTM modeli ile %94,72 başarı oranı ile sınıflandırılmıştır. (Daldal, Yıldırım, & Polat, 2019)

Bu çalışmalar, derin öğrenmenin enerji yönetim kontrolünde geleneksel yöntemlere göre daha iyi performans gösterdiğini doğrulamaktadır (Yu, ve diğerleri, 2021). Örneğin, derin sinir ağlarının kullanımı, İklimlendirme kabinlerde olduğu gibi akıllı binalarda da enerji verimliliğini önemli ölçüde artırabilir ve operasyonel maliyetleri azaltabilir (Gupta, Badr, Negahban, & Qiu, 2021).

Bu tezin ana araştırma hedefleri, geleneksel kontrol sistemlerinin kısıtlamalarının üstesinden nasıl gelebileceğini ve LSTM modellerinin test odalarının dinamik iklim koşullarına nasıl ayarlayabileceğini araştırmaktır. Ayrıca araştırma, derin öğrenme tabanlı kontrol sistemlerinin etkinliğini değerlendirmek için hangi ölçütlerin ve testlerin kullanılabileceğini araştırmaktadır. Bu sorunların ele alınması, iklim test odalarındaki kontrol sistemlerinde kayda değer

iyileştirmeler sağlayarak enerji tüketiminin azalmasına ve test prosedürlerinin güvenilirliğinin artmasına yol açabilir. Bu da daha doğru ve tekrarlanabilir sonuçlar elde edilmesini sağlayabilir.

Bu tezin amacı, iklim test odalarındaki sıcaklık seviyelerinin yönetimini geliştirmek için LSTM metoduna dayalı bir derin öğrenme modeli oluşturmak ve uygulamaktır. Böylece hem test performansını hem de enerji verimliliğini artırarak malzeme test prosedürlerinin maliyet etkinliğini ve çevre dostu olmasını sağlamak hedeflenmektedir.

Tezin hedeflerini şöyle sıralayabiliriz.

Model Oluşturma: İklimsel test odalarındaki sıcaklık seviyelerini kontrol edebilmek için güvenilir ve hassas LSTM modelleri oluşturarak, mevcut kontrol sistemlerinin zorluklarının üstesinden gelebilmek ve değişken çevresel koşullara uyum sağlayabilmek.

Gerçek Zamanlı Uygulama: LSTM tabanlı kontrol sistemini gerçek zamanlı bir sisteme entegre ederek değişken çevresel faktörlere hızla uyum sağlamak ve test kabininin iç koşullarını tercih edilen seviyelerde tutmak.

Performans Değerlendirmesi: Geliştirilen LSTM modelinin performansını değerlendirerek nitel ve nicel analiz yoluyla geleneksel (PID) kontrol sistemleriyle karşılaştırmak. Bu, modelin etkinliğini, verimliliğini ve güvenilirliğini gösterecektir.

Endüstriye Katkı: Endüstri standartlarını iyileştirmek için iklimlendirme test odalarının hem test performansını hem de enerji verimliliğini arttırarak malzeme test prosedürlerinin maliyet etkinliğini ve çevre dostu olmasını artırmayı amaçlamaktadır.

Bu hedeflere ulaşarak, bu tez kontrol mühendisliği, malzeme bilimi ve derin öğrenme yaklaşımları alanlarında önemli teorik ve pratik katkılar sağlamanın yanı sıra bu tür yaklaşımların bu tür uygulamalar için nasıl optimize edilebileceğine dair değerli bilgiler sunmayı amaçlamaktadır.

Bu araştırma makalesi teknik, teori ve uygulama alanlarına katkıda bulunmayı amaçlamaktadır. Özellikle, iklim test odalarında sıcaklık kontrolü için

LSTM tabanlı derin öğrenme modellerinin tasarlanması ve geliştirilmesine odaklanmaktadır. Modeller, dinamik çevresel koşullara ve gerçek zamanlı öğrenme yeteneklerine uyarlanabilir bir kapasite göstermektedir. Sıcaklık ve nem kontrolü üzerine yapılan bu araştırma, geleneksel PID kontrol sistemlerine göre önemli avantajlar sunmayı amaçlamaktadır.

Bu tez, LSTM ve diğer derin öğrenme teknikleri aracılığıyla kontrol mühendisliği alanındaki mevcut teorik modelleri ve algoritmaları geliştirmeye çalışmakta ve hem teorik hem de pratik açıdan önemli katkılar sağlamaktadır. Ayrıca, derin öğrenme algoritmalarının karar verme sürecini netleştirmek ve açıklamak için metodolojiler geliştirmeyi amaçlamaktadır. Bu çalışma, malzeme test prosedürlerini geliştirmek ve endüstriyel düzeyde verimli test sistemleri uygulamak için bir çerçeve sunmaktadır. Özellikle iklimlendirme test odaları için tasarlanmış kontrol sistemlerinin optimize edilmesi, kalitenin artırılması ve gelişmiş güvenilirlik ve hassasiyet yoluyla endüstriyel standartlara uyulmasının sağlanması üzerinde durulmaktadır.

Bu tezin yapısı, araştırma problemlerini çözmek, hedeflere ulaşmak ve önerilen hipotezleri test etmek için mantıklı bir şekilde yapılandırılmıştır. İlk bölümde, araştırmanın arka planı, motivasyonu, problemi, amaçları, kapsamı ve literatür özetine yer verilmiştir. Tezin yapısı, akademik titizliği sağlamak ve bulguların açık bir şekilde sunulmasını kolaylaştırmak için giriş bölümü araştırmanın arka planını, motivasyonunu, problemini, amaçlarını, kapsamını ve sınırlamalarını tanıtmayı yanı sıra tezin genel yapısı için bir yol haritası sunmaktadır ayrıca iklim odası kontrol sistemleri ve derin öğrenme metodolojileri, özellikle de LSTM ağlarının teorik temelleri ve mevcut uygulamaları hakkında kapsamlı bir literatür taraması sunulmakta ve böylece araştırmanın bilimsel temeli sağlamlaştırılmaktadır.

İkinci bölümde iklimlendirme test kabinleri hakkında detaylı bilgi verilmekte, tanımı, kullanım amacı, kullanılan sektörler ve mevcut sıcaklık/nem kontrol yöntemleri hakkında bilgiler verilmektedir.

Üçüncü bölümde iklimlendirme test kabinlerinde kullanılan ve kullanılacak kontrol yöntemleri detaylı bir şekilde anlatılmaktadır. Dördüncü bölümde PID verileri kullanılarak eğitilen LSTM modeli için kullanılan araçlar ve teknikler, veri

toplama süreçleri, model geliştirme ve eğitim prosedürleri detaylı bir şekilde açıklanmaktadır. Beşinci bölümde LSTM ve PID ile yapılan testler karşılaştırılmış, deneysel sonuçlar gösterilmiş ve elde edilen sonuçları hakkında detaylı yoruma yer verilmiştir. Modelin performansının değerlendirilmesi, bulgular ve bunların analizi de burada verilmektedir. Altıncı bölümde çalışmanın literatüre katkısı ve sonuçları detaylı olarak değerlendirilmiştir.



2. İKLİMLENDİRME TEST KABİNLERİ

Çevresel odalar olarak da bilinen iklimlendirme test odaları, ürünlerin, malzemelerin ve elektronik cihazların performansını, dayanıklılığını ve güvenilirliğini test etmek ve değerlendirmek amacıyla çok çeşitli iklim koşullarını taklit etmek için tasarlanmış birçok çevresel şartları uç seviyelerde simüle edebilen, kontrollü ortamlardır. Bu odalar havacılık, otomotiv, elektronik, ilaç ve biyoteknoloji dahil olmak üzere çeşitli sektörlerdeki ürünlerin kalite ve güvenliğinin sağlanmasında çok önemli bir rol oynamaktadır.

İklimsel test odalarının birincil işlevi, aşırı sıcaklık (hem yüksek hem de düşük), nem seviyeleri (kurudan yüksek derecede doymuş atmosferlere kadar) ve bazen rüzgâr, yağmur ve güneş ışığına maruz kalma gibi hava koşullarıyla ilgili diğer parametreleri içeren çeşitli çevresel koşulları simüle etmektir. Bu simülasyon, ürünlerin veya malzemelerin çeşitli çevresel stresler altında nasıl davrandığının ve bozulduğunun değerlendirilmesine olanak tanıyarak ürün ömrü, güvenliği ve işlevselliği hakkında çok değerli veriler sağlar.

Teknolojik olarak iklimlendirme test odaları, belirtilen çevresel koşulların hassas kontrolünü ve homojenliğini sağlamak üzere tasarlanmıştır. Sıcaklığı düzenlemek için ısıtma ve soğutma sistemleri, nem seviyelerini kontrol etmek için nemlendirme ve nem alma sistemleri ve çevresel değişkenlerin hassas manipülasyonu ve izlenmesi için genellikle bilgisayar arayüzleriyle entegre edilmiş gelişmiş kontrol sistemleri ile donatılmıştır. Bu odaların iç kısımları, aşırı koşullara dayanmak ve test sonuçlarını etkileyebilecek herhangi bir sıcaklık ya da gaz kaçaklarını önlemek için tipik olarak yüksek sıcaklık değişimine ve aşınmaya dayanıklı malzemelerden yapılmıştır.

İklimsel test odalarının boyutları, küçük tezgâh üstü ünitelerden büyük gömme odalara kadar geniş bir yelpazede değişir ve belirli test gereksinimlerini karşılamak için özel olarak üretilebilir. Bazı odalar hızlı sıcaklık değişim oranları, termal şok özellikleri veya uzun süreler boyunca sabit durum koşullarını muhafaza etme kabiliyeti sunar. Gelişmiş modeller, birleşik çevresel ve mekanik stres testine olanak tanıyan titreşim entegrasyonu gibi özellikler içerebilir.

Pratik uygulamada, iklimlendirme test odaları ürün geliştirme, kalite kontrol ve arıza analizi için çok önemlidir. Hızlandırılmış yaşlandırma, termal dayanıklılık, neme dayanıklılık ve hava koşullarına dayanıklılık testleri gibi çeşitli testler yapmak için kullanılırlar ve bunların tümü ürünlerin uluslararası kalite standartlarını ve yasal gereklilikleri karşılamasını sağlamak için gereklidir. Ayrıca, bu odalarda yapılan testler, seri üretimden önce tasarım kusurlarının ve malzeme zayıflıklarının belirlenmesine yardımcı olarak ürün arızaları ve geri çağırımlarla ilişkili maliyetleri azaltır.



Şekil 2-1. İklimlendirme Test Kabini Örnek Görseli (weisstechnik, 2023)

2.1 İklimlendirme Test Kabinlerinin Kullanım Alanları

İklimlendirme test kabinleri, havacılık ve uzay sektörü tarafından malzemelerin kullanılmadan veya üretilmeden önce nasıl davrandığını görmek için kullanılmaktadır (Borgstrom, 1998). Ayrıca, Otomotiv endüstrisi tarafından

araçların çeşitli iklim senaryolarında güvenilir bir şekilde çalışmasını sağlamak için kullanılırken, bütün parçalarının yorulma ve yapısal stabilite testleri bu kabinleri kullanır (Stein, 1996) (Hu, 2013) (García-Contreras, Gómez, Fernández-Yáñez, & Armas, 2018). Elektronik cihazların güvenilirliği, aşırı yüksek veya düşük sıcaklıklar, sıvı geçirgenliği, korozyon ve titreşim gibi zorlu koşulları taklit etmek için iklim kabinleri kullanılarak test edilir. Bu test yöntemi, ürün performansının güvenilir bir göstergesidir. (Vimala, 2009).

İlaç endüstrisi için, aktif farmasötik içeriklerin (API) stabilitesini ve raf ömrünü belirlemede kullanılan iklimlendirme test kabinleri hayati bir rol oynar (Siódmiak, 2023) (Al Ali, Jagal, Joseph, Ahmed, & Rawas-Qalaji, 2022). Ayrıca, biyoteknoloji ve gıda endüstrileri, biyolojik ürünlerin ve gıda maddelerinin çevresel koşullara karşı direncini test etmek için bu odaları kullanmaktadır (Jankovich, 2018). İnsan konforunu arttırmak ve verdiği fizyolojik tepkileri denemek için de kullanılmıştır (Tamura, Krüger, Wagner, & Strauhs, 2021). İnşaat endüstrisi de yapı malzemelerinin nem ve sıcaklıktaki değişikliklere karşı direncini değerlendirmek ve üretim kalitesini arttırmak için bu odalara güvenmektedir (Lewry, 1994).

İklimlendirme kabinlerin bu denli kapsamlı uygulamaları, iklim test odalarının hassas ve güvenilir kontrol sistemlerine sahip olmasını gerektirmektedir. Özellikle derin öğrenme metodolojilerinin kontrol sistemleri için geliştirilmesi, kontrol mekanizmalarında potansiyel iyileştirmeler sunmaktadır. (Solowjow, 2020) (Fu, 2023) (Nguyen, 2021). Derin öğrenme teknolojilerin kontrol sistemlerine uygulanması, test kabinlerinin işleyişini geliştirebilir, verimliliği artırabilir ve malzeme testleri için standartlara daha iyi uyulmasını sağlayabilir. Bu alanda yapılan çalışmalar incelendiğinde Harasty, Böttcher'in çalışmasında, bina sıcaklığının incelenmesiyle ilgili olarak LSTM gibi derin öğrenme modellerinin, karmaşık ve sürekli değişen hava koşullarını tahmin etme konusunda etkili olduğunu kanıtlamıştır. (Harasty, Böttcher, A. D, & Lambeck, S., 2019)

2.2 İklimlendirme Test Kabinlerinin Teknik Özellikleri

İklimsel test odaların teknik özelliklerine baktığımızda: tipik olarak -70°C ila +180°C arasında geniş bir sıcaklık aralığı sunarak aşırı soğuk ve sıcak koşulların

simülasyonuna olanak tanır. Sıcaklık kontrolünün hassasiyeti genellikle $\pm 0,5^{\circ}\text{C}$ ile $\pm 2^{\circ}\text{C}$ arasındadır. (More about Dynamic climate chambers, 2023)

Ayrıca bu odalar %10 ile %98 Bağıl Nem (RH) arasındaki nem seviyelerini simüle edebilir ve geniş bir nem koşulları yelpazesine hitap eder. Nem, nem alma (kuru hava veya yoğuşturma mekanizması kullanılarak) ve nemlendirme sistemlerinin (tipik olarak buhar jeneratörleri veya ultrasonik) bir kombinasyonu ile $\pm 2\%$ ile $\pm 5\%$ bağıl nem hassasiyetiyle kontrol edilir. (Reach In Temperature Humidity Test Chamber, 2023)

Yapısal ve malzeme olarak iç kısım, tipik olarak korozyona karşı direnç ve kolay temizlik sağlayan paslanmaz çelikten imal edilir. İzolasyon olarak istikrarlı iç koşulları ve enerji verimliliğini korumak için kullanım sıcaklığı ve kabin özelliklerine göre genellikle taş yünü, cam yünü veya poliüretan köpük içeren yüksek kaliteli yalıtım malzemeleri kullanılır.

Kabinlerde aşırı ısınmayı önlemek için tipik olarak bağımsız sıcaklık sınırlayıcıları içeren güvenlik mekanizmaları mevcuttur. Bu mekanizmalar elektronik ya da mekanik olabilir. Ayarlanan parametrelerden sapmalar için alarmlar ve çeşitli sensörler (kapı açık sensörleri gibi) odaların güvenliğini ve güvenilirliğini artırır. (Climate Chambers, 2023)

Sıcaklık ve nemin hassas bir şekilde düzenlenmesi için mikroişlemci tabanlı kontrolörler (PLC) kullanılır. Test koşullarını, prosedürlerini programlamak ve izlemek için genellikle dokunmatik ekran özelliğine sahip kullanıcı dostu bir arayüz sağlanır. Bilgisayar yazılımı aracılığıyla uzaktan kontrol ve veri kaydı da yaygın olarak mevcuttur.

2.3 İklimlendirme Test Kabinlerinde Kullanılan Sensörler

İklimlendirme test kabinleri, çevresel koşulları hassas bir şekilde simüle etmek ve kontrol etmek için çeşitli sensörlerle donatılmıştır. Bu odalarda kullanılan temel sensörler arasında sıcaklık, nem ve basıncı sensörleri bulunmaktadır. Her sensörün kullanım amacına göre tipi, hassasiyeti, ölçüm aralığı ve okuma metodu değişmektedir.

2.3.1 Sıcaklık Sensörleri

Termokupllar: Bu sensörler, geniş bir sıcaklık aralığında çalışabilmeleri nedeniyle sıcaklık ölçümü için yaygın olarak kullanılmaktadır. Yüksek doğruluk sunarlar ve zorlu ortamlarda dayanıklıdırlar, Çalışma prensibi, bir sıcaklık gradyanının iki bağlantı noktasına bağlı iki farklı metal arasında bir voltaj oluşturduğu Seebeck etkisine dayalı olarak çalışır. Bu voltaj sıcaklık farkıyla doğru orantılıdır ve doğru sıcaklık ölçümüne olanak tanır. (Park, 2010) Kabinlerde ani sıcaklık değişimlerinin ölçüldüğü test nesnesi sıcaklık değişimini izlemek için tercih edilir.

RTD'ler (Resistance Temperature Detectors - Direnç Sıcaklık Dedektörleri): RTD'ler, sıcaklık değişimlerine karşılık gelen elektrik direncindeki değişimi kullanarak hassas sıcaklık ölçümleri sağlar. Yüksek doğruluk ve kararlılık sunarlar, güvenilirlikleri nedeniyle genellikle endüstriyel ortamlarda tercih edilirler.

RTD'ler platin, bakır veya nikel gibi metallerin sıcaklık değişimlerine bağlı olarak elektrik direncindeki değişimi kullanarak çalışır. Sıcaklık arttıkça, malzemenin direnci de artar ve sıcaklığın hassas bir şekilde ölçülmesini sağlar. Kabinlerde hacim sıcaklığını ölçmek için kullanılır. En çok kullanılan tipi PT100 tip sensördür. PT; platinyumu, 100 ise 0°C'de verdiği direnci ifade etmektedir. PT50, PT200, PT1000 diğer sensör tipleridir. (Baker, 1998). Kabinlerde daha güvenilir olmalarını sebebi ani değişimlere karşı termokupllara nazaran daha yavaş karakterli davranmasıdır. Bunun nedeni ise ani değişimlere karşı çalışma algoritmasının verimsiz kararlar vermesini engellemek ve daha performanslı kontrol sağlamaktır.

Termistörler: Bu sensörler, elektrik direncindeki değişiklikleri tespit ederek sıcaklık değişikliklerini ölçer. Kompakt boyut ve nispeten daha düşük maliyetli sıcaklık algılama gerektiren uygulamalar için uygundur. Yarı iletken malzemelerdeki sıcaklık ve direnç arasındaki ilişkiyi kullanarak çalışır. Sıcaklık değişikliklerine doğrusal olmayan bir tepki verirler ve belirli sıcaklık aralıklarında yüksek hassasiyet ve doğruluk sağlarlar. (Baker, 1998). Kompresör içerisinde

sıcaklık korumasında, rezistans yüzeyinde aşırı ısınma korumasında ya da belirli bir sıcaklık ile anahtarlama yapmak istenilen test düzeneklerinde kullanılmaktadır.

2.3.2 Nem Sensörleri

Kapasitif Nem Sensörleri: Bağıl nem seviyelerini ölçmek için kullanılan bu sensörler, iyi doğruluk ve hızlı tepki süreleri sunarlar. Nem emilimine bağlı kapasitans değişimi prensibiyle çalışan bu sensörler, elektrotlar arasında neme duyarlı bir dielektrik malzemeden oluşur. Nem seviyeleri değiştikçe, dielektrik sabiti değişerek kapasitansta bir değişikliğe neden olur ve bu da nem seviyelerini belirlemek için ölçülür. (Lee, 2005)

Dirençli Nem Sensörleri: Bu sensörler, nem içeriğindeki değişimlerin neden olduğu elektrik direncindeki değişiklikleri ölçerek nem seviyelerini izler. Farklı nem aralıklarında güvenilir okumalar sağlarlar. Emilen nemle ilgili olarak elektrik direncini değiştiren neme duyarlı bir polimer kullanır. Direnç değişimleri nem seviyelerindeki değişikliklerle ilişkilendirilerek bağıl nemin bir göstergesi sağlanır. (Farahani, 2014).

RTD sensör kullanarak ıslak-kuru metodu ile nem ölçümü: “Islak-kuru metot”, atmosferdeki bağıl nemin belirlenmesinde yaygın olarak kullanılan bir tekniktir. Islak-kuru metot, ortamın havasındaki su buharı miktarını belirlemek için kullanılır ve genellikle bir kuru termometre (kuru-bulb) ve bir ıslak termometre (ıslak-bulb) ile gerçekleştirilir. İlk olarak, kuru termometre çevredeki sıcaklığı ölçerken, ıslak termometre ise bir bezle kaplanarak nemlendirilir ve bu nedenle su buharının etkisi altındadır. İki termometre arasındaki fark, bağıl nem hesaplaması için kullanılır. Kabinlerde genellikle maliyet de yüksek doğruluk göz önüne alındığında bu metot kullanılmaktadır.

2.3.3 Basınç Sensörleri

Bu sensörler kabinin birçok bölümünde kullanılmaktadır. Genellikle analog ve mekanik sensörler kullanılır. Bu sensörler, gerinim ölçerler, piezoelektrik malzemeler veya basınç değişikliklerine bağlı kapasitans değişiklikleri gibi çeşitli teknolojileri kullanarak basınç değişikliklerini ölçer. Çalışma prensibi, basınç

değişikliğini akım (4-20ma, vb.) ya da gerilime (0-10V, vb.) dönüştürerek kontrolcüy e gönderir. (Bao, 2000)

Kompresör alçak ve yüksek basıncını, evaporatör giriş çıkış basıncını, soğutma suyu giriş çıkış basıncını, kabin içindeki havanın nem ölçüm doğruluğunu arttırmada ya da test nesnesinin değişken basınç değerlerini ölçmede kullanılmaktadır. İklimlendirme test kabinlerini içindeki test koşullarının doğruluğunu ve güvenilirliğini sağlamada çok önemli bir rol oynar.

Sıcaklık sensörleri istenen termal koşulların korunmasına yardımcı olur, nem sensörleri nem seviyelerini düzenler ve basınç sensörleri atmosferik basınç değişikliklerini izler ve ısıtma/soğutma sistemlerini ayarlar. Bu sensörler tarafından toplanan veriler, ürün performansını değerlendirmek, malzeme davranışını analiz etmek ve çevresel faktörlerin iklim odalarında test edilen çeşitli öğeler üzerindeki etkisini değerlendirmek için çok önemlidir.

2.4 İklimlendirme Test Kabinlerinde Sıcaklık Kontrol Mekanizmaları

İklimlendirme test kabinlerinde sıcaklık kontrolü, ısıtma ve soğutma mekanizmaları aracılığıyla sağlanır. Bu kontrolün etkinliği hem enerji transferi hem de yalıtım ilkeleri dikkate alınarak optimize edilir.

Isıtma, elektrikle çalışan dirençler aracılığıyla sağlanır. Rezistansların bulunduğu konum kullanım tipine göre değişmekle beraber, yanma/patlama riski olmayan kabinlerde rezistanslar kabin içinde kullanılır. Bir elektrik akımı dirençlerden geçtiğinde ısı üretir ve bu ısı daha sonra kabin içine fan yardımıyla yayılır (Bassily, 2004). Rezistansların çalışma süresi, istenen sıcaklık aralığının korunması için sıcaklık ölçümü yapan sensörlerden (PT100, termokupl vb.) alınan geri bildirim e dayanır. Bazı sistemlerde, patlama, yanma gibi riskler söz konusu ise doğrudan ısıtma sağlamak için kızılötesi veya radyant ısıtıcılar kullanılabilir ve böylece potansiyel olarak enerji verimliliği de artırılabilir. Kabinlerde kullanılan örnek serpantinli rezistans ısıtıcı Şekil 2-2’teki gibidir.



Şekil 2-2. Kabin İçinde Kullanılan Serpantinli Rezistans Isıtıcı

Sıcaklık ve nem, sensörler ve kontrol cihazları aracılığıyla doğru bir şekilde ölçülür ve kontrol edilir. İklimlendirme kabin tipine bağlı olarak kullanılan sensörler; termistörler, termokupllar, kızılötesi veya PT100 gibi direnç sıcaklık dedektörleri (RTD'ler) gibi sensörler sıcaklıktaki değişiklikleri algılar ve kontrol sistemine geri bildirimde bulunur (Javaid, Haleem, A., Singh, R. P., Rab, S., & Suman, R, 2021). Bağıl nem sensörleri ise havadaki nem seviyesini higroskopik malzemeler, ıslak-kuru probalar veya kapasitif ölçüm teknikleri kullanarak ölçer (Chani, 2023).

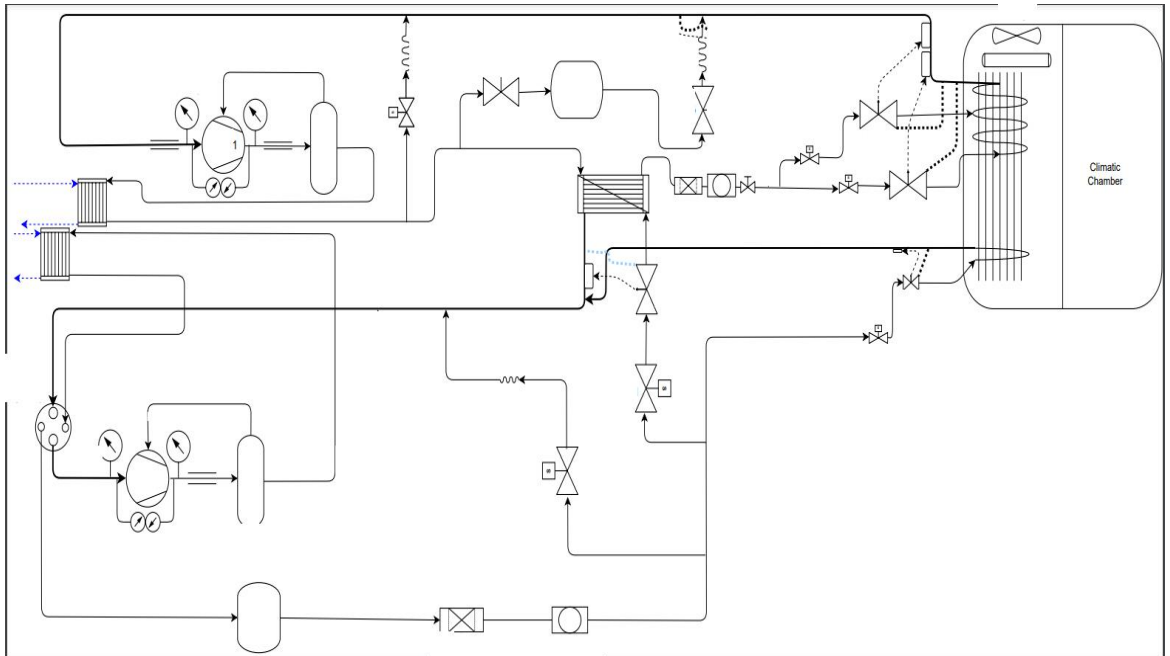
Soğutma ise genellikle soğutma çevrimleri yoluyla yapılır. Bu çevrimler buhar sıkıştırırmalı soğutma (kompresör) kullanılarak gerçekleştirilir. Bu süreç, bir soğutucu akışkanın kompresör pistonlarıyla sıkıştırılmasını, ısınan ve basıncı artan akışkanın basıncı daha düşük bir hacme püskürtülmesi ile soğuyarak, soğuyan akışkanın kabin içerisindeki evaporatöre gönderilip içeriden enerji çekmesi ve geri kompresöre dönmesini içerir.



Şekil 2-3. Yarı Hermetik Soğutma Kompresörü (Dorin Compressors, 2023)

Kabin için sıcaklık istenilen düzeye indirildikten sonra denge için rezistanslarla birlikte çalışarak dengede tutmaya çalışır. Çeşitli valf varyasyonlarıyla, kompresör çalışma frekansı ya da basınç değiştirerek akışı kontrol etme gibi yöntemlerle soğutma performansı ayarlanabilir. (Prasad, 2011)

Örnek bir İklimlendirme kabin soğutma şeması Şekil 2-4'teki gibidir.



