T.C.

YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

FARKLI BORU TİPLERİNDE YOĞUŞMA ISI TRANSFERİ KARAKTERİSTİKLERİNİN MAKİNE ÖĞRENMESİ ALGORİTMALARI İLE İNCELENMESİ

Büşra Selenay ÖNAL

DOKTORA TEZİ

Makine Mühendisliği Anabilim Dalı

Isı Proses Programı

Danışman

Prof. Dr. Ahmet Selim DALKILIÇ

Eş Danışman

Prof. Dr. Oktay ÖZCAN

Mayıs, 2024

T.C.

YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

FARKLI BORU TİPLERİNDE YOĞUŞMA ISI TRANSFERİ KARAKTERİSTİKLERİNİN MAKİNE ÖĞRENMESİ ALGORİTMALARI İLE İNCELENMESİ

Büşra Selenay ÖNAL tarafından hazırlanan tez çalışması 31.05.2024 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Makine Mühendisliği Anabilim Dalı, Isı Proses Programı **DOKTORA TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Prof. Dr. Ahmet Selim DALKILIÇ Yıldız Teknik Üniversitesi Danışman	Prof. Dr. Oktay ÖZCAN İstanbul Gelişim Üniversitesi Eş-Danışman

Jüri Üyeleri

Prof. Dr. Ahmet Selim DALKILIÇ, Danışman
Yıldız Teknik Üniversitesi _____

Prof. Dr. Galip TEMİR, Üye
Yıldız Teknik Üniversitesi _____

Prof. Dr. Hasan Alpay HEPERKAN, Üye
İstanbul Aydın Üniversitesi _____

Prof. Dr. Derya Burcu TÜMER ÖZKAN, Üye
Yıldız Teknik Üniversitesi _____

Dr. Öğr. Üyesi Kenan KAYA, Üye
İstanbul Aydın Üniversitesi _____

Danışmanım Prof. Dr. Ahmet Selim DALKILIÇ sorumluluğunda tarafımca hazırlanan "Farklı Boru Tiplerinde Yoğuşma Isı Transferi Karakteristiklerinin Makine Öğrenmesi Algoritmaları ile İncelenmesi" başlıklı çalışmada veri toplama ve veri kullanımında gerekli yasal izinleri aldığımı, diğer kaynaklardan aldığım bilgileri ana metin ve referanslarda eksiksiz gösterdiğimi, araştırma verilerine ve sonuçlarına ilişkin çarpıtma ve/veya sahtecilik yapmadığımı, çalışmam süresince bilimsel araştırma ve etik ilkelerine uygun davrandığımı beyan ederim. Beyanımın aksinin ispatı halinde her türlü yasal sonucu kabul ederim.

Büşra Selenay ÖNAL

İmza

Bu çalışma, “Yıldız Teknik Üniversitesi Bilimsel Araştırma Proje Koordinatörlüğü’nün FOA-2019-3582” numaralı projesi ile desteklenmiştir.



Aileme

TEŞEKKÜR

Bu doktora tez çalışmasında pürüzsüz helisel, mikro kanatlı helisel ve çukurlu helisel borularda R134a ve R600a soğutucu akışkanlarının yoğuşması sırasında ısı taşınım katsayısı ve basınç düşümü için makine öğrenmesi yöntemleri kullanılarak analizler yapılmış ve gerçek-tahmin değer grafikleri elde edilmiştir. Ardından bağımlılık analizi yapılmıştır. Analiz sonucu elde edilen değerler kullanılarak ısı transferi karakteristiklerine ait trend eğrileri çizilmiştir.

Doktora tez çalışma sürem boyunca bilgileri, tecrübeleri, eleştirileri ve önerileri ile bana destek ve yardımcı olan tez danışmanım Sayın Prof. Dr. Ahmet Selim DALKILIÇ'a, eş danışmanım Prof. Dr. Oktay ÖZCAN'a, tez izleme komitesi üyelerim Sayın Prof. Dr. Galip TEMİR'e ve Sayın Prof. Dr. Hasan Alpay HEPERKAN'a ve tez jürimde yer alan Sayın Prof. Dr. Derya Burcu TÜMER ÖZKAN'a ve Sayın Dr.Öğr.Üyesi Kenan KAYA'ya teşekkürlerimi sunarım.

Çalışmalarım sırasında benden yardımlarını esirgemeyen Sayın Arş. Gör. Gamze MADEN MÜFTÜOĞLU'na çok teşekkür ederim.

Hayatım boyunca her türlü konuda benden desteğini esirgemeyen anneme ve babama şükranlarımı sunarım.

Çalışmalarım boyunca her zaman bana destek olan arkadaşlarıma çok teşekkür ederim.

Büşra Selenay ÖNAL

İÇİNDEKİLER

TEŞEKKÜR **v**
SİMGE LİSTESİ **ix**
KISALTMA LİSTESİ **xii**
ŞEKİL LİSTESİ **xiii**
TABLO LİSTESİ **xix**
ÖZET **xx**
ABSTRACT **xxii**
1 GİRİŞ **1**
1.1 Literatür Özeti....2
1.2 Tezin Amacı....23
1.3 Hipotez....24
2 İKİ FAZLI AKIŞLARIN TEMELLERİ **26**
2.1 İki Fazlı Akış Türleri....26
2.2 Yoğuşma Isı Transferi Karakteristikleri....29
2.3 Yoğuşmada Helisel Borularda Isı Transfer Katsayısı ve Basınç Düşümü Özellikleri....30
2.4 İki Fazlı Akış Rejimleri....34
3 MAKİNE ÖĞRENMESİ **37**
3.1 Makine Öğrenmesi Kavramı....37
3.2 Makine Öğrenmesi Algoritmaları....38
3.2.1 Denetimli Makine Öğrenmesi (Supervised Algorithms)....38
3.2.2 Denetimsiz Makine Öğrenmesi (Unsupervised Algorithms)....39
3.2.3 Yarı Denetimli Öğrenme (Semi-supervised Algorithms)....39
3.2.4 Pekiştirmeli Öğrenme (Reinforcement Algorithms)....40
3.3 Yapay Sinir Ağları....40
3.3.1 Yapay Sinir Ağlarının Avantajları....42
3.3.2 Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırılması....43
3.3.3 Yapay Sinir Ağı Süreçleri....46
3.4 Extreme Gradient Boosting (XGBoost)....50
3.5 Makine Öğrenmesi Yöntemlerinde Performans Metrikleri....52

4 VERİ SETİNİN HAZIRLANMASI 54
4.1 Veri Setinin Elde Edildiği Deneysel Çalışmalar 54
4.2 Analiz için Kullanılan Boruların Özellikleri 56
4.3 Analizler için Veri Setinin Hazırlanması 60
4.4 Analiz için Kullanılan Formüller 65
5 YAPAY SİNİR AĞLARI İLE ANALİZ 68
5.1 Boyutlu Veriseti-1 için Yapay Sinir Ağları ile Analiz.....68
5.1.1 Modelin Oluşturulması 68
5.1.2 Modelin Eğitim, Test ve Doğrulama İşlemleri.....72
5.1.3 Analiz Sonuçları 77
5.2 Boyutsuz Veriseti-2 için Yapay Sinir Ağları ile Analiz.....88
5.2.1 Modelin Oluşturulması 88
5.2.2 Modelin Eğitim, Test ve Doğrulama İşlemleri 92
5.2.3 Analiz Sonuçları 97
6 EXTREM GRADIENT BOOSTING (XGBOOST) İLE ANALİZ 111
6.1 Boyutlu Veriseti-1 için XGBoost ile Analiz 111
6.1.1 Modelin Oluşturulması 111
6.1.2 Modelin Eğitim, Test ve Doğrulama İşlemleri 112
6.1.3 Analiz Sonuçları 123
6.2 Boyutsuz Veriseti-2 için XGBoost ile Analiz 131
6.2.1 Modelin Oluşturulması 131
6.2.2 Modelin Eğitim, Test ve Doğrulama İşlemleri 131
6.2.3 Analiz Sonuçları 142
7 BAĞIMLILIK ANALİZİ 155
7.1 Yapay Sinir Ağları ile Bağımlılık Analizi.....155
7.2 Extreme Gradient Boosting (XGBoost) ile Bağımlılık Analizi 159
8 ANALİZ SONUÇLARININ KARŞILAŞTIRILMASI 165
8.1 Yapay Sinir Ağları Tahmin Değerleri Kullanılarak Deneysel Verilerle Karşılaştırma.....165
8.2 Extreme Gradient Boosting (XGBoost) Tahmin Değerleri Kullanılarak Deneysel Verilerle Karşılaştırma.....169

8.3 Yapay Sinir Ağları Tahmin Değerleri Kullanılarak Isı Transferi Karakteristiklerine Ait Trend Eğrilerinin Elde Edilmesi 174

9 SONUÇ VE ÖNERİLER **195**

9.1 Sonuçlar 195

9.2 Öneriler 201

KAYNAKÇA **203**

TEZDEN ÜRETİLMİŞ YAYINLAR **211**

SİMGE LİSTESİ

A	Isı Transfer Alanı, m^2
C_p	Özgül Isı, kj kg^{-1} K^{-1}
d	Boru Çapı, mm
dP_f	Sürtünme Basınç Düşümü, Pa/m
D_c	Bobin Çapı, mm
d_i	İç Çap, mm
De	Dean Sayısı
De_{eq}	Eşdeğer Dean Sayısı
d_o	Dış Çap, mm
f	Sürtünme Faktörü
f_l	Sıvı Faz Sürtünme Faktörü
G	Kütle Akısı, kg m^{-2} s^{-1}
h	Isı Transfer Katsayısı, Wm^{-2} K^{-1}
h_{fg}	Buharlaşma Entalpisi, kJ/kg
h_{ort}	Ortalama Isı Transfer Katsayısı, Wm^{-2} K^{-1}
k	Isı İletim Katsayısı, W m^{-1} K^{-1}
k_l	Sıvı Faza Ait Isı İletim Katsayısı, W m^{-1} K^{-1}
k_v	Gaz Faza Ait Isı İletim Katsayısı, W m^{-1} K^{-1}
L	Boru Boyu, mm
$\dot{m}$	Kütle Akış Hızı, kg s^{-1}
Nu	Nusselt Sayısı
Nu_{exp}	Deneysel İki Fazlı Nusselt Sayısı
Nu_l	Tek Fazlı Nusselt Sayısı
Nu_{tp}	İki Fazlı Nusselt Sayısı
p	Bobin Adım Sayısı, mm
P	Basınç, Pa
pr	İndirgenmiş Basınç

Pr	Prandtl Sayısı
Pr_l	Sıvı Faza Ait Prandtl Sayısı
Pr_v	Gaz Faza Ait Prandtl Sayısı
P_{crit}	Akışkanın Kritik Basıncı, Pa
P_s	Akışkanın Gerçek Basıncı, Pa
R	Bobin Yarıçapı, mm
R^2	Korelasyon Katsayısı
Re	Reynolds Sayısı
Re_l	Sıvı Faza Ait Reynolds Sayısı
Re_v	Gaz Faza Ait Reynolds Sayısı
q	Isı Akısı, kW m^{-2}
T_s	Doyma Sıcaklığı, ^{O}C
x	Buhar Kalitesi
X_{tt}	Martinelli Parametresi
α	Boşluk Oranı
μ	Dinamik Viskozite, kg m^{-1} s^{-1}
μ_l	Sıvı Faza Ait Dinamik Viskozite, kg m^{-1} s^{-1}
μ_v	Gaz Faza Ait Dinamik Viskozite, kg m^{-1} s^{-1}
ρ	Yoğunluk, kg m^{-3}
ρ_v	Gaz Faza Ait Yoğunluk, kg m^{-3}
ρ_l	Sıvı Faza Ait Yoğunluk, kg m^{-3}
υ	Kinematik Viskozite, m^2 s^{-1}
ΔP	Basınç Düşümü, Pa
ΔT	Sıcaklık Farkı,^{O}C
$\emptyset_l^2$	İki Fazlı Sürtünme Basınç Gradyanı Çarpanı

KISALTMA LİSTESİ

AI	Artificial Intelligence (Yapay Zeka)
ANFIS	Adaptive Neural Fuzzy Inference System (Uyarlanabilir Nöro Bulanık Çıkarım Sistemi)
ANN	Artifical Neural Network (Yapay Sinir Ağı)
CR	Curvature Ratio (Eğrilik Oranı)
FFNN	Feedforward Neural Network (İleri Beslemeli Sinir Ağı)
GA	Genetic Algorithm (Genetik Algoritma)
GRNN	General Regression Neural Network (Genel Regresyon Sinir Ağı)
HCTHEX	Helically Coiled Tube Heat Exchanger (Helisel Sarmal Borulu Isı Değiştirici)
HT	Heat Transfer (Isı Transferi)
HTC	Heat Transfer Coefficient (Isı Transferi Katsayısı)
KNN	K-Nearest Neighbors (K-En Yakın Komşu Algoritması)
LSSVM	Least-Squares Support Vector Machine (En Küçük Kareler Destek Vektör Makinesi)
LSTM	Long Short-Term Memory (Uzun Kısa Süreli Bellek)
MLP	Multi-Layer Perceptron (Çok Katmanlı Algılayıcılar)
MSE	Mean Square Error (Ortalama Kare Hatası)
NSGA-III	Non-Dominated Sorting Genetic Algorithm III (Baskın Olmayan Sıralama Genetik Algoritması III)
ReLU	Rectified Linear Unit (Düzeltilmiş Doğrusal Birim)
RF	Random Forest (Rastgele Orman)
RMSE	Root Mean Squared Error (Ortalama Karekök Hatası)
PSO	Particle Swarm Optimization (Parçacık Sürü Optimizasyonu)
SHCTHEX	Shell and Helically Coiled Tube Heat Exchangers (Kovan ve Sarmal Borulu Isı Eşanjörleri)
SVM	Support Vector Machine (Destek Vektör Makinesi)
XGBoost	Extreme Gradient Boosting (Aşırı Gradyan Artırma)
YSA	Yapay Sinir Ağı

ŞEKİL LİSTESİ

Şekil 1.1 D/d_o = 7,086 ve P/d_o=2.18 değerlerinde (T_{sm}/T)'in farklı ısı akılarında Re ile değişimi (Moawed, 2011) **.....3**

Şekil 1.2 Isı akısının ortalama ısı transfer katsayısına etkisi (Wongwises ve Polsongkram, 2006) **.....4**

Şekil 1.3 Shah korelasyonu ile deneysel sonuçların karşılaştırılması (Yu vd. 2018) **.....5**

Şekil 1.4 D =100 mm'de farklı L/d_i değerlerinde doyma sıcaklığına karşı yoğuşma ısı transfer katsayısı (Raboh vd. 2011)**.....6**

Şekil 1.5 Farklı boru tiplerinde doyma sıcaklığının yoğuşma ısı transfer katsayısına etkisi (Solanki ve Kumar, 2018a) **.....7**

Şekil 1.6 Kütle akısının mikro kanatlı sarmal borudaki yoğuşma ısı transfer katsayıları üzerindeki etkisi (Solanki ve Kumar, 2018b)**.....8**

Şekil 1.7 Farklı yoğuşma sıcaklıklarında sarmal boru için ortalama buhar kalitesine karşı toplam basınç gradyanı (a) 35 ^oC ve (b) 40^oC (Gupta vd. 2014) **.9**

Şekil 1.8 Kare oluklu borularda farklı yapı parametrelerinde ΔP_f'nin x ile değişimi (Li vd. 2018) **.....11**

Şekil 1.9 Çukurlu helisel borularda deneysel iki fazlı Nusselt sayısı ile tahmin edilen iki fazlı Nusselt sayısı grafiği (Solanki ve Kumar, 2019)**.....12**

Şekil 2.1 Film yoğuşması ve damlacıklı yoğuşma (Bayram, 2017) **.....28**

Şekil 2.2 Dikey plaka düzlemde veya silindirik tüpte film yoğuşması (Bayram, 2017)**.....28**

Şekil 2.3 Pürüzsüz helisel ve pürüzlü helisel sarımlı boru örnekleri (Onal vd. 2021) **.....31**

Şekil 2.4 Helisel sarımlı boruya ait yakın çekim görüntüsü (Onal vd. 2021) **.....31**

Şekil 2.5 Isı transfer katsayılarının kütle akış hızlarına göre karşılaştırılması (Ali ve Gülhane, 2018)**.....32**

Şekil 2.6 Lockhart-Martinelli ile çizilen iki fazlı sürtünme çarpanı parametresi (Wongwises ve Polsongkram,2006) **.....34**

Şekil 2.7 Taitel ve Dukler akış haritası (Taitel ve Dukler,1976)**.....36**

Şekil 2.8 Düzeltilmiş Taitel ve Dukler akış haritası (Gupta vd. 2014)**.....36**

Şekil 3.1 Yapay zekanın alt dalı olan makine öğrenmesi**.....37**

Şekil 3.2 Yapay sinir ağlarının sınıflandırılması **.....43**

Şekil 3.3 İleri beslemeli sinir ağı yapısı (Can ve Şahin, 2021) **.....44**

Şekil 3.4 Geri beslemeli sinir ağı yapısı (Krenker vd. 2011) **.....44**

Şekil 3.5 Tek katmanlı algılayıcı modeli (Öztemel, 2006) **.....46**

Şekil 3.6 Çok katmanlı algılayıcı modeli (Kaya ve İnce, 2021)**.....46**

Şekil 3.7 Yapay sinir hücresinin yapısı (Çayıroğlu, 2015) **.....47**

Şekil 3.8 Bazı aktivasyon fonksiyonları (Çayıroğlu, 2015) **48**

Şekil 3.9 XGBoost algoritması yapısal şeması (Wang vd. 2022) **51**

Şekil 4.1 Deney tesisatına ait şematik gösterim (Gupta vd. 2014) **54**

Şekil 4.2 Test bölgesine ait şematik gösterim (Gupta vd. 2014) **55**

Şekil 4.3 Deney tesisatına ait şematik gösterim (Solanki ve Kumar, 2018a) **56**

Şekil 4.4 Test bölgesine ait şematik gösterim (Solanki ve Kumar, 2018a) **56**

Şekil 4.5 Boruların şematik gösterimi: (a) pürüzsüz düz boru, (b) pürüzsüz helisel boru ve (c) çukurlu helisel boru (Solanki ve Kumar, 2018a) **57**

Şekil 4.6 Mikro kanatlı helisel borunun geometrik özellikleri (Solanki ve Kumar, 2018b) **57**

Şekil 4.7 Analizde kullanılan sarmal borunun şematik gösterimi **58**

Şekil 4.8 Analizde kullanılan sarmal borunun Solidworks çizimi **58**

Şekil 4.9 REFPROP-7 arayüzü ve R134-a soğutucu akışkanına ait termo-fiziksel değerler **61**

Şekil 4.10 REFPROP-7 arayüzü ve R600a soğutucu akışkanına ait termo-fiziksel değerler **61**

Şekil 4.11 Excelde hazırlanan Veriseti-1'e ait ekran görüntüsü **62**

Şekil 4.12 Boyutsuz sayıların Excelde hesaplandığı arayüz **64**

Şekil 4.13 Excelde hazırlanan Veriseti-2'ye ait ekran görüntüsü-1 ..... **64**

Şekil 4.14 Excelde hazırlanan Veriseti-2'ye ait ekran görüntüsü-2 ..... **65**

Şekil 5.1 Veriseti-1 için oluşturulan MLP ağ modeli **68**

Şekil 5.2 Üç katmanlı (7 girişli, 2 çıkışlı) yapay sinir ağının blok diyagramı **77**

Şekil 5.3 Veriseti-1 için test işlemi sonuçları **77**

Şekil 5.4 Veriseti-1'e ait regresyon grafiği **78**

Şekil 5.5 Eğitim verisi MSE değeri grafiği **79**

Şekil 5.6 Eğitim, test ve doğrulama verisi MSE değeri grafiği **79**

Şekil 5.7 Ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı için eğitim verisi ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği **80**

Şekil 5.8 Ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı için doğrulama verisi ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği **81**

Şekil 5.9 Ortalama sürtünme basınç düşümü için eğitim verisi ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği **81**

Şekil 5.10 Ortalama sürtünme basınç düşümü için doğrulama verisi ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği **82**

Şekil 5.11 Veriseti-1'e ait hata histogramı **82**

Şekil 5.12 Ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı için eğitim verisi ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (Normalize edilmemiş verilerle) **86**

Şekil 5.13 Ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı için doğrulama verisi ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (Normalize edilmemiş verilerle).....**86**

Şekil 5.14 Ortalama sürtünme basınç düşümü için eğitim verisi ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (Normalize edilmemiş verilerle) **87**

Şekil 5.15 Ortalama sürtünme basınç düşümü için doğrulama verisi ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (Normalize edilmemiş verilerle) **87**

Şekil 5.16 Veriseti-2 için oluşturulan MLP ağ modeli **88**

Şekil 5.17 Üç katmanlı (6 girişli, 3 çıkışlı) yapay sinir ağının blok diyagramı.....**97**

Şekil 5.18 Veriseti-2 için test işlemi sonuçları **97**

Şekil 5.19 Veriseti-2'ye ait regresyon grafiği **98**

Şekil 5.20 Eğitim verisi MSE değeri grafiği **99**

Şekil 5.21 Eğitim, test ve doğrulama verisi MSE değeri grafiği **99**

Şekil 5.22 İki fazlı Nusselt sayısı için eğitim verisi ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği **100**

Şekil 5.23 İki fazlı Nusselt sayısı için doğrulama verisi ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği **100**

Şekil 5.24 Deneysel iki fazlı Nusselt sayısı için eğitim verisi ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği **101**

Şekil 5.25 Deneysel iki fazlı Nusselt sayısı için doğrulama verisi ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği.....**101**

Şekil 5.26 İki fazlı sürtünme basınç gradyanı çarpanı için eğitim verisi ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği **102**

Şekil 5.27 İki fazlı sürtünme basınç gradyanı çarpanı için doğrulama verisi ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği.....**102**

Şekil 5.28 Veriseti-2'ye ait hata histogramı **103**

Şekil 5.29 İki fazlı Nusselt sayısı için eğitim verisi ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (Normalize edilmemiş verilerle) **107**

Şekil 5.30 İki fazlı Nusselt sayısı için doğrulama verisi ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (Normalize edilmemiş verilerle).....**108**

Şekil 5.31 Deneysel iki fazlı Nusselt sayısı için eğitim verisi ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (Normalize edilmemiş verilerle) **108**

Şekil 5.32 Deneysel iki fazlı Nusselt sayısı için doğrulama verisi ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (Normalize edilmemiş verilerle) **109**

Şekil 5.33 İki fazlı sürtünme basınç gradyanı çarpanı için eğitim verisi ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (Normalize edilmemiş verilerle).....**109**

Şekil 5.34 İki fazlı sürtünme basınç gradyanı çarpanı için doğrulama verisi ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (Normalize edilmemiş verilerle) **110**

Şekil 6.1 Ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı için eğitim verileri ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (a. Normalize edilmiş, b. Normalize edilmemiş değerler) **123**

Şekil 6.2 Ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı için doğrulama verileri ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (a. Normalize edilmiş, b. Normalize edilmemiş değerler) **124**

Şekil 6.3 Ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı için test verileri ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (a. Normalize edilmiş, b. Normalize edilmemiş değerler) **125**

Şekil 6.4 Ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı için tüm veriler ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (a. Normalize edilmiş, b. Normalize edilmemiş değerler) **126**

Şekil 6.5 Ortalama sürtünme basınç düşümü için eğitim verileri ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (a. Normalize edilmiş, b. Normalize edilmemiş değerler) **127**

Şekil 6.6 Ortalama sürtünme basınç düşümü için doğrulama verileri ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (a. Normalize edilmiş, b. Normalize edilmemiş değerler) **128**

Şekil 6.7 Ortalama sürtünme basınç düşümü için test verileri ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (a. Normalize edilmiş, b. Normalize edilmemiş değerler) **129**

Şekil 6.8 Ortalama sürtünme basınç düşümü için tüm veriler ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (a. Normalize edilmiş, b. Normalize edilmemiş değerler) **130**

Şekil 6.9 İki fazlı Nusselt sayısı için eğitim verileri ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (a. Normalize edilmiş, b. Normalize edilmemiş değerler) **143**

Şekil 6.10 İki fazlı Nusselt sayısı için doğrulama verileri ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (a. Normalize edilmiş, b. Normalize edilmemiş değerler) **144**

Şekil 6.11 İki fazlı Nusselt sayısı için test verileri ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (a. Normalize edilmiş, b. Normalize edilmemiş değerler ... **145**

Şekil 6.12 İki fazlı Nusselt sayısı için tüm veriler ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (a. Normalize edilmiş, b. Normalize edilmemiş değerler) .. **146**

Şekil 6.13 Deneysel iki fazlı Nusselt sayısı için eğitim verileri ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (a. Normalize edilmiş, b. Normalize edilmemiş değerler) **147**

Şekil 6.14 Deneysel iki fazlı Nusselt sayısı için doğrulama verileri ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (a. Normalize edilmiş, b. Normalize edilmemiş değerler) **148**

Şekil 6.15 Deneysel iki fazlı Nusselt sayısı için test verileri ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (a. Normalize edilmiş, b. Normalize edilmemiş değerler) **149**

Şekil 6.16 Deneysel iki fazlı Nusselt sayısı için tüm veriler ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (a. Normalize edilmiş, b. Normalize edilmemiş değerler) **150**

Şekil 6.17 İki fazlı sürtünme basınç gradyanı çarpanı için eğitim verileri ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (a. Normalize edilmiş, b. Normalize edilmemiş değerler) **151**

Şekil 6.18 İki fazlı sürtünme basınç gradyanı çarpanı için doğrulama verileri ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (a. Normalize edilmiş, b. Normalize edilmemiş değerler) **152**

Şekil 6.19 İki fazlı sürtünme basınç gradyanı çarpanı için test verileri ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (a. Normalize edilmiş, b. Normalize edilmemiş değerler) **153**

Şekil 6.20 İki fazlı sürtünme basınç gradyanı çarpanı için tüm veriler ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (a. Normalize edilmiş, b. Normalize edilmemiş değerler) **154**

Şekil 7.1 Veriseti-1'e ait korelasyon matrisinin ısı haritası **156**

Şekil 7.2 Veriseti-2'ye ait korelasyon matrisinin ısı haritası **158**

Şekil 8.1 Ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı gerçek-tahmin değerleri grafiği **165**

Şekil 8.2 Ortalama sürtünme basınç düşümü gerçek-tahmin değerleri grafiği ... **166**

Şekil 8.3 İki fazlı Nusselt sayısı gerçek-tahmin değerleri grafiği..... **167**

Şekil 8.4 Deneysel iki fazlı Nusselt sayısı gerçek-tahmin değerleri grafiği **167**

Şekil 8.5 İki fazlı sürtünme basınç gradyanı çarpanı gerçek-tahmin değerleri grafiği **168**

Şekil 8.6 Ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı gerçek-tahmin değerleri grafiği **169**

Şekil 8.7 Ortalama sürtünme basınç düşümü gerçek-tahmin değerleri grafiği ... **170**

Şekil 8.8 İki fazlı Nusselt sayısı gerçek-tahmin değerleri grafiği..... **171**

Şekil 8.9 Deneysel iki fazlı Nusselt sayısı gerçek-tahmin değerleri grafiği **171**

Şekil 8.10 İki fazlı sürtünme basınç gradyanı çarpanı gerçek-tahmin değerleri grafiği **172**

Şekil 8.11 G=75 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=35ºC doyma sıcaklığında R134a için ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısının ortalama buhar kalitesi ile değişimi **175**

Şekil 8.12 G=191 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=35ºC doyma sıcaklığında R134a için ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısının ortalama buhar kalitesi ile değişimi **175**

Şekil 8.13 G=75 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=45ºC doyma sıcaklığında R134a için ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısının ortalama buhar kalitesi ile değişimi **176**

Şekil 8.14 G=191 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=45ºC doyma sıcaklığında R134a için ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısının ortalama buhar kalitesi ile değişimi **176**

Şekil 8.15 G=75 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=35^{o}C doyma sıcaklığında R600a için ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısının ortalama buhar kalitesi ile değişimi **178**

Şekil 8.16 G=191 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=35^{o}C doyma sıcaklığında R600a için ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısının ortalama buhar kalitesi ile değişimi **178**

Şekil 8.17 G=75 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=45^{o}C doyma sıcaklığında R600a için ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısının ortalama buhar kalitesi ile değişimi **179**

Şekil 8.18 G=75 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=35^{o}C doyma sıcaklığında R134a için ortalama sürtünme basınç düşümünün ortalama buhar kalitesi ile değişimi **180**

Şekil 8.19 G=191 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=35^{o}C doyma sıcaklığında R134a için ortalama sürtünme basınç düşümünün ortalama buhar kalitesi ile değişimi **181**

Şekil 8.20 G=75 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=45^{o}C doyma sıcaklığında R134a için ortalama sürtünme basınç düşümünün ortalama buhar kalitesi ile değişimi **181**

Şekil 8.21 G=191 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=45^{o}C doyma sıcaklığında R134a için ortalama sürtünme basınç düşümünün ortalama buhar kalitesi ile değişimi **182**

Şekil 8.22 G=75 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=35^{o}C doyma sıcaklığında R600a için ortalama sürtünme basınç düşümünün ortalama buhar kalitesi ile değişimi **183**

Şekil 8.23 G=191 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=35^{o}C doyma sıcaklığında R600a için ortalama sürtünme basınç düşümünün ortalama buhar kalitesi ile değişimi **184**

Şekil 8.24 G=75 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=45^{o}C doyma sıcaklığında R600a için ortalama sürtünme basınç düşümünün ortalama buhar kalitesi ile değişimi **184**

Şekil 8.25 G=75 kg/m^{2}s kütle akısında ve Ts=35^{o}C doyma sıcaklığında R134a için ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısının Reynolds sayısı ile değişimi **186**

Şekil 8.26 G=191 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=35^{o}C doyma sıcaklığında R134a için ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısının Reynolds sayısı ile değişimi **186**

Şekil 8.27 G=75 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=45^{o}C doyma sıcaklığında R134a için ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısının Reynolds sayısı ile değişimi **187**

Şekil 8.28 G=191 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=45^{o}C doyma sıcaklığında R134a için ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısının Reynolds sayısı ile değişimi **187**

Şekil 8.29 G=75 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=35^{o}C doyma sıcaklığında R600a için ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısının Reynolds sayısı ile değişimi **188**

Şekil 8.30 G=191 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=35^{o}C doyma sıcaklığında R600a için ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısının Reynolds sayısı ile değişimi **189**

Şekil 8.31 G=75 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=45^{o}C doyma sıcaklığında R600a için ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısının Reynolds sayısı ile değişimi **189**

Şekil 8.32 G=75 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=35^{o}C doyma sıcaklığında R134a için ortalama sürtünme basınç düşümünün Reynolds sayısı ile değişimi **190**

Şekil 8.33 G=191 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=35^{o}C doyma sıcaklığında R134a için ortalama sürtünme basınç düşümünün Reynolds sayısı ile değişimi **191**

Şekil 8.34 G=75 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=45^{o}C doyma sıcaklığında R134a için ortalama sürtünme basınç düşümünün Reynolds sayısı ile değişimi **191**

Şekil 8.35 G=191 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=45^{o}C doyma sıcaklığında R134a için ortalama sürtünme basınç düşümünün Reynolds sayısı ile değişimi **192**

Şekil 8.36 G=75 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=35^{o}C doyma sıcaklığında R600a için ortalama sürtünme basınç düşümünün Reynolds sayısı ile değişimi **193**

Şekil 8.37 G=191 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=35^{o}C doyma sıcaklığında R600a için ortalama sürtünme basınç düşümünün Reynolds sayısı ile değişimi **193**

Şekil 8.38 G=75 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=45^{o}C doyma sıcaklığında R600a için ortalama sürtünme basınç düşümünün Reynolds sayısı ile değişimi **194**

TABLO LİSTESİ

Tablo 1.1 Helisel borularda yoğuşma ile ilgili literatürdeki çalışmaların deneysel çalışma koşulları **20**

Tablo 1.2 Literatür çalışmalarında helisel borularda yoğuşma esnasında Nusselt sayısının belirlenmesi için kullanılan korelasyonlar **22**

Tablo 1.3 Literatürde helisel borularda deneysel çalışmalar sonucu elde edilen iki fazlı sürtünme basınç çarpanının belirlenmesi için kullanılan korelasyonlar **23**

Tablo 4.1 Çalışmada kullanılan boruların geometrik parametreleri **59**

Tablo 4.2 Deneysel çalışmanın çalışma parametreleri **59**

Tablo 4.3 Veri Seti-1'e ait giriş ve çıkış parametreleri **60**

Tablo 4.4 Veri Seti-2'ye ait giriş ve çıkış parametreleri **63**

Tablo 5.1 Veriseti-1 için MLP ağı ile yapılan denemeler **69**

Tablo 5.2 Veriseti-2 için MLP ağı ile yapılan denemeler **89**

Tablo 7.1 Ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı için bağımlılık analizi sonuçları **162**

Tablo 7.2 Ortalama sürtünme basınç düşümü için bağımlılık analizi sonuçları . **162**

Tablo 7.3 İki fazlı Nusselt sayısı için bağımlılık analizi sonuçları **163**

Tablo 7.4 Deneysel iki fazlı Nusselt sayısı için bağımlılık analizi sonuçları **164**

Tablo 7.5 İki fazlı sürtünme basınç gradyanı çarpanı için bağımlılık analizi sonuçları **164**

Tablo 8.1 Veri seti-1'e ait analizlerde yer alan çıkış parametrelerinin korelasyon katsayısı değerleri **173**

Tablo 8.2 Veri seti-2'ye ait analizlerde yer alan çıkış parametrelerinin korelasyon katsayısı değerleri **173**

ÖZET

Farklı Boru Tiplerinde Yoğuşma Isı Transferi Karakteristiklerinin Makine Öğrenmesi Algoritmaları ile İncelenmesi

Büşra Selenay ÖNAL

Makine Mühendisliği Anabilim Dalı

Isı Proses Programı

Doktora Tezi

Danışman: Prof. Dr. Ahmet Selim DALKILIÇ

Eş-Danışman: Prof. Dr. Oktay ÖZCAN

Bu tez çalışmasının amacı, yoğuşmada pürüzsüz helisel ve pürüzlü helisel borularda içinde R134a veya R600a bulunan akışkanların ısı taşınım katsayısı ve basınç düşümü karakteristiklerini makine öğrenmesi yöntemleri kullanarak incelemektir. Helezon borularda geleneksel olan yapı; boru dış yüzeyinin pürüzsüz olması durumu olup, bu konuda pek çok çalışma literatürde mevcuttur. Buna karşın literatürde helisel borularda yoğuşma üzerine kısıtlı sayıda deneysel çalışma olduğu ve makine öğrenmesi yöntemlerinin çok az uygulandığı görülmüştür.

Bu tez çalışması kapsamında, makine öğrenmesi yöntemlerinden olan Yapay Sinir Ağları (YSA) ve Extreme Gradient Boosting (XGBoost) algoritmaları kullanılarak farklı boru tiplerinde yoğuşma sırasında ısı transferi karakteristikleri incelenmiştir. Analizler için 4 tip boru ve 2 tip soğutucu akışkan seçimi yapılmıştır. Analizlerde boru tipi olarak mikro kanatlı helisel boru, çukurlu helisel boru, pürüzsüz helisel boru ve pürüzsüz düz boru kullanılmış olup, akışkan olarak R134a ve R600a

kullanılmıştır. Boyutlu sayılardan oluşan ilk veri seti için toplamda 3321 veri elde edilmiştir. Veriseti- 1 için Yapay Sinir Ağları (YSA) ve Extreme Gradient Boosting (XGBoost) algoritmaları kullanılarak girdi verilerinin (kütle akısı, doyma sıcaklığı, ortalama buhar kalitesi, ısı iletim katsayısı, boru boyu uzunluğu, buharlaşma entalpisi ve dinamik viskozite) çıktı verileri (ortalama yoğuşma ısı transfer katsayısı ve ortalama sürtünme basınç düşümü) üzerine etkisi incelenmiştir. Boyutsuz sayılardan oluşan ikinci veri seti için toplamda 2538 veri elde edilmiştir. Veriseti-2 için Yapay Sinir Ağları (YSA) ve Extreme Gradient Boosting (XGBoost) algoritmaları kullanılarak girdi verilerinin (Reynolds sayısı, Prandtl sayısı, Lockhart-Martinelli parametresi, Eşdeğer Dean sayısı, indirgenmiş basınç, boşluk oranı) çıktı verileri (iki fazlı Nusselt sayısı, deneysel iki fazlı Nusselt sayısı ve iki fazlı sürtünme basınç gradyanı çarpanı) üzerine etkisi incelenmiştir. Her iki veri seti için tahminlerin doğruluğunu ölçmek amacıyla ortalama karesel hata (MSE) değeri ve korelasyon katsayısı (R^2) değerleri hesaplanmıştır. Ardından bağımlılık analizi yapılmıştır.

Yapay sinir ağı (YSA) analizinde Çok Katmanlı Algılayıcılar (MLP) modeli kullanılarak yapılan analiz sonucunda Veriseti-1 için "Tansig-Tansig-Purelin" transfer fonksiyonunda,3000 iterasyonda, 0.01 öğrenme oranında ve ''trainlm'' eğitim fonksiyonunda eğitim verisine ait MSE değeri 0.00415 iken, Veriseti-2 için yapılan analizde MSE değeri 0.00270 olarak bulunmuştur. Veriseti-1 için korelasyon katsayısı (R^2) 0.99075 iken Veriseti-2 için korelasyon katsayısı (R^2) 0.98638 olarak bulunmuştur. XGBoost analizinde ise her bir çıktı için yeniden analiz yapılarak korelasyon katsayısı değerleri elde edilmiş ve sonuçlar karşılaştırılmıştır. XGBoost analizinde korelasyon katsayılarının 1'e yakın olması ve MSE ve RMSE değerlerinin sıfıra yakın olması, geliştirilen modelin doğruluğunu göstermiştir. Yapay sinir ağları ve XGBoost makine öğrenmesi yöntemleri kullanılarak yapılan analiz sonuçlarından elde edilen tahmin değerleri kullanılarak OriginPro 2021 programında her çıktı için grafikler elde edilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Tez içeriği, yoğuşma, helisel borular, ısı transferi karakteristikleri, makine öğrenmesi, yapay sinir ağları (YSA), XGBoost

ABSTRACT

Investigation of Condensation Heat Transfer Characteristics in Different Pipe Types Using Machine Learning Algorithms

Büşra Selenay ÖNAL

Department of Mechanical Engineering

Doctor of Philosophy Thesis

Supervisor: Prof. Dr. Ahmet Selim DALKILIÇ

Co-supervisor: Prof. Dr. Oktay ÖZCAN

The purpose of this thesis study is to examine the heat transfer coefficient and pressure drop characteristics of fluids containing R134a or R600a in smooth helical and rough helical tubes in condensation using machine learning methods. The traditional structure of helical tubes; it is the case that the outer surface of the tube is smooth, and many studies on this subject are available in the literature. On the other hand, it has been observed that there are limited number of experimental studies on condensation in helical tubes in the literature and there exist very few research that apply machine learning methods.

Within the scope of this thesis study, heat transfer characteristics during condensation in different pipe types were examined using machine learning methods namely, Artificial Neural Network (ANN) and Extreme Gradient Boosting (XGBoost) algorithms. 4 types of pipes and 2 types of refrigerants were selected for analysis. In the analysis, dimpled helical pipe, micro-finned helical pipe, smooth straight pipe and smooth helical pipe were used as pipe types, and R134a and R600a

were used as fluids. A total of 3321 data were obtained for the first data set consisting of dimensional numbers. For Data Set-1, the effect of input data (mass flux, saturation temperature, average vapor quality, pipe length, heat conduction coefficient, dynamic viscosity, and evaporation enthalpy) on output data (average condensation heat transfer coefficient and average friction pressure multiplier) was examined using Artificial Neural Networks (ANN) and Extreme Gradient Boosting (XGBoost) algorithms. For the second data set consisting of dimensionless numbers, a total of 2538 data were obtained. For Dataset-2, the effect of input data (Reynolds number, Prandtl number, Lockhart-Martinelli parameter, Equivalent Dean number, reduced pressure, void fraction) on the output data (two-phase Nusselt number, experimental two-phase Nusselt number and two-phase friction pressure gradient multiplier) was examined again using ANN and XGBoost algorithms. Mean square error (MSE) value and correlation coefficient (R^2) values were calculated to measure the accuracy of the predictions for both data sets. Afterwards, dependency analysis was performed.

As a result of the analysis made using the Multi-Layer Perceptrons (MLP) model in the artificial neural network (ANN) analysis, the MSE of the training data value was 0.00415 for Dataset-1 and the MSE of the training value was found to be 0.00270 for Dataset-2 according to the following hyperparameters; "Tansig-Tansig-Purelin" transfer function sequence chosen in hidden layers, 3000 iterations, 0.01 learning rate and "trainlm" training function. While the correlation coefficient (R^2) for Dataset-1 was 0.99075, the correlation coefficient (R^2) for Dataset-2 was found to be 0.98638. In the XGBoost analysis, correlation coefficient values were obtained by reanalyzing each output and the results were compared. In the XGBoost analysis, the correlation coefficients being close to 1 and the MSE and RMSE values being close to zero showed the accuracy of the developed model. Graphs were obtained for each output in the OriginPro 2021 program using the predicted values obtained from the analysis results using artificial neural network and XGBoost machine learning methods.

Keywords: Thesis content, condensation, helical tubes, heat transfer characteristics, machine learning, artificial neural network (ANN), XGBoost

1
GİRİŞ

İki fazlı akışlarda ısı transfer katsayısı, tek fazlı akışlardakinden çok daha yüksek olduğu için endüstriyel alanlarda tercih edilmektedir. Buhar jeneratörleri, nükleer reaktörler, soğutma sistemleri, rafineriler ve kimyasal üretim tesisleri gibi çeşitli endüstriyel alanlarda iki fazlı akışlar sıklıkla kullanılmaktadır. Çok fazlı akış; katı, sıvı veya gaz olabilen iki veya daha fazla fazın materyallerini içeren akış olarak tanımlanmaktadır. Soğutma sistemi ekipmanlarında gaz / sıvı akışları, kimya tesisi cihazlarında, petrol rafinerilerinde katı / sıvı / gaz akışları vb. iki ve çok fazlı akışlara örnek olarak verilebilir.

Helisel borulu ısı eşanjörleri daha çok sanayi alanlarında kullanılmaktadır. Helisel borulu ısı eşanjörlerinde sıvı akışının ve ısı transferinin araştırılması, bu tür ısı eşanjörlerinin geliştirilmesine önemli bir katkı sağlamaktadır. Helisel borulu ısı eşanjörleri kimyasal reaktörlerde, yağlama yağı soğutucu kızaklarında, bazı nükleer güç jeneratörlerinde ve depolama tanklarında kullanılmaktadır. Ayrıca büyük enerji üretim sistemlerinde konsantrasyon tipi güneş kolektörlerinde çalıştırılırlar.

Literatürde yer alan çalışmalar, helisel borularda ısı transfer özelliklerinin düz borulardakilere göre daha iyi olduğunu göstermektedir. Helisel olarak sarılmış tüplerde, merkezkaç kuvveti oluştuğu ve geometrisi nedeniyle akışkan üzerine basınç uyguladığı için akış rejiminde girdaplara neden olmaktadır. Meydana gelen bu girdaplar, ikincil bir akış oluşturmaktadır. İkincil akışın hem tek hem de iki fazlı akışlarda meydana geldiği ve girdap etkileşiminin artmasına bağlı olarak helisel olarak sarılmış borularda ısı transferinin artmasına neden olduğu gözlenmiştir.

Literatürde ısı transferini iyileştirmek için pasif ve aktif olarak adlandırılan iki yöntem açıklanmaktadır. Aktif yöntemler dışarıdan sağlanacak ek enerji ihtiyacını ele alırken, pasif yöntemler tüp yüzeyindeki geometrik değişikliklerden dolayı doğrudan ek enerji gerektirmemektedir. Literatürde açıklanan aktif yöntem örnekleri arasında akustik veya yüzey titreşimleri, elektrik alanları vb. yer almaktadır. Pasif yöntemlere örnek olarak sıvı-yüzey temasını arttırmak için kanalların veya tüplerin iç yüzeyinin mikrofinler, oluklu tüpler, mikrokanallar,

gözenekli kaplamalar ve akışkana performans arttırıcı sıvıların veya nanopartiküllerin eklenmesi verilebilir.

Aktif veya pasif yöntemle elde edilecek olan verimdeki iyileşme ısı transferi türünün tek fazlı veya iki fazlı (kaynama, buharlaşma, yoğuşma) olmasına bağlıdır. İki veya daha fazla tekniğin aynı anda kullanılıp böylece daha fazla iyileşme elde edilmesi mümkündür. İyileştirme tekniklerinin ticari olanları genellikle pasif tekniklerle sınırlı durumda olup, yüzey alanı artırılırken tolere edilebilir bir basınç düşümü ve kirliliğe neden olmaktadırlar.

Makine öğrenmesi, makinelerin açıkça programlanmadan verilerden öğrenmesini sağlamaya odaklanan yapay zekanın (AI) bir alt kümesidir. Makine öğrenmesinin temelindeki fikir, otomatik olarak öğrenebilen ve deneyimlerden yararlanarak gelişebilen algoritmalar geliştirmektir. Bu algoritmalar, eğitildikleri verilere dayanarak kalıpları tanımlamak, tahminlerde bulunmak veya görevleri gerçekleştirmek için tasarlanmıştır. Makine öğrenmesi, geniş bir uygulama yelpazesine sahiptir ve birçok farklı alanda kullanılmaktadır. Tıp ve sağlık, finans ve bankacılık, perakende ve pazarlama, ulaşım ve lojistik, enerji ve kaynak yönetimi, tarım sektörü, siber saldırı tespiti, kimlik doğrulama ve dolandırıcılık tespiti, eğitim, otomotiv, hava taşımacılığı, doğal dil işleme, müzik ve sanat gibi birçok alanda kullanılmaktadır. Günümüzde makine öğrenmesi yöntemleri kullanılarak ısı transferi karakteristiklerini tahmin etmek de mümkün olmaktadır. Bu tez çalışmasında pasif ısı transferi iyileştirme yöntemleri (farklı tipte borular) kullanılarak makine öğrenmesi yöntemleri ile ısı transferi karakteristikleri incelenmiştir.

1.1 Literatür Özeti

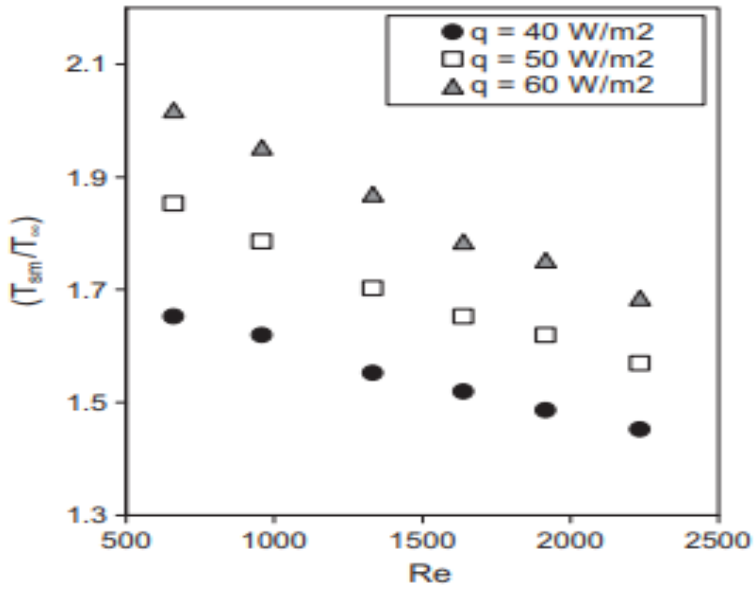
Isı transfer katsayısı, termodinamik ve ısı transferi mekanizmalarında ısı akışı ve itici güç olarak değerlendirilebilir. Isı transfer katsayısını hesaplamak için çok sayıda yöntem vardır. Bu yöntemler ısı transferi modellerine, kullanılan sıvıya ve akış rejimlerine bağlı olarak farklılık gösterir. Nusselt sayısı, genellikle ısı transfer katsayısını hesaplamak için kullanılır.

Basınç düşümü de ısı değiştiricileri için önemli parametrelerinden biridir ve pompalama gücü gereksinimini belirlemek için kullanılır. Helisel boruların eğriliği

ile merkezkaç kuvvetlerinin oluşması sebebiyle basınç düşümü artmaktadır. Akışa karşı direnç tarafından üretilen sürtünme kuvvetleri, borunun yüzeyi boyunca akan bir sıvıya etki ettiğinde basınç düşümü meydana gelmektedir.

Literatürde yoğuşma esnasında pürüzsüz helisel ve pürüzlü helisel borularda soğutucu akışkanların çalışma akışkanı olarak kullanıldığı ısı taşınım katsayısı ve basınç düşümünü kapsayan deneysel çalışmalar incelenmiş ve şöyle özetlenmiştir:

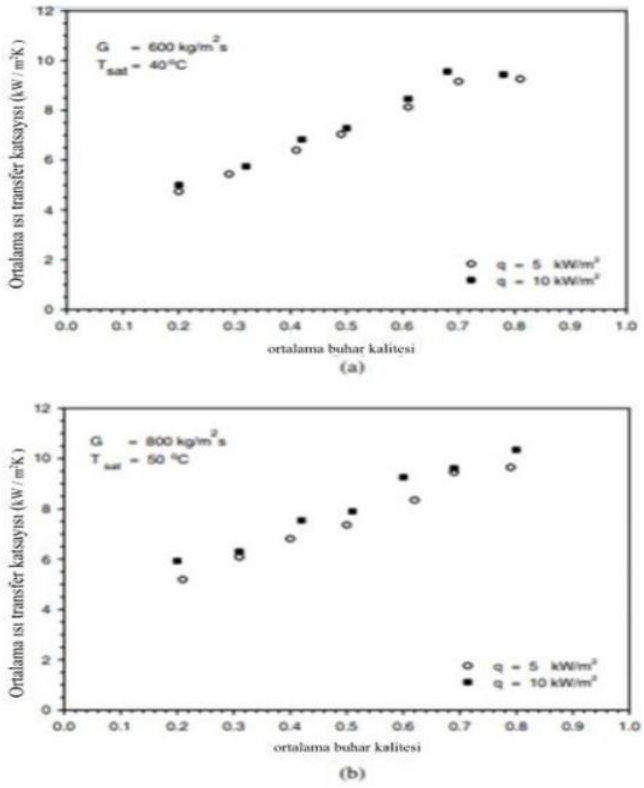
Moawed (2011) tarafından sarmal boruların dış yüzeylerinde meydana gelen zorlanmış konveksiyon, sabit bir duvar ısı akışı ile deneysel olarak incelenmiştir. Bu çalışmada, farklı çaplarda (D/d_o) 7.086 ile 16.142 arasında değişen ve (P/d_o) 1.81 ile 3.205 arasında değişen orana sahip 10 farklı sarmal boru kullanılmıştır. Deneyler, emme modunda çalışan açık devre bir hava akımı rüzgâr tüneli sisteminde gerçekleştirilmiştir. Deneyler, Reynolds sayısı (Re) 6.6 $\times 10^2$ ila 2.3 $\times 10^3$ aralığında yapılmıştır. Deneysel sonuçlar, bu parametrelerin (D/d_o ve P/d_o) ortalama ısı transfer katsayısı üzerinde önemli etkilerinin olduğunu göstermiştir. Ortalama Nusselt sayısı (Nu), Re ve P/do sabitinde D/d_o artışıyla artmaktadır. Ortalama Nusselt sayılarının Re, D/d_o ve P/d_o ile ilişkili olduğu görülmüştür. Yapılan çalışma sonucunda Şekil 1.1'de (T_{sm}/T)'in farklı ısı akılarında Re ile değişimi görülmektedir.



Şekil 1.1 D/d_o = 7,086 ve P/d_o=2.18 değerlerinde (T_{sm}/T)'in farklı ısı akılarında Re ile değişimi (Moawed, 2011)

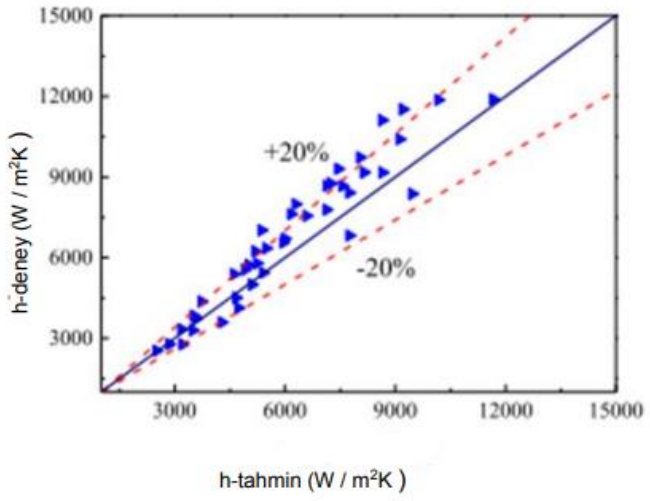
R134a'nın halka şeklinde spiral bir tüpteki yoğuşma ısı transferi ve basınç düşümü özellikleri Han ve diğerleri tarafından(2005) deneysel olarak araştırmıştır.Ortalama yoğuşma ısı transfer katsayıları ve basınç düşümleri R134a için üç farklı doyma sıcaklığında (35.8 ^{o}C, 40.8^{o} C ve 46.8^{o} C) deneysel olarak belirlenmiştir. Deneysel sonuçlar, düz ve helisel borular için mevcut olan verilerle karşılaştırılmıştır.

Wongwises ve Polsongkram (2006) tarafından iki fazlı ısı transfer katsayısı ve düz Heliks-134a'nın düzgün sarmal kıvrımlı konsantrik borulu tüp (helically coiled concentric smooth tubes) içinde bir ısı eşanjörü içindeki yoğuşma basınç düşümü deneysel olarak incelenmiştir. Test bölümü, 5.786 m uzunluğunda, helisel şekilde sarılmış, İç boru, 9.52 mm dış çap ve 8.3 mm iç çaplı düz bakır borudan yapılmıştır. Dış boru 23.2 mm dış çap ve 21.2 mm iç çaplı düz bakır borudan yapılmıştır. Düz boru içi ısı eşanjörüne kıyasla helisel olarak sarılmış eş merkezli borulu ısı eşanjörünün, ortalama ısı transfer katsayısı ve basınç düşümünün sırasıyla %33-53 ve %29-46 aralığında olduğu görülmüştür. Pratik uygulamalar için yoğuşma ısı transfer katsayısı ve basınç düşümü için yeni korelasyonlar önerilmiştir. Şekil 1.2'de ısı akısının ortalama ısı transfer katsayısına etkisi yer almaktadır.



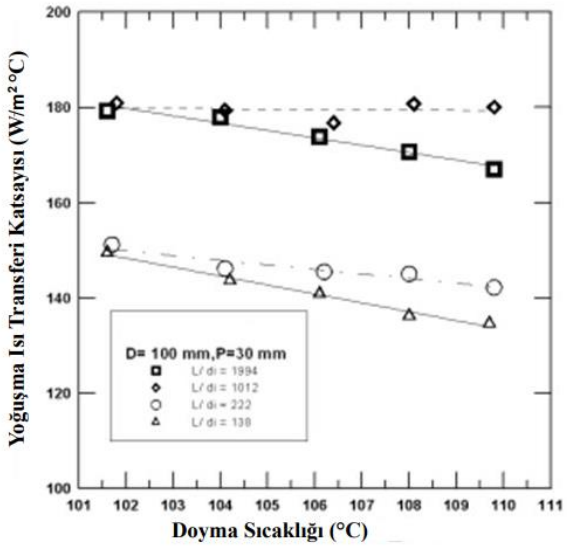
Şekil 1.2 Isı akısının ortalama ısı transfer katsayısına etkisi (Wongwises ve Polsongkram, 2006)

Hidrokarbon soğutucu propanın spiral bir tüpte yoğuşmasının iki fazlı ısı transferi ve sürtünme basıncı düşümü özellikleri Yu ve diğerleri (2018) tarafından deneysel olarak araştırılmıştır. 10 mm çaplı hidrolik bir sarmal boru boyunca duvar sıcaklıklarını doğrudan ölçmek için yeni bir deney tesisatı tasarlanmıştır. Kütle akısı 200 ile 400 kg /m^2s, ısı akısı 1.4 ile 9.6 kW / m^2 ve doyma sıcaklıkları 27 ve 40 ° C olarak seçilmiştir. Elde edilen veriler doğrultusunda, yoğuşma ısı transfer katsayısı üzerinde kütle akısının ve boru çapının önemli bir etkiye sahip olduğu görülmüştür. Deneysel sonuçlar, Shah korelasyonu ile karşılaştırıldığında ortalama ±%20 sapma içindeki ısı transfer katsayılarını iyi tahmin edebileceğini göstermiştir. Şekil 1.3'te Shah korelasyonu ile deneysel sonuçların karşılaştırılması yer almaktadır.



Şekil 1.3 Shah korelasyonu ile deneysel sonuçların karşılaştırılması (Yu vd. 2018)

Raboh ve diğerleri (2011) tarafından helisel bobin içinde akan buharın yoğuşma ısı transferini belirlemek için deneysel çalışma yapılmıştır. Bu çalışmada boru çapı, bobin çapı, bobin adımı ve bobin yönelimlerinin etkileri incelenmiştir. Yoğuşma ısı transfer katsayısı; boru çapı ve sarmal bobin çapı azaldıkça artmakta, ardından azalmaktadır. Ayrıca yoğuşma ısı transfer katsayısı, serpantinin belli bir değere (p = 40 mm) yükselmesiyle artmakta, sonra azalmaktadır. Yoğuşma ısı transfer katsayısı, eğimli konum için (45^o açı) daha yüksek değerler almaktadır. Elde edilen deney sonuçları, yoğuşma ısı transfer katsayısının, doyma sıcaklığının azalmasıyla arttığını göstermektedir. Şekil 1.4'te D =100 mm'de farklı L/d_i değerlerinde doyma sıcaklığına karşı yoğuşma ısı transfer katsayısı grafiği yer almaktadır.



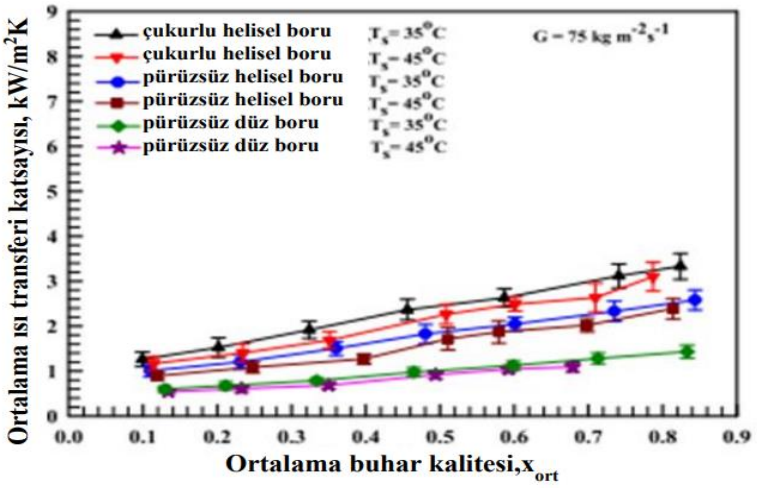
Şekil 1.4 D =100 mm'de farklı L/d_i değerlerinde doyma sıcaklığına karşı yoğuşma ısı transfer katsayısı (Raboh vd. 2011)

Salimpour ve diğerleri (2017) tarafından helisel olarak sarılmış tüplerin içindeki R-404A buhar yoğuşmasının ısı transfer katsayıları deneysel olarak incelenmiştir. Farklı bobin eğimlerinin ve eğrilik yarıçaplarının farklı buhar kalitelerinde ve kütle hızlarında etkileri ele alınmıştır. Buhar, helezonik sargılı tüplerin içinde ısıyı halka şeklinde akan soğutma suyuna aktararak yoğuşturulur. Bobin çapının düşürülmesiyle en yüksek değer 4,35 cm'lik eğrilik yarıçapında elde edilirken, 125 kg'lık kütle hızında 7.65 cm'lik eğrilik yarıçapında % 45 daha büyük ısı transfer katsayısı elde edilmiştir. Ayrıca, düşük buhar kalitelerinde, bobin eğimi etkisi daha belirgindir. Deneysel sonuçlar, ısı transfer katsayısının yoğuşma sırasında bobin çapından önemli ölçüde etkilendiğini göstermiştir.

Mashouf ve diğerleri (2017) tarafından R600a'nın hem yoğuşma hem de kaynama sırasında pürüzsüz ve helisel çukurlu borulardaki akış rejimlerini incelemiştir. Çalışmaları, pürüzsüz ve helisel çukurlu tüplerde akan R600a için katmanlı dalgalı akış rejiminin gözlemlenemediğini ortaya çıkardı. Çalışmanın bir başka sonucu olarak, aralıklı-dairesel akışın geçiş hattının helisel çukurlu tüpler yerine pürüzsüz tüp kullanımıyla düşük buhar kalitelerine kaydırılabileceği ortaya konmuştur.