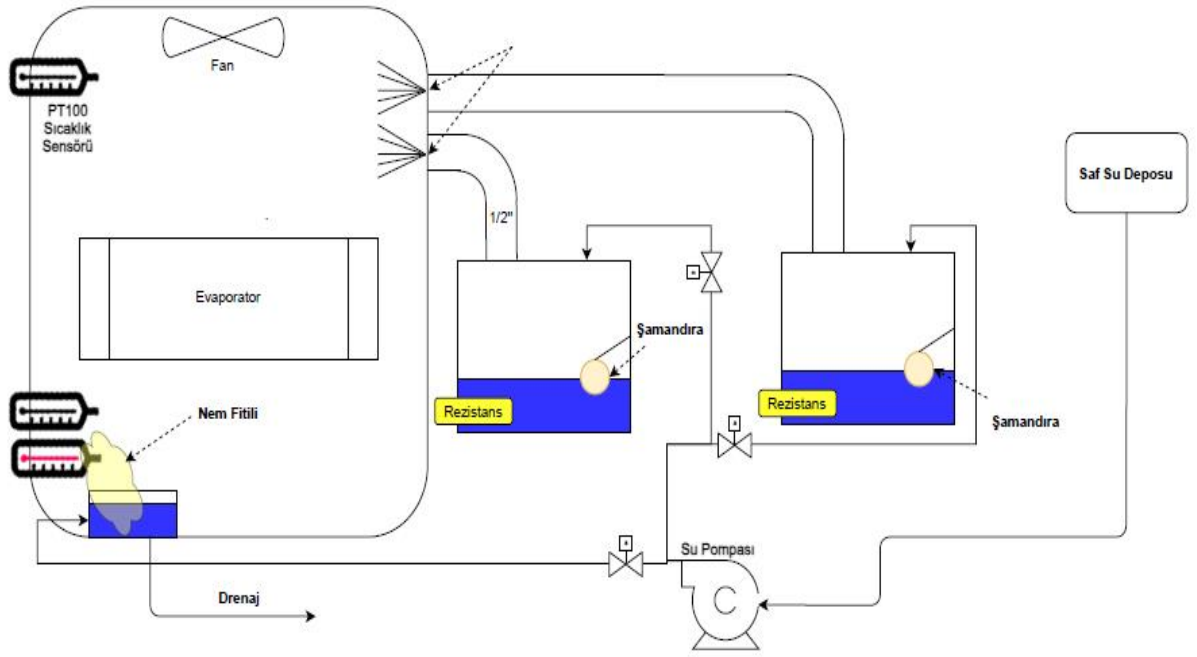
Şekil 2-4. İklimlendirme Test Kabini için Örnek Soğutma Şeması

2.5 İklimlendirme Test Kabinlerinde Nem Kontrol Mekanizmaları

İklimsel test odaları, nemi kontrol etmek için karmaşık sistemlerle donatılmıştır. Bu sistemler nemlendirme ve nem alma bileşenlerinden oluşur ve her biri odalardaki hassas nem seviyelerinin korunmasında çok önemli bir rol oynar.

Nemlendirme genellikle buhar jeneratörleri veya ultrasonik nemlendiriciler kullanılarak gerçekleştirilir. Buhar jeneratörleri buhar üretmek için suyu ısıtır ve daha sonra odaya verilir-(Kim, ve diğerleri, 2011). Diğer bir yöntem olan ultrasonik nemlendiriciler ise, oda havasına verilen su damlacıkları oluşturmak için yüksek frekanslı titreşimler kullanır. Ucuz ve basit olması sebebiyle birçok kabinde klasik buhar jeneratörleri kullanılırken, daha hızlı ve hassas nemlendirme gereksinimlerinde ultrasonik ya da basınçlı buhar sistemleri kullanılabilir. Geleneksel buharlı nemlendirme sistemleriyle karşılaştırıldığında, ultrasonik nemlendiriciler enerji tüketimini azaltırken nem çıkışını artırabilir. (Feng, Zhou, Xu, Ding, & Cao, 2018)

Buna karşılık, **nem alma** işlemi genellikle yoğuşma veya kuru hava gönderme teknikleri kullanılarak gerçekleştirilir. Yoğuşma yaklaşımı, oda içindeki havayı evaporatörde çığ noktasının altına soğutarak nemin yoğunlaşmasına yol açar ve daha sonra bu nem drenaj aracılığıyla kabinde uzaklaştırılır. Bu yöntem özellikle kurak koşullarda ürünlerin test edilmesi için gerekli olan düşük nemli ortamların yaratılmasında etkilidir. Diğer yandan kuru hava gönderme tekniği, kabin içerisindeki nem yoğunluğunu azaltarak fazla nemin duvarlarda yoğuşmasına ya da baca vasıtasıyla uzaklaştırılmasına dayanır. Şekil 2-5’de iklimlendirme test kabinlerinde kullanılan iki buharlaştırma tanklı sistem için kontrol mekanizması örneği gösterilmiştir.



Şekil 2-5. İklimlendirme Test Kabinlerinde Kullanılan iki Tanklı Nem Kontrol Şeması

2.6 İklimlendirme Test Kabinlerinde Kontrol ve Üretim Standartları

İklimlendirme test kabinlerinde sıcaklık kontrolünün nasıl ve neye göre yapılacağı, üretilen kabinlerin sıcaklık/nem kontrollerinin uygunlukları standartlar tarafından belirtilmiştir. Bu odalardaki sıcaklık ve nem kontrolü standartları, başta Uluslararası Standardizasyon Örgütü (ISO) ve Uluslararası Elektroteknik Komisyonu (IEC) olmak üzere çeşitli uluslararası standartlar tarafından titizlikle tanımlanmıştır. Bu standartlar çevresel testlerde tekdüzelik, doğruluk ve güvenilirlik sağlar. Bazı standartlar şöyledir;

ISO Standartları

ISO, çeşitli uluslararası standartlar geliştiren bağımsız bir kuruluştur. Klimatik koşullar için çevresel test odalarıyla bağdaşan ilgili bazı ISO standartları şöyledir:

- **ISO 10605:** Yol araçları- Standart sıcaklık ve nem test koşullarında elektrostatik boşalma kaynaklı elektriksel bozulmalar belirtilmiş için test yöntemleri.
- **ISO 16428:2005:** Cerrahi implante edilebilir malzemeler ve tıbbi cihazlarda statik ve dinamik korozyon testleri için test çözümleri ve çevresel koşullar.
- **ISO 16525-7:2014:** İzotropik elektriksel iletken yapıştırıcılar için çevresel test yöntemleri.
- **ISO 7137:1995:** Hava taşıtları için çevresel koşullar ve test prosedürleri.
- **ISO 9022-20:2015:** Optik ve fotonik- soğuk, sıcak ve nem için çevresel test yöntemleri

IEC Standartları

Uluslararası Elektroteknik Komisyonu (IEC) elektrik, elektronik ve ilgili teknolojiler için uluslararası standartlar geliştiren ve yayınlayan lider bir küresel kuruluştur. IEC tarafından geliştirilen standartlardan bazıları şunlardır: (IEC STANDARDS, 2023)

- **IEC 60068:** Çevresel Test, çevresel testlerle ilgili birçok bölüm içerir.
- **IEC 60068-02078:** Yüksek sıcaklık ve nem aralıklarında elektroteknik ürünler için test yöntemlerini açıklar.
- **IEC 60086-4:** Lityum pillerin güvenliğiyle ilgili bir bölüm.
- **IEC 60945:** Deniz navigasyonu ve radyo iletişim ekipmanları ve sistemleri, sıcaklık, nem ve tuz spreyi de dahil olmak üzere çevresel koşullara karşı dayanıklılık ve direnç için test yöntemlerini ve gerekli test sonuçlarını açıklar

Bu standartlar, İklimlendirme test kabinlerinde sıcaklık kontrolü için geniş bir yelpazede uygulamaları ve gereklilikleri kapsar. Özellikle yapılacak testlerin uyumluluğu **IEC 60068-3-6** "*Environmental testing - Part 3-6: Supporting documentation and guidance - Confirmation of the performance of temperature/humidity chambers*", standardı ile test prosedürlerinde belirtilen

gereksinimlere uyumlu olduğunu doğrulamak için sıcaklık ve nem test kabinleri için tekdüze ve tekrarlanabilir bir yöntem sağlar.

2.7 Sıcaklık ve Nem Kontrol Yöntemleri

İklimsel test kabinleri alanında, çevresel koşulların doğru simülasyonu için sıcaklık ve nem kontrolündeki hassasiyet çok önemlidir. Bu odaların performansı, belirli test gereksinimlerini karşılamak için kabin koşullarını düzenlemekten sorumlu olan kontrol sistemlerinin başarısına bağlıdır. Çok sayıda kontrol tekniği arasında, en yaygın olarak kullanılan PID metodudur. PID kontrolörleri bu uygulamalarda geleneksel seçim olmuştur.

Diğer yandan, yapay zekâ ve makine öğreniminin ortaya çıkışı, LSTM'i sıcaklık ve nem kontrolünde çığır açan bir alternatif olarak tanıtmıştır. LSTM, zaman serisi verilerini işlemede ustadır, bu da onu iklimlendirme test kabinlerinde çevresel koşullardaki dinamik değişiklikleri tahmin etmek ve bunlara uyum sağlamak için özellikle uygun hale getirir. PID kontrolörlerinin aksine, LSTM geçmiş verilerden öğrenebilir, gelecekteki eğilimleri tahmin edebilir ve daha bilinçli ayarlamalar yapabilir, böylece daha önce ulaşılamayan bir öngörü kontrolü seviyesi sağlar. Bu tür gelişmiş kontrol sistemlerinin entegrasyonu, iklim koşullarının daha doğru, verimli ve gerçekçi simülasyonunun önünü açarak daha uyarlanabilir ve akıllı çevresel testlere doğru bir geçişi ifade etmektedir. Kabin kontrol algoritmalarının çalışmasını daha iyi anlamak için kullanılan PID ve LSTM metodlarının tanımları ve detaylarına yer verilmiştir.

2.7.1 PID Modeli

Proses kontrolünde yaygın olarak kullanılan PID kontrolörleri, sıcaklık ve nemin kontrolü için endüstri standardı olarak kabul edilmektedir (Paz, 2001) (Roffel & Betlem, 2006).

PID kontrolörleri, sıcaklık kontrolü kullanımlarında uzun bir geçmişe sahiptir ve endüstriyel prosedürlerin iyileştirilmesinde önemli bir işlev görür. Doğru sıcaklık düzenlemesi gerektiren alanlarda yaygın bir uygulamaya sahiptirler.

PID kontrolörlerinin kökenleri, 19. yüzyılın sonlarına kadar uzanır. Tarihi James Watt'ın buhar motoru regülatöründen başlayarak, 20. yüzyılın başlarında Elmer Sperry ve Taylor Instrument Companies tarafından yapılan geliştirmelerle gittikçe ivme kazanmıştır.

PID kontrolörleri sadece İklimlendirme odalarında değil birçok sıcaklık ve nem kontrol tabanlı sistemlerde oldukça yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu kontrolörler, bir kontrol döngüsü geri besleme mekanizması kullanarak proses değişkeni ile bir ayar noktası arasındaki farka göre önceden ayarlanmış sabitlere göre çıkışı ayarlar. (Borase, Maghade, Sondkar, & Pawar, 2021)

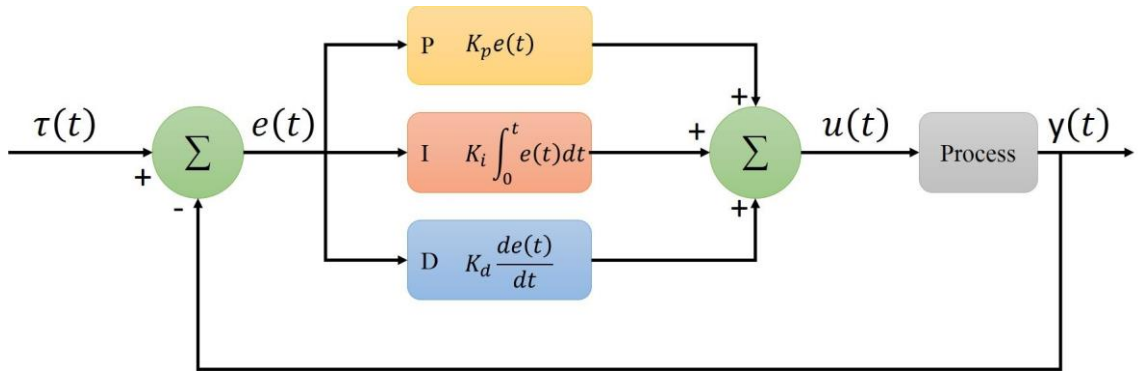
PID algoritması üç farklı parametreden oluşur:

Oransal (P) kontrol: Çıkışı hata ile orantılı olarak ayarlar.

İntegral (I) kontrol: Geçmiş hataların kümülatif toplamını hesaba katar.

Türev (D) kontrolü: Değişim oranına bağlı olarak gelecekteki hataları tahmin eder.

PID kontrolörünün çalışma şeması aşağıdaki Şekil 2-6'de gösterilmiştir.



Şekil 2-6. PID Kontrol Mekanizması Şeması.

Geri beslemeli kapalı döngüye sahip PID kontrol sisteminin blok diyagramı. Burada $\tau(t)$ ayar noktası veya istenen değerdir, $y(t)$ ise süreç değişkeni (PV) olarak bilinen değişkenin değeridir.

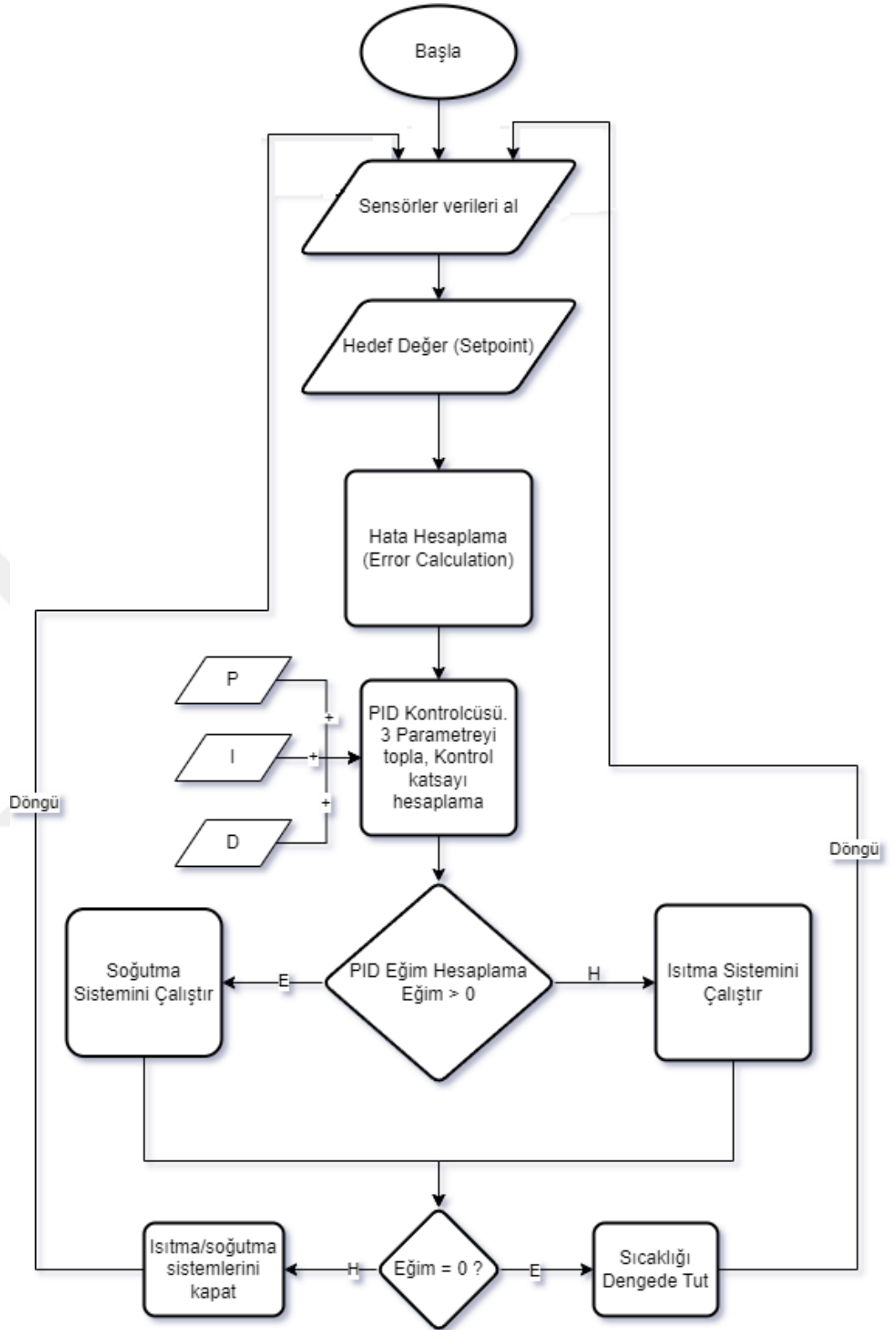
$$u(t) = K_p e(t) + K_i \int_0^t e(t) dt + K_d \frac{de(t)}{dt} \quad 2.1$$

K_p , K_i ve K_d oransal, integral ve sapma terimlerinin katsayılarıdır. Bu katsayılar P, I ve D olarak da gösterilebilir.

Oransal kontrol modu (K_p) kontrolör çıkışını hata ile orantılı olarak değiştirir. İntegral modu (K_i) kontrolör çıkışını sürekli azaltıp artırarak hatayı sıfırlar ve belirli bir süre sonra integral modu hatayı sıfırlar. Türev modu (K_d) hatadaki değişime göre çalışır ve hatanın artış oranına göre çıkış verir, büyük bir hata oluşmadan önce düzeltir. (Aygün, 2011)

İntegral terimi zaman içinde proses değişkenini inceler ve çıkışı düzeltmek için proses değişkeninden ofseti azaltır. Türevsel kontrol modu, proses değişkeninin değişim oranını izler ve bu nedenle olağandışı değişimler olduğunda çıkışı değiştirir. Kullanıcı, süreçten istenen performansı elde etmek için üç kontrol fonksiyonunun her bir parametresini ayarlar.

Karşılaştırma yapabilmek için bu çalışmada kullanılan ilk yöntem PID kontrolör olmuştur. Deney düzeneğinde PID kontrolörün çalışma prensiplerini gösteren sistemin akış diyagramı Şekil 2-7'de sunulmuştur.



Şekil 2-7. PID'nin Basit Çalışma Prensibi

PID katsayılarının hesaplanmasında etkili sıcaklık kontrolü, katsayılarının hassas bir şekilde ayarlanmasına bağlıdır. PID parametrelerini kalibre etmek için çok sayıda teknik vardır, en bilinenleri Ziegler-Nichols (1942) ve Cohen-Coon

(1953) gibi oldukça deneysel prosedürlerdir. Bu prosedürler, sistem kararlı bir yanıt üretene kadar belirli bir kurala dayalı olarak kazanç değerlerinin iteratif olarak değiştirilmesini gerektirir (Sukede & Arora, 2015). Sistem özelliklerine kolayca veya doğrudan erişilemediği durumlarda, kontrol parametrelerinin sezgisel olarak ayarlanması "kör kalibrasyon" olarak adlandırılır. İklimlendirme test kabinlerinde ise daha çok "kör kalibrasyon" kullanılmaktadır. Kabin içerisindeki test nesnesinin ısı yükünün tanımsız ve değişken olması, kabinin bulunduğu ortam sıcaklığına bağlı soğutma kapasitesinin değişken olması, teste başlamadan önce kabinin iç sıcaklığının belirsiz olması gibi sayılabilecek birçok sebep nedeniyle kabinlerde "kör kalibrasyon" ya da belirli aralıklarda K_p , K_i ve K_d 'yi değiştirmesine izin verilen tanımlı formüller kullanılmaktadır.

Test nesnelerinin ısı yüklerinin önemsiz olduğu kabinlerde Ziegler-Nichols metodu kullanılmaktadır. Bu metot, integral ve diferansiyel kazançların sıfırlanmasıyla başlar. Daha sonra oransal kazanç, bu noktada K_{MAX} değeri ile gösterilen kararsızlığa ulaşılan kadar yükseltilir. Salınım frekansı f_0 'dır. Daha sonra, oransal kazanç önceden belirlenmiş bir miktarda azaltılır ve f_0 'a göre integral ve diferansiyel kazançlarda ayarlamalar yapılır. P, I ve D kazançları **Tablo 2.1**'de tanımlanan değerler kullanılarak belirlenir. (Ellis, 2012)

Tablo 2.1 Ziegler-Nichols Yöntemine Göre P, I ve D Kazançları için Ayarlar

	K_P	K_I	K_D
P Kontrol Tipi	$0.5 K_{MAX}$	0	0
PI Kontrol Tipi	$0.45 K_{MAX}$	$1.2 f_0$	0
PID Kontrol Tipi	$0.6 K_{MAX}$	$2.0 f_0$	$0.125/f_0$

İklimlendirme test kabinlerinde kullanılan diğer bir PID katsayı hesaplama yöntemi ise zaman gecikmeli sistemler için ideal olan **Cohen-Coon ayarlama yöntemi**dir. 1950'lerin başında G.H. Cohen ve G.A. Coon tarafından formüle edilen bu yaklaşım zaman gecikmeli ölü aralıkların olduğu bu tür sistemler için kullanılması önerilmektedir. Bu teknik, bir adım girişine verilen yanıtın birinci dereceden gecikme artı ölü zaman (FOLPD) modeli kullanılarak tahmin edilebildiği sistemlere uygulandığında özellikle başarılıdır (Cohen & Coon, 1953). Ziegler-

Nichols yaklaşımı gibi diğer yöntemlerle karşılaştırıldığında, özellikle önemli ölçüde gecikmeli prosedürler için daha reaktif bir kontrol tekniği sunar. Cohen Coon kuralları tablosu **Tablo 2.2**'de gösterilmektedir. Ancak söz konusu yöntem kabin kontrolünde belirsiz ısı yüklerine karşı bu teknikte yeterince başarılı olamamaktadır.

Tablo 2.2 PID Parametre Ayarlamaları İçin Cohen-Coon Katsayı Önerileri

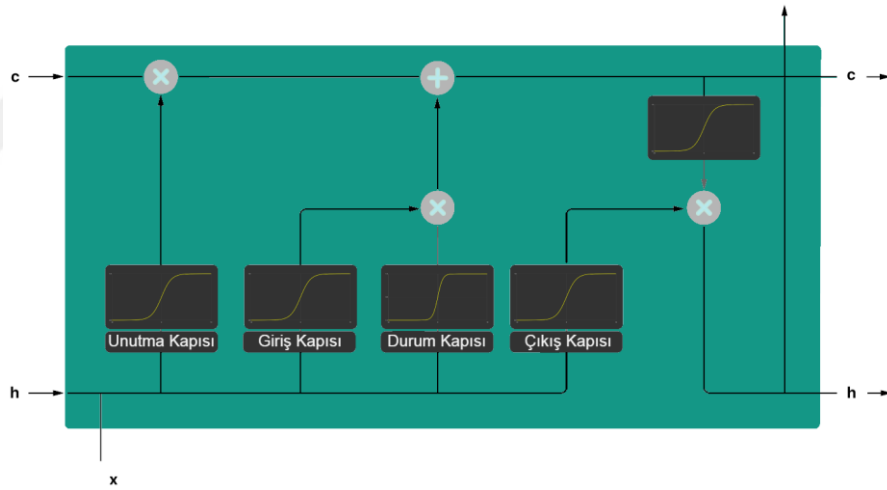
Kontrolcü Tipi	K _c	T _i	T _d
P	$\frac{1}{K} \frac{\tau}{T_d} (1 + \frac{T_d}{3\tau})$	—	—
PI	$\frac{1}{K} \frac{\tau}{T_d} (0.9 + \frac{T_d}{12\tau})$	$T_d \frac{30 + 3T_d / \tau}{9 + 20T_d / \tau}$	—
PID	$\frac{1}{K} \frac{\tau}{T_d} (\frac{4}{3} + \frac{T_d}{4\tau})$	$T_d \frac{32 + 6T_d / \tau}{13 + 8T_d / \tau}$	$T_d \frac{4}{11 + 2T_d / \tau}$

Bu çalışmada kullanılan mevcut iklimlendirme test kabininde kontrol yöntemi Cohen-Coon ayarlama yöntemidir. Parametreler autotune olarak sürekli yeniden hesaplanarak optimize edilmektedir.

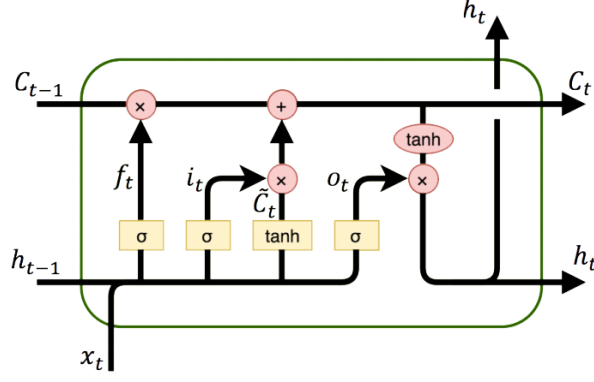
2.7.2 LSTM Modeli

"LSTM modellerinin geliştirilmesi, derin öğrenme ve yapay zekâ alanlarında önemli bir ilerlemeyi temsil etmektedir. Sepp Hochreiter ve Jürgen Schmidhuber tarafından 1990'ların sonlarında ortaya konan LSTM, özellikle standart tekrarlayan sinir ağlarının (RNN'lerin) uzun vadeli bağımlılıkları öğrenme sürecinde yaşadığı zorlukları ele almayı amaçlamıştır. (Pichotta & Mooney, 2016) RNN'ler, tekrarlayan dizileri işlemede etkili olmalarına rağmen eğitim sırasında karşılaşılan kaybolan ve bozulan gradyanlar gibi sorunlarla mücadele etmekteydi ve bu da verilerdeki uzun menzilli zamansal ilişkileri anlama konusunda zorluklar doğurmaktaydı. LSTM, farklı bir mimari yaklaşım sunarak bu zorlukları çözmeyi amaçlamıştır; bu mimari, bilgi akışını düzenlemek için giriş, unutma ve çıkış kapıları gibi öğelerden oluşur ve uzun menzilli bağımlılıkları yakalamak için tasarlanmıştır.

Bu kapılar, tekrarlayan ağı uzun süreli bağımlılıkları koruyarak ve kaybolan gradyan sorunundan kaçınarak uzun diziler boyunca bilgiyi tutmasını veya gereksiz olduğunu değerlendirdiği bilgiyi atmasını sağlar. Bu ilerleme, LSTM'leri zaman serisi tahmini, doğal dil işleme ve konuşma tanıma gibi sıralı verileri içeren çeşitli görevlerde son derece yetenekli hale getirmiştir. Standart bir RNN ağında modüller tekrarlayan yapıda tek bir katman içerir. Ancak tahmine dayalı sistemler ve işlemlerde geçmiş verileri hatırlayamayan bu yöntemin zayıflığını gidermek amacıyla 4 katmanlı bir sistem olan LSTM modeli geliştirilmiştir. Bir LSTM ağı, her biri ağı zaman içinde bilgiyi hatırlama ve işleme becerisinde hayati bir rol oynayan birkaç temel bileşen veya katmandan oluşur. Bir LSTM biriminin çekirdeği unutmama kapısı f_t , giriş kapısı i_t , ve çıkış kapısı o_t olmak üzere 3 işlem katmanından ve bu katmanların çıktıları hücre durumu C_t üzerinden taşınarak bir sonraki katmana aktaran 4 katmandan oluşur. LSTM katmanlarının yapısı Şekil 2-8'de verilmiştir. Kapıların giriş çıkış yapısı ise Şekil 2-9'de belirtilmiştir.

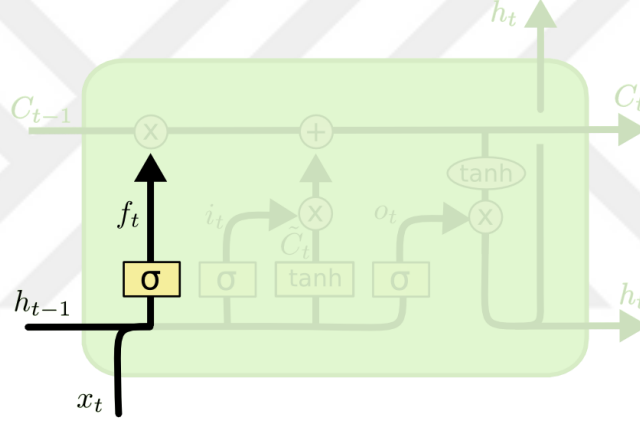


Şekil 2-8 . LSTM Katmanlarının Temel Yapısı



Şekil 2-9. LSTM Kapılarının Gösterildiği Modül

Şekil 2-9'da görüleceği üzere çok özel bir şekilde etkileşime giren dört katman vardır. LSTM, kapılar olarak bilinen yapılar tarafından dikkatlice düzenlenen bir hücre durumuna bilgi ekleme veya çıkarma yeteneğine sahiptir.



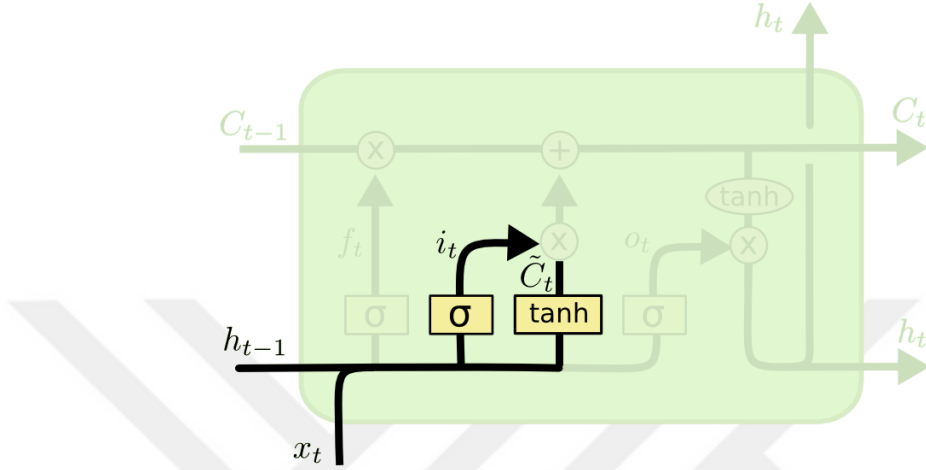
Şekil 2-10. LSTM'in Birinci (Unutma Kapısı) Katmanı (Colah's Blog, 2015)

İlk katman olan unutma “sigmoid” katmanı, her bir bileşenin ne kadarının geçmesine izin verilmesi gerektiğini tanımlayan “0” ile “1” ile bir arasında sayılar üretir. “0” değeri "hiçbir şeyin geçmesine izin verme" anlamına gelirken, “1” değeri "her şeyin geçmesine izin ver" anlamına gelir. Bu katman hangi değeri güncelleyeceğimize karar verir. Hücre durumuna veri yazıp yazmamayı kontrol eder. x_t ve h_{t-1} 'yi alır C_{t-1} 'ye hücre durumunu her sayı için 0 ile 1 arasında bir çıkış değeri hesaplayarak iletir. Bu sayede gerekli olan verileri alır ve gereksiz olan verileri unutarak formülü ve hesaplamayı daha temiz tutar. (Li X, 2020)

$$f_t = \sigma(W_f * [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad 2.2$$

İkinci katman olan giriş kapısı hücre durumunu günceller. Önceki ve mevcut bilgilerin sigmoid işleminin sonucuna göre güncelleme yapılıp yapılmayacağına

karar verilir. Giriş tarafından taşınan yeni bilginin önemini ölçmek için kullanılır. 0 bilgisi önemsiz, 1 bilgisi ise önemli olarak kabul edilir. Ayrıca verileri -1 ile 1 aralığına sıkıştıran tanh aktivasyon fonksiyonu da ağı düzenlemek için kullanılır. Sigmoid ve tanh fonksiyonlarının çıktıları daha sonra çarpılır ve hangi bilginin güncellenmesi gerektiğine karar verilir.



Şekil 2-11. LSTM'in İkinci (Giriş Kapısı) Katmanı (Colah's Blog, 2015)

$$i_t = \sigma(W_i * [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad 2.3$$

$$\hat{C}_t = \tanh(W_C * [h_{t-1}, x_t] + b_C) \quad 2.4$$

Artık hücre durumuna iletilmesi gereken yeni bilgi hesaplandı ve hesaplanan değerler hücre durumuna eklenebilir ve çıkış olarak aşağıdaki formülü elde ederiz. Bu sayede hücre durumu, dizinin işlenmesi boyunca ilgili bilgileri taşır ve unutma kapısı ile giriş kapısı tarafından değiştirilir (Kumar, Tulsyan, Gopaluni, & Loewen, 2018).

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \hat{C}_t \quad 2.5$$

2.8 Adam Optimizasyonu

Adam optimizasyon algoritması, LSTM gibi karmaşık yapılarda kullanılmak üzere tasarlanmış gradyan tabanlı bir yöntemdir. Adam'ın yaklaşımı uyarlanabilir öğrenme oranlarına ve moment tahminlerine dayanmaktadır (Kingma & Ba, 2014).

Her parametre için özelleştirilmiş bir öğrenme oranı sağlayarak ve gradyanların birinci ve ikinci momentlerini (ortalama ve varyans) hesaplayarak çalışır.

Parametre güncelleme denklemleri aşağıdaki gibidir.

- θ : Güncellenecek ağırlık parametresi
- α : Zaman adımı t için gradyan.
- m_t : Gradyanların birinci moment tahmini (hareketli ortalama).
- v_t : Gradyanların karelerinin ikinci moment tahmini (hareketli varyans).
- $\hat{m}_t$: Bias düzeltilmiş birinci moment.
- β_1, β_2 : Sırasıyla birinci ve ikinci moment tahminlerinin ağırlıklandırılması için katsayılar (genel olarak 0.9 ve 0.999 kullanılır).
- ϵ : Sayısal kararlılık için küçük bir sabit (genellikle 10^{-8}) eklenir ve olası hatalar önlenir.

Ölçek tahminleri ve bias düzeltmesinde birinci ölçek eşitliği aşağıdaki gibidir.

$$m_t = \beta_1 * m_{t-1} - (1 - \beta_1) * g_t \quad 2.6$$

İkinci ölçek eşitliği

$$v_t = \beta_2 * v_{t-1} - (1 - \beta_2) * g_t^2 \quad 2.7$$

Ve bias düzeltilmiş ölçekler eşitliği ise:

$$\hat{m}_t = \frac{m_t}{1-\beta_1^t} \quad \hat{v}_t = \frac{v_t}{1-\beta_2^t} \quad 2.8$$

Her iterasyonda aşağıdaki güncelleme eşitliği kullanılır (Kingma & Ba, 2014):

$$\theta_{t+1} = \theta_t - \frac{\alpha * \hat{m}_t}{\sqrt{\hat{v}_t + \epsilon}} \quad 2.9$$

Bu tezde gerçekleştirilen LSTM eğitiminde optimizasyon için Adam optimizasyon yöntemi uygulanmıştır

2.9 Değerlendirme Yöntemleri

Bu tez çalışmasında modeli ve geleneksel kontrol yöntemini kıyaslamaları değerlendirmek için Ortalama Karesel Hata (MSE), Ortalama Mutlak Hata (MAE) ve Belirtme Katsayısı yöntemleri kullanılmıştır. Bu değerlendirme yöntemleri özellikle nicel modellerin performansının değerlendirilmesinde olmak üzere çeşitli alanlarda yaygın olarak kullanılan istatistiksel ölçütlerdir.

2.9.1 MAE

MAE, aynı olguyu gösteren eşleştirilmiş gözlemler arasındaki hataları ölçer. Tahmin edilen ve gözlemlenen değerleri karşılaştırır. MAE formülü mutlak hataların toplamını örneklem büyüklüğüne böler. Hesaplama eşitliği aşağıda verilmiştir. (Willmott & Matsuura, 2005)

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - x_i|}{n} \quad 2.10$$

Burada, $|y_i - x_i|$ mutlak hatayı temsil eder, y_i tahmin edilen değer ve x_i gerçek değerdir. MAE bu mutlak hataların aritmetik ortalamasıdır.

```
from sklearn.metrics import r2_score

# Veri setini yüklemek için
file_path = 'TestDosyası.xlsx' # Excel dosyası
data = pd.read_excel(file_path)

# Ortalama Mutlak Hata (MAE) hesaplama
mae_pid = deviation_pid.abs().mean()
mae_lstm = deviation_lstm.abs().mean()

# Sonuçları yazdırma
print("PID için MAE:", mae_pid)
print("LSTM için MAE:", mae_lstm)
```

2.9.2 MSE

MSE karesel hata kaybının beklenen değerine karşılık gelen bir risk fonksiyonudur. Hataların karelerinin ortalamasını, yani tahmin edilen değerler ile gerçek değer arasındaki ortalama karesel farkı ölçer. MSE şu şekilde ifade edilebilir:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2 \quad 2.11$$

Her zaman pozitif bir değerdir ve hata sıfıra yaklaştıkça azalır. MSE, hata değerlerinin karelenmesinin bir sonucu olarak daha büyük hataları daha küçük olanlardan daha fazla vurgulayan Öklid mesafesinin karesinden kaynaklanır. Bu özellik MSE'yi verilerdeki aykırı değerlere karşı hassas hale getirir. (Das, Jiang, & Rao, 2004) MSE için kullanılan Python programı aşağıdaki gibidir:

```
from sklearn.metrics import r2_score

# Veri setini yüklemek için
file_path = 'TestDosyası.xlsx' # Excel dosyası
data = pd.read_excel(file_path)

# Ortalama Karesel Hata (MSE) hesaplama
mse_pid = (deviation_pid**2).mean()
mse_lstm = (deviation_lstm**2).mean()

# Sonuçları yazdırma
print("PID için MSE:", mse_pid)
print("LSTM için MSE:", mse_lstm)
```

2.9.3 Enerji Analizörü

Bu çalışmanın metodolojisinin kritik bir bileşeni, iklimlendirme test kabinlerinde PID ve LSTM modelleri ile yapılan testlerin verimliliğini değerlendirmek amacıyla çok önemli bir husus olan güç tüketimini ölçmek için bir Siemens marka PAC3100 model enerji analizörünün kullanılmıştır.



Fotoğraf 2-1. Siemens Enerji Analizörü

2.9.4 RMSE

RMSE, gerçek ve tahmin edilen değerler arasındaki farkların karelerinin ortalamasının kareköküdür. Gerçek ve tahmin edilen değerler arasındaki farkın büyüklüğünü ölçer ve bu farkların karelerini alarak hataları büyüklükleri üzerinde büyük hataların daha fazla vurgulanmasını sağlar.

RMSE'nin formülü şu şekildedir:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad 2.12$$

Burada, y_i gerçek değerler, $\hat{y}_i$ ise tahmin edilen değerlerdir, n ise veri noktalarının sayısını temsil eder (Chai, 2014). RMSE'nin değeri genellikle 0 ile ∞ (sonsuz) arasındadır ve daha düşük bir RMSE değeri, modelin daha iyi bir performans sergilediği anlamına gelir.

Karşılaştırmalar içerisindeki bütün testlerde hataları daha iyi görebilmek için grafik oluşturmada bu yöntem kullanılmıştır.

2.9.5 MAPE

MAPE, gerçek ve tahmin edilen değerler arasındaki mutlak yüzde farklarının ortalamasını ifade eder. Gerçek ve tahmin edilen değerler arasındaki yüzde farkını gösterir ve bu sayede hataları yüzde cinsinden ifade eder.

MAPE'nin formülü şu şekildedir:

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| * 100 \quad 2.13$$

Burada, y_i gerçek değerler, $\hat{y}_i$ ise tahmin edilen değerlerdir, n ise veri noktalarının sayısını temsil eder. % ile ifade edilir. (De Myttenaere, 2016) MAPE değeri genellikle yüzde olarak ifade edildiği için, %0 ile ∞ (sonsuz) arasında bir değer alır. MAPE'nin düşük olması, modelin daha iyi bir performans sergilediği anlamına gelir. Karşılaştırmalar içerisindeki bütün testlerde hataları daha iyi görebilmek için grafik oluşturmada bu yöntem kullanılmıştır.

MAPE ve RMSE hesaplama için kullanılan python programı aşağıdaki gibidir;

```
import pandas as pd
import numpy as np

# Excel dosyasından verileri yükleme
file_path = 'TestDosyası.xlsx' # Excel dosyası
data = pd.read_excel(file_path)

# Hedef sıcaklık ve PID/LSTM değerlerini alın
hedef_sicaklik = data['Hedef Nem']
pid_sicaklik = data['Anlık Nem (PID)']
lstm_sicaklik = data['Anlık Nem (LSTM)']

# RMSE (Root Mean Square Error) fonksiyonu
def rmse(y_true, y_pred):
    return np.sqrt(np.mean((y_true - y_pred) ** 2))

# MAPE (Mean Absolute Percentage Error) fonksiyonu
def mape(y_true, y_pred):
    return np.mean(np.abs((y_true - y_pred) / y_true)) * 100

# PID ve LSTM için RMSE ve MAPE hesaplama
rmse_pid = rmse(hedef_sicaklik, pid_sicaklik)
```

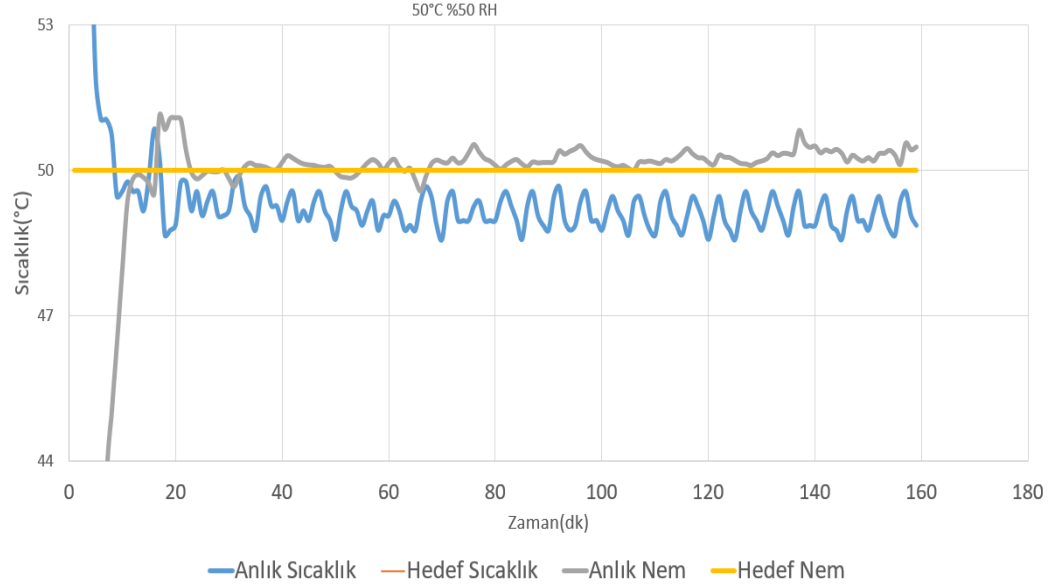
```
mape_pid = mape(hedef_sicaklik, pid_sicaklik)

rmse_lstm = rmse(hedef_sicaklik, lstm_sicaklik)
mape_lstm = mape(hedef_sicaklik, lstm_sicaklik)

# Sonuçları yazdırma
print(f'PID RMSE Değeri: {rmse_pid:.4f}')
print(f'PID MAPE Değeri: {mape_pid:.4f}%')
print(f'LSTM RMSE Değeri: {rmse_lstm:.4f}')
print(f'LSTM MAPE Değeri: {mape_lstm:.4f}%')
```

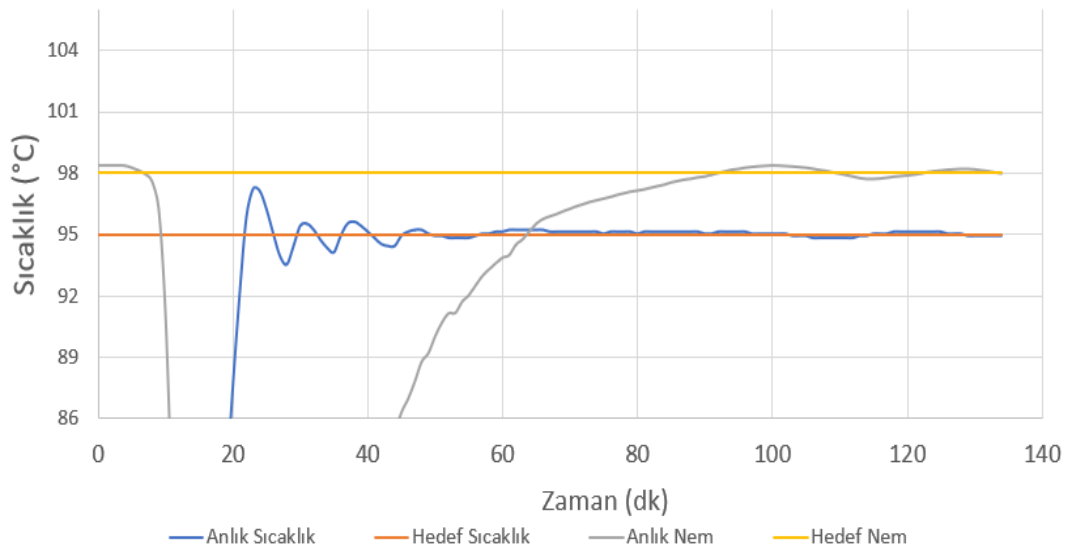
2.10 PID Sistemin Kararsızlığı

PID kontrolörleri basitlikleri ve çok yönlülükleri nedeniyle yaygın olarak kullanılmalarına rağmen, test sıcaklık/nem kontrolünün doğrusal olmayan ve dinamik doğasını, test edilen nesnenin anormal veya hesaplanamayan termal davranışlarına karşı etkili bir şekilde ele alma konusunda yavaş kalmakta ve bu sebeple kontrolde salınımlar oluşmaktadır. (McMillan, 2012) Oluşan bu istenmeyen sıcaklık/nem salınımları toleransların dışına çıktığında testin güvenilirliği olumsuz etkilenmekte ve başarısız olmaktadır. Örnek bir sıcaklık nem grafiği Şekil 2-12'deki gibidir. Burada test nesnesinin yaydığı sıcaklık sürekli değişmekte ve PID katsayılarının test düzenine uyum sağlayamaması sebebiyle sıcaklıklar tolerans içerisinde olsa dahi dalgalanmalar yaşanmaktadır.



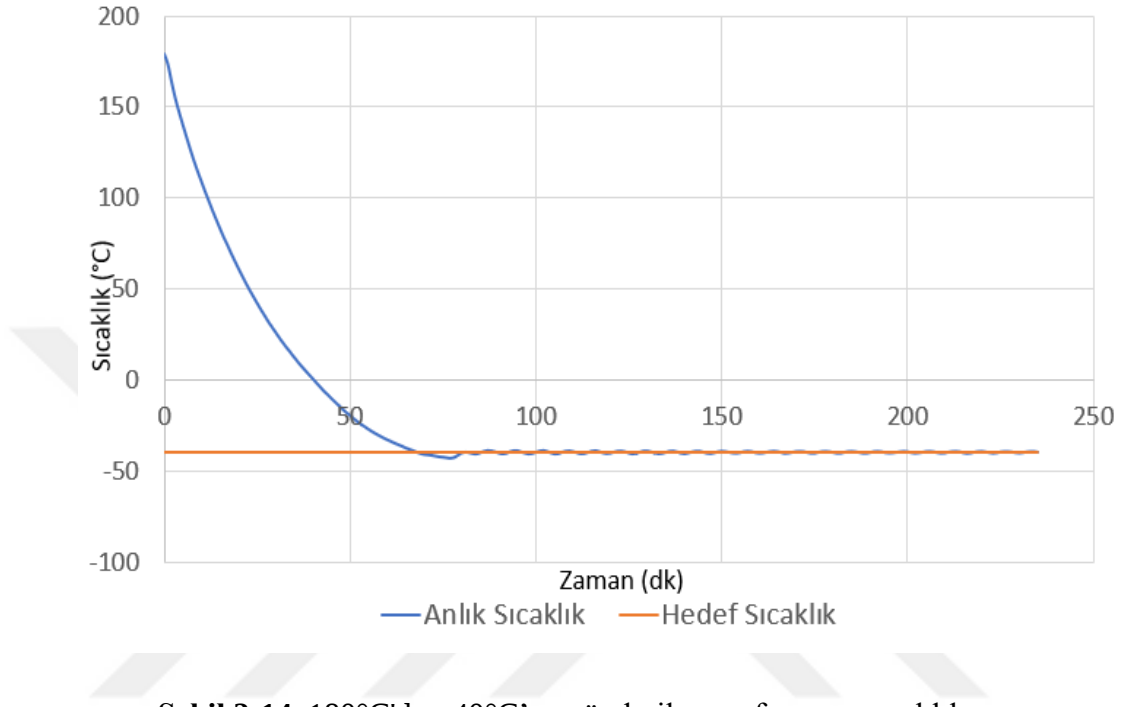
Şekil 2-12. 50°C sıcaklık 50%Rh Nem Test Grafiği

Başka bir sıcaklık-nem testi grafiğinde ise Şekil 2-13’de verilmiştir. PID tabanlı kontrol ile önceden ayarlı sistemin 95°C sıcaklık ve 98%Rh nem şartları altında gerçekleştirilen testin hedef sıcaklığa ilk geldiği sürelerde dalgalanmalara sebep olmuş ve sıcaklık adaptasyon süresi 25 dakika, nem dengelenmesi 90 dakika sürmüştür. Sıcaklık dalgalanmasının temel sebebi PID katsayılarının her sıcaklıkta farklı tepkiler vermesidir.



Şekil 2-13. 95°C sıcaklık ve 98%Rh nem testi grafiği

Test koşullarını daha da zorlaştırdığımızda belirlenen toleransın da ($\pm 3^{\circ}\text{C}$) dışına çıktığı görülmektedir. Örnek testte 180°C 'ye ısıtılmış kabinin -40°C 'ye soğuması istenmiş ve test sonuçları Şekil 2-14'de gösterilmiştir.



Şekil 2-14. 180°C 'den -40°C 'ye gönderilen performans sıcaklık zaman grafiği

Sonuçlara göre anlık sıcaklık ayarlı PID katsayılarıyla zamanında müdahalede yeterli olamamış hedefin 4°C altına inmiştir.

PID kontrolörlerinin temel kısıtlaması, sıcaklık ve nem arasındaki hızlı, dalgalı koşullar ve karmaşık etkileşimlerle başa çıkmak için yeterli donanıma sahip olmayan içsel tasarımlarından kaynaklanmaktadır. Bu mimari eksiklik gecikmelere ve aşımara neden olarak tercih edilen atmosferik ayarların korunmasında kararlılık sorunlarına yol açmaktadır (Atherton, 1999). Ayrıca, PID sistemlerinin İklimlendirme test kabinlerinde kullanıldığındaki zayıflığın temel nedenini **zaman gecikmeli kontrol** içeren ve belirsiz yükteki sistemlerde tahmine dayalı hesaplama yeteneğinin yüksek başarılı olmaması olarak gösterebiliriz.

Geleneksel PID tabanlı kontrol sistemlerinin bu tip kısıtlamaları, bu alanda derin öğrenme tekniklerinin uygulanabilirliğini ve gerekliliğini vurgulamaktadır. Derin öğrenme, büyük veri kümelerini işleme, tanımsız değişkenlere verdiği

tepkisel hız ve karmaşık doğrusal olmayan ilişkileri anlama kapasitesiyle, umut verici bir alternatif olduğunu göstermektedir. Bu gelişmiş yaklaşım, daha doğru ve güvenilir test sonuçları elde etmek için gerekli olan iklim koşullarının düzenlenmesinde gelişmiş hassasiyet, uyarlanabilirlik ve öngörülebilirlik sağlama potansiyeline sahiptir.

Geleneksel sistemlerin sınırlamaları, karmaşık ve değişken çevresel şartlara uyum sağlama kapasitelerinin kısıtlı olmasıdır. Bu sistemler genellikle:

- Kabin içindeki test nesnesinin değişken ve hesaplanamayan ısı yüküne karşı sıcaklık ve nem kontrolünde sistem olarak yavaş veya tutarsız tepki verir.
- Sabit parametrelerle programlanan kontrolcüler uzun dönemli performans dalgalanmaları ve sistem yaşlanmasını kompanse edemez.
- Artan sıcaklık dalgalanmaları yüksek enerji tüketimi ve verimsizlikle sonuçlanabilir.
- Karmaşık ve katı kurallar içeren değişken test protokolleri için esnek olamayabilir.

Bu nedenle, daha karmaşık ve uyarlanabilir kontrol sistemlerinin geliştirilmesi, araştırma ve geliştirme çalışmalarında önemli bir yer tutmaktadır. Geleneksel kontrol sistemlerinin kısıtlarını anlamak ve derin öğrenme yaklaşımlarıyla bu kısıtları aşma potansiyelini tartışmak önemlidir.

3. LSTM MODELİNİN OLUŞTURULMASI

Bu bölümde, PID metodu yerine, PID verileriyle eğitilmiş bir LSTM modeli kullanılarak parametrelerden bağımsız sıcaklık kontrolü elde edilmesi amaçlanmıştır. Model eğitimi sanal bir kontrolcüde gerçekleştirilmiştir. Bu simülatör ile bir PID denetleyicisini taklit etmek için Keras'ta LSTM sinir ağı eğitilmiştir. İlk adım olarak PID parametreleri kullanarak LSTM için veri seti oluşturulması amaçlanmıştır.

Deneyin mevcut aşamasında, sıcaklık simülatörü ile bilgisayar ortamında PID kontrolörünün uygulanması yapılmaktadır. Kullanılan kütüphaneler: İlk kod hücrelerinde, tclab, pandas, matplotlib, numpy, random, time, tqdm, sklearn ve keras gibi temel Python kütüphaneleridir. Bu kütüphaneler veri manipülasyonu (pandas, numpy), görselleştirme (matplotlib), makine öğrenimi ve veri ön işleme (sklearn), derin öğrenme (keras) ve donanım etkileşimi (tclab) için kullanılmıştır.

3.1 PID Kontrolcüsü Hazırlama ve Veri Kümesi Oluşturma

Bu bölümde kapsamlı veri toplama için bir dizi veri depolama mekanizması kurulacaktır. Kontrolör 900 dakikalık bir süre boyunca çalışacaktır; bu süre, kapsamlı bir veri setinin elde edilmesini sağlamak için seçilen bir zaman dilimidir. Sıcaklık ayar noktası bu süre boyunca aralıklı olarak değiştirilecektir. Bu yaklaşım, sistemin hem kararlı durum hem de geçici davranışsal tepkilerini kapsayan sağlam bir veri kümesi elde etmek için tasarlanmıştır.

Model eğitiminin ilk aşamasında, kapsamlı bir veri ön işleme süreci uygulayarak veri kümesini titizlikle hazırlamak çok önemlidir. Bu araştırma projesinde, PID parametrelerinin belirlenmesinde Cohen-Coon metodu kullanılmıştır. Kullanılan parametreler ve sabitler **Tablo 3.1**'de verilmiştir.

Tablo 3.1. LSTM'i eğitmek için kullanılan PID parametreleri

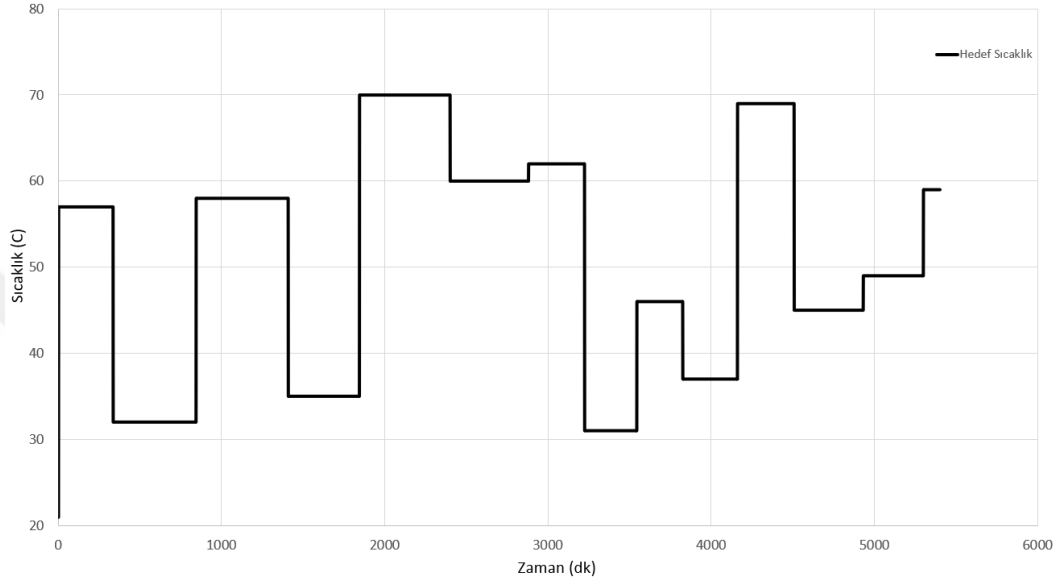
Sabit	Değer	Açıklama
K	1.0	Proses Kazancı
T	50.0	Proses Zaman Sabiti (saniye)
L	10.0	Proses Gecikme Zamanı (saniye)
K _P	Hesaplanan Değer	Oransal Kazanç
K _I	Hesaplanan Değer	İntegral Kazanç
K _D	Hesaplanan Değer	Türevsel Kazanç

Burada kullanılan sabitlerden K, T ve L deneysel çalışmalarla kabinin karakteristiğine göre belirlenmiştir. İlk sabit proses kazancı (K), proses çıktısı ile girdisi arasındaki orantılılık faktörünü temsil eder. Daha yüksek bir kazanç, verilen bir girişe karşı daha büyük bir çıktı tepkisini ifade eder. Bu bağlamda, baz hattı olarak 1,0 olarak ayarlanmıştır. Proses zaman sabiti (T), bir adım girişten sonra prosesin son çıktı değerinin yaklaşık %63'üne ulaşması için geçen zamanı gösterir. Prosesin atalet ölçüsüdür, daha büyük bir değer daha yavaş bir tepkiyi gösterir. Proses gecikme zamanı (L): Giriş eylemi ile proses çıktısında gözlemlenebilir etki arasındaki zaman gecikmesini temsil eder. Daha büyük bir gecikme kontrolü daha zor hale getirir.