Solanki ve Kumar (2018a) tarafından çukurlu helisel (dimpled helically coiled) bir tüp (tube-in-shell type) içerisindeki yoğuşma ısı transfer katsayıları ve R134a'nın sürtünme basınç düşümleri deneysel olarak incelenmiştir. Deneysel ölçümler, 35

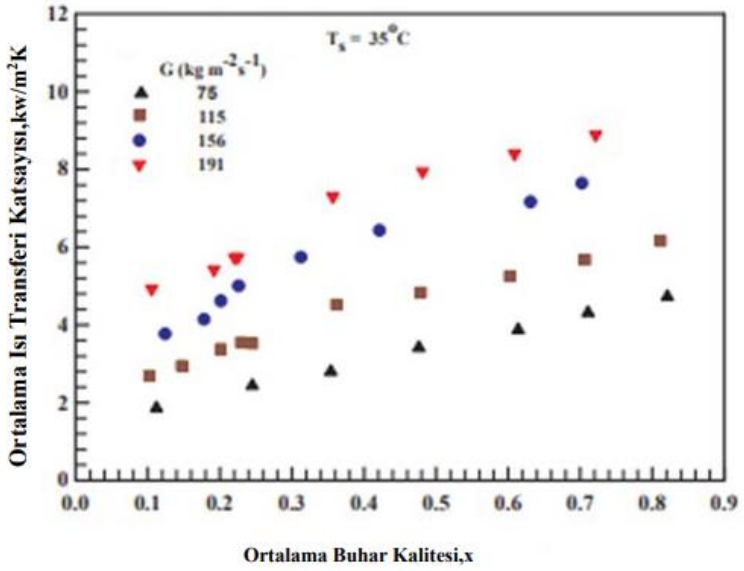
ve 45 ° C doyma sıcaklığında, 75, 115, 156 ve 191 kg /m^2s kütle akısında gerçekleştirilmiştir. Buhar kalitesi, kütle akısı ve R134a'nın doyma sıcaklığının ısı transfer katsayıları ve basınç düşümleri üzerindeki etkisi incelenmiştir. Pürüzsüz düz boru (smooth straight tube), pürüzsüz sarmal boru (smooth helically coiled) ve çukurlu helisel boru (dimpled helically coiled) arasındaki karşılaştırmalar yapılmıştır. Çukurlu helisel (dimpled helically coiled) boru, pürüzsüz helisel boru (smooth helically coiled) ve pürüzsüz düz boru (smooth straight tube) ile karşılaştırıldığında daha yüksek bir sürtünme basıncı düşümü ve ısı transfer katsayısı üretmektedir. Yatay çukurlu helisel boru içindeki R134a'nın yoğuşması sırasında Nusselt sayısını ve sürtünme basınç düşümü çarpanını öngörmek için korelasyonlar önerilmiştir. Çukurlu helisel boru (dimpled helically coiled), pürüzsüz helisel boru ile karşılaştırıldığında %18–32 ve pürüzsüz düz boru ile kıyaslandığında % 51-61 oranında daha iyi bir ısı transfer katsayısı elde edildiği görülmüştür. Yapılan çalışma doğrultusunda Şekil 1.5'te farklı boru tiplerinde doyma sıcaklığının yoğuşma ısı transfer katsayısına etkisi yer almaktadır.



Şekil 1.5 Farklı boru tiplerinde doyma sıcaklığının yoğuşma ısı transfer katsayısına etkisi (Solanki ve Kumar, 2018a)

Solanki ve Kumar (2018b) tarafından mikro-kanatlı helisel borulu bir kovan içerisindeki yoğuşma ısı transfer katsayıları ve R134a'nın sürtünme basınç düşümleri ile kabuk içinde ters akış yönünde akan soğutma suyu deneysel olarak incelenmiştir. İç borular, bir düz boru ve bir mikro-kanatlı helisel borudan oluşmaktadır ve bakırdan imal edilmiştir. Düz boru ile mikro-kanatlı helisel boru arasındaki karşılaştırmalar yapılmıştır. Mikro-kanatlı helisel boru, %160–255

oranında düz boruya kıyasla daha yüksek bir ısı transfer katsayısı verirken, sürtünme basıncı düşümleri düz boruya göre %69-155 daha yüksek çıkmıştır. Deneyler, mikro kanatlı helisel borunun, artan girdap etkileşimi için ısı transfer katsayısını iyileştirdiğini ve ayrıca düz borudakine kıyasla artırılmış sürtünme kuvveti nedeniyle basınç düşümünü artırdığını göstermiştir. Şekil 1.6'da kütle akısının mikro kanatlı sarmal borudaki yoğuşma ısı transfer katsayıları üzerindeki etkisi görülmektedir.

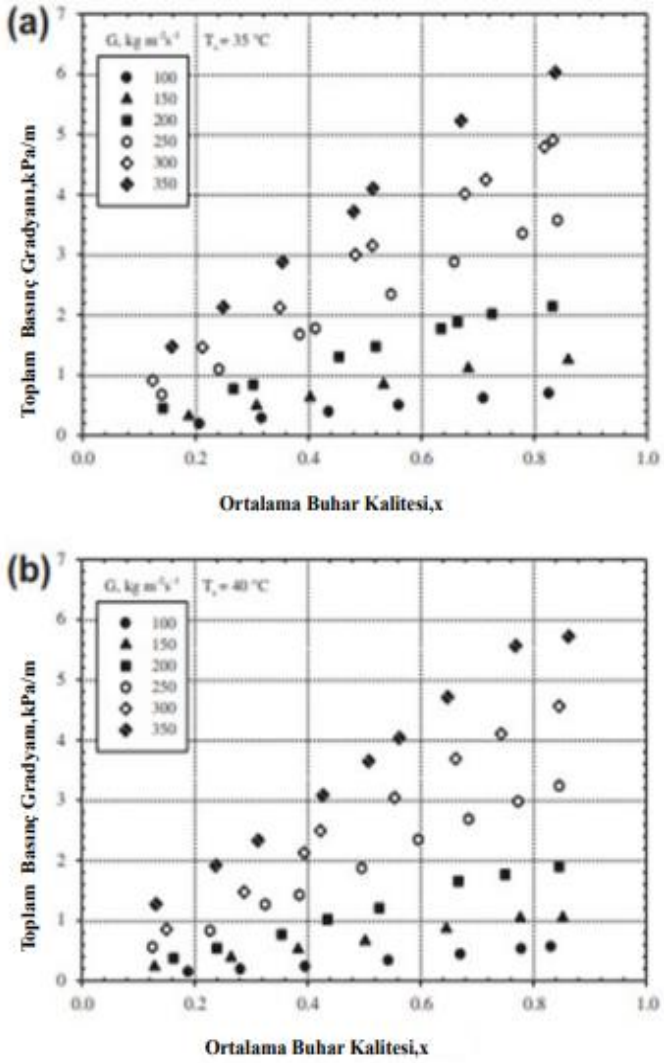


Şekil 1.6 Kütle akısının mikro kanatlı sarmal borudaki yoğuşma ısı transfer katsayıları üzerindeki etkisi (Solanki ve Kumar, 2018b)

Lin ve Ebadian (2007) tarafından üç eğim açısında halka şeklindeki helikoidal borudaki yoğuşma ısı transferini ve soğutucu R134a'nın basınç düşümünü belirlemek için deneysel araştırmalar yapılmıştır. Deneyler, Reynolds sayısı 60 ila 200 arasında değişen R134a ve 3600 ila 22000 arasında soğutma suyuyla yapılmıştır. Deneysel sonuçlar, soğutucu Nusselt sayısının düşük soğutucu akışkan doyma sıcaklığında daha büyük olduğunu ve soğutucu akışkan ve soğutma suyunun kütle akış hızlarının artmasıyla arttığını göstermiştir. Soğutucu akışkan Reynolds sayısı 140'tan büyük olduğunda, dairesel helikoidal borunun soğutucu akışkan ısı transfer katsayısının eşdeğer düz borudan iki kat daha büyük olabileceği bulunmuştur.

Gupta ve diğerleri (2014) tarafından soğutma suyunun kabukta ters yönde akarken, yatay bir sarmal bobin tüpü içinde yoğunlaşan R134a'nın ısı transferi ve basınç

düşüm özelliklerini deneysel olarak araştırılmıştır. Test çalışmaları, 100 ile 350 kg m^{-2} s^{-1} arasında değişen kütle akısı ve 0.1 ile 0,9 arasında değişen buhar kalitesinde ve 35 ± 0.5 ve 40 ± 0.5 C buhar doyma sıcaklığında gerçekleştirilmiştir. Buhar kalitesi, kütle akısı, ve doyma sıcaklığının ısı transfer katsayısı ve basınç düşümü üzerindeki etkisi incelenmiştir. Helisel borunun deneysel sonuçları düz boru ile karşılaştırılmıştır. Helisel borunun termodinamik avantajı, iyileştirme parametresi açısından değerlendirilmiştir. İyileştirme parametresi, 200 kg m^{-2} s^{1}'den düşük kütle akıları için birden daha yüksek çıkmıştır. Şekil 1.7'de farklı yoğuşma sıcaklıklarında sarmal boru için ortalama buhar kalitesi-toplam basınç gradyanı grafiği verilmiştir.

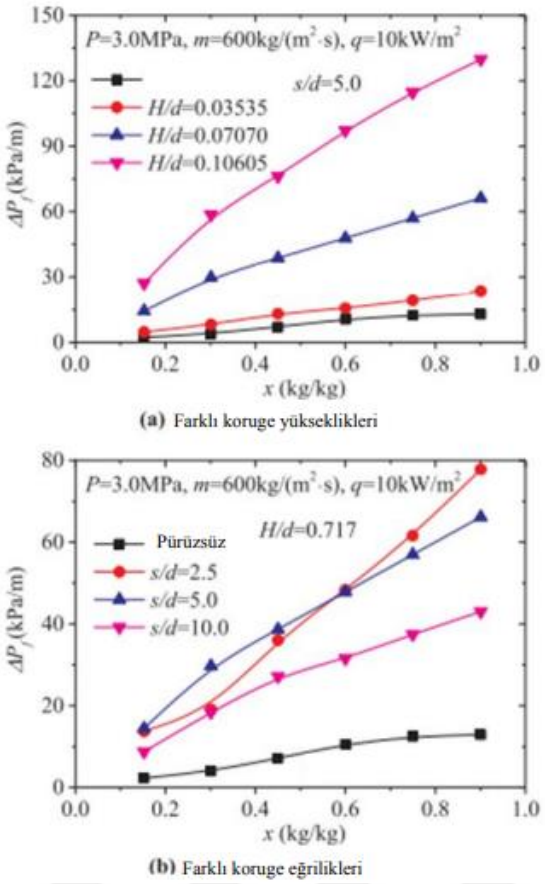


Şekil 1.7 Farklı yoğuşma sıcaklıklarında sarmal boru için ortalama buhar kalitesine karşı toplam basınç gradyanı (a) 35 ^{o}C ve (b) 40^{o}C (Gupta vd. 2014)

Moghaddam ve diğerleri (2019) tarafından yatay bir kondenser içindeki R600a'nın yoğuşma ısı transferinin geliştirilmesi incelenmiştir. Kondenser, sırasıyla iç çapı, cidar kalınlığı ve uzunluğu 8.1, 0.71 ve 1000 mm olan bakır bir boru içermektedir. Test borusu içerisinde 10, 20 ve 30 mm'lik çeşitli bobin aralıklarına sahip beş bobinli tel ve 0.5, 1 ve 1.5 mm'lik çeşitli tel çapları kullanılmıştır. Testler 0.03-0.79 aralığında buhar kalitesinde gerçekleştirilmiştir. Sonuçlar, sargılı tellerin yoğuşturucunun ısı transferi geliştirmesinde avantajlı olduğunu göstermiştir. Bu bağlamda, 1.5 mm tel çapı ve 10 mm rulo perdesine sahip sargılı tel, pürüzsüz tüp üzerinde %107'ye kadar artan ısı transfer katsayısı ile tüm kesici uçlar arasında en iyi performansı göstermiştir. Yayların kullanımının, akış şeklinin halkadan aralıklıya geçişini etkilediği ve halka şeklindeki rejimin, düz boruya kıyasla daha düşük bir buhar kalitesinde gözlenebildiği belirlenmiştir.

Wang ve diğerleri (2019) tarafından helisel olarak sarılmış borulu ısı değiştiricinin kabuk tarafındaki tarafındaki ısı transferi ve akış özellikleri sayısal ve deneysel olarak incelenmiştir Burada seçilen çalışma akışkanları su ve doymuş buhardır ve enine aralık (S), kıvrılmış yarıçap (R), ısı değişim borusu çapı (d) tasarım değişkenleridir. Sonuçlar d'nin f yi anlamlı şekilde etkilediğini, R ve S'nin ise nispeten küçük olduğunu ve Nu için R'nin daha büyük olduğunu, üçünün arasındaki farkın ise küçük olduğunu belirtmiştir. Ayrıca Nu ve f'nin nümerik simülasyon verilerinin yerleştirdiği helisel olarak sarılmış borulu ısı eşanjörünün kabuk tarafındaki korelasyonları deneysel verilerle iyi uyumlu olduğu belirtilmiştir. Her akış koşulunda optimizasyon altında elde edilen optimal yapısal parametreler R = 50 mm, d = 8 mm, S = 20 mm veya 21 mm olarak belirlenmiştir.

Pürüzsüz ve iyileştirilmiş bir spiral tüp içindeki bir hidrokarbon karışımının yukarıya doğru akışının yoğuşma ısı transferi ve basınç düşümü özellikleri Li ve diğerleri (2018) tarafından sayısal olarak araştırmıştır.Sayısal model, literatürdeki deneysel sonuçlarla belirlenmiş ve doğrulanmıştır. Geometrik parametrelerin üzerine etkisi tartışılmıştır. Kare koruge boru, sinüzoidal koruge boru ve helisel koruge boru içeren üç çeşit koruge boruda yoğuşma ısı transferi ve basınç düşümü incelenmiştir. İyileştirilmiş helisel oluklu borularda hem sürtünme basıncı düşümünün hem de ısı transfer katsayısının, oluk yüksekliği arttıkça ve oluk eğrisi azaldıkça arttığı görülmüştür. Şekil 1.8'de kare oluklu borularda farklı yapı parametrelerinde ΔP_f'nin x ile değişimi görülmektedir.



Şekil 1.8 Kare oluklu borularda farklı yapı parametrelerinde ΔP_f'nin x ile değişimi (Li vd. 2018)

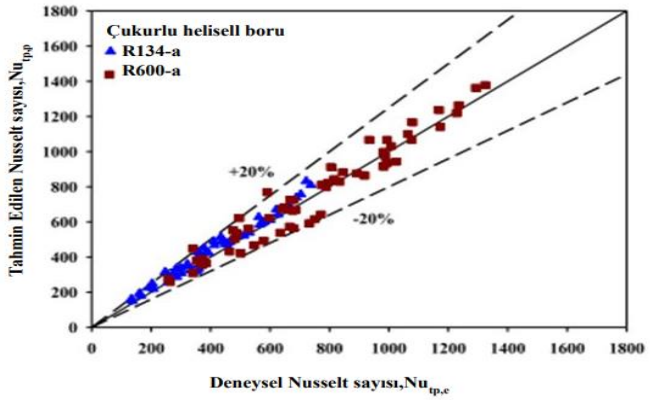
Dubey (2017) tarafından ısı aktarım hızını arttırmak için helisel boru üzerinde çeşitli araştırmalar yapılmıştır. Isı transferindeki artış, ikincil akışın gelişimini gösteren bobinin eğriliği ve ısı transferinde artışa neden olan akış oranlarındaki artıştan kaynaklanmaktadır. Farklı geometrik ve işletme parametreleri için birçok çalışma yapılmıştır. Geometrik parametreler, ısı aktarımı üzerinde önemli etki gösteren eğrilik oranı, boru çapı ve adımıdır. Doyma sıcaklığı, basınç düşümü, kütle akısı ve ısı akısı gibi çalışma parametreleri de ısı transferi üzerinde önemli etki göstermektedir. Çalışma akışkanı olarak buhar kullanılmıştır. Bu çalışmanın temel amacı, ısı transfer sisteminin verimliliğini artırmak için farklı eğrilik oranı ve çalışma akışkanının akış hızlarını belirlemektir.

Li ve diğerleri (2007) tarafından yatay olarak yassı ve helisel borulu ısı değiştiricilerinde R134a'nın yoğuşma ısı transferi üzerine deneysel bir çalışma gerçekleştirilmiştir. Buhar kalitesinin ve R134a kütle akısının; yoğuşma ısı transfer katsayısı üzerindeki etkileri incelenmiştir. Sonuçlar, sarmal olarak sarılmış borulara

karşılık gelen ısı transfer katsayılarının, yoğuşma sırasında yassı borudakine kıyasla %4-13.8 daha yüksek olduğunu göstermektedir.

Shinde ve diğerleri (2019) tarafından yapılan bu çalışma helisel bobin içinde akan buharın karakteristik özelliklerine sahip, yoğuşma ısısı ile karakter içinde ters yönde akan soğutma suyu ile deneysel olarak araştırılmasını sunmaktadır. Deneyler, 103- 115 $°C$ arasında değişen buhar doyma sıcaklığı ve basınç 0.2- 1 bar ölçer kullanılarak yapılmıştır. Deneyler soğutma suyu debisi 3 ℓ /dk ve 8 ℓ / dk ile yapılmıştır. Paslanmaz çelik sarmal bobinlerin üç farklı eğrilik oranı için kütle akısı, ısı akısı ve ısı transfer katsayısının etkisi incelenmiştir. Helisel bobininin deneysel sonuçlarının düz boruya göre daha üstün olduğu sonucuna varılmıştır.

Solanki ve Kumar (2019) tarafından pürüzsüz helisel (smooth helical coiled) ve çukurlu helisel borular (dimpled helical coiled) içinde R600a'nın yoğuşma ısı transferi üzerine deneysel bir çalışma sunulmuştur. Deneyler, 75, 115, 156 ve 191 kg m $^{-2}$s^{-1} kütle akıları ile 35 ° ve 45 ° C doyma sıcaklığında gerçekleştirilmiştir. Deneyler pürüzsüz ve çukurlu helisel boru için yapılmıştır. Deneyler sonucunda çukurlu helisel borunun, pürüzsüz helisel boruya kıyasla daha yüksek ısı transfer katsayısına sahip olduğu görülmüştür. R600a'nın ısı aktarımı verileri, her iki tüp için aynı çalışma koşuluna sahip önceki bir çalışmadan elde edilen R134a ile karşılaştırılmıştır. Pürüzsüz helisel ve çukurlu helisel kovan içinde yer alan tüplerdeki (tube-in-shell type) yoğuşma ısı transfer katsayılarını tahmin etmek için verileri ±%20 içinde öngören korelasyonlar geliştirmişlerdir. Şekil 1.9'da çukurlu helisel borularda deneysel iki fazlı Nusselt sayısı ile tahmin edilen iki fazlı Nusselt sayısı grafiği yer almaktadır.



Şekil 1.9 Çukurlu helisel borularda deneysel iki fazlı Nusselt sayısı ile tahmin edilen iki fazlı Nusselt sayısı grafiği (Solanki ve Kumar, 2019)

Wu ve diğerleri (2018) tarafından tarafından spiral sargılı ısı eşanjörünün kabuk tarafında saf buhar filmi yoğuşma ısı transferi araştırılmıştır. Merkezkaç kuvveti dikkate alınarak iki farklı matematiksel model oluşturulmuş ve ısı transfer özellikleri incelenmiştir. İki teorik modelle elde edilerek hesaplanan değerler ile deneysel değerler karşılaştırılmıştır. Bu değerler arasındaki bağıl sapmanın merkezkaç kuvveti göz ardı edildiğinde yaklaşık %7,5 ve merkezkaç kuvveti dikkate alındığında ise yaklaşık %3.05 olduğu görülmüştür.

Ali ve Gülhane (2018) tarafından helisel boru içindeki suyun yoğuşması araştırılmıştır. Helisel olarak sarılmış bir borunun, ikincil akışların gelişmesi nedeniyle ısı transfer oranını iyileştirdiğini belirtmişlerdir. Helis borunun ısı değiştirici olarak kullanılmasının ısı transfer katsayısını arttırdığı görülmüştür. Sonuçlar literatürde bulunan üç korelasyon ile karşılaştırılmış ve sapmalar da rapor edilmiştir.

Mozafari ve diğerleri (2015) tarafından ters akışlı sarmal borulu ısı değiştirici (helical tube-in-tube heat exchanger) kullanarak R600a'nın basınç düşümünün belirlenmesi üzerine deneysel bir çalışma sunmuştur. Eğim açısı, kütle akısı ve ortalama buhar kalitesinin ısı transfer katsayısı ve basınç düşümü üzerindeki etkileri incelenmiştir. Sırasıyla 90^o ve 30^o eğim açıları için ısı transfer katsayılarının minimum ve maksimum değerlerini gözlemlemişlerdir ve yatay doğrultuda basınç düşümünün maksimum olduğunu görmüşlerdir. Ayrıca 90^o eğim açısına sahip bir konden yerine yatay yönlendirilmiş kondenser kullanımı ile performans indeksinin %15-41 artırılabildiği görülmüştür.

Yu ve diğerleri (2019) tarafından sarmal borudaki zeotropik hidrokarbon metan / propan ve etan / propan karışımlarının ısı transfer özellikleri ve yoğuşma akış modellerinin deneysel incelemeleri gerçekleştirilmiştir. Dairesel ve dairesel olmayan akış düzeni arasında yeni bir akış düzeni geçiş çizgisi fark edilmiştir. Ayrıca geliştirilmiş bir ısı transferi korelasyonu geliştirilmiş ve geliştirilen korelasyonun deneysel verileri %13,8 hata aralığında öngörebildiği görülmüştür.

Solanki ve Kumar (2020) tarafından pürüzsüz helisel (smooth helical coiled) ve çukurlu helisel borular (dimpled helical coiled) içinde R600a'nın sürtünme basınç düşümü üzerine deneysel bir çalışma sunulmuştur. Deneyler, 75, 115, 156 ve 191 kg $m^{-2}s^{-1}$ kütle akıları ile 35 ° ve 45 ° C doyma sıcaklığında gerçekleştirilmiştir.

Pürüzsüz ve çukurlu helisel borudan elde edilen deneysel sonuçlar, aynı çalışma koşulundaki pürüzsüz düz boru ile karşılaştırılmıştır. Deneysel sonuçlar, çukurlu sarmal sargılı (dimpled helical coiled) borunun pürüzsüz helisel (smooth helical coiled) boruya göre %74–130; pürüzsüz düz boruya göre ise %171–334 oranında daha yüksek sürtünme basıncı düşümüne sebep olduğunu göstermiştir.

Alhajeri ve diğerleri (2020) tarafından helisel olarak sargılı bakır borulu bir ısı eşanjöründe yoğuşma sırasında R-407C termik akışkanının özelliklerini değerlendirmek için deneysel bir çalışmanın sonuçları sunulmuştur. Soğutucu akışkan R-407C'nin doyma sıcaklığı, kütle akısı ve ısı akılarının ısıl performans ve basınç düşümü üzerindeki etkileri belirlenmiştir. Bu makale, soğutma ortamı olarak kullanılan suyun sıcaklığının, yoğunlaşan R-407C'nin ısı transfer hızı üzerindeki etkisini incelemiştir. Deneysel çalışma R-407C için 100–450 kg $m^{-2}s^{-1}$, soğutma suyu için ise 500-5000 kg $m^{-2}s^{-1}$ aralığındaki kütle akısında ve 31 °C, 35 °C ve 39 °C doyma sıcaklığında gerçekleştirilmiştir. Pürüzsüz düz boru ile helisel boru kıyaslandığında helisel borunun daha yüksek ısı transferi ve basınç düşümüne sahip olduğu görülmüştür.

Al-Hajeri ve diğerleri (2007) tarafından, kütle akısı 50 ila 680 kg $m^{-2}s^{-1}$ arasında değişen ve 36 °C, 42 °C ve 48 °C farklı doyma sıcaklıklarında dairesel sarmal tüpler içindeki R134a akışkanının ısı transferlerinin ve basınç düşümlerinin performansı incelenmiştir. Sonuçlar, kütle akısının yükselmesiyle soğutucu akışkanın basınç düşümlerinin arttığını göstermiştir.

Santini ve diğerleri (2008) tarafından 0,8 m'lik bir helis aralığı ve 0,5 m'lik bir bükülme yarıçapına sahip helisel olarak sarılmış bir ısı eşanjörü içindeki iki fazlı basınç düşümleri üzerine deneysel bir çalışma yapılmıştır. Deneyler, 192–824 kg $m^{-2}s^{-1}$ kütle akısı aralığında, 50 ila 200 kg $m^{-2}s^{-1}$ arasında değişen ısı akısında, 0 ila 1 arasındaki buhar kalitesi aralığında ve 1,1 ila 6,3 MPa basınç aralığında gerçekleştirilmiştir. Deneysel verilere ve iki fazlı karışımın enerji dengesine dayanarak, sarmal sargılı ısı eşanjörünün içindeki sürtünme basıncı düşümünü tahmin etmek için bir korelasyon geliştirilmiştir.

Xiao ve diğerleri (2018) tarafından 12,5 mm ve 14,5 mm iç çaplara ve 180, 280 ve 380 mm sarmal sargı çaplarına sahip sarmal sargılı borularda su buharının tek fazlı ve iki fazlı akışta sürtünme basınç düşümü özelliklerini belirlemek için deneysel bir

çalışma yapılmıştır. Geometri ve akış parametrelerinin iki fazlı sürtünme basınç düşümü çarpanı üzerindeki etkisi incelenmiştir. Sonuçlar, iki fazlı sürtünme basınç düşümü çarpanının sistem basıncı arttıkça azaldığını ancak kütle akısı ve ısı akısının bunun üzerinde önemsiz bir etkisi olduğunu göstermiştir. Ayrıca, eğrilik oranının iki fazlı sürtünme basıncı düşümü çarpanı üzerinde hiçbir etkisi olmadığı görülmüştür.

Literatürde makine öğrenmesi yöntemleri kullanılarak farklı boru tiplerinde ısı transferi karakteristikleri ile ilgili çalışmalar incelenmiş ve şöyle özetlenmiştir:

Breitenmoser ve diğerleri (2023) tarafından denetimsiz ve denetimli makine öğrenmesi kullanılarak helisel borularda akış rejimlerini tahmin etmek için yeni bir metodoloji sunulmuştur. Çalışmada kullanılan helisel sarımlı bobinin iç boru çapı d 12,57 mm, bobin çapı D 1 m ve hatvesi H 0,8 m olup, şeffaf döküm akrilikten yapılmıştır. Bu çalışmanın kapsamı, helisel borularda iki fazlı akışlar için herhangi bir ön bilgi gerektirmeden, yeni bir iki aşamalı makine öğrenmesi yaklaşımıyla otomatik akış rejimi tanıma işlemini gerçekleştirmektir. Makine öğrenimi algoritmaları, adyabatik koşullarda X-ışını radyografisine dayalı yüksek çözünürlüklü, yüksek hızlı boşluk oranı ölçümleri üzerine eğitilmiştir. Eğitilen makine öğrenimi modelleri, akış rejimlerinin yanı sıra akış rejimlerinin sayısını da başarıyla tahmin etmiştir. Bu çalışmada genel sınıflandırma doğruluk performanslarına göre üç farklı sınıflandırıcı modeli seçilmiştir. Bu modeller random forest (RF) sınıflandırıcıları, KNN sınıflandırıcıları ve SVM'dir. Kullanılan sınıflandırıcı modellerin sınıflandırma doğruluğu %98'in üzerinde olmuştur. Burada sunulan yeni makine öğrenimi tabanlı akış rejimi tanıma metodolojisi, önceki çalışmalara kıyasla yalnızca sınıflandırma doğruluğunda önemli bir gelişme göstermekle kalmayıp, aynı zamanda akış rejimlerini daha tutarlı bir şekilde tanımlamak ve araştırmak için yeni bir veri odaklı yol sunmuştur.

Obana (2023) tarafından havuz soğutmalı büyük süper iletken bobinin makine öğrenimi kullanılarak durum tahmini üzerine çalışma yapılmıştır. Sistemin sıcaklık değişimlerine ilişkin durum tahmini için büyük helisel bobinin deneysel ölçüm sonuçları, makine öğrenimi modelinde eğitim verileri olarak kullanılmıştır. Model giriş, orta ve çıkış katmanlarından oluşan bir ağ yapısından oluşmaktadır. Orta katman uzun kısa süreli bellek (LSTM) ağından, çıkış katmanı ise aktivasyon ve hata işlevlerinden oluşmaktadır. Modelin giriş ve çıkış parametreleri helisel

bobindeki üç bobin sargısının (H-I, H-M, H-O) akım değerleri, aşırı soğutulmuş helyumun kütle akış hızı, çıkış borusu sıcaklığı ve bobin sıcaklıklarıdır. Modelin tahmin ettiği değerler, bobin akım dalga biçimi trapezoidal bir dalga olduğunda ölçüm sonucuyla iyi bir uyum içinde olmuştur. Ancak mevcut dalga biçiminin bir merdiven dalgası olduğu durumlarda tahmin edilen dalga biçimiyle arasında hafif bir fark olduğu görülmüştür. Bu çalışmada geliştirilen makine öğrenmesi modeli, bir önceki çalışmada geliştirilen fizik modeliyle karşılaştırılmıştır. Sonuç olarak, bu modellerin bir arada kullanılmasıyla aşırı soğutma sisteminin güvenilirliği önemli ölçüde arttırılmaktadır.

El-Maghlany ve diğerleri (2022) tarafından yapılan çalışmada helisel bobindeki nanoakışkanın ısı transfer karakteristiği ve basınç düşümünün yapay sinir ağları aracılığıyla tahmini yapılmıştır. İzotermal koşullar altında helisel bobinlerde TiO_2/su, ZnO/su ve Ag/su nanoakışkanları kullanılarak Nusselt sayısı ve basınç düşümüne ilişkin elde edilen deneysel veriler, yapay sinir ağlarının Nusselt sayısını ve basınç düşümünü tahmin etmesi için kullanılmıştır. Yapay sinir ağları olarak İleri Beslemeli Sinir Ağı (FFNN) ve Genelleştirilmiş Regresyon Sinir Ağı (GRNN) kullanılmıştır. Her bir sinir ağının doğruluğunu ölçmek için Ortalama Karekök Hata (RMSE) kullanılmıştır. FFNN ve GRNN için tahmin edilen Nusselt sayısı RMSE değerleri sırasıyla 4,84 ve 0,004 iken, beklenen Nusselt sayıları 4,009 ve 0,63 idi. FFNN ve GRNN için tahmin edilen basınç düşümü RMSE değerleri sırasıyla 6,78 ve 0,005 iken, beklenen basınç düşümü için ortalama RMSE sırasıyla 6,173 ve 0,105 idi. GRNN sinir ağının, FFNN'den daha fazla doğruluk gösterdiği görülmüştür. FFNN ve GRNN için tahmin edilen veriler ile deneysel veriler arasındaki maksimum sapma sırasıyla ±%13,1 ve ±%1,6 olarak bulunmuştur. Tahmin edilen tüm sonuçlar orijinal deneysel verilerle karşılaştırılmış ve sonuçlar, her iki ağın da Nusselt sayısını ve basınç düşümünü tahmin etmek için kullanılabileceğini göstermiştir. Ayrıca deneysel olmayan verileri tahmin etmek için oluşturulan ağların iyi ve mantıklı bir davranış sergileyerek Nusselt sayısı ve basınç düşümü tahmininde yeterli oldukları kanıtlanmıştır.

Cao ve ve diğerleri (2021) tarafından yapılan çalışmada mikro kanatlı helisel bobin tüplerinin ısı transferi, akış direnci ve entropi üretim özellikleri sayısal olarak incelenmiştir. Farklı kanat sayılarına ($2 \leq N \leq 6$), bobin hatvelerine ($150\ mm \leq P \leq 450\ mm$), bobin çaplarına ($600\ mm \leq D \leq 1200\ mm$) ve Reynolds sayılarına (10945

≤ Re ≤ 30845) sahip tüpler incelenerek, bu geometrik parametrelerin Nusselt sayısı (Nu), sürtünme faktörü (f) ve geliştirilmiş entropi üretim sayısı (Ns′) üzerindeki etkileri tartışılmıştır. Ayrıca simülasyon verileriyle eğitilen Nu, f ve N'leri tahmin etmek için yapay sinir ağları (YSA) kurulmuştur. Yapay sinir ağı modeli, simülasyon sonuçlarına çoklu doğrusal regresyondan daha iyi uyum sağlamış ve maksimum hata %8 olarak bulunmuştur. Ağın tahmini ile mikro kanatlı helisel bobin tüpleri entropi minimizasyon yöntemi ve NSGA-III algoritması ile optimize edilmiştir. Optimizasyon yoluyla tasarım değişkenlerinin dağılımı incelenmiştir. Sonuçlar, daha yüksek bir Reynolds sayısının ve daha büyük bir bobin çapının ve bobin aralığının daha iyi bir performansa yol açtığını göstermiştir.

Parrales ve diğerleri (2017) tarafından yapılan bu araştırmada, iş akışkanı olarak suyun kullanıldığı helisel dikey bobinler içindeki iki fazlı akışta yeni boşluk oranını belirlemek için Yapay Sinir Ağına (YSA) dayalı iki yeni ampirik denklem geliştirilmiştir. İlk modele ait giriş değişkenleri buhar fraksiyonu, yoğunluk oranı, viskozite oranı ve eğrilik oranıdır ve boşluk oranını tahmin etmek için gizli katmanda 2 nöron mevcuttur. Modeli basitleştirmek amacıyla eğrilik oranı olmayan ikinci bir YSA modeli yapılmıştır. İkinci model mimarisi ise 3 giriş değişkenli, gizli katmanda 2 nörona sahiptir. Her iki model için de korelasyon katsayısı $R^2 > 0,9$ olarak bulunmuştur. Boşluk oranının YSA modelleri 0-1 aralık koşulunu karşılamıştır. Bu nedenle, her iki modelin de iki fazlı bir akışın boşluk oranının davranışını tahmin etmede tatmin edici olduğu düşünülmüştür. Ayrıca YSA modelinde girdi değişkenlerinin katkısının analizi, eğrilik oranının, çalışılan deneysel koşullar altında boşluk oranının simülasyon doğruluğunu etkileyemeyeceğini göstermiştir.

Khosravi ve diğerleri (2018) tarafından yapılan bu çalışmada, helisel olarak sarılmış bir tüp içinde R404a yoğuşması esnasında ısı transferi katsayısını tahmin etmek için Uyarlanabilir Nöro-Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS) geliştirilmiştir. ANFIS modelini optimize etmek için Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) algoritması ve Genetik Algoritma (GA) kullanılmıştır. Buhar kalitesi, soğutucu akışkanın kütle akısı, eğim ve eğrilik yarıçapı ağın giriş değişkenleri iken çıkış değişkeni ise ısı transferi katsayısıdır. Sonuçlar, optimizasyon için Genetik Algoritmanın kullanılması gerektiğini göstermektedir. Yapılan çalışmalar doğrultusunda ANFIS

modelinin, veri setlerini test etmek için korelasyon katsayısını yaklaşık %8 oranında iyileştirdiği ve RMSE değerini %52 civarında azalttığı görülmüştür.

Çolak ve diğerleri (2023) tarafından yapılan çalışmada, 21 farklı kovan ve sarmal borulu ısı eşanjörleri (SHCTHEX) seçilerek, ısı transfer katsayısını tahmin etmek için iki yapay sinir ağı yapısı oluşturulmuştur. Giriş parametreleri boru ve bobin çapları, Reynolds ve Dean sayıları, eğrilik oranı ve kütle akış hızı iken çıkış parametreleri ise basınç düşümü, Nusselt sayısı ve performans değerlendirme kriteri değerleri olarak belirlenmiştir. 105 veri noktasına sahip ağ yapılarında verilerin %70'i eğitim, %15'i doğrulama ve %15'i test aşamalarında kullanılmıştır. Levenberg-Marquardt prosedürü, çok katmanlı algılayıcı ağ modellerinde eğitim algoritması olarak kullanılmıştır. Korelasyon katsayısı 0,99'dan yüksek bulunmuştur. Ortalama sapma %0,01'den az bulunmuştur. Sonuçlar, oluşturulan yapay sinir ağı yapılarının çıktıları doğru bir şekilde tahmin edebildiğini göstermektedir.

Skrypnik ve diğerleri (2022) tarafından yapılan çalışmada iç sarmal kanatçıklı tüplerdeki türbülanslı akış için sürtünme faktörünü ve ısı transfer katsayılarını tahmin etmek için yeni bir yapay sinir ağı modeli tasarlanmıştır. Mevcut çalışmada, diğer yazarların deneysel sonuçları, yapay sinir ağı eğitim prosedürü için daha fazla kullanılan genişletilmiş bir veri tabanında derlenmiştir. Her türlü iç sarmal boru kanatçık için geçerli olan bir yapay sinir ağı modeli hazırlanmıştır. YSA modelinde veri tabanının tamamında sürtünme faktörü için %11,8 ve Nusselt sayısı değerleri için %16,3 ortalama yüzde hata değerlerine ulaşılmıştır. Elde edilen modelin performans doğrulaması, tahmin edilen verilerin diğer yazarlar tarafından elde edilen bağımsız deneysel sonuçlarla karşılaştırılmasına dayanarak yapılmış ve mükemmel doğruluk sağladığı görülmüştür.

Fuxi ve diğerleri (2022) tarafından yapılan çalışmada, içerisinde hibrit bir nanoakışkan geçen 3 boyutlu helisel sarımlı bir kovanın farklı eğimlerle konumlandırılmasının kovan ve boru ısısı üzerindeki etkisi incelenmiştir. Bu çalışma yapay sinir ağı modellemesi yapılarak gerçekleştirilmiştir. YSA çıktıları ile deneysel veri noktaları arasındaki korelasyon katsayısı hesaplanmış ve 1'e yakın çıkmıştır. Ayrıca veriler üzerinde duyarlılık analizi yapılarak her girdinin çıktı üzerindeki etkisi ölçülmüştür. Tasarlanan ağın kabul edilebilir bir doğruluğa sahip olduğu görülmüştür. Bu YSA modeli sayesinde daha fazla deneyden kaçınarak

laboratuvar maliyetlerinin azaltabileceği öngörülmüştür. Ayrıca bu YSA modelinin, maksimum verimliliğe ulaşmak için en iyi giriş değerlerini bulmak amacıyla bir optimizasyon algoritması içindeki maliyet fonksiyonunun bir tahmini olarak kullanılabileceği tespit edilmiştir.

Kahani ve diğerleri (2018) tarafından yapılan çalışmada, helisel sarımlı bobinlerden geçen nanoakışkanın ısıl performansını ve basınç kaybını tahmin etmek için Çok Katmanlı Algılayıcı Yapay Sinir Ağı (MLP) modeli ve En Küçük Kareler Destek Vektör Makinesi (LSSVM) geliştirilmiştir. Burada çeşitli eğrilik oranlarına ve bobin hatvelerine sahip farklı bobinler yapılmış ve kullanılmıştır. %0,0 ile %2,0 arasında farklı konsantrasyonlarda stabil TiO_2 (50 nm)/su nanoakışkanı kullanılmıştır. Sistemde su yerine nanoakışkanların uygulanmasıyla ısı transferinde önemli bir artış sağlanmıştır. Çıkış verileri olarak Nusselt sayısını (9,89 ile 53,30) ve basınç düşümünü (291,35 ile 18784 kPa) elde etmek için geliştirilen modellere; nanoakışkanın hacim konsantrasyonu, Prandtl sayısı (4,82 ile 9,11 arasında) dahil edilmiştir. Geliştirilen modellerin çıktı sonuçlarına göre MLP modeli, LSSVM modeline göre hem Nusselt sayısını hem de nanoakışkan akışındaki basınç düşümünü daha hassas bir şekilde tahmin edebilmiştir. Bu çalışmanın geliştirilen MLP modeli, LSSVM modelini 0,97 gibi yüksek bir korelasyon katsayısı değerine kadar aştığı görülmüştür.

Tablo 1.1'de helisel borularda yoğuşma ile ilgili literatürdeki çalışmaların deneysel çalışma koşulları yer almaktadır. Tablo 1.2'de literatür çalışmalarında helisel borularda yoğuşma esnasında Nusselt sayısının belirlenmesi için kullanılan korelasyonlara yer verilmiştir. Tablo 1.3'te literatürde helisel borularda deneysel çalışmalar sonucu elde edilen iki fazlı sürtünme basınç çarpanı tablosuna yer verilmiştir.

Tablo 1'de yer alan L boru boyunu, d boru çapını, D_c helezom çapını, T_s doyma sıcaklığını, q ısı akısını, G kütle akısını ve x buhar kalitesini ifade etmektedir.

Tablo 1.1 Helisel borularda yoğuşma ile ilgili literatürdeki çalışmaların deneysel çalışma koşulları

Araştırmacı	Akışkan	Boru tipi	L (m)	d (mm)	D_c (mm)	T_s (^oC)	q (Wm^{-2})	G ($kgm^{-2}s^{-1}$)	x (-)
Gupta ve diğerleri (2014)	R134a	Yatay helisel helezon boru	2	9.52	90.48	35 - 40	2000-10000	100-350	0.1-0.9
Li ve diğerleri (2007)	R134a	Yatay helisel helezon boru	-	9.4	177.8	35 - 45	1500-4500	100-400	0.1-0.8
Solanki ve Kumar (2018b)	R134a	Yatay Mikro kanatlı helisel helezon boru	2.2	8.52	110	35 - 45	1500-1434	75-191	0.1-0.8
Solanki ve Kumar (2018a)	R134a	Yatay çukurlu helisel helezon boru	2.2	8.52	110	35 - 45	1500-14340	75-191	0.1-0.84
Wongwises ve Polsongkram (2006)	R134a	Dikey helisel helezon boru	5.79	8.3	305	40 - 50	5000-10000	400-800	0.2-0.8
Lin ve Ebadian (2007)	R134a	Dikey helisel helezon boru	-	9.4	177.8	30 - 35	-	110-160	-
Al-Hajeri ve diğerleri (2007)	R134a	Dikey helisel helezon boru	0.23	9.5	216	36 - 48	5000-30000	50-680	-
Salimpour ve diğerleri (2017)	R404a	Yatay helisel helezon boru	3.2	7.52	153	29 - 39	3100-21000	125-188	0.2-0.8

Tablo 1.1 Helisel borularda yoğuşma ile ilgili literatürdeki çalışmaların deneysel çalışma koşulları (devamı)

Araştırmacı	**Akışkan**	**Boru tipi**	**L (m)**	**d (mm)**	**D_c (mm)**	**T_s (^oC)**	**q (Wm^{-2})**	**G ($kgm^{-2}s^{-1}$)**	**x (-)**
Mozafari ve diğerleri (2015)	R600a	Eğimli helisel helezon boru	5.87	8.3	305	38 - 47	6300-7800	155-265	0.11 -0.8
Yu ve diğerleri (2019)	Metan/ Propan	Eğimli helisel helezon boru	-	10	2000	-	5000	100-400	0-1
Yu ve diğerleri (2018)	Propan	Eğimli helisel helezon boru	3.4	d_1:10 d_2:32	2000	-40 - 27	4000-9600	200-400	0.1-0.9
Raboh ve diğerleri (2011)	Su	Dikey helisel helezon boru	5.01	4.95	100	28 - 40	400-700	10-100	-
Ali ve Gülhane (2018)	Su	Dikey helisel helezon boru	-	9.22	175	101 - 109	-	-	-
Shinde ve diğerleri (2019)	Su	Dikey helisel helezon boru	-	9.22	175	103 - 115	60-150	50-80	-

Tablo 1.2 Literatür çalışmalarında helisel borularda yoğuşma esnasında Nusselt sayısının belirlenmesi için kullanılan korelasyonlar

Araştırmacı	Korelasyon	Geçerlilik Aralığı
Gupta ve diğerleri (2014)	$Nu_l=1/41Re_l^{5/6}Pr_l^{0.4}(d_i/D)^{1/12}[1+0.061(Re_l(d_i/D)^{2.5})^{-1/6}]$ $Nu_{tp}/Nu_l=0.4(1+3.024/X_{tt}^{0.8})p_r^{-0.63}$	-
Solanki ve Kumar (2018b)	$De_{Eq}=[Re_l+Re_v(\mu_v/\mu_l)(\rho_v/\rho_l)^{0.5}][d_i/2R]^{0.5}$ $Pr_l=C_{p,l}\mu_l/k_l$ $X_{tt}=(1-x/x)^{0.9}(\rho_v/\rho_l)^{0.5}(\mu_l/\mu_v)^{0.1}$ $Nu_{tp}/Nu_l=1.572(1+1.2235/X_{tt}^{1.115})p_r^{-0.30}$	-
Solanki ve Kumar (2018a)	$(Nu_{tp})_{DT}=0.0208(De_{Eq})^{1.05}(Pr_l)^{0.65}(X_{tt})^{0.113}(p_r)^{-0.169}$	$1564 \le De_{Eq} \le 112{,}666$ $3.19 \le Pr_l \le 3.29$ $0.062 \le X_{tt} \le 2.01$ $0.21 \le p_r \le 0.28$
Wongwises ve Polsongkram (2006)	$Re_l=G(1-x)d_i/\mu_l$ $Re_v=Gxd_i/\mu v$ $Nu_{tp}=0.1352\,De^{0.7654}Pr_l^{0.8144}X_{tt}^{0.0432}$ $p_r^{-0.3356}(10^4Bo)^{0.112}$	-
Raboh ve diğerleri (2011)	$Nu=Re^{0.426}(D/d_i)^{-0.1023}(p/d_i)^{0.03245}(L/d_i)^{-0.5352}$	$40 \le Re \le 230$ $8.5 < D/d_i < 74.4$ $1.7 < P/d_i < 10.1$
Solanki ve Kumar (2019)	$Nu_{tp}=0.055(De_{Eq})^{1.02}(Pr_l)^{0.24}(X_{tt})^{0.10}(p_r)^{-0.07}$	-
Ali ve Gülhane (2018)	$Nu=0.084\,Pr_l^{1/3}(\lambda/C_{p,l}/\Delta T)^{1/6}Re_v^{0.67}$	$Re_v > 3\times 10^4$
Al-Hajeri ve diğerleri (2007)	$Nu/Re^{0.4}Pr^{1/3}=6.39\,[1-0.85(\frac{\Delta T_s}{T_s})^{0.9}]$	$1200 \le Re \le 95000$

Tablo 1.3 Literatürde helisel borularda deneysel çalışmalar sonucu elde edilen iki fazlı sürtünme basınç çarpanının belirlenmesi için kullanılan korelasyonlar

Araştırmacı	Akışkan	Boru tipi	Model / Korelasyon	Geçerlilik Aralığı
Gupta ve diğerleri (2014)	R134a	Yatay helisel helezon boru	$(\frac{\Delta P}{\Delta z})_{l,f} = f_l \frac{G^2(1-x)^2}{d_i \rho_l{}^0}$ $\Phi_1{}^2 = 2.76 + (1 + \left(\frac{7.094}{\chi_{tt}{}^{1.378}}\right) + \frac{1}{\chi_{tt}{}^2})\ p_r{}^{0.7}$	-
Solanki ve Kumar (2018b)	R134a	Yatay mikro kanatlı helisel helezon boru	$\Phi_1{}^2 = (\frac{dP}{dz})_{tp,f} / (\frac{dP}{dz})_{l,f}$ $\Phi_1{}^2 = 4.192 + (1 + \left(\frac{2.328}{\chi_{tt}{}^{1.343}}\right) + \frac{1}{\chi_{tt}{}^2})\ p_r{}^{0.246}$	-
Solanki ve Kumar (2018a)	R134a	Yatay çukurlu helisel helezon boru	$\Phi_1{}^2 = 4.5033 + (1 + \left(\frac{4.8671}{\chi_{tt}{}^{1.4919}}\right) + \frac{1}{\chi_{tt}{}^2})\ p_r{}^{0.321}$	$1564 \leq De_{Eq} \leq 112{,}6$ $3.19 \leq Pr_l \leq 3.29$ $0.062 \leq X_{tt} \leq 2.01$ $0.21 \leq p_r \leq 0.28$
Wongwises ve Polsongkram (2006)	R134a	Dikey helisel helezon boru	$\Phi_1{}^2 = 1 + \left(\frac{5.569}{\chi_{tt}{}^{1.494}}\right) + \frac{1}{\chi_{tt}{}^2}$	-
Lin ve Ebadian (2007)	R134a	Dikey helisel helezon boru	$\Phi_1{}^2 = 1 - \left(\frac{1.271}{\chi_{tt}}\right) + \frac{1}{\chi_{tt}{}^2}$	-

1.2 Tezin Amacı

Bu tez çalışmasının amacı, yoğuşmada pürüzsüz helisel ve pürüzlü helisel borularda içinde R134a veya R600a bulunan akışkanların ısı taşınım katsayısı ve basınç düşümü karakteristiklerini makine öğrenmesi yöntemleri kullanarak incelemektir.

Helezon borularda geleneksel olan yapı; boru dış yüzeyinin pürüzsüz olması durumu olup, bu konuda pek çok çalışma literatürde mevcuttur. Buna karşın literatürde helisel borularda yoğuşma üzerine kısıtlı sayıda deneysel çalışma olduğu ve makine öğrenmesi yöntemlerinin çok az uygulandığı görülmüştür. Bu çalışma ile literatürdeki mevcut olan boşluğun doldurulması hedeflenmektedir.

Daha çok makine öğrenmesi yöntemleri kullanılarak deneysel çalışma maliyetleri (laboratuvar maliyetleri, işgücü maliyeti), hatalardan kaynaklanan geri dönüşler ve zaman kaybı vb. sorunlar ortadan kaldırılarak daha hızlı sonuç, daha az deney yaparak sonucu tahmin edebilme ve maliyet tasarrufu elde edilebilir. Ayrıca tek fazlı akıştaki ısı transferine kıyasla çok daha yüksek ısı transfer katsayılarına sahip olan iki fazlı akışta; kütlesel akının, buhar kalitesinin, doyma sıcaklığının ve farklı boru tiplerinin, yoğuşma ısı taşınım katsayısına ve toplam basınç düşümüne etkisi incelenmiştir. Farklı sıcaklık değerlerindeki deney sonuçları ile iki farklı makine öğrenmesi algoritması kullanılarak elde edilen tahmin sonuçları karşılaştırılmıştır.

1.3 Hipotez

Bu çalışma kapsamında, makine öğrenmesi yöntemlerinden olan Yapay Sinir Ağları (YSA) ve Extreme Gradient Boosting (XGBoost) algoritmaları kullanılarak farklı boru tiplerinde yoğuşma sırasında ısı transferi karakteristikleri incelenmiştir. Analizler için 4 tip boru ve 2 tip soğutucu akışkan seçimi yapılmıştır. Analizlerde boru tipi olarak çukurlu helisel boru, mikro kanatlı helisel boru, pürüzsüz helisel boru ve pürüzsüz düz boru kullanılmış olup, akışkan olarak R134a ve R600a kullanılmıştır.

Boyutlu sayılardan oluşan ilk veri seti için toplamda 3321 veri elde edilmiştir. Veriseti- 1 için Yapay Sinir Ağları (YSA) ve Extreme Gradient Boosting (XGBoost) algoritmaları kullanılarak girdi verilerinin (kütle akısı, doyma sıcaklığı, ortalama buhar kalitesi, ısı iletim katsayısı, boru boyu uzunluğu, buharlaşma entalpisi ve dinamik viskozite) çıktı verileri (ortalama yoğuşma ısı transfer katsayısı ve ortalama sürtünme basınç düşümü) üzerine etkisi incelenmiştir.

Boyutsuz sayılardan oluşan ikinci veri seti için toplamda 2538 veri elde edilmiştir. Veriseti- 2 için Yapay Sinir Ağları (YSA) ve Extreme Gradient Boosting (XGBoost) algoritmaları kullanılarak girdi verilerinin (Reynolds sayısı, Prandtl sayısı, Lockhart-Martinelli parametresi, Eşdeğer Dean sayısı, indirgenmiş basınç, boşluk oranı) çıktı verileri (iki fazlı Nusselt sayısı, deneysel iki fazlı Nusselt sayısı ve iki fazlı sürtünme basınç gradyanı çarpanı) üzerine etkisi incelenmiştir.

Her iki veri seti için ortalama karesel hata (MSE) değeri ve korelasyon katsayısı (R^2) değerleri tahminlerin doğruluğunu ölçmek amacıyla hesaplanmıştır. Ardından

bağımlılık analizi yapılmıştır. Bunlara ek olarak Yapay sinir ağları ve XGBoost makine öğrenmesi yöntemleri kullanılarak yapılan analiz sonuçlarından elde edilen tahmin değerleri kullanılarak OriginPro 2021 programında her çıktı için grafikler ve her bir grafiğe ait denklemler elde edilmiştir. Yapay sinir ağları ile yapılan analiz sonuçları kullanılarak ısı transferi karakteristiklerine ait trend eğrileri elde edilmiştir.

2
İKİ FAZLI AKIŞLAR

2.1 İki Fazlı Akış Türleri

İki fazlı akış, bir sistem veya cihaz aracılığıyla iki farklı fazın (yani, iki farklı madde formunun) eşzamanlı akışını ifade etmektedir. İlgili iki faz; gaz, sıvı veya katı parçacıkların herhangi bir kombinasyonu olabilir. İki fazlı akışlara örnek olarak bir enerji santralindeki su ve buhar akışı, kabarcıklı bir karışımdaki hava ve sıvı akışı, bir petrol kuyusundaki petrol ve gaz akışı, soğutma sistemi ekipmanlarındaki gaz/sıvı akışları, kimya tesisleri, petrol rafinerileri vb. cihazlarındaki katı/sıvı/gaz akışları iki ve çok fazlı akışlara örnek olabilir (Onal vd. 2021).

İki fazlı akışlarda ısı transferi (HT) hesaplamaları önemlidir. İki fazlı akışlarda ısı transfer katsayısı (HTC) tek fazlı akışlara göre çok daha yüksek olduğundan endüstriyel alanlarda tercih edilir. Soğutma sistemleri, nükleer reaktörler, buhar jeneratörleri, rafineriler ve kimyasal üretim üniteleri gibi çeşitli mühendislik uygulamalarında iki fazlı akışlara yaygın olarak rastlanır (Onal vd. 2021; Thome, 2004).

İki fazlı akıştaki en önemli zorluklardan biri, sistemin davranışını doğru bir şekilde tahmin etmektir. Bu, faz ayrımı, arayüz dinamikleri ve fazlar arasında ısı ve kütle transferi gibi olguları incelemeyi gerektirir. Bu olguları tahmin etmeye ve anlamaya yardımcı olmak için modeller ve simülasyonlar kullanılabilir.

Termodinamikte bazı yaygın iki fazlı akış türleri aşağıdaki şekildedir (Hewitt ve Roberts,2010):

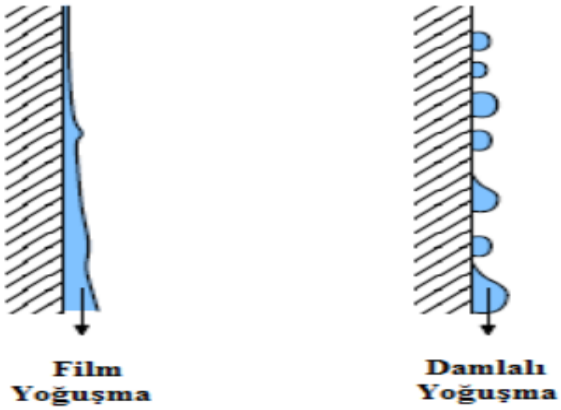
- **Doymuş akış:** Bu tür iki fazlı akışta, iki faz birbiriyle termodinamik dengededir ve her iki faz da doyma durumundadır. Örneğin, bir buhar santralinde, kazandaki buhar ve su akışı doymuş bir akıştır.
- **Aşırı ısıtılmış akış:** Bu tür iki fazlı akış, bir faz aşırı ısıtılmış durumda ve diğer faz sıvı veya doymuş durumda olduğunda meydana gelir. Örneğin, bir buhar santralinde, aşırı ısıtılmış buhar ve su akışı, aşırı ısıtılmış bir akıştır.

- **Aşırı soğutulmuş akış:** Bu tür iki fazlı akışta, bir faz aşırı soğutulmuş durumdadır ve diğer faz sıvı veya doymuş durumdadır. Örneğin, bir soğutma sisteminde, aşırı soğutulmuş soğutucu sıvı ve buhar akışı, aşırı soğutulmuş bir akıştır.
- **Kaynama:** Bu tür iki fazlı akış, bir faz kaynamaya uğradığında ve diğer faz sıvı veya doymuş buhar olduğunda meydana gelir. Örneğin, kaynayan bir su reaktöründe, su ve buhar akışı kaynayan bir akıştır.
- **Yoğuşma**: Bu tür iki fazlı akışta, bir faz yoğuşmaya maruz kalır ve diğer faz ya sıvı ya da doymuş buhardır. Örneğin, bir buhar santralinin kondenserinde, buhar ve su akışı bir yoğuşma akışıdır.

Termodinamikte yoğuşma, bir buhar veya gazın sıvıya dönüşme sürecini ifade eder. İki fazlı akış sistemlerinde, akış koşullarına ve ilgili sıvıların özelliklerine bağlı olarak oluşabilen birkaç farklı yoğuşma türü vardır. Yaygın yoğuşma türlerinden bazıları şunlardır (Thome,2004; Hewitt ve Roberts,2010; Nagar vd.2021):

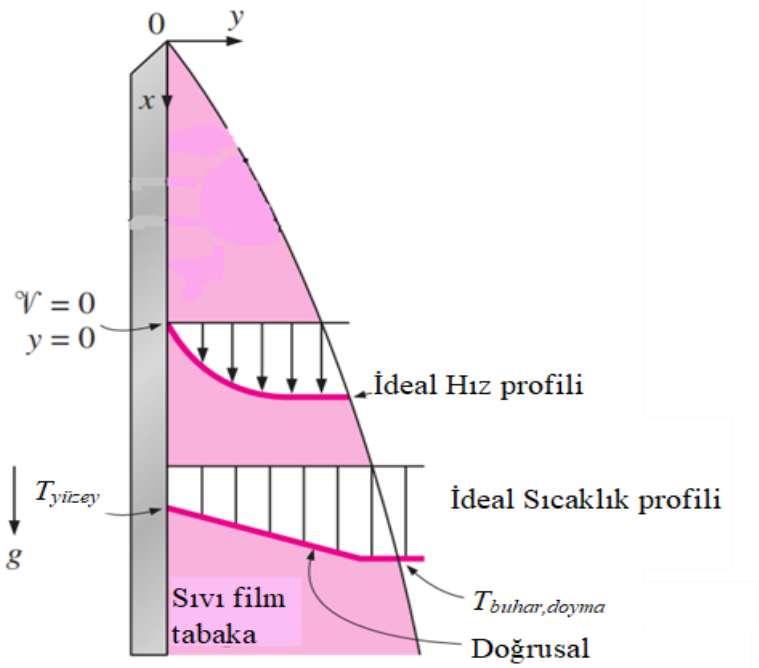
- **Film yoğuşması:** Bu yoğuşma türünde, buhar yoğuştukça katı bir yüzey üzerinde ince bir sıvı film oluşur. Film yoğuşmasında, yoğunlaşan buhar dikey bir katı yüzeyi ıslatır ve yerçekiminin etkisi altında aşağı doğru akarak bir sıvı film tabakası oluşturur. Buharın yoğuşma miktarı arttıkça sıvı filmin kalınlığı akış yönünde artar. Katı yüzey üzerinde oluşan bu film tabakası ısı transferine karşı direnç göstererek ısıl direnç oluşturur. Film tabakası buharın katı yüzeye ulaşmasını engellediğinden, buharın yoğuşmasıyla oluşan buharlaşma ısısının (entalpi, $h_{fg} = h_g - h_f$) bu ısıl direnci aşması gerekir (Bayram, 2017). Bu tür yoğuşma, genellikle sıcak bir buharın daha soğuk bir yüzeyden geçirilerek soğutulduğu ısı eşanjörleri gibi uygulamalarda görülmektedir.
- **Damlacıklı (dropwise) yoğuşma:** Pürüzsüz, ıslak olmayan katı yüzeylerde damlacık yoğuşması meydana gelir. Damlacıklı yoğuşmada, sürekli bir film oluşturmak yerine katı bir yüzey üzerinde ayrı ayrı sıvı damlacıkları oluşur. Damlacıklar belirli bir boyuta ulaştığında aşağı doğru akarlar ve artık katı yüzey üzerinde ısı transferini engelleyecek bir film tabakası oluşturmazlar (Hu vd. 2021). Bu nedenle, daha yüksek ısı transfer hızları sağlayabildiği için genellikle film yoğuşmasına göre tercih edilir

Şekil 2.1'de film yoğuşması ve damlacıklı yoğuşmanın şematik görüntüsü yer almaktadır.



Şekil 2.1 Film yoğuşması ve damlacıklı yoğuşma (Bayram, 2017)

Şekil 2.2'de düz bir plaka düzlemde veya silindirik tüpte meydana gelen film yoğuşması yer almaktadır. İlk olarak 1916 yılında Nusselt tarafından, basit varsayımlar kullanarak dikey plakalar veya silindirik tüplerdeki film yoğuşması için ısı transfer katsayısı ilişkisi kurulmuştur (Bayram, 2017).



Şekil 2.2 Dikey plaka düzlemde veya silindirik tüpte film yoğuşması (Bayram,2017)

- **Dairesel (annular) yoğuşma:** Dairesel yoğuşmada, sıvı faz bir tüpün veya borunun içinde ince bir film oluşturur ve buhar fazı tüpün merkezinden akar. Bu tür yoğuşma, sıvı su üretmek için buharın bir yoğuşturucuda yoğuştuğu buhar santralleri gibi uygulamalarda sıklıkla görülür.
- **Kısık akışlı (choked flow) yoğuşma:** Kısık akışlı yoğuşmada, buhar fazının akış hızı o kadar yüksektir ki sıvı fazda boğulma etkisi yaratarak sürekli bir film yerine damlacıklar oluşturmasına neden olur. Bu tür yoğuşma genellikle süpersonik buhar püskürtücüler gibi uygulamalarda görülür.

İki fazlı bir akış sisteminde meydana gelen yoğuşmanın türü, akışkanların akış hızları ve özellikleri, sistemin geometrisi ile sıcaklık ve basınç koşulları gibi çeşitli faktörlere bağlıdır.

2.2 Yoğuşma Isı Transferi Karakteristikleri

Yoğuşma ısı transferi, bir buharın ısı enerjisi açığa çıkararak bir sıvıya dönüştüğü süreçtir. Yoğuşma ısı transferi; enerji üretimi, soğutma, iklimlendirme ve proses endüstrileri gibi birçok mühendislik uygulamasında önemli bir süreçtir. Yoğuşma ısı transferinin özellikleri; akışkanın özellikleri, ısı transfer yüzeyinin geometrisi, kütle akış hızı, akışkanın basıncı ve sıcaklığı gibi çeşitli faktörlere bağlıdır (Jung vd. 2021).

Yoğuşma ısı transferinin en önemli özelliği, birim zamanda ısı transfer yüzeyinin birim alanı başına transfer edilen ısı miktarının bir ölçüsü olan ısı transfer katsayısıdır. Isı transfer katsayısı; sıvının özellikleri, ısı transfer yüzeyinin geometrisi ve kütle akış hızı dahil olmak üzere çeşitli faktörlere bağlıdır (Son ve Lee, 2009). Isı transfer katsayısı genel olarak yoğuşma işleminin başlangıcında en yüksektir ve yoğuşma işlemi devam ettikçe azalmaktadır.

Yoğuşma ısı transferinin bir diğer önemli özelliği, birim zamanda ısı transfer yüzeyinin birim alanı başına transfer edilen ısı miktarı olan ısı akısıdır. Isı akısı sıvının özellikleri, ısı transfer yüzeyinin geometrisi ve kütle akış hızı gibi çeşitli faktörlere bağlıdır. Isı akısı genel olarak yoğuşma işleminin başında en yüksek seviyededir ve yoğuşma işlemi devam ettikçe azalmaktadır (Tanasawa, 1991).

Yoğuşma ısı transferinin üçüncü önemli özelliği, bir sıvının yüzeyindeki moleküller arasındaki çekim kuvvetinin bir ölçüsü olan yüzey gerilimidir. Yüzey gerilimi, yoğuşma sırasında damlacıkların oluşumunda ve büyümesinde önemli bir rol oynar. Yüzey gerilimi; sıvının özelliklerinden, ısı transfer yüzeyinin geometrisinden ve kütle akış hızından etkilenmektedir (Sakamatapan vd. 2013, Wang vd. 2021).

Yoğuşma ısı transferinin dördüncü önemli özelliği olan basınç düşümü, buharın sıvı hale gelmek üzere yoğuşmaya uğraması sırasında meydana gelen basınç düşümünü ifade etmektedir. Bu olay buhar soğuduğunda ve doyma noktasına ulaştığında meydana gelir ve sıvı formda yoğuşmaya neden olur. Basınç düşümünün miktarı sıcaklık, buhar basıncı ve yoğunlaşan maddenin özellikleri gibi çeşitli faktörlere bağlıdır (Lips ve Meyer, 2011). Yoğuşma basıncı düşümü soğutma sistemleri, iklimlendirme, ısı eşanjörleri ve damıtma işlemleri dahil olmak üzere birçok mühendislik uygulamasında kritik rol oynamaktadır.

Bu özelliklere ek olarak, yoğuşma ısı transferini etkileyen diğer faktörler arasında ısı transfer hızı, akışkanın basıncı ve sıcaklığı ve akışkandaki safsızlıkların varlığı yer almaktadır. Yoğuşma ısı transferinin özelliklerini belirlemek; ısı eşanjörlerini ve bu süreci içeren diğer mühendislik sistemlerini tasarlamak ve optimize etmek için çok önemlidir (Yang vd. 2023; Zhang vd. 2012).

2.3 Yoğuşmada Helisel Borularda Isı Transfer Katsayısı ve Basınç Düşümü Özellikleri

Helisel borular; kimya, petrokimya ve gıda işleme gibi çeşitli endüstriyel uygulamalarda sıklıkla kullanılan bir ısı değiştirici türüdür. Helisel borular, sarmal şeklinde düzenlenmiş bir tüp bobininden oluşur ve iki sıvı arasında ısı transferi için tasarlanmıştır. Helisel boruların ısı transferi ve basınç düşümü özellikleri, genel performanslarını etkileyen önemli parametrelerdir (Shirgire ve Kumar, 2013).

Helisel sarmal borulu ısı değiştiricileri; yüksek ısı transfer verimliliği, düzgün sıcaklık dağılımı ve yüksek basınçlı ve yüksek sıcaklıktaki akışkanları işleme yeteneği gibi çeşitli avantajlara sahiptir. Diğer ısı değiştirici türlerine göre daha uygun maliyetlidir ve kurulumu daha kolaydır (Purandare vd. 2012).

Helisel sarmal borulu ısı değiştiricileri (HCTHEX) kimyasal reaktörlerde, yağlama yağı soğutucu kızaklarında, depolama tanklarında ve bazı nükleer güç jeneratörlerinde kullanılmaktadırlar. Ayrıca büyük enerji üretim sistemlerinde konsantrasyon tipi güneş kollektörlerinde çalıştırılırlar. Literatürde yer alan çalışmalar, helisel bobinlerdeki ısı transferi özelliklerinin düz tüplerdekinden daha iyi olduğunu göstermektedir. Helisel sarımlı borularda, merkezkaç kuvvetinin meydana gelmesi ve boru geometrisi nedeniyle akışkana basınç uygulanır ve akışta girdaplara neden olmaktadır. Girdaplar da ikincil bir akışa neden olduğundan düz tüplerden daha iyi ısı transferi özellikleri meydana gelmektedir (Onal vd. 2021).

Şekil 2.3 ve Şekil 2.4'te sırasıyla helisel sarımlı boru örnekleri ve yakın çekim görüntüsü yer almaktadır.



Şekil 2.3 Pürüzsüz helisel ve pürüzlü helisel sarımlı boru örnekleri (Onal vd. 2021)

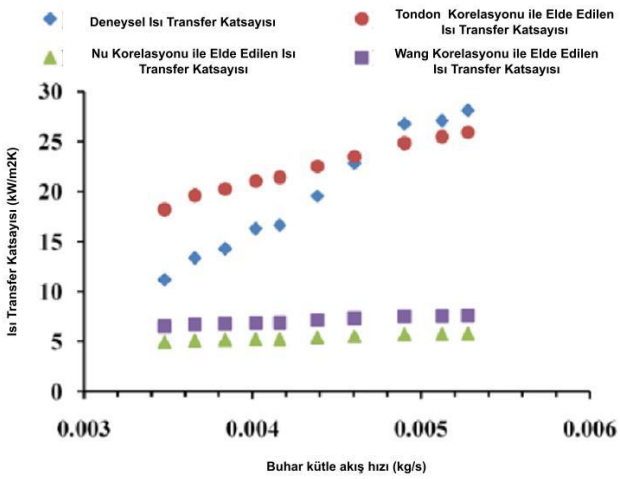


Şekil 2.4 Helisel sarımlı boruya ait yakın çekim görüntüsü (Onal vd. 2021)

Isı transfer katsayısı, termodinamik ve ısı dağıtma mekanizmasında ısı akışı ve itici güç olarak değerlendirilebilir. Isı transfer katsayısını hesaplamanın birçok yöntemi vardır. Bu yöntemler ısı transferi modellerine, kullanılan akışkana ve akış rejimlerinin türüne bağlı olarak değişmektedir. Isı transfer katsayısı genellikle konveksiyon sıvısının ısı iletkenliğinin bir uzunluk ölçeğine bölünmesiyle hesaplanmaktadır. Isı transfer katsayısı genellikle Nusselt sayısı ile hesaplanmaktadır (Onal vd. 2021).

Helisel boruların ısı transfer katsayısı; borunun çapı, eğimi, dönüş sayısı, sıvının akış hızı ve fiziksel özellikleri gibi çeşitli faktörlere bağlıdır. Borunun çapı ve sarmalın eğimi, bobinin yüzey alanını etkiler ve bu da ısı transfer oranını etkilemektedir. Bobinin sarım sayısı, yüzey alanını artırır ve ısı transferini iyileştirir, ancak aynı zamanda boru boyunca basınç düşümünü de arttırmaktadır (Prabhanjan vd. 2002). Helisel borularda ısı transfer katsayısı, Reynolds sayısına (Re) ve eğrilik oranına (CR) bağlı olan sıvı akış rejiminden etkilenmektedir.

Literatürde yer alan çalışmalar incelendiğinde sabit Dean sayısında ısı yükünün artması yönünde ortalama Nusselt sayısında bir azalma olduğu görülmüştür. Ortalama Nusselt sayısındaki bu azalmalar, türbülans etkisiyle meydana gelmektedir (Onal vd. 2021). Şekil 2.5'te Ali ve Gülhane (2018) tarafından hazırlanan ısı transfer katsayılarının kütle akış hızlarına göre karşılaştırılması yer almaktadır.

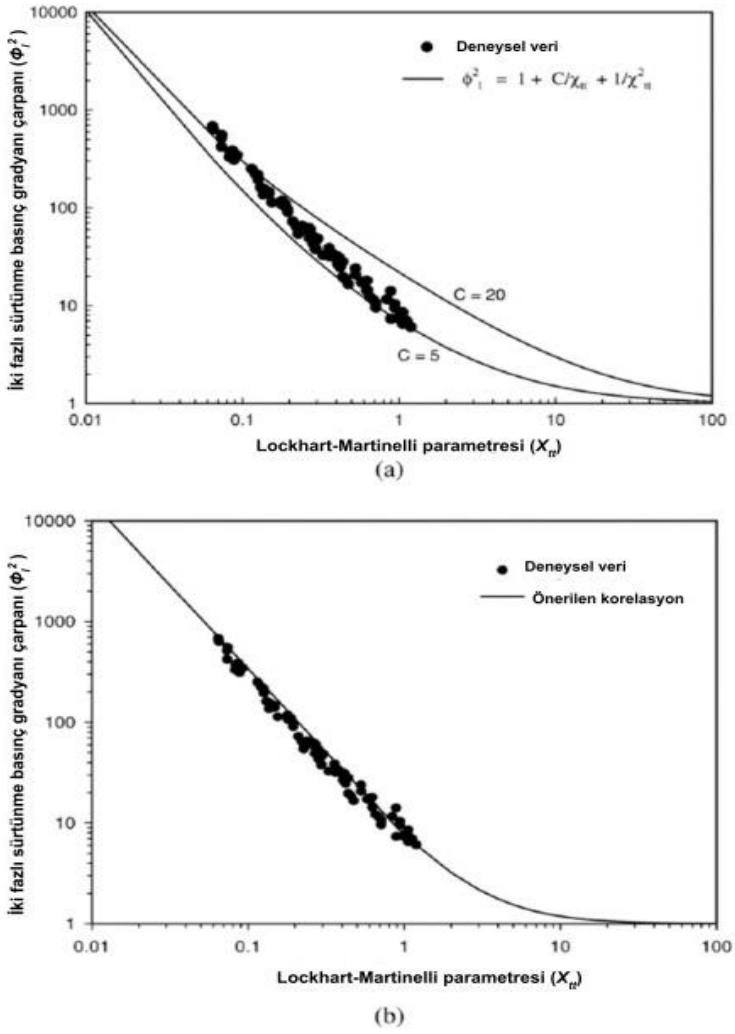


Şekil 2.5 Isı transfer katsayılarının kütle akış hızlarına göre karşılaştırılması (Ali ve Gülhane, 2018)

Basınç düşümü, ısı değiştiricilerin önemli parametrelerinden biridir ve pompalama gücü ihtiyacını belirlemek için kullanılır. Helisel boruların eğriliği nedeniyle oluşan merkezkaç kuvvetleri sebebiyle tüpteki basınç düşümü artar. Akışa karşı direnç tarafından üretilen sürtünme kuvvetleri, tüpün yüzeyi boyunca akan bir akışkan üzerinde etkili olduğunda basınç düşümü meydana gelir (Onal vd. 2021).

Helisel boruların basınç düşümü özellikleri; ısı transfer katsayısı özellikleri ile aynı faktörlerden etkilenir. Borunun çapı, eğimi, dönüş sayısı ve akış hızı, bobin boyunca basınç düşümünü etkiler (Zedeli, 2020). Genel olarak bobinin dönüş sayısı arttıkça basınç düşümü de artar. Ek olarak, akış hızı arttıkça, akışkan akışının hız ve türbülansındaki artış nedeniyle basınç düşümü de artar. Helisel borularda basınç düşümü, temel olarak boru boyunca sıvı akışından kaynaklanan sürtünme kayıplarından etkilenir.

İki fazlı akış şeklinde sürtünme katsayısının belirlenmesi için; kütle akısı yerine eşdeğer kütle akısı değeri kullanılmalıdır. Bu eşdeğer kütle akısı, iki fazlı akıştaki kayma gerilimine eşdeğer bir kayma gerilimi oluşturmak için sıvı kütle akısını ifade etmektedir. Yoğuşma testlerinde kütle akışı ve buhar kalitesi arttıkça ortalama basınç düşümü de artmaktadır. Hem iç akış hem de helisel akıştaki sürtünme basınç düşümü, Dean sayısının artmasıyla artmaktadır. Helisel akış, daha geniş yüzey alanı nedeniyle sıvı yolunda iç akışa göre daha fazla kayma gerilimiyle karşılaşır. Bu sebeple helisel akış için basınç düşümü, iç akışla karşılaştırıldığında daha düşük Reynolds sayılarında daha yüksektir (Onal vd. 2021). Şekil 2.6'da Wongwises ve Polsongkram (2006) tarafından hazırlanan Lockhart-Martinelli ile çizilen iki fazlı sürtünme çarpanı parametresi grafiği yer almaktadır.



Şekil 2.6 Lockhart-Martinelli ile çizilen iki fazlı sürtünme çarpanı parametresi (Wongwises ve Polsongkram,2006)

Genel olarak, helisel borular, artan yüzey alanları ve daha iyi sıvı karışımı nedeniyle düz borulardan daha yüksek ısı transfer hızlarına sahiptir. Bununla birlikte, artan uzunlukları ve artan dönüş sayıları nedeniyle daha yüksek basınç düşümlerine de sahiptirler. Helisel boruların optimum tasarımı, özel uygulamaya ve ısı transfer hızı ile basınç düşümü arasında istenen dengeye bağlıdır.

2.4 İki Fazlı Akış Rejimleri

Belirli koşullar altında iki fazlı akışlarda oluşan akış rejimleri, buhar ve sıvı fazların bağıl ve mutlak hızlarına, sistemin geometrisine ve özellikle fazlara etki eden kuvvetlerin birbirleriyle etkileşimine bağlıdır.

Dikey borularda meydana gelen akış rejimleri; kabarcıklı (bubble), kurşun (slug), yayıklı (chun), halkasal (annular), halkasal-dağılmış (annular-dispersed) ve damlacık (droplet) akışlardır. Yatay borularda oluşan akış rejimleri, akış yönüne dik olarak etki eden yerçekimi kuvvetlerinin neden olduğu asimetri nedeniyle dikey borulardan oldukça farklı ve dikey akışlara göre çok daha karmaşıktır. Yatay borulardaki akış rejimleri tabakalı (stratified), kabarcıklı (bubble), kurşun (slug), aralıklı (intermittent), tıkaçlı (plug), halkalı (annular) ve sisli (mist) akışlar olarak adlandırılır (Onal vd. 2021).

Dağınık kabarcık (dispersed bubble) akışında, küçük buhar kabarcıkları sıvı boyunca dağılır ve bu kabarcıklar tüpün tepesinde toplanma eğilimindedir. Yüksek akış hızlarında, akışkandaki türbülanslı dalgalanmalar kaldırma kuvvetini yenmek ve kabarcıkları dağıtmak için yeterlidir, böylece dağınık bir kabarcık akış rejimi oluşturmaktadır (Onal vd. 2021).

Kademeli düz (stratified straight) akışta yer çekimi nedeniyle faz ayrımı tamamlanmıştır ve bu nedenle sıvı faz borunun alt kısmında sürekli olarak akmakta, gaz fazı ise gaz hızının düşük olduğu borunun üst kısmında çok az etki yaratacak şekilde akmaktadır.

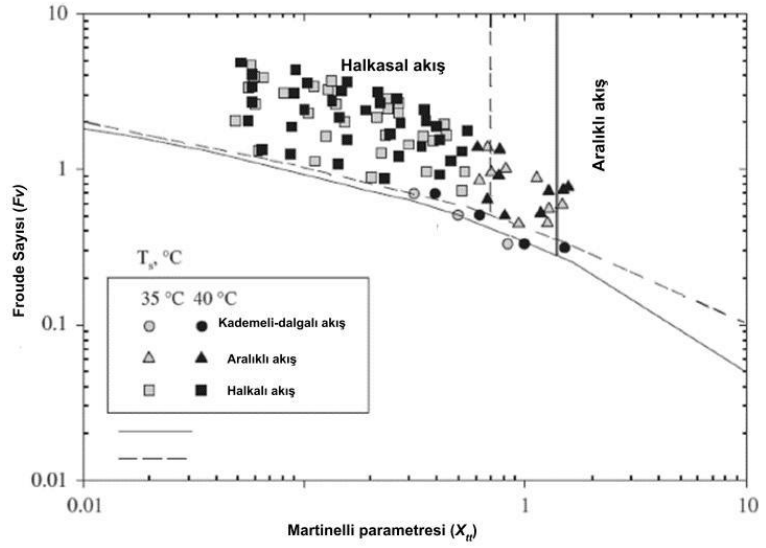
Tabakalı akış (stratified flow) türünde, gaz-sıvı arayüzünde dalgalar oluşur. Yüksek gaz hızları mevcuttur ve serbest sıvı yüzeyinde gözlemlenebilir dalgalar varsa bu rejim meydana gelmektedir (Onal vd. 2021).

Kurşun (slug) akışında slug adı verilen sıvı paketleri boru boyunca hareket eder ve bu sıvı paketleri gaz kabarcıkları içerir. Sıvının yüzeyinde dalgalar oluşur ve borunun tepesine değene kadar büyümektedir. Yarı kurşun (semi-slug) akış rejiminde slug, borunun alt kısmındaki katmanlı tabakanın yüzeyindeki dalganın şeklini alır ve borunun üst kısmına temas etmez (Onal vd. 2021).

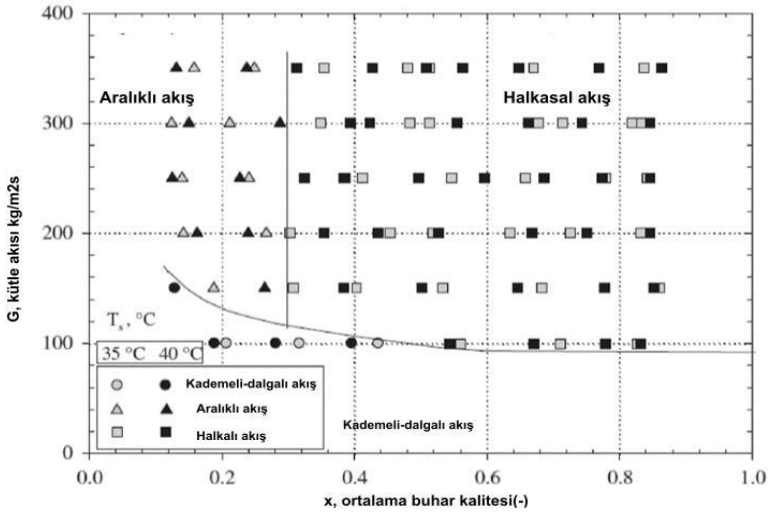
Tıkaçlı (plug) akışta kabarcıklar mermi şeklindedir ve kaldırma kuvveti nedeniyle borunun tepesine doğru hareket eder. Düşük kütlesel akış hızlarında sıvı akışının etkisi sonucunda kabarcıklar uzun kuyruklu bir yapıya sahiptir.

Halka şeklinde dağılmış akışta (annular-dispersed flow), türbülans boruyu dolduracak kadar büyük kabarcıklar oluşturamaz ve şeklinde dağılmış akış meydana gelir. Borunun tüm çevresi boyunca sürekli bir sıvı film vardır ve bu film, yerçekiminin etkisinden dolayı genellikle borunun alt kısmında üst taraftakilere

göre daha kalındır. Şekil 2.7 ve Şekil 2.8'de sırasıyla Taitel ve Dukler akış haritası ve düzeltilmiş Taitel ve Ducker akış haritası yer almaktadır.



Şekil 2.7 Taitel ve Dukler akış haritası (Taitel ve Dukler,1976)



Şekil 2.8 Düzeltilmiş Taitel ve Dukler akış haritası (Gupta vd. 2014)

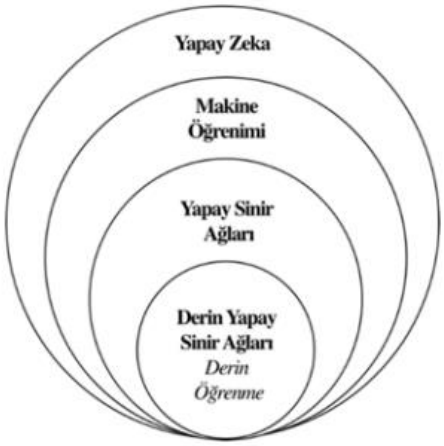
Akış rejiminde geçiş çizgilerini gözlemleyerek akış düzeninin haritasının belirlenmesi önemlidir. Martinelli parametresi, buhar kalitesi ve kütlesel akış hızı aralıklı akış rejiminden dairesel akış rejimine geçişte etkili olan ana parametrelerdir (Onal vd. 2021).

3
MAKİNE ÖĞRENMESİ

3.1 Makine Öğrenmesi Kavramı

Makine öğrenmesi, bilgisayarların verilerden öğrenmesini ve verilere dayanarak tahminler ve kararlar almasını sağlayan algoritmalar ve modeller geliştirmeye odaklanan, yapay zekâ (AI) kapsamındaki bir araştırma ve uygulama alanıdır. (El Naqa vd. 2015; Mahesh, 2020; Ray, 2019; Singh vd. 2016). Bu algoritmalar, statik bir programın talimatlarını doğrudan uygulamak yerine, örnek girdiye dayalı olarak veriye dayalı tahminler ve kararlar veren modeller oluşturarak çalıştırmaktadır. Eğitim verileri ve algoritmalar sayesinde verileri tanır, tahminlerde bulunur ve görevleri otomatik olarak tamamlar.

Yapay zekanın bir dalı olarak kabul edilen makine öğrenmesi, bilgisayarların insanlar gibi düşünmesine ve görevleri bağımsız olarak tamamlamasına yardımcı olmaktadır. Makine öğrenmesi; görüntü ve konuşma tanıma, doğal dil işleme, öneri sistemleri, tahmine dayalı analitik, otonom araçlar gibi çeşitli alanlarda uygulamaya sahiptir. Bilgi işlem gücündeki ilerlemeler, büyük veri setlerinin kullanılabilirliği ve tekniklerdeki ilerlemeler nedeniyle giderek daha popüler ve etkili hale gelmiştir. Şekil 3.1'de yapay zekanın alt dalı olan makine öğrenmesi gösterilmiştir.



Şekil 3.1 Yapay zekanın alt dalı olan makine öğrenmesi

Makine öğrenmesi süreci temel bileşenleri aşağıdaki şekildedir:

- Eğitim (Train)
- Test
- Doğrulama (Validasyon)

Eğitim: Eğitim aşamasında makine öğrenmesi modeli verilere maruz kalır ve kalıpları ve ilişkileri tanımayı öğrenir. Model, tahminler ile sağlanan veriler arasındaki hataları ve tutarsızlıkları en aza indirecek şekilde dahili parametreleri ayarlar.

Test: Eğitimden sonra, performansını değerlendirmek için model ayrı bir veri kümesi üzerinde test edilir.

Doğrulama: Doğrulama ölçütleri, modelin yeni, görünmeyen verilere ne kadar iyi genelleştirdiğini ölçer ve doğruluğunu, kesinliğini, geri çağırma veya diğer performans göstergelerini belirler.

3.2 Makine Öğrenmesi Algoritma Türleri

Makine öğrenimi algoritmaları, modelleri eğitmek için kullanılan matematiksel modeller veya hesaplama teknikleridir. Modelin verilerden nasıl öğreneceğini, tahminlerde bulunacağını veya kümeleme, regresyon veya sınıflandırma gibi görevleri nasıl gerçekleştireceğini tanımlarlar.

Makine öğrenmesi algoritma türleri 4 sınıfa ayrılmaktadır.

- Denetimli Makine Öğrenmesi (Supervised Algorithms)
- Denetimsiz Makine Öğrenmesi (Unsupervised Algorithms)
- Yarı Denetimli Öğrenme (Semi-supervised Algorithms)
- Pekiştirmeli Öğrenme (Reinforcement Algorithms)

3.2.1 Denetimli Makine Öğrenmesi (Supervised Algorithms)

Sistemde bulunan denetim, sistemi eğitmektedir. Sistem eğitilirken veri setindeki her bir örneğe ait giriş ve çıkış değerleri verilmektedir. Denetim, sistemin performansını kontrol eder ve minimum düzeyde hata eldesi için öğrenme işlemini yönlendirir. Minimum düzeyde hata eldesi için ağırlıkların güncellenmesini sağlar.

Ağırlıklar, en uygun çıktının elde edilmesi amacıyla kullanılmaktadır. Denetimli öğrenme algoritmalarına Rumelhart ve McClelland'ın genelleştirilmiş Delta Kuralı, Wihrow-Hoff'un Delta Kuralı veya geriye yayılım algoritması örnek verilebilir (Bilgin, 2017; Kotsiantis vd. 2007).

3.2.2 Denetimsiz Makine Öğrenmesi (Unsupervised Algorithms)

Denetimsiz öğrenme, algoritmanın açık denetim olmaksızın veriler üzerinde eğitildiği bir makine öğrenimi türüdür. Algoritmanın etiketli eğitim verileriyle sağlandığı denetimli öğrenmenin aksine, denetimsiz öğrenme, etiketlenmemiş verilerle veya önceden tanımlanmış kategorileri veya hedef sonuçları olmayan verilerle çalışmayı içermektedir. Denetimsiz öğrenmenin amacı, verilerdeki temel kalıpları, ilişkileri veya yapıları keşfetmektir. Denetimsiz öğrenmenin anormallik tespiti, örüntü tanıma ve veri araştırması dahil olmak üzere çeşitli uygulamaları vardır. Büyük veri kümeleriyle uğraşırken veya veri yapısının önceden iyi tanımlanmadığı durumlarda özellikle faydalıdır. Ancak denetlenmeyen algoritmaların performansının değerlendirilmesinde ölçülecek açık hedef çıktılar olmaması bu yöntemin zorlukları arasındadır. Denetimsiz öğrenme algoritmalarına kümeleme algoritmaları (K-Means Clustering, Hierarchical Clustering) ilişkilendirme algoritmaları, boyut azaltma algoritmaları, üretken algoritmalar, yoğunluk tahmin algoritmaları (Gaussian Mixture Models, Kernel Density Estimation) örnek verilebilir (Celebi ve Aydin, 2016; Sathya ve Abraham, 2013; Sinaga ve Yang, 2020).

3.2.3 Yarı Denetimli Öğrenme (Semi-supervised Algorithms)

Yarı denetimli öğrenme, eğitim için hem etiketli hem de etiketsiz verileri birleştiren bir makine öğrenimi türüdür. Bu yaklaşımda, az oranda etiketli veri ve daha fazla oranda etiketsiz veriden oluşan bir model sağlanır. Amaç, etiketlenmemiş kısım da dahil olmak üzere veri kümesinin tamamına iyi bir şekilde genelleştirilebilecek bir model oluşturmak için mevcut etiketli verilerden yararlanmaktır. Yarı denetimli öğrenme algoritmalarına sınırlı etiketli veri, kendi kendine eğitim, ortak eğitim, çoklu görünüm öğrenme örnek verilebilir. Yarı denetimli öğrenme, etiketli verileri elde etmenin zor olduğu durumlarda özellikle faydalıdır, ancak mevcut sınırlı etiketli bilgileri kullanarak modelin performansını arttırma temeline dayanmaktadır. Denetimli öğrenme ile denetimsiz öğrenme arasında yer alır ve

çeşitli pratik uygulamalarda faydalı olabilecek algoritmalardır (Demiriz vd. 1999; Reddy vd. 2018; Van Engelen ve Hoos, 2020).

3.2.4 Pekiştirmeli Öğrenme (Reinforcement Algorithms)

Pekiştirmeli öğrenme, bir aracının bir ortamla etkileşime girerek karar vermeyi öğrendiği bir tür makine öğrenimidir. Ajan (agent), gerçekleştirdiği eylemlere bağlı olarak ödül veya ceza şeklinde geri bildirim alır. Pekiştirmeli öğrenme, oyun oynama (örn. AlphaGo), robotik kontrol, öneri sistemleri ve otonom araçlar dahil olmak üzere çeşitli görevlere başarıyla uygulanmıştır. Dinamik bir ortamda bir hedefe ulaşmak için sistemin deneme yanılma yoluyla öğrenmesi gereken senaryolar için özellikle uygundur. Pekiştirmeli öğrenme algoritmaları genel olarak modelsiz ve model tabanlı yöntemlere ayrılmaktadır. Pekiştirmeli öğrenmeye Q-Learning ve Deep Q Network örnek verilebilir (Qiang ve Zhongli, 2011; Oh vd. 2020; Szepesvári, 2022).

3.3 Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağları (YSA), insan beynindeki biyolojik sinir ağlarının yapısından ilham alan hesaplamalı bir modeldir (Krenker vd. 2011). Çok sayıda işlem birimini kendi kendine uyarlama, kendi kendini organize etme ve gerçek zamanlı öğrenme gibi bir dizi özellik ile birleştiren uyarlanabilir doğrusal olmayan bilgi işleme sistemleri olarak da tanımlanabilir (Mccllochw ve Pitts, 1943). YSA biyolojik sinir ağlarını taklit eden sentetik yapılardır (Eğrioğlu, 2009). 1980'li yıllardan bu yana YSA üzerine yapılan araştırmalarda dikkat çekici gelişmeler yaşanmış ve YSA'lar yaygın olarak uygulanmaya başlamıştır (Ding vd. 2013). YSA'lar; sınıflandırma, regresyon, örüntü tanıma ve tahmin gibi çeşitli görevlerde sıklıkla kullanılmakla beraber makine öğreniminin önemli rol oynarlar (Freeman ve Skapura, 1991). YSA, katmanlar halinde organize edilmiş, yapay nöronlar veya algılayıcılar olarak da bilinen birbirine bağlı düğümlerden oluşmaktadır.

Yapay sinir ağlarının temel bileşenleri şunlardır (Ding vd. 2013):

- **Nöronlar (Düğümler):** Nöronlar, bir sinir ağındaki temel birimlerdir. Her nöron girdiyi alır, işler ve bir çıktı üretir. Bilgiyi işleme özelliği vardır. Nöronlar birleşerek fonksiyonları oluşturur. Nöronlar katmanlar halinde

düzenlenmektedir. Bu katmanlar; giriş katmanı, bir veya daha fazla gizli katman ve bir çıkış katmanından oluşmaktadır.

- **Ağırlıklar:** Nöronlar arasındaki bağlantılar ağırlıklarla ilişkilidir. Bu ağırlıklar nöronlar arasındaki bağlantının gücünü belirler. Eğitim sırasında bu ağırlıklar, ağın performansını optimize edecek şekilde ayarlanır.
- **Aktivasyon Fonksiyonu:** Her girdi için çıktıyı modelleyen matematiksel fonksiyonlardır. Yaygın aktivasyon fonksiyonları arasında sigmoid, hiperbolik tanjant (tanh) ve düzeltilmiş doğrusal birim (ReLU) yer alır.
- **Katmanlar:** Yapay sinir ağları girdi katmanı, gizli katmanlar ve çıktı katmanı olmak üzere 3 ana katmandan oluşmaktadır.
    - ✓ **Girdi Katmanı (Input Layer):** Giriş katmanı, giriş verilerini veya özelliklerini alır ve bir sonraki katmana iletir.
    - ✓ **Gizli Katmanlar (Hidden Layer):** Bu katmanlar giriş ve çıkış katmanları arasındaki ara katmanlardır. Aktivasyon fonksiyonlarını ve ağırlıkları kullanarak giriş verileri üzerinde karmaşık hesaplamalar ve dönüşümler gerçekleştirirler.
    - ✓ **Çıktı Katmanı (Output Layer):** Çıkış katmanı, ara katmanlarda yapılan hesaplamalara göre nihai çıktıyı veya tahmini üretir.
- **İleri Besleme ve Geri Yayılım:** İleri besleme, çıktıyı almak için girdiyi ağ üzerinden geçirme süreci olarak tanımlanır. Geri yayılım ise ağın tahmin edilen ve gerçek çıktılar arasındaki hataya göre ağırlıklarını ayarladığı denetimli bir öğrenme algoritmasıdır.
- **Eğitim:** Yapay sinir ağları bir eğitim süreci aracılığıyla verilerden öğrenirler. Eğitim sırasında ağ, tahmin edilen ve gerçek çıktılar arasındaki farkı en aza indirecek şekilde ağırlıklarını ayarlar.
- **Öğrenme Oranı:** Bir ağın parametrelerini ne kadar hızlı güncellediğini tanımlar. Düşük öğrenme oranı, öğrenme sürecini yavaşlatır fakat daha doğru sonuçlar elde etmeyi sağlar.
- **Momentum Katsayısı:** Bu katsayı ile kabul edilebilir hata düzeyi alta çekilebilir. Yapay sinir ağının hızlı toparlanmasına ve ağların yerel sonuçlara takılmamasına yardımcı olur. Çok katmanlı yapılara sahip sinir ağlarında bulunur.

- **İterasyon (Epoch) Sayısı:** Öğrenme algoritmasının tüm eğitim veri kümesi boyunca kaç kez çalışacağını tanımlayan bir hiper parametredir. Eğitim sürecinde iterasyon sayısı arttırılarak en az hata ile öğrenme süreci sağlanır. Validation (doğrulama) doğruluğu azalmaya başlayana kadar iterasyon sayısı arttırılmalıdır. Doğruluğun en yüksek olduğu yerde iterasyon sayısı ideal değere ulaşmaktadır. Literatürde ve eğitimlerde 10, 100, 500, 1000 ve daha büyük olarak ayarlanmış iterasyon sayısına ilişkin örneklere yer verilmiştir (Brownlee, 2018).
- **Kayıp Fonksiyonu:** Tahmin edilen ve gerçek çıktılar arasındaki farkı ölçen fonksiyondur. Amaç eğitim sırasında bu kaybı en aza indirmektir (Zhao vd. 2015).

Bir yapay sinir ağındaki düğümler arasındaki her bağlantıya, o bağlantının gücünü veya önemini temsil eden bir ağırlık atanır. Eğitim sırasında bu ağırlıklar, ağın öğrenmesine ve performansı artırmasına yardımcı olmak için geri yayılım gibi algoritmalar kullanılarak yinelemeli olarak ayarlanır ve ağın öğrenmesi gerçekleştirilir (Arı ve Berberler, 2017). Amaç, hata veya kayıp fonksiyonunu en aza indirmek ve ağın tahminlerinin doğruluğunu iyileştirmektir.

3.3.1 Yapay Sinir Ağlarının Avantajları

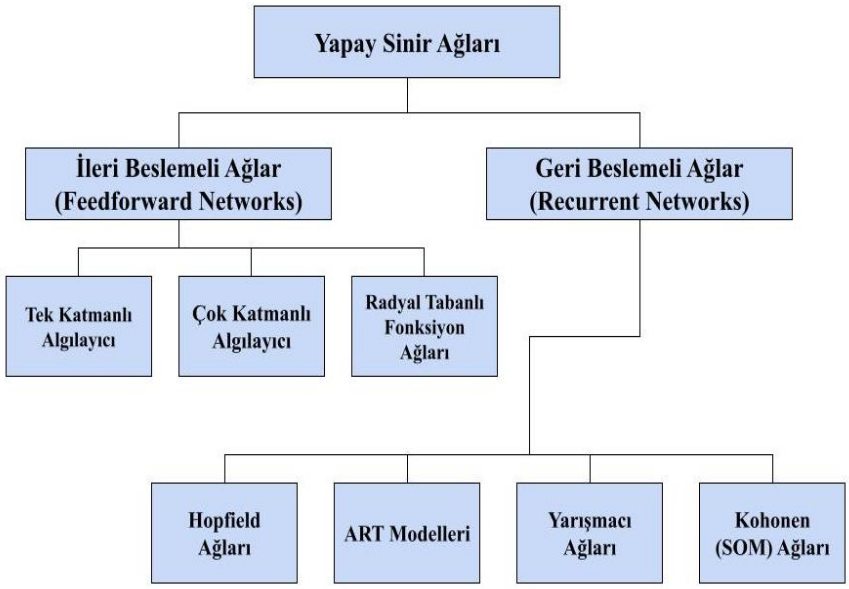
Yapay Sinir Ağları (YSA), makine öğrenimi ve yapay zeka alanındaki çeşitli görevler ve uygulamalar için uygun hale getiren çeşitli avantajlar sunmaktadır. Bu avantajlardan bazıları aşağıdaki şekildedir (Tu, 1996):

- Yapay sinir ağlarının etkili bir öğrenme özelliği olduğundan doğrusal olmayan ve karmaşık modeller çözümlenebilmektedir. Karmaşık yapılara çok uygundurlar.
- Açıkça programlanmış kurallara dayanmadan verilerden otomatik olarak öğrenebilir. Örneklerden genelleme yapma ve görünmeyen veriler üzerinde tahminde bulunma veya karar verme yeteneğine sahiptirler.
- Ham girdi verilerinden ilgili özellikleri otomatik olarak çıkarabilir. Yapay sinir ağları, eğitim sürecinde anlamlı özellikleri tanımlamayı ve çıkarmayı öğrenir. Bu, altta yatan özelliklerin iyi tanımlanmadığı veya elle mühendisliğinin zor olduğu senaryolarda avantajlı olabilir.

- Özellikle çok katmanlı derin öğrenme mimarilerinde daha hızlı eğitilebilir ve değerlendirilebilir.
- Büyük hacimli verileri işleyebilir ve bu da onları büyük veri uygulamaları için uygun hale getirir.
- Görünmeyen veriler üzerinde tahminler yapmak için eğitim verilerinden kalıpları genelleştirmeyi amaçlar. Bu genelleme yeteneği YSA'ların sağlam ve güvenilir tahminler sağlamasına olanak tanır.
- Belirli uygulamalar için performansı optimize etmek üzere ağ mimarisi, katman sayısı, düğüm sayısı ve aktivasyon işlevleri ayarlanarak özelleştirilebilir olmaları sebebiyle birçok problemin çözümüne uyarlanabilir.

3.3.2 Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırılması

Yapay sinir ağları bağlantı yapılarına göre ileri beslemeli ve geri beslemeli olarak sınıflandırılırken, katman sayısına göre tek katmanlı ve çok katmanlı, öğrenme şekillerine göre denetimli ve denetimsiz olarak sınıflandırılmaktadır. Şekil 3.2'de yapay sinir ağlarının sınıflandırılması gösterilmiştir.

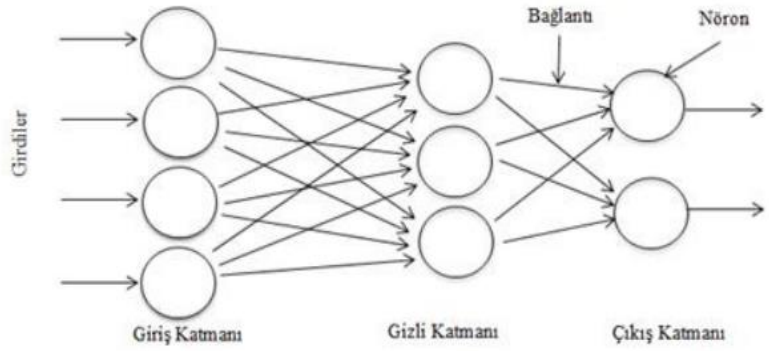


Şekil 3.2 Yapay sinir ağlarının sınıflandırılması

Bağlantı yapılarına göre yapay sinir ağları aşağıdaki şekilde ikiye ayrılmaktadır:

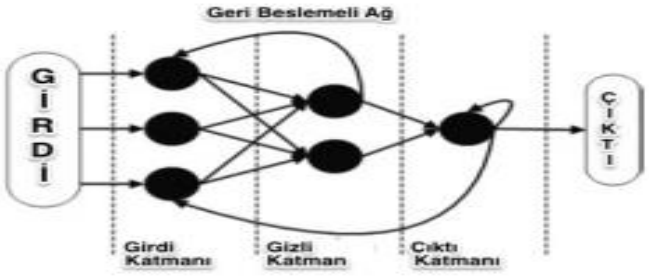
- İleri beslemeli ağlar
- Geri beslemeli ağlar

İleri beslemeli ağlarda, ağa gelen bilgiler sırasıyla giriş katmanına, gizli katmana ardından çıkış katmanına gitmektedir (Baldi ve Vershynin, 2019; Bebis ve Georgiopoulos, 1994). Her katmanda bir veya daha fazla sayıda nöron bulunabilir. Bu ağlar tek yönlü olup, geri besleme yoktur. Eğitim, denetimli öğrenme ile gerçekleşmektedir. Şekil 3.3'te ileri beslemeli sinir ağı yapısı gösterilmiştir.



Şekil 3.3 İleri beslemeli sinir ağı yapısı (Can ve Şahin, 2021)

Geri beslemeli ağlar ise çıkış katmanı ve gizli katmandaki çıkışların, girdi katmanına veya ara katmanlara geri döndüğü ağlardır. Girdiler hem ileriye dönük hem de geriye dönük aktarılabilir. İleri beslemeli ağlar, genellikle geri beslemeli ağlara göre daha çok tercih edilir. Geri beslemeli ağlarının uygulanması daha zordur ve aynı zamanda eğitilmesi daha uzun sürmektedir. Şekil 3.4'te geri beslemeli sinir ağı yapısı gösterilmiştir.



Şekil 3.4 Geri beslemeli sinir ağı yapısı (Krenker vd. 2011)

Öğrenme yöntemine göre yapay sinir ağları aşağıdaki şekilde üçe ayrılmaktadır:

- Denetimli öğrenme
- Denetimsiz öğrenme
- Destekleyici Öğrenme

Denetimli öğrenme algoritmaları, algoritmanın hem girişini hem de çıkışını belirten örnek veriler üzerinde eğitilir. Modellerin doğru tahminler yapmasını sağlamak için etiketli eğitim verilerini kullanan makine öğreniminin en yaygın kullanılan alanlarından biridir. Bilinen girdilere dayalı olarak bir çıktı tahmin etmektedir. Gerçek etiketler ve tahmin edilen çıktılar arasındaki hatayı en düşük seviyeye indirir. Denetimli makine öğrenimi teknikleri arasında doğrusal regresyon, karar ağacı, lojistik regresyon ve yapay sinir ağları yer almaktadır (Cunningham ve Delany, 2008).

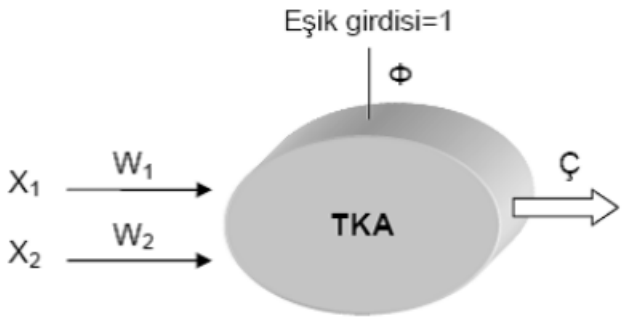
Denetimsiz öğrenme, algoritmanın etiketlenmemiş veriler üzerinde eğitildiği, yani giriş verilerinin karşılık gelen çıkış etiketlerine sahip olmadığı bir makine öğrenimi türüdür. Denetimsiz öğrenmenin amacı, verilerdeki kalıpları, ilişkileri veya yapıları açık bir rehberlik olmaksızın tanımlamaktır (Barlow, 1989; Dike vd. 2018).

Destekleyici öğrenme, ağın her yinelemede ürettiği sonuçların iyi veya kötü olup olmadığı hakkında bilgi sağlar. Elde edilen bu bilgiye göre ağ, kendini yeniden düzenler. Bu şekilde ağ, her giriş dizisini öğrenerek ve bir sonuç çıkararak çalışmaya devam eder.

Katman sayısına göre yapay sinir ağları aşağıdaki şekilde ikiye ayrılmaktadır:

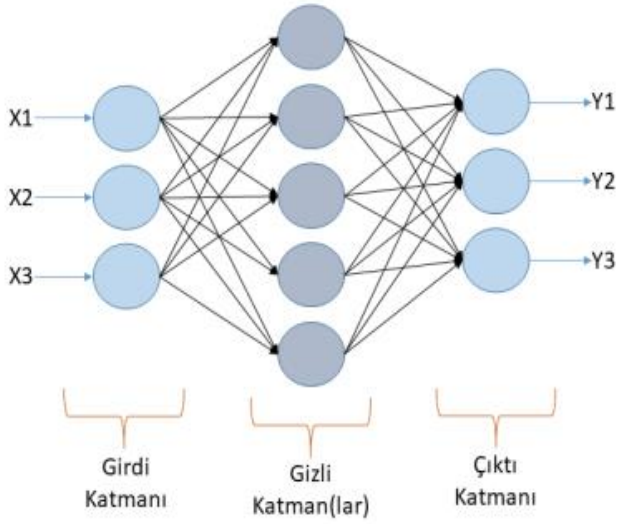
- Tek katmanlı ağlar
- Çok katmanlı ağlar

Tek katmanlı algılayıcılarda yalnızca girdi ve çıktı katmanı yer almaktadır. Girdiler, çıktılara doğrudan bağlıdır. Tek katmanlı algılayıcılar lineer problemlere çözüm üretebilirken, lineer olmayan problemler yapay sinir ağları ile çok katmanlı algılayıcı modelinin geliştirilmesi ile çözülmektedir (Arı ve Berberler, 2017). Şekil 3.5'te tek katmanlı algılayıcı modeline yer verilmiştir.



Şekil 3.5 Tek katmanlı algılayıcı modeli (Öztemel, 2006)

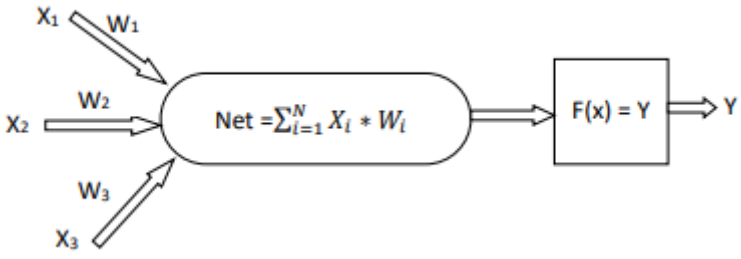
Çok katmanlı algılayıcılar (MLP), birden fazla nöron veya düğüm katmanı içerir. Eğitim setlerine dayalı olarak girdi vektörleri ve çıktı vektörleri arasındaki doğrusal olmayan ilişkileri bulmada etkilidir. Yapay sinir ağlarının en yaygın türlerinden biridir. Sınıflandırma, teşhis, tahmin ve kontrol bu nitelikteki tipik problemlerdir (Oja, 1994). Denetimli öğrenme metoduna göre çalışırlar. Şekil 3.6'da çok katmanlı algılayıcı modeline yer verilmiştir.



Şekil 3.6 Çok katmanlı algılayıcı modeli (Kaya ve İnce, 2021)

3.3.3 Yapay Sinir Ağı Süreçleri

YSA süreçlerinde işlem süreci ve eğitim süreci yer almaktadır. İşlem süreçlerinde toplama (birleştirme) fonksiyonu ve aktivasyon fonksiyonları devreye girmektedir. Şekil 3.7'de yapay sinir hücresinin yapısı gösterilmiştir.



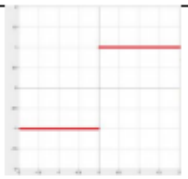
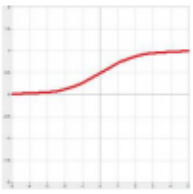
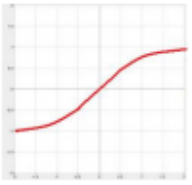
Şekil 3.7 Yapay sinir hücresinin yapısı (Çayıroğlu, 2015)

Toplama fonksiyonu, hücreye gelen net girdiyi hesaplar. Girdi değerleriyle ağırlıkların çarpılıp toplanması ile net girdi elde edilmektedir. Genel olarak kullanılan toplama fonksiyonu aşağıdaki şekildedir (Çayıroğlu, 2015):

$$Net = \sum_i^n x_i w_i \quad (3.1)$$

Burada *x* girdileri, *w* ağırlık değerini ve *n* toplam girdi sayısını ifade etmektedir. Bu fonksiyonun kullanılması zorunlu değildir. Toplama fonksiyonları arasında toplam, çarpım, minimum, maksimum, çoğunluk ve kümülatif fonksiyonları yer almaktadır.

Aktivasyon fonksiyonu ise her girdi için çıktıyı modelleyen matematiksel fonksiyonlardır. Bir hücreye gelen net girdiyi işler ve bu girdiye bağlı olarak hücrenin ürettiği çıktıyı belirler. Aktivasyon fonksiyonu olarak genellikle doğrusal olmayan bir fonksiyon seçilir.Aktivasyon fonksiyonları arasında doğrusal aktivasyon fonksiyonları, adım aktivasyon fonksiyonları, sigmoid aktivasyon fonksiyonları, teğetsel hiperbolik aktivasyon fonksiyonları, eşik fonksiyonları ve sinüzoidal aktivasyon fonksiyonları bulunur. Aktivasyon fonksiyonu seçilirken fonksiyonun türevinin kolay hesaplanabilir olması önemlidir çünkü geri beslemeli ağlarda aktivasyon fonksiyonunun türevi de kullanılmaktadır (Çayıroğlu, 2015). Şekil 3.8'de bazı aktivasyon fonksiyonlarına yer verilmiştir.

Doğrusal (Lineer) Aktivasyon Fonksiyonu		F(NET)=A* NET (A sabit bir sayı)	Doğrusal problemler çözmek amacıyla aktivasyon fonksiyonu doğrusal bir fonksiyon olarak seçilebilir. Toplama fonksiyonundan çıkan sonuç, belli bir katsayı ile çarpılarak hücrenin çıktısı olarak hesaplanır.
Adım (Step) Aktivasyon Fonksiyonu		F(Net)= { 1 if Net>Eşik Değer 0 if Net<=Eşik Değer	Gelen Net girdinin belirlenen bir eşik değerin altında veya üstünde olmasına göre hücrenin çıktısı 1 veya 0 değerini alır.
Sigmoid Aktivasyon Fonksiyonu		$F(Net)=\frac{1}{1+e^{-Net}}$	Sigmoid aktivasyon fonksiyonu sürekli ve türevi alınabilir bir fonksiyondur. Doğrusal olmayışı dolayısıyla yapay sinir ağı uygulamalarında en sık kullanılan fonksiyondur. Bu fonksiyon girdi değerlerinin her biri için 0 ile 1 arasında bir değer üretir.
Tanjant Hiperbolik Aktivasyon Fonksiyonu		$F(Net)=\frac{e^{Net}+e^{-Net}}{e^{Net}-e^{-Net}}$	Tanjant hiperbolik fonksiyonu, sigmoid fonksiyonuna benzer bir fonksiyondur. Sigmoid fonksiyonunda çıkış değerleri 0 ile 1 arasında değişirken hiperbolik tanjant fonksiyonunun çıkış değerleri -1 ile 1 arasında değişmektedir.
Eşik Değer Fonksiyonu		F(Net)= { 0 if Net<=0 Net if 0<Net < 1 1 if Net>= 1	Gelen bilgilerin 0 dan küçük-eşit olduğunda 0 çıktısı, 1 den büyük-eşit olduğunda 1 çıktısı, 0 ile 1 arasında olduğunda ise yine kendisini veren çıktılar üretilebilir.
Sinüs Aktivasyon Fonksiyonu		F(Net) = Sin(Net)	Öğrenilmesi düşünülen olayların sinüs fonksiyonuna uygun dağılım gösterdiği durumlarda kullanılır.

Şekil 3.8 Bazı aktivasyon fonksiyonları (Çayıroğlu, 2015)

Aktivasyon fonksiyonlarından çıkan değerler, çıktı değerleri olmaktadır. Ağ boyunca doğrusal olmayan aktivasyon fonksiyonu aşağıdaki şekilde hesaplanmaktadır (Suzuki, 2011):

$$f(a) = \sum_i^n x_i w_i + b \qquad (3.2)$$

Burada x girdileri, w ağırlık değerini, n toplam girdi sayısını, b ise bias terimini ifade etmektedir. Bir sinir ağında bias terimi, aktivasyon fonksiyonundan geçmeden önce girdi özelliklerinin ağırlıklı toplamına eklenir. Bias terimi, modelleme sonucunda tahmin edilen veriler ile gerçek veriler arasındaki farkı yansıtan değerdir. Yanlılık/hata/sapma terimi olarak da tanımlanır.

Eğitim sürecinde yapay sinir ağları, tahmin edilen çıktı ile gerçek çıktı arasındaki tutarsızlığa dayalı olarak ağırlıkları yinelemeli olarak ayarlayarak öğrenir. Düğümler arasındaki her bağlantı, o bağlantının gücünü veya önemini temsil eden bir ağırlıkla ilişkilendirilir. Eğitim sırasında bu ağırlıklar, ağın öğrenmesine ve performansını artırmasına yardımcı olan geri yayılım gibi algoritmalar kullanılarak yinelemeli olarak ayarlanır.

Geri yayılım algoritması, yapay sinir ağlarının eğitiminde kullanılan temel bir algoritmadır ve sinir ağlarının verilerdeki karmaşık kalıpları ve ilişkileri öğrenmelerine olanak tanır. Çok katmanlı algılayıcı algoritması olarak da tanımlanır. Yapay nöronlar katmanlar halinde düzenlenmiş olup, sinyalleri ileri doğru gönderir ve hataların geriye doğru yayılmasını sağlar**.** Sinir ağının tahmin edilen çıkışı ile gerçek hedef çıkışı arasındaki hatayı en aza indirmeyi amaçlayan denetimli bir öğrenme algoritmasıdır. Amaç, hata veya kayıp fonksiyonunu en aza indirmek ve ağın tahminlerinin doğruluğunu iyileştirmektir. Ağırlık değerlerine doğru bir şekilde ulaşıldığında örneklerin temsil ettiği olaylar hakkında genelleme yapabilir ve ağın eğitimi tamamlanmış olur. Günümüzde mühendislik alanında birçok problemin çözümünde yaygın olarak kullanılan bir tahmin yöntemidir (Leung ve Haykin, 1991; Gershenson, 2003).

Yapay sinir ağlarının eğitim süreci aşağıdaki şekilde özetlenebilir:

1. Örneklerin toplanması
2. Ağın topolojik yapısının belirlenmesi
3. Eğitim parametrelerinin belirlenmesi
4. Ağırlıkların başlangıç değerlerinin atanması
5. Eğitim setinden örneklerin seçilmesi ve ağa gösterilmesi
6. Eğitim sırasında ileri hesaplamaların yapılması
7. Gerçekleşen çıktının beklenen çıktı ile karşılaştırılması
8. Ağırlıkların değiştirilmesi
9. Eğitimin tamamlanması

Bir YSA'nın performansı ve doğruluğu; eğitim verilerinin kalitesi ve miktarı, ağ mimarisi, hiperparametre ayarı, modelin ve istenen çıktıların karmaşıklığı vb. çeşitli faktörlere bağlı olarak değişmektedir.

3.4 Extreme Gradient Boosting (XGBoost)

XGBoost, decison-tree (karar-ağacı) temelli ve gradient-boosting (eğim-artırmalı) bir makine öğrenmesi yöntemidir. Makine öğrenimi görevlerinde yüksek performans ve üstün sonuçlar sağlamak için tasarlanmıştır. Gradient Boosting algoritmasının optimize edilmiş ve ölçeklenebilir bir uygulaması olup, C++ ile yazılmış bir kütüphanedir (Chen ve Guestrin, 2016).

Çok sayıda yaprağı olan köklü bir ağaca benzediği için bu ismi almıştır. XGBoost (eXtreme Gradient Boosting), C++ , Java , Python için gradyan artırma çerçevesi sağlayan açık kaynaklı bir yazılım kitaplığıdır. Daha güçlü bir tahmin üretmek için birden fazla zayıf modelin tahminlerini birleştiren bir topluluk öğrenme yöntemidir.

XGBoost, Extreme Gradient Boosting anlamına gelir ve büyük veri kümelerini işleme ve birçok makine öğrenimi görevinde en gelişmiş performansı elde etme yeteneği nedeniyle en popüler ve yaygın olarak kullanılan makine öğrenimi algoritmalarından biridir.Regresyon, sınıflandırma ve sıralama görevlerinde yaygın olarak kullanılabilen denetimli bir öğrenme algoritmasıdır (Chen ve Guestrin, 2016).

XGBoost'un en önemli özelliklerinden biri, eksik değerlerin etkili bir şekilde işlenmesi ve büyük veri kümelerinin hızlı bir şekilde eğitilmesidir. XGBoost'un en önemli üstünlükleri arasında düzenlileştirme, paralel işleme, ağaç budama tekniği, eksik değerlerin işlenmesi ve çapraz doğrulama yer almaktadır.

Düzenlileştirme: XGBoost, model karmaşıklığını kontrol etmek ve fazla uydurmayı önlemek için düzenlileştirme teknikleri içermektedir. Amaç fonksiyonunda özellik seçimine yardımcı olan ve gereksiz/ilgisiz özelliklerin etkisini azaltan L1 ve L2 düzenlileştirme terimlerini içerir.

Paralel İşleme: XGBoost, paralel işlemeyi destekleyerek bilgi işlem kaynaklarının verimli kullanılmasını sağlar. Eğitim ve tahmin sırasında birden fazla CPU çekirdeğini otomatik olarak kullanabilir ve bu da önemli hız iyileştirmeleri sağlar.

Ağaç Budama: XGBoost, topluluktaki bireysel karar ağaçlarının derinliğini kontrol etmek için "ağaç budama" adı verilen bir teknik kullanır. Budama, ağaçlardan

gereksiz dalları ve düğümleri kaldırarak aşırı uyumu azaltmaya ve genellemeyi geliştirmeye yardımcı olur.

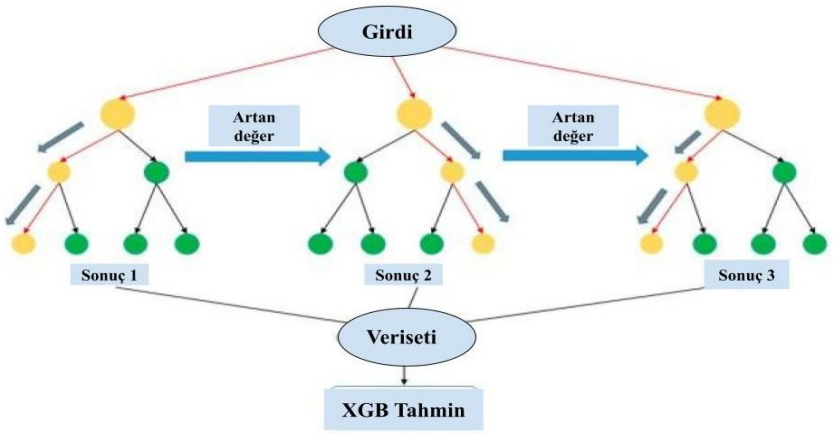
Eksik Değerlerin İşlenmesi: XGBoost, girdi verilerindeki eksik değerleri işleme yeteneğine sahiptir. Eğitim sırasında eksik değerleri işlemek için en iyi stratejiyi öğrenebilir, manuel değerlendirme veya veri ön işleme ihtiyacını azaltabilir.

Çapraz Doğrulama: XGBoost, modelin performansını tahmin etmek ve hiperparametreleri optimize etmek için çapraz doğrulamayı destekler. Çapraz doğrulama, modelin genelleştirme yeteneğini geliştirerek en iyi parametre kombinasyonunun seçilmesine yardımcı olur.

XGBoost temel avantajları aşağıdaki gibidir:

- Az veri ile en doğru ve en yakın (yüksek tahmin gücü) sonuca ulaşması,
- Regularizasyon: Over-fittingi engelleyebilmesi,
- Seyreklik durumu: Veri setlerinde yer alan eksik değerlerin bulunması durumunda XGBoost, zayıf-öğrenenler ile kayıp değerini, eğitim kaybına bakarak en doğru şekilde öğrenebilmektedir.
- Hızlı işlem kabiliyetine sahip olması,
- Modellerin büyük veri kümeleri üzerinde makul bir sürede eğitilmesini mümkün kılması,
- Her çalıştırmada kaç iterasyon yapılacağını önceden belirlemeye gerek kalmaması.

Şekil 3.9'da XGBoost algoritması yapısal şeması gösterilmiştir.