PID katsayılarından ilki oransal kazanç (K_P), mevcut hataya, yani set noktası ile proses değişkeni arasındaki farka verilen tepkiyi belirler, bu yöntem kazancı proses özelliklerine (K, T, L) göre ayarlar. Cohen-Coon yöntemiyle de hesaplanır. Diğer katsayı (K_I), integral kazancı, geçmişte biriken hataları ele alır. Hata üzerinden zamanla entegrasyon yaparak, yalnızca oransal bir kontrolörle oluşabilecek kalıcı sabit durum hatasını ortadan kaldırmaya yardımcı olur ve K_P gibi Cohen-Coon yöntemiyle hesaplanır. Son olarak K_D, türevsel kazanç, hatanın değişim hızına yanıt verir, hatanın gelecekteki eğilimini öngörür, aynı zamanda aşırı dalgalanmayı en aza indirmekte ve sistem stabilitesini iyileştirmede faydalıdır. K, T, L'ye dayanarak hesaplanır. (Jin, 2019)

PID kontrolörden elde edilen giriş-çıkış bilgilerini kullanarak LSTM ağı için eğitim veri seti titizlikle bir araya getirilmiştir. LSTM ağının doğruluğu, etkinliği ve iyi eğitilmesi için hassas değerler içeren eğitim veri kümesi gerektirir. Bunun için, PID kontrollü mevcut sıcaklık sisteminin hedef sıcaklıkları tutarlı bir şekilde

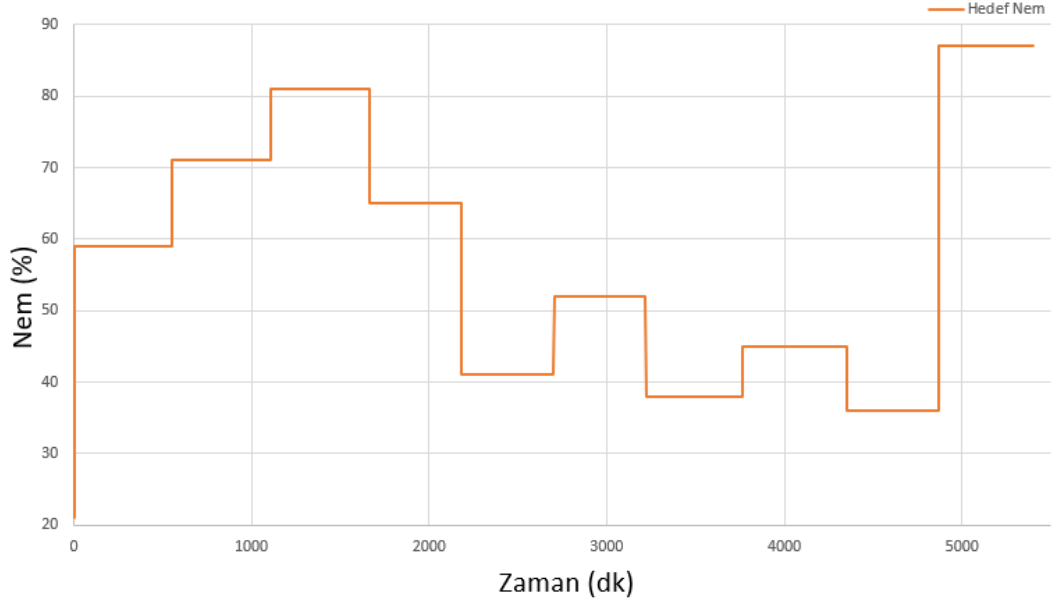
elde edebilmesi ve koruyabilmesi çok önemlidir. Bu gereksinimi karşılamak için, rastgele üretilen değerler kullanılarak önceden belirlenmiş bir sıcaklık aralığında PID kontrolörünü kapsamlı bir şekilde test etmek için kapsamlı bir hedef sıcaklık profili geliştirilmiştir. Bu yöntem, kontrolörün farklı operasyonel durumlardaki etkinliğini değerlendirmek için çok önemlidir. Şekil 3-1'de PID test prosedürünün kurulumu gösterilmektedir.



Şekil 3-1. PID Denetiminde Kullanılan Referans Sıcaklık-Zaman Değerleri Grafiği

Şekil 3-1'deki Referans Sıcaklık-Zaman Grafiği' diyagramı 20°C ila 80°C sıcaklık aralığını göstermektedir. Her adım süresi 30 dakika seçilmiş maksimum sıcaklık farkı sistemin doğal davranması için maksimum 30°C belirlenmiştir. Sıcaklık prosedürü 10 adet farklı ayar noktasından oluşmaktadır ve yaklaşık 5400 dakika (90 saat) boyunca sürmektedir. Referans değerlerin oluşturulması ile PID kontrolörünün etkinliği daha objektif bir olarak elde edilebilmektedir.

Benzer grafik nem testlerinde kullanılması için sabit sıcaklık altında nem kontrolü içinde üretilmiştir. Özellikleri ise nemin hızlı değişmesinden kaynaklı adım geçişleri sıcaklık prosedürü kadar kısa tutulmamıştır.



Şekil 3-2. PID Denetiminde Kullanılan Nem Referans Değerleri Grafiği

Sıcaklık ve nem kontrol prosedürü oluşturulma özellikleri **Tablo 3.2**'de gösterilmiştir.

Tablo 3.2 Prosedür Özellikleri

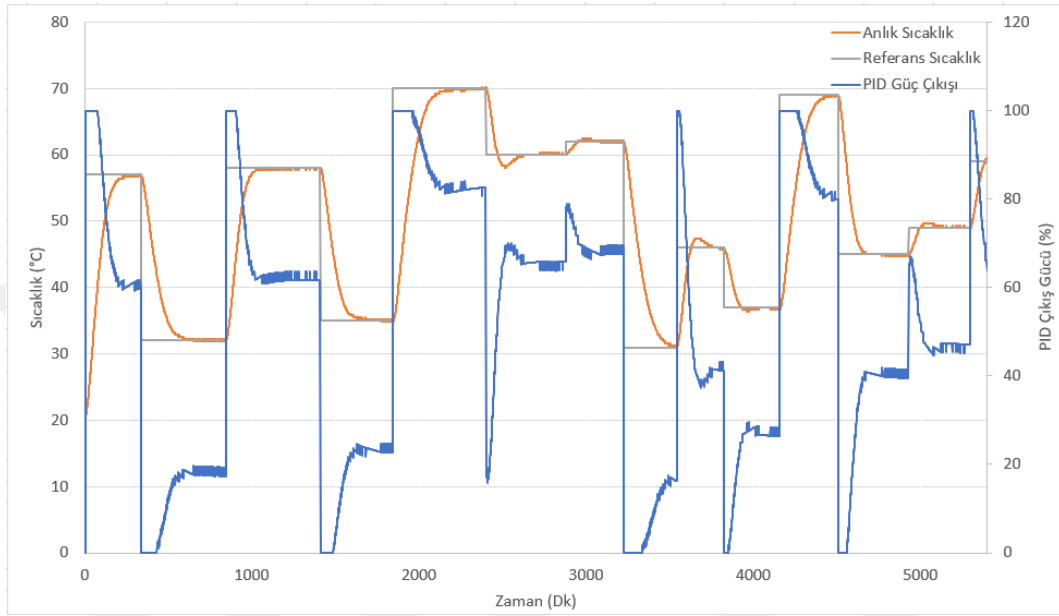
Test	Adım Sayısı	Minimum Değer	Maksimum Değer	Maksimum Değer Farkı	Toplam Test Süresi (dk)
Sıcaklık	14	20 °C	80 °C	30 °C	5400
Nem (50 °C'de)	10	30 %Rh	90 %Rh	50 %Rh	5400

3.2 PID Denetiminin Uygulanması

Oluşturulan prosedüre göre belirlenen değerlerle hesaplama ve simülasyon başlatılır. Hesaplanan PID kontrol çıkışı $Q_1(\%)$ 0 ile 100 arası bir değer olup algoritmaya bağlı ivmesi ölçülerek ısıtma ya da soğutma sistemlerinin ve nem kontrolü için nemlendirme kazanının ya da nem alma evaporatörünün devreye girip çıkmasını belirler. Sıcaklık kontrolü tipik olarak rezistans çıkışı şeklinde bir ısıtma elemanına ya da soğutma amaçlı evaporatöre soğuk akışkan gönderme yöntemiyle kompresöre uygulanırken nemlendirme kontrolü buhar kazanı yoluyla nemlendirme ve kompresör yoluyla yoğunlaştırma yöntemine dayanır. Bu işlem sistemi istenen ayar noktası sıcaklığına ve neme ulaşması ve bu değeri koruması için gerekli olan yöntemdir. Periyodik olarak her dakikada bir, komut dosyası

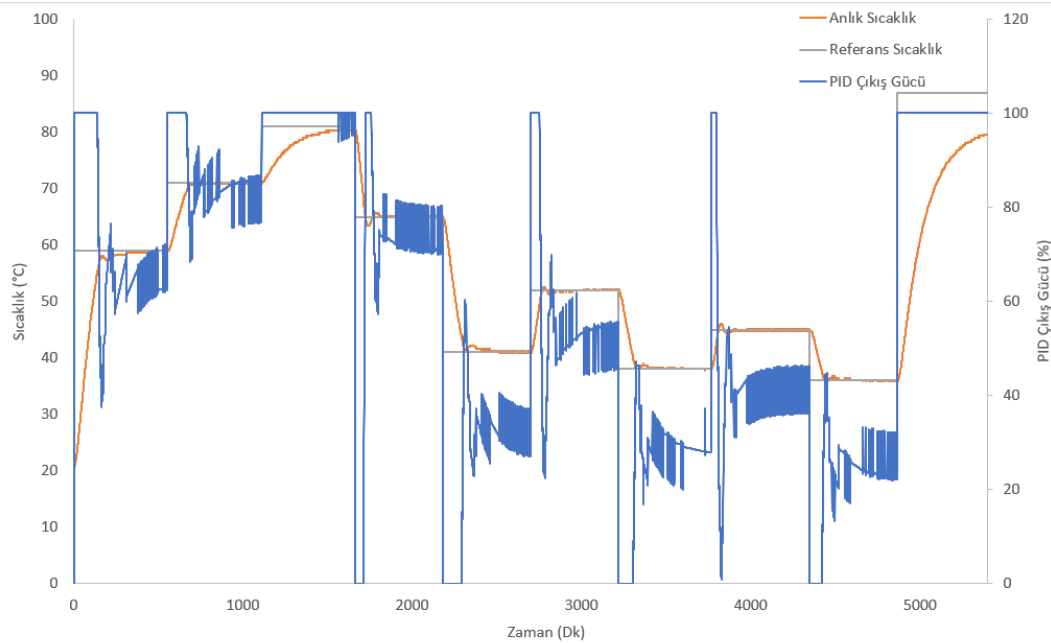
zaman, ayar noktası sıcaklığı, gerçek sıcaklık, PID çıkışları ve birikmiş hata dahil olmak üzere mevcut durumu kaydeder. Bu günlük kaydı, sistemin performansını ve PID kontrolünün etkinliğini izlemek için çok önemlidir. Bu veriler daha sonra bir veri kümesi oluşturmak için kullanılır.

PID ile yapılan sıcaklık test sonuç grafiği Şekil 3-3’de gösterilmiştir.



Şekil 3-3. PID ile yapılan sıcaklık/zaman test sonuç grafiği

PID denetimin sabit sıcaklık altında değişken nem referansı tepkisi grafiği Şekil 3-4’de verilmiştir.



Şekil 3-4. PID ile Yapılan Nem/Zaman Test Sonuç Grafiği

Oluşturulan veri setleri LSTM'i eğitmek için gerekli verileri içermekte ve bir sonraki adıma geçmemize olanak sağlamıştır. Elde edilen veriler ile modeli oluşturmadan önce verilerin ölçeklendirilmesi ve LSTM'in beklediği şekle getirilmelidir.

Bu ölçeklendirme için kullanılan hedef sıcaklık/nem, anlık sıcaklık/nem ve güç çıkışı verileri ile hata farkını da alarak son 15 saniyeyi girdi olarak kullanıp model sıcaklık ve nem olmak üzere ayrı ayrı eğitilmiştir. Adam optimizasyonu ve gerçek değerden ne kadar sapma gösterdiğini ölçmek için “ortalama karesel hata” kayıp fonksiyonu kullanılmıştır.

3.1 Veri Set ve Eğitim Parametreleri

Sıcaklık ve nem kontrolünde LSTM'i uygulamak için deneysel kurulum birkaç kritik parametre içerir. Bu bölümde, LSTM modelimizi sıcaklık ve nem kontrolü için uygulamak üzere kullanılan veri setinin özelliklerini ve modelin eğitimi için belirlenen kritik parametreleri ayrıntılı bir şekilde ele alacağız.

Test odaları, sıcaklığı sürekli olarak izleyen ve bu verileri LSTM ağına besleyen sıcaklık sensörleriyle donatılmıştır. Geçmiş sıcaklık ve nem verileri ve PID parametreleri üzerinde eğitilen LSTM modeli, gelecekteki sıcaklık değişikliklerini tahmin eder ve kontrol mekanizmalarını buna göre ayarlar.

3.1.1 Veri Seti Özellikleri

LSTM modelinin eğitiminde kullanılan veri seti, test odalarındaki sıcaklık ve nem değerlerini içermektedir. Veri seti, sürekli olarak izlenen sıcaklık sensörleri aracılığıyla toplanmıştır. Ölçümler, belirli bir zaman aralığında sıklıkla kaydedilmiş ve bu veriler, modelin eğitimi için temel oluşturmuştur.

Toplanan Veri Türleri: Sıcaklık ve nem değerleri, sürekli zaman serisi verileri şeklinde toplanmıştır. **Veri Toplama Süreci:** Sıcaklık sensörleri tarafından sürekli olarak ölçülen veriler, belirli bir zaman aralığında kaydedilmiş ve veri seti oluşturulmuştur. Toplanan veriler, LSTM modelimizin eğitimi için kullanılmıştır.

LSTM'in eğitim aşaması, modelin doğruluğu ve verimliliği için çok önemli olan ağdaki katman ve nöron sayısının, öğrenme oranının ve epok sayısının belirlenmesini içerir. Eğitim verileri tüm verinin %80'i, test veri seti ise %20'si olarak belirlenmiştir. Bu oran eğitim skorlarına bakılarak en optimum değere gelinceye kadar denenmiş ve bu değerde (%20 test) yüksek eğitim değerleri alındığı için tercih edilmiştir.

Bu oran kaybı ayrı bir veri kümesinde izlemeye ve kayıp sabitlendiğinde model eğitimini erken durdurmamızı sağlar. Kayıp sabitlendikten sonra beklenecek süre de modelin geçmişe aşırı uyumlu olmaması için gereklidir. LSTM çalışmasında kullanılan hiperparametreler **Tablo 3.3**'da verilmiştir.

Tablo 3.3. LSTM Kontrol Parametreleri

Hiperparametreler	Değer/Metot (Sıcaklık)	Değer/Metot (Nem)
Asenkron hiperparametre Optimizasyonu	Hyperopt	Hyperopt
İzlenilen pencere aralığı (s)	15	15
Optimize Metodu	Adam	Adam
Hata Düzeltme Fonksiyonu	Ortalama Kare Hata (MSE)	Ortalama Kare Hata (MSE)
LSTM Katmanı	2	2
Batch Boyutu	128	64
Dropout rate	0.1	0.1
Dense Katmanı	1	1
Doğrulama oranı	20%	20%
Kayıp sabitliği bekleme süresi (s)	25	25
Nöron Sayısı	100	100
İterasyon Sayısı	400	500
Toplam LSTM Eğitim Parametresi	121701	121701
Öğrenme Oranı	0.005	0.0061

3.2 LSTM Modelinin Eğitilmesi

İklimlendirme test kabinlerinde LSTM metodu uygulanmış ve yapılan testlerin bulguları aşağıdaki gibidir. İlk olarak eğitilen modelin performansını ölçmek amacıyla kullanılan değerlendirme metrikleri ve gerçek sonuçlar ile modelin tahmin ettiği sonuçlar arasındaki farklar hesaplanır.

Model, sinir ağı mimarilerindeki geçerli protokole uygun olarak, girdilerin ardışık aşamalar boyunca sistematik bir şekilde dönüştürülmesini sağlayan sıralı bir katman yığını olarak kurulmuştur. İlk LSTM katmanı, verilerdeki karmaşık bağımlılıkları tanımlamayı amaçlayan 100 birimden oluşur. Bu sayı, hesaplama karmaşıklığı ile öğrenme potansiyeli arasındaki dengeyi yansıtır. Derin öğrenme modellerinde sıkça karşılaşılan bir sorun olan aşırı uyum olasılığını azaltmak için %10 oranında bir "Dropout katmanı" kullanılmaktadır. Eğitim süreci sırasında nöronların bir alt kümesi rastgele atlanarak genellemenin artırılması sağlanmıştır.

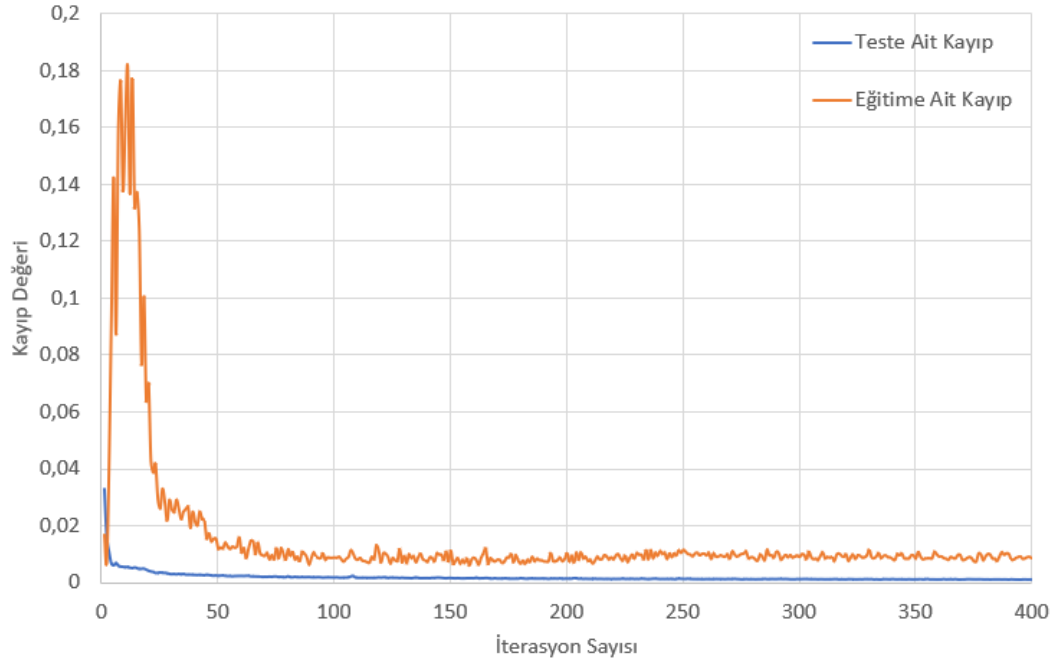
Son olarak, bir birimli "Dense" katman, modelin öğrenilen özelliklerini regresyon gibi görevler için uygun olan tekil bir çıktı değerinde birleştirir. Bu tasarım, zamana dayalı verilerdeki karmaşık örüntüleri tanıyabilen bir modelle sonuçlanır ve bu da onu hassasiyet ve esnekliğin çok önemli olduğu iklimlendirme test ortamlarında tahmin yapmak için son derece uygun hale getirir.

Sıcaklık ve nem kontrolünde kullanılması için eğitilen modelin kayıp grafikleri **Şekil 3-5** ve **Şekil 3-6** da gösterilmiştir. Bu grafik modelin eğitim ve test aşamalarında performansını değerlendirmek için kullanılan bir göstergedir. Bu grafik, modelin eğitim sırasında ve daha sonra test edildiğinde tahminlerinin ne kadar doğru olduğunu ölçmeye yarar.

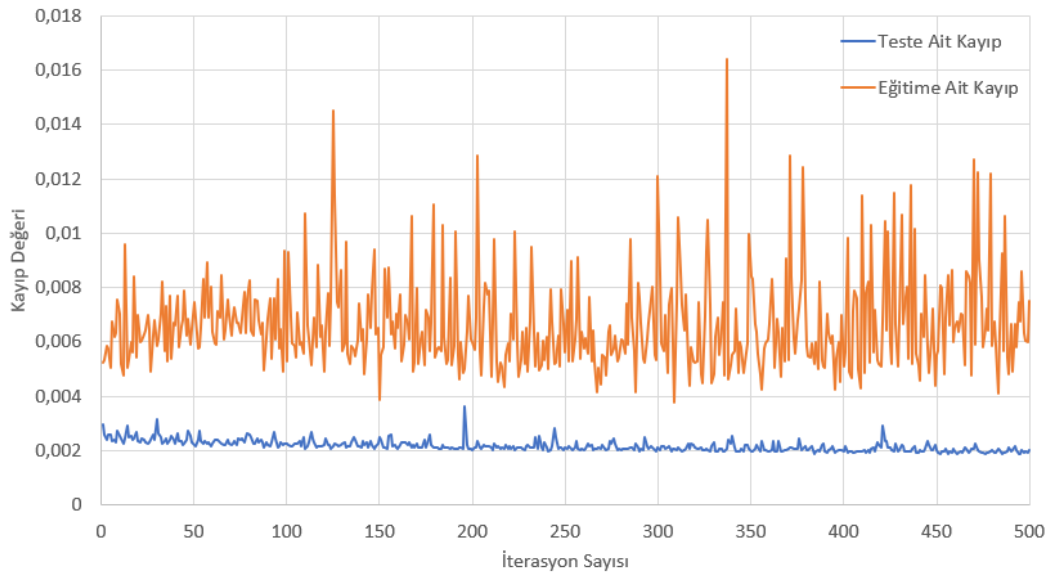
Eğitim ve test kayıp grafiği, modelin eğitim veri setinde ne kadar iyi öğrendiğini ve daha önce görmediği verilere (test veri seti) ne kadar iyi genelleme yaptığını gösterir. Kayıp grafiği, modelin gerçek sonuçlar ile tahmin ettiği sonuçlar arasındaki farkları temsil eder. Eğitim kaybı, modelin eğitim veri setinde ne kadar başarılı olduğunu gösterirken, test kaybı, modelin genelleme yeteneğini ifade eder.

Bu grafik, modelin performansını anlamak ve geliştirmek için kullanılır. Eğitim kaybının zamanla nasıl azaldığı veya arttığı incelenerek modelin eğitim veri setine nasıl uyum sağladığı anlaşılır. Aynı şekilde, test kaybının eğitim kaybindan

ne kadar farklı olduğu, eğitim verisinin test verilerinin üzerinde seyretmesi modelin genelleme yeteneğini ve gerçek dünya verilerine ne kadar iyi uyum sağladığını ve eğitimin başarılı olduğunu gösterir.



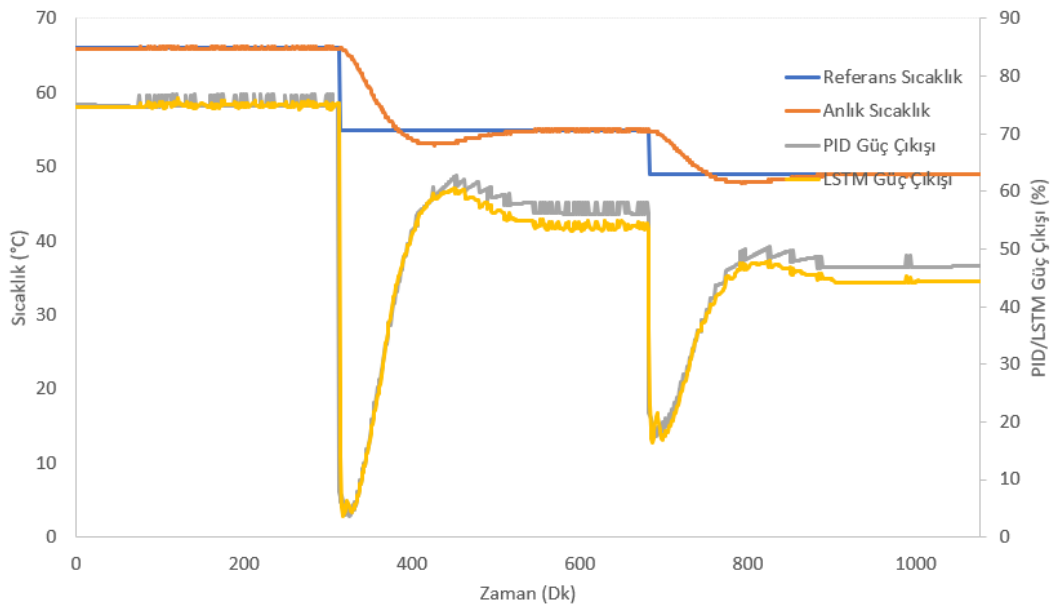
Şekil 3-5. LSTM Metodunda Sıcaklık Verilerine Ait Eğitim ve Test Loss Grafiği



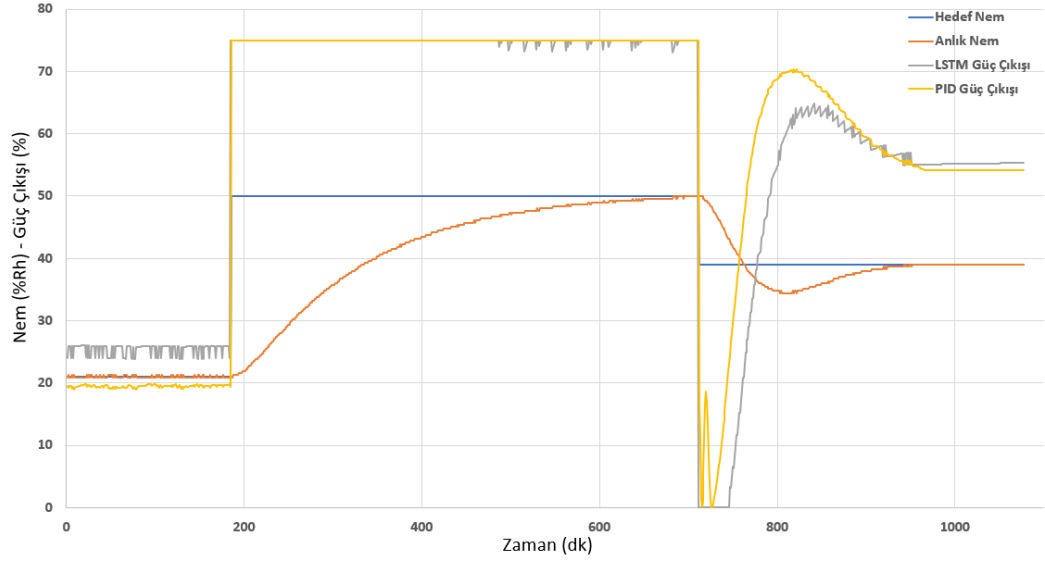
Şekil 3-6. LSTM Metodunda Nem Verilerine Ait Eğitim ve Test Loss Grafiği

Eğitim tamamlandıktan sonra iklimlendirme test kabiniinde LSTM ağını kullanmadan önce, LSTM'in tahmin davranışının bir PID kontrolörünün beklenen sonuçlarına yakın bir şekilde karşılık geldiğinden emin olmak çok önemlidir. Bu doğrulama, güvenlik ve hassasiyet için önemli bir kontroldür. Özellikle güçlü ısıtıcılara sahip cihazlarda doğrulanmamış bir sıcaklık veya nem kontrolörünün uygulanmasının sonuçları çok ağır olabilir. Verimsiz bir kontrol mekanizması, kontrolsüz bir ekzotermik reaksiyona neden olarak olumsuz etkilere yol açabilir.

Bu nedenle, tam olarak bu amaç için LSTM'in özelliklerini karşılayacak şekilde tasarlanmış bir veri seti ayrılmıştır (%20). Bir sonraki adım, belirli girdiler sağlandığında LSTM'in beklenen güç çıktıları bir PID kontrolörünün beklenen reaksiyonlarıyla karşılaştıran karşılaştırmalı bir analiz etmektir. Bu analiz Şekil 3-7'de görüleceği üzere kısa süreli olarak tasarlanmış olup PID tabanlı kontrolde LSTM çıktılarının uyumluluğunu göstermektedir.



Şekil 3-7. PID-LSTM'in Uyumluluğu Görmek için Düzenlenen Sıcaklık Test Grafiği



Şekil 3-8. PID-LSTM'in Uyumluluğu Görmek İçin Düzenlenen Nem Test Grafiği

Gerçekleştirilen testte PID kontrolöründen elde edilen gerçek verilerle teorik olarak karşılaştırılması cesaret verici bir sonuç vermektedir. Siyah renkle gösterilen PID çıkışı, aynı giriş veri kümesi sağlandığında mavi renk ile gösterilen LSTM ağının PID ile öngörülen uyumlu davranışını göstermektedir. LSTM'in tepkisinin, LSTM'in uygulanabilir bir ana kontrolör olarak potansiyelini kanıtlayan yerleşik PID kontrolör davranışını yakından yansıttığı görülmektedir

4. İKLİMLENDİRME TEST KABİNLERİNDE SICAKLIK KONTROLÜNÜN LSTM İLE GERÇEKLEŞTİRİLMESİ

İklimlendirme test kabinleri alanında, gelişmiş kontrol sistemlerinin ortaya çıkışı, sıcaklık düzenlemesinin hassasiyeti ve verimliliğinde önemli bir gelişime işaret etmiştir. Bunlar arasında, bir derin öğrenme biçimi olan LSTM ağlarının uygulanması özellikle yenilikçi bir yaklaşım olarak öne çıkmaktadır. Bu bölüm, iklimlendirme test kabinlerinde sıcaklık kontrolü için LSTM modellerinin uygulanmasını ele alarak bu yöntemin inceliklerini ve avantajlarını vurgulamaktadır. Beklentimiz PID yerine kullanılacak alternatif bir sistemin güç tüketimi ve kontrol hassasiyetinin artmasıdır.