Şekil 3.9 XGBoost algoritması yapısal şeması (Wang vd. 2022)

Özellikle, birden fazla temel modelden oluşan bir toplamsal model ilk olarak oluşturulur. Daha sonra önceki ağacın ürettiği hatayı düzeltmek ve böylece modelin genel gücünü artırmak için modele yeni bir ağaç eklenir. Süreç, belirli sayıda dönem boyunca daha fazla iyileştirme elde edilinceye veya XGBoost'taki ağaç sayısı elde edilinceye kadar bu şekilde yinelemeli olarak ilerler, yapı öngörülen maksimum sayıya ulaşır (Wang vd. 2022).

Genel olarak XGBoost, çeşitli makine öğrenimi senaryolarında etkili olduğu kanıtlanmış, sağlam performans ve yüksek doğruluk sağlayan, güçlü ve yaygın olarak benimsenen bir algoritmadır. Kullanılan veriler; resim/yazı/ses gibi yapısal olmayan veriler ise yapay sinir ağları ve XGBoost doğru seçim olmaktadır.

3.5 Makine Öğrenmesi Yöntemlerinde Performans Metrikleri

Makine öğrenmesi yöntemleri kullanılarak yapılan analizlerde modellerin doğruluğunu değerlendirmek için çeşitli istatiksel kriterler vardır. Bu istatiksel kriterler arasında korelasyon katsayısı (R^2) ortalama karesel hata (MSE) ve kök ortalama kare hatası (RMSE) sayılabilir.

İki ya da daha çok değişken arasındaki ilişkinin matematiksel bağıntısı "Regresyon Analizi" ile ilişkinin yönü ve derecesi ise "Korelasyon Katsayısı" ile incelenmektedir.

Korelasyon katsayısı (R^2), tahmin edilen ve gerçek değerler arasındaki doğrusal ilişkinin gücünü ve yönünü yansıtmaktadır. 1'e yakın bir değer güçlü bir pozitif korelasyonu, -1'e yakın bir değer ise güçlü bir negatif korelasyonu göstermektedir. 0'a yakın değerler korelasyonun zayıf olduğunu veya korelasyonun olmadığını gösterir.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{N}(y_{gerçek} - y_{tahmin})^2}{\sum_{i=1}^{N}(y_{gerçek})^2} \quad (3.3)$$

Yapılan analizlerde her çıktı için gerçek ve tahmin edilen değerler gösterilmektedir. Tahminlerin doğruluğunu ölçmek için ortalama karesel hata (MSE) hesaplanır. Gözlemlenen ve tahmin edilen değerler arasındaki ortalama kare farkını değerlendirir. Bir modelde hata olmadığında MSE sıfıra eşittir. Model hatası arttıkça değeri artar.

$$\text{MSE} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(y_{gerçek} - y_{tahmin})^2 \quad (3.4)$$

Kök ortalama kare hatası (RMSE), istatistiksel modelin tahmin edilen değerleri ile gerçek değerler arasındaki ortalama farkı ölçmektedir. Matematiksel olarak artıkların standart sapmasıdır. Artıklar, regresyon çizgisi ile veri noktaları arasındaki mesafeyi temsil etmektedir. RMSE değeri hesaplanırken ortalama karesel hatanın karekökü alınarak hesaplanmaktadır. RMSE, tahmin edilen her veri noktasında gerçek ölçümleri kullandığından ve buna ihtiyaç duyduğundan, denetimli öğrenme uygulamalarında yaygın olarak kullanılmaktadır.

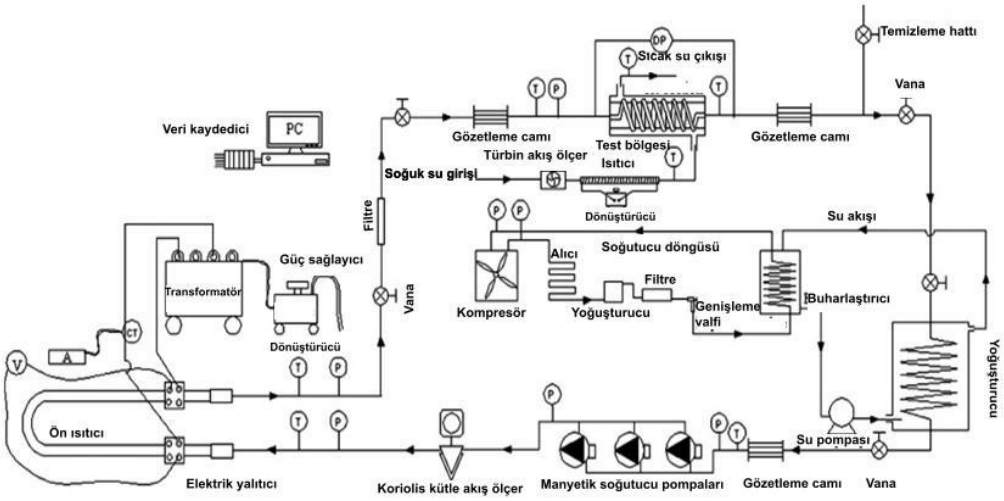
$$\text{RMSE}=\sqrt{MSE} \quad (3.5)$$

$$\text{RMSE}=\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(y_{gerçek} - y_{tahmin})^2} \quad (3.6)$$

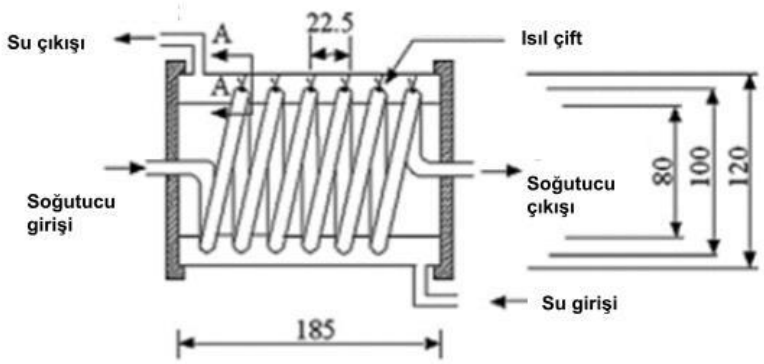
4
VERİ SETİNİN HAZIRLANMASI

4.1 Veri Setinin Elde Edildiği Deneysel Çalışmalar

Analizler için Excelde oluşturulan veri setlerinin elde edilmesi amacıyla literatürden 5 makale incelenmiş olup, bu makalelere ait deneysel parametreler kullanılarak veri setleri oluşturulmuştur. Gupta ve diğerleri (2014) tarafından yapılan deneysel çalışmada içerisinden R134a akışkanı geçen, pürüzsüz helisel (smooth helically coiled) bir tüp (tube-in-shell type) içindeki yoğuşma ısı transfer katsayıları ve R134a'nın sürtünme basınç düşümü incelenmiştir. Deneysel ölçümler, 35 ve 40 ° C doyma sıcaklığında ve 100, 150, 200, 250, 300 ve 350 kg /m^2s kütle akısında gerçekleştirilmiştir. Buhar kalitesi, kütle akısı ve doyma sıcaklığının ısı transfer katsayısı ve basınç düşümü üzerindeki etkisi incelenmiştir. Helisel borunun deneysel sonuçları düz boru ile karşılaştırılmıştır. Şekil 4.1'de deney tesisatına ait şematik gösterim, Şekil 4.2'de ise test bölgesine ait şematik gösterim yer almaktadır.



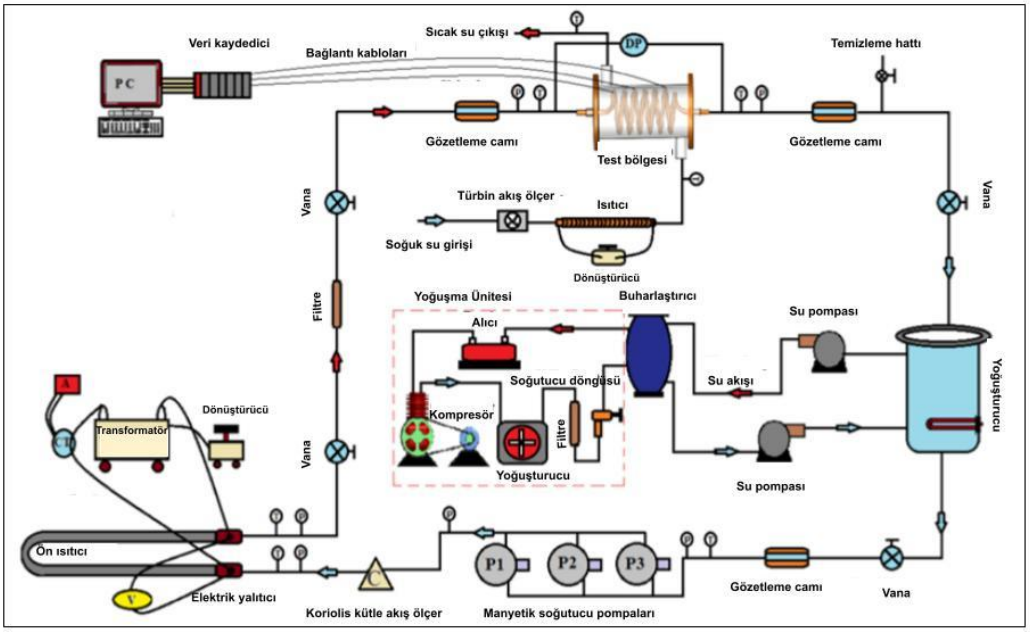
Şekil 4.1 Deney tesisatına ait şematik gösterim (Gupta vd. 2014)



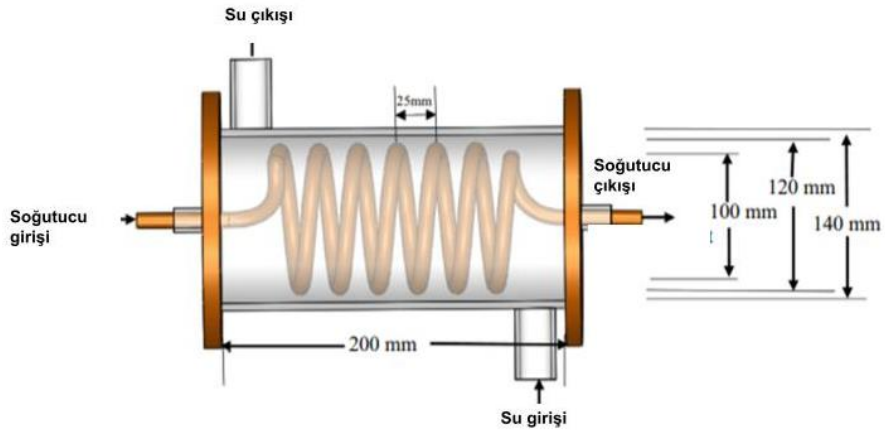
Şekil 4.2 Test bölgesine ait şematik gösterim (Gupta vd. 2014)

İkinci çalışma (Solanki ve Kumar, 2018a) tarafından yapılmış olup, içerisinden R134a akışkanı geçen, çukurlu helisel (dimpled helically coiled) bir tüp (tube-in-shell type) içerisindeki R134a'nın sürtünme basınç düşümü ve yoğuşma ısı transfer katsayıları deneysel olarak incelenmiştir. Deneysel ölçümler, 35 ve 45 ° C doyma sıcaklığında, 75, 115, 156 ve 191 kg /m^2s kütle akısında gerçekleştirilmiştir. Üçüncü çalışmada (Solanki ve Kumar, 2018b) tarafından aynı deney tesisatında ve aynı çalışma aralıklarında içerisinden R134a akışkanı geçen, mikro-kanatlı helisel borulu (micro-fin helical coiled) bir tüp (tube-in-shell type) içerisindeki R134a'nın sürtünme basınç düşümü ve yoğuşma ısı transfer katsayıları deneysel olarak incelenmiştir.

Solanki ve Kumar (2019) tarafından yapılan dördüncü çalışmada aynı deney tesisatında ve aynı çalışma koşullarında pürüzsüz helisel (smooth helical coiled) ve çukurlu helisel borular (dimpled helical coiled) içinde R600a'nın yoğuşma ısı transferi üzerine deneysel olarak incelenmiştir. Deneyler pürüzsüz helisel ve çukurlu helisel boru için yapılmıştır. Solanki ve Kumar (2020) tarafından yapılan son çalışmada ise pürüzsüz helisel (smooth helical coiled) ve çukurlu helisel borular (dimpled helical coiled) içinde R600a'nın sürtünme basınç düşümü üzerine deneysel bir çalışma sunulmuştur. Şekil 4.3'te Solanki ve Kumar'ın çalışmalarında kullandığı deney tesisatına ait şematik gösterim, Şekil 4.4'te ise test bölgesine ait şematik gösterim yer almaktadır.



Şekil 4.3 Deney tesisatına ait şematik gösterim (Solanki ve Kumar, 2018a)

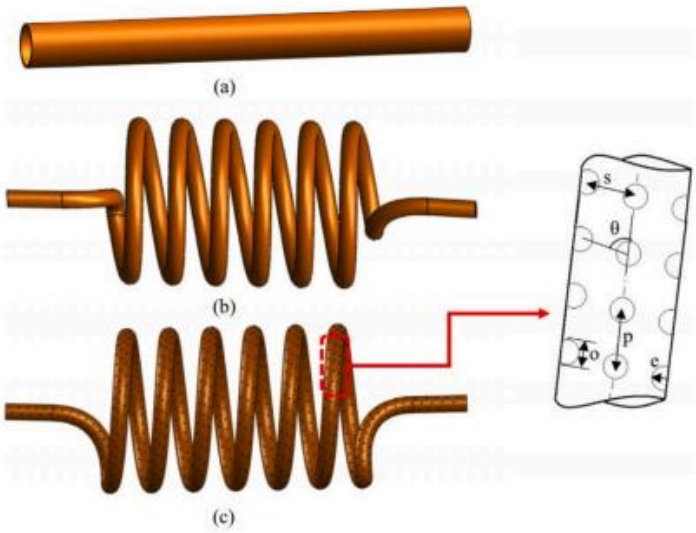


Şekil 4.4 Test bölgesine ait şematik gösterim (Solanki ve Kumar, 2018a)

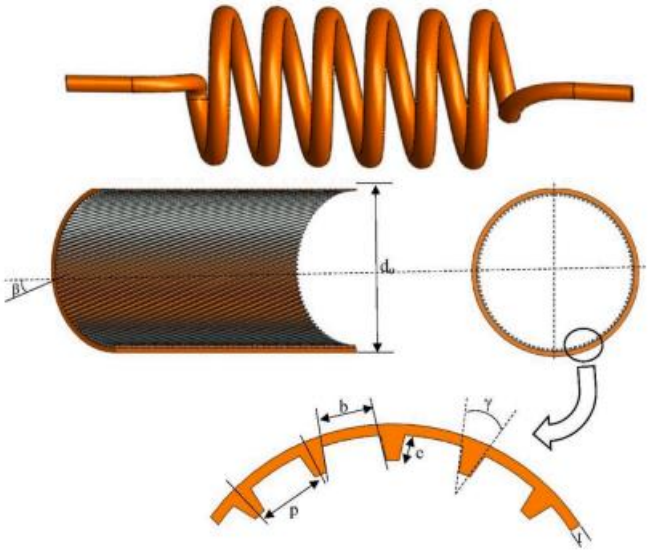
4.2 Analiz için Kullanılan Boruların Özellikleri

Bu tez çalışmasında makine öğrenmesi yöntemlerinden olan Yapay Sinir Ağları (YSA) ve Extreme Gradient Boosting (XGBoost) algoritmaları kullanılarak yoğuşma esnasında ısı transferi karakteristikleri incelenmiştir. Analizler için 4 tip boru ve 2 tip soğutucu akışkan seçimi yapılmıştır. Analizlerde boru tipi olarak mikro kanatlı helisel boru, çukurlu helisel boru, pürüzsüz helisel boru ve pürüzsüz düz boru kullanılmış olup, akışkan olarak R134a ve R600a kullanılmıştır.

Şekil 4.5'te boruların şematik gösterimi, Şekil 4.6'da ise mikro kanatlı helisel borunun geometrik özellikleri gösterilmiştir.

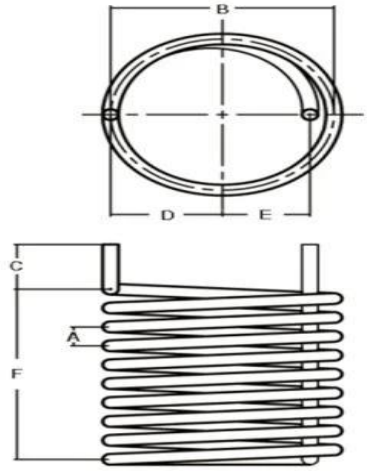


Şekil 4.5 Boruların şematik gösterimi: (a) pürüzsüz düz boru, (b) pürüzsüz helisel boru ve (c) çukurlu helisel boru (Solanki ve Kumar, 2018a)



Şekil 4.6 Mikro kanatlı helisel borunun geometrik özellikleri (Solanki ve Kumar, 2018b)

Analizde kullanılan helisel borunun şematik ve Solidworks çizimi sırasıyla Şekil 4.7 ve Şekil 4.8'de gösterilmektedir.



Şekil 4.7 Analizde kullanılan sarmal borunun şematik gösterimi



a. b. c.

Şekil 4.8 Analizde kullanılan sarmal borunun Solidworks çizimi

Tablo 4.1, çalışmada kullanılan boruların geometrik özelliklerini göstermektedir. Bu tablodan boruların dış çapının 9,52 mm, boru uzunluklarının 1 m, 2 m ve 2.2 m, helezon çaplarının 90.48 mm ve 110 mm ve helezon sarım sayılarının 6 olduğu görülmektedir. Tablo 4.2, yoğuşma sıcaklığı, kütle akısı, ortalama buhar kalitesi ve boru tipi ile ilgili çalışma koşullarını göstermektedir.

Tablo 4.1 Çalışmada kullanılan boruların geometrik parametreleri

Parametre	**Pürüzsüz Düz Boru**	**Pürüzsüz Helisel Boru**	**Pürüzsüz Helisel Boru-2**	**Çukurlu Helisel Boru**	**Mikro Kanatlı Helisel Boru**
İç çap (d_i), mm	8.92	8.92	8.33	8.92	8.58
Dış çap (d_o), mm	9.52	9.52	9.52	9.52	9.52
Boru boyu (L), mm	1000	2200	2000	2200	2200
Helezon çapı (D), mm	-	110	90.48	110	110
Helezon adım sayısı, mm	-	25	22.5	25	25
Helezon sarım sayısı (n)	-	6	6	6	6

Tablo 4.2 Deneysel çalışmanın çalışma parametreleri

Doyma Sıcaklığı (T_s) (^oC)	**Kütle Akısı (G) ($kg\ m^{-2}s^{-1}$)**	**Buhar Kalitesi (x_{ort}) (-)**	**Boru Tipi**
35-45	75,115,156,191	0.1-0.9	Pürüzsüz düz,pürüzsüz helisel,çukurlu helisel,microfin helisel
35-40	100-350	0.1-0.9	Pürüzsüz helisel boru-2

4.3 Analizler için Veri Setinin Hazırlanması

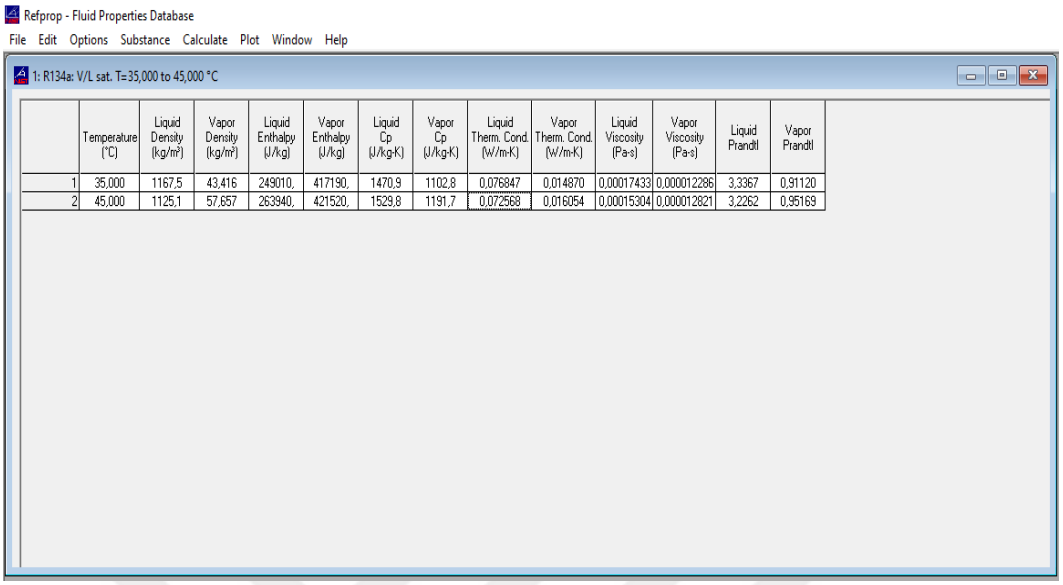
YSA ve XGBoost ile yapılan analizler için veri seti Excelde hazırlanmıştır. İlk veri seti boyutlu sayılardan, ikinci veri seti ise boyutsuz sayılardan oluşmaktadır. İlk veri seti 7 giriş ve 2 çıkışa sahip olup, toplam 369 satırdan oluşmaktadır. Bu durumda ilk veri seti için toplamda 3321 veri elde edilmiştir. İlk veri setine ait giriş parametreleri kütle akısı (G), doyma sıcaklığı (T_s), ortalama buhar kalitesi (x), uzunluk (L), sıvı faza ait dinamik viskozite (μ_l), sıvı faza ait ısı iletim katsayısı (k_l), buharlaşma entalpisi (h_{fg}) iken çıkış parametreleri olarak ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı (h), ortalama sürtünme basınç düşümü (dP_f) yer almaktadır. Tablo 4.3'te ilk veri setinde yer alan giriş ve çıkış parametreleri gösterilmektedir.

Tablo 4.3 Veriseti-1'e ait giriş ve çıkış parametreleri

Giriş Parametreleri		
Giriş değerleri	**Sembol**	**Birim**
Kütle akısı	G	$kg/m^2.s$
Doyma sıcaklığı	T_s	^oC
Ortalama buhar kalitesi	x	-
Uzunluk	L	mm
Dinamik viskozite,sıvı	μ_l	Pa.s
Isı iletim katsayısı,sıvı	k_l	W/mK
Buharlaşma Entalpisi	h_{fg}	kJ/kg
Çıkış Parametreleri		
Çıkış değerleri	**Sembol**	**Birim**
Ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı	h	W/m^2K
Ortalama sürtünme basınç düşümü	dP_f	Pa/m

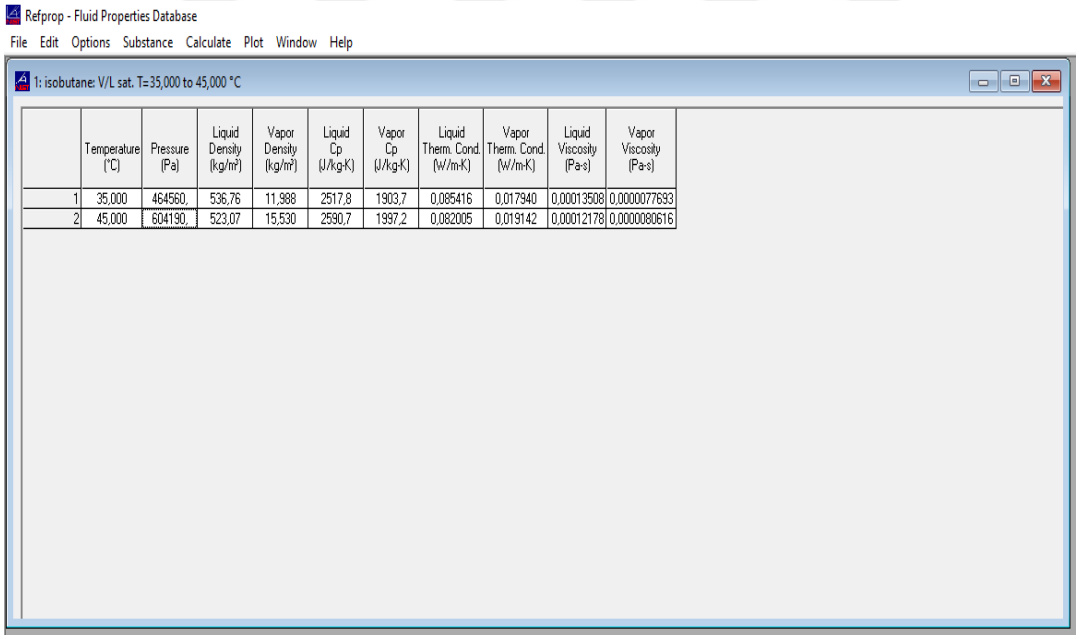
G, T_s, h, dP_f değerleri ''Webplotdigitizer'' programı kullanılarak grafiklerden okunmuştur. R134a ve R600a'nın termo-fiziksel özelliklerinin (μ_l, k_l, h_{fg}, P_s, P_{crit}) hesaplanmasında REFPROP-7 programı kullanılmıştır. Şekil 4.9 ve Şekil 4.10'da sırasıyla R134a ve R600a akışkanlarına ait termo-fiziksel özellikler gösterilmiştir.

Şekil 4.11'de ise analizler için kullanılmak üzere hazırlanan Veriseti-1'e ait Excel arayüzü gösterilmiştir.



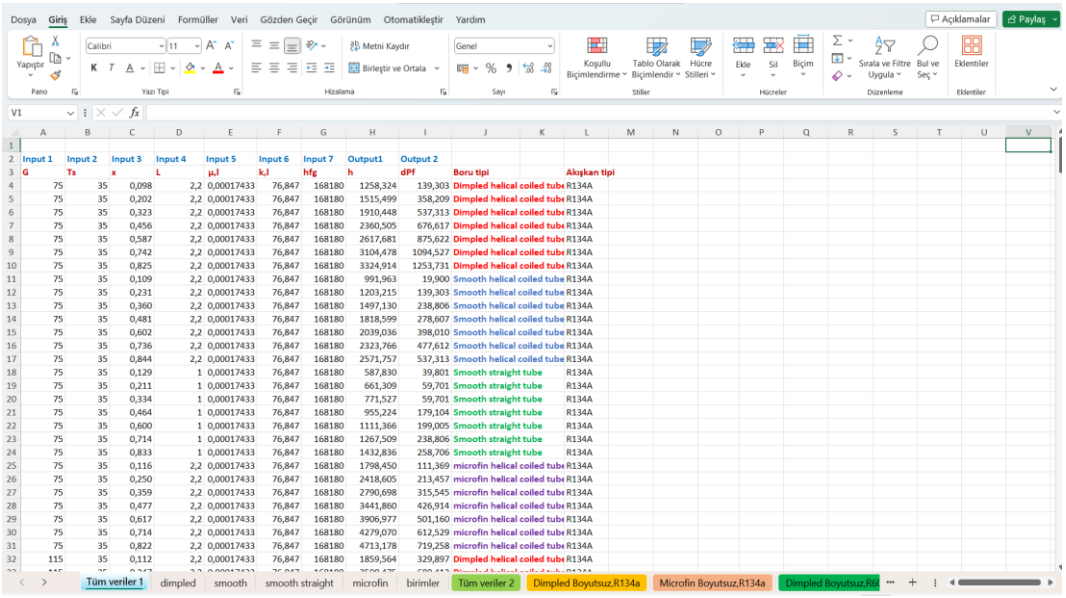
	Temperature (°C)	Liquid Density (kg/m³)	Vapor Density (kg/m³)	Liquid Enthalpy (J/kg)	Vapor Enthalpy (J/kg)	Liquid Cp (J/kg-K)	Vapor Cp (J/kg-K)	Liquid Therm. Cond. (W/m-K)	Vapor Therm. Cond. (W/m-K)	Liquid Viscosity (Pa-s)	Vapor Viscosity (Pa-s)	Liquid Prandtl	Vapor Prandtl
1	35,000	1167,5	43,416	249010,	417190,	1470,9	1102,8	0,076847	0,014870	0,00017433	0,000012286	3,3367	0,91120
2	45,000	1125,1	57,657	263940,	421520,	1529,8	1191,7	0,072568	0,016054	0,00015304	0,000012821	3,2262	0,95169

Şekil 4.9 REFPROP-7 arayüzü ve R134-a soğutucu akışkanına ait termo-fiziksel değerler



	Temperature (°C)	Pressure (Pa)	Liquid Density (kg/m³)	Vapor Density (kg/m³)	Liquid Cp (J/kg-K)	Vapor Cp (J/kg-K)	Liquid Therm. Cond. (W/m-K)	Vapor Therm. Cond. (W/m-K)	Liquid Viscosity (Pa-s)	Vapor Viscosity (Pa-s)
1	35,000	464560,	536,76	11,988	2517,8	1903,7	0,085416	0,017940	0,00013508	0,0000077693
2	45,000	604190,	523,07	15,530	2590,7	1997,2	0,082005	0,019142	0,00012178	0,0000080616

Şekil 4.10 REFPROP-7 arayüzü ve R600a soğutucu akışkanına ait termo-fiziksel değerler



Input 1	Input 2	Input 3	Input 4	Input 5	Input 6	Input 7	Output1	Output 2		
G	Ts	x	L	μ,l	k,l	hfg	h	dPf	Boru tipi	Akışkan tipi
75	35	0,098	2,2	0,00017433	76,847	168180	1258,324	139,303	Dimpled helical coiled tube	R134A
75	35	0,202	2,2	0,00017433	76,847	168180	1515,499	358,209	Dimpled helical coiled tube	R134A
75	35	0,323	2,2	0,00017433	76,847	168180	1910,448	537,313	Dimpled helical coiled tube	R134A
75	35	0,456	2,2	0,00017433	76,847	168180	2360,505	676,617	Dimpled helical coiled tube	R134A
75	35	0,587	2,2	0,00017433	76,847	168180	2617,681	875,622	Dimpled helical coiled tube	R134A
75	35	0,742	2,2	0,00017433	76,847	168180	3104,478	1094,527	Dimpled helical coiled tube	R134A
75	35	0,825	2,2	0,00017433	76,847	168180	3324,914	1253,731	Dimpled helical coiled tube	R134A
75	35	0,109	2,2	0,00017433	76,847	168180	991,963	19,900	Smooth helical coiled tube	R134A
75	35	0,231	2,2	0,00017433	76,847	168180	1203,215	139,303	Smooth helical coiled tube	R134A
75	35	0,360	2,2	0,00017433	76,847	168180	1497,130	238,806	Smooth helical coiled tube	R134A
75	35	0,481	2,2	0,00017433	76,847	168180	1818,599	278,607	Smooth helical coiled tube	R134A
75	35	0,602	2,2	0,00017433	76,847	168180	2039,036	398,010	Smooth helical coiled tube	R134A
75	35	0,736	2,2	0,00017433	76,847	168180	2323,766	477,612	Smooth helical coiled tube	R134A
75	35	0,844	2,2	0,00017433	76,847	168180	2571,757	537,313	Smooth helical coiled tube	R134A
75	35	0,129	1	0,00017433	76,847	168180	587,830	39,801	Smooth straight tube	R134A
75	35	0,211	1	0,00017433	76,847	168180	661,309	59,701	Smooth straight tube	R134A
75	35	0,334	1	0,00017433	76,847	168180	771,527	59,701	Smooth straight tube	R134A
75	35	0,464	1	0,00017433	76,847	168180	955,224	179,104	Smooth straight tube	R134A
75	35	0,600	1	0,00017433	76,847	168180	1111,366	199,005	Smooth straight tube	R134A
75	35	0,714	1	0,00017433	76,847	168180	1267,509	238,806	Smooth straight tube	R134A
75	35	0,833	1	0,00017433	76,847	168180	1432,836	258,706	Smooth straight tube	R134A
75	35	0,116	2,2	0,00017433	76,847	168180	1798,450	111,369	microfin helical coiled tube	R134A
75	35	0,250	2,2	0,00017433	76,847	168180	2418,605	213,457	microfin helical coiled tube	R134A
75	35	0,359	2,2	0,00017433	76,847	168180	2790,698	315,545	microfin helical coiled tube	R134A
75	35	0,477	2,2	0,00017433	76,847	168180	3441,860	426,914	microfin helical coiled tube	R134A
75	35	0,617	2,2	0,00017433	76,847	168180	3906,977	501,160	microfin helical coiled tube	R134A
75	35	0,714	2,2	0,00017433	76,847	168180	4279,070	612,529	microfin helical coiled tube	R134A
75	35	0,822	2,2	0,00017433	76,847	168180	4713,178	719,258	microfin helical coiled tube	R134A
115	35	0,112	2,2	0,00017433	76,847	168180	1859,564	329,897	Dimpled helical coiled tube	R134A

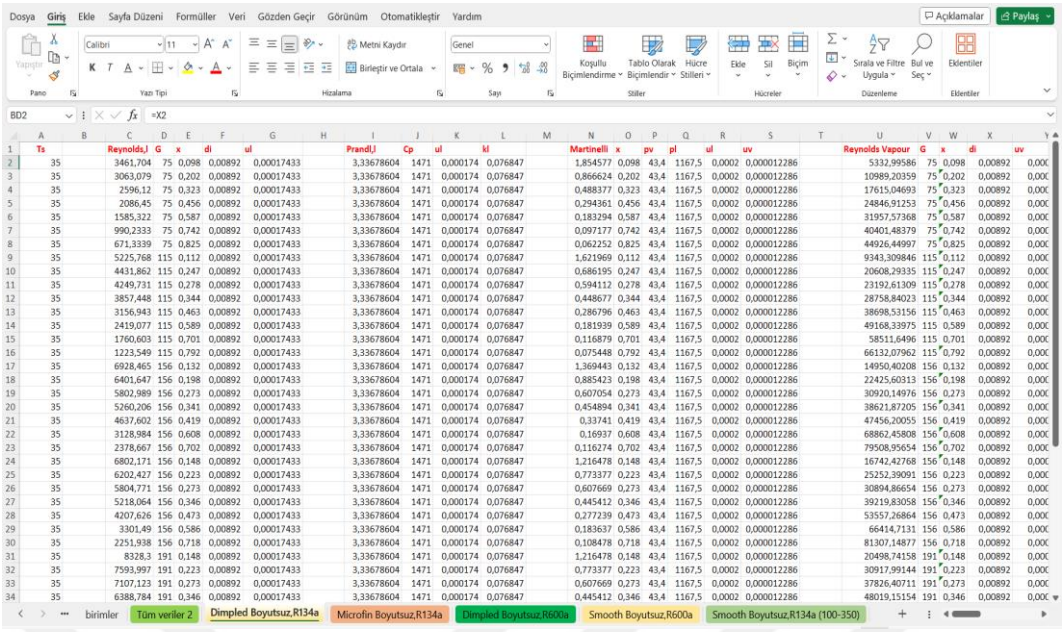
Şekil 4.11 Excelde hazırlanan Veriseti-1'e ait ekran görüntüsü

İkinci veri seti 6 giriş ve 3 çıkışa sahip olup, toplam 282 satırdan oluşmaktadır. Bu durumda ikinci veri seti için toplamda 2538 veri elde edilmiştir. İkinci veri seti oluşturulurken giriş parametreleri olarak Reynolds sayısı (Re_l), Prandtl sayısı (Pr_l), Lockhart-Martinelli parametresi (X_{tt}), Eşdeğer Dean sayısı (De_{eq}), indirgenmiş basınç (reduced pressure) (p_r), boşluk oranı (α); çıkış parametreleri olarak iki fazlı Nusselt sayısı (Nu_{tp}), deneysel iki fazlı Nusselt sayısı (Nu_{exp}) ve iki fazlı sürtünme basınç gradyanı çarpanı (Φ_l^2) olan boyutsuz sayılar kullanılmıştır. Boyutsuz sayılardan oluşan ikinci veri seti oluşturulurken matematiksel formüller kullanılarak hesaplamalar yapılmıştır. Elde edilen değerler ile Excel dosyası oluşturulmuştur. Tablo 4.4'te ikinci veri setinde yer alan giriş ve çıkış parametreleri gösterilmektedir.

Tablo 4.4 Veriseti-2'ye ait giriş ve çıkış parametreleri

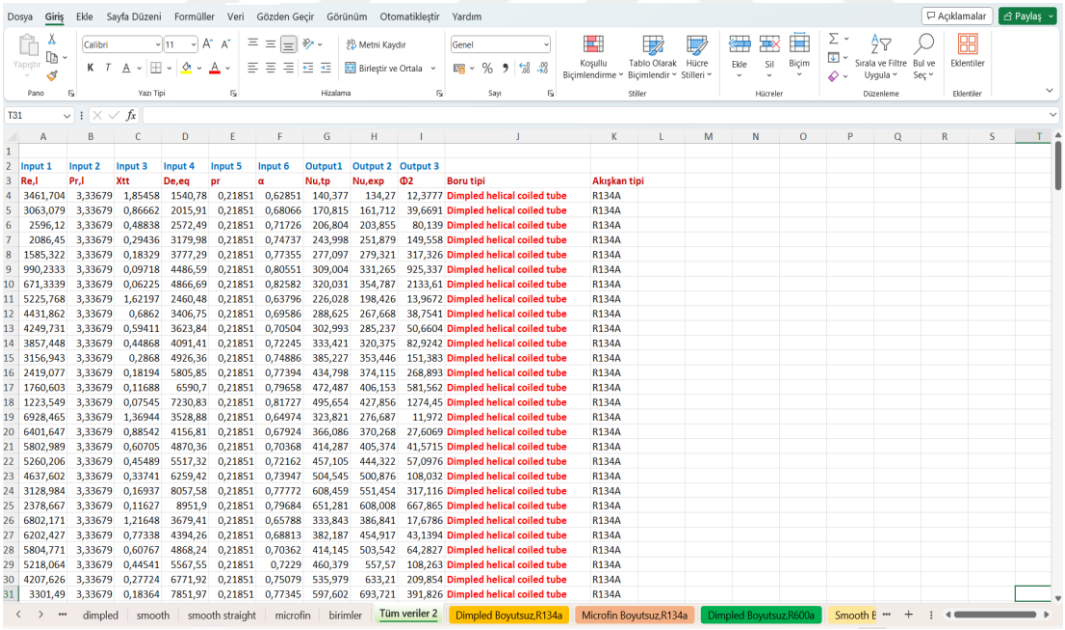
Giriş Parametreleri	
Giriş değerleri	**Sembol**
Reynolds,sıvı	Re_l
Prandtl,sıvı	Pr_l
Lockhart-Martinelli parametresi	X_{tt}
Eşdeğer Dean sayısı	De_{eq}
İndirgenmiş basınç	p_r
Boşluk oranı	α
Çıkış Parametreleri	
Çıkış değerleri	**Sembol**
İki fazlı Nusselt sayısı	Nu_{tp}
Deneysel iki fazlı Nusselt sayısı	Nu_{exp}
İki fazlı sürtünme basınç gradyanı çarpanı	Φ_l^2

Her bir boyutsuz sayının eldesi için formüller Excelde yazılmış olup, boyutsuz sayıların değerleri belirlenmiştir. Şekil 4.12'de boyutsuz sayıların Excelde hesaplandığı arayüz gösterilmektedir.

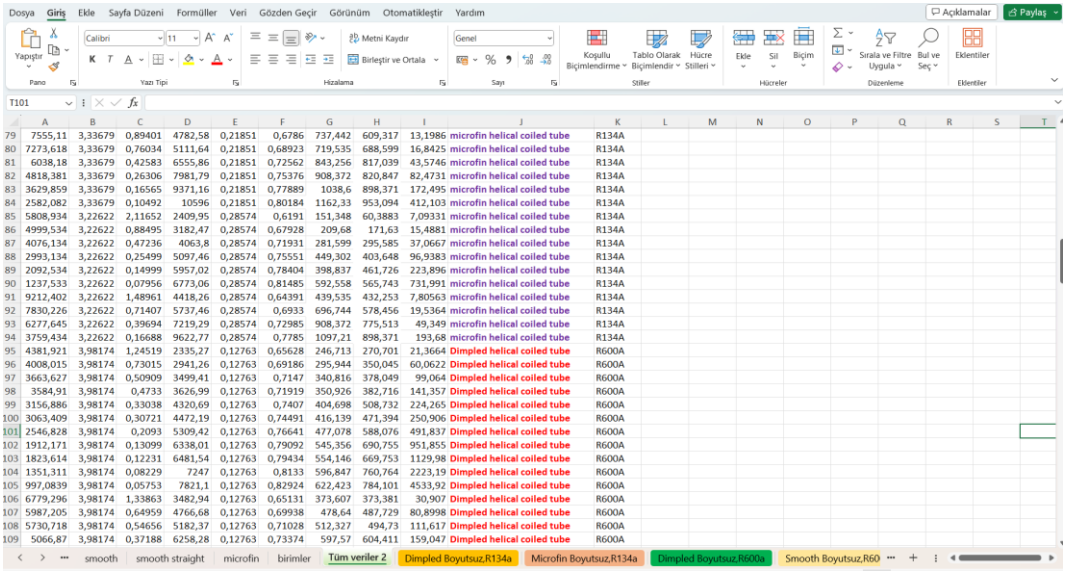


Şekil 4.12 Boyutsuz sayıların Excelde hesaplandığı arayüz

Şekil 4.13 ve Şekil 4.14' te ise analizler için kullanılmak üzere hazırlanan Veriseti-2'ye ait Excel arayüzleri gösterilmiştir.



Şekil 4.13 Excelde hazırlanan Veriseti-2'ye ait ekran görüntüsü-1



	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K
79	7555,11	3,33679	0,89401	4782,58	0,21851	0,6786	737,442	609,317	13,1986	microfin helical coiled tube	R134A
80	7273,618	3,33679	0,76034	5111,64	0,21851	0,68923	719,535	688,599	16,8425	microfin helical coiled tube	R134A
81	6038,18	3,33679	0,42583	6555,86	0,21851	0,72562	843,256	817,039	43,5746	microfin helical coiled tube	R134A
82	4818,381	3,33679	0,26306	7981,79	0,21851	0,75376	908,372	820,847	82,4731	microfin helical coiled tube	R134A
83	3629,859	3,33679	0,16565	9371,16	0,21851	0,77889	1038,6	898,371	172,495	microfin helical coiled tube	R134A
84	2582,082	3,33679	0,10492	10596	0,21851	0,80184	1162,33	953,094	412,103	microfin helical coiled tube	R134A
85	5808,934	3,22622	2,11652	2409,95	0,28574	0,6191	151,348	60,3883	7,09331	microfin helical coiled tube	R134A
86	4999,534	3,22622	0,88495	3182,47	0,28574	0,67928	209,68	171,63	15,4881	microfin helical coiled tube	R134A
87	4076,134	3,22622	0,47236	4063,8	0,28574	0,71931	281,599	295,585	37,0667	microfin helical coiled tube	R134A
88	2993,134	3,22622	0,25499	5097,46	0,28574	0,75551	449,302	403,648	96,9383	microfin helical coiled tube	R134A
89	2092,534	3,22622	0,14999	5957,02	0,28574	0,78404	398,837	461,726	223,896	microfin helical coiled tube	R134A
90	1237,533	3,22622	0,07956	6773,06	0,28574	0,81485	592,558	565,743	731,991	microfin helical coiled tube	R134A
91	9212,402	3,22622	1,48961	4418,26	0,28574	0,64391	439,535	432,253	7,80563	microfin helical coiled tube	R134A
92	7830,226	3,22622	0,71407	5737,46	0,28574	0,6933	696,744	578,456	19,5364	microfin helical coiled tube	R134A
93	6277,645	3,22622	0,39694	7219,29	0,28574	0,72985	908,372	775,513	49,349	microfin helical coiled tube	R134A
94	3759,434	3,22622	0,16688	9622,77	0,28574	0,7785	1097,21	898,371	193,68	microfin helical coiled tube	R134A
95	4381,921	3,98174	1,24519	2335,27	0,12763	0,65628	246,713	270,701	21,3664	Dimpled helical coiled tube	R600A
96	4008,015	3,98174	0,73015	2941,26	0,12763	0,69186	295,944	350,045	60,0622	Dimpled helical coiled tube	R600A
97	3663,627	3,98174	0,50909	3499,41	0,12763	0,7147	340,816	378,049	99,064	Dimpled helical coiled tube	R600A
98	3584,91	3,98174	0,4733	3626,99	0,12763	0,71919	350,926	382,716	141,357	Dimpled helical coiled tube	R600A
99	3156,886	3,98174	0,33038	4320,69	0,12763	0,7407	404,698	508,732	224,265	Dimpled helical coiled tube	R600A
100	3063,409	3,98174	0,30721	4472,19	0,12763	0,74491	416,139	471,394	250,906	Dimpled helical coiled tube	R600A
101	2546,828	3,98174	0,2093	5309,42	0,12763	0,76641	477,078	588,076	491,837	Dimpled helical coiled tube	R600A
102	1912,171	3,98174	0,13099	6338,01	0,12763	0,79092	545,356	690,755	951,855	Dimpled helical coiled tube	R600A
103	1823,614	3,98174	0,12231	6481,54	0,12763	0,79434	554,146	669,753	1129,98	Dimpled helical coiled tube	R600A
104	1351,311	3,98174	0,08229	7247	0,12763	0,8133	596,847	760,764	2223,19	Dimpled helical coiled tube	R600A
105	997,0839	3,98174	0,05753	7821,1	0,12763	0,82924	622,423	784,101	4533,92	Dimpled helical coiled tube	R600A
106	6779,296	3,98174	1,33863	3482,94	0,12763	0,65131	373,607	373,381	30,907	Dimpled helical coiled tube	R600A
107	5987,205	3,98174	0,64959	4766,68	0,12763	0,69938	478,64	487,729	80,8998	Dimpled helical coiled tube	R600A
108	5730,718	3,98174	0,54656	5182,37	0,12763	0,71028	512,327	494,73	111,617	Dimpled helical coiled tube	R600A
109	5066,87	3,98174	0,37188	6258,28	0,12763	0,73374	597,57	604,411	159,047	Dimpled helical coiled tube	R600A

Şekil 4.14 Excelde hazırlanan Veriseti-2'ye ait ekran görüntüsü-2

4.4 Analizler için Kullanılan Formüller

İkinci veri setinin hazırlanmasında aşağıda yer alan formüller kullanılmıştır. Bu denklemler Excelde yazılarak veriler elde edilmiştir (Şekil 4.12). Sıvı faza ait Reynolds sayısı Re_l, aşağıda verilen denklem ile ifade edilmektedir:

$$Re_l = \frac{G\,(1-x)d_i}{\mu_l} \tag{4.1}$$

Prandtl sayısı, Pr_l, aşağıdaki şekilde belirlenmektedir:

$$Pr_l = \frac{c_p \mu_l}{k_l} \tag{4.2}$$

Lockhart-Martinelli parametresi X_{tt}, aşağıdaki denklemle ifade edilmektedir:

$$X_{tt} = \left(\frac{1-x}{x}\right)^{0.9} \left(\frac{\rho_v}{\rho_l}\right)^{0.5} \left(\frac{\mu_l}{\mu_v}\right)^{0.1} \tag{4.3}$$

Buhar fazına ait Reynolds sayısı Re_v, aşağıda verilen denklem ile ifade edilmektedir:

$$Re_v = \frac{G\,x d_i}{\mu_v} \tag{4.4}$$

Eşdeğer Dean numarası De_{Eq}, aşağıdaki denklemle ifade edilmektedir:

$$De_{Eq} = [Re_l + Re_v \left(\frac{\mu_v}{\mu_l}\right)\left(\frac{\rho_l}{\rho_v}\right)^{0.5}](\frac{d_i}{D})^{0.5} \quad (4.5)$$

Bir akışkanın indirgenmiş basıncı p_r, akışkanın gerçek basıncının kritik basıncına bölünmesi ile hesaplanmaktadır.

$$p_r = \frac{p_s}{p_{crit}} \quad (4.6)$$

Mori ve Nakayama (1967) tarafından önerilen sıvı faza ait Nusselt sayısı Nu_l, aşağıdaki şekilde ifade edilmektedir:

$$Nu_l = 1/41\ Re_l^{5/6} Pr_l^{0.4} \left(\frac{d_i}{D}\right)^{1/12} \{1 + 0.061[(Re_l \left(\frac{d_i}{D}\right)^{2.5})^{-1/6}\} \quad (4.7)$$

Aşağıda yer alan iki fazlı Nusselt korelasyonları için geliştirilen denklemlerin geçerlilik aralıkları Tablo 1.2'de verilmiştir.

Solanki ve Kumar (2018a) tarafından içinden R134a akışkanı geçen çukurlu helisel boru için geliştirilen iki fazlı Nusselt korelasyonu aşağıdaki denklemle verilmektedir:

$$Nu_{tp} = 0.0208(De_{Eq})^{1.05}(Pr_l)^{0.65}(X_{tt})^{0.113}(p_r)^{-0.169} \quad (4.8)$$

Solanki ve Kumar (2018b) tarafından içinden R134a akışkanı geçen mikro kanatlı helisel boru için geliştirilen iki fazlı Nusselt korelasyonu aşağıdaki denklemle verilmektedir:

$$Nu_{tp} = 1.572(1 + \frac{1.2235}{X_{tt}^{1.115}})\ p_r^{-0.30} Nu_l \quad (4.9)$$

Solanki ve Kumar (2019) tarafından içinden R600a akışkanı geçen pürüzsüz helisel boru için geliştirilen iki fazlı Nusselt korelasyonu aşağıdaki denklemle verilmektedir:

$$Nu_{tp} = 0.0746(De_{Eq})^{0.93}(Pr_l)^{0.29}(X_{tt})^{0.06}(p_r)^{-0.10} \quad (4.10)$$

Solanki ve Kumar (2019) tarafından içinden R600a akışkanı geçen çukurlu helisel boru için geliştirilen iki fazlı Nusselt korelasyonu aşağıdaki denklemle verilmektedir:

$$Nu_{tp} = 0.055(De_{Eq})^{1.02}(Pr_l)^{0.24}(X_{tt})^{0.10}(p_r)^{-0.07} \quad (4.11)$$

Gupta ve diğerleri (2014) tarafından içinden R134a akışkanı geçen pürüzsüz helisel boru için geliştirilen iki fazlı Nusselt korelasyonu aşağıdaki denklemle verilmektedir:

$$Nu_{tp} = 0.4(1 + \frac{3.024}{X_{tt}^{0.8}})\, p_r^{-0.63} Nu_l \quad (4.12)$$

Srinivasan ve diğerleri (1970) tarafından bobin için önerilen korelasyondan sürtünme faktörü f_l, belirlenmektedir.

$$f_l \left(\frac{D}{d_i}\right)^{1/2} = 0.084(Re_l \left(\frac{d_i}{D}\right)^2)^{-1/5} \quad (4.13)$$

Sıvı faz basınç gradyanı $(\frac{dP}{dz})_{l,f}$, aşağıdaki şekilde belirlenmektedir:

$$(\frac{dP}{dz})_{l,f} = f_l \frac{2G^2(1-x)^2}{d_i \rho_l} \quad (4.14)$$

İki fazlı sürtünme basınç gradyanı çarpanı Φ_l^2, iki fazlı basınç gradyanının, sıvı faz basınç gradyanına bölünmesiyle hesaplanmaktadır.

$$\Phi_l^2 = \frac{(\frac{dP}{dz})_{tp,f}}{(\frac{dP}{dz})_{l,f}} \quad (4.15)$$

Denklem (4.16) α boşluk oranıdır ve Abdul-Razzak ve diğerleri (1995) tarafından önerilen korelasyon kullanılarak aşağıda şekilde tanımlanmaktadır:

$$\alpha = (1 + 0.49 X_{tt}^{0.3036})^{-1} \quad (4.16)$$

Deneysel iki fazlı Nusselt sayısı Nu_{exp}, aşağıdaki şekilde ifade edilmektedir:

$$Nu_{exp} = \frac{h d_i}{k_l} \quad (4.17)$$

5
YAPAY SİNİR AĞLARI İLE ANALİZ

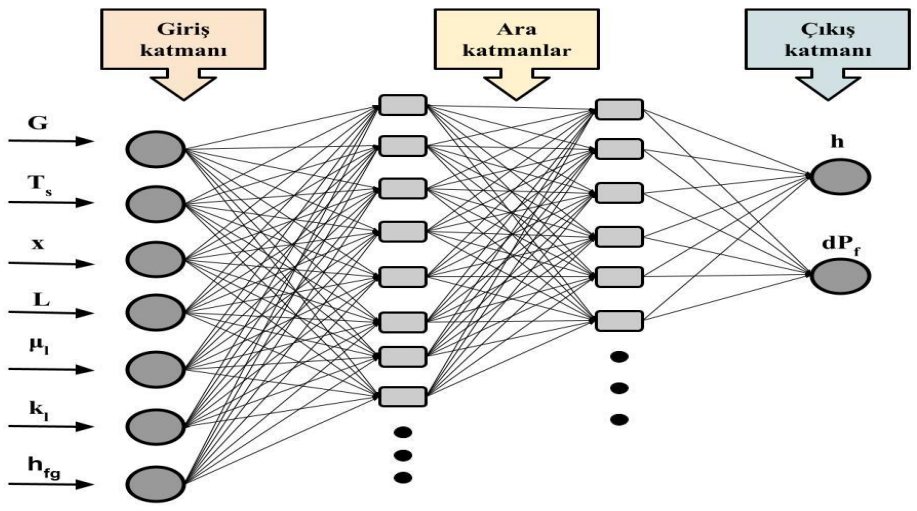
5.1 Boyutlu Veriseti-1 için Yapay Sinir Ağları ile Analiz

Veriseti-1 için yapılan YSA analizinde öncelikle model oluşturulmuş, ardından modelin eğitim, test ve doğrulama işlemleri gerçekleştirilmiş ve son olarak analiz sonuçları grafiklerle gösterilmiştir.

5.1.1 Modelin Oluşturulması

Bu tez çalışmasında Excelde oluşturulan verilere dayalı girdilerle, yapay sinir ağı modeli oluşturulmuş ve yoğuşma esnasında ısı transferi karakteristikleri tahmini yapılmıştır. Daha sonra sonuçlar analiz edilerek modelin performansı değerlendirilmiştir. Çok Katmanlı Algılayıcılar (MLP) ağı oluşturularak seçilen en iyi model ile eğitim işlemi gerçekleştirilmiş ve sonrasında test işlemi yapılmıştır. Ulaşılan en iyi model ile ağa hiç gösterilmemiş veriler kullanılarak tahmin işlemi gerçekleştirilmiştir.

Öncelikle analiz, ilk veri seti kullanılarak yapılmıştır. İlk veri seti 7 giriş ve 2 çıkışa sahip olup, toplam 369 satırdan oluşmaktadır. İlk veri seti için toplamda 3321 veri elde edilmiştir. Şekil 5.1'de Veriseti-1 için oluşturulan MLP ağ modeli yer almaktadır.



Şekil 5.1 Veriseti-1 için oluşturulan MLP ağ modeli

Toplam 3321 adet verinin %70'i "eğitim" ve %30'u "test" için kullanılmak üzere rassal bir şekilde ayrıştırılmıştır. Sonrasında veriler 0 ve 1 arasında olacak şekilde min-max normalizasyon işlemi uygulanmıştır.

Çok Katmanlı Algılayıcılar (MLP) modeli kullanılarak eğitim fonksiyonları, transfer fonksiyonları, gizli katman sayıları, nöron sayıları, öğrenme oranları, iterasyon sayıları, momentum katsayıları değiştirilerek çeşitli denemeler yapılmış olup, en iyi Ortalama Kare Hatası (MSE) değerini veren model seçilmiştir. Ardından test işlemlerine geçilmiştir. Problemin çözümü için Matlab (R2021a) programı kullanılmıştır. İşlemler ortalama 6 kez tekrarlanmış ve en iyi çözümde bir gelişme olmadığı zaman var olan en iyi çözüm, en uygun çözüm olarak belirlenmiştir. Tablo 5.1'de MLP ağı ile yapılan denemelere yer verilmiştir.

Tablo 5.1 Veriseti-1 için MLP ağı ile yapılan denemeler

Deneme Numarası	Katman ve Nöronlar	Transfer Fonksiyonu	Eğitim Fonksiyonu	Max. Epochs	Öğrenme Oranı	Momentum Katsayısı	MSE
1	[5 2]	Tansig - Logsig	trainlm	500	0.05	0.1	0.05839
2	[5 2]	Tansig - Logsig	trainlm	1000	0.05	0.1	0.05835
3	[5 2]	Tansig - Logsig	trainlm	2000	0.05	0.1	0.05834
4	[5 2]	Tansig - Logsig	trainlm	3000	0.05	0.1	0.05829
5	[5 2]	Tansig - Logsig	trainlm	5000	0.05	0.1	0.05835
6	[5 2]	Tansig - Purelin	trainlm	500	0.05	0.1	0.01839
7	[5 2]	Tansig - Purelin	trainlm	1000	0.05	0.1	0.01829
8	[5 2]	Tansig - Purelin	trainlm	2000	0.05	0.1	0.01821
9	[5 2]	Tansig - Purelin	trainlm	3000	0.05	0.1	0.01813
10	[5 2]	Tansig - Purelin	trainlm	5000	0.05	0.1	0.01822

Tablo 5.1 Veriseti-1 için MLP ağı ile yapılan denemeler (devamı)

Deneme Numarası	Katman ve Nöronlar	Transfer Fonksiyonu	Eğitim Fonksiyonu	Max. Epochs	Öğrenme Oranı	Momentum Katsayısı	MSE
11	[5 2]	Tansig - Tansig	trainlm	500	0.05	0.1	0.03182
12	[5 2]	Tansig - Tansig	trainlm	1000	0.05	0.1	0.03172
13	[5 2]	Tansig - Tansig	trainlm	2000	0.05	0.1	0.03150
14	[5 2]	Tansig - Tansig	trainlm	3000	0.05	0.1	0.03147
15	[5 2]	Tansig - Tansig	trainlm	5000	0.05	0.1	0.03152
16	[15 8 2]	Tansig-Tansig-Purelin	trainlm	500	0.01	0.1	0.00695
17	[15 8 2]	Tansig-Tansig-Purelin	trainlm	1000	0.01	0.1	0.00675
18	[15 8 2]	Tansig-Tansig-Purelin	trainlm	2000	0.01	0.1	0.00521
19	**[15 8 2]**	**Tansig-Tansig-Purelin**	**trainlm**	**3000**	**0.01**	**0.1**	**0.00415**
20	[15 8 2]	Tansig-Tansig-Purelin	trainlm	5000	0.01	0.1	0.00478
21	[15 12 8 2]	Logsig-Tansig-Tansig-Tansig	trainlm	500	0.01	0.1	0.02796
22	[15 12 8 2]	Logsig-Tansig-Tansig-Tansig	trainlm	1000	0.01	0.1	0.02791
23	[15 12 8 2]	Logsig-Tansig-Tansig-Tansig	trainlm	2000	0.01	0.1	0.02715

Tablo 5.1 Veriseti-1 için MLP ağı ile yapılan denemeler (devamı)

Deneme Numarası	Katman ve Nöronlar	Transfer Fonksiyonu	Eğitim Fonksiyonu	Max. Epochs	Öğrenme Oranı	Momentum Katsayısı	MSE
24	[15 12 8 2]	Logsig-Tansig-Tansig-Tansig	trainlm	3000	0.01	0.1	0.02714
25	[15 12 8 2]	Logsig-Tansig-Tansig-Tansig	trainlm	5000	0.01	0.1	0.02716
26	[15 8 2]	Tansig-Tansig-Purelin	traingd	3000	0.01	0.1	0.03869
27	[15 8 2]	Tansig-Tansig-Purelin	traingdx	3000	0.01	0.1	0.02089
28	[15 8 2]	Tansig-Tansig-Purelin	traingdm	3000	0.01	0.1	0.03891
29	[15 8 2]	Tansig-Tansig-Purelin	traingda	3000	0.01	0.1	0.02107

İlk katmanda 5 nöron ve ikinci katman olan çıkış katmanında ise 2 nöron olarak denemelere başlanmıştır. Öncelikle transfer fonksiyonu ‘’Tansig-Logsig’’ olarak alınmıştır. Öğrenme algoritması ise “trainlm” olarak seçilmiştir ve öğrenme oranı 0,05 olarak alınmıştır. Denemelerde iterasyon (epoch) sayısı değiştirilerek en uygun değer bulunmaya çalışılmıştır. 500, 1000, 2000, 3000 ve 5000 iterasyon ile denemeler yapılmıştır.

Sonrasında diğer parametreler sabit tutularak transfer fonksiyonu ’Tansig-Purelin’’ olarak alınmış ve denemeler yapılmıştır. Sonuçların daha iyi yani MSE değerlerinin daha düşük olduğu gözlenmiştir. Çalıştırılan ağların sonuçları incelendiğinde 3000 iterasyonda daha iyi sonuçlar elde edildiği görülmüştür. Ardından ‘’Tansig-Tansig’’ transfer fonksiyonu ile aynı işlemler tekrar edilmiştir fakat daha iyi sonuçlar alınmamıştır.

Sonrasında gizli katman sayısı ve gizli katman nöron sayıları artırılarak [15 8 2] yapılmış ve "Tansig-Tansig-Purelin" transfer fonksiyonu kullanılarak denemeler yapılmıştır. Öğrenme oranı değiştirilmiş ve öğrenme oranı 0,01 alındığında MSE değerlerinin düştüğü görülmüş ve 3000 iterasyon ile çalıştırılan ağda MSE değeri **0.00415** ile en iyi sonuca ulaşılmıştır. Düşük öğrenme oranlarında ağın daha iyi eğitildiği gözlemlenmiştir.

Gizli katman nöron sayısı artırılarak ve transfer fonksiyonları değiştirilerek denemelere devam edilmiştir. [15 12 8 2] kombinasyonu ile 3 gizli katman ve 1 çıkış katmanı olan, transfer fonksiyonları "Logsig-Tansig-Tansig-Tansig" ve 0,01 öğrenme oranına sahip model; 500, 1000, 2000, 3000 ve 5000 iterasyonda çalıştırılarak denemeler yapılmıştır. Değişen katman sayısı, nöron sayısı ve transfer fonksiyonları ile daha iyi sonuçlar elde edilmemiştir. Aksine MSE değerinin kötüleştiği gözlemlenmiştir.

Son olarak bulunan en iyi ağda eğitim fonksiyonunun değişimi gözlemlenmiş olup traingd, traingdx, traingdm ve traingda eğitim fonksiyonları denenmiş olup sonuçların daha iyi olmadığı tespit edilmiştir (26, 27, 28 ve 29. deneme). Yine eğitim fonksiyonları değiştirilince de ağın daha iyi sonuçlar vermediği görülmüştür. Bu sebeple 19. denemede katman ve nöron sayısı [15 8 2] ve "Tansig-Tansig-Purelin" transfer fonksiyonunda, ''trainlm''öğrenme algoritmasında, 0,01 öğrenme oranında ve 3000 iterasyonda MSE değeri **0.00415** ile en iyi sonuca ulaşıldığı görülmektedir.

5.1.2 Modelin Eğitim, Test ve Doğrulama İşlemleri

Yapay sinir ağının eğitimi için ağ tipi olarak ileri beslemeli sinir ağı (MLP), Levenberg Marquardt (LM) geriye yayılım algoritması, ''trainlm'' eğitim fonksiyonu ve ağ performans fonksiyonunun değerlendirilmesinde ise ortalama karesel hata (MSE) seçilmiştir.

YSA modelinde veriler eğitilmeden önce girdi ve çıktı değerleri normalize edilmelidir (Can ve Şahin, 2021). Veriler 0-1 değerleri arasında normalize edilmiştir. Matlab programına normalize edilmiş eğitim ve test verileri alınmıştır. Yapay sinir ağlarının eğitimi için eğitim verileri 7 girdili ve 2 çıktılı olacak şekilde "inputs", "output1" ve ''output2'' değişkenlerine atanmıştır. Matlab programı

verileri satır bazlı değerlendirdiğinden “inputs”, “output1” ve ‘’output2’’ değişkenlerinin transpozu alınmıştır.

Analiz için yazılan kodlar aşağıdaki şekildedir:

```
clc;
clear all;
% Excel dosyasından verilerin okunması
data = readtable('dataset son.xlsx');
% Girdi verilerini ayırma
inputs = table2array(data(:, 1:7));
% Hedef verilerin elde edilmesi
output1 = data.Output1;
output2 = data.Output2;
targets= [output1, output2];
% Veri normalizasyonu
input_data_normalized = normalize(inputs);
output_data_normalized = normalize(targets);
% Normalize edilmiş giriş ve çıkış değerlerinin transpoze edilmesi
tidn=input_data_normalized';
todn=output_data_normalized';
% Ağ mimarisinin tanımlanması
input_layer_size = size(input_data_normalized, 2);
hidden_layer_size = 10;
output_layer_size = size(output_data_normalized, 2);
% Katmanlar için transfer fonksiyonlarının kurulması
net.layers{1}.transferFcn = 'tansig'; % Hidden layer transfer function (logistic/sigmoid)
net.layers{2}.transferFcn = 'purelin'; % Output layer transfer function (linear)
```

Sonrasında aşağıdaki kod ile 3 katmanlı bir ağ oluşturulmuştur. Problemde 7 elemanlı bir giriş vektörü vardır. İlk katmanda 15 nöron, ikinci katmanda 8 nöron ve çıkış katmanında ise 2 nöron vardır. İlk iki katmanın transfer fonksiyonu tanjant sigmoid ve çıkış katmanının transfer fonksiyonu ise lineer'dir. Öğrenme algoritması ise "trainlm" (Levenberg-Marquardt backpropagation) olarak seçilmiştir.

```
network=newff(minmax(tidn),[15 8 2],{'tansig' 'tansig' 'purelin'},'trainlm');
% İterasyon sayısı, öğrenme oranı ve momentum katsayısının ayarlanması
network.trainParam.show=100;
network.trainParam.lr=0.01;
network.trainParam.mc=0.1;
network.trainParam.epochs=3000;
network.trainParam.goal=0;
network.trainParam.min_grad=1e-10;
% Eğitim parametrelerinin ayarlanması
net.trainParam.epochs = max_epochs;
net.trainParam.lr = learning_rate;
net.trainParam.mc = momentum_coefficient;
```

Ağın başlatılması için aşağıdaki komut kullanılmıştır.

```
% Sinir ağının başlatılması
 network=init(network);
```

```
% Sinir ağının eğitilmesi
network=train(network,tidn,todn);
```

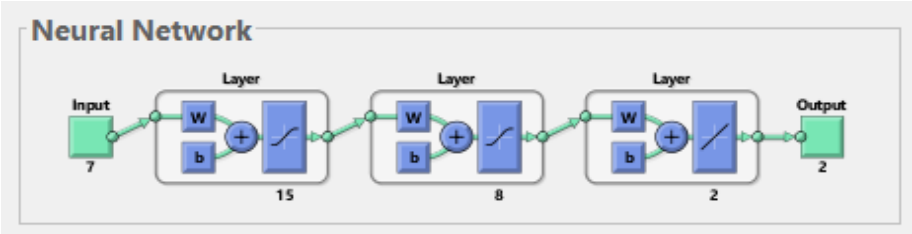
Tasarlanan ağın eğitilip eğitilmediğini anlamak için ağın simülasyonu yapılmıştır.

```
% Eğitim verileri üzerinden sinir ağının simüle edilmesi
ann=sim(network,tidn);
```

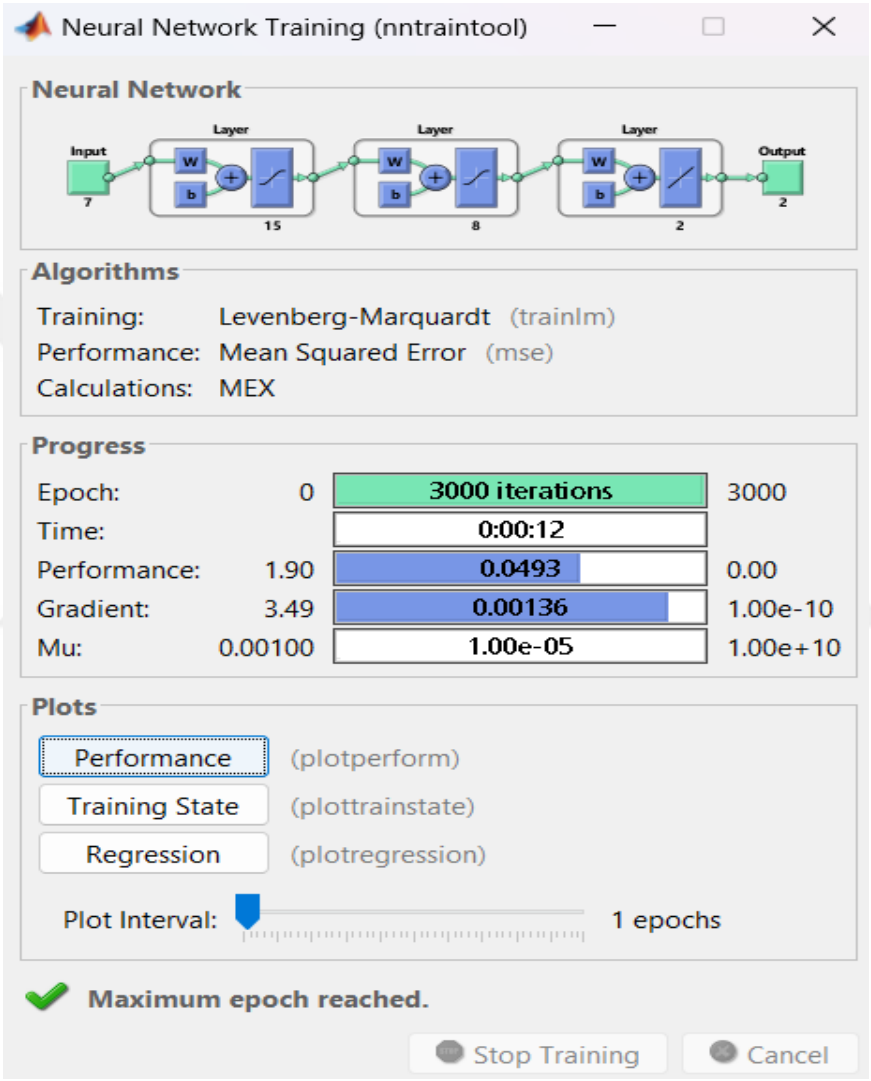
```
% Ortalama karesel hatanın hesaplanması (MSE)
mse = mean((predicted_output_normalized - output_data_normalized').^2);
tttt = mse';
mseValue = mse(tidn', ann');
% Sonuçların gösterilmesi
fprintf('Number of Epochs: %d\n', net.trainParam.epochs);
fprintf('Learning Rate: %.4f\n', net.trainParam.lr);
fprintf('Momentum Coefficient: %.4f\n', net.trainParam.mc);
fprintf('Mean Squared Error (MSE): %.8f\n', mse);
% Eğitim, test ve doğrulama grafikleri
figure;
plot(todn(1,:),'b');
hold on;
plot(ann(1,:),'r');
title('Output 1 - Train');
legend('Actual','Predicted');
figure;
plot(todn(2,:),'b');
hold on;
plot(ann(2,:),'r');
title('Output 2 - Train');
legend('Actual','Predicted');
% Sinir ağının test edilmesi
test_ann = sim(network, tidn);
test_mseValue = mse(tidn', test_ann');
fprintf('Test MSE value: %.8f\n', test_mseValue);
```

```
% Doğrulama Grafikleri
figure;
plot(todn(1,:),'b');
hold on;
plot(test_ann(1,:),'r');
title('Output 1 - Validation');
legend('Actual','Predicted');
figure;
plot(todn(2,:),'b');
hold on;
plot(test_ann(2,:),'r');
title('Output 2 - Validation');
legend('Actual','Predicted');
 % Korelasyon Katsayısının Belirlenmesi
corr_coef = corr(tidn', ann');
fprintf('Correlation Coefficient: %.8f\n', corr_coef);
```

Yazılan kod, veri kümesini kullanarak bir ileri beslemeli sinir ağını (MLP) eğiterek çıktıları tahmin etmektedir. Ağ mimarisi 7 nöronlu bir giriş katmanı, 15 ve 8 nöronlu iki gizli katman ve 2 nöronlu bir çıkış katmanından oluşmaktadır. Kullanılan aktivasyon fonksiyonları, gizli katmanlar için 'tansig' (hiperbolik teğet) ve çıkış katmanı için 'purelin'dir (doğrusal). Ağın eğitim aşamasından sonra, veri kümesi kullanılarak ağ test edilir ve doğrulanır. Şekil 5.2'de yapay sinir ağının blok diyagramı, Şekil 5.3'te ise test işlemi sonuçları görülmektedir.



Şekil 5.2 Üç katmanlı (7 girişli, 2 çıkışlı) yapay sinir ağının blok diyagramı



Şekil 5.3 Veriseti-1 için test işlemi sonuçları

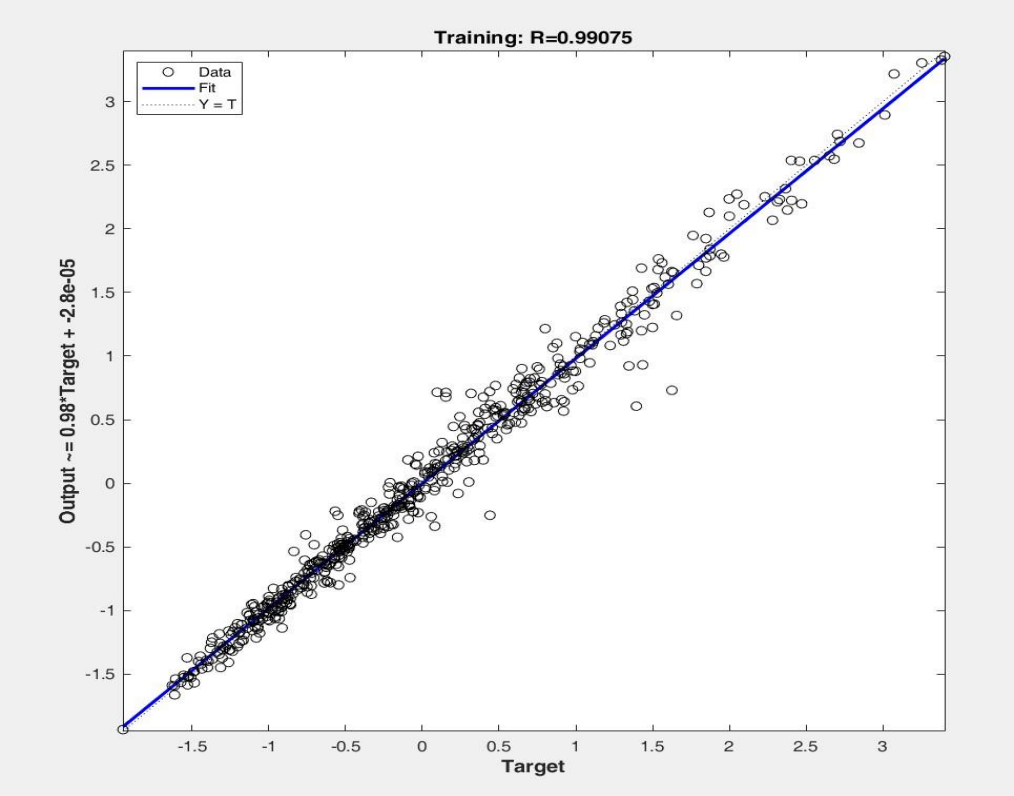
5.1.3 Analiz Sonuçları

Veriseti-1 için normalize edilmiş veriler kullanılarak yapılan analiz sonuçlarında regresyon grafiği, eğitim verisi MSE değeri grafiği, eğitim, test ve doğrulama verisi MSE değeri grafiği, 1. çıktı olan ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı için eğitim verisi ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği ve doğrulama verisi ile gerçek değer

arasındaki ilişki grafiği, 2. çıktı olan ortalama sürtünme basınç düşümü için eğitim verisi ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği ve doğrulama verisi ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği, hata histogramı sırasıyla Şekil 5.4, Şekil 5.5, Şekil 5.6, Şekil 5.7, Şekil 5.8, Şekil 5.9, Şekil 5.10 ve Şekil 5.11'de gösterilmektedir. Ardından normalize edilmemiş veriler (gerçek veriler) ile aynı çıktılara ait grafiklerin eldesi için yeniden kod yazılmıştır ve benzer grafikler elde edilmiştir. Bu grafikler Şekil 5.12- Şekil 5.15 arasında gösterilmiştir.

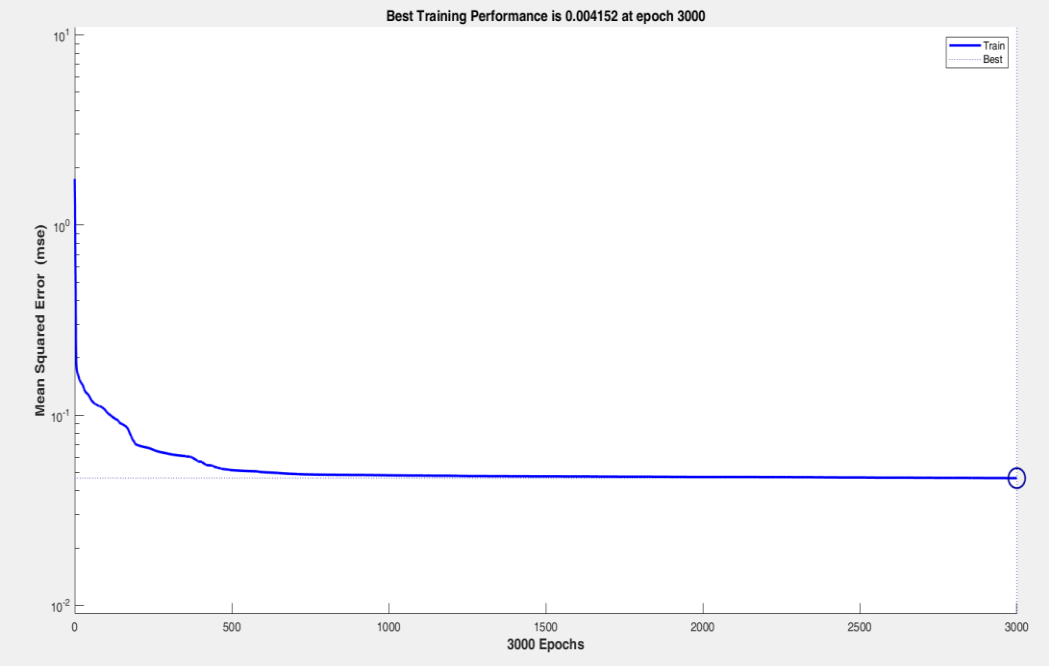
Grafikler, eğitim ve validasyon sırasında her çıktı için gerçek ve tahmin edilen değerleri göstermektedir. Tahminlerin doğruluğunu ölçmek amacıyla ortalama karesel hata (MSE) hesaplanır. Ek olarak, ilişkiyi değerlendirmek için tahmin edilen ve gerçek değerler arasındaki korelasyon katsayısı hesaplanmaktadır.

Korelasyon katsayısı (R^2), gerçek değerler ve tahmin edilen değerler arasındaki doğrusal ilişkinin gücünü ve yönünü yansıtmaktadır. -1'e yakın bir değer ise güçlü bir negatif korelasyonu, 1'e yakın bir değer ise güçlü bir pozitif korelasyonu göstermektedir. 0'a yakın bir değer, zayıf veya hiç korelasyon olmadığını göstermektedir.



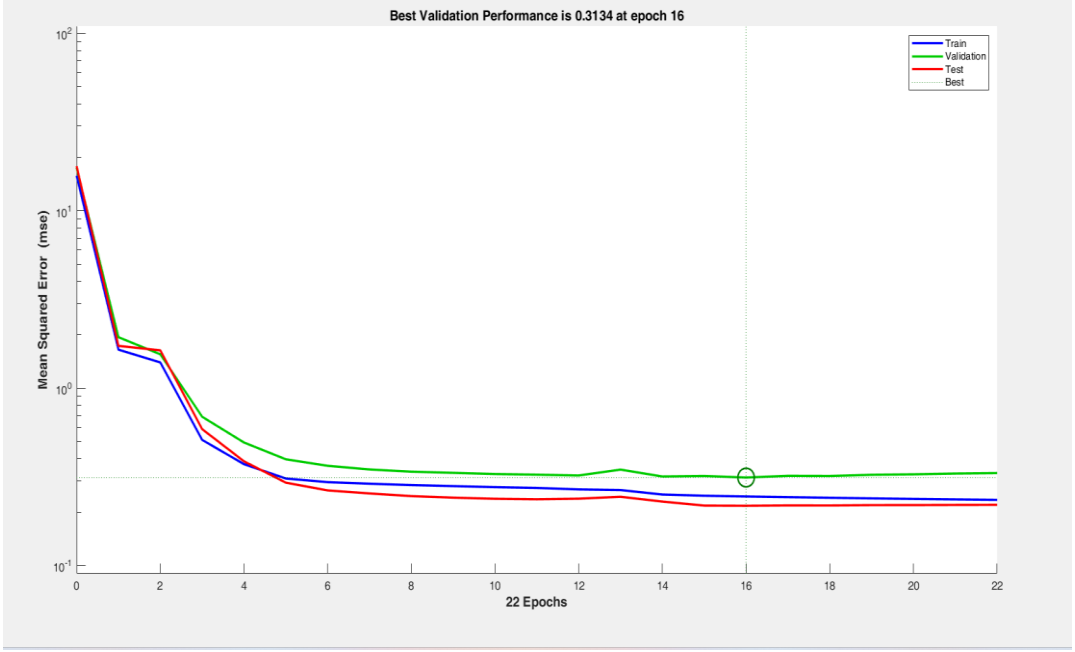
Şekil 5.4 Veriseti-1 'e ait regresyon grafiği

Şekil 5.4'te korelasyon katsayısı (R^2) 0.99075 olarak bulunmuştur. Bu değerin 1'e yakın olması, yapay sinir ağı yöntemiyle elde edilen veriler ile gerçek veriler arasında uyum olduğunu göstermektedir. Korelasyon katsayısı değerinin 1'e çok yakın olması modelin başarılı olduğu anlamına gelmektedir.



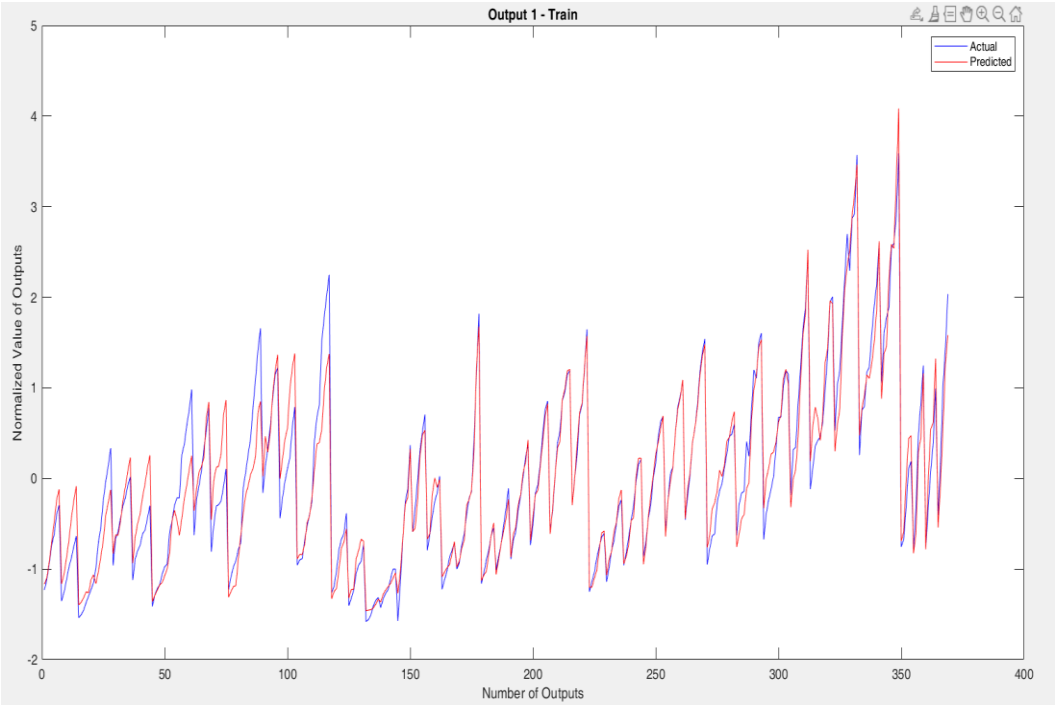
Şekil 5.5 Eğitim verisi MSE değeri grafiği

Şekil 5.5'te eğitim verisine ait MSE değerinin 3000. iterasyonda en düşük değere sahip olduğu ve bu değerin 0,004152 olduğu görülmektedir.

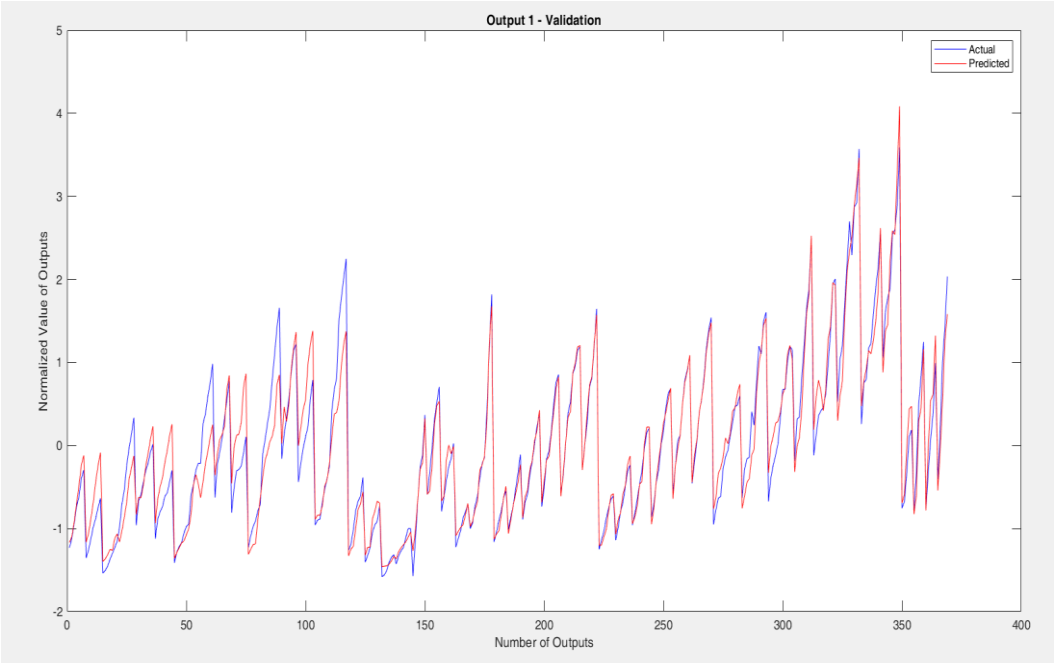


Şekil 5.6 Eğitim, test ve doğrulama verisi MSE değeri grafiği

Şekil 5.6'da modelin iterasyona bağlı performans grafiği görülmekte olup, MSE değeri 0.3134 olarak bulunmuştur. Ağın eğitim süreci 22 iterasyonda tamamlanmış olup, ortalama karesel hata (MSE) değerinin en düşük olduğu değere 16. iterasyonda ulaşılmıştır. MLP algoritmasının eğitim adımında başlangıçta büyük olan MSE değerlerinin artan iterasyonlarla azaldığı görülmektedir. MSE'lerin en düşük değere yaklaşmasıyla optimum performansa ulaşılmış ve MLP ağlarının eğitim aşaması tamamlanmıştır. MSE'lerin sıfıra yakınlığı, geliştirilen MLP ağ modellerinin eğitim aşamalarının mükemmel bir şekilde sonlandırıldığını göstermektedir.

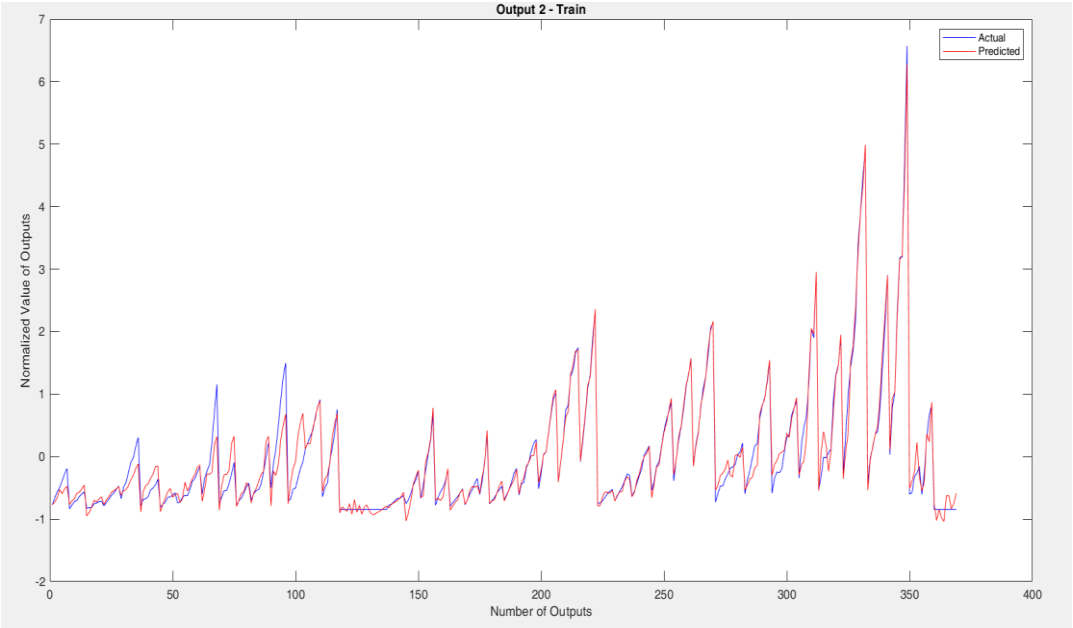


Şekil 5.7 Ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı için eğitim verisi ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği

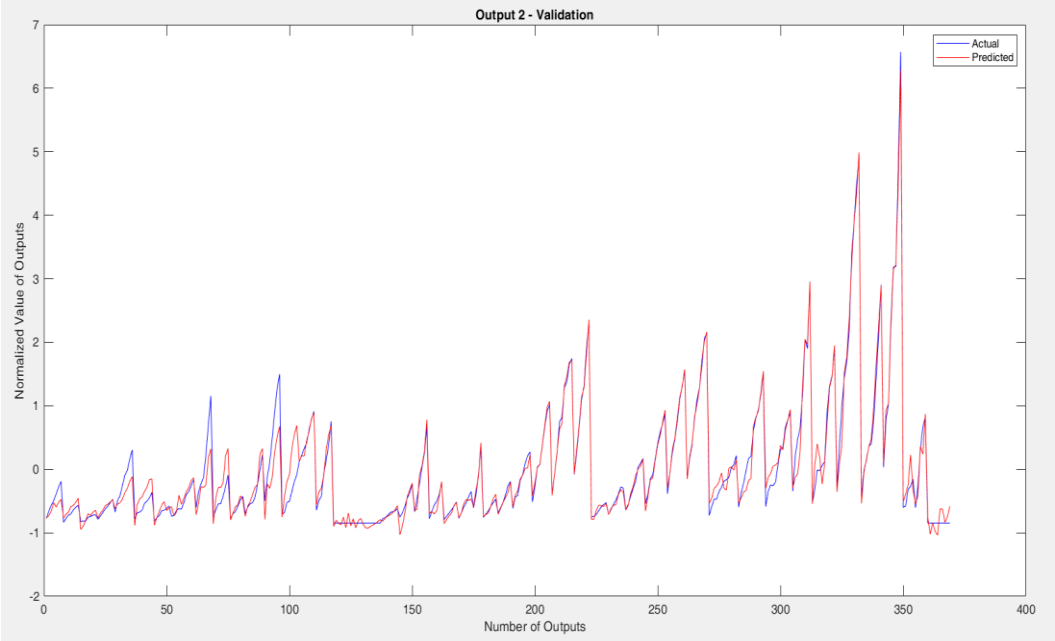


Şekil 5.8 Ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı için doğrulama verisi ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği

Şekil 5.7 ve Şekil 5.8'de ilk çıktı olan ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısına ait eğitim verisi ve doğrulama verisi ile gerçek değer arasındaki ilişkiyi gösteren grafiklerde değerlerin uyumlu olduğu görülmektedir. Gerçek ve tahmin değerlerinin neredeyse üst üste bindiği, farklılıkların çok az olduğu görülmektedir.

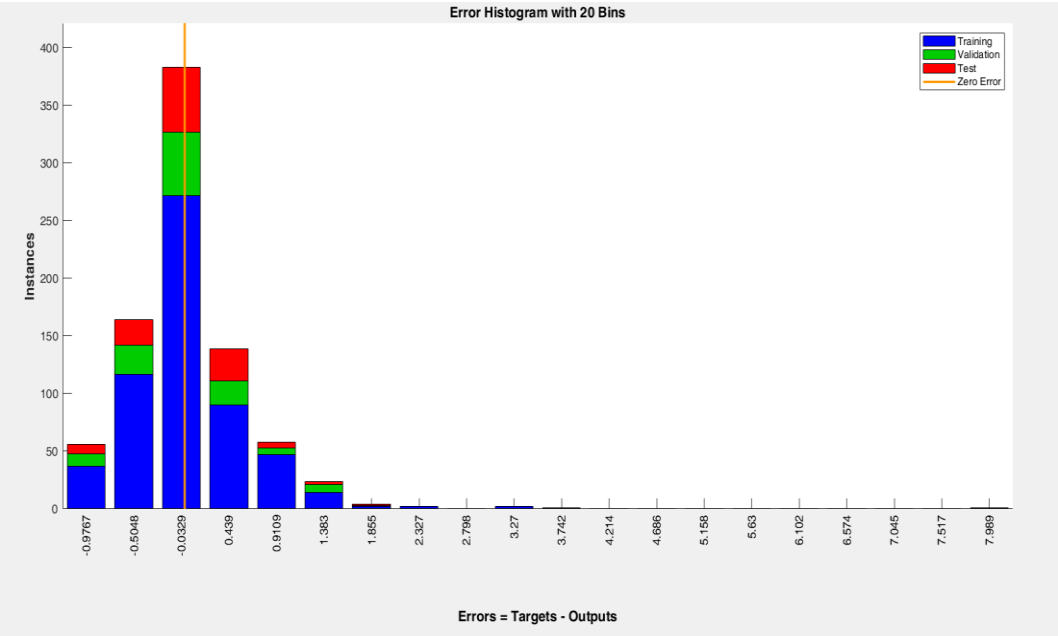


Şekil 5.9 Ortalama sürtünme basınç düşümü için eğitim verisi ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği



Şekil 5.10 Ortalama sürtünme basınç düşümü için doğrulama verisi ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği

Şekil 5.9 ve Şekil 5.10'da ikinci çıktı olan ortalama sürtünme basınç düşümüne ait eğitim verisi ve doğrulama verisi ile gerçek değer arasındaki ilişkiyi gösteren grafiklerde değerlerin uyumlu olduğu görülmektedir. Gerçek ve tahmin değerlerinin neredeyse üst üste bindiği, farklılıkların çok az olduğu görülmektedir.



Şekil 5.11 Veriseti-1'e ait hata histogramı

Şekil 5.11'de yer alan hata histogramı, MSE değerlerinin dağılımının nerede maksimum olduğunu göstermektedir. Zero error (sıfır hata) çizgisinde MSE değeri ''0''dır. Hata histogramı incelendiğinde eğitim, doğrulama ve test veri noktaları için elde edilen hatalar sıfır hata çizgisi üzerinde yer almaktadır. Hataların sayısal değerlerine bakıldığında sıfıra yakın hata değerleri elde edilmiştir. Hata histogramından elde edilen bulgular, yapay sinir ağının eğitim, test ve doğrulama adımının çok düşük hata ve ideal doğrulukla tamamlandığını göstermektedir.

Normalizasyon işlemi yapılarak elde edilen çıktı grafiklerinin, gerçek verilere ait grafiklere dönüştürülmesi için yeniden kod yazılmış ve gerçek çıktı değerlerine ait grafikler elde edilmiştir. Gerçek veri dönüşümü için yazılan kodlar aşağıdaki şekildedir:

```
clc;

clear all;

data = readtable('dataset son.xlsx');

inputs = table2array(data(:, 1:7));

output1 = data.Output1;

output2 = data.Output2;

targets = [output1, output2];

% Normalize olmayan verileri kullanmak için input_data ve output_data'ya orijinal veriler atanır.

input_data = inputs;

output_data = targets;

tidn = input_data';

todn = output_data';

network = newff(minmax(tidn), [15 8 2], {'tansig' 'tansig' 'purelin'}, 'trainlm');

network.trainParam.show = 100;

network.trainParam.lr = 0.01;

network.trainParam.mc = 0.1;
```

```
network.trainParam.epochs = 3000;

network.trainParam.goal = 0;

network.trainParam.min_grad = 1e-10;

network = init(network);

network = train(network, tidn, todn);

ann = sim(network, tidn);

mseValue = mse(tidn', ann');

fprintf('MSE value: %.8f\n', mseValue);

corr_coef = corr(tidn', ann');

fprintf('Correlation Coefficient: %.8f\n', corr_coef);

% Eğitim, test ve doğrulama grafikleri

figure;

plot(output1, 'b');  % Orijinal normalleştirilmemiş hedef değerler kullanılır.

hold on;

plot(ann(1,:) * std(output1) + mean(output1), 'r');  % Tahmin için  normalizasyon tersine çevrilir.

title('Output 1 - Train');

legend('Actual', 'Predicted');

xlabel('Number of Outputs');

ylabel('Original Value of Outputs');

figure;

plot(output2, 'b');  % Orijinal normalleştirilmemiş hedef değerler kullanılır.

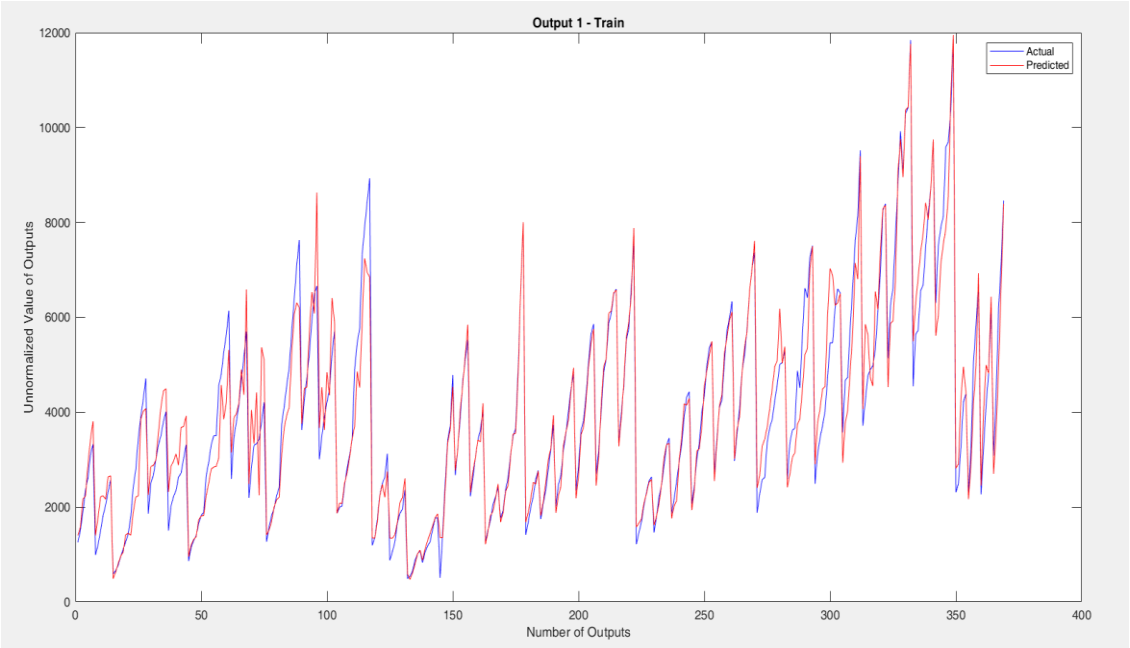
hold on;

plot(ann(2,:) * std(output2) + mean(output2), 'r');  % Tahmin için  normalizasyon tersine çevrilir.

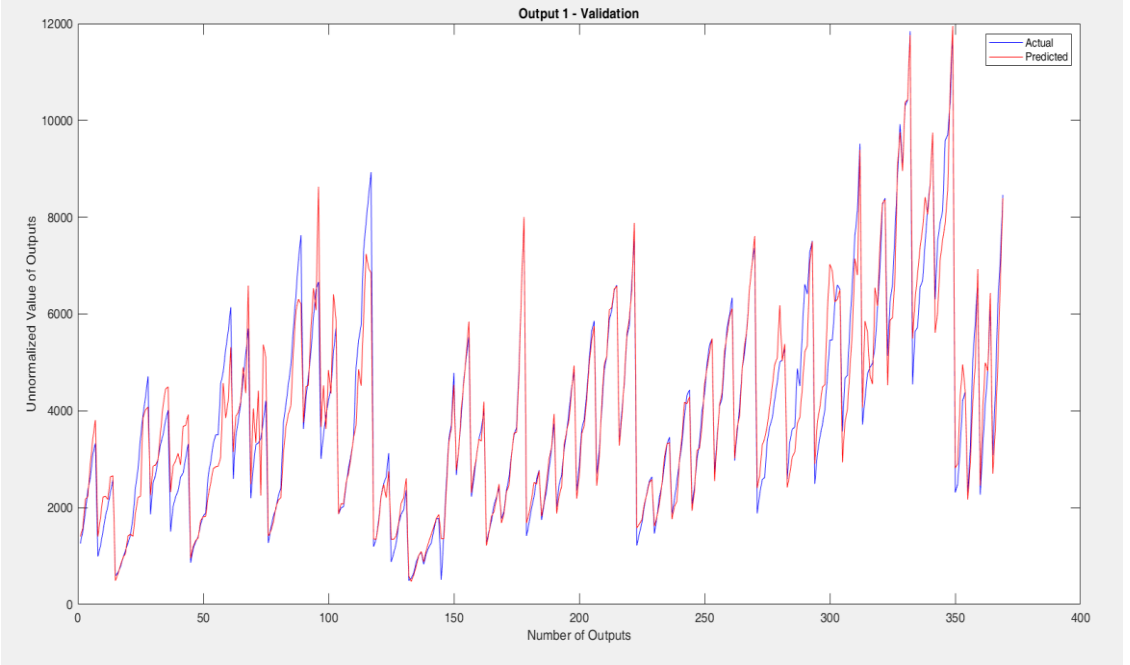
title('Output 2 - Train');

legend('Actual', 'Predicted');
```

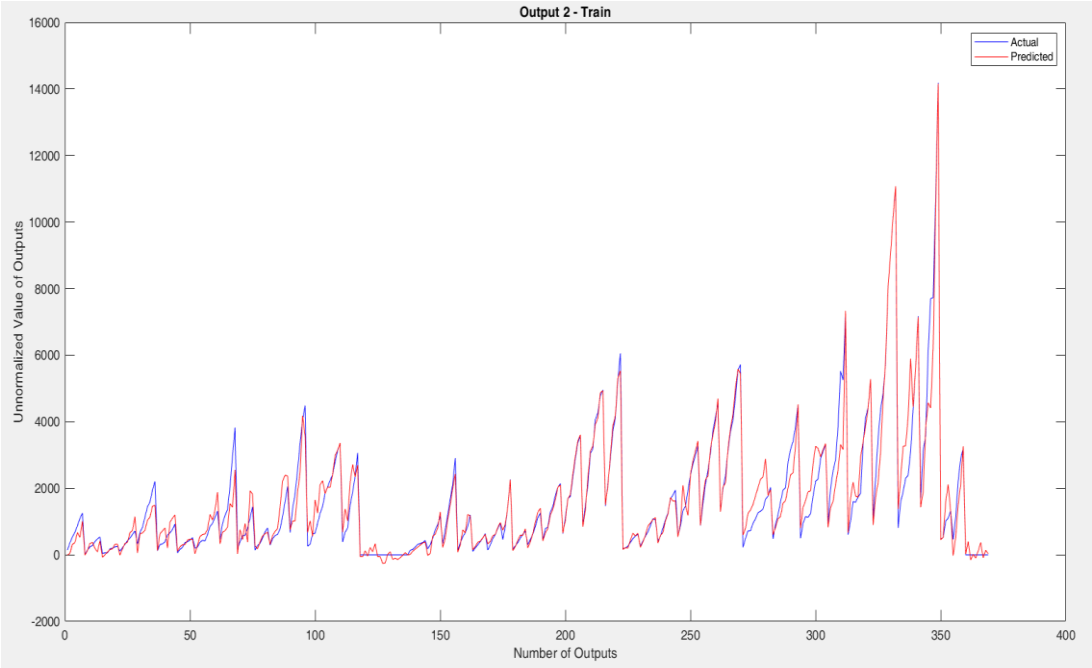
```
xlabel('Number of Outputs');
ylabel('Original Value of Outputs');
% Sinir ağı test edilir
test_ann = sim(network, tidn);
test_mseValue = mse(tidn', test_ann');
fprintf('Test MSE value: %.8f\n', test_mseValue);
% Doğrulama grafikleri
figure;
plot(output1, 'b');  % Orijinal normalleştirilmemiş hedef değerler kullanılır.
hold on;
plot(test_ann(1,:) * std(output1) + mean(output1), 'r');  % Tahmin için normalizasyon tersine çevrilir.
title('Output 1 - Validation');
legend('Actual', 'Predicted');
xlabel('Number of Outputs');
ylabel('Original Value of Outputs');
figure;
plot(output2, 'b');  % Orijinal normalleştirilmemiş hedef değerler kullanılır .
hold on;
plot(test_ann(2,:) * std(output2) + mean(output2), 'r');  % Tahmin için normalizasyon tersine çevrilir.
title('Output 2 - Validation');
legend('Actual', 'Predicted');
xlabel('Number of Outputs');
ylabel('Original Value of Outputs');
predictedoutput1=ann(1,:) * std(output1) + mean(output1);
predictedoutput2=ann(2,:) * std(output2) + mean(output2);
```



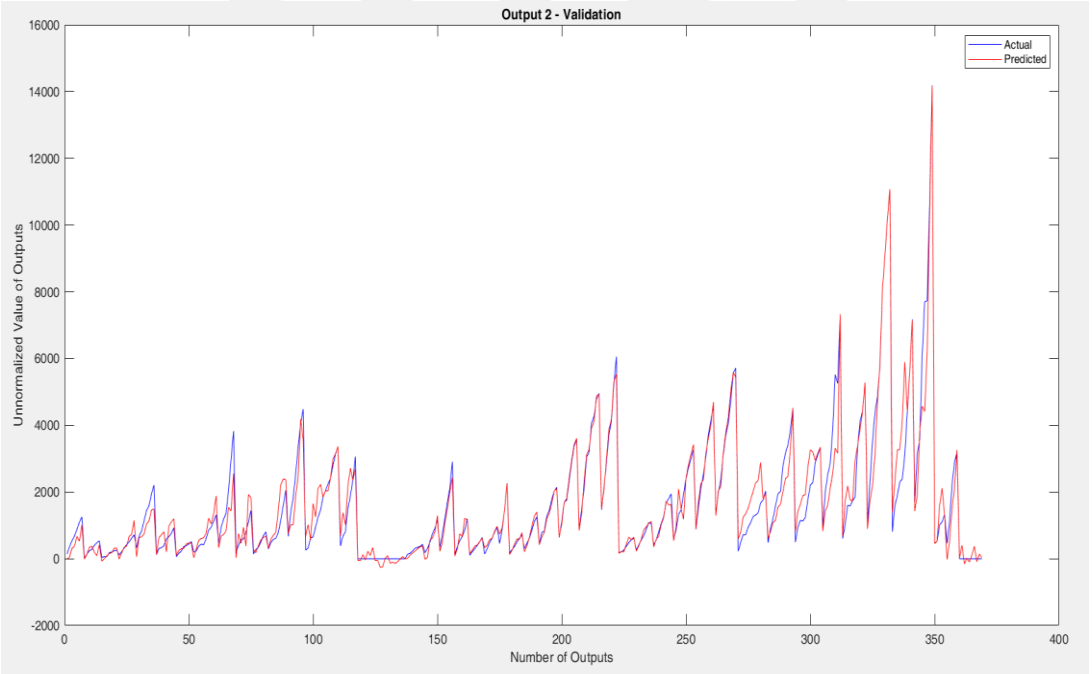
Şekil 5.12 Ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı için eğitim verisi ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (Normalize edilmemiş verilerle)



Şekil 5.13 Ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı için doğrulama verisi ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (Normalize edilmemiş verilerle)



Şekil 5.14 Ortalama sürtünme basınç düşümü için eğitim verisi ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (Normalize edilmemiş verilerle)



Şekil 5.15 Ortalama sürtünme basınç düşümü için doğrulama verisi ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (Normalize edilmemiş verilerle)

Şekil 5.12 ve Şekil 5.13'te normalize edilmemiş veriler kullanılarak ilk çıktı olan ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı için eğitim ve doğrulama verisi ile gerçek değer arasındaki ilişki grafikleri gösterilmektedir. Şekil 5.14 ve Şekil 5.15'te

normalize edilmemiş veriler kullanılarak ikinci çıktı olan ortalama sürtünme basınç düşümü için eğitim ve doğrulama verisi ile gerçek değer arasındaki ilişki grafikleri gösterilmektedir. Tüm grafiklerde değerlerin uyumlu olduğu görülmektedir. Gerçek ve tahmin değerlerinin neredeyse üst üste bindiği, farklılıkların çok az olduğu görülmektedir.

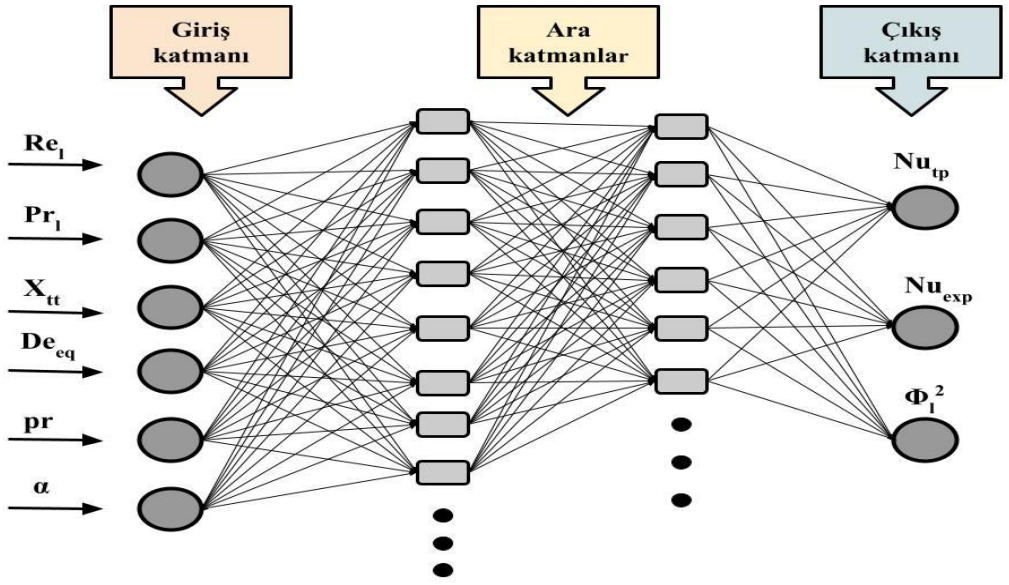
5.2 Boyutsuz Veriseti-2 için Yapay Sinir Ağları ile Analiz

Veriseti-2 için yapılan YSA analizinde öncelikle model oluşturulmuş, ardından modelin eğitim, test ve doğrulama işlemleri gerçekleştirilmiş ve son olarak analiz sonuçları grafiklerle gösterilmiştir**.**

5.2.1 Modelin Oluşturulması

İkinci analiz 2. veri seti kullanılarak yapılmıştır. İkinci veri seti 6 giriş ve 3 çıkışa sahip olup, toplam 282 satırdan oluşmaktadır. İkinci veri seti için toplamda 2538 veri elde edilmiştir.

Toplam 2538 adet verinin %70'i "eğitim" ve %30'u "test" için kullanılmak üzere rassal bir şekilde ayrıştırılmıştır. Sonrasında veriler 0 ve 1 arasında olacak şekilde min-max normalizasyon işlemi uygulanmıştır. Şekil 5.16'da Veriseti-2 için oluşturulan MLP ağ modeli yer almaktadır.



Şekil 5.16 Veriseti-2 için oluşturulan MLP ağ modeli

Çok Katmanlı Algılayıcılar (MLP) modeli kullanılarak eğitim fonksiyonları, transfer fonksiyonları, gizli katman sayıları, nöron sayıları, öğrenme oranları, iterasyon sayıları, momentum katsayıları değiştirilerek çeşitli denemeler yapılmış olup, en iyi Ortalama Kare Hatası (MSE) değerini veren model seçilmiştir. Ardından test işlemlerine geçilmiştir. Problemin çözümü için Matlab (R2021a) programı kullanılmıştır. İşlemler ortalama 6 kez tekrarlanmış ve en iyi çözümde bir gelişme olmadığı zaman var olan en iyi çözüm, en uygun çözüm olarak belirlenmiştir. Tablo 5.2'de MLP ağı ile yapılan denemelere yer verilmiştir.

Tablo 5.2 Veriseti-2 için MLP ağı ile yapılan denemeler

Deneme Numarası	Katman ve Nöronlar	Transfer Fonksiyonu	Eğitim Fonksiyonu	Max. Epochs	Öğrenme Oranı	Momentum Katsayısı	MSE
1	[5 3]	Tansig - Logsig	trainlm	500	0.05	0.1	0.06460
2	[5 3]	Tansig - Logsig	trainlm	1000	0.05	0.1	0.06342
3	[5 3]	Tansig - Logsig	trainlm	2000	0.05	0.1	0.06242
4	[5 3]	Tansig - Logsig	trainlm	3000	0.05	0.1	0.06289
5	[5 3]	Tansig - Logsig	trainlm	5000	0.05	0.1	0.06295
6	[5 3]	Tansig - Purelin	trainlm	500	0.05	0.1	0.02654
7	[5 3]	Tansig - Purelin	trainlm	1000	0.05	0.1	0.02465
8	[5 3]	Tansig - Purelin	trainlm	2000	0.05	0.1	0.02365
9	[5 3]	Tansig - Purelin	trainlm	3000	0.05	0.1	0.02354
10	[5 3]	Tansig - Purelin	trainlm	5000	0.05	0.1	0.02370
11	[5 3]	Tansig - Tansig	trainlm	500	0.05	0.1	0.03872
12	[5 3]	Tansig - Tansig	trainlm	1000	0.05	0.1	0.03826

Tablo 5.2 Veriseti-2 için MLP ağı ile yapılan denemeler (devamı)

Deneme Numarası	Katman ve Nöronlar	Transfer Fonksiyonu	Eğitim Fonksiyonu	Max. Epochs	Öğrenme Oranı	Momentum Katsayısı	MSE
13	[5 3]	Tansig - Tansig	trainlm	2000	0.05	0.1	0.03768
14	[5 3]	Tansig - Tansig	trainlm	3000	0.05	0.1	0.03501
15	[5 3]	Tansig - Tansig	trainlm	5000	0.05	0.1	0.03603
16	[15 8 3]	Tansig-Tansig-Purelin	trainlm	500	0.01	0.1	0.00369
17	[15 8 3]	Tansig-Tansig-Purelin	trainlm	1000	0.01	0.1	0.00367
18	[15 8 3]	Tansig-Tansig-Purelin	trainlm	2000	0.01	0.1	0.00348
19	**[15 8 3]**	**Tansig-Tansig-Purelin**	**trainlm**	**3000**	**0.01**	**0.1**	**0.00270**
20	[15 8 3]	Tansig-Tansig-Purelin	trainlm	5000	0.01	0.1	0.00314
21	[15 12 8 3]	Logsig-Tansig-Tansig-Tansig	trainlm	500	0.01	0.1	0.02796
22	[15 12 8 3]	Logsig-Tansig-Tansig-Tansig	trainlm	1000	0.01	0.1	0.02791
23	[15 12 8 3]	Logsig-Tansig-Tansig-Tansig	trainlm	2000	0.01	0.1	0.02715
24	[15 12 8 3]	Logsig-Tansig-Tansig-Tansig	trainlm	3000	0.01	0.1	0.02714
25	[15 12 8 3]	Logsig-Tansig-Tansig-Tansig	trainlm	5000	0.01	0.1	0.02720

Tablo 5.2 Veriseti-2 için MLP ağı ile yapılan denemeler (devamı)

Deneme Numarası	Katman ve Nöronlar	Transfer Fonksiyonu	Eğitim Fonksiyonu	Max. Epochs	Öğrenme Oranı	Momentum Katsayısı	MSE
26	[15 8 3]	Tansig-Tansig-Purelin	traingd	3000	0.01	0.1	0.03869
27	[15 8 3]	Tansig-Tansig-Purelin	traingdx	3000	0.01	0.1	0.02089
28	[15 8 3]	Tansig-Tansig-Purelin	traingdm	3000	0.01	0.1	0.03891
29	[15 8 3]	Tansig-Tansig-Purelin	traingda	3000	0.01	0.1	0.02107

İlk katmanda 5 nöron ve ikinci katman olan çıkış katmanında ise 3 nöron olarak denemelere başlanmıştır. Öncelikle transfer fonksiyonu ‘’Tansig-Logsig’’ olarak alınmıştır. Öğrenme algoritması ise “trainlm” olarak seçilmiştir ve öğrenme oranı 0,05 olarak alınmıştır. Denemelerde iterasyon (epoch) sayısı değiştirilerek en uygun değer bulunmaya çalışılmıştır. 500, 1000, 2000, 3000 ve 5000 iterasyon ile denemeler yapılmıştır.

Sonrasında diğer parametreler sabit tutularak transfer fonksiyonu ’Tansig-Purelin’’ olarak alınmış ve denemeler yapılmıştır. Sonuçların daha iyi yani MSE değerlerinin daha düşük olduğu gözlenmiştir. Çalıştırılan ağların sonuçları incelendiğinde 3000 iterasyonda daha iyi sonuçlar elde edildiği görülmüştür. Ardından ‘’Tansig-Tansig’’ transfer fonksiyonu ile aynı işlemler tekrar edilmiştir fakat daha iyi sonuçlar alınmamıştır.

Sonrasında gizli katman sayısı ve gizli katman nöron sayıları artırılarak [15 8 3] yapılmış ve “Tansig-Tansig-Purelin” transfer fonksiyonu kullanılarak denemeler yapılmıştır. Öğrenme oranı değiştirilmiş ve öğrenme oranı 0,01 alındığında MSE değerlerinin düştüğü görülmüş ve 3000 iterasyon ile çalıştırılan ağda MSE değeri

0.00270 ile en iyi sonuca ulaşılmıştır. Düşük öğrenme oranlarında ağın daha iyi eğitildiği gözlemlenmiştir.

Gizli katman nöron sayısı artırılarak ve transfer fonksiyonları değiştirilerek denemelere devam edilmiştir. [15 12 8 3] kombinasyonu ile 3 gizli katman ve 1 çıkış katmanı olan, transfer fonksiyonları "Logsig-Tansig-Tansig-Tansig" ve 0,01 öğrenme oranına sahip model; 500, 1000, 2000, 3000 ve 5000 iterasyonda çalıştırılarak denemeler yapılmıştır. Değişen katman sayısı, nöron sayısı ve transfer fonksiyonları ile daha iyi sonuçlar elde edilmemiştir. Aksine MSE değerinin kötüleştiği gözlemlenmiştir.

Son olarak bulunan en iyi ağda eğitim fonksiyonunun değişimi gözlemlenmiş olup traingd, traingdx, traingdm ve traingda eğitim fonksiyonları denenmiş olup sonuçların daha iyi olmadığı tespit edilmiştir (26, 27, 28 ve 29. deneme). Yine eğitim fonksiyonları değiştirilince de ağın daha iyi sonuçlar vermediği görülmüştür. Bu sebeple 19. denemede katman ve nöron sayısı [15 8 3] ve "Tansig-Tansig-Purelin" transfer fonksiyonunda, ''trainlm''öğrenme algoritmasında, 0,01 öğrenme oranında ve 3000 iterasyonda MSE değeri **0.00270** ile en iyi sonuca ulaşıldığı görülmektedir.

5.2.2 Modelin Eğitim, Test ve Doğrulama İşlemleri

Yapay sinir ağlarının eğitimi için eğitim verileri 6 girdili ve 3 çıktılı olacak şekilde "inputs", "output1", ''output2'' ve ''output3'' değişkenlerine atanmıştır. Matlab programı verileri satır bazlı değerlendirdiğinden "inputs", "output1", ''output2'' ve ''output3'' değişkenlerinin transpozu alınmıştır.