Zaman serisi verilerini etkili bir şekilde işleme ve tahmin etme yetenekleriyle bilinen LSTM ağları, sıcaklığı kontrol etmek için gelişmiş bir mekanizma sunar. Sürekli geçmiş veriyle beslenen ve mevcut durum hatalarına tepki veren geleneksel PID kontrolörlerinin aksine, LSTM modelleri geçmiş verilerden öğrenebilir, gereksiz gördüğü verileri unutabilir böylece gelecekteki sıcaklık eğilimlerini tahmin edebilir ve kontrolleri ileriye dönük olarak ayarlayabilir. Bu öngörü yeteneği, özellikle sıcaklık koşullarının sık sık değiştiği, kabin içindeki test nesnelerinin veya düzeneklerinin yaydığı hesap edilemeyen ısı yük içeren ve hassas kontrolün çok önemli olduğu karmaşık ortamlarda faydalıdır.

4.1 İklimlendirme Test Kabinine LSTM'in Entegre Edilmesi

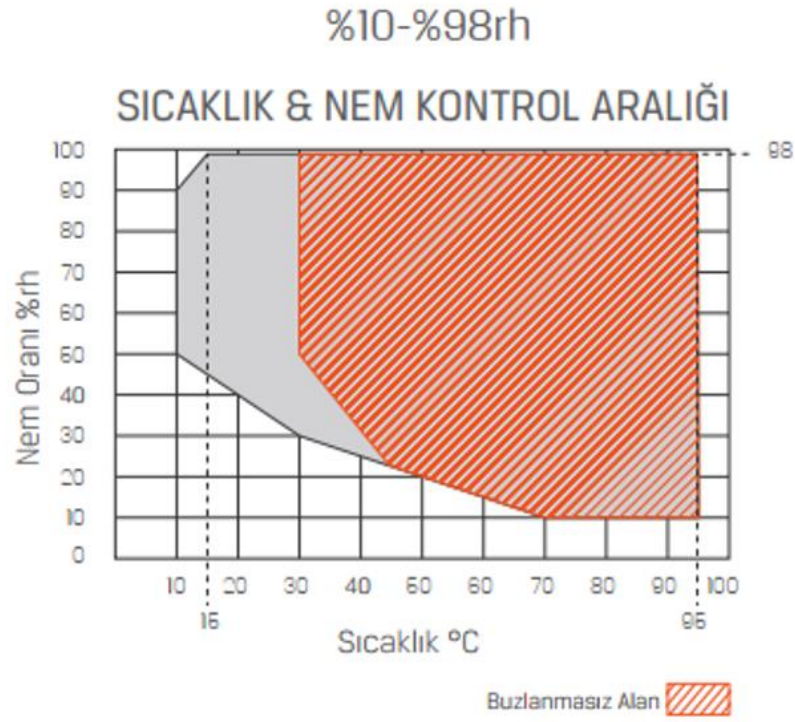
Bir sonraki aşamada PID ile eğitilmiş ve test edilmiş LSTM'in gerçek bir iklimlendirme test kabininde ana kontrolcü olarak tayin edilmesi ve çalıştırılmasını içermektedir. Bu tez çalışmasına kullanılan iklimlendirme test kabini Fotoğraf 4-1'de gösterilmiştir.



Fotoğraf 4-1. Kullanılan İklimlendirme Test Kabini (Detail Test Kabinleri, 2023)

İklimlendirme test kabininin özellikleri şöyledir:

- **Sıcaklık kontrol aralığı:** -70°C +180° arası.
- **Fonksiyon:** Isıtma, soğutma, nemlendirme.
- **Nem kontrol aralığı:** 20%Rh 'dan 98%Rh'a (10-95 °C aralığında Nem zarfı Şekil 4-1'de gösterilmiştir)
- **İç Hacim:** 2000 Litre
- **Isıtma Gücü:** 15KW
- **Soğutma Gücü:** 40KW
- **Güvenlik Özellikleri:** Yazılımsal sıcaklık limitleri, mekanik termostatlı aşırı sıcaklık koruması, acil stop butonu, ikaz sireni ve lambası.



Şekil 4-1. Kullanılan Test Kabini için Sıcaklık-Nem Kontrol Aralığı

LSTM kontrolünün, veri depolanmasının ve sonuçların gösterildiği test kabine entegre endüstriyel PC görseli ve kontrol arayüzü **Fotoğraf 4-2**'da verilmiştir.



Fotoğraf 4-2. İklimlendirme Test Kabini PC ve Kontrol Arayüzü

Bu araştırma sırasında, test nesnesi üzerindeki yükün değişkenliğini simüle etmek için bir direnç ve bir baca fanı kullanılarak iki farklı metodoloji kullanılmıştır.

- Rezistans: Oda içinde dengesiz bir termal yük oluşturmak için bir rezistans bağlandı ve rastgele aralıklarla 3 kW kapasite ile aralıklı olarak çalıştırıldı. Bu kurulum, pratik senaryolarda tipik olarak karşılaşılan dalgalanan termal yük koşullarını taklit etmek için tasarlanmıştır. Direncin kurulumu Fotoğraf 4-3'te gösterilmiştir.



Fotoğraf 4-3. Isıl Yük Simülasyonu için Odanın İçine Yerleştirilen Rezistans

- Baca Fanı: 20-25°C arasında değişen ortam havası sıcaklığı, kanal işlevi gören bir baca vasıtasıyla fan kullanılarak test hacmine verilmiştir. Bu mekanizma, yüksek sıcaklık testlerinde soğutma ve termal kaçak etkisini taklit etmeyi amaçlamıştır. Baca ve hava üfleme mekanizmasının yerleşimi Fotoğraf 4-4'ta gösterilmiştir.



Fotoğraf 4-4. Isıl Yük Taklidi İçin Kabine Hava Üfleyen Baca Mekanizması

Bu metodolojiler, test nesnesinin gerçek dünya koşulları altındaki davranışına benzer şekilde anormal, yapay bir değişken termal yük oluşturmuştur. Rezistans uygulaması termal yük oluşturmaya hizmet ederken, yüksek sıcaklıklarda harici hava girişi sızıntı ve soğutma etkilerini simüle etmiştir.

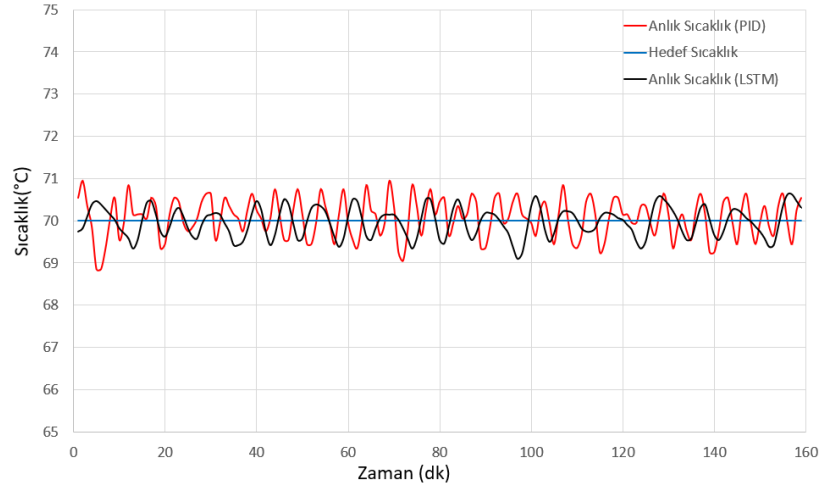
Farklı koşulları görmek amacıyla farklı sabit sıcaklıklarda prosedürler oluşturulmuş ve önce PID tabanlı kontrol ile sonra da aynı sıcaklık prosedürü yalnızca LSTM tabanlı kontrol ile gerçekleştirilmiştir.

Mevcut durumda iklimlendirme test kabini panosunda yer alan PLC kontrolcüsü ile çalışmaktadır. Bu PLC içerisine ana kontrolcü olan PID yazılımı entegre bir şekilde sıcaklık ve kontrolünde görev almaktadır. LSTM'in yüksek veri içermesi ve izlenebilirliği nedeniyle LSTM kontrolü kabine entegre endüstriyel PC'de yapılmaktadır. Mevcut durumda hesaplanan değer PID çıktısı PLC kontrolcüsünde üretilmekte ve PLC de tanımlı kontrol yazılımı bu değerlerin ivmelerine göre ısıtma ve soğutma sistemini çalıştırmaktadır. Kısaca PID kontrolü PLC'de yapılırken LSTM kontrolü izlenebilir olması sebebiyle PC'de hesaplanan değerler PLC'ye gönderilerek kontrol sağlanmaktadır.

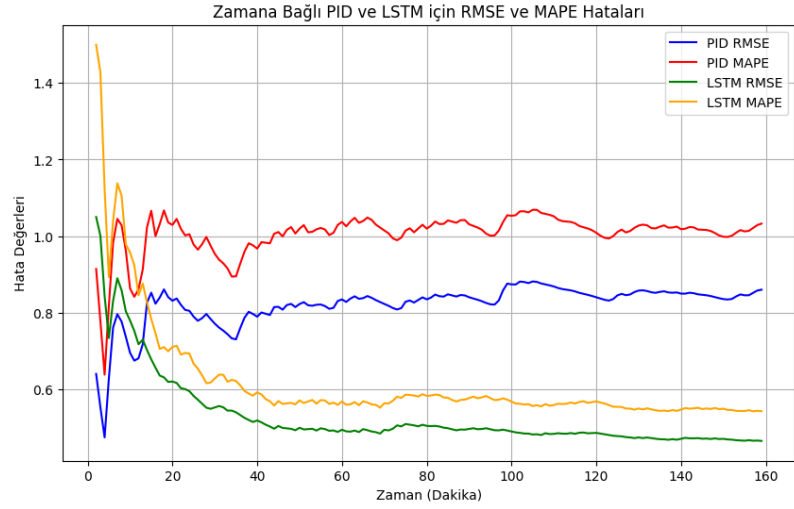
Araştırma kapsamında yapılan testler, başlangıçta PID sistemi kullanılarak gerçekleştirilir, ardından çevresel koşullardaki değişikliklerden kaynaklanan olumsuz etkileri en aza indirmek için önemli bir ara verilmeden LSTM modeli uygulanır. Bu yöntem ortam şartlarının fazla bozulmadan teste olumsuz etkileri azaltmak için uygulanmıştır. Sonuçlar, dengelenme sıcaklığı tolerans aralığına girdikten 30 dakika sonra alınan kayıtlarla oluşturulmuş ve doyuma ulaşılan sürenin test sonuçlarına etkisi azaltılmıştır. Prosedür testleri hariç sabit sıcaklık testleri için test süresi 160’ar dakika seçilmiştir.

4.2 Sıcaklık Testleri Karşılaştırması

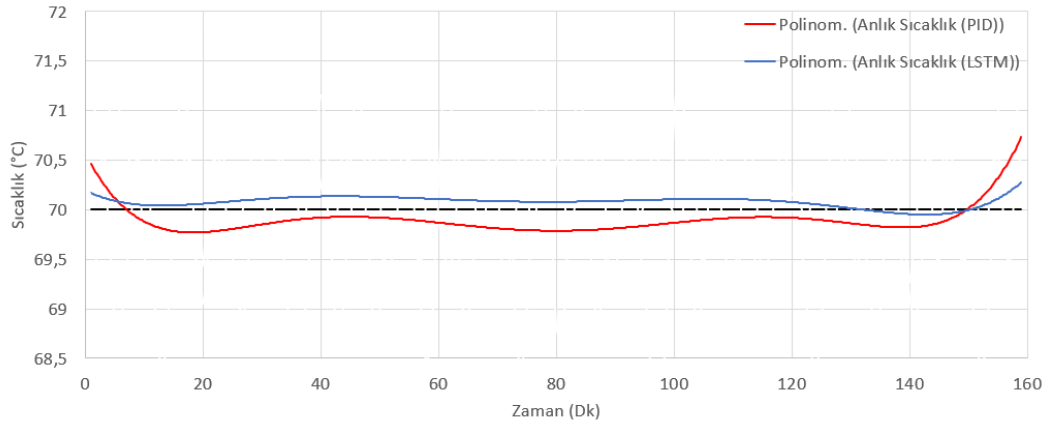
İlk test olan 70°C sıcaklık testinin PID ve LSTM tabanlı kontrollerde kıyaslamaları Şekil 4-2’da yer almaktadır. Şekil 4-3’te ise testin RMSE ve MAPE değerleri yer almaktadır.



Şekil 4-2. 70°C PID ve LSTM Sıcaklık Grafiği Karşılaştırması



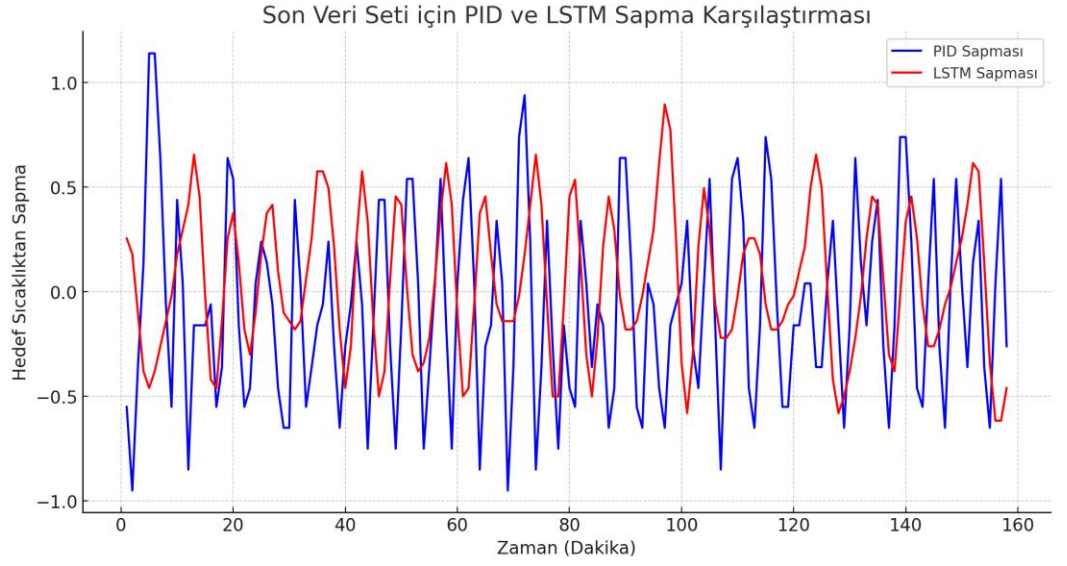
Şekil 4-3. 70°C Zamana Bağlı PID ve LSTM için RMSE ve MAPE Hataları



Şekil 4-4. 70°C PID ve LSTM Sıcaklık Eğim Karşılaştırması

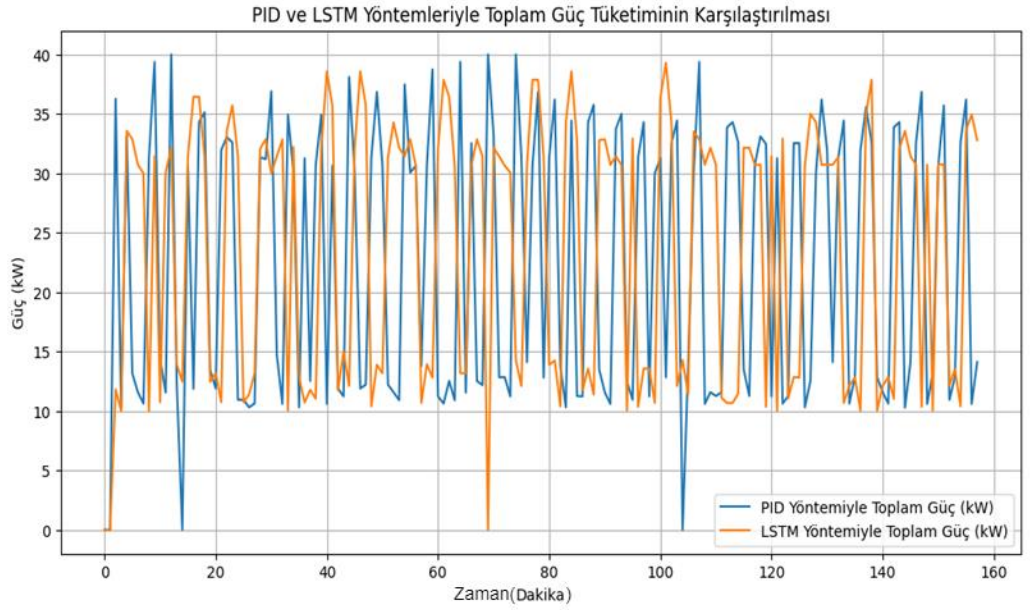
Grafikte gerçekleştirilen testte oluşan salınım sayısı ve kontrol iyileşmesi görülmektedir. Hedeften sapma değerleri ile Şekil 4-5'deki sonuç grafiği oluşmaktadır. Verimliliği ölçme için yapılan bütün testlerin Ortalama Mutlak Hata (MAE) ve Ortalama Karesel Hata (MSE) yöntemleriyle yapılan sapma hesaplamaları **Tablo 5.1**'de verilmiştir.

Test sonuçlarını daha iyi anlayabilmek için kontrol değerinin hedef değerden ne kadar uzaklaştığını gösteren PID ve LSTM ile yapılan testlerdeki sapma grafiği Şekil 4-5'de verilmiştir.



Şekil 4-5. 70°C PID ve LSTM Sıcaklık Sapma Karşılaştırması

Test anında güç verileri güç analizörü ile toplanmış ve test esnasında tüketilen güç verileri, grafiğe dönüştürülmüştür.

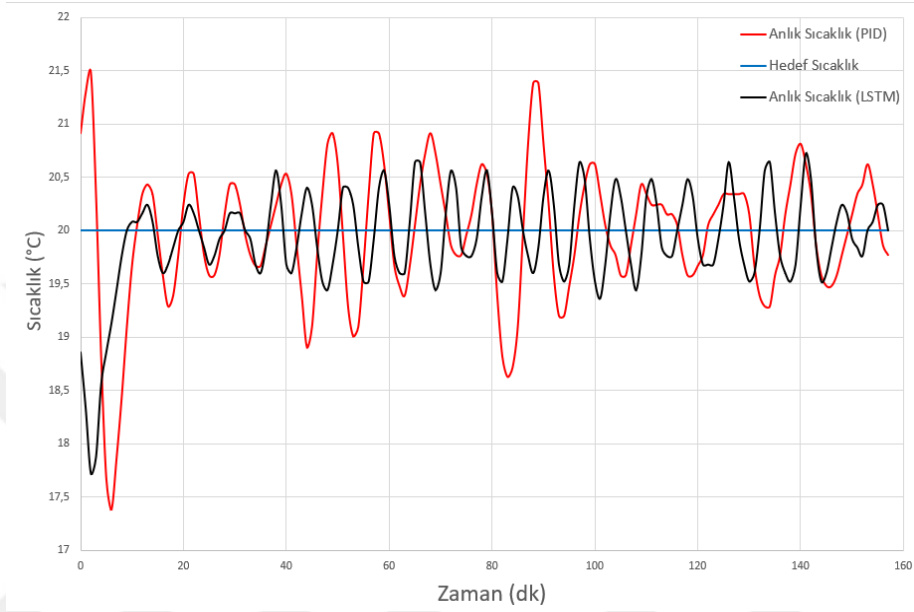


Şekil 4-6. 70°C Harcanan Güç Grafiği Kıyaslaması

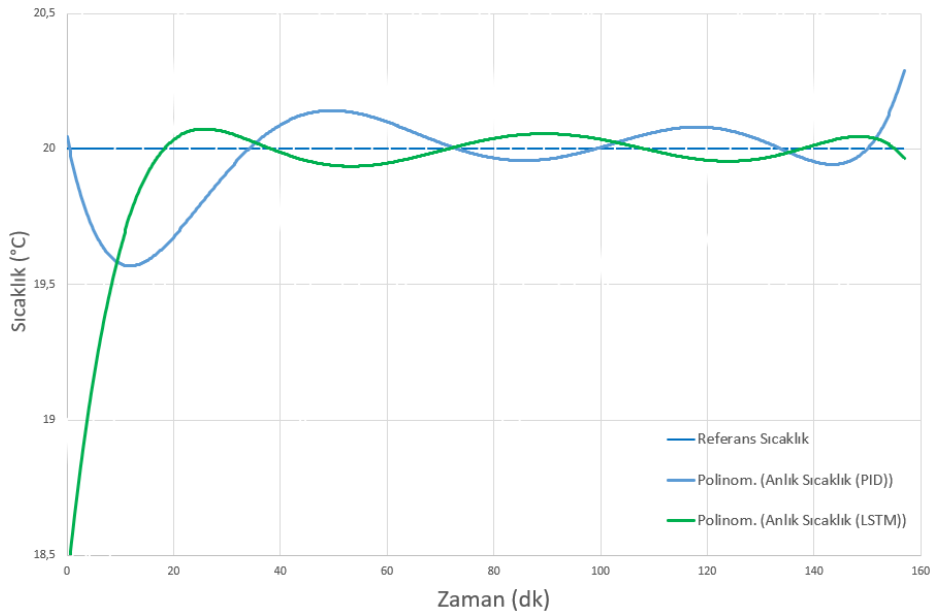
Bu testte harcanan güçler enerji analizörü ile ölçülmüştür. Kabinin ısıtma ve soğutma sistemleri dışındaki harcanan güçler hariç tutulmuş yalnızca kompresör ve rezistans gibi ekipmanların harcadığı güçler ölçülmüştür. Analizörden alınan

veriler değerlendirildiğinde PID kontrollü sistemde 38,97kW güç harcanırken, LSTM kontrollü testte 37,79kW güç harcanmıştır.

Farklı sıcaklıklar ve farklı yükler altında nasıl davrandığını daha iyi anlayabilmek için oda koşullarına yakın sıcaklıklarda LSTM kontrolcüsü ile yapılan ikinci test grafiği Şekil 4-7’de verilmiştir.



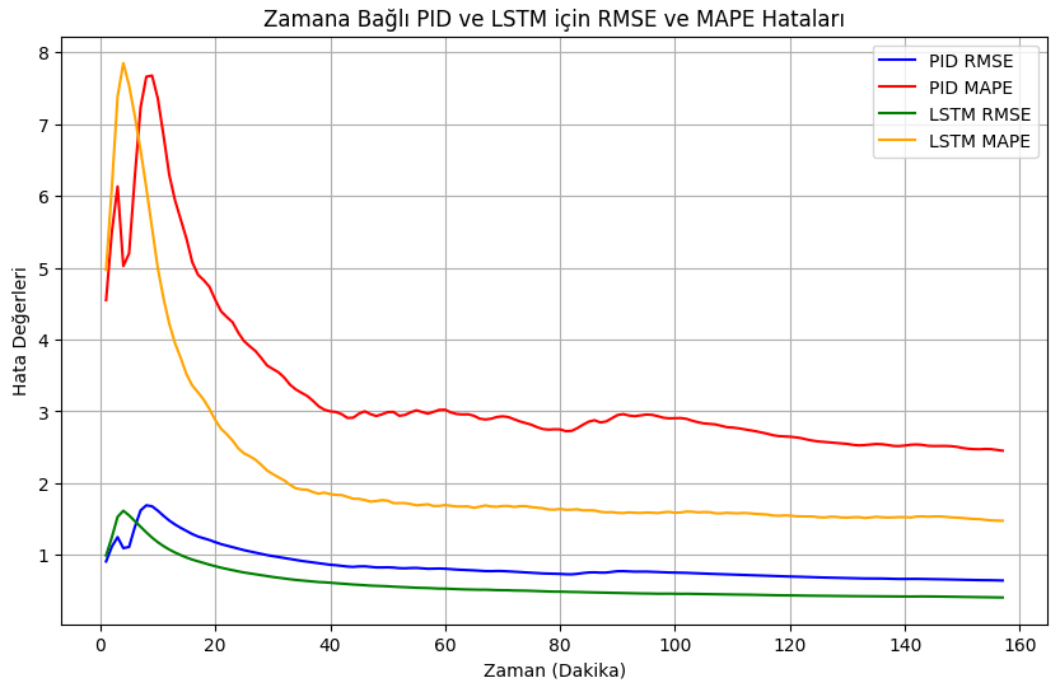
Şekil 4-7. 20°C PID ve LSTM Sıcaklık Grafiği Karşılaştırması



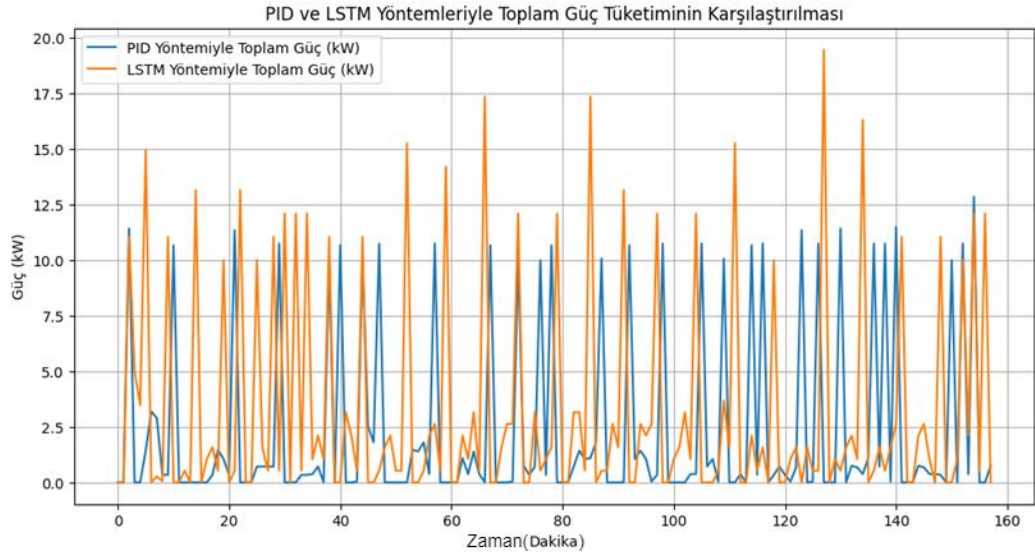
Şekil 4-8. 20°C PID ve LSTM Sıcaklık Eğim Karşılaştırması



Şekil 4-9. 20°C PID ve LSTM Sıcaklık Sapma Karşılaştırması

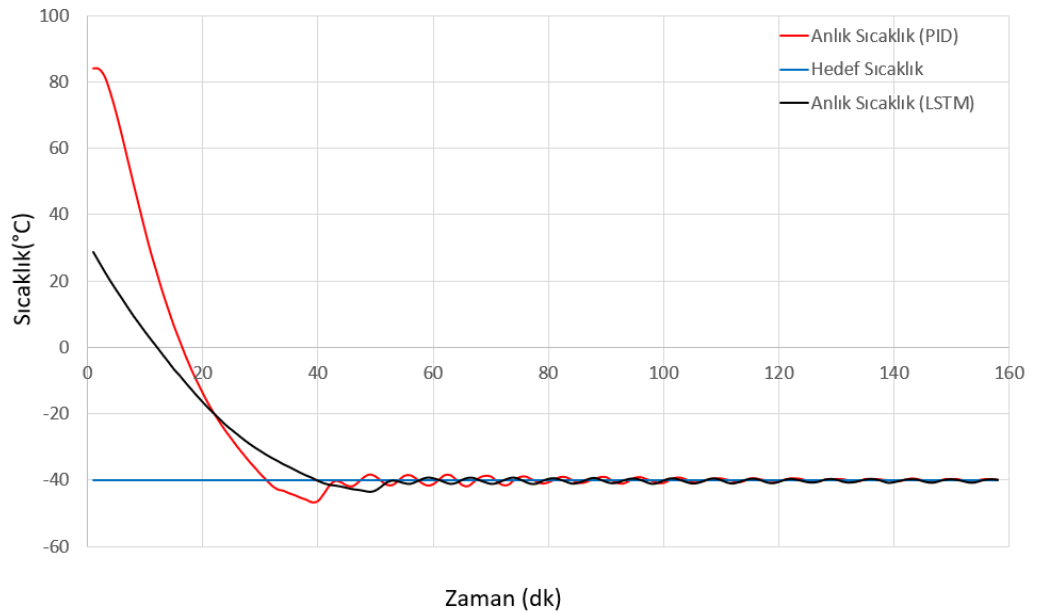


Şekil 4-10. 20°C Zamana Bağlı PID ve LSTM için RMSE ve MAPE Hataları

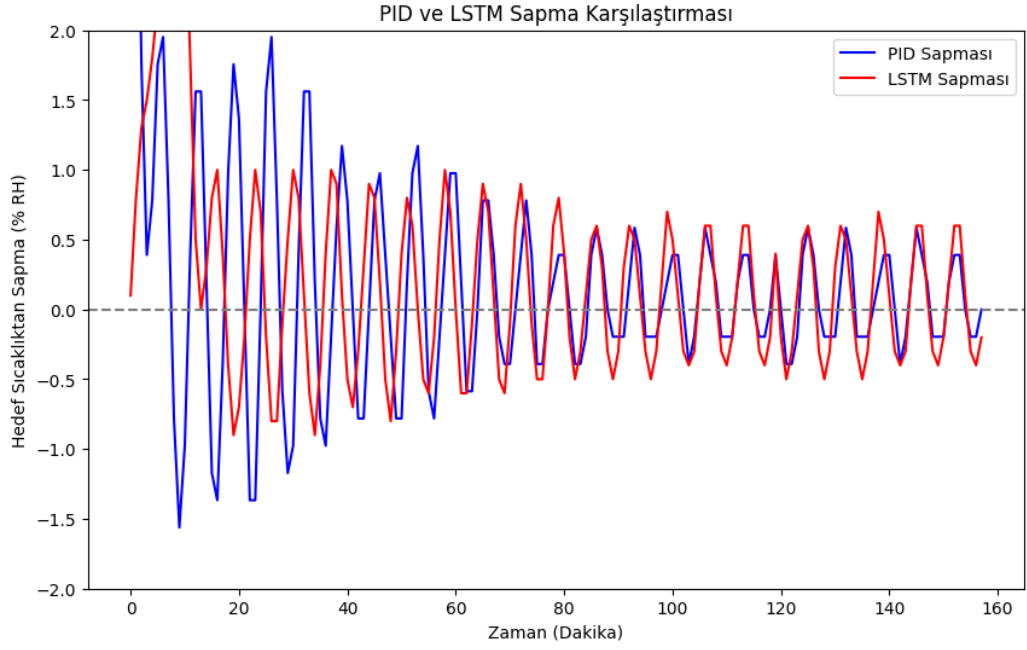


Şekil 4-11. 20°C Harcanan Güç Grafiği Karşılaştırması

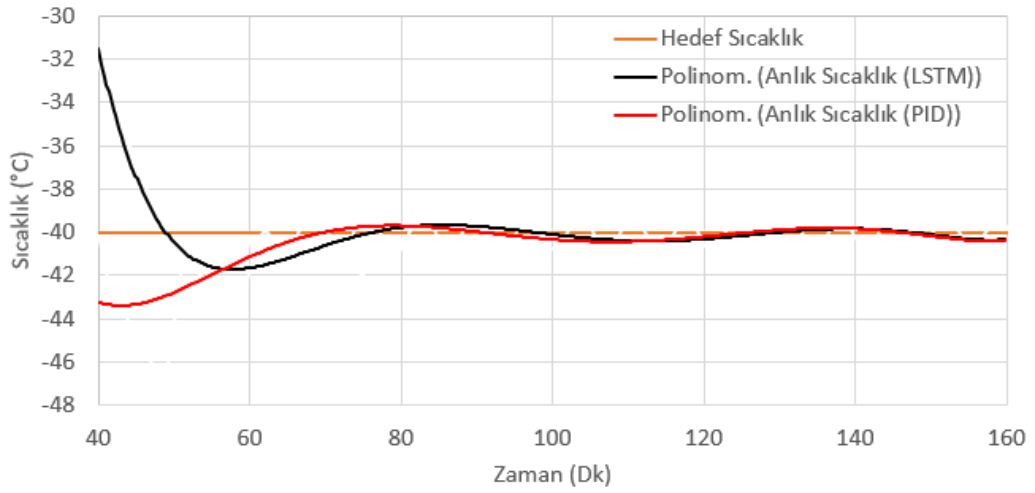
Çok düşük sıcaklıklarda, yalnızca kompresör soğutma sistemin çalıştığı test senaryosunda LSTM mekanizmasının çalışabilirliğini test etmek için oluşturulan -40°C testi sonuçları aşağıda verilmiştir. İlk 40 dakika hedef sıcaklığa gelene kadar olan süre sapma hesaplanırken hataya sebep olmaması için hariç tutulmuştur.