Analiz için yazılan kodlar aşağıdaki şekildedir:

```
clc;

clear all;

% Excel dosyasından verilerin okunması

data = readtable('dataset son.xlsx', 'Sheet', 'Tüm veriler 2');

% Girdi verilerini ayırma

inputs = table2array(data(:, 2:7));
```

```
% Hedef verilerin elde edilmesi

output1 = data.Output1;

output2 = data.Output2;

output3 = data.Output3;

targets= [output1, output2, output3];

% Veri normalizasyonu

input_data_normalized = normalize(inputs);

output_data_normalized = normalize(targets);

% Normalize edilmiş giriş ve çıkış değerlerinin transpoze edilmesi

tidn=input_data_normalized';

todn=output_data_normalized';

% Ağ mimarisinin tanımlanması

input_layer_size = size(input_data_normalized, 2);

hidden_layer_size = 10;

output_layer_size = size(output_data_normalized, 2);

% Katmanlar için transfer fonksiyonlarının kurulması

net.layers{1}.transferFcn = 'tansig'; % Hidden layer transfer function (logistic/sigmoid)

net.layers{2}.transferFcn = 'purelin'; % Output layer transfer function (linear)
```

Sonrasında aşağıdaki kod ile 3 katmanlı bir ağ oluşturulmuştur. Problemde 6 elemanlı bir giriş vektörü vardır. İlk katmanda 15 nöron, ikinci katmanda 8 nöron ve çıkış katmanında ise 3 nöron vardır.

```
network=newff(minmax(tidn),[15 8 3],{'tansig' 'tansig' 'purelin'},'trainlm');

% İterasyon sayısı, öğrenme oranı ve momentum katsayısının ayarlanması

network.trainParam.show=100;

network.trainParam.lr=0.01;

network.trainParam.mc=0.1;
```

```
network.trainParam.epochs=3000;
network.trainParam.goal=0;
network.trainParam.min_grad=1e-10;
% Eğitim parametrelerinin ayarlanması
net.trainParam.epochs = max_epochs;
net.trainParam.lr = learning_rate;
net.trainParam.mc = momentum_coefficient;
```

Ağın başlatılması için aşağıdaki komut kullanılmıştır.

```
% Sinir ağının başlatılması
 network=init(network);
% Sinir ağının eğitilmesi
network=train(network,tidn,todn);
```

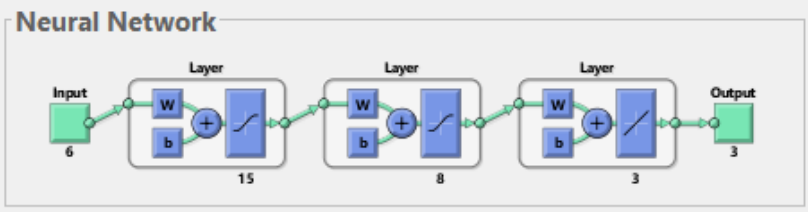
Tasarlanan ağın eğitilip eğitilmediğini anlamak için ağın simülasyonu yapılmıştır.

```
% Eğitim verileri üzerinden sinir ağının simüle edilmesi
ann=sim(network,tidn);
% Ortalama karesel hatanın hesaplanması (MSE)
mse = mean((predicted_output_normalized - output_data_normalized').^2);
tttt = mse';
mseValue = mse(tidn', ann');
% Sonuçların gösterilmesi
fprintf('Number of Epochs: %d\n', net.trainParam.epochs);
fprintf('Learning Rate: %.4f\n', net.trainParam.lr);
fprintf('Momentum Coefficient: %.4f\n', net.trainParam.mc);
fprintf('Mean Squared Error (MSE): %.8f\n', mse);
% Eğitim, test ve doğrulama grafikleri
figure;
```

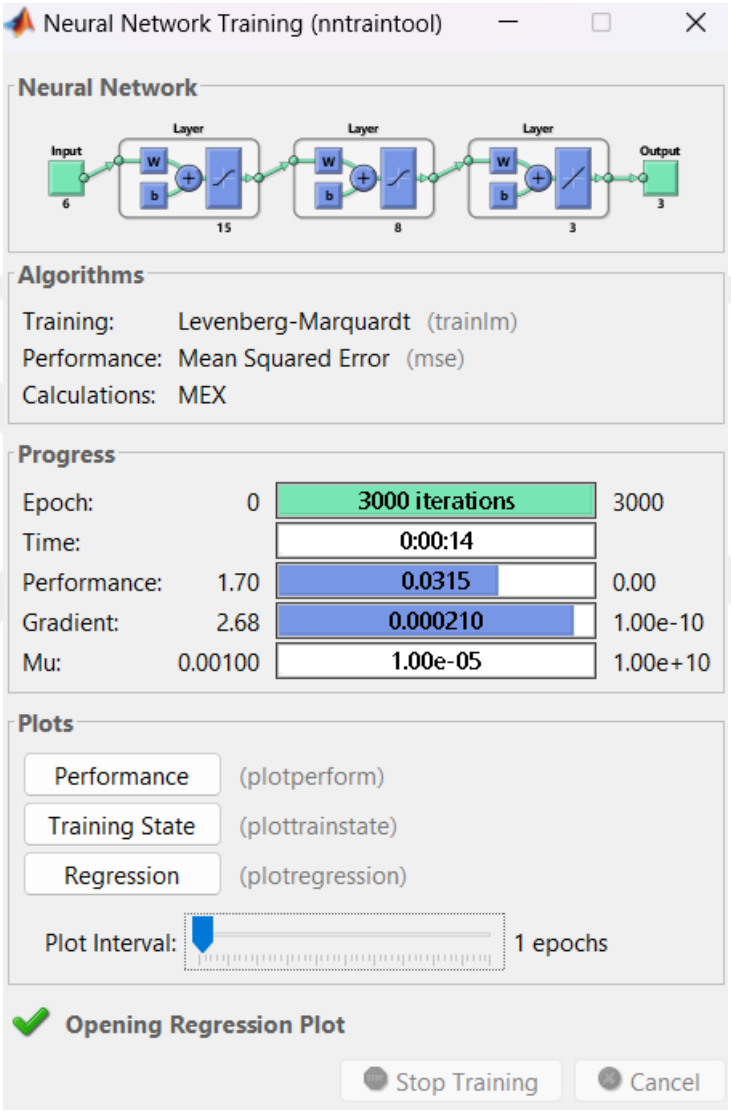
```
plot(todn(1,:),'b');
hold on;
plot(ann(1,:),'r');
title('Output 1 - Train');
legend('Actual','Predicted');
figure;
plot(todn(2,:),'b');
hold on;
plot(ann(2,:),'r');
title('Output 2 - Train');
legend('Actual','Predicted');
figure;
plot(todn(3,:), 'b');
hold on;
plot(ann(3,:), 'r');
title('Output 3 - Train');
legend('Actual', 'Predicted');
% Sinir ağının test edilmesi
test_ann = sim(network, tidn);
test_mseValue = mse(tidn', test_ann');
fprintf('Test MSE value: %.8f\n', test_mseValue);
% Doğrulama Grafikleri
figure;
plot(todn(1,:),'b');
hold on;
plot(test_ann(1,:),'r');
```

```
title('Output 1 - Validation');
legend('Actual','Predicted');
figure;
plot(todn(2,:),'b');
hold on;
plot(test_ann(2,:),'r');
title('Output 2 - Validation');
legend('Actual','Predicted');
figure;
plot(todn(3,:), 'b');
hold on;
plot(ann(3,:), 'r');
title('Output 3 - Train');
legend('Actual', 'Predicted');
 % Korelasyon Katsayısının Belirlenmesi
corr_coef = corr(tidn', ann');
fprintf('Correlation Coefficient: %.8f\n', corr_coef);
```

Yazılan kod, veri kümesini kullanarak bir ileri beslemeli sinir ağını (MLP) eğitmekte ve çıktıları tahmin etmektedir. Ağ mimarisi 6 nöronlu bir giriş katmanı, 15 ve 8 nöronlu iki gizli katman ve 3 nöronlu bir çıkış katmanından oluşmaktadır. Kullanılan aktivasyon fonksiyonları, gizli katmanlar için 'tansig' (hiperbolik teğet) ve çıkış katmanı için 'purelin'dir (doğrusal). Ağın eğitimi sonrası, veri kümesi kullanımıyla ağ test edilir ve doğrulanır. Şekil 5.17'da yapay sinir ağının blok diyagramı, Şekil 5.18'de ise test işlemi sonuçları görülmektedir.



Şekil 5.17 Üç katmanlı (6 girişli, 3 çıkışlı) yapay sinir ağının blok diyagramı

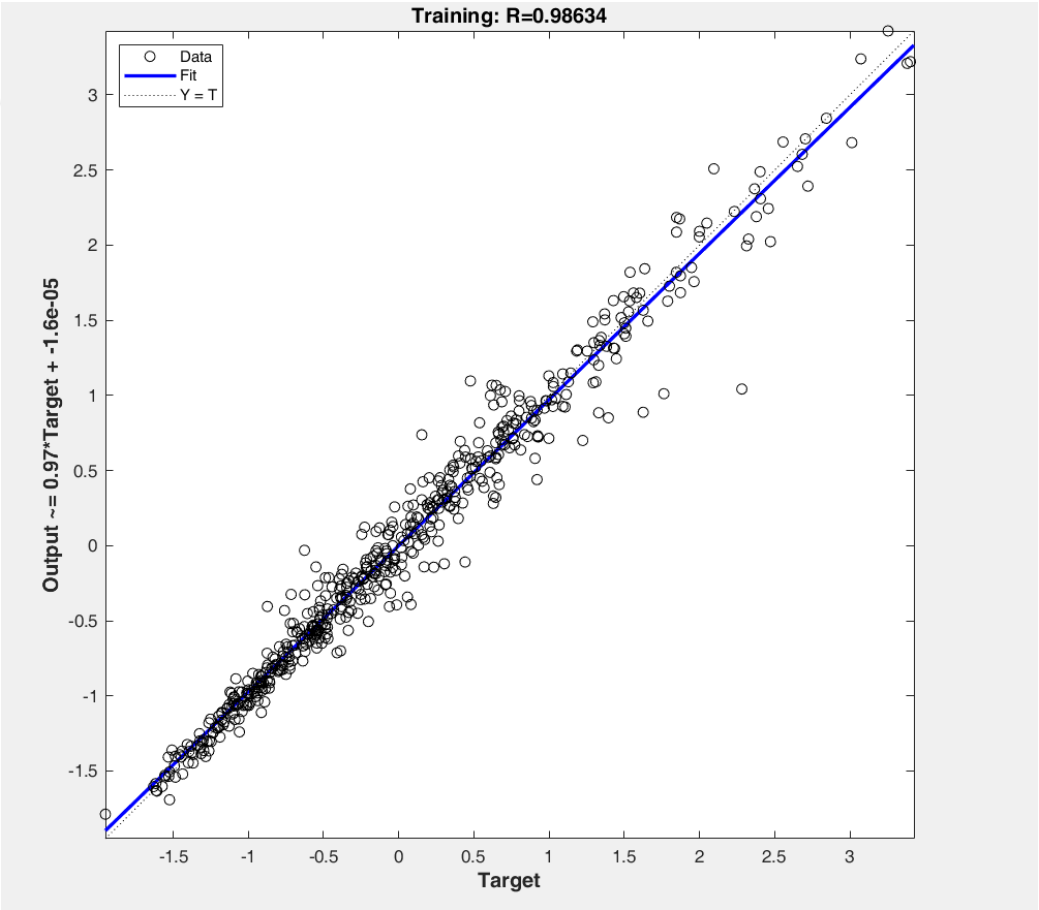


Şekil 5.18 Veriseti-2 için test işlemi sonuçları

5.2.3 Analiz Sonuçları

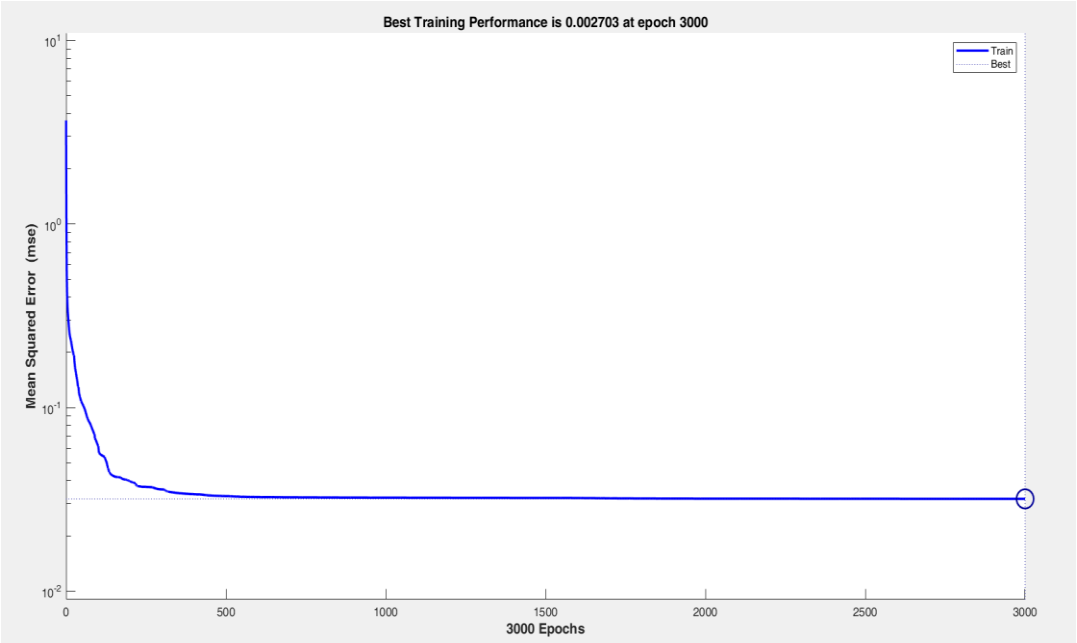
Veriseti-2 için normalize edilmiş ve normalize edilmeyen veriler kullanılarak yapılan analiz sonuçlarında regresyon grafiği, eğitim verisi MSE değeri grafiği, eğitim, test ve doğrulama verisi MSE değeri grafiği, 1. çıktı olan iki fazlı Nusselt sayısı için eğitim verisi ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği ve doğrulama verisi

ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği, 2. çıktı olan deneysel iki fazlı Nusselt sayısı için eğitim verisi ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği ve doğrulama verisi ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği, 3. çıktı olan iki fazlı sürtünme basınç gradyanı çarpanı için eğitim verisi ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği ve doğrulama verisi ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği, hata histogramı sırasıyla hata histogramı sırasıyla Şekil 5.19-Şekil 5.28 arasında gösterilmektedir. Ardından normalize edilmemiş veriler (gerçek veriler) ile aynı çıktılara ait grafiklerin eldesi için yeniden kod yazılmıştır ve benzer grafikler elde edilmiştir. Bu grafikler Şekil 5.29- Şekil 5.34 arasında gösterilmiştir.



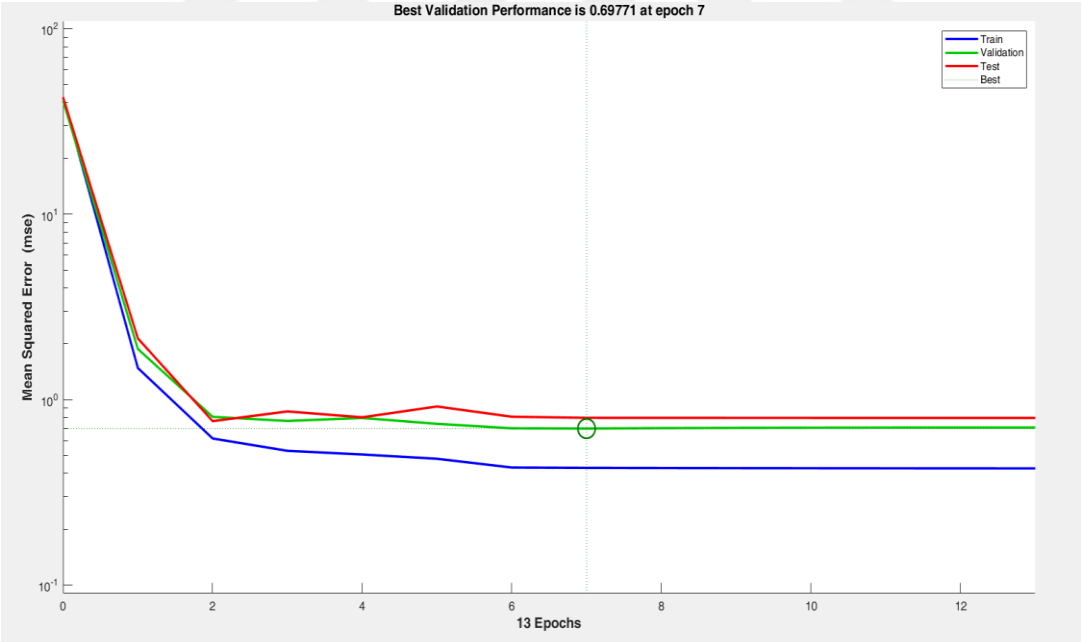
Şekil 5.19 Veriseti-2'ye ait regresyon grafiği

Şekil 5.19'da korelasyon katsayısı (R^2) 0.98638 olarak bulunmuştur. Bu değerin 1'e yakın olması, yapay sinir ağı yöntemiyle elde edilen veriler ile gerçek veriler arasında uyum olduğunu göstermektedir.



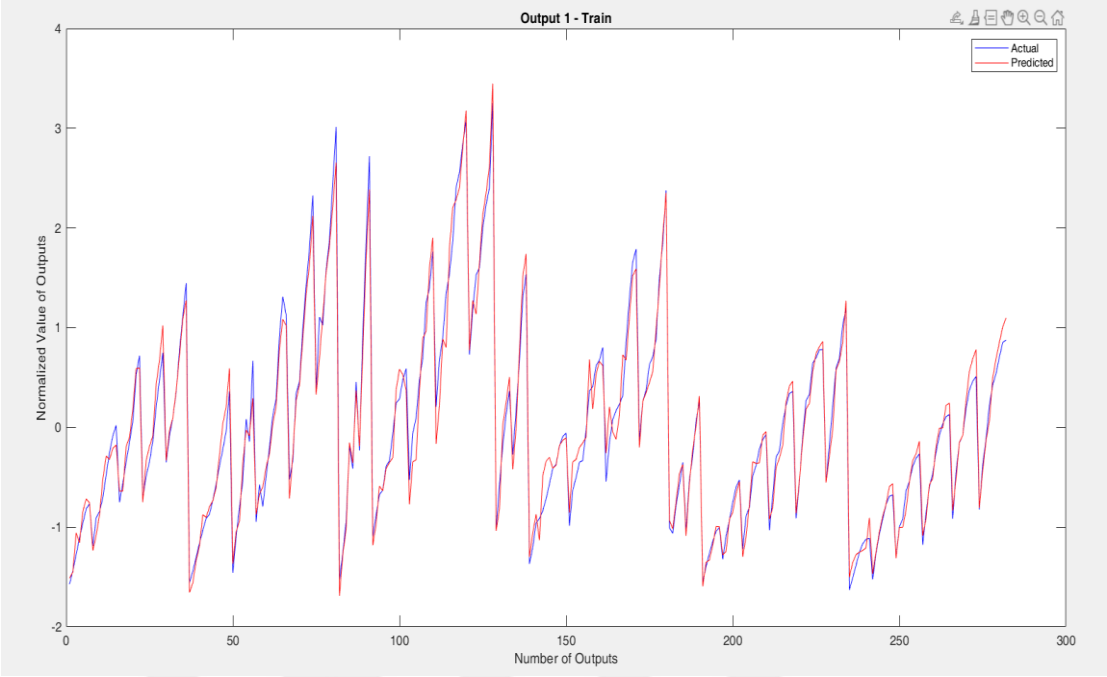
Şekil 5.20 Eğitim verisi MSE değeri grafiği

Şekil 5.20'de eğitim verisine ait MSE değerinin 3000. iterasyonda en düşük değere sahip olduğu ve bu değerin 0,002703 olduğu görülmektedir.

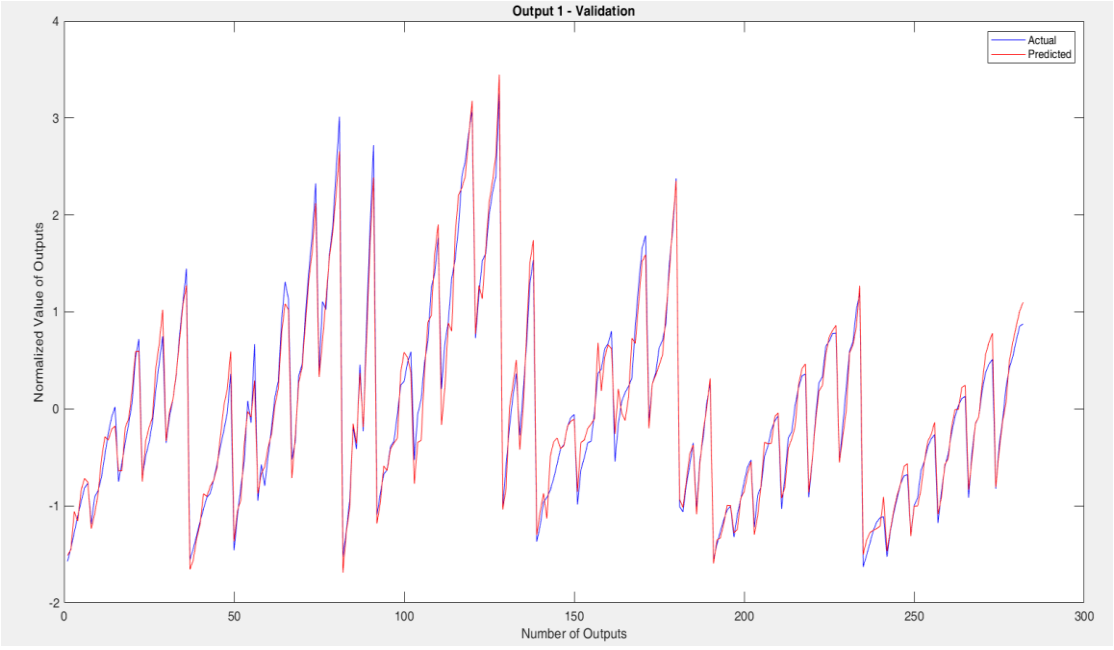


Şekil 5.21 Eğitim, test ve doğrulama verisi MSE değeri grafiği

Şekil 5.21'de modelin iterasyona bağlı performans grafiği görülmekte olup, MSE değeri 0.69771 olarak bulunmuştur. Ağın eğitim süreci 13 iterasyonda tamamlanmış olup, ortalama karesel hata (MSE) değerinin en düşük olduğu değere 7. iterasyonda ulaşılmıştır.

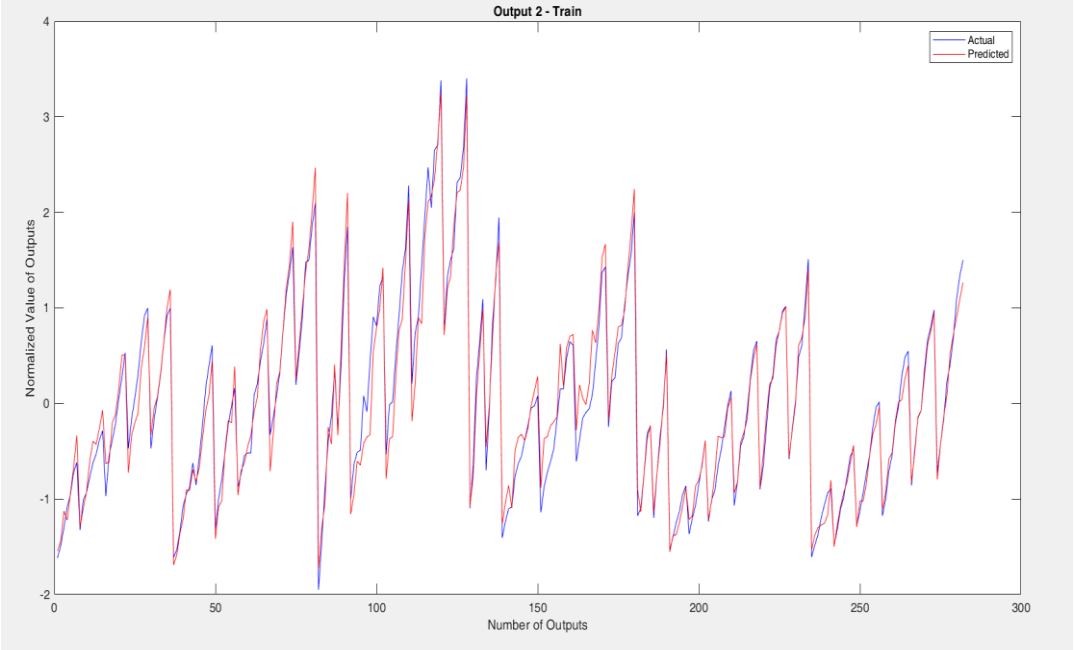


Şekil 5.22 İki fazlı Nusselt sayısı için eğitim verisi ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği

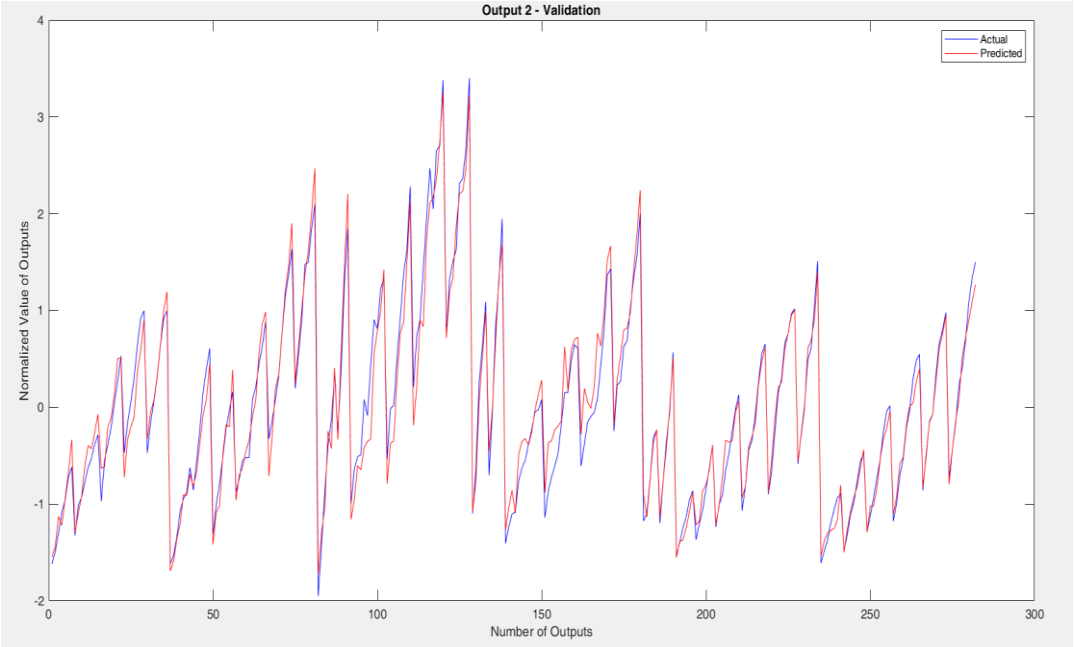


Şekil 5.23 İki fazlı Nusselt sayısı için doğrulama verisi ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği

Şekil 5.22 ve Şekil 5.23'te ilk çıktı olan iki fazlı Nusselt sayısı ait eğitim verisi ve doğrulama verisi ile gerçek değer arasındaki ilişkiyi gösteren grafiklerdeki değerlerin uyumlu olduğu görülmektedir. Gerçek ve tahmin değerlerinin neredeyse üst üste bindiği, farklılıkların çok az olduğu görülmektedir.

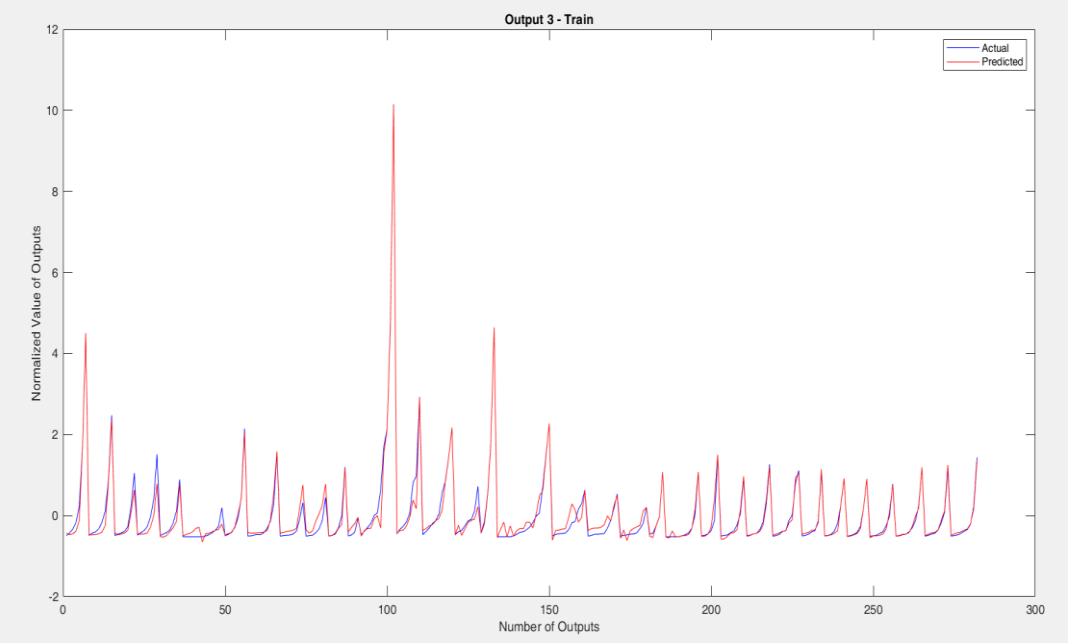


Şekil 5.24 Deneysel iki fazlı Nusselt sayısı için eğitim verisi ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği

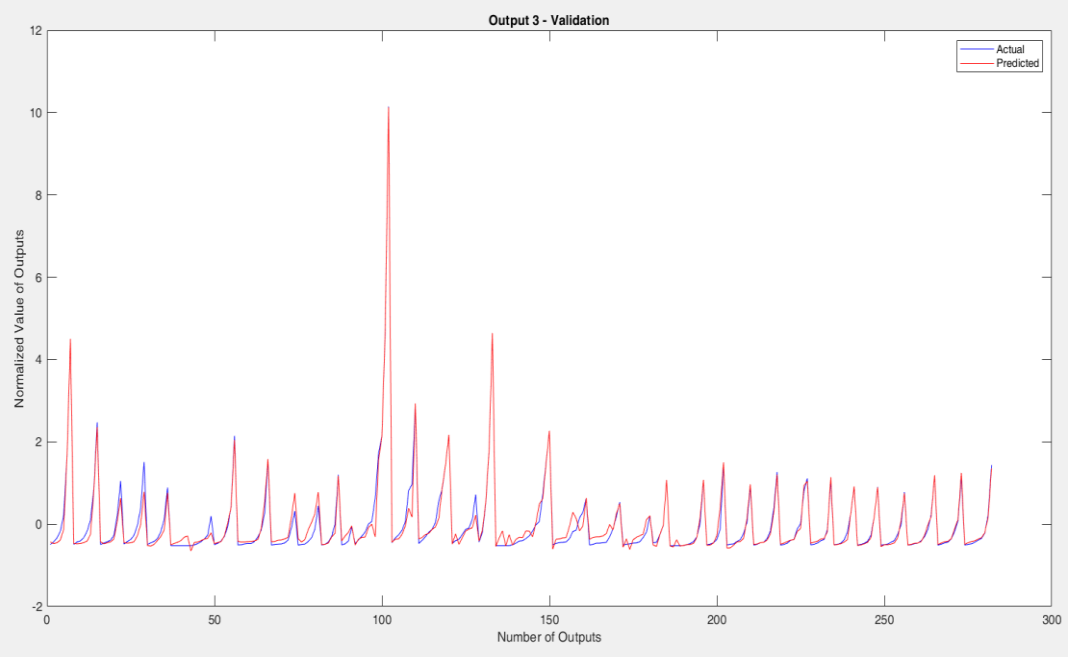


Şekil 5.25 Deneysel iki fazlı Nusselt sayısı için doğrulama verisi ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği

Şekil 5.24 ve Şekil 5.25'te ikinci çıktı olan deneysel iki fazlı Nusselt sayısına ait eğitim verisi ve doğrulama verisi ile gerçek değer arasındaki ilişkiyi gösteren grafiklerdeki değerlerin uyumlu olduğu görülmektedir. Gerçek ve tahmin değerlerinin neredeyse üst üste bindiği, farklılıkların çok az olduğu görülmektedir.

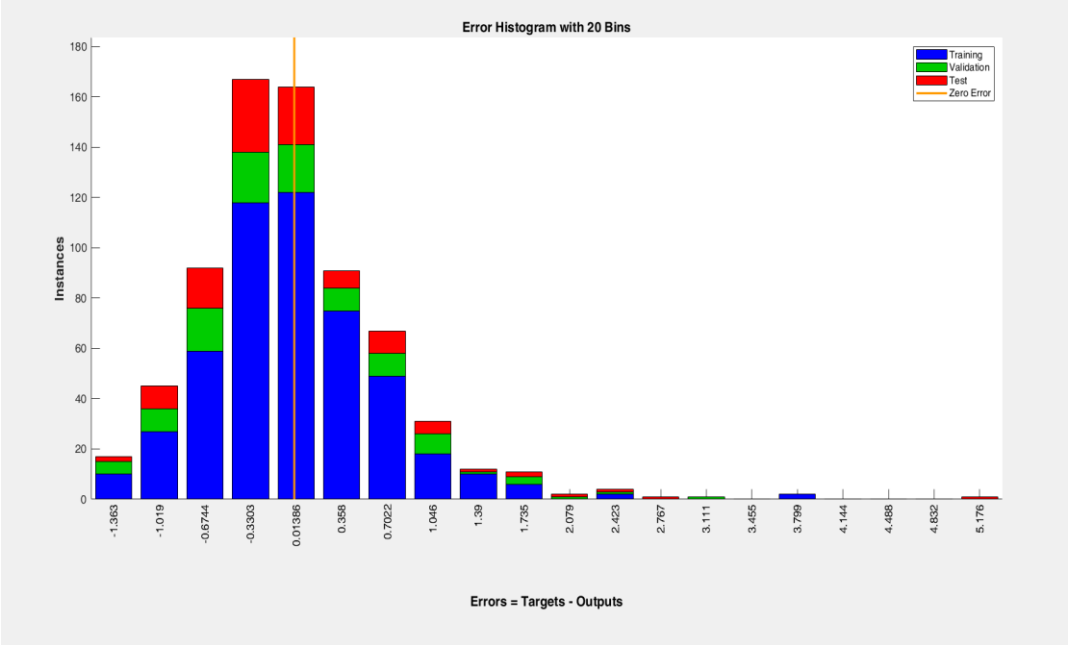


Şekil 5.26 İki fazlı sürtünme basınç gradyanı çarpanı için eğitim verisi ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği



Şekil 5.27 İki fazlı sürtünme basınç gradyanı çarpanı için doğrulama verisi ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği

Şekil 5.26 ve Şekil 5.27'de üçüncü çıktı olan iki fazlı sürtünme basınç gradyanı çarpanına ait eğitim verisi ve doğrulama verisi ile gerçek değer arasındaki ilişkiyi gösteren grafiklerdeki değerlerin uyumlu olduğu görülmektedir. Gerçek ve tahmin değerlerinin neredeyse üst üste bindiği, farklılıkların çok az olduğu görülmektedir.



Şekil 5.28 Veriseti-2'ye ait hata histogramı

Şekil 5.28'de yer alan hata histogramı, MSE değerlerinin dağılımının nerede maksimum olduğunu göstermektedir. Zero error (sıfır hata) çizgisinde MSE değeri ''0''dır. Hata histogramı incelendiğinde eğitim, doğrulama ve test veri noktaları için elde edilen hatalar sıfır hata çizgisi üzerinde yer almaktadır. Hataların sayısal değerlerine bakıldığında sıfıra yakın hata değerleri elde edilmiştir. Hata histogramından elde edilen bulgular, yapay sinir ağının eğitim, test ve doğrulama adımının çok düşük hata ve ideal doğrulukla tamamlandığını göstermektedir.

Normalizasyon işlemi yapılarak elde edilen çıktı grafiklerinin, gerçek verilere ait grafiklere dönüştürülmesi için yeniden kod yazılmış ve gerçek çıktı değerlerine ait grafikler elde edilmiştir. Gerçek veri dönüşümü için yazılan kodlar aşağıdaki şekildedir:

```
clc;

clear all;

data = readtable('dataset son.xlsx', 'Sheet', 'Tüm veriler 2');
```

```
inputs = table2array(data(:, 2:7));

output1 = data.Output1;

output2 = data.Output2;

output3 = data.Output3;

targets = [output1, output2, output3];

% Normalize olmayan verileri kullanmak için input_data ve output_data'ya orijinal veriler atanır.

input_data = inputs;

output_data = targets;

tidn = input_data';

todn = output_data';

network = newff(minmax(tidn), [15 8 3], {'tansig' 'tansig' 'purelin'}, 'trainlm');

network.trainParam.show = 100;

network.trainParam.lr = 0.01;

network.trainParam.mc = 0.1;

network.trainParam.epochs = 3000;

network.trainParam.goal = 0;

network.trainParam.min_grad = 1e-10;

network = init(network);

network = train(network, tidn, todn);

ann = sim(network, tidn);

mseValue = mse(tidn', ann');

fprintf('MSE value: %.8f\n', mseValue);

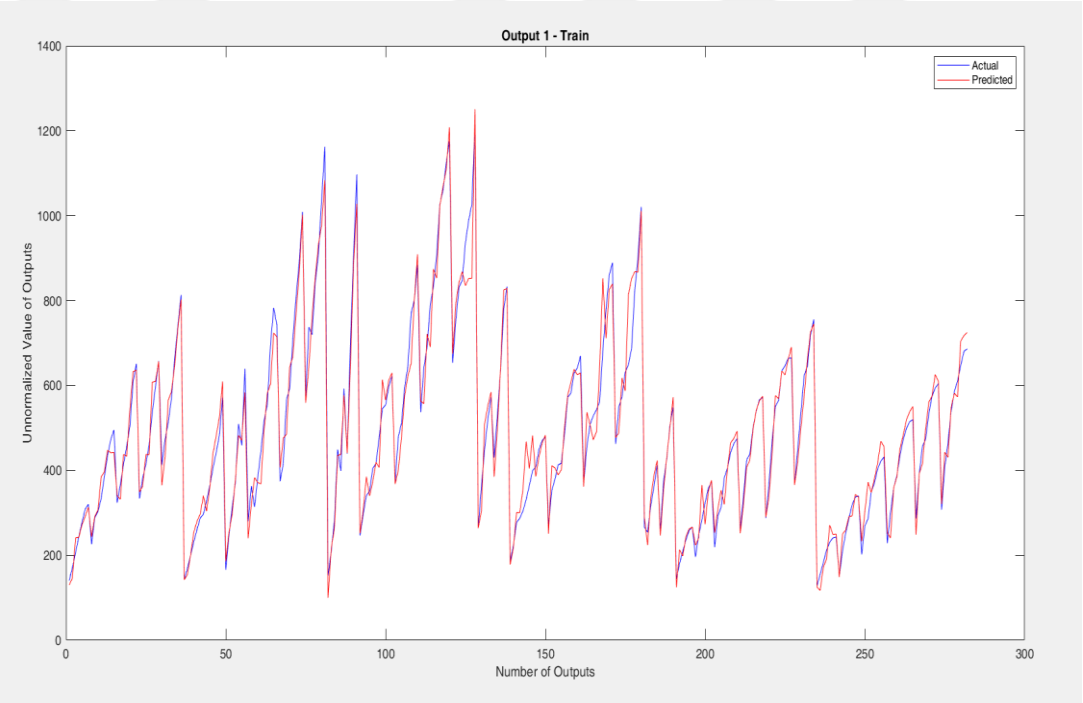
corr_coef = corr(tidn', ann');

fprintf('Correlation Coefficient: %.8f\n', corr_coef);
```

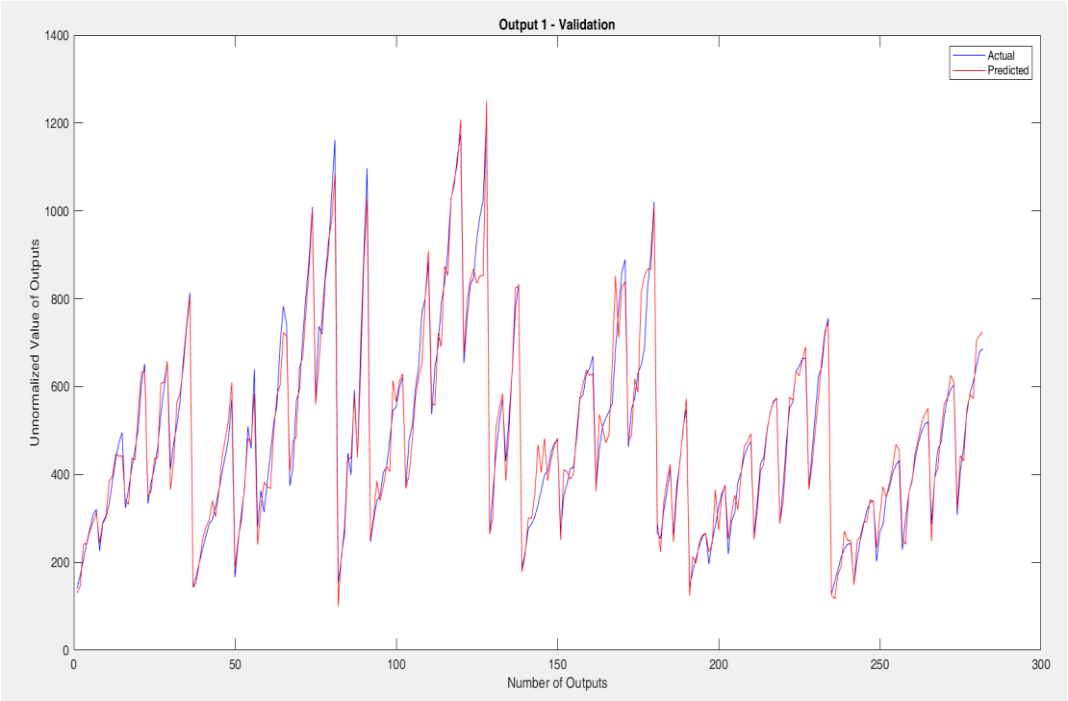
```
% Eğitim, test ve doğrulama grafikleri
figure;
plot(output1, 'b');  % Orijinal normalleştirilmemiş hedef değerler kullanılır.
hold on;
plot(ann(1,:) * std(output1) + mean(output1), 'r');  % Tahmin için  normalizasyon tersine çevrilir.
title('Output 1 - Train');
legend('Actual', 'Predicted');
xlabel('Number of Outputs');
ylabel('Original Value of Outputs');
figure;
plot(output2, 'b');  % Orijinal normalleştirilmemiş hedef değerler kullanılır.
hold on;
plot(ann(2,:) * std(output2) + mean(output2), 'r');  % Tahmin için  normalizasyon tersine çevrilir.
title('Output 2 - Train');
legend('Actual', 'Predicted');
xlabel('Number of Outputs');
ylabel('Original Value of Outputs');
figure;
plot(output3, 'b');  % Orijinal normalleştirilmemiş hedef değerler kullanılır.
hold on;
plot(ann(3,:) * std(output3) + mean(output3), 'r');  % Tahmin için  normalizasyon tersine çevrilir.
title('Output 3 - Train');
legend('Actual', 'Predicted');
xlabel('Number of Outputs');
```

```
ylabel('Original Value of Outputs');
% Sinir ağı test edilir
test_ann = sim(network, tidn);
test_mseValue = mse(tidn', test_ann');
fprintf('Test MSE value: %.8f\n', test_mseValue);
% Doğrulama grafikleri
figure;
plot(output1, 'b');  % Orijinal normalleştirilmemiş hedef değerler kullanılır.
hold on;
plot(test_ann(1,:) * std(output1) + mean(output1), 'r');  % Tahmin için normalizasyon tersine çevrilir.
title('Output 1 - Validation');
legend('Actual', 'Predicted');
xlabel('Number of Outputs');
ylabel('Original Value of Outputs');
figure;
plot(output2, 'b');  % Orijinal normalleştirilmemiş hedef değerler kullanılır .
hold on;
plot(test_ann(2,:) * std(output2) + mean(output2), 'r');  % Tahmin için normalizasyon tersine çevrilir.
title('Output 2 - Validation');
legend('Actual', 'Predicted');
xlabel('Number of Outputs');
ylabel('Original Value of Outputs');
figure;
plot(output3, 'b');  % Orijinal normalleştirilmemiş hedef değerler kullanılır .
hold on;
```

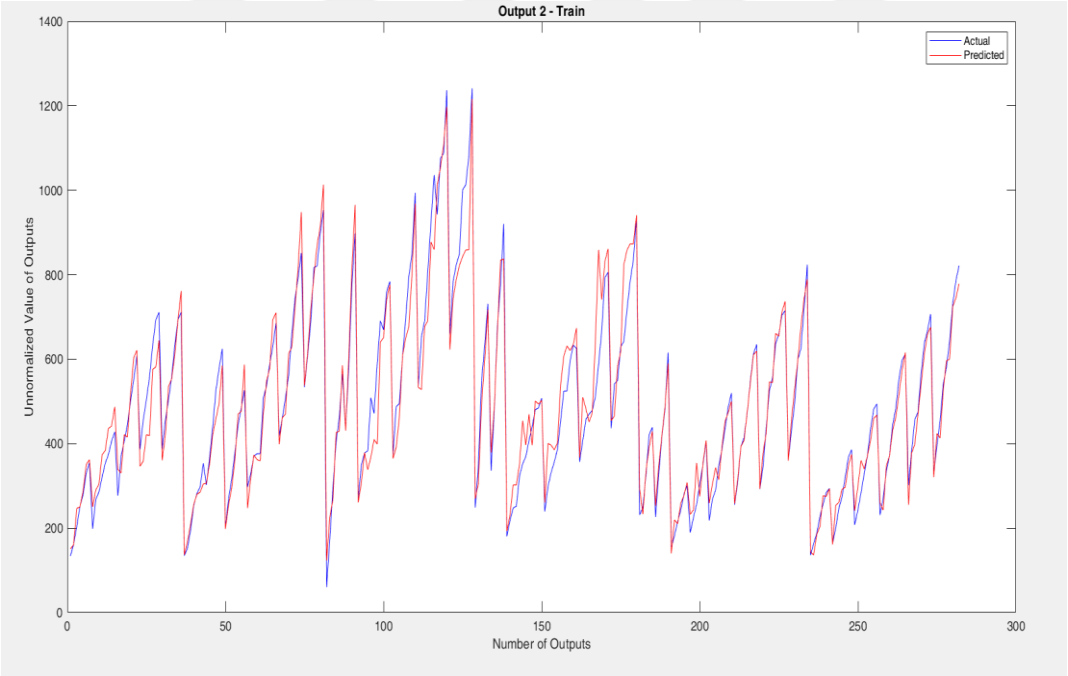
```
plot(test_ann(3,:) * std(output3) + mean(output3), 'r');  % Tahmin için normalizasyon tersine çevrilir.
title('Output 3 - Validation');
legend('Actual', 'Predicted');
xlabel('Number of Outputs');
ylabel('Original Value of Outputs');
predictedoutput1=ann(1,:) * std(output1) + mean(output1);
predictedoutput2=ann(2,:) * std(output2) + mean(output2);
predictedoutput3=ann(3,:) * std(output3) + mean(output3);
```



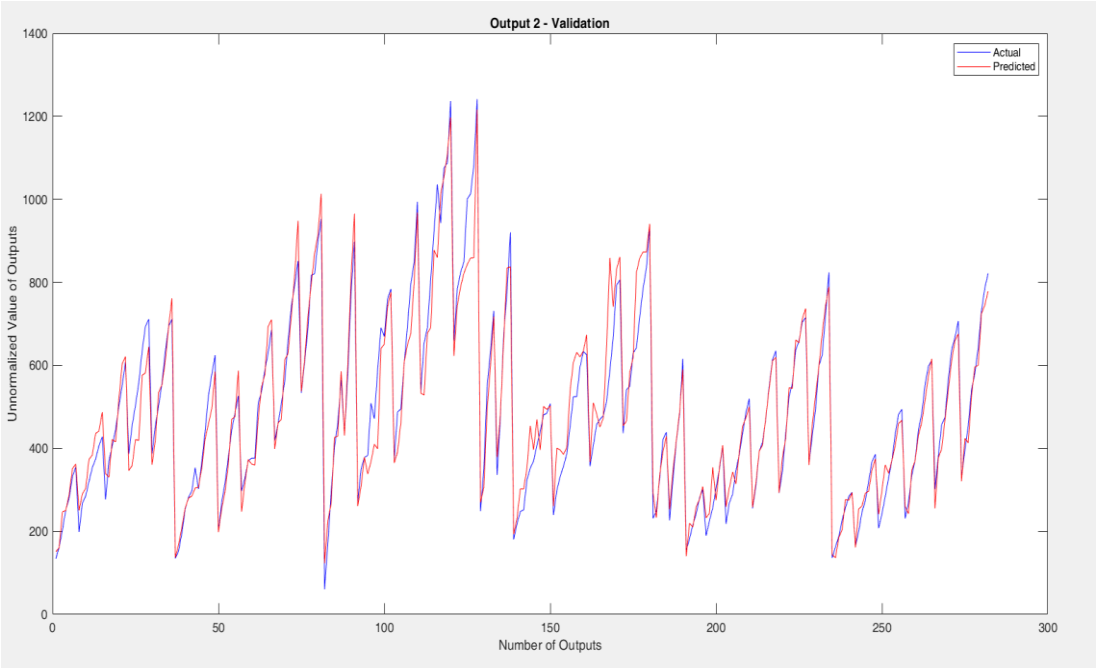
Şekil 5.29 İki fazlı Nusselt sayısı için eğitim verisi ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (Normalize edilmemiş verilerle)



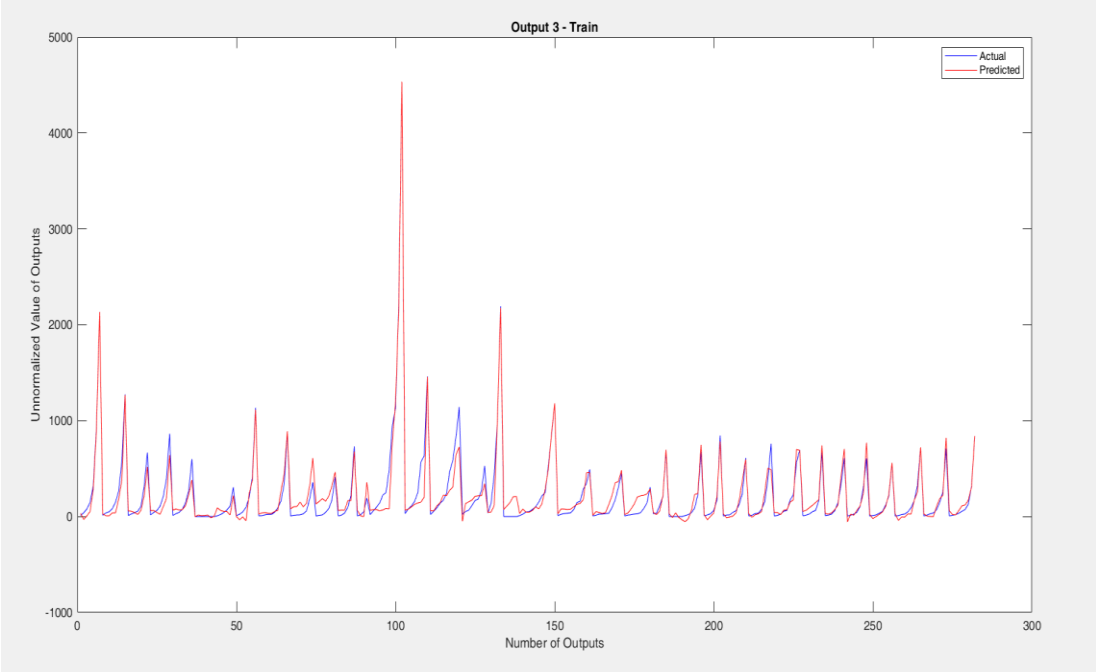
Şekil 5.30 İki fazlı Nusselt sayısı için doğrulama verisi ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (Normalize edilmemiş verilerle)



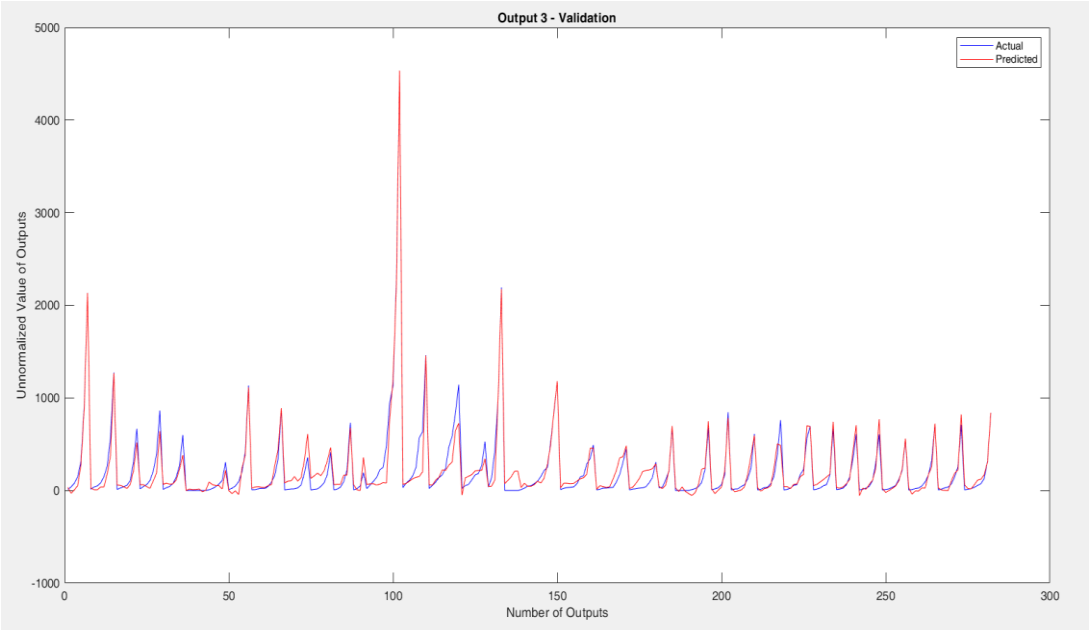
Şekil 5.31 Deneysel iki fazlı Nusselt sayısı için eğitim verisi ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (Normalize edilmemiş verilerle)



Şekil 5.32 Deneysel iki fazlı Nusselt sayısı için doğrulama verisi ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (Normalize edilmemiş verilerle)



Şekil 5.33 İki fazlı sürtünme basınç gradyanı çarpanı için eğitim verisi ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (Normalize edilmemiş verilerle)



Şekil 5.34 İki fazlı sürtünme basınç gradyanı çarpanı için doğrulama verisi ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (Normalize edilmemiş verilerle)

Her 3 çıktı için de yer alan tüm grafiklerde değerlerin uyumlu olduğu görülmektedir. Gerçek ve tahmin değerlerinin neredeyse üst üste bindiği, farklılıkların çok az olduğu görülmektedir.

6
EXTREM GRADIENT BOOSTING (XGBOOST) İLE ANALİZ

6.1 Boyutlu Veriseti-1 için XGBoost ile Analiz

Yapay sinir ağları ile analiz yapıldıktan sonra aynı veri setleri kullanılarak makine öğrenmesi yöntemlerinden biri olan XGBoost algoritması ile de analizler yapılmıştır. Öncelikle Veriseti-1 için yapılan XGBoost analizinde model oluşturulmuş, ardından modelin eğitim, test ve doğrulama işlemleri gerçekleştirilmiş ve son olarak analiz sonuçları grafiklerle gösterilmiştir.

6.1.1 Modelin Oluşturulması

Bu tez çalışmasında Excelde oluşturulan verilere dayalı girdilerle, karar ağacı temelli XGBoost modeli oluşturulmuş ve yoğuşma esnasında ısı transferi karakteristikleri tahmini yapılmıştır. Daha sonra sonuçlar analiz edilerek modelin performansı değerlendirilmiştir.

Öncelikle analiz, ilk veri seti kullanılarak yapılmıştır. İlk veri seti 7 giriş ve 2 çıkışa sahip olup, toplam 369 satırdan oluşmaktadır. İlk veri seti için toplamda 3321 veri elde edilmiştir. Toplam 3321 adet verinin %70'i "eğitim" ve %30'luk kısmın ise yarısı ''test'' diğer yarısı ''doğrulama'' için kullanılmak üzere rassal bir şekilde ayrıştırılmıştır. Sonrasında veriler 0 ve 1 arasında olacak şekilde min-max normalizasyon işlemi uygulanmıştır.

XGBoost modeli kullanılarak; kullanılacak karar ağacı sayısı, öğrenme oranı, başlangıç değeri, delta değeri, kayıp fonksiyonu değiştirilerek çeşitli denemeler yapılmıştır ve en iyi Ortalama Kare Hatası (MSE) değerini veren model seçilmiştir. Ardından test işlemlerine geçilmiştir. Problemin çözümü için Phyton 3.7 programlama dili kullanılarak Jupyter Notebook (programlama arayüzü) ortamında kodlar yazılmıştır. İşlemler ortalama 6 kez tekrarlanmış ve en iyi çözümde bir gelişme olmadığı zaman var olan en iyi çözüm, en uygun çözüm olarak belirlenmiştir.

Jupyter Notebook programlama arayüzünde yazılan kod aşağıdaki şekildedir. XGBoost algoritması ve performans metrikleri ile gerekli diğer kütüphaneler belirtilmiştir.

```
import pandas as pd
from pandas import read_csv
import xgboost
from matplotlib import pyplot
from xgboost import XGBRegressor
from sklearn.metrics import r2_score
import matplotlib.pyplot as plt

from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import mean_squared_error
```

6.1.2 Modelin Oluşturulması

XGBoost modelinde her bir çıktı için ayrı Excel dosyası oluşturulmuş olup, ilgili çıktıya ait dosya seçilerek kod yazılmaya başlanmıştır. İlk çıktı ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı olup, analiz için yazılan eğitim kodları aşağıdaki şekildedir:

```
% Excel dosyasından verilerin okunması:

In [322]:

df = pd.read_excel('C:/Users/SELENAY/Downloads/dataset_h.xlsx')

In [323]:

df.describe().round(2).style.background_gradient()
```

Out[323]:

	G	Ts	x	L	μ,l	k,l	hfg	h
count	369.000000	369.000000	369.000000	369.000000	369.000000	369.000000	369.000000	369.000000
mean	154.200000	37.850000	0.440000	1.980000	0.000000	55.270000	205143.690000	3974.900000
std	71.870000	4.140000	0.220000	0.410000	0.000000	33.490000	66759.330000	2203.660000
min	75.000000	35.000000	0.100000	1.000000	0.000000	0.080000	157580.000000	495.000000
25%	100.000000	35.000000	0.250000	2.000000	0.000000	0.090000	163020.000000	2323.770000
50%	156.000000	35.000000	0.410000	2.200000	0.000000	74.710000	168180.000000	3503.880000
75%	191.000000	40.000000	0.620000	2.200000	0.000000	76.850000	305060.000000	5225.320000
max	350.000000	45.000000	0.860000	2.200000	0.000000	76.850000	317500.000000	11888.270000

% Girdi ve çıktı verilerini ayırma:

In [324]:

```
array=df.values
```

In [325]:

```
X=array[:,0:7]
```

In [326]:

```
Y=array[:,-1]
```

% Veri Normalizasyonu:

In [327]:

```
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
scalerX = MinMaxScaler()
normalizedX = scalerX.fit_transform(X)
```

In [328]:

```
X=normalizedX
```

In [329]:

```
scalerY = MinMaxScaler()
normalizedY = scalerY.fit_transform(Y.reshape(-1, 1))
```

In [330]:

```
Y=normalized
```

% Eğitim, test ve doğrulama yüzdelerinin belirlenmesi:

In [331]:

```
from sklearn.model_selection import train_test_split
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, Y, test_size = 0.3, random_sta
te = 0)
```

In [332]:

```
from sklearn.model_selection import train_test_split
```

X_val, X_test, y_val, y_test = train_test_split(X_test, y_test, test_size = 0.5, rando
m_state = 0)

% Modelin oluşturulması ve kayıp fonksiyonunun belirlenmesi:

In [333]:

```
h_model = XGBRegressor(
   objective = 'reg:squarederror')
```

% Modelin eğitilmesi:

In [334]:

```
h_model.fit(X_train, y_train)
```

Out[334]:

```
XGBRegressor(base_score=0.5, booster='gbtree', colsample_bylevel=1,
             colsample_bynode=1, colsample_bytree=1, gamma=0, gpu_id=-1,
             importance_type='gain', interaction_constraints='',
             learning_rate=0.300000012, max_delta_step=0, max_depth=6,
             min_child_weight=1, missing=nan, monotone_constraints='()',
             n_estimators=100, n_jobs=12, num_parallel_tree=1,
             objective='reg:squarederror', random_state=0, reg_alpha=0,
             reg_lambda=1, scale_pos_weight=1, subsample=1, tree_method='exact',
             validate_parameters=1, verbosity=None)
```

% Modelin eğitim skorunun belirlenmesi:

In [335]:

```
score = h_model.score(X_train, y_train)
print("Training score: ", score)
```

Training score: 0.999724646847785

% MSE ve RMSE değerlerinin hesaplanması:

In [336]:

```
from sklearn.metrics import mean_squared_error
ypred_train = h_model.predict(X_train)
mse = mean_squared_error(y_train, ypred_train)
print("MSE: %.2f" % mse)
print("RMSE: %.2f" % (mse**(1/2.0)))
```

MSE: 0.00

RMSE: 0.00

% Eğitim grafiklerinin eldesi:

In [337]:

```
errors = list()
for i in range(len(y_train)):
    print('%.1f --> %.1f ' % (y_train[i], ypred_train[i]))
pyplot.figure(figsize=(10,10))
pyplot.scatter(y_train, ypred_train, c='crimson')
pyplot.xlabel('Expected Value')
pyplot.ylabel('Predicted Value')
p1 = max(max(ypred_train), max(y_train))
p2 = min(min(ypred_train), min(y_train))
pyplot.plot([p1, p2], [p1, p2], 'b-')
pyplot.axis('equal')
r2=r2_score(y_train, ypred_train)
plt.text(0.6, 0.5, 'R-squared = %0.2f' % r2)
pyplot.show()
```

% Modelin doğrulama skorunun belirlenmesi:

In [340]:

```
score = h_model.score(X_val, y_val)
```

```
print("Validation score: ", score)
```

```
Validation score:  0.751564370972887
```

% Doğrulama verilerine ait MSE ve RMSE değerlerinin hesaplanması:

In [341]:

```
from sklearn.metrics import mean_squared_error
ypred_val= h_model.predict(X_val)
mse = mean_squared_error(y_val, ypred_val)
print("MSE: %.2f" % mse)
print("RMSE: %.2f" % (mse**(1/2.0)))
```

```
MSE: 0.01
RMSE: 0.09
```

% Doğrulama grafiklerinin eldesi:

In [342]:

```
errors = list()
for i in range(len(y_val)):
    print('%.1f --> %.1f ' % (y_val[i], ypred_val[i]))
pyplot.figure(figsize=(10,10))
pyplot.scatter(y_val, ypred_val, c='crimson')
pyplot.xlabel('Expected Value')
pyplot.ylabel('Predicted Value')
p1 = max(max(ypred_val), max(y_val))
p2 = min(min(ypred_val), min(y_val))
pyplot.plot([p1, p2], [p1, p2], 'b-')
pyplot.axis('equal')
r2=r2_score(y_val, ypred_val)
plt.text(0.4, 0.2, 'R-squared = %0.2f' % r2)
```

```
pyplot.show()
```

% Test verileri kullanılarak tahmin verilerinin elde edilmesi ve test skorunun belirlenmesi:

In [345]:

```
from sklearn.metrics import mean_squared_error
ypred = h_model.predict(X_test)
mse = mean_squared_error(y_test, ypred)
print("MSE: %.2f" % mse)
print("RMSE: %.2f" % (mse**(1/2.0)))
```

MSE: 0.01

RMSE: 0.10

% Gerçek-tahmin grafiğinin eldesi:

In [346]:

```
import matplotlib.pyplot as plt
x_ax = range(len(y_test))
plt.plot(x_ax, y_test, label="original")
plt.plot(x_ax, ypred, label="predicted")
plt.title("Test and Predicted Data")
plt.legend()
plt.show()
```

% Test grafiklerinin eldesi:

In [347]:

```
errors = list()
for i in range(len(y_test)):
    print('%.1f --> %.1f ' % (y_test[i], ypred[i]))
pyplot.figure(figsize=(10,10))
```

```
pyplot.scatter(y_test, ypred, c='crimson')
pyplot.xlabel('Expected Value')
pyplot.ylabel('Predicted Value')
p1 = max(max(ypred), max(y_test))
p2 = min(min(ypred), min(y_test))
pyplot.plot([p1, p2], [p1, p2], 'b-')
pyplot.axis('equal')
r2=r2_score(y_test, ypred)
plt.text(0.4, 0.2, 'R-squared = %0.2f' % r2)
pyplot.show()
```

% Tüm veriler kullanılarak MSE ve RMSE değerlerinin hesaplanması:

In [351]:

```
all_score = h_model.score(X, Y)
print("All score: ", all_score)
from sklearn.metrics import mean_squared_error
ypred_all = h_model.predict(X)
mse = mean_squared_error(Y, ypred_all)
print("MSE: %.2f" % mse)
print("RMSE: %.2f" % (mse**(1/2.0)))
```

All score: 0.9248555045188711

MSE: 0.00

RMSE: 0.05

% Tüm veriler için grafiklerin eldesi:

In [352]:

```
errors = list()
for i in range(len(Y)):
```

```
    print('%.1f --> %.1f ' % (Y[i], ypred_all[i]))
pyplot.figure(figsize=(10,10))
pyplot.scatter( Y, ypred_all, c='crimson')
pyplot.xlabel('Expected Value')
pyplot.ylabel('Predicted Value')
p1 = max(max(ypred_all), max( Y))
p2 = min(min(ypred_all), min( Y))
pyplot.plot([p1, p2], [p1, p2], 'b-')
pyplot.axis('equal')
r2=r2_score(Y, ypred_all)
plt.text(0.6, 0.5, 'R-squared = %0.2f' % r2)
pyplot.show()
```

Normalizasyon işlemi yapılarak elde edilen çıktı grafiklerinin, gerçek verilere ait grafiklere dönüştürülmesi için yeniden kod yazılmış ve gerçek ölçeğe ait çıktı grafikleri elde edilmiştir. Normalize verilerin, gerçek verilere ait ölçeğe dönüştürülmesi için yazılan kodlar aşağıdaki şekildedir:

Eğitim verisi için yazılan dönüşüm kodu aşağıdaki şekildedir:

In [338]:

```
inversed_ypred_train = scalerY.inverse_transform(ypred_train.reshape(-1, 1) )
inversed_y_train = scalerY.inverse_transform(y_train.reshape(-1, 1) )
```

In [339]:

```
errors = list()
for i in range(len(inversed_y_train)):
    print('%.1f --> %.1f ' % (inversed_y_train[i], inversed_ypred_train[i]))
pyplot.figure(figsize=(10,10))
pyplot.scatter(inversed_y_train, inversed_ypred_train, c='crimson')
pyplot.xlabel('Expected Value')
```

```
pyplot.ylabel('Predicted Value')
p1 = max(max(inversed_ypred_train), max(inversed_y_train))
p2 = min(min(inversed_ypred_train), min(inversed_y_train))
pyplot.plot([p1, p2], [p1, p2], 'b-')
pyplot.axis('equal')
r2=r2_score(inversed_y_train, inversed_ypred_train)
plt.text(0.6, 0.5, 'R-squared = %0.2f' % r2)
pyplot.show()
```

Doğrulama verisi için yazılan dönüşüm kodu aşağıdaki şekildedir:

In [343]:

```
inversed_ypred_val = scalerY.inverse_transform(ypred_val.reshape(-1, 1) )
inversed_y_val = scalerY.inverse_transform(y_val.reshape(-1, 1) )
```

In [344]:

```
errors = list()
for i in range(len(inversed_ypred_val)):
    print('%.1f --> %.1f ' % (inversed_y_val[i], inversed_ypred_val[i]))
pyplot.figure(figsize=(10,10))
pyplot.scatter(inversed_y_val, inversed_ypred_val, c='crimson')
pyplot.xlabel('Expected Value')
pyplot.ylabel('Predicted Value')
p1 = max(max(inversed_ypred_val), max(inversed_y_val))
p2 = min(min(inversed_ypred_val), min(inversed_y_val))
pyplot.plot([p1, p2], [p1, p2], 'b-')
pyplot.axis('equal')
r2=r2_score(inversed_y_val, inversed_ypred_val)
plt.text(0.6, 0.5, 'R-squared = %0.2f' % r2)
```

```
pyplot.show()
```

Test verisi için yazılan dönüşüm kodu aşağıdaki şekildedir:

In [348]:

```
inversed_ypred = scalerY.inverse_transform(ypred.reshape(-1, 1) )
inversed_y_test = scalerY.inverse_transform(y_test.reshape(-1, 1) )
```

In [349]:

```
import matplotlib.pyplot as plt
x_ax = range(len(inversed_y_test))
plt.plot(x_ax, inversed_y_test, label="original")
plt.plot(x_ax, inversed_ypred, label="predicted")
plt.title("Test and Predicted Data")
plt.legend()
plt.show()
```

In [350]:

```
from sklearn.metrics import r2_score
errors = list()
for i in range(len(inversed_y_test)):
    print('%.1f --> %.1f ' % (inversed_y_test[i], inversed_ypred[i]))
pyplot.figure(figsize=(10,10))
pyplot.scatter(inversed_y_test, inversed_ypred, c='crimson')
pyplot.xlabel('Expected Value')
pyplot.ylabel('Predicted Value')
p1 = max(max(inversed_ypred), max(inversed_y_test))
p2 = min(min(inversed_ypred), min(inversed_y_test))
pyplot.plot([p1, p2], [p1, p2], 'b-')
pyplot.axis('equal')
```

```
r2=r2_score(inversed_y_test, inversed_ypred)
plt.text(0.6, 0.5, 'R-squared = %0.2f' % r2)
pyplot.show()
```

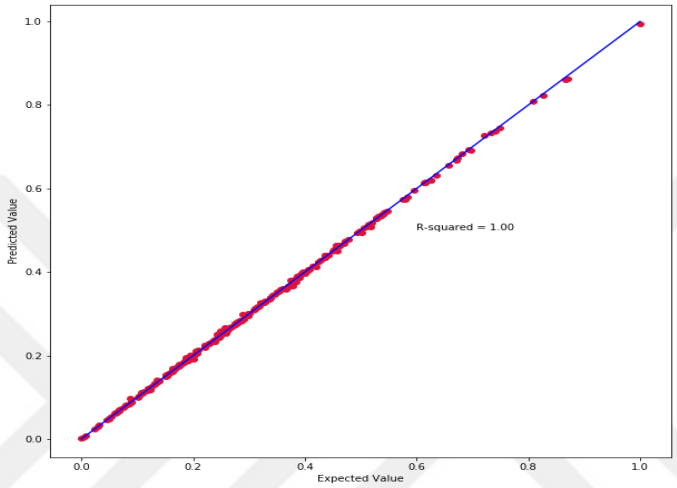
Tüm veriler için yazılan dönüşüm kodu aşağıdaki şekildedir:

```
In [353]:
inversed_ypred_all = scalerY.inverse_transform(ypred_all.reshape(-1, 1) )
inversed_Y = scalerY.inverse_transform(Y.reshape(-1, 1) )
In [354]:
errors = list()
for i in range(len(inversed_Y)):
    print('%.1f --> %.1f ' % (inversed_Y[i], inversed_ypred_all[i]))
pyplot.figure(figsize=(10,10))
pyplot.scatter( inversed_Y, inversed_ypred_all, c='crimson')
pyplot.xlabel('Expected Value')
pyplot.ylabel('Predicted Value')
p1 = max(max(inversed_ypred_all), max( inversed_Y))
p2 = min(min(inversed_ypred_all), min( inversed_Y))
pyplot.plot([p1, p2], [p1, p2], 'b-')
pyplot.axis('equal')
r2=r2_score(inversed_Y, inversed_ypred_all)
plt.text(0.6, 0.5, 'R-squared = %0.2f' % r2)
pyplot.show()
```

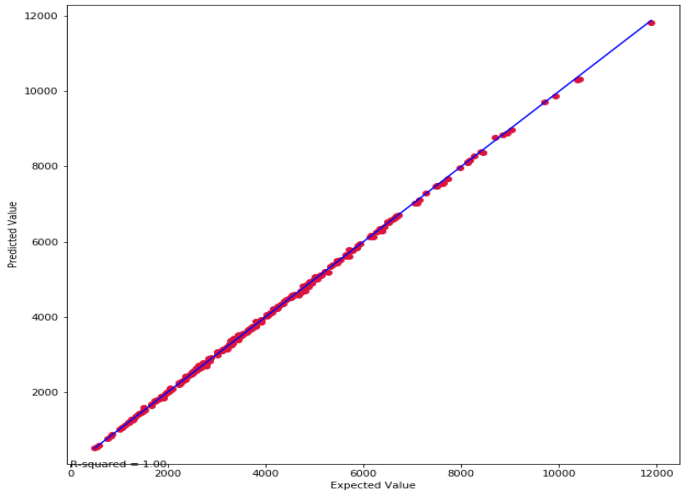
Yukarıda yer alan kodlar, her bir çıktı için yeniden yazılmıştır. Hangi çıktı için analiz yapılacaksa o çıktıya ait Excel dosyası kullanılmıştır. Her çıktının eğitim, test ve doğrulama işlemlerine ait MSE, RMSE değerleri ve grafikler elde edilmiştir. İkinci çıktı olan ortalama sürtünme basınç düşümü analizi için de aynı işlemler yapılmıştır.

6.1.3 Analiz Sonuçları

Veriseti-1 için normalize edilmiş ve normalize edilmemiş (gerçek) veriler kullanılarak yapılan analiz sonuçlarında 1. çıktı olan ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı için eğitim, test, doğrulama verileri ile gerçek değer arasındaki ilişki grafikleri Şekil 6.1-Şekil 6.4 arasında gösterilmiştir. 2. çıktı olan ortalama sürtünme basınç düşümü için eğitim, test, doğrulama verileri ile gerçek değer arasındaki ilişki grafikleri Şekil 6.5-Şekil 6.8 arasında gösterilmektedir.



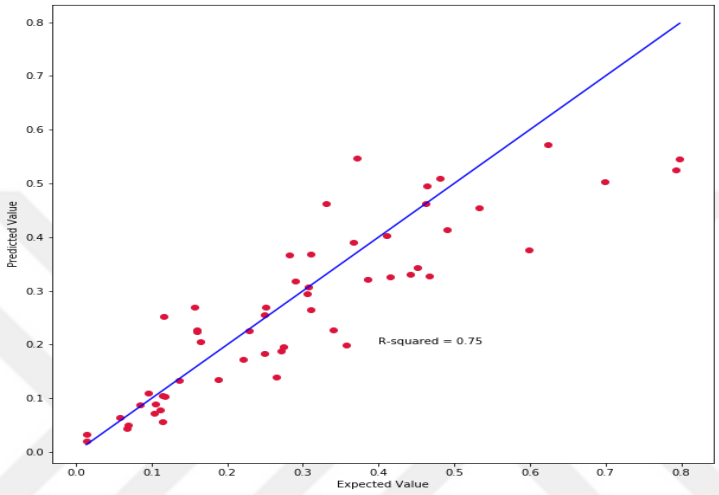
a.



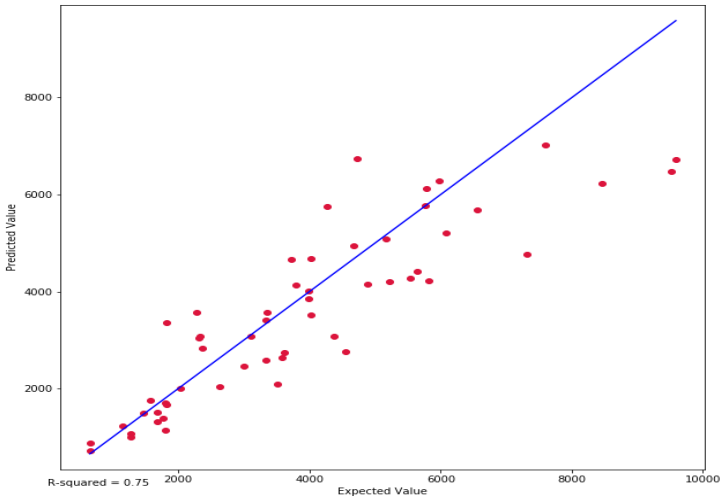
b.

Şekil 6.1 Ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı için eğitim verileri ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (a. Normalize edilmiş, b. Normalize edilmemiş değerler)

Şekil 6.1'de ilk çıktı olan ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısına ait eğitim verisi ve gerçek değer arasındaki ilişkiyi gösteren grafiklerde değerlerin uyumlu olduğu görülmektedir. Eğitim verilerine ait korelasyon katsayısı (R^2) 1 olarak bulunmuştur. Bu değerin 1 olması, XGBoost yöntemiyle modelin mükemmel eğitildiğini göstermektedir. Ayrıca hata değerleri MSE ve RMSE değeri ''0'' bulunmuştur. MSE ve RMSE değerlerinin sıfır olması, geliştirilen modelin eğitim aşamalarının mükemmel bir şekilde sonlandırıldığını göstermektedir.



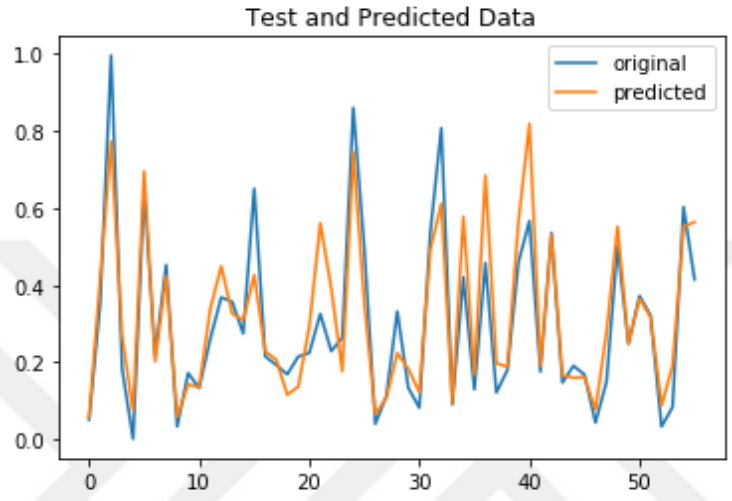
a.



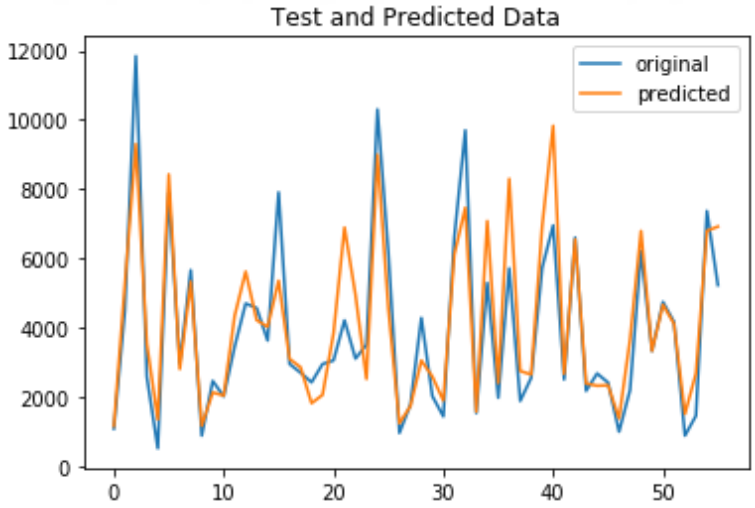
b.

Şekil 6.2 Ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı için doğrulama verileri ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (a. Normalize edilmiş, b. Normalize edilmemiş değerler)

Şekil 6.2'de ilk çıktı olan ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısına ait doğrulama verisi ve gerçek değer arasındaki ilişkiyi gösteren grafiklerde değerlerin uyumlu olduğu görülmektedir. Doğrulama verilerine ait korelasyon katsayısı (R^2) 0.75 olarak bulunmuştur. MSE değeri 0.01, RMSE değeri ise 0.09 bulunmuştur. MSE ve RMSE değerlerinin sıfıra yakın olması ve korelasyon katsayısının 1'e yakın olması geliştirilen modelin doğruluğunu göstermektedir.



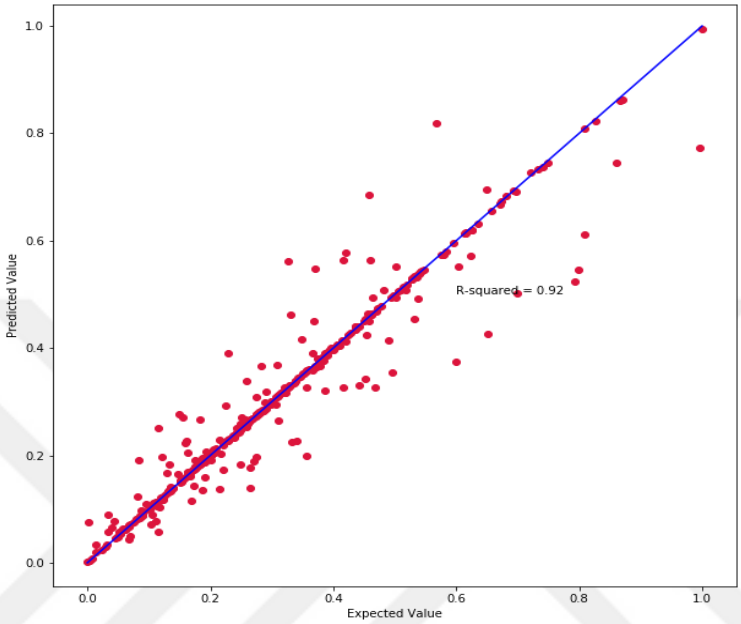
a.



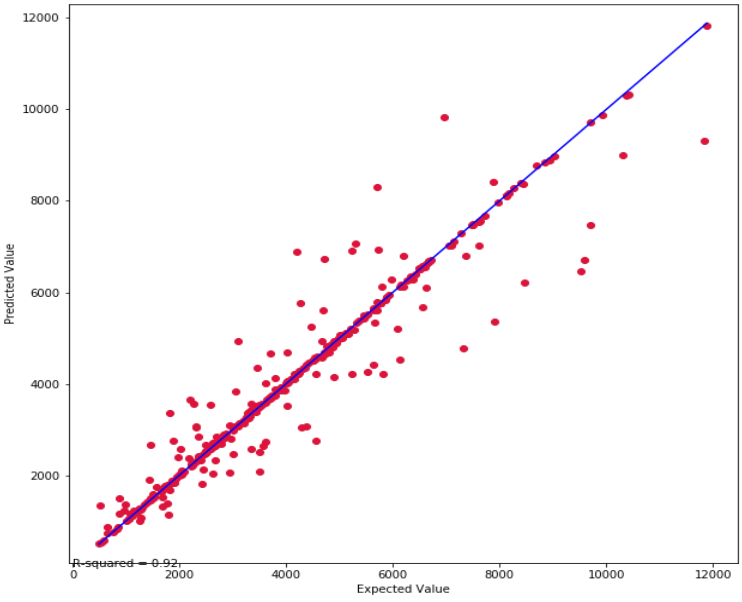
b.

Şekil 6.3 Ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı için test verileri ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (a. Normalize edilmiş, b. Normalize edilmemiş değerler)

Şekil 6.3'te ilk çıktı olan ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısına ait test verisi ve gerçek değer arasındaki ilişkiyi gösteren grafiklerde değerlerin uyumlu olduğu görülmektedir. Gerçek ve tahmin değerlerinin neredeyse üst üste bindiği, farklılıkların çok az olduğu görülmektedir. MSE değeri 0.01, RMSE değeri ise 0.09 bulunmuştur.



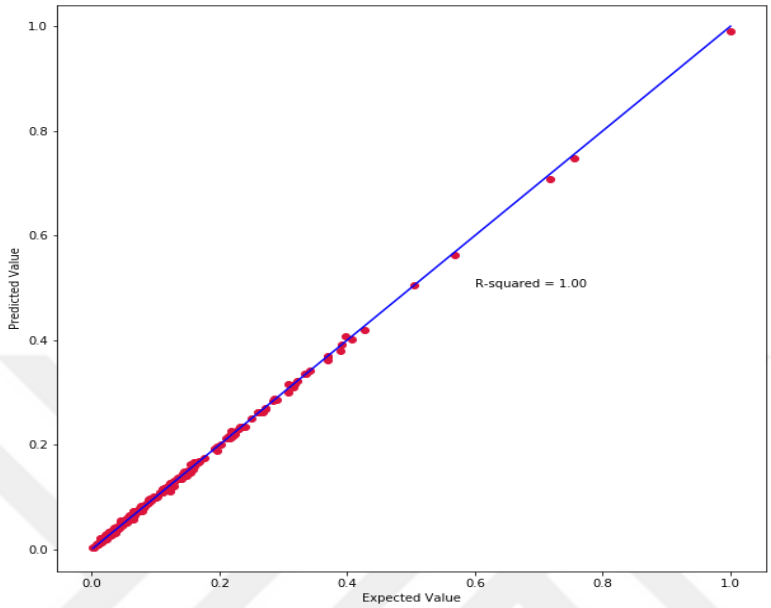
a.



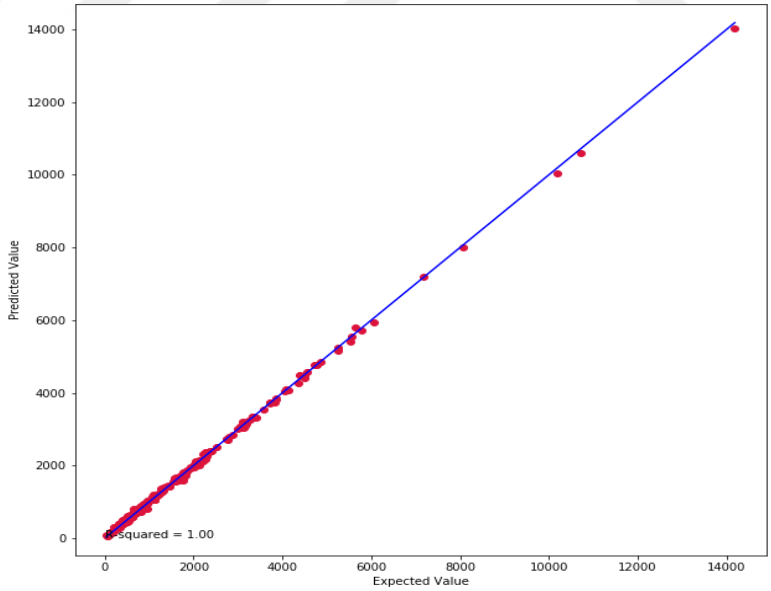
b.

Şekil 6.4 Ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı için tüm veriler ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (a. Normalize edilmiş, b. Normalize edilmemiş değerler)

Şekil 6.4'te ilk çıktı olan ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısına ait tüm veriler ve gerçek değer arasındaki ilişkiyi gösteren grafiklerde değerlerin uyumlu olduğu görülmektedir. Tüm verilere ait korelasyon katsayısı (R^2) 0.92 olarak bulunmuştur. MSE değeri 0.00, RMSE değeri ise 0.05 bulunmuştur.



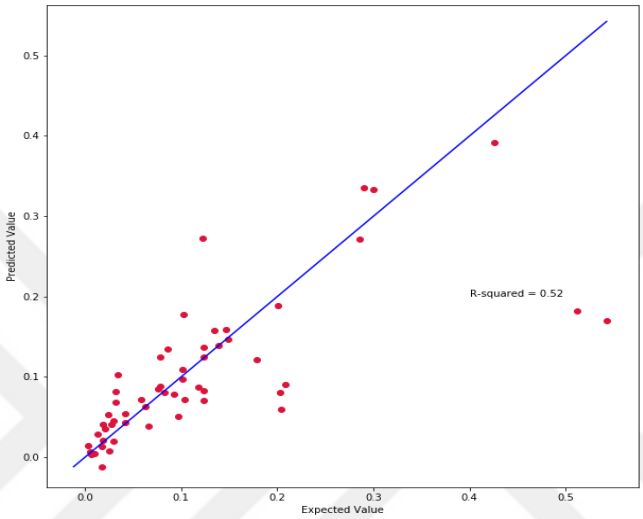
a.



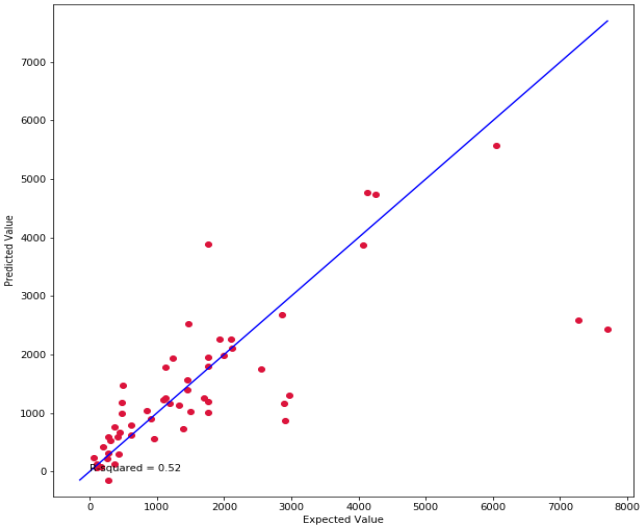
b.

Şekil 6.5 Ortalama sürtünme basınç düşümü için eğitim verileri ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (a. Normalize edilmiş, b. Normalize edilmemiş değerler)

Şekil 6.5'te ikinci çıktı olan ortalama sürtünme basınç düşümüne ait eğitim verisi ve gerçek değer arasındaki ilişkiyi gösteren grafiklerde değerlerin uyumlu olduğu görülmektedir. Eğitim verilerine ait korelasyon katsayısı (R^2) 1 olarak bulunmuştur. Bu değerin 1 olması, XGBoost yöntemiyle modelin mükemmel eğitildiğini göstermektedir. Ayrıca hata değerleri MSE ve RMSE değeri ''0'' bulunmuştur. MSE ve RMSE değerlerinin sıfır olması, geliştirilen modelin eğitim aşamalarının mükemmel bir şekilde sonlandırıldığını göstermektedir.



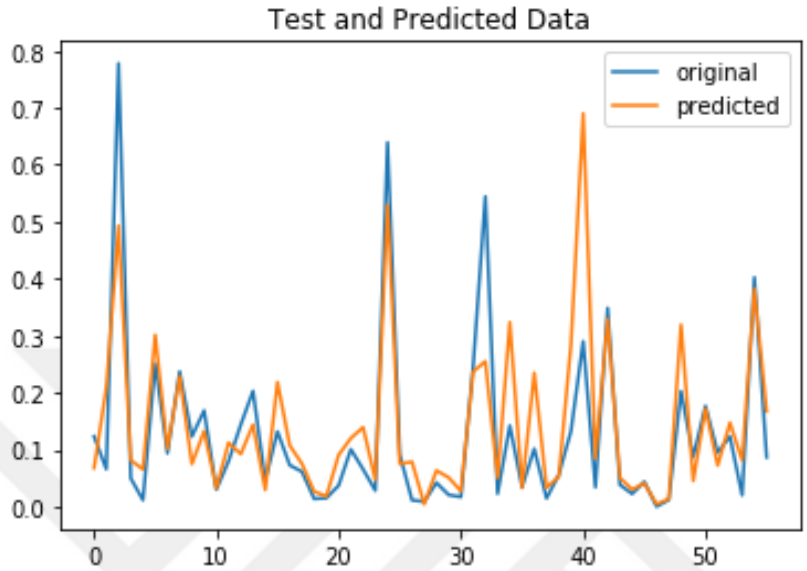
a.



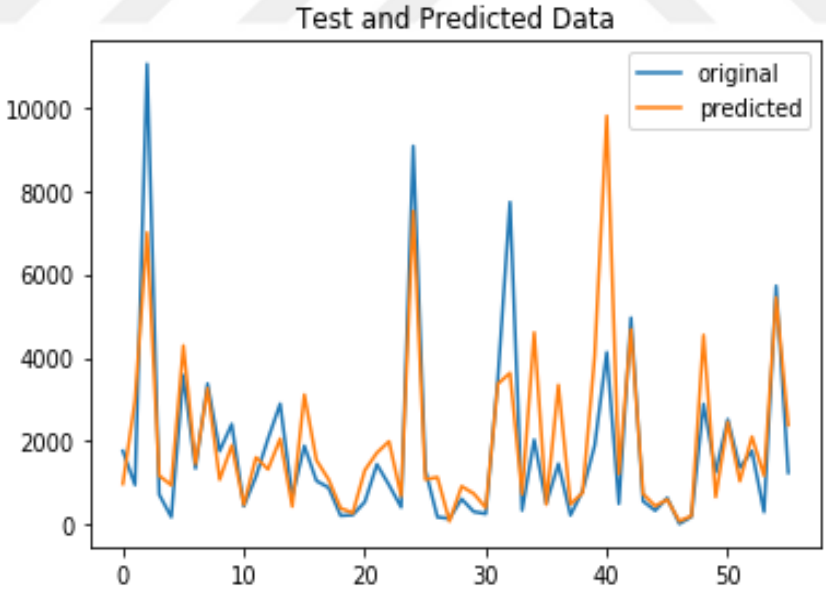
b.

Şekil 6.6 Ortalama sürtünme basınç düşümü için doğrulama verileri ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (a. Normalize edilmiş, b. Normalize edilmemiş değerler)

Şekil 6.6'da ikinci çıktı olan ortalama sürtünme basınç düşümüne ait doğrulama verisi ve gerçek değer arasındaki ilişkiyi gösteren grafiklerde değerlerin uyumlu olduğu görülmektedir. Doğrulama verilerine ait korelasyon katsayısı (R^2) 0.52 olarak bulunmuştur. MSE değeri 0.01, RMSE değeri ise 0.08 bulunmuştur.



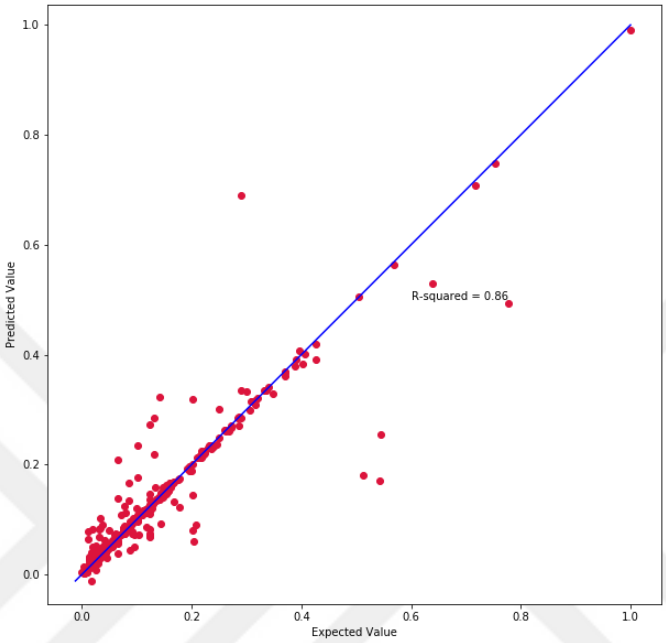
a.



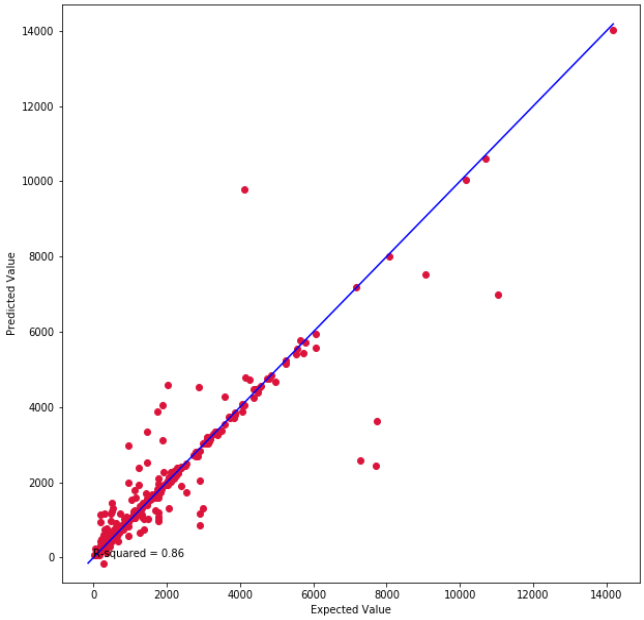
b.

Şekil 6.7 Ortalama sürtünme basınç düşümü için test verileri ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (a. Normalize edilmiş, b. Normalize edilmemiş değerler)

Şekil 6.7'de ikinci çıktı olan ortalama sürtünme basınç düşümüne ait test verisi ve gerçek değer arasındaki ilişkiyi gösteren grafiklerde değerlerin uyumlu olduğu görülmektedir. Gerçek ve tahmin değerlerinin neredeyse üst üste bindiği, farklılıkların çok az olduğu görülmektedir. MSE değeri 0.01, RMSE değeri ise 0.1 bulunmuştur.



a.



b.

Şekil 6.8 Ortalama sürtünme basınç düşümü için tüm veriler ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (a. Normalize edilmiş, b. Normalize edilmemiş değerler)

Şekil 6.8'de ikinci çıktı olan ortalama sürtünme basınç düşümüne ait tüm veriler ve gerçek değer arasındaki ilişkiyi gösteren grafiklerde değerlerin uyumlu olduğu görülmektedir. Tüm verilere ait korelasyon katsayısı (R^2) 0,86 olarak bulunmuştur. MSE değeri 0.00, RMSE değeri ise 0.05 bulunmuştur.

6.2 Boyutsuz Veriseti-2 için XGBoost ile Analiz

Veriseti-2 için yapılan XGBoost analizinde model oluşturulmuş, ardından modelin eğitim, test ve doğrulama işlemleri gerçekleştirilmiş ve son olarak analiz sonuçları grafiklerle gösterilmiştir.

6.2.1 Modelin Oluşturulması

İkinci veri seti 6 giriş ve 3 çıkışa sahip olup, toplam 282 satırdan oluşmaktadır. İkinci veri seti için toplamda 2538 veri elde edilmiştir. Toplam 2538 adet verinin %70'i "eğitim" ve %30'luk kısmın ise yarısı ''test'' diğer yarısı ''doğrulama'' için kullanılmak üzere rassal bir şekilde ayrıştırılmıştır. Sonrasında veriler 0 ve 1 arasında olacak şekilde min-max normalizasyon işlemi uygulanmıştır.

XGBoost modeli kullanılarak; kullanılacak karar ağacı sayısı, öğrenme oranı, başlangıç değeri, delta değeri, kayıp fonksiyonu değiştirilerek çeşitli denemeler yapılmıştır ve en iyi Ortalama Kare Hatası (MSE) değerini veren model seçilmiştir. Ardından test işlemlerine geçilmiştir. Problemin çözümü için Phyton 3.7 programlama dili kullanılarak Jupyter Notebook (programlama arayüzü) ortamında kodlar yazılmıştır. İşlemler ortalama 6 kez tekrarlanmış ve en iyi çözümde bir gelişme olmadığı zaman var olan en iyi çözüm, en uygun çözüm olarak belirlenmiştir. Veriseti-1 için yazılan kodlar kullanılmıştır.

6.2.2 Modelin Eğitim, Test ve Doğrulama İşlemleri

XGBoost modelinde her bir çıktı için ayrı Excel dosyası oluşturulmuş olup, ilgili çıktıya ait dosya seçilerek kod yazılmaya başlanmıştır. İlk çıktı iki fazlı Nusselt sayısı olup, analiz için yazılan eğitim kodları aşağıdaki şekildedir:

% Excel dosyasından verilerin okunması:

In [157]:

df = pd.read_excel('C:/Users/SELENAY/Downloads/dataset2_Nu_tp.xlsx')

In [158]:

df.describe().round(2).style.background_gradient()

Out[158]:

	Re,l	Pr,l	Xtt	De,eq	pr	α	Nu,tp
count	282.000000	282.000000	282.000000	282.000000	282.000000	282.000000	282.000000
mean	5006.940000	3.530000	0.460000	7611.040000	0.200000	0.740000	490.930000
std	2866.040000	0.310000	0.420000	4198.870000	0.050000	0.050000	222.820000
min	657.740000	3.230000	0.020000	1529.820000	0.130000	0.620000	127.780000
25%	2777.520000	3.290000	0.140000	4522.960000	0.130000	0.700000	320.950000
50%	4426.330000	3.340000	0.330000	6592.630000	0.220000	0.740000	456.560000
75%	6838.110000	3.980000	0.630000	9620.480000	0.240000	0.790000	619.560000
max	15480.370000	3.980000	2.140000	23052.300000	0.290000	0.870000	1215.970000

% Girdi ve çıktı verilerini ayırma:

In [159]:

array=df.values

In [160]:

X=array[:,0:6]

In [161]:

Y=array[:,-1]

% Veri Normalizasyonu:

In [162]:

from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler

scalerX = MinMaxScaler()

normalizedX = scalerX.fit_transform(X)

In [163]:

```
X=normalizedX
```

In [164]:

```
scalerY = MinMaxScaler()
normalizedY = scalerY.fit_transform(Y.reshape(-1, 1))
```

In [165]:

```
Y=normalizedY
```

% Eğitim, test ve doğrulama yüzdelerinin belirlenmesi:

In [166]:

```
from sklearn.model_selection import train_test_split
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, Y, test_size = 0.3, random_sta
te = 0)
```

In [167]:

```
from sklearn.model_selection import train_test_split
X_val, X_test, y_val, y_test = train_test_split(X_test, y_test, test_size = 0.5, rando
m_state = 0)
```

% Modelin oluşturulması ve kayıp fonksiyonunun belirlenmesi:

In [168]:

```
tp_model = XGBRegressor(
  objective = 'reg:squarederror')
```

% Modelin eğitilmesi:

In [169]:

```
tp_model.fit(X_train, y_train)
```

Out[169]:

```
XGBRegressor(base_score=0.5, booster='gbtree', colsample_bylevel=1,
        colsample_bynode=1, colsample_bytree=1, gamma=0, gpu_id=-1,
        importance_type='gain', interaction_constraints='',
        learning_rate=0.300000012, max_delta_step=0, max_depth=6,
```

```
        min_child_weight=1, missing=nan, monotone_constraints='()',
        n_estimators=100, n_jobs=12, num_parallel_tree=1,
        objective='reg:squarederror', random_state=0, reg_alpha=0,
        reg_lambda=1, scale_pos_weight=1, subsample=1, tree_method='exact',
        validate_parameters=1, verbosity=None)
```

% Modelin eğitim skorunun belirlenmesi:

In [170]:

```
score = tp_model.score(X_train, y_train)
print("Training score: ", score)
```

Training score: 0.9999346401389589

% MSE ve RMSE değerlerinin hesaplanması:

In [171]:

```
from sklearn.metrics import mean_squared_error
ypred_train = tp_model.predict(X_train)
mse = mean_squared_error(y_train, ypred_train)
print("MSE: %.2f" % mse)
print("RMSE: %.2f" % (mse**(1/2.0)))
```

MSE: 0.00

RMSE: 0.00

% Eğitim grafiklerinin eldesi:

In [172]:

```
errors = list()
for i in range(len(y_train)):
    print('%.1f --> %.1f ' % (y_train[i], ypred_train[i]))
pyplot.figure(figsize=(10,10))
pyplot.scatter(y_train, ypred_train, c='crimson')
```

```
pyplot.xlabel('Expected Value')
pyplot.ylabel('Predicted Value')
p1 = max(max(ypred_train), max(y_train))
p2 = min(min(ypred_train), min(y_train))
pyplot.plot([p1, p2], [p1, p2], 'b-')
pyplot.axis('equal')
r2=r2_score(y_train, ypred_train)
plt.text(0.6, 0.5, 'R-squared = %0.2f' % r2)
pyplot.show()
```

% Modelin doğrulama skorunun belirlenmesi:

In [175]:

```
score = tp_model.score(X_val, y_val)
print("Validation score: ", score)
```

Validation score: 0.3812951047315313

% Doğrulama verilerine ait MSE ve RMSE değerlerinin hesaplanması:

In [176]:

```
from sklearn.metrics import mean_squared_error
ypred_val= tp_model.predict(X_val)
mse = mean_squared_error(y_val, ypred_val)
print("MSE: %.2f" % mse)
print("RMSE: %.2f" % (mse**(1/2.0)))
```

MSE: 0.03

RMSE: 0.16

% Doğrulama grafiklerinin eldesi:

In [177]:

```
errors = list()
```

```
for i in range(len(y_val)):


    print('%.1f --> %.1f ' % (y_val[i], ypred_val[i]))
pyplot.figure(figsize=(10,10))
pyplot.scatter(y_val, ypred_val, c='crimson')
pyplot.xlabel('Expected Value')
pyplot.ylabel('Predicted Value')
p1 = max(max(ypred_val), max(y_val))
p2 = min(min(ypred_val), min(y_val))
pyplot.plot([p1, p2], [p1, p2], 'b-')
pyplot.axis('equal')
r2=r2_score(y_val, ypred_val)
plt.text(0.4, 0.2, 'R-squared = %0.2f' % r2)
pyplot.show()
```

% Test verileri kullanılarak tahmin verilerinin elde edilmesi ve test skorunun belirlenmesi:

In [180]:

```
from sklearn.metrics import mean_squared_error
ypred = tp_model.predict(X_test)
mse = mean_squared_error(y_test, ypred)
print("MSE: %.2f" % mse)
print("RMSE: %.2f" % (mse**(1/2.0)))
```

MSE: 0.04

RMSE: 0.19

% Gerçek-tahmin grafiğinin eldesi:

In [181]:

```
import matplotlib.pyplot as plt
x_ax = range(len(y_test))
plt.plot(x_ax, y_test, label="original")
plt.plot(x_ax, ypred, label="predicted")
plt.title("Test and Predicted Data")
plt.legend()
plt.show()
```

% Test grafiklerinin eldesi:

In [182]:

```
errors = list()
for i in range(len(y_test)):
    print('%.1f --> %.1f ' % (y_test[i], ypred[i]))
pyplot.figure(figsize=(10,10))
pyplot.scatter(y_test, ypred, c='crimson')
pyplot.xlabel('Expected Value')
pyplot.ylabel('Predicted Value')
p1 = max(max(ypred), max(y_test))
p2 = min(min(ypred), min(y_test))
pyplot.plot([p1, p2], [p1, p2], 'b-')
pyplot.axis('equal')
r2=r2_score(y_test, ypred)
plt.text(0.4, 0.2, 'R-squared = %0.2f' % r2)
pyplot.show()
```

% Tüm veriler kullanılarak MSE ve RMSE değerlerinin hesaplanması:

In [186]:

```
all_score = tp_model.score(X, Y)
```

```
print("All score: ", all_score)
from sklearn.metrics import mean_squared_error
ypred_all = tp_model.predict(X)
mse = mean_squared_error(Y, ypred_all)
print("MSE: %.2f" % mse)
print("RMSE: %.2f" % (mse**(1/2.0)))
All score:  0.7788083295743499
MSE: 0.01
RMSE: 0.10
% Tüm veriler için grafiklerin eldesi:
In [187]:
errors = list()
for i in range(len(Y)):
    print('%.1f --> %.1f ' % (Y[i], ypred_all[i]))
pyplot.figure(figsize=(10,10))
pyplot.scatter( Y, ypred_all, c='crimson')
pyplot.xlabel('Expected Value')
pyplot.ylabel('Predicted Value')
p1 = max(max(ypred_all), max( Y))
p2 = min(min(ypred_all), min( Y))
pyplot.plot([p1, p2], [p1, p2], 'b-')
pyplot.axis('equal')
r2=r2_score(Y, ypred_all)
plt.text(0.6, 0.5, 'R-squared = %0.2f' % r2)
pyplot.show()
```

Normalizasyon işlemi yapılarak elde edilen çıktı grafiklerinin, gerçek verilere ait grafiklere dönüştürülmesi için yeniden kod yazılmış ve gerçek ölçeğe ait çıktı grafikleri elde edilmiştir. Normalize verilerin, gerçek verilere ait ölçeğe dönüştürülmesi için yazılan kodlar aşağıdaki şekildedir:

Eğitim verisi için yazılan dönüşüm kodu aşağıdaki şekildedir:

In [173]:

```
inversed_ypred_train = scalerY.inverse_transform(ypred_train.reshape(-1, 1) )
inversed_y_train = scalerY.inverse_transform(y_train.reshape(-1, 1) )
```

In [174]:

```
errors = list()
for i in range(len(inversed_y_train)):
    print('%.1f --> %.1f ' % (inversed_y_train[i], inversed_ypred_train[i]))
pyplot.figure(figsize=(10,10))
pyplot.scatter(inversed_y_train, inversed_ypred_train, c='crimson')
pyplot.xlabel('Expected Value')
pyplot.ylabel('Predicted Value')
p1 = max(max(inversed_ypred_train), max(inversed_y_train))
p2 = min(min(inversed_ypred_train), min(inversed_y_train))
pyplot.plot([p1, p2], [p1, p2], 'b-')
pyplot.axis('equal')
r2=r2_score(inversed_y_train, inversed_ypred_train)
plt.text(0.6, 0.5, 'R-squared = %0.2f' % r2)
pyplot.show()
```

Doğrulama verisi için yazılan dönüşüm kodu aşağıdaki şekildedir:

In [178]:

```
inversed_ypred_val = scalerY.inverse_transform(ypred_val.reshape(-1, 1) )
inversed_y_val = scalerY.inverse_transform(y_val.reshape(-1, 1) )
```

In [179]:

```
errors = list()
for i in range(len(inversed_ypred_val)):
    print('%.1f --> %.1f ' % (inversed_y_val[i], inversed_ypred_val[i]))
pyplot.figure(figsize=(10,10))
pyplot.scatter(inversed_y_val, inversed_ypred_val, c='crimson')
pyplot.xlabel('Expected Value')
pyplot.ylabel('Predicted Value')
p1 = max(max(inversed_ypred_val), max(inversed_y_val))
p2 = min(min(inversed_ypred_val), min(inversed_y_val))
pyplot.plot([p1, p2], [p1, p2], 'b-')
pyplot.axis('equal')
r2=r2_score(inversed_y_val, inversed_ypred_val)
plt.text(0.6, 0.5, 'R-squared = %0.2f' % r2)
pyplot.show()
```

Test verisi için yazılan dönüşüm kodu aşağıdaki şekildedir:

In [183]:

```
inversed_ypred = scalerY.inverse_transform(ypred.reshape(-1, 1) )
inversed_y_test = scalerY.inverse_transform(y_test.reshape(-1, 1) )
```

In [184]:

```
import matplotlib.pyplot as plt
x_ax = range(len(inversed_y_test))
plt.plot(x_ax, inversed_y_test, label="original")
plt.plot(x_ax, inversed_ypred, label="predicted")
plt.title("Test and Predicted Data")
plt.legend()
```

```
plt.show()
```

In [185]:

```
from sklearn.metrics import r2_score
errors = list()
for i in range(len(inversed_y_test)):
    print('%.1f --> %.1f ' % (inversed_y_test[i], inversed_ypred[i]))
pyplot.figure(figsize=(10,10))
pyplot.scatter(inversed_y_test, inversed_ypred, c='crimson')
pyplot.xlabel('Expected Value')
pyplot.ylabel('Predicted Value')
p1 = max(max(inversed_ypred), max(inversed_y_test))
p2 = min(min(inversed_ypred), min(inversed_y_test))
pyplot.plot([p1, p2], [p1, p2], 'b-')
pyplot.axis('equal')
r2=r2_score(inversed_y_test, inversed_ypred)
plt.text(0.6, 0.5, 'R-squared = %0.2f' % r2)
pyplot.show()
```

Tüm veriler için yazılan dönüşüm kodu aşağıdaki şekildedir:

In [188]:

```
inversed_ypred_all = scalerY.inverse_transform(ypred_all.reshape(-1, 1) )
inversed_Y = scalerY.inverse_transform(Y.reshape(-1, 1) )
```

In [189]:

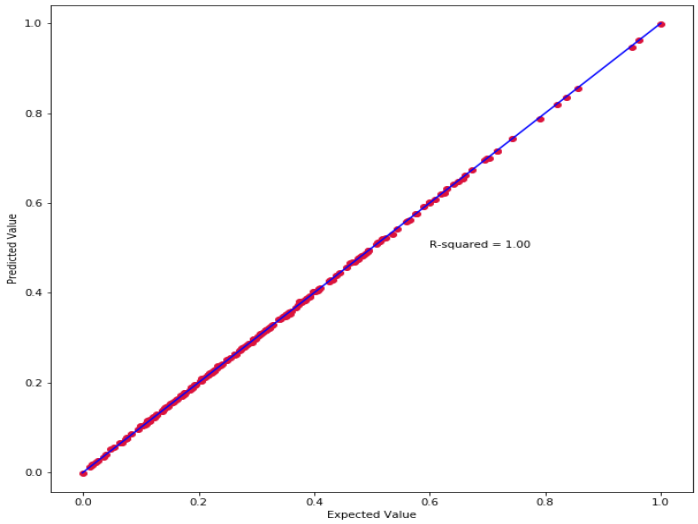
```
errors = list()
for i in range(len(inversed_Y)):
    print('%.1f --> %.1f ' % (inversed_Y[i], inversed_ypred_all[i]))
pyplot.figure(figsize=(10,10))
```

```
pyplot.scatter( inversed_Y, inversed_ypred_all, c='crimson')
pyplot.xlabel('Expected Value')
pyplot.ylabel('Predicted Value')
p1 = max(max(inversed_ypred_all), max( inversed_Y))
p2 = min(min(inversed_ypred_all), min( inversed_Y))
pyplot.plot([p1, p2], [p1, p2], 'b-')
pyplot.axis('equal')
r2=r2_score(inversed_Y, inversed_ypred_all)
plt.text(0.6, 0.5, 'R-squared = %0.2f' % r2)
pyplot.show()
```

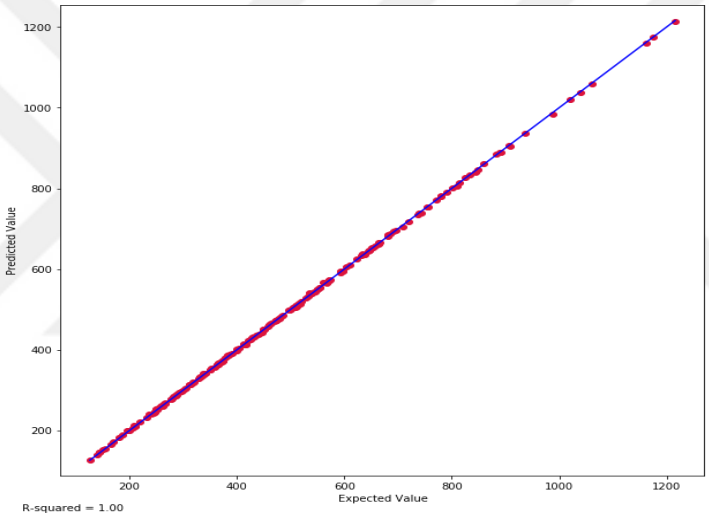
Yukarıda yer alan kodlar, her bir çıktı için yeniden yazılmıştır. Hangi çıktı için analiz yapılacaksa o çıktıya ait Excel dosyası kullanılmıştır. Her çıktının eğitim, test ve doğrulama işlemlerine ait MSE, RMSE değerleri ve grafikler elde edilmiştir. İkinci çıktı deneysel iki fazlı Nusselt sayısı (Nu_{exp}) ve üçüncü çıktı iki fazlı sürtünme basınç gradyanı çarpanı (Φ_l^2) analizi için de aynı işlemler yapılmıştır.

6.2.3 Analiz Sonuçları

Veriseti-2 için normalize edilmiş ve normalize edilmemiş (gerçek) veriler kullanılarak yapılan analiz sonuçlarında 1. çıktı olan iki fazlı Nusselt sayısı için eğitim, test, doğrulama verileri ile gerçek değer arasındaki ilişki grafikleri Şekil 6.9-Şekil 6.12 arasında gösterilmiştir. 2. çıktı olan deneysel iki fazlı Nusselt sayısı için eğitim, test, doğrulama verileri ile gerçek değer arasındaki ilişki grafikleri Şekil 6.13-Şekil 6.16 arasında gösterilmektedir. 3. çıktı olan iki fazlı sürtünme basınç gradyanı çarpanı için eğitim, test, doğrulama verileri ile gerçek değer arasındaki ilişki grafikleri Şekil 6.17-Şekil 6.20 arasında gösterilmiştir.



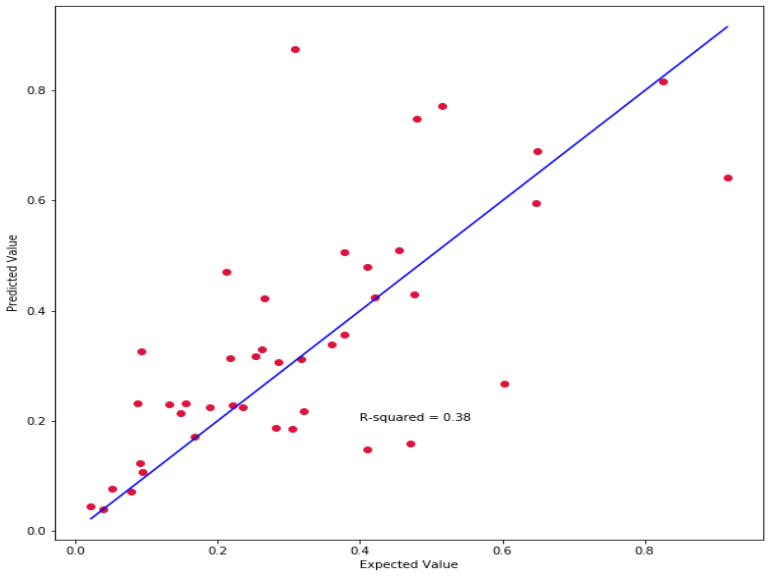
a.



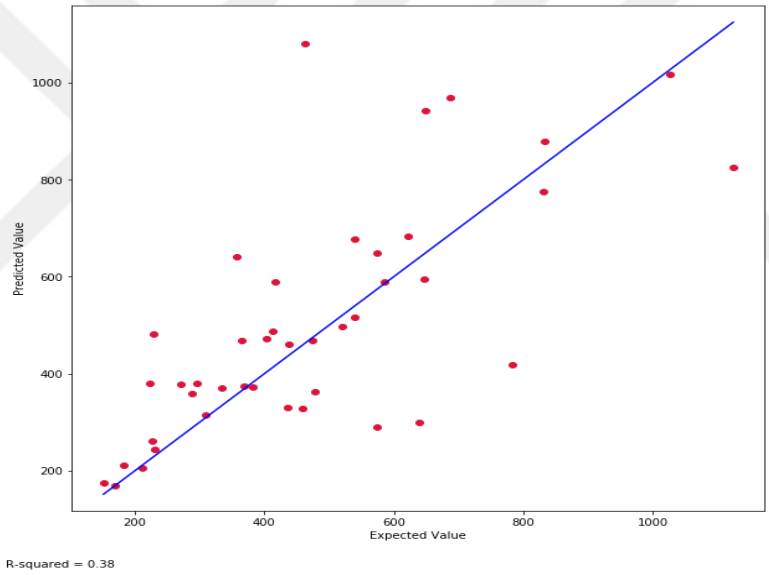
b.

Şekil 6.9 İki fazlı Nusselt sayısı için eğitim verileri ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (a. Normalize edilmiş, b. Normalize edilmemiş değerler)

Şekil 6.9'da ilk çıktı olan iki fazlı Nusselt sayısına ait eğitim verisi ve gerçek değer arasındaki ilişkiyi gösteren grafiklerde değerlerin uyumlu olduğu görülmektedir. Eğitim verilerine ait korelasyon katsayısı (R^2) 1 olarak bulunmuştur. Bu değerin 1 olması, XGBoost yöntemiyle modelin mükemmel eğitildiğini göstermektedir. Ayrıca hata değerleri MSE ve RMSE değeri ''0'' bulunmuştur. MSE ve RMSE değerlerinin sıfır olması, geliştirilen modelin eğitim aşamalarının mükemmel bir şekilde sonlandırıldığını göstermektedir.



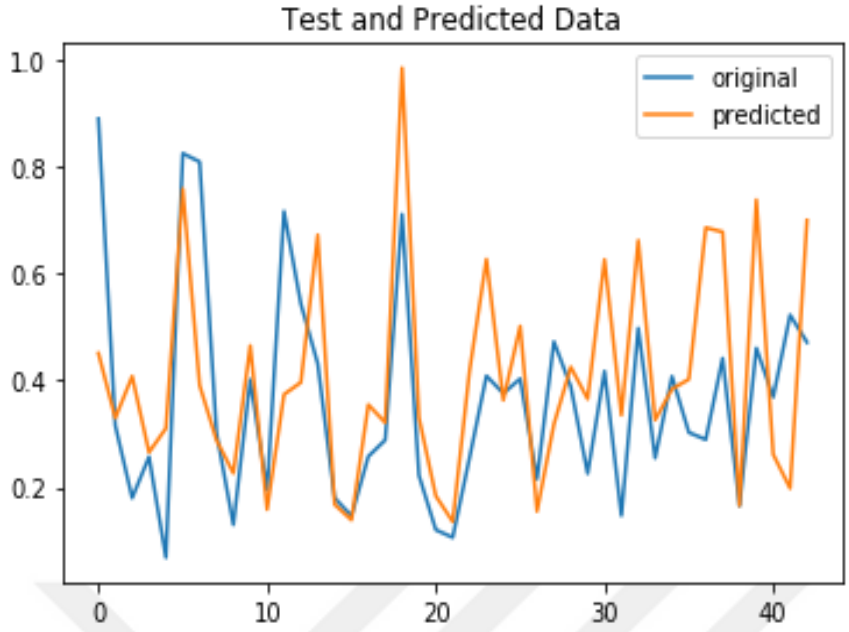
a.



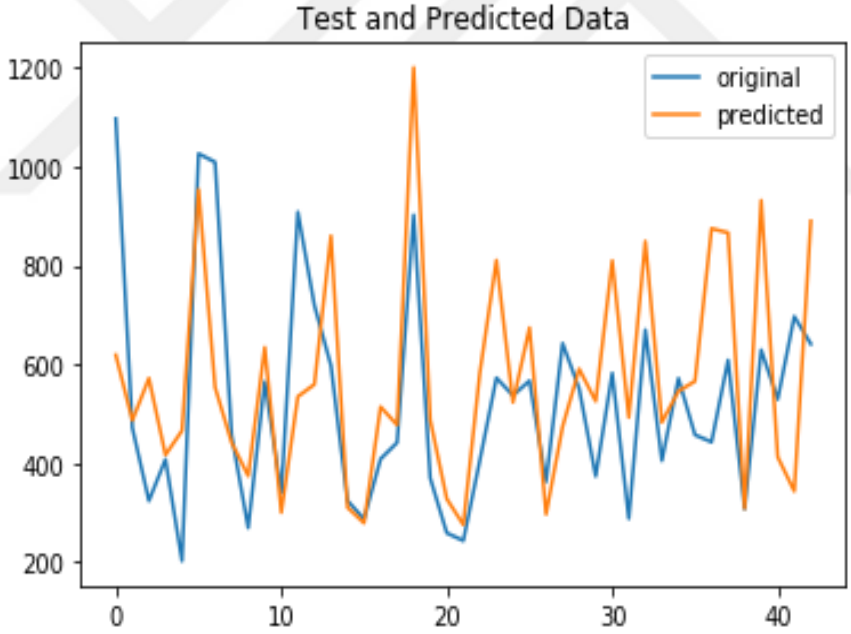
b.