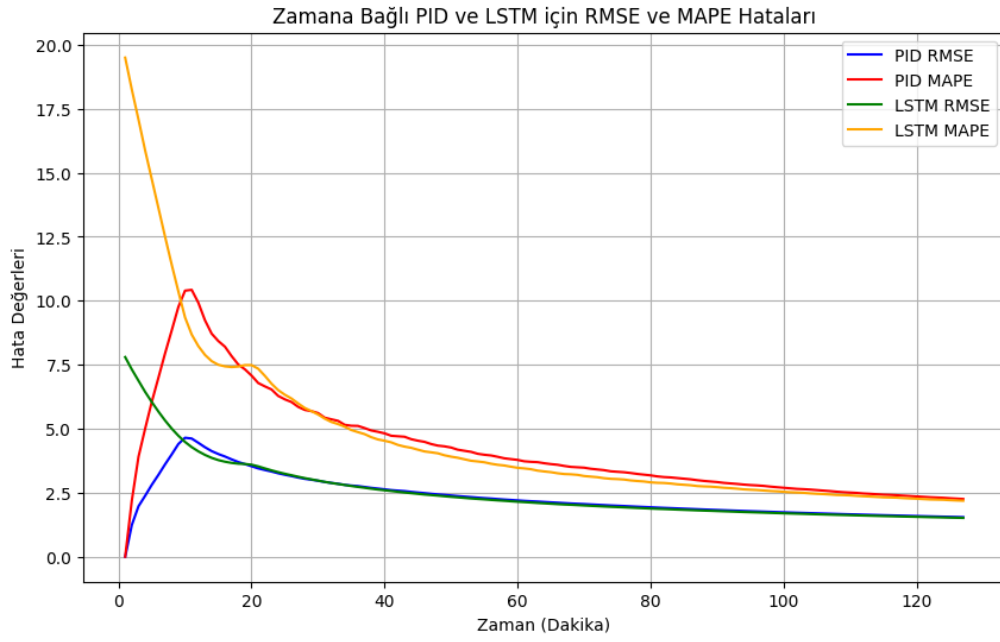
Şekil 4-12. -40°C PID ve LSTM Sıcaklık grafiği karşılaştırması



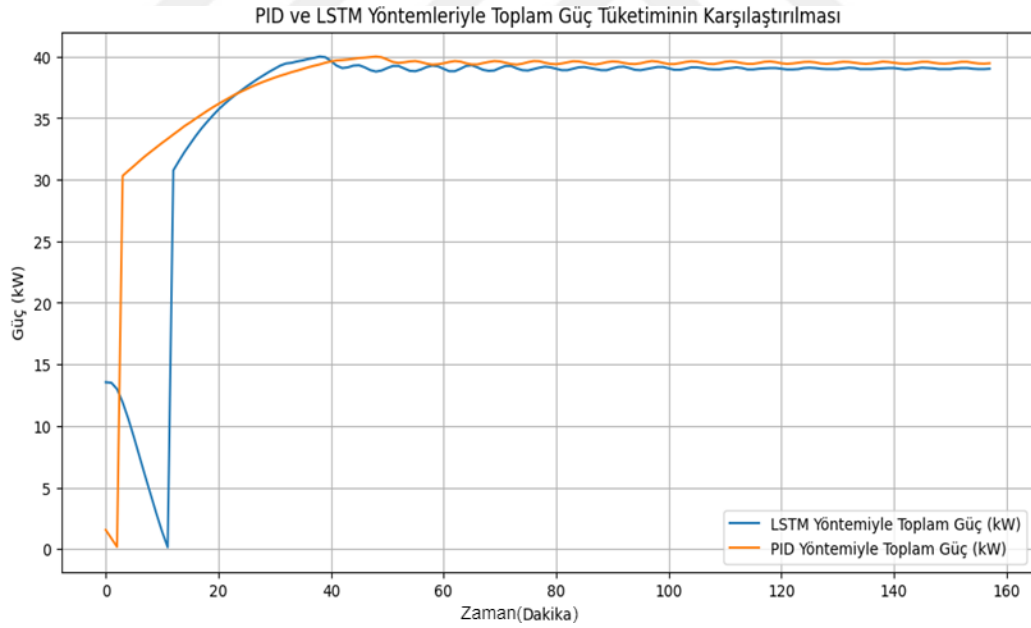
Şekil 4-13. -40°C PID ve LSTM Sıcaklık Sapması Karşılaştırması



Şekil 4-14. -40°C PID ve LSTM Sıcaklık Eğim Karşılaştırması

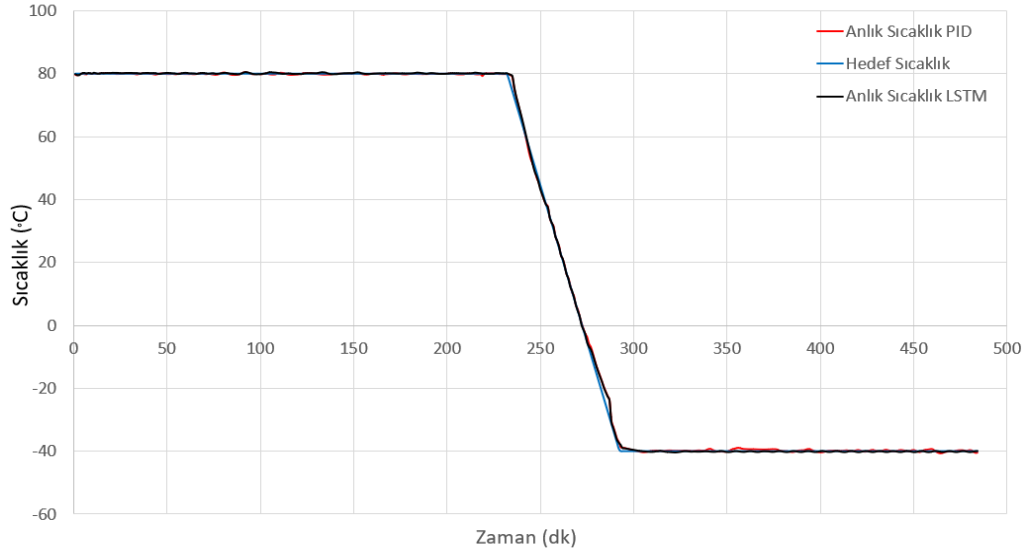


Şekil 4-15. -40°C Zamana Bağlı PID ve LSTM için RMSE ve MAPE Hataları

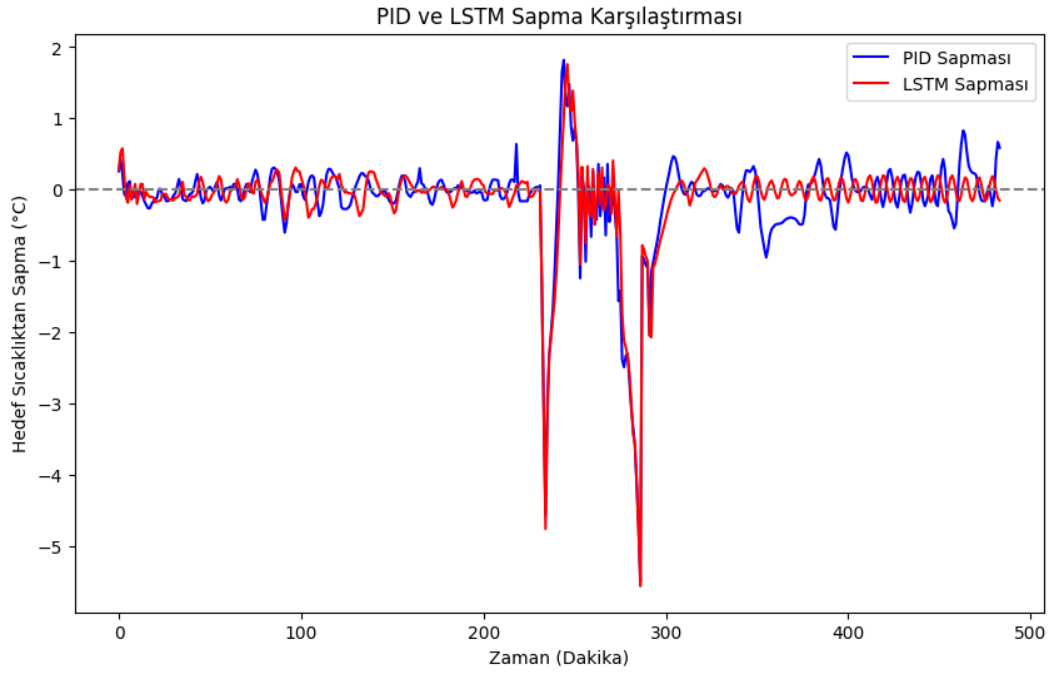


Şekil 4-16. -40°C Harcanan Güç Grafiği Kıyaslaması

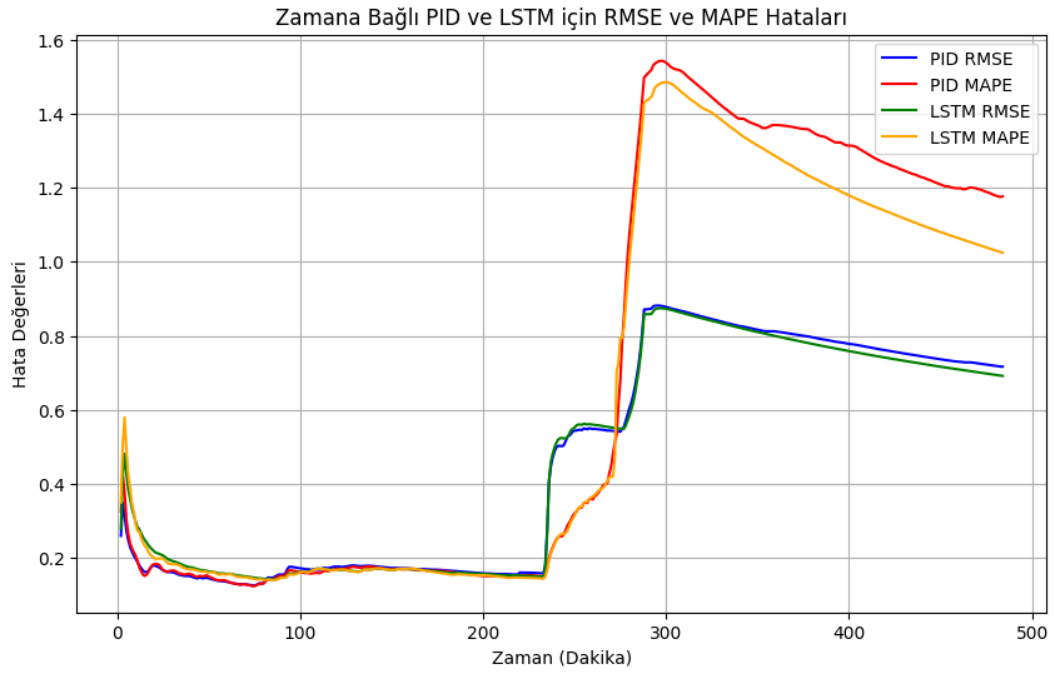
Yüksek sıcaklık ve düşük sıcaklığın olduğu, aynı zamanda rampa adımıyla PID ve LSTM'in güç performansını görebilmek için otomotiv endüstrisinden çokça kullanılan PV1200 test prosedüründe (80°C ile -40 °C arası) yapılan karşılaştırmalı sonuçlar Şekil 4-17'da verilmiştir.



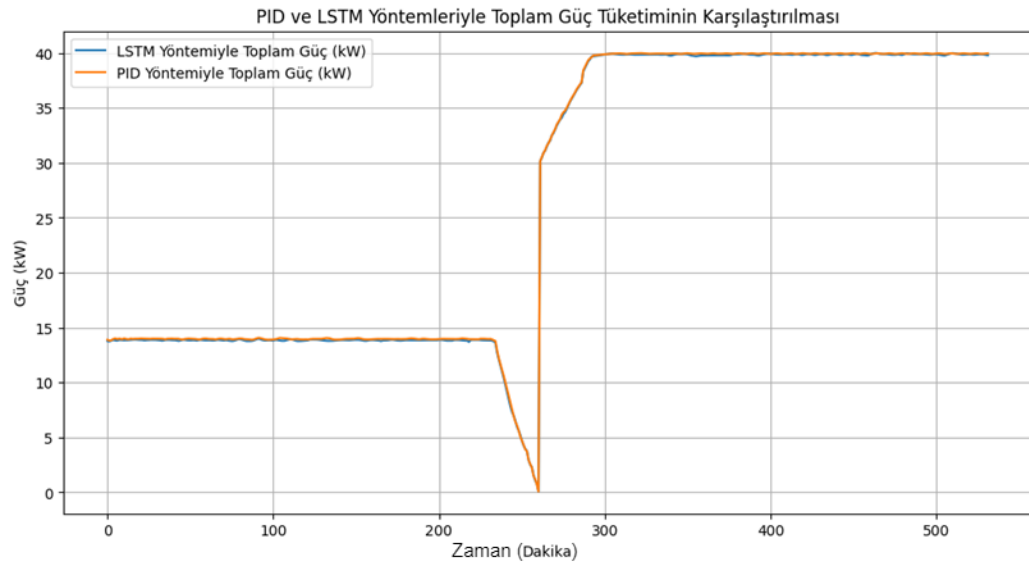
Şekil 4-17. PV1200 Sıcaklık Prosedürü PID ve LSTM Sıcaklık Grafiği Karşılaştırması



Şekil 4-18. PV1200 Test Prosedürü için PID ve LSTM Sapma Karşılaştırması

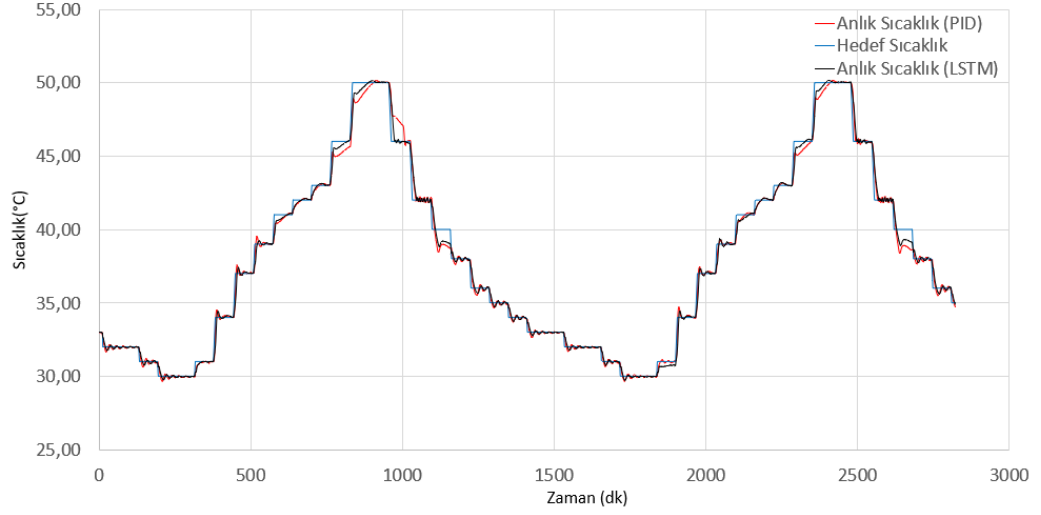


Şekil 4-19. PV1200 Sıcaklık Prosedürü Zamana Bağlı PID ve LSTM için RMSE ve MAPE Hataları



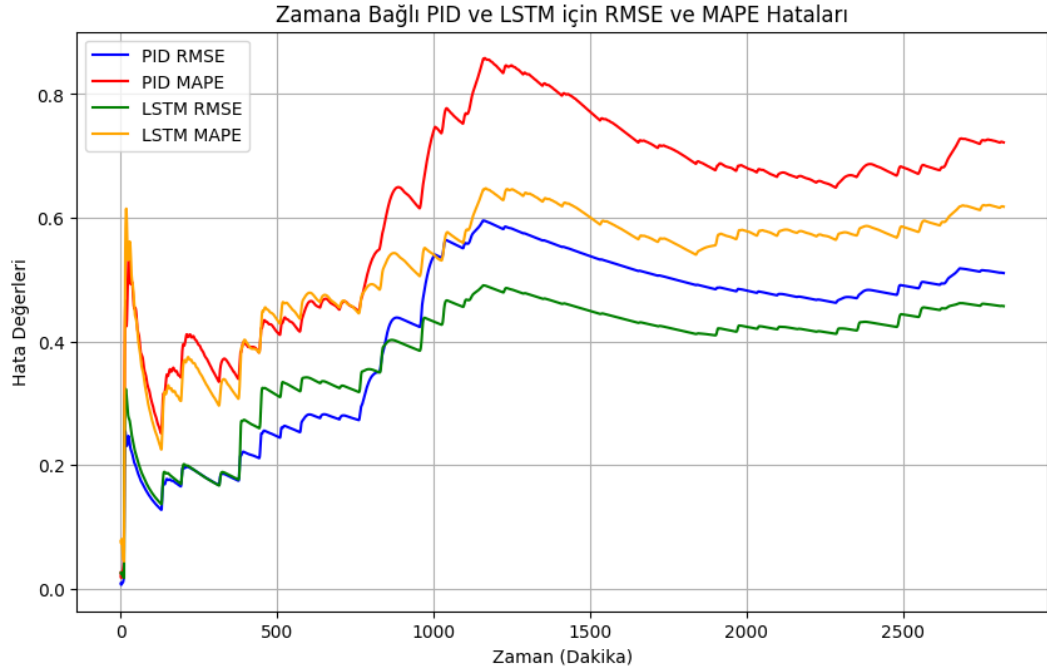
Şekil 4-20. PV1200 Sıcaklık Prosedürü Harcanan Güç Grafiği Kıyaslaması

LSTM kontrolünü daha zorlu testlerde kullanılması amacıyla yaklaşık 48 saat süren merdiven testine maruz bırakılmış ve çıkan sonuçlar karşılaştırılmıştır.

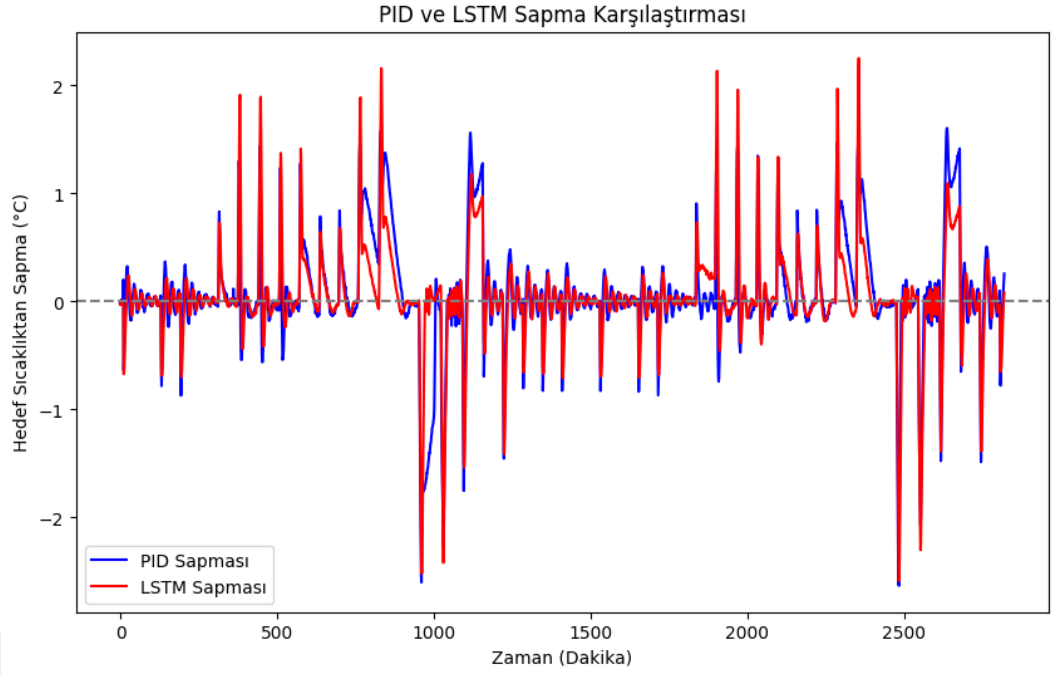


Şekil 4-21. Merdiven Sıcaklık Prosedürü PID ve LSTM Sıcaklık Grafiği Karşılaştırması

Test süresi uzun olduğundan karşılaştırmayı daha iyi anlamak için test verilerinden türetilmiş zamana bağlı RMSE ve MAPE hatalarının grafiği ‘deki gibidir.



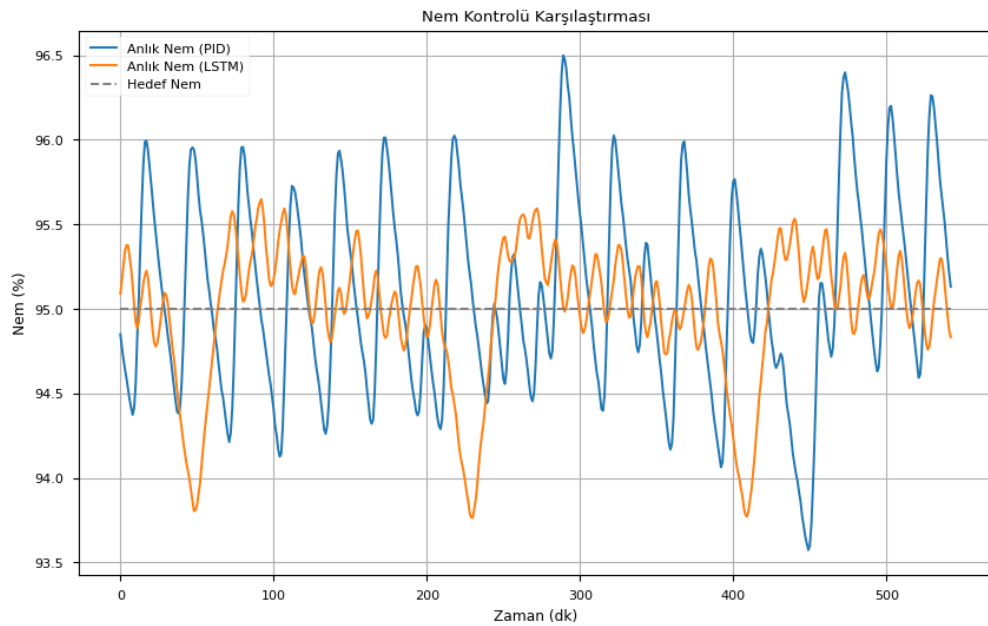
Şekil 4-22. Merdiven Sıcaklık Prosedürü Zamana Bağlı PID ve LSTM için RMSE ve MAPE Hataları



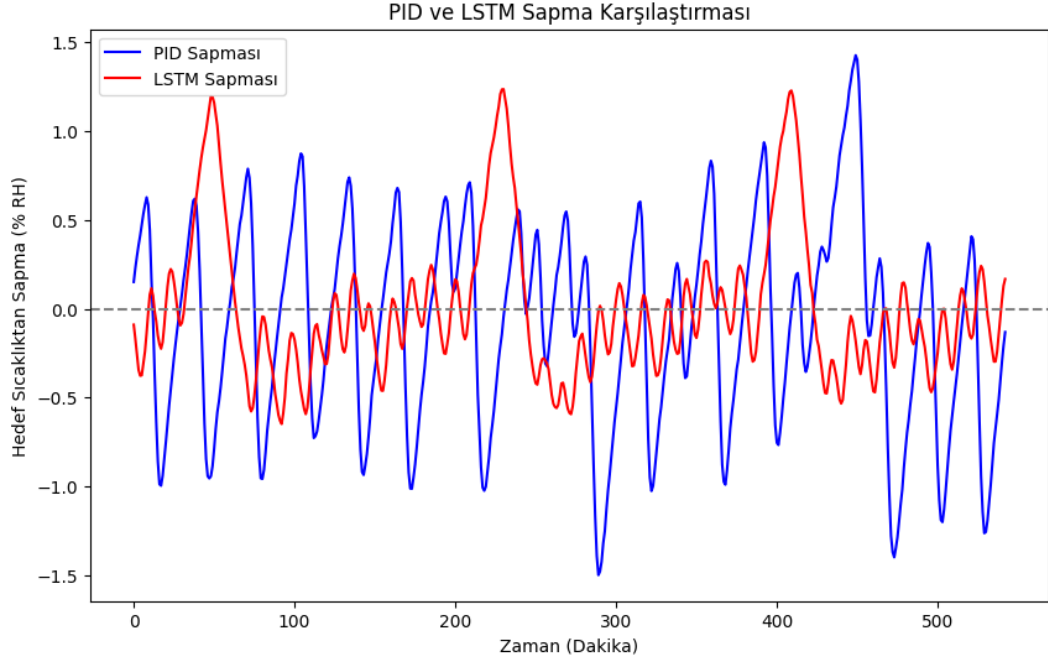
Şekil 4-23. Merdiven Test Prosedürü için PID ve LSTM Sapma Karşılaştırması

4.3 Nem Testleri Karşılaştırması

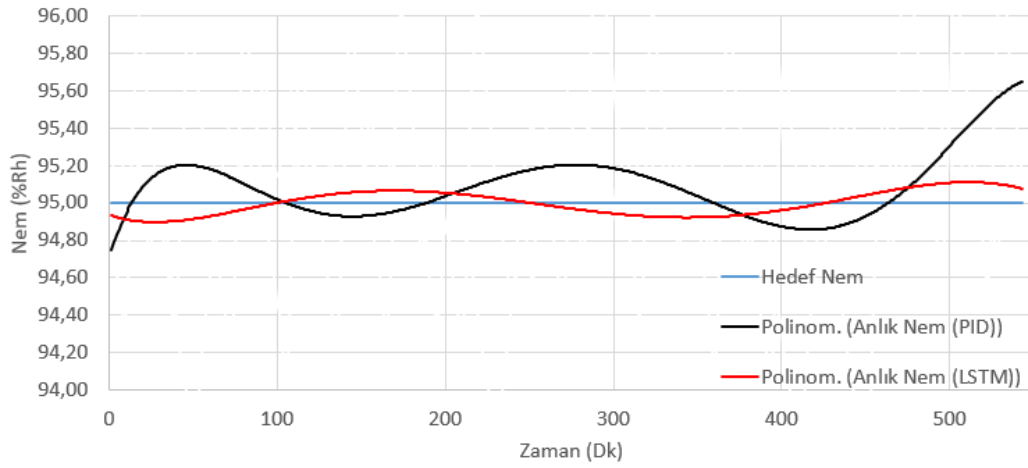
Sıcaklık testlerinin kıyaslamasından sonra sabit sıcaklıkta (50°C) nem testleri yapılmıştır. Farklı sıcaklıklarda test etmenin kıyaslamayı olumsuz etkileteceği göz önünde bulundurularak yapılan nem testleri optimum sonuçları vermesi için ortalama sıcaklık 50°C seçilmiş ve test çıktıları ve kıyaslamaları şu şekildedir:



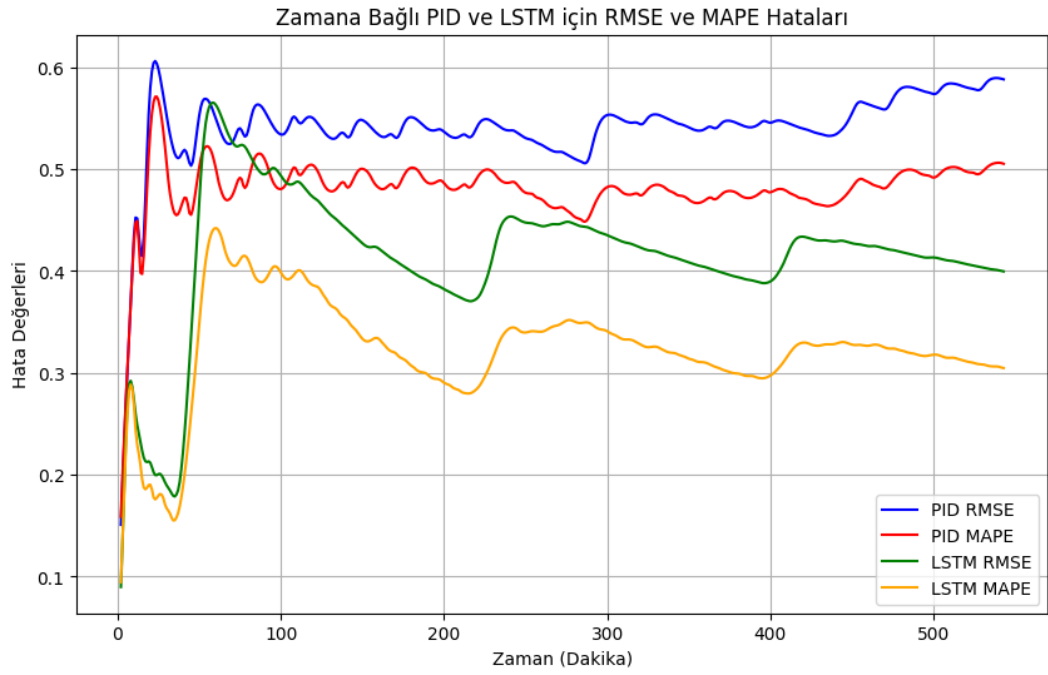
Şekil 4-24. 50 °C 95%Rh PID ve LSTM Nem Test Grafiği Karşılaştırması



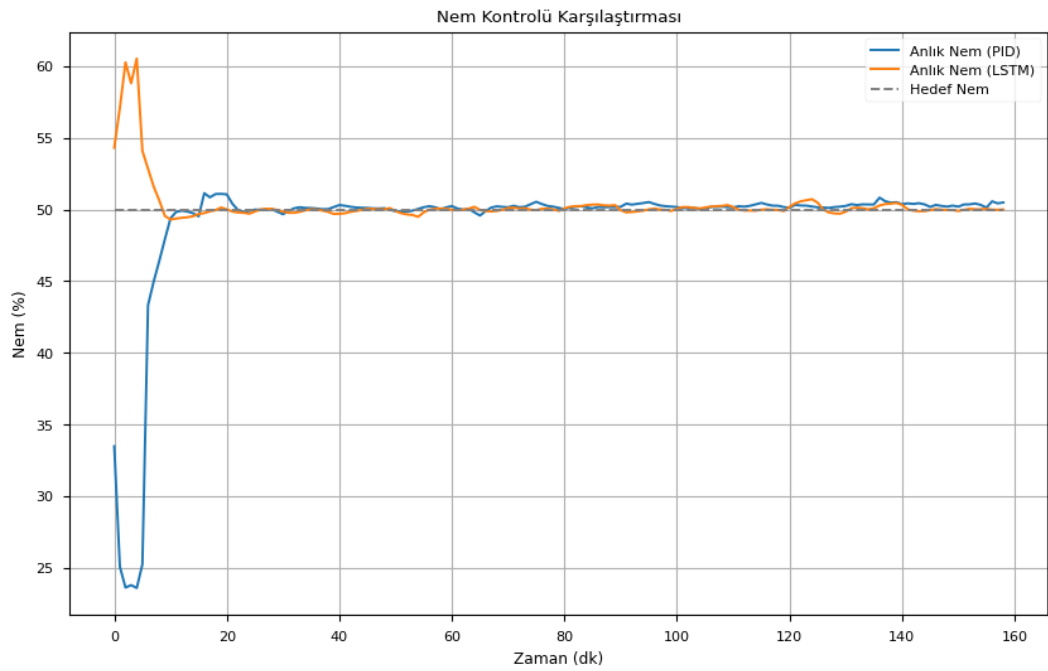
Şekil 4-25. 50 °C 95%Rh için PID ve LSTM Sapma Karşılaştırması



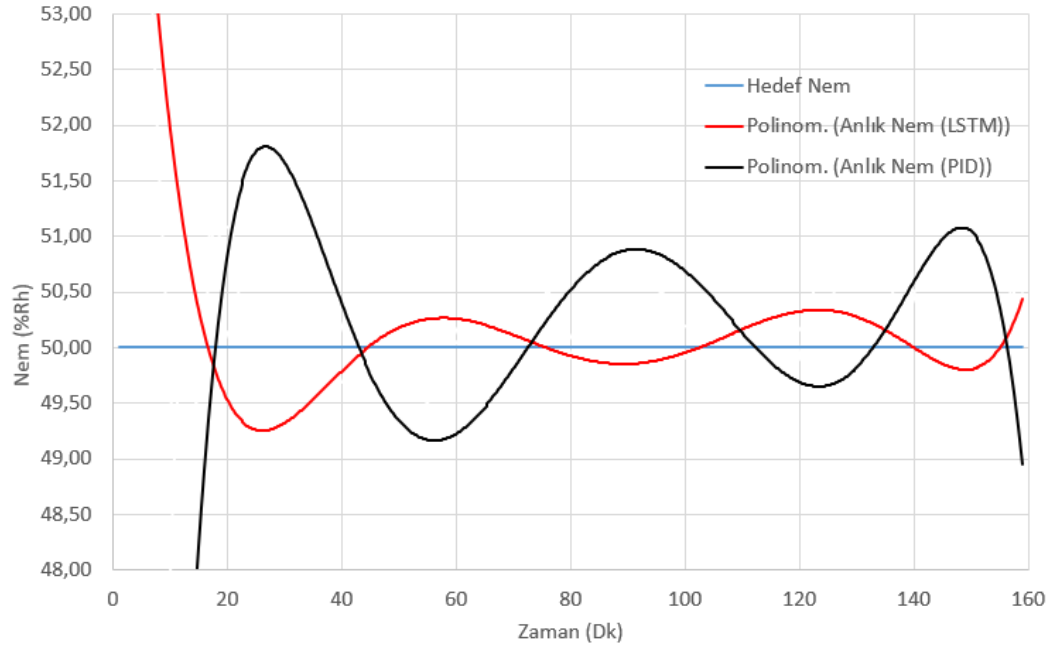
Şekil 4-26. 50 °C 95%Rh için PID ve LSTM Nem Eğim Karşılaştırması



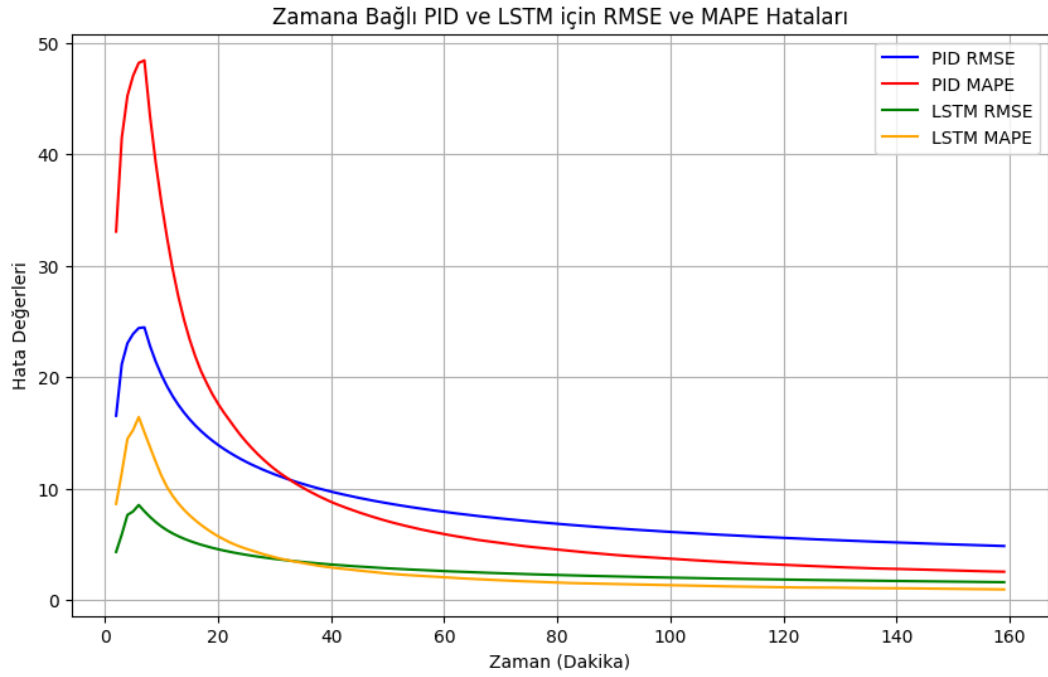
Şekil 4-27. 50 °C 95 %Rh için Zamana Bağlı PID ve LSTM için RMSE ve MAPE Hataları



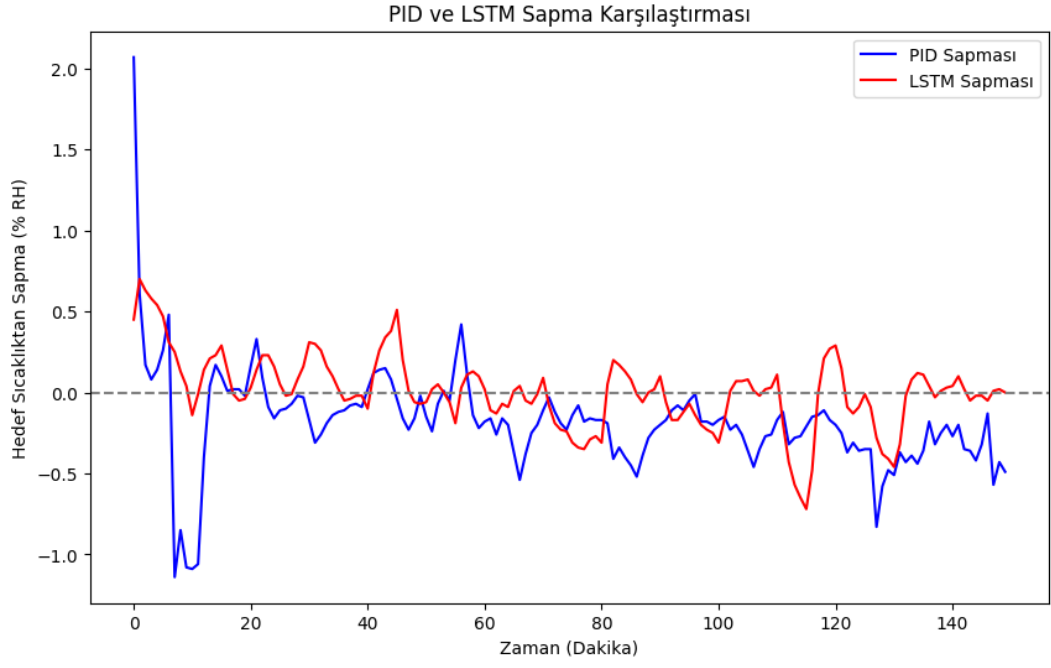
Şekil 4-28. 50 °C 50 %Rh PID ve LSTM Nem Test Grafiği Karşılaştırması



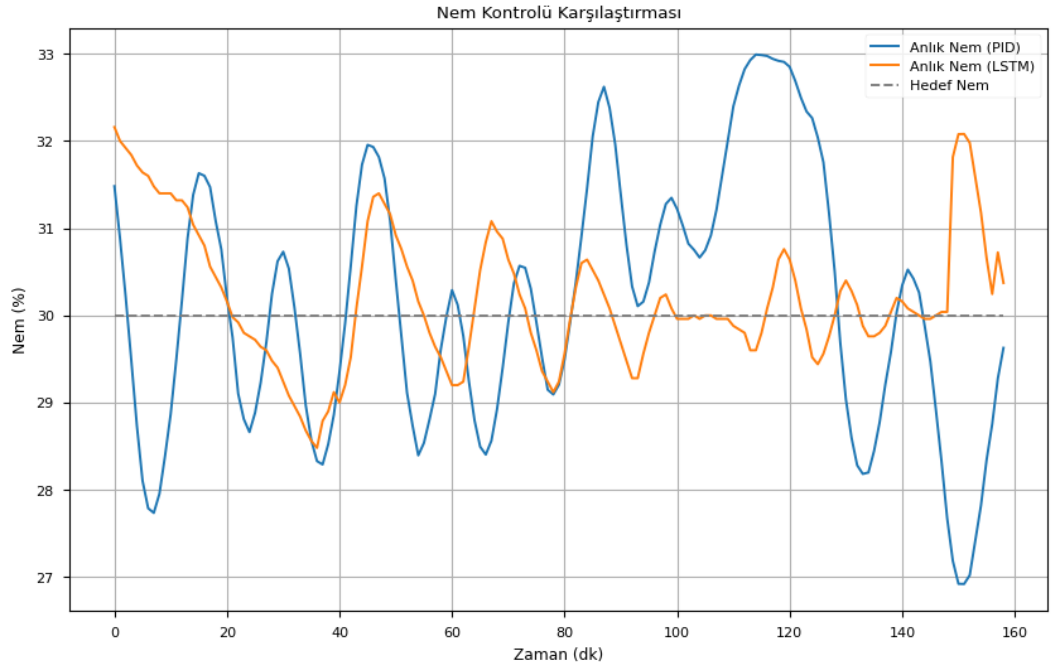
Şekil 4-29. 50 °C 50 %Rh için PID ve LSTM Nem Eğim Karşılaştırması



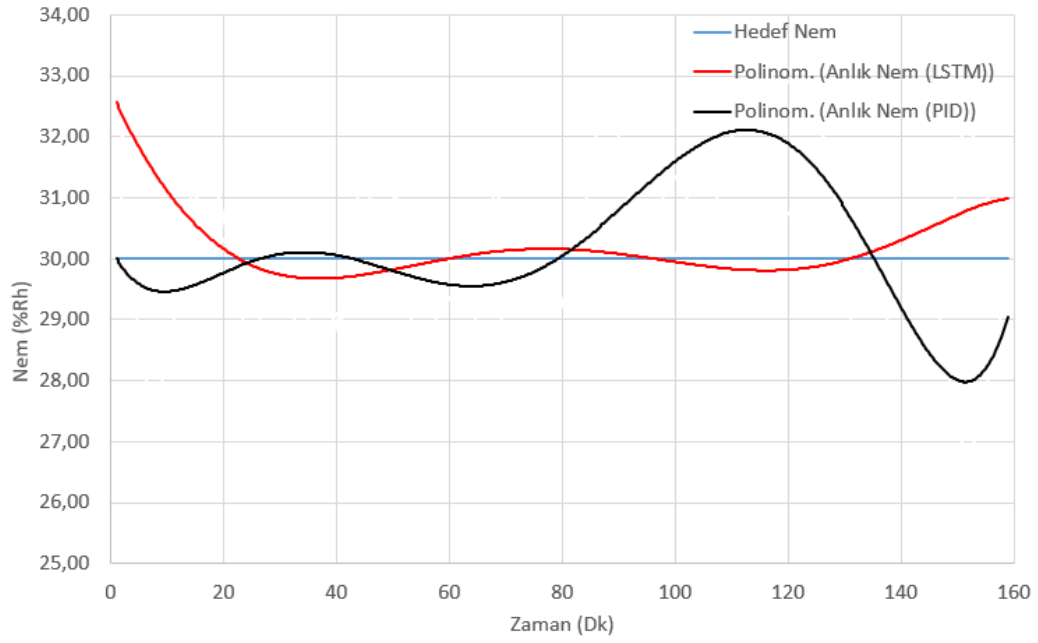
Şekil 4-30. 50 °C 50 %Rh için Zamana Bağlı PID ve LSTM için RMSE ve MAPE Hataları



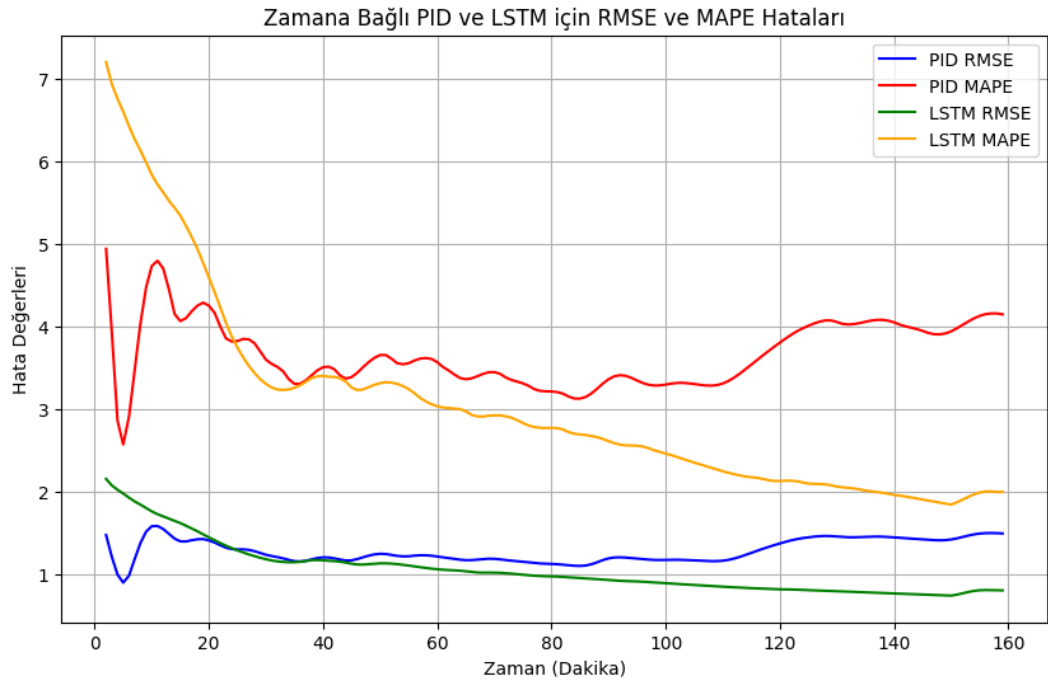
Şekil 4-31. 50 °C 50 %Rh için PID ve LSTM Sapma Karşılaştırması



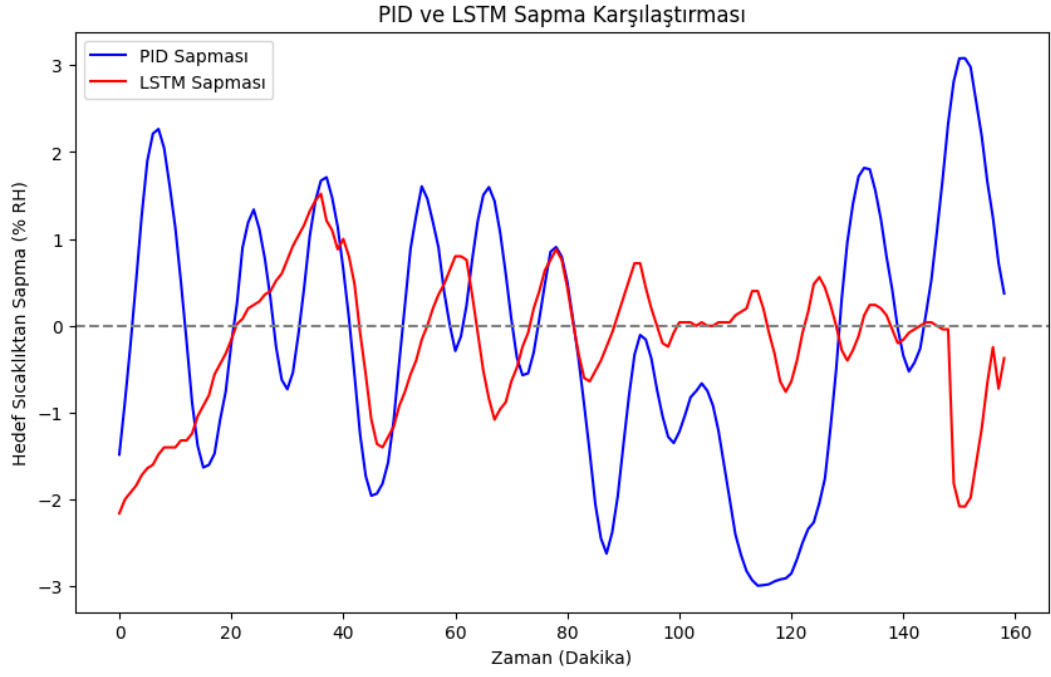
Şekil 4-32. 50 °C 30 %Rh PID ve LSTM Nem Test Grafiği Karşılaştırması



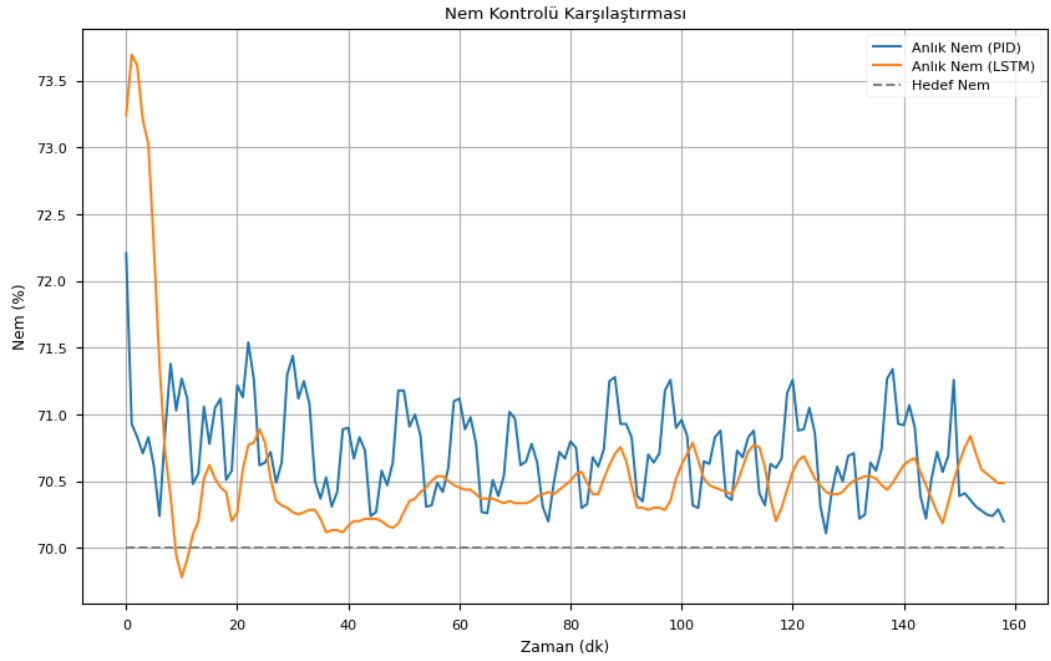
Şekil 4-33. 50 °C 30 %Rh için PID ve LSTM Nem Eğim Karşılaştırması



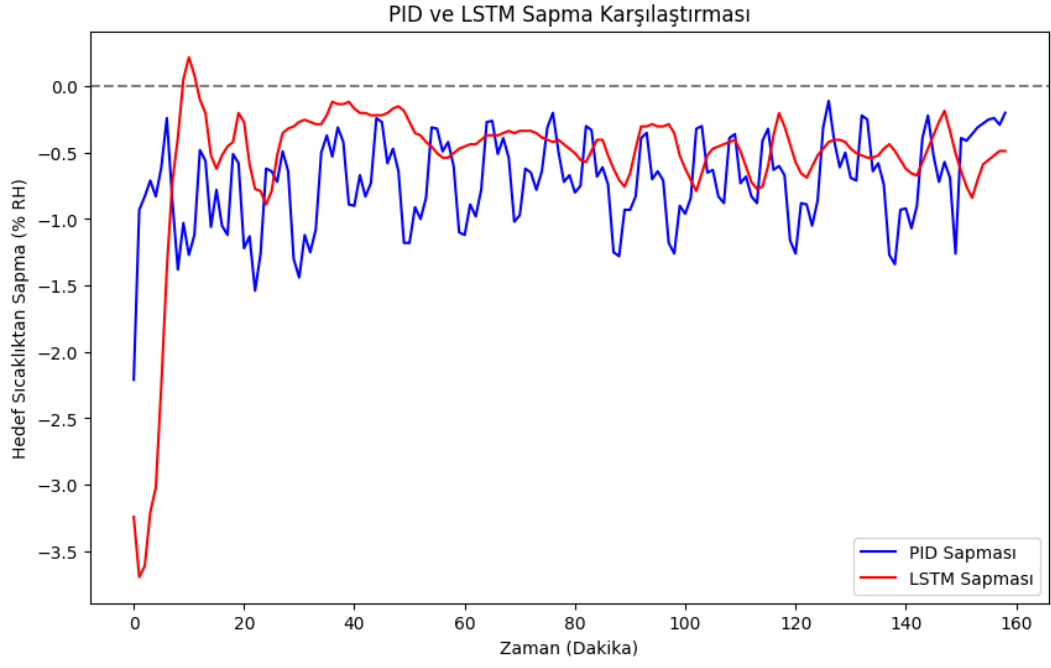
Şekil 4-34. 50 °C 30 %Rh için Zamana Bağlı PID ve LSTM için RMSE ve MAPE Hataları



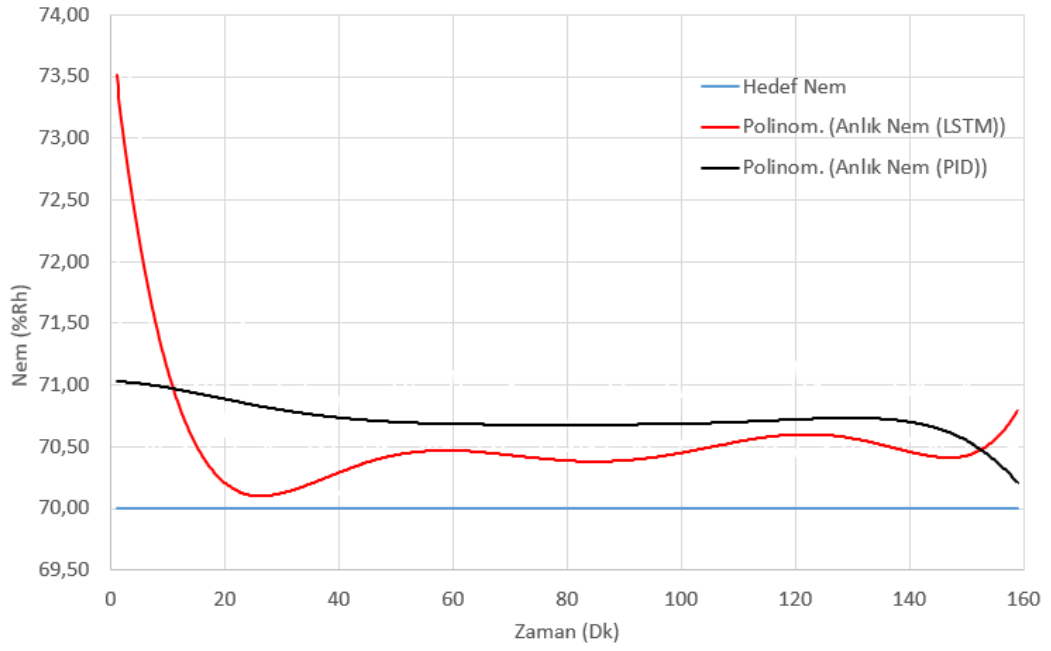
Şekil 4-35. 50 °C 30 %Rh için PID ve LSTM Sapma Karşılaştırması



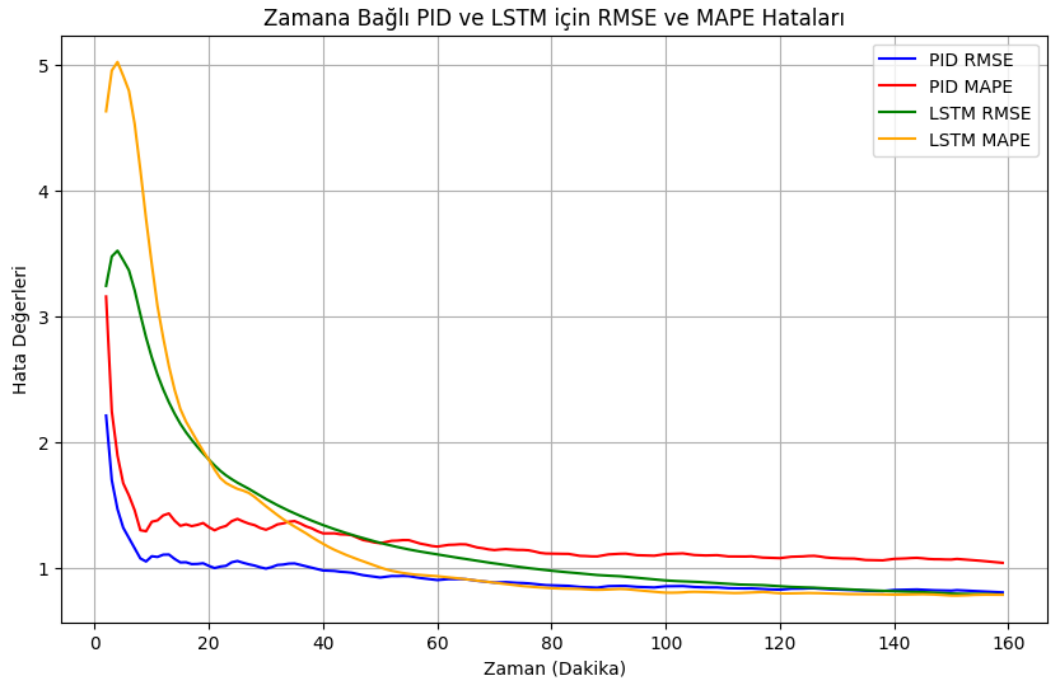
Şekil 4-36. 50 °C 70 %Rh PID ve LSTM Nem Test Grafiği Karşılaştırması



Şekil 4-37. 50 °C 70 %Rh için PID ve LSTM Sapma Karşılaştırması



Şekil 4-38. 50 °C 70 %Rh için PID ve LSTM Nem Eğim Karşılaştırması



Şekil 4-39. 50 °C 70 %Rh için Zamana Bağlı PID ve LSTM için RMSE ve MAPE Hataları

5. BULGULAR

Bu çalışma, iklimlendirme test kabinlerinin sıcaklık ve nem kontrolünde LSTM modellerinin uygulanmasına yönelik kapsamlı bir araştırma başlatmış ve birkaç önemli bulgu ortaya koymuştur:

Araştırma, LSTM modellerinin geleneksel PID kontrolörlerine kıyasla önemli ölçüde daha yüksek kontrol doğruluğu sağladığını göstermiştir. Bu gelişme, özellikle LSTM'in tahmin yeteneklerinin sıcaklık ve nem seviyelerinde daha hassas ayarlamalara izin verdiği hızlı çevresel değişiklikleri içeren senaryolarda daha da belirgindir. Bu çalışmanın en önemli bulgularından biri, LSTM modellerinin değişen çevresel koşullara uyum sağlayabilmesidir. Sabit parametrelere dayanan PID kontrolörlerinin aksine, LSTM modelleri sürekli olarak öğrenir ve uyum sağlayarak daha istikrarlı ve güvenilir bir kontrol ortamı sağlar.

Bu uyumluluğu ve artan kontrol performansını ve verimliliği ölçmek için, PID ve LSTM yöntemlerinin hedef sıcaklığa ne kadar yakın performans gösterdiğini değerlendirmek gerekir. Bunun için genellikle ortalama mutlak hata MAE veya MSE gibi istatistiksel ölçütler kullanılır. Gerçekleştirilen testlerin PID ve LSTM kontrolleri arasındaki performans farkını anlamak için MAE ve MSE değer kıyaslaması sıcaklık testleri için **Tablo 5.1**'daki gibidir.

Düşük MAE ve MSE değerleri, modelin tahminlerinin genellikle gerçek değerlere daha yakın olduğunu gösterir.

Tablo 5.1. Sıcaklık Testi PID ile LSTM Verimlilik Kıyaslaması

Test No	1	2	3	4	5
Sıcaklık (°C)	70	20	-40	PV1200	Merdiven
MAE (PID)	0,38	0,488	0,565	0,334	0,292
MAE (LSTM)	0,29	0,337	0,556	0,279	0,278
LSTM Verimi (MEA)	31,03	44,80	1,61	19,71	4,8

MSE (PID)	0,473	0,413	0,839	0,513	0,272
MSE (LSTM)	0,435	0,319	0,617	0,477	0,26
LSTM Verimi (MSE)	8,73	29,46	35,98	7,54	4,5
RMSE (PID)	0.8594	0.6432	1.5405	0.6885	0.5106
RMSE (LSTM)	0.4656	0.4072	1.5119	0.6598	0.4571
MAPE (PID)	1.033 %	2.444 %	2.238 %	1.117 %	0.721 %
MAPE (LSTM)	0.544 %	1.467 %	2.175 %	0.953 %	0.617 %

Yapılan çalışmada nem testlerinin de verileri analiz edilmiş ve performans verimlilikleri hesaplanmıştır.

Tablo 5.2. Nem Testi PID ile LSTM Verimlilik Kıyaslaması

Test No	1	2	3	4
Nem (% Rh)	30	50	70	95
MAE (PID)	0,739	0,26	0,723	0,48
MAE (LSTM)	0,599	0,20	0,598	0,39
LSTM Verimi (MEA)	18,94	24,62	17,29	18,79
MSE(PID)	1,238	0,13	0,64	0,25
MSE (LSTM)	0,957	0,09	0,514	0,19
LSTM Verimi (MSE)	22,70	32,84	19,69	22,45
RMSE (PID)	4.1307	4.8200	0.8004	0.5876
RMSE (LSTM)	1.4961	1.5835	0.7839	0.3993
MAPE (PID)	1.999 %	2.519 %	1.033 %	0.504 %
MAPE (LSTM)	0.810 %	0.933 %	0.783 %	0.304 %

Nem verimlilikleri kıyaslamasında dikkat edilmesi gereken en önemli husus çevresel şartlardır. Aynı kontrolcülerle ardı ardına yapılan iki testin sonuçları arasında bile oldukça fazla farklar olabilmektedir. Nedeni bir önceki testin sıcaklığı, ortam sıcaklığı, oda içi yoğuşan suyun kütlesi, yükseklik gibi çevresel faktörler kontrol hassasiyetine olumsuz katkılar sağlamaktadır. Bu nedenle sadece kontrol metodu değişikliğinin kontrol performansına etkisi incelenmiş olup güç verimliliği incelenmemiştir.

Çalışma, aynı zamanda LSTM modellerinin iklimlendirme test kabinlerinde enerji verimliliğini az da olsa artırabileceğini göstermiştir. Kontrol mekanizmalarının optimizasyonu yoluyla, ısıtma ve soğutma sistemlerinin devreye girmesini ya da çıkmasını daha düzenli ayarlayarak güç sistemlerinin gereksiz enerji tüketimini azaltıp sadece maliyet etkinliği değil, aynı zamanda çevresel sürdürülebilirliğe de katkı sağlar.

Derin öğrenme ve geleneksel kontrol yöntemiyle gerçekleştirilen iki farklı kontrolün güç tüketim kıyaslaması **Tablo 5.3**'de verilmiştir.

Tablo 5.3. PID ve LSTM Sıcaklık Testleri Güç Tüketim Karşılaştırması

Sıcaklık (°C)	70	20	-40	PV1200	Merdiven
PID Kontrollü testte harcanan toplam enerji (kWh)	38,97	41,02	99,88	234,29	403,18
LSTM Kontrollü testte harcanan toplam enerji (kWh)	37,79	37,89	94,57	215,34	391,98
Verim	3,028%	7,630%	5,316%	8,088%	2,88%

Bir diğer önemli bulgu ise LSTM modellerinin öngörü kabiliyetidir. Bu modeller, çevresel verilerdeki kalıpları ve eğilimleri analiz ederek değişiklikleri öngörebilir ve kontrol ayarlarını proaktif olarak ayarlayarak test kesintileri veya yanlışlıkları olasılığını azaltabilir (Senanayake, Pradhan, Alamri, & Park, 2022). Bu bulguların kontrol mühendisliği ve çevresel test alanları için daha geniş etkileri vardır. LSTM modellerinin karmaşık ve dinamik ortamları yönetmedeki üstünlüğü,

iklimlendirme test kabinlerinin ötesinde çok çeşitli endüstriyel ve bilimsel ortamlarda potansiyel uygulanabilirliklerini göstermektedir.



6. SONUÇ

Araştırma, iklimlendirme test kabinlerinde sıcaklık ve nem kontrolü alanında önemli bir ilerlemeye işaret etmektedir. LSTM derin öğrenme mimarisidir, Son yıllarda yinelemeli yapay Sinir Ağlarında (RNN) meydana gelen gradiyent kayıpları problemine karşılık geliştirilmiştir. Günümüzde Dil, karakter, yazı, görüntü işleme tanıma alanlarında ve ayrıca tahminleme alanlarında geniş kullanım alanları mevcuttur. Ayarlanan parametrelere dayalı geleneksel PID kontrolörlerinin aksine, LSTM modelleri geçmiş verilerden öğrenebilir, gereksiz bilgileri unutabilir ve gelecekteki sıcaklık eğilimlerini tahmin edebilir. Bu öngörü yeteneği özellikle değişken sıcaklık koşullarına ve test nesnesi veya ortamda öngörülemeyen termal yüklerle sahip karmaşık proseslerde oldukça faydalıdır.

İklimsel test kabinlerinde bulunan sıcaklık sensörleri, LSTM ağına tekrar tekrar bilgi sağlar. Geçmiş sıcaklık verileri ve PID parametreleri üzerinde eğitilen LSTM modeli, gelecekteki sıcaklık değişikliklerini tahmin eder ve kontrol mekanizmalarını buna göre düzeltir. Bu çalışmanın eğitim aşamasının deneysel kurulumu sırasında ağ katmanları, nöron sayıları, öğrenme oranları ve epoklar titizlikle yapılandırılmıştır.

Araştırmanın önemli bir unsuru, çeşitli sıcaklık aralıklarında PID ve LSTM tabanlı kontrollerin karşılaştırılmasını içermektedir. Test süreci, özellikle 70°C ve 20°C'de, salınım sayıları ve kontrol geliştirmeleriyle ilgili önemli farklılıkları ortaya çıkarmıştır. Araştırma sonuçlarına göre PID'ye kıyasla LSTM'in düşük sıcaklıklar gibi sadece kompresörün kullanıldığı sıcaklık testlerinde yüksek performansı olmasa da 20°C, 70°C ve sürekli değişken yükteki test prosedürlerinde önemli ve kayda değer artış göstermektedir. Hassas ürünlerin test edildiği prosedürlerde bu performansın katkısı oldukça fazladır.

Kabinlerde içeride hava akış hızını kontrol etmek için çalışan fanın yaydığı ısı oda sıcaklığını sürekli arttırmak istemektedir. Özellikle oda sıcaklıklarına yakın sıcaklık değerlerinde içerinin sıcaklığını sabit tutmak için hem soğutma hem de ısıtma sistemleri aktif olarak devreye girer. Bu birlikte çalışmanın düzenli ve uyumlu olması gerekmektedir. Bu nedenle sistemlerin doğru zamanda ve doğru ölçüde devreye girmesi veya çıkması hem test performansı hem de güç verimliliği

açısından çok önemlidir. LSTM'in buradaki en önemli katkılardan birisi değişken hızlarda çalışan fanın yaydığı ısıyı hatırlamakta, parametrelerini buna göre değiştirebilmekte ve test nesnesinin düzensiz yüküne karşı daha uyumlu davranmaktadır.

Etkinliği ölçmek için MAE ve MSE gibi istatistiksel teknikler kullanılmış ve geleneksel PID kontrollerine kıyasla LSTM'in üstün performansı ve verimliliği açıkça gösterilmiştir. Tablo 5.1 ve Tablo 5.2'deki hesaplamaları ele aldığımızda kontrol performansında sıcaklığa bağlı olarak MAE, MSE, MAPE ve RMSE hata değerlendirme metotları ile kıyaslandığında PID denetçisine kıyasla LSTM, referans değerler arasındaki hatlarda %40'a varan iyileşme sağlanmıştır. Güç verimliliğinde ise güç analizörü ile yapılan ölçümlerden yola çıkıldığında görüldüğü üzere %8'e varan artış sağlamıştır. Bu artışın temel nedeni kontrolcünün sıcaklığı tahmin ederek PID'ye kıyasla daha önce önlem almasıdır. Isıtma ya da soğutma ekipmanlarını daha uygun zamanlarda devreye alması ya da çıkarması bu verimliliğe sebep olmaktadır.

Nem testlerinde ise sadece kontrol performansı değerlendirilmiş olup bunda da oldukça önemli değerlerde kazançlar sağlanmıştır. Araştırma, PID kontrolörlerinin onlarca yıldır kontrol sistemi tasarımının temel taşı olmasına rağmen, özellikle de dalgalanan termal yüklerle hızla uyum sağlama zorluğuyla karşı karşıya kaldıklarında dikkate değer performans sergilediklerini ortaya koymaktadır. PID sistemlerindeki bu kritik boşluk, derin öğrenme gibi daha gelişmiş ve uyarlanabilir kontrol mekanizmalarına duyulan ihtiyacın temelini oluşturmaktadır.

Titiz deneyler ve analizler sayesinde çalışma, LSTM modellerinin PID muadillerine göre üstün uyarlanabilirliği, duyarlılığı ve enerji verimliliğine dair somut kanıtlar sağlamıştır. Dolayısıyla bu araştırma, sadece kontrol sistemi teknolojisindeki ilerlemelerin bir kanıtı değil, aynı zamanda bu alanda gelecekteki yenilikler için bir plan niteliğindedir.

Çalışmanın bulguları, iklimlendirme test kabinlerinde sıcaklığı ve nemi kontrol etmek için LSTM tabanlı derin öğrenme modellerinin geliştirilmesi ve uygulanmasında önemli ilerlemeler olduğunu göstermektedir. Modeller teknik olarak geleneksel PID kontrol sistemlerine kıyasla üstün performans sergilemektedir. Özellikle, modellerin değişen çevresel koşullara uyum sağlama ve

gerçek zamanlı öğrenme yetenekleri, nem ve sıcaklık kontrolünde kayda değer gelişmelerle sonuçlanmıştır. Bu iyileştirmeler, test odalarının etkinliğini ve hassasiyetini artırmada çok önemli bir rol oynamıştır.

Bu tez, kontrol mühendisliği alanındaki mevcut LSTM ve derin öğrenme modellerine ve algoritmalarına teorik açıdan büyük katkı sağlamıştır. Çalışma, bu metodolojilerde kullanılan karar verme süreçlerinin şeffaflığını ve anlaşılabilirliğini artırmak için yeni yaklaşımlar önermiştir. Bu yöntemler, derin öğrenme algoritmalarının karmaşık çevresel koşullara nasıl uyum sağladığını ve buna göre nasıl karar verdiğini daha iyi anlamamızı sağlamıştır.

Bu araştırma, malzeme test prosedürlerinin geliştirilmesine önemli katkılarda bulunmuştur. İklim test odaları için geliştirilen kontrol sistemlerinin iyileştirilmesi, test süreçlerinin verimliliğini ve güvenilirliğini artırmıştır. Bu çalışma, endüstriyel bağlamda enerji tüketiminin ve işletme giderlerinin azaltılmasına yardımcı olmuştur. Ayrıca, bu geliştirmeler endüstriyel yönetmeliklere uyumu teşvik etmekte ve genel kaliteyi artırarak malzeme test prosedürlerinin daha çevre dostu ve maliyet bilincine sahip bir yaklaşım benimsemesini sağlamaktadır.

7. KAYNAKÇA

- Al Ali, L., Jagal, J., Joseph, J., Ahmed, I. S., & Rawas-Qalaji, M. (2022). *Pharmaceutical equivalency of locally and regionally manufactured generic pharmaceutical products in UAE. Saudi Pharmaceutical Journal*, 30(9), 1243-1251. <https://doi.org/10.1016/j.jsps.2022.06.027>.
- Atherton, D. P. (1999). *Limitations of PID controllers. In Proceedings of the 1999 American Control Conference (Cat. No. 99CH36251) (Vol. 6, pp. 3843-3847). IEEE.* doi: 10.1109/ACC.1999.786236.
- Aygün, H. (2011). Aygün, H., "Akıskan yataklı buhar kazanının yatak sıcaklığının parçacık sürüşü optimizasyonu tabanlı PID kontrolör (PSO-PID) ile kontrol", Yüksek Lisans Tezi, Karabük Üniversitesi Fen Bilimler Enstitüsü, Karabük, 17-19,.
- Baker, B. (1998). *Temperature sensing technologies. AN679, Microchip Technology Inc.*
- Bao, M. H. (2000). *Micro mechanical transducers: pressure sensors, accelerometers and gyroscopes. Elsevier.*
- Bassily, A. M. (2004). *Modelling and performance analysis of an electric heater. International journal of energy research*, 28(14), 1269-1291. <https://doi.org/10.1002/er.1029>.
- Borase, R. P., Maghade, D. K., Sondkar, S. Y., & Pawar, S. N. (2021). *A review of PID control, tuning methods and applications. International Journal of Dynamics and Control*, 9, 818-827. <https://doi.org/10.1007/s40435-020-00665-4>.
- Borgstrom, E. J. (1998). *An overview of the EMC requirements in RTCA/DO-160D. In 1998 IEEE EMC Symposium. International Symposium on Electromagnetic Compatibility. Symposium Record (Cat. No. 98CH36253) (Vol. 2, pp. 702-707). IEEE.* doi: 10.1109/ISEMC.1998.750283.
- Chai, T. &. (2014). *Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)?—Arguments against avoiding RMSE in the literature. Geoscientific model development*, 7(3), 1247-1250. doi:10.5194/gmd-7-1247-2014.
- Chani, M. T. (2023). *Humidity Sensors: Types and Applications. BoD—Books on Demand.*
- Chen, Y., Tong, Z., Zheng, Y., Samuelson, H., & Norford, L. (2020). *Transfer learning with deep neural networks for model predictive control of HVAC and natural ventilation in smart buildings. Journal of Cleaner Production*, 254, 119866. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.119866>.
- Chharia, A., Mehta, N., Gupta, S., & Prajapati, S. (2021). *Recent trends in artificial intelligence-inspired electronic thermal management.* <https://doi.org/10.48550/arXiv.2112.14837>.
- Climate Chambers. (2023, 10 21). Industrial Quick Search: <https://www.iqsdirectory.com/articles/environmental-chamber/climate-chambers.html> adresinden alındı
- Cohen, G., & Coon, G. A. (1953). *Theoretical consideration of retarded control. Transactions of the American Society of Mechanical Engineers*, 75(5), 827-834.

- Colah's Blog. (2015). Colah's Blog: <https://colah.github.io/posts/2015-08-Understanding-LSTMs/#fnref1> adresinden alındı
- Daldal, N., Yildirim, Ö., & Polat, K. (2019). *Deep long short-term memory networks-based automatic recognition of six different digital modulation types under varying noise conditions*. *Neural Computing and Applications*, 31, 1967-1981.
- Das, K., Jiang, J., & Rao, J. N. (2004). *Mean squared error of empirical predictor*. DOI: 10.1214/009053604000000201.
- De Myttenaere, A. G. (2016). *Mean absolute percentage error for regression models*. *Neurocomputing*, 192, 38-48. <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2015.12.114>.
- Detail Test Kabinleri. (2023, 10 21). Ottonom: <https://ottonom.com/detail-cevresel-test-teknolojisi-ve-kabinleri/> adresinden alındı
- Dorin Compressors. (2023, 08 12). Semihermetic Compressors H range: https://www.dorin.com/documents/Download/18/1LTZ010_H-06.23_new_m.pdf adresinden alındı
- Ellis, G. (2012). *Four types of controllers*. *Control System Design Guide*, 97-119. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-385920-4.00006-0>.
- Elmaz, F., Eyckerman, R., Casteels, W., Latré, S., & Hellinckx, P. (2021). *CNN-LSTM architecture for predictive indoor temperature modeling*. *Building and Environment*, 206, 108327. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2021.108327>.
- Farahani, H. W. (2014). *Humidity sensors principle, mechanism, and fabrication technologies: a comprehensive review*. *Sensors*, 14(5), 7881-7939. <https://doi.org/10.3390/s140507881>.
- Feng, Z., Zhou, X., Xu, S., Ding, J., & Cao, S. J. (2018). *Impacts of humidification process on indoor thermal comfort and air quality using portable ultrasonic humidifier*. *Building and Environment*, 133, 62-72. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2018.02.011>.
- Fu, M. W. (2023). *Multicrane Visual Sorting System Based on Deep Learning With Virtualized Programmable Logic Controllers in Industrial Internet*. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*. doi: 10.1109/TII.2023.3313641.
- García-Contreras, R., Gómez, A., Fernández-Yáñez, P., & Armas, O. (2018). *Estimation of thermal loads in a climatic chamber for vehicle testing*. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 65, 761-771. <https://doi.org/10.1016/j.trd.2017.11.010>.
- Gupta, A., Badr, Y., Negahban, A., & Qiu, R. G. (2021). *Energy-efficient heating control for smart buildings with deep reinforcement learning*. *Journal of Building Engineering*, 34, 101739. <https://doi.org/10.1016/j.jobbe.2020.101739>.
- Haka, A. T. (2020). *CLIMATE TEST CHAMBERS AND EXPOSURE TESTING*. In *Between Making And Knowing: Tools In The History Of Materials Research* (pp. 227-237). https://doi.org/10.1142/9789811207631_0022.
- Harasty, S., Böttcher, A. D., & Lambeck, S. (2019). *Using Artificial Neural Networks for Indoor Climate Control in the Field of Preventive Conservation*. In *E3S Web of Conferences* (Vol. 111). *EDP Sciences*. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/2019111040>.

- Hu, P. H. (2013). *Research on the static strength performance of adhesive single lap joints subjected to extreme temperature environment for automotive industry*. *International Journal of Adhesion and Adhesives*, 41, 119. <https://doi.org/10.1016/j.ijadhadh.2012.10.010>.
- IEC STANDARDS. (2023, 11 11). Associated Environmental Systems: <https://www.associatedenvironmentalsystems.com/standards/iec> adresinden alındı
- Jankovich, D. O. (2018). *A new methodology for the temperature testing of thermostatic chambers used in the food-meat industry*. *Tehnički vjesnik*, 25(Supplement 2), 319-325. <https://doi.org/10.17559/TV-20161117070318>.
- Javaid, M., Haleem, A., Singh, R. P., Rab, S., & Suman, R. (2021). *Significance of sensors for industry 4.0: Roles, capabilities, and applications*. *Sensors International*, 2, 100110. <https://doi.org/10.1016/j.sintl.2021.100110>.
- Jin, H. C. (2019). *Stable temperature regulation for TES testing below 200mK employing improved Cohen-Coon method*. In *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering* (Vol. 502, No. 1, p. 012136). IOP Publishing. <https://doi.org/10.1088/1757-899X/502/1/012136>.
- Jordan, M. I., & Mitchell, T. M. (2015). 'Machine learning: Trends, perspectives, and prospects,' *Science* (New York, N.Y.), 349(6245), pp. 255–260. <https://doi.org/10.1126/science.aaa8415>.
- Jung, S., Jeoung, J., & Hong, T. (2022). *Occupant-centered real-time control of indoor temperature using deep learning algorithms*. *Building and Environment*, 208, 108633. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2021.108633>.
- Kim, H. T., Song, G. S., Kim, K. C., Yoo, K. H., Son, S. W., Shin, D. K., & Kwon, O. M. (2011). *Comparative Study on Energy Consumption in Steam-Humidification-and Water-Spray-Humidification-Type Outdoor Air-Conditioning Systems for Semiconductor Manu*. <https://doi.org/10.3795/KSME-B.2011.35.12.1249>.
- Kingma, D. P., & Ba, J. (2014). *Adam: A method for stochastic optimization*. *arXiv preprint arXiv:1412.6980*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1412.6980>.
- Kumar, S. S., Tulsyan, A., Gopaluni, B., & Loewen, P. (2018). *A deep learning architecture for predictive control*. *IFAC-PapersOnLine*, 51(18), 512-517. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2018.09.373>. 2018. adresinden alındı
- Lee, C. Y. (2005). *Humidity sensors: a review*. *Sensor Letters*, 3(1-2), 1-15.
- Lewry, A. J. (1994). *Approaches to testing the durability of materials used in the construction and maintenance of buildings*. *Construction and Building Materials*, 8(4), 211-222. [https://doi.org/10.1016/S0950-0618\(09\)90004-6](https://doi.org/10.1016/S0950-0618(09)90004-6).
- Li X, M. X. (2020). *Application of Gated Recurrent Unit (GRU) Neural Network for Smart Batch Production Prediction*. *Energies* ; 13(22):6121. . <https://doi.org/10.3390/en13226121>.
- McMillan, G. K. (2012). *Industrial applications of pid control. PID control in the third millennium: Lessons learned and new approaches*, 415-461.

- More about Dynamic climate chambers. (2023, 11 28). BINDER: <https://www.binder-world.com/us-en/products/environmental-testing/dynamic-climate-chambers> adresinden alındı
- Nguyen, H. T. (2021). *Defective product classification system for smart factory based on deep learning*. *Electronics*, 10(7), 826. <https://doi.org/10.3390/electronics10070826>.
- Park, R. M. (2010). *Thermocouple fundamentals*. *Course Tech., Temp*, 2-1.
- Paz, R. A. (2001). *The design of the PID controller*. *Klipsch school of Electrical and Computer engineering*, 8, 1-23.
- Pichotta, K., & Mooney, R. (2016). *Learning statistical scripts with LSTM recurrent neural networks*. In *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence (Vol. 30, No. 1)*. <https://doi.org/10.1609/aaai.v30i1.10347>.
- Prasad, M. (2011). *Refrigeration and air conditioning*. *New Age International*.
- Reach In Temperature Humidity Test Chamber. (2023, 10 21). weisstechnik: <https://weiss-na.com/product/endurance-series/> adresinden alındı
- Roffel, B., & Betlem, B. (2006). *Process Dynamics and Control, Modeling for Control and Prediction*. S.32.2.
- Senanayake, S., Pradhan, B., Alamri, A., & Park, H. J. (2022). *A new application of deep neural network (LSTM) and RUSLE models in soil erosion prediction*. *Science of The Total Environment*, 845, 157220. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.157220>.
- Sevinç, A., & Buket, K. (2021). *Derin Öğrenme ve İstatistiksel Modelleme Yöntemiyle Sıcaklık Tahmini ve Karşılaştırılması*. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, (28), 1222-1228. <https://doi.org/10.31590/ejosat.1014106>.
- Siódmiak, T. S.-Ś. (2023). *Climatic Chamber Stability Tests of Lipase-Catalytic Octyl-Sepharose Systems*. *Catalysts*, 13(3), 501. <https://doi.org/10.3390/catal13030501>.
- Solowjow, E. (2020). *"Industrial Robot Grasping with Deep Learning using a Programmable Logic Controller (PLC)," 2020 IEEE 16th International Conference on Automation Science and Engineering (CASE)*, pp. 97-103, doi: 10.1109/CASE4830. Hong Kong, China.
- Stein, J. A. (1996). *Moving Toward Worldwide Standardization of Environmental and Reliability Testing Practices for Automotive Electrical and Electronic Equipment*. *SAE transactions*, 1321-1329. <https://doi.org/10.4271/960976>.
- Sukede, A. K., & Arora, J. (2015). *Auto tuning of PID controller*. In *2015 International Conference on Industrial Instrumentation and Control (IIC)* (pp. 1459-1462). IEEE. doi: 10.1109/IIC.2015.7150979.
- Tamura, C. A., Krüger, E. L., Wagner, A., & Strauhs, F. R. (2021). *Analyzing potential correlations between light exposure and skin temperature in a climate chamber*. *Building and Environment*, 205, 108242. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2021.108242>.
- Turgut, A., Temir, A., Aksoy, B., & Özsoy, K. (2019). *YAPAY ZEKÂ YÖNTEMLERİ İLE HAVA SICAKLIĞI TAHMİNİ İÇİN SİSTEM TASARIMI VE UYGULAMASI*. *International Journal of 3D Printing Technologies and Digital Industry*, 3(3), 244-253.

Vimala, J. N. (2009). *Corrosion and protection of electronic components in different environmental conditions-an overview. The Open Corrosion Journal*, 2(1). <http://dx.doi.org/10.2174/1876503300902010105>.

weisstechnik. (2023, 11 11). Temperature Test Chambers, Type TempEvent: <https://www.weiss-technik.com/en/products/detail/temperature-test-chambers-type-tempevent~p27474>
adresinden alındı

Willmott, C. J., & Matsuura, K. (2005). *Advantages of the mean absolute error (MAE) over the root mean square error (RMSE) in assessing average model performance. Climate research*, 30(1), 79-82. doi:10.3354/cr030079.

Yu, L., Qin, S., Zhang, M., Shen, C., Jiang, T., & Guan, X. (2021). *A review of deep reinforcement learning for smart building energy management. IEEE Internet of Things Journal*, 8(15), 12046-12063. doi: 10.1109/JIOT.2021.3078462.