Şekil 6.10 İki fazlı Nusselt sayısı için doğrulama verileri ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (a. Normalize edilmiş, b. Normalize edilmemiş değerler)

Şekil 6.10'da ilk çıktı olan iki fazlı Nusselt sayısına ait doğrulama verisi ve gerçek değer arasındaki ilişkiyi gösteren grafiklerde değerlerin uyumlu olduğu görülmektedir. Doğrulama verilerine ait korelasyon katsayısı (R^2) 0.38 olarak bulunmuştur. MSE değeri 0.03, RMSE değeri ise 0.16 bulunmuştur. MSE ve RMSE değerlerinin sıfıra yakın olması ve korelasyon katsayısının 1'e yakın olması geliştirilen modelin doğruluğunu göstermektedir.



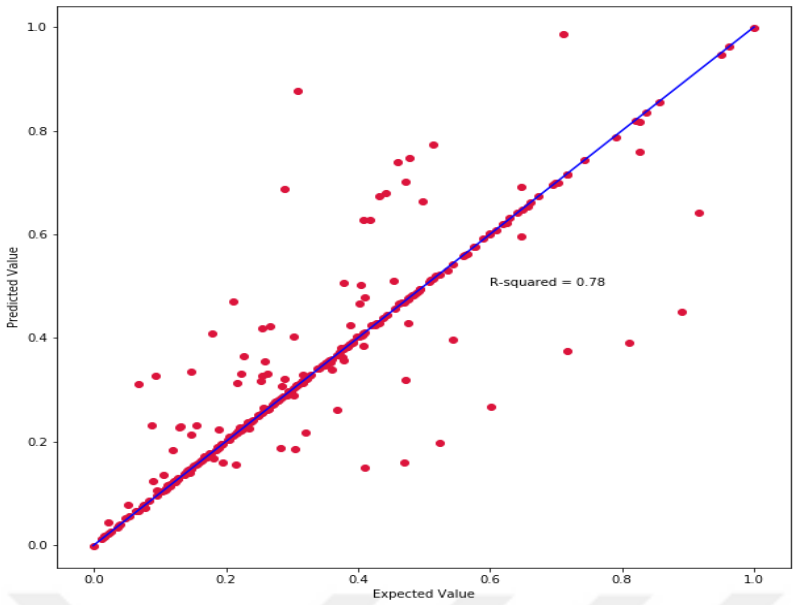
a.



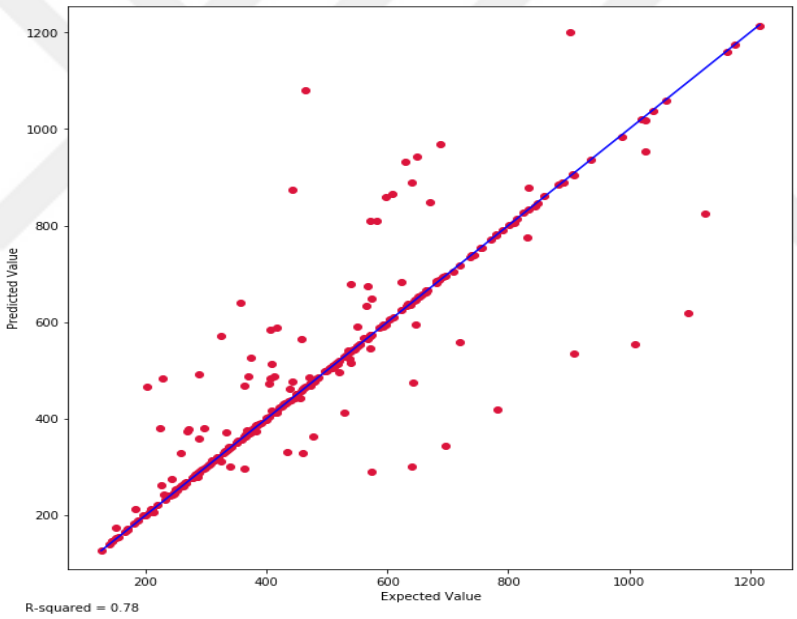
b.

Şekil 6.11 İki fazlı Nusselt sayısı için test verileri ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (a. Normalize edilmiş, b. Normalize edilmemiş değerler

Şekil 6.11'de ilk çıktı olan iki fazlı Nusselt sayısına ait test verisi ve gerçek değer arasındaki ilişkiyi gösteren grafiklerde değerlerin uyumlu olduğu görülmektedir. Burada modelin, gerçek değerlerden daha yüksek tahminlerde bulunduğu görülmektedir. MSE değeri 0.04, RMSE değeri ise 0.19 bulunmuştur.



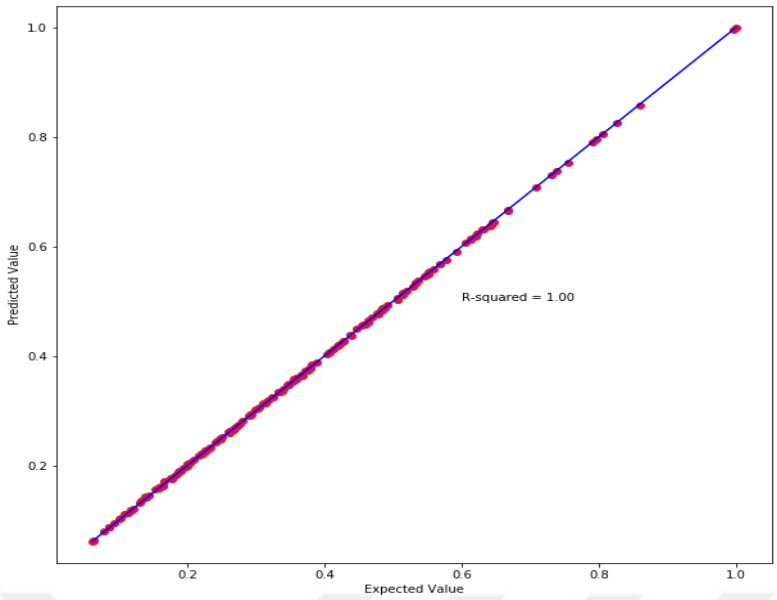
a.



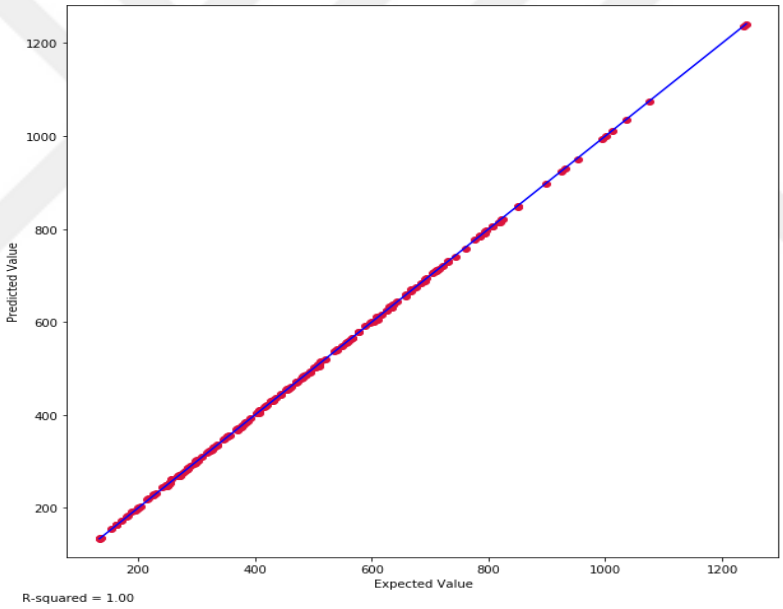
b.

Şekil 6.12 İki fazlı Nusselt sayısı için tüm veriler ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (a. Normalize edilmiş, b. Normalize edilmemiş değerler)

Şekil 6.12'de ilk çıktı olan iki fazlı Nusselt sayısına ait tüm veriler ve gerçek değer arasındaki ilişkiyi gösteren grafiklerde değerlerin uyumlu olduğu görülmektedir. Tüm verilere ait korelasyon katsayısı (R^2) 0.78 olarak bulunmuştur. MSE değeri 0.01, RMSE değeri ise 0.1 bulunmuştur.



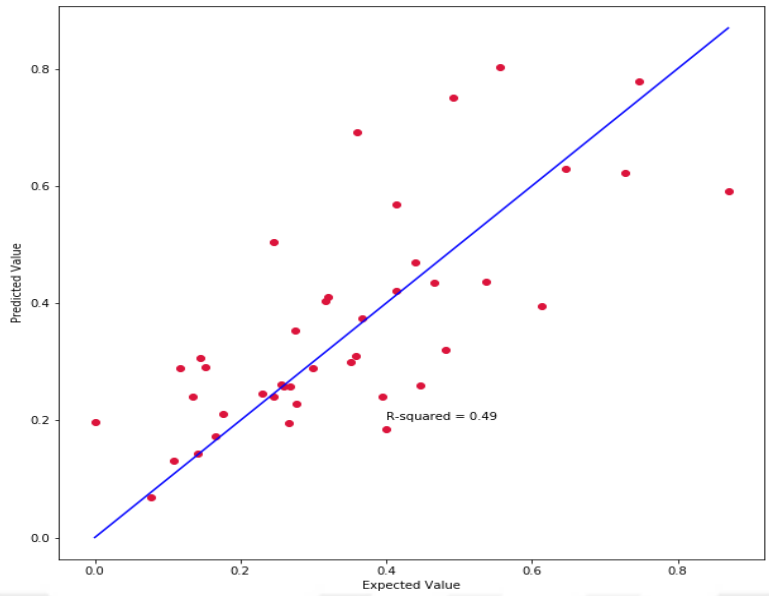
a.



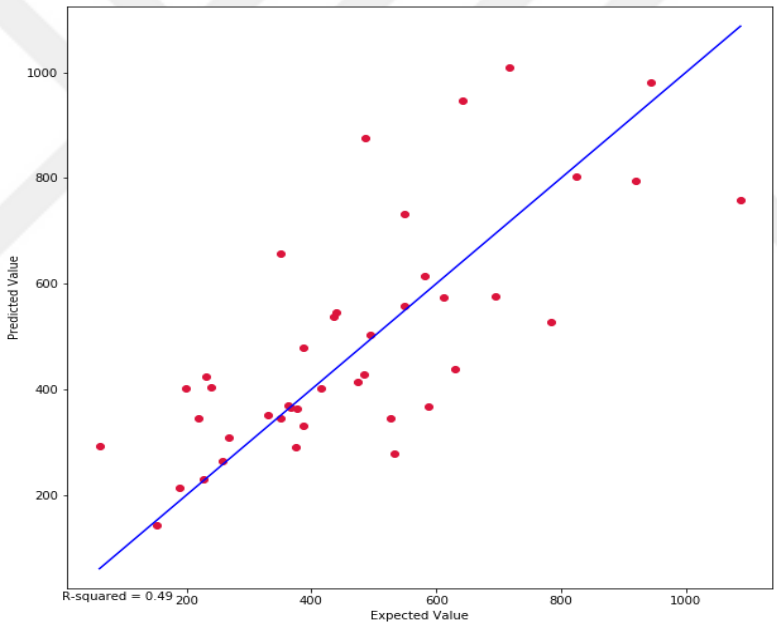
b.

Şekil 6.13 Deneysel iki fazlı Nusselt sayısı için eğitim verileri ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (a. Normalize edilmiş, b. Normalize edilmemiş değerler)

Şekil 6.13'te ikinci çıktı olan deneysel iki fazlı Nusselt sayısına ait eğitim verisi ve gerçek değer arasındaki ilişkiyi gösteren grafiklerde değerlerin uyumlu olduğu görülmektedir. Eğitim verilerine ait korelasyon katsayısı (R^2) 1 olarak bulunmuştur. Ayrıca hata değerleri MSE ve RMSE değeri ''0'' bulunmuştur.



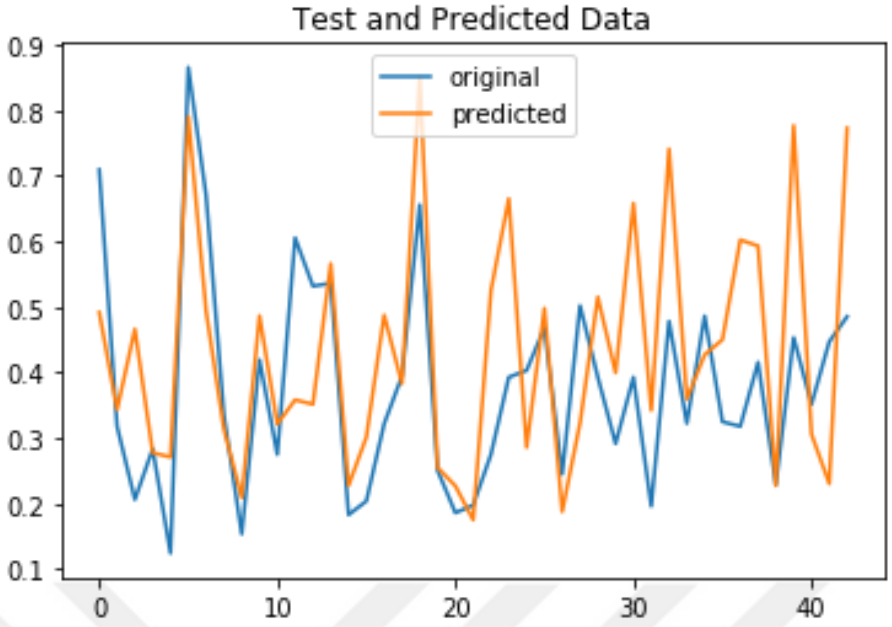
a.



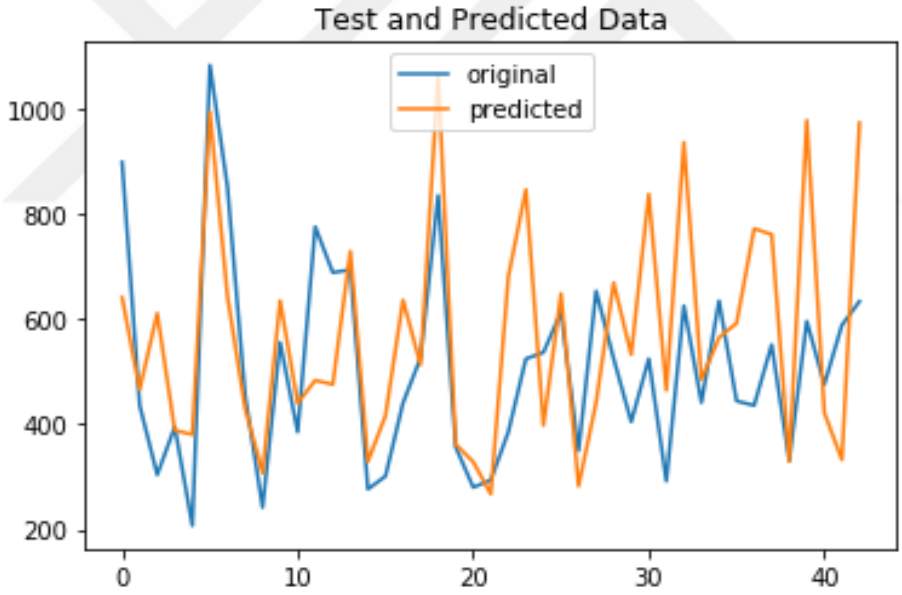
b.

Şekil 6.14 Deneysel iki fazlı Nusselt sayısı için doğrulama verileri ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (a. Normalize edilmiş, b. Normalize edilmemiş değerler)

Şekil 6.14'te ikinci çıktı olan deneysel iki fazlı Nusselt sayısına ait doğrulama verisi ve gerçek değer arasındaki ilişkiyi gösteren grafiklerde değerlerin uyumlu olduğu görülmektedir. Doğrulama verilerine ait korelasyon katsayısı (R^2) 0.49 olarak bulunmuştur. MSE değeri 0.02, RMSE değeri ise 0.14 bulunmuştur.



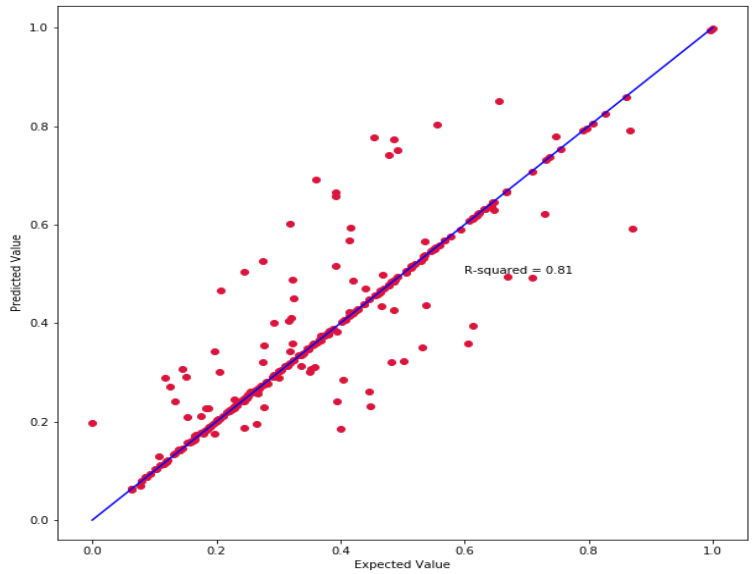
a.



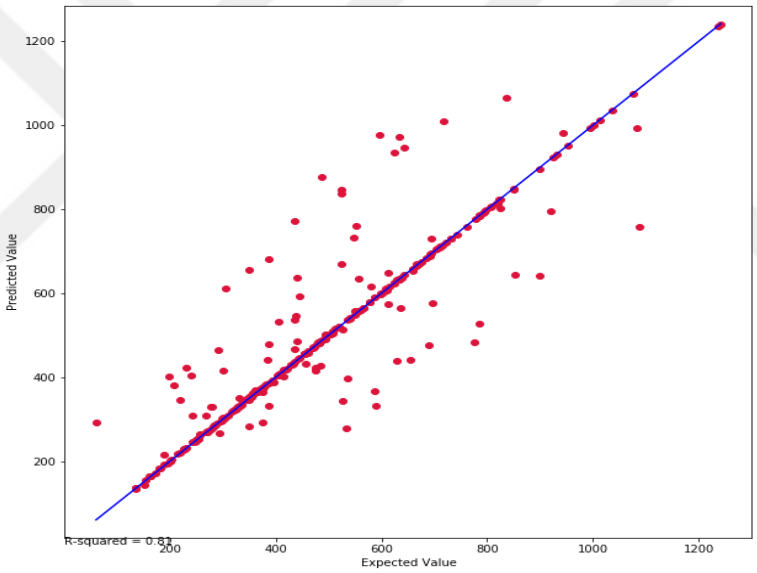
b.

Şekil 6.15 Deneysel iki fazlı Nusselt sayısı için test verileri ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (a. Normalize edilmiş, b. Normalize edilmemiş değerler)

Şekil 6.15'te ikinci çıktı olan deneysel iki fazlı Nusselt sayısına ait test verisi ve gerçek değer arasındaki ilişkiyi gösteren grafiklerde değerlerin uyumlu olduğu görülmektedir. MSE değeri 0.03, RMSE değeri ise 0.16 bulunmuştur.



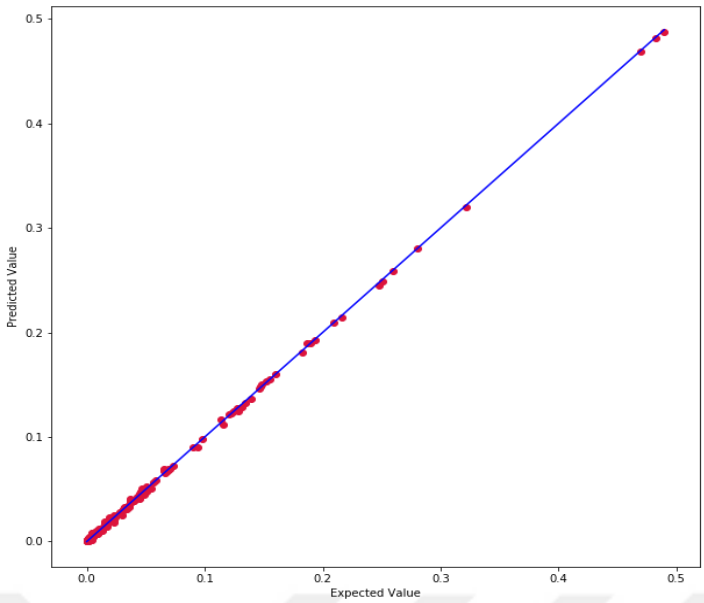
a.



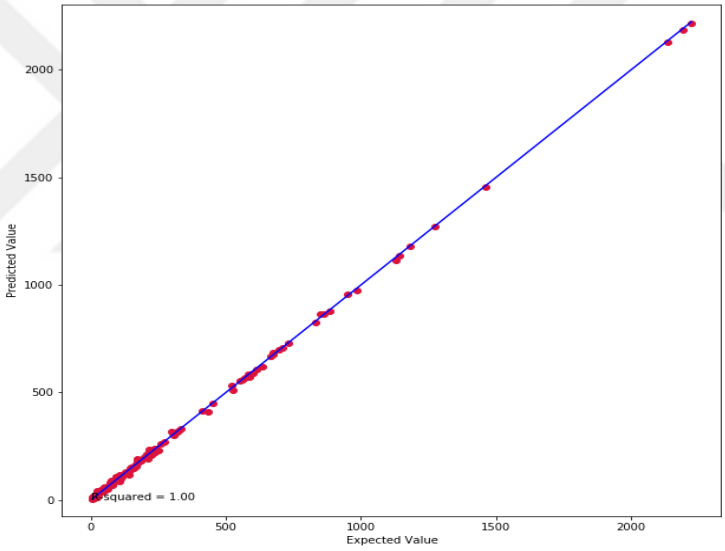
b.

Şekil 6.16 Deneysel iki fazlı Nusselt sayısı için tüm veriler ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (a. Normalize edilmiş, b. Normalize edilmemiş değerler)

Şekil 6.16'da ikinci çıktı olan deneysel iki fazlı Nusselt sayısına ait tüm veriler ve gerçek değer arasındaki ilişkiyi gösteren grafiklerde değerlerin uyumlu olduğu görülmektedir. Tüm verilere ait korelasyon katsayısı (R^2) 0.81 olarak bulunmuştur. MSE değeri 0.01, RMSE değeri ise 0.08 bulunmuştur.



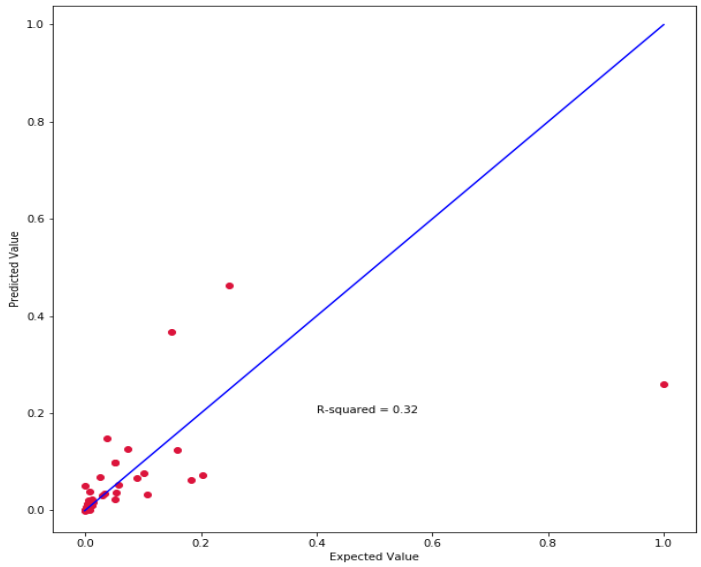
a.



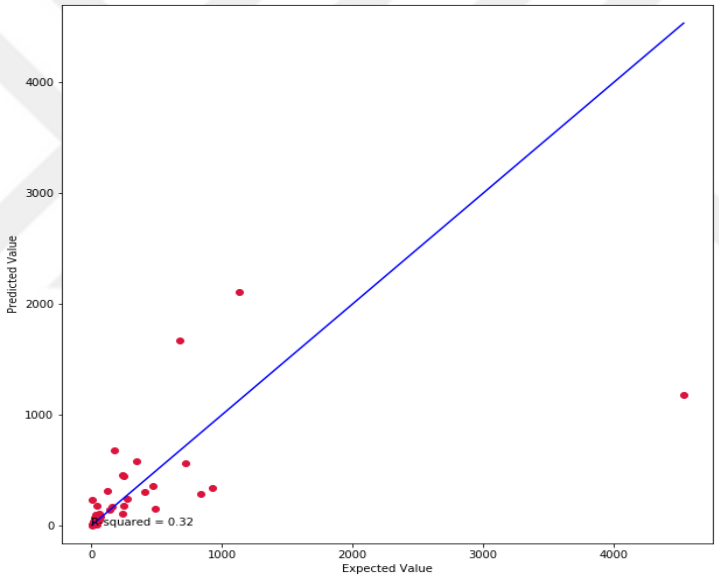
b.

Şekil 6.17 İki fazlı sürtünme basınç gradyanı çarpanı için eğitim verileri ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (a. Normalize edilmiş, b. Normalize edilmemiş değerler)

Şekil 6.17'de üçüncü çıktı olan iki fazlı sürtünme basınç gradyanı çarpanına ait eğitim verisi ve gerçek değer arasındaki ilişkiyi gösteren grafiklerde değerlerin uyumlu olduğu görülmektedir. Eğitim verilerine ait korelasyon katsayısı (R^2) 1 olarak bulunmuştur. Ayrıca hata değerleri MSE ve RMSE değeri ''0'' bulunmuştur.



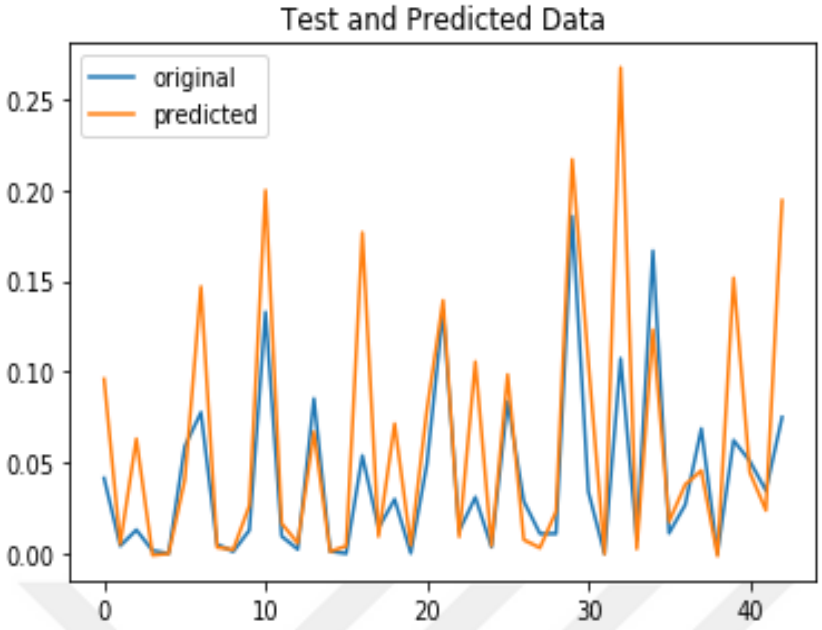
a.



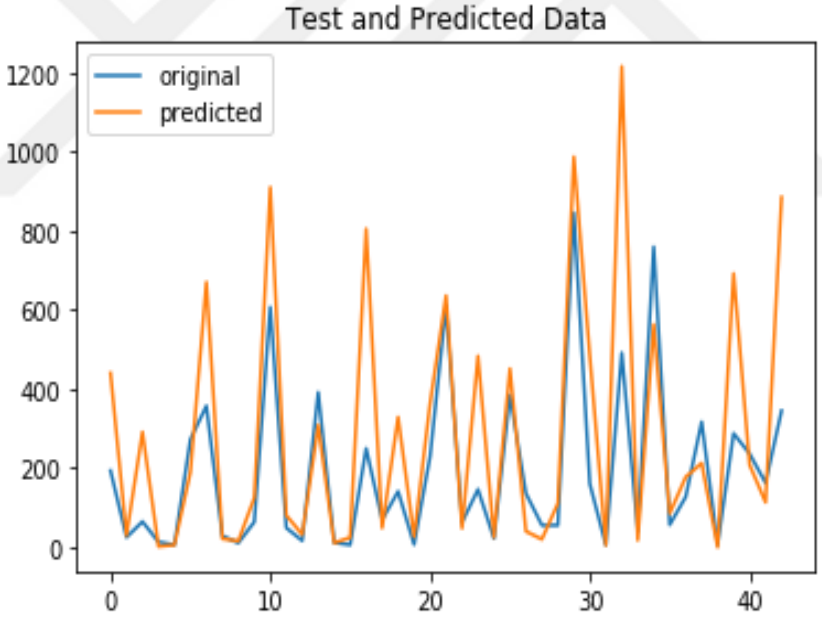
b.

Şekil 6.18 İki fazlı sürtünme basınç gradyanı çarpanı için doğrulama verileri ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (a. Normalize edilmiş, b. Normalize edilmemiş değerler)

Şekil 6.18'de üçüncü çıktı olan iki fazlı sürtünme basınç gradyanı çarpanına ait doğrulama verisi ve gerçek değer arasındaki ilişkiyi gösteren grafiklerde değerlerin uyumlu olduğu görülmektedir. Doğrulama verilerine ait korelasyon katsayısı (R^2) 0.32 olarak bulunmuştur. MSE değeri 0.02, RMSE değeri ise 0.13 bulunmuştur.



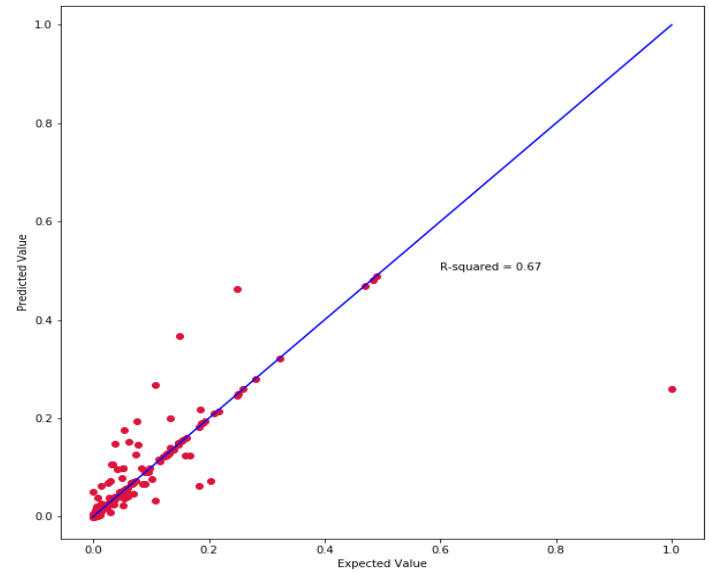
a.



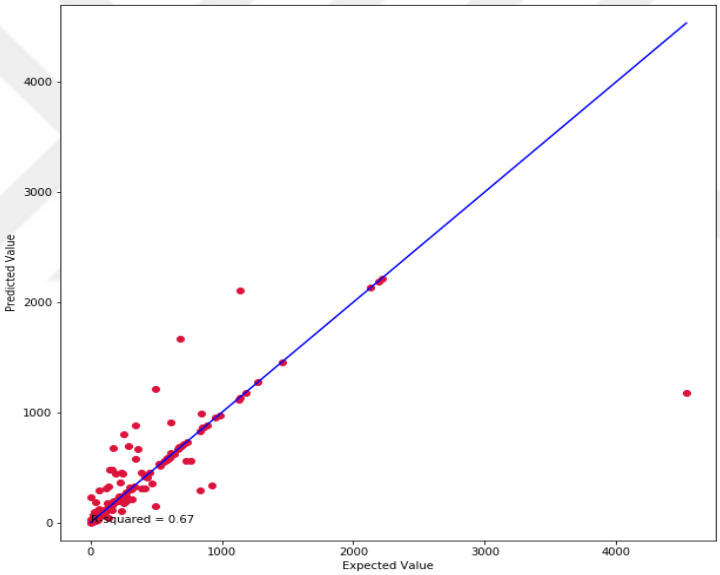
b.

Şekil 6.19 İki fazlı sürtünme basınç gradyanı çarpanı için test verileri ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (a. Normalize edilmiş, b. Normalize edilmemiş değerler)

Şekil 6.19'da üçüncü çıktı olan iki fazlı sürtünme basınç gradyanı çarpanına ait test verisi ve gerçek değer arasındaki ilişkiyi gösteren grafiklerde değerlerin uyumlu olduğu görülmektedir. MSE değeri 0.00, RMSE değeri ise 0.05 bulunmuştur.



a.



b.

Şekil 6.20 İki fazlı sürtünme basınç gradyanı çarpanı için tüm veriler ile gerçek değer arasındaki ilişki grafiği (a. Normalize edilmiş, b. Normalize edilmemiş değerler)

Şekil 6.20'de üçüncü çıktı olan iki fazlı sürtünme basınç gradyanı çarpanına ait tüm veriler ve gerçek değer arasındaki ilişkiyi gösteren grafiklerde değerlerin uyumlu olduğu görülmektedir. Tüm verilere ait korelasyon katsayısı (R^2) 0.67 olarak bulunmuştur. MSE değeri 0.00, RMSE değeri ise 0.05 bulunmuştur.

7
BAĞIMLILIK ANALİZİ

Bağımlılık analizi, bir sistem veya proje içindeki farklı bileşenler arasındaki ilişkileri ve bağımlılıkları anlamak için yazılım mühendisliği, dil bilimi ve proje yönetimi gibi çeşitli alanlarda kullanılan bir yöntemdir. Makine öğreniminde bağımlılık analizi, tahmine dayalı bir model oluştururken veri kümesindeki her bir özelliğin göreceli önemini belirlemek için kullanılmaktadır (Azaria, 2022). Yani çıktılar üzerinde hangi giriş parametrelerinin daha baskın (etkili) olduğunu belirlemeyi sağlamaktadır.

Bağımlılık grafikleri ve bağımlılık yönetim sistemleri gibi araçlar bu ilişkilerin görselleştirilmesine ve yönetilmesine yardımcı olmaktadır. Bağımlılık analizi karar ağaçları (decision trees), rastgele ormanlar (random forests), doğrusal modeller (lineer regresyon) ve sinir ağları (neural networks) gibi çeşitli teknikler kullanılarak hesaplanmaktadır (Azaria, 2022).

Bağımlılık analizinin önemi, bir veri kümesindeki hangi özelliklerin (giriş parametreleri) nihai tahmine (çıkış parametrelerine) en çok katkıda bulunduğunu ve hangi özelliklerin daha az önemli olduğunu belirlemeyi sağlamaktadır (Zien vd. 2009). Bağımlılık analizi ile modelin yorumlanabilirliği geliştirilebilir. Ayrıca bir model iyi performans göstermiyorsa, hangi özelliklerin sorunlara neden olabileceğini ve daha fazla araştırma gerektirebileceğini belirlemek için modelde hata ayıklanmasının belirlenmesinde kullanılabilir. Daha az önemli özellikler kaldırılarak model performansının iyileştirilmesini sağlayabilmektedir (Hooker vd. 2018). Bu tez çalışmasında hem yapay sinir ağları ile hem de XGBoost algoritması ile bağımlılık analizi yapılmıştır.

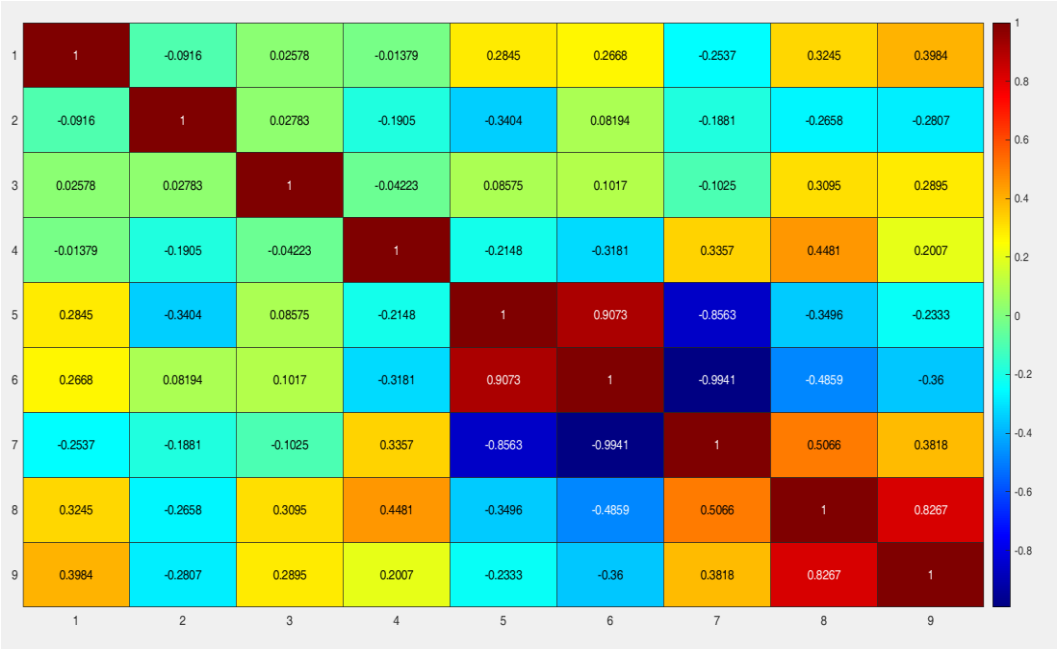
7.1 Yapay Sinir Ağları ile Bağımlılık Analizi

Yapay sinir ağları ile yapılan bağımlılık analizinde her iki veri seti için de korelasyon matrisinin ısı haritası çıkarılmıştır. Bu ısı haritası ile hangi giriş parametresinin çıktılar üzerinde daha baskın olduğu belirlenmiştir. Veriseti-1

kullanılarak oluşturulan korelasyon matrisinin ısı haritası için yazılan kodlar aşağıdaki şekildedir:

```
clc;
clear all;
data = readtable('dataset son.xlsx');
inputs = table2array(data(:, 1:7));
output1 = data.Output1;
output2 = data.Output2;
targets= [output1, output2];
input_data_normalized = normalize(inputs);
output_data_normalized = normalize(targets);
korelasyonMatrisi = corrcoef([input_data_normalized, output_data_normalized]);
renkHaritasi = jet;
heatmap(korelasyonMatrisi, 'Colormap', renkHaritasi);
colorbar;
```

Şekil 7.1'de Veriseti-1'e ait korelasyon matrisinin ısı haritası yer almaktadır.



Şekil 7.1 Veriseti-1'e ait korelasyon matrisinin ısı haritası

Veri seti 1'e ait 7 giriş, 2 çıkış parametresi olduğu için Şekil 7.1'de 1-7 arası giriş değerlerini, 8-9 arası ise çıkış değerlerini ifade etmektedir. Buradaki oranlar, regresyon ve korelasyon işlemlerinden sonra elde edilmiş korelasyon matrisinden gelen değerlerdir. İki çıkış değeri için 8. ve 9. sütuna bakarak hangi giriş parametrelerinin daha etkili olduğu görülmektedir. Korelasyon matrisinde yer alan pozitif değerler doğrusal korelasyonu, negatif ederler ise ters korelasyonu (biri artarken, diğerinin azaldığı korelasyon) ifade etmektedir.

1.çıkış parametresi olan ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı (h) için 8. sütuna bakıldığında en baskın giriş parametresinin 0.5066 değeri ile 7. giriş parametresi entalpi (h_{fg}) olduğu görülmektedir. İkinci baskın olan giriş parametresi ise 0.4481 değeri ile 4. giriş parametresi uzunluk (L) olduğu görülmektedir. Negatif etki eden parametreler arasında ise -0.2658 değeri ile 2. giriş parametresi olan doyma sıcaklığı (T_s), -0.3496 değeri ile 5. giriş parametresi olan dinamik viskozite,sıvı (μ_l) ve -0.4859 ile 6. giriş parametresi olan ısı iletim katsayısı,sıvı (k_l) yer almaktadır.

2.çıkış parametresi olan ortalama sürtünme basınç düşümü (dP_f) için 9. sütuna bakıldığında en baskın giriş parametresinin 0.3984 değeri ile 1. giriş parametresi kütle akısı (G) olduğu görülmektedir. İkinci baskın olan giriş parametresi ise 0.3818 değeri ile 7. giriş parametresi entalpi (h_{fg}) olduğu görülmektedir. Negatif etki eden parametreler arasında ise -0.2807 değeri ile 2. giriş parametresi olan doyma sıcaklığı (T_s), -0.2333 değeri ile 5. giriş parametresi olan dinamik viskozite,sıvı (μ_l) ve -0.36 ile 6. giriş parametresi olan ısı iletim katsayısı,sıvı (k_l) yer almaktadır.

Veriseti-2 kullanılarak oluşturulan korelasyon matrisinin ısı haritası için yazılan kodlar aşağıdaki şekildedir:

```
clc;

clear all;

data = readtable('dataset son.xlsx', 'Sheet', 'Tüm veriler 2');

inputs = table2array(data(:, 1:6));

output1 = data.Output1;

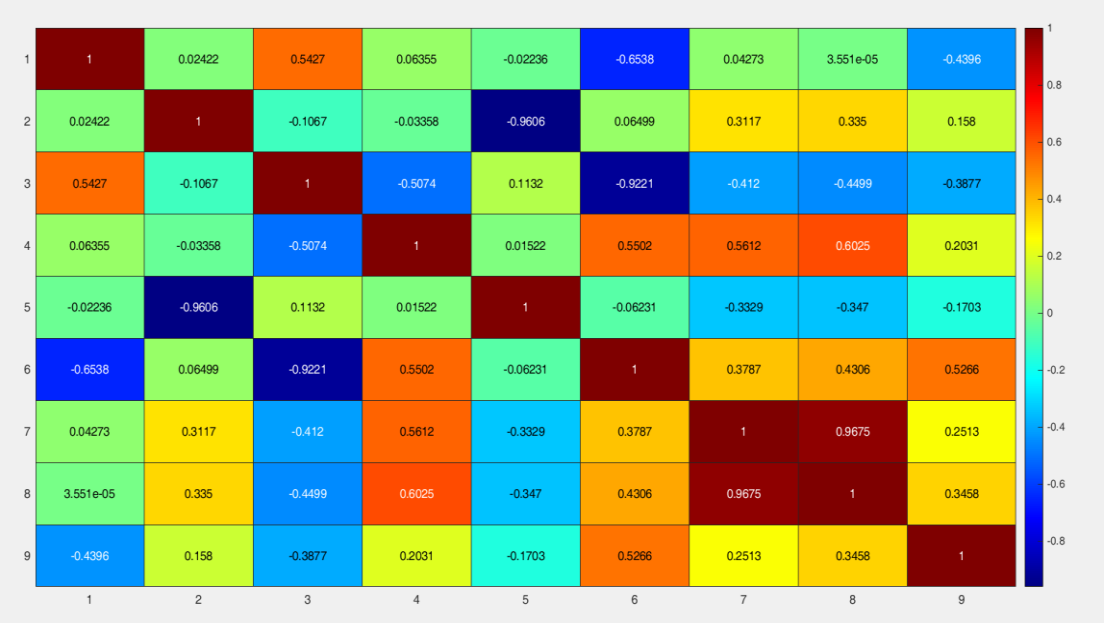
output2 = data.Output2;

output3 = data.Output3;

targets= [output1, output2, output3];
```

```
input_data_normalized = normalize(inputs);
output_data_normalized = normalize(targets);
korelasyonMatrisi = corrcoef([input_data_normalized, output_data_normalized]);
% Analiz sonuçlarını görselleştirme
renkHaritasi = jet;
% Korelasyon matrisini ısı haritası olarak göstermek için heatmap'in çağrılması
heatmap(korelasyonMatrisi, 'Colormap', renkHaritasi);
% Renk çubuğunun eklenmesi
colorbar;
```

Şekil 7.2'de Veriseti-2'ye ait korelasyon matrisinin ısı haritası yer almaktadır.



Şekil 7.2 Veriseti-2'ye ait korelasyon matrisinin ısı haritası

Veri seti 2'ye ait 6 giriş, 3 çıkış parametresi olduğu için Şekil 7.2'de 1-6 arası giriş değerlerini, 7-9 arası ise çıkış değerlerini ifade etmektedir. Üç çıkış değeri için 7., 8. ve 9. sütuna bakarak hangi giriş parametrelerinin daha etkili olduğu görülmektedir.

1.çıkış parametresi olan iki fazlı Nusselt sayısı (Nu_{tp}) için 7. sütuna bakıldığında en baskın giriş parametresinin 0.5612 değeri ile 4. giriş parametresi Eşdeğer Dean sayısı (De_{eq}) olduğu görülmektedir. İkinci baskın olan giriş parametresi ise 0.3787

değeri ile 6. giriş parametresi boşluk oranı (α) olduğu görülmektedir. Negatif etki eden parametreler arasında ise -0.412 değeri ile 3. giriş parametresi olan Lockhart-Martinelli parametresi (X_{tt}) ve -0.3329 ile 5. giriş parametresi olan indirgenmiş basınç (p_r) yer almaktadır.

2.çıkış parametresi olan deneysel iki fazlı Nusselt sayısı (Nu_{exp}) için 8. sütuna bakıldığında en baskın giriş parametresinin 0.6025 değeri ile 4. giriş parametresi Eşdeğer Dean sayısı (De_{eq}) olduğu görülmektedir. İkinci baskın olan giriş parametresi ise 0.4306 değeri ile 6. giriş parametresi boşluk oranı (α) olduğu görülmektedir. Negatif etki eden parametreler arasında ise -0.4499 değeri ile 3. giriş parametresi olan Lockhart-Martinelli parametresi (X_{tt}) ve -0.347 ile 5. giriş parametresi olan indirgenmiş basınç (p_r) yer almaktadır.

3.çıkış parametresi olan iki fazlı sürtünme basınç gradyanı çarpanı (Φ_l^2) için 9. sütuna bakıldığında en baskın giriş parametresinin 0.5266 değeri ile 6. giriş parametresi boşluk oranı (α) olduğu görülmektedir. İkinci baskın olan giriş parametresi ise 0.2031 değeri ile 4. giriş parametresi Eşdeğer Dean sayısı (De_{eq}) olduğu görülmektedir. Negatif etki eden parametreler arasında ise -0.4396 değeri ile 1. Giriş parametresi olan Reynolds,sıvı parametresi (Re_l),-0.3877 değeri ile 3. giriş parametresi olan Lockhart-Martinelli parametresi (X_{tt}) ve -0.1703 ile 5. giriş parametresi olan indirgenmiş basınç (p_r) yer almaktadır.

7.2 Extreme Gradient Boosting (XGBoost) ile Bağımlılık Analizi

XGBoost ile yapılan bağımlılık analizinde rastgele ormanlar (random forests) yöntemi kullanılmıştır. Her bir çıktı için hangi girdi değerinin baskın olduğunu bulmak amacıyla tüm çıktılar üzerinde ayrı ayrı analizler yapılmış olup, en düşük MSE değerine ulaşıldığında elde edilen sonuçlar kullanılmıştır. En düşük MSE değerini elde edebilmek için en baskın (en etkili) olan giriş parametreleri belirlenerek modele yeniden gönderilmiş ve test işlemleri tekrarlanmıştır. Modelin MSE değerini düşürünceye kadar bu işlemler devam etmiştir. En baskın olan ilk 2 veya 3 giriş parametreleri birleştirilerek yeniden test işlemi uygulandığında modelin test skorunda iyileşme görülmüyorsa (test skorunun aynı çıkması veya kötüleşmesi durumu), diğer giriş parametrelerini denemeye gerek kalmadığı görülmüştür.

Veriseti-1 için yapılan bağımlılık analizinde ilk çıktı olan ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı (*h*) için kullanılan kodlar aşağıdaki şekildedir:

```
In [443]:
df = pd.read_excel('C:/Users/SELENAY/Downloads/dataset_h.xlsx')
In [444]:
df.describe().round(2).style.background_gradient()
In [446]:
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
scaler = MinMaxScaler()
normalized = scaler.fit_transform(df.to_numpy())
normalized = pd.DataFrame(normalized, columns=['G', 'Ts', 'x', 'L','μ,l','k,l','hfg','h]
In [447]:
normalized.columns
Out[447]:
Index(['G', 'Ts', 'x', 'L', 'μ,l', 'k,l', 'hfg', 'h'], dtype='object')
In [448]:
X = normalized.drop(['h'], axis=1)
Y = normalized['h']
In [449]:
Y
Out[449]:
0      0.066998
1      0.089570
2      0.124235
3      0.163737
4      0.186310
         ...
364    0.227632
365    0.340581
366    0.501534
367    0.583423
368    0.699196
Name: h, Length: 369, dtype: float64
In [450]:
```

```
from sklearn.model_selection import train_test_split
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, Y, test_size = 0.3, random_sta
te = 0)
```

In [451]:

```
from xgboost import XGBRegressor
# instantiate the regressor
  xgb =  XGBRegressor(objective = 'reg:squarederror')
# fit the model
  xgb.fit(X_train, y_train)
  # Predict the Test set results
  y_pred = xgb.predict(X_test)
```

In [452]:

```
from sklearn.metrics import mean_squared_error
mse = mean_squared_error(y_test, y_pred)
print("MSE: %.2f" % mse)
print("RMSE: %.2f" % (mse**(1/2.0)))
```

MSE: 0.01

RMSE: 0.10

In [453]:

```
feature_scores = pd.Series(xgb.feature_importances_, index=X_train.columns).sor
t_values(ascending=False)
feature_scores
```

Out[453]:

x 0.302151

hfg 0.277060

G 0.249654

L 0.104005

μ,l 0.056756

k,l 0.008197

Ts 0.002177

dtype: float64

Burada en baskın olan giriş parametreleri sırasıyla elde edilmiştir. En baskın olan ilk 4 parametre (x, h_{fg}, G, L) yeniden analiz edilerek, test işlemleri tekrarlanmıştır.

Ve test skorunun değişmediği MSE değerinin yeniden 0.01 olduğunun görülmesi üzerine test işlemleri sonlandırılmış ve diğer giriş parametreleri ile denemeye gerek kalmadığı görülmüştür. Ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı için bağımlılık analizi sonuçları Tablo 7.1'de verilmiştir.

Tablo 7.1 Ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı için bağımlılık analizi sonuçları

Giriş Parametresi	**Bağımlılık Değeri**
x	0.302151
h_{fg}	0.277060
G	0.249654
L	0.104005
μ_l	0.056756
k_l	0.008197
T_s	0.002177

Burada ilk çıktı olan ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı (h) için en baskın giriş parametresinin 0.302151 değeri ile ortalama buhar kalitesi (x), ardından sırasıyla buharlaşma entalpisi (h_{fg}), kütle akısı (G) ve uzunluk (L) olduğu görülmektedir.

İkinci çıktı olan ortalama sürtünme basınç düşümü için yeniden analizler yapılmış olup, MSE değeri 0.01 bulunmuştur. Bağımlılık analizi sonuçları Tablo 7.2'de verilmiştir.

Tablo 7.2 Ortalama sürtünme basınç düşümü için bağımlılık analizi sonuçları

Giriş Parametresi	**Bağımlılık Değeri**
x	0.393235
G	0.345530
h_{fg}	0.217356
L	0.016492
μ_l	0.014346
T_s	0.009221
k_l	0.003820

Burada ikinci çıktı olan ortalama sürtünme basınç düşümü için en baskın giriş parametresinin 0.393235 değeri ile ortalama buhar kalitesi (x), ardından sırasıyla kütle akısı (G) ve buharlaşma entalpisi (h_{fg}) olduğu görülmektedir. İlk 3 parametre yeniden analiz edilerek, test işlemleri tekrarlanmıştır. Test skorunun değişmediği MSE değerinin yeniden 0.01 olduğunun görülmesi üzerine test işlemleri sonlandırılmış ve diğer giriş parametreleri ile denemeye gerek kalmadığı görülmüştür.

Veriseti-2 kullanılarak yapılan bağımlılık analizlerinde aynı kodlar kullanılarak her çıktı için en baskın olan giriş parametreleri belirlenmiştir. İlk çıktı olan iki fazlı Nusselt sayısı (Nu_{tp}) için MSE değeri 0.03 bulunmuştur. Bağımlılık analizi sonuçları Tablo 7.3'te verilmiştir.

Tablo 7.3 İki fazlı Nusselt sayısı için bağımlılık analizi sonuçları

Giriş Parametresi	**Bağımlılık Değeri**
De_{eq}	0.625726
Pr_l	0.111052
Re_l	0.104392
α	0.065431
X_{tt}	0.049140
p_r	0.044259

1.çıkış parametresi olan iki fazlı Nusselt sayısı (Nu_{tp}) için en baskın giriş parametresinin 0.625726 değeri ile Eşdeğer Dean sayısı (De_{eq}) olduğu görülmektedir. Ardından sırasıyla Prandtl sayısı (Pr_l) ve Reynolds sayısı (Re_l) olduğu görülmektedir. İlk 3 parametre yeniden analiz edilerek, test işlemleri tekrarlanmıştır. Test skorunun değişmediği MSE değerinin yeniden 0.03 olduğu görülmüştür.

İkinci çıktı olan deneysel iki fazlı Nusselt sayısı (Nu_{exp}) için MSE değeri 0.02 bulunmuştur ve bağımlılık analizi sonuçları Tablo 7.4'te verilmiştir.

Tablo 7.4 Deneysel iki fazlı Nusselt sayısı için bağımlılık analizi sonuçları

Giriş Parametresi	Bağımlılık Değeri
De_{eq}	0.655878
Re_l	0.079631
α	0.077376
p_r	0.073925
X_{tt}	0.058004
Pr_l	0.055185

2.çıkış parametresi olan deneysel iki fazlı Nusselt sayısı (Nu_{exp}) için en baskın giriş parametresinin 0.655878 değeri ile Eşdeğer Dean sayısı (De_{eq}) olduğu görülmektedir. Ardından sırasıyla Reynolds sayısı (Re_l) ve boşluk oranı (α) olduğu görülmektedir. İlk 3 parametre yeniden analiz edilerek, test işlemleri tekrarlanmıştır. Test skorunun değişmediği MSE değerinin yeniden 0.02 olduğu görülmüştür.

Üçüncü çıktı olan iki fazlı sürtünme basınç gradyanı çarpanı (Φ_l^2) için MSE değeri 0.01 bulunmuştur ve bağımlılık analizi sonuçları Tablo 7.5'te verilmiştir.

Tablo 7.5 İki fazlı sürtünme basınç gradyanı çarpanı için bağımlılık analizi sonuçları

Giriş Parametresi	Bağımlılık Değeri
X_{tt}	0.388375
Re_l	0.322722
De_{eq}	0.106326
p_r	0.079489
α	0.056762
Pr_l	0.046327

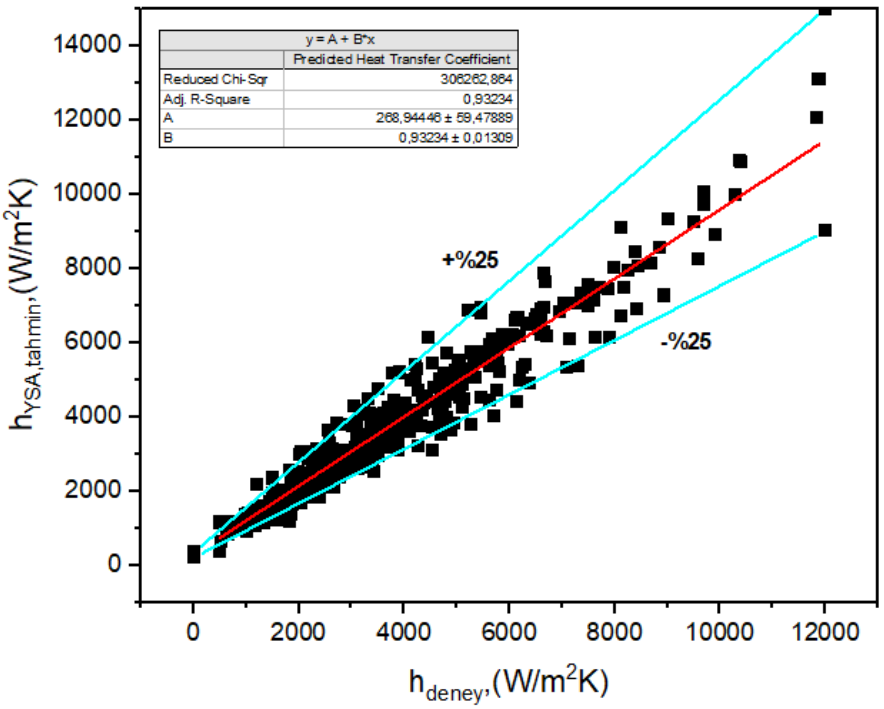
3.çıkış parametresi olan iki fazlı sürtünme basınç gradyanı çarpanı (Φ_l^2) için en baskın giriş parametresinin 0.388375 değeri ile Lockhart-Martinelli parametresi (X_{tt}) olduğu görülmektedir. Ardından sırasıyla Reynolds sayısı (Re_l) ve Eşdeğer Dean sayısı (De_{eq}) olduğu görülmektedir. İlk 3 parametre yeniden analiz edilerek, test işlemleri tekrarlanmıştır. Test skorunun değişmediği MSE değerinin yeniden 0.01 olduğu görülmüştür.

8
ANALİZ SONUÇLARININ KARŞILAŞTIRILMASI

Yapay sinir ağları ve XGBoost makine öğrenmesi yöntemleri kullanılarak yapılan analiz sonuçlarından elde edilen tahmin değerleri kullanılarak OriginPro 2021 programında her çıktı için grafikler ve her bir grafiğe ait denklem elde edilmiştir.

8.1 Yapay Sinir Ağları Tahmin Değerleri Kullanılarak Deneysel Verilerle Karşılaştırma

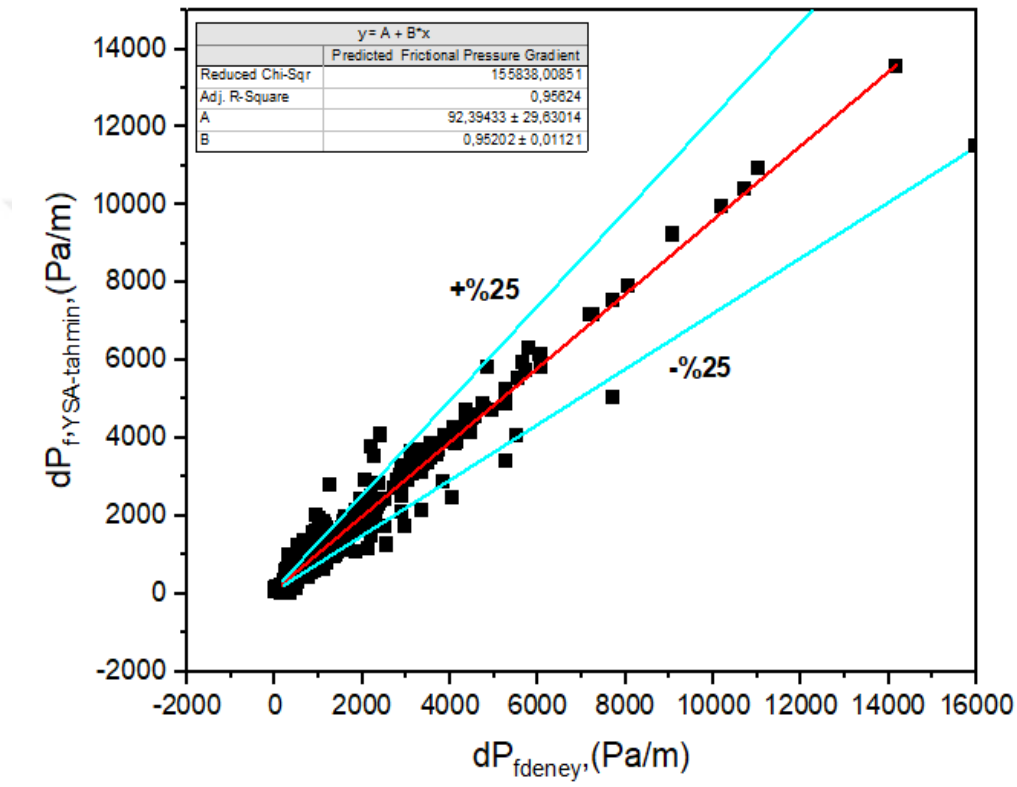
Öncelikle ilk veri seti kullanılarak yapay sinir ağları ile yapılan analize ait tahmin değerleri kullanılarak OriginPro 2021 programında her bir çıktı için gerçek-tahmin değer grafikleri elde edilmiştir. Şekil 8.1'de Veriseti-1'e ait olan ilk çıktı ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısına ait deneysel (gerçek)- tahmin (yapay sinir ağı analiziyle elde edilen) grafiği, Şekil 8.2'de ikinci çıktı olan ortalama sürtünme basınç düşümüne ait deneysel- tahmin grafiğine yer verilmiştir. Ardından 2. veri setine ait grafiklere yer verilmiştir.



Şekil 8.1 Ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı gerçek-tahmin değerleri grafiği

Şekil 8.1'de görüldüğü üzere ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı için deneysel ve yapay sinir ağları analizinden gelen tahmin değerleri arasındaki korelasyon katsayısının (R^2) 0.93234 olduğu görülmektedir. Veri noktalarının büyük oranda ±%25 hata bandı içerisinde olduğu görülmektedir. Elde edilen eğriye ait denklem aşağıdaki şekildedir:

$$y = 268{,}94446 + 0{,}93234x \tag{8.1}$$

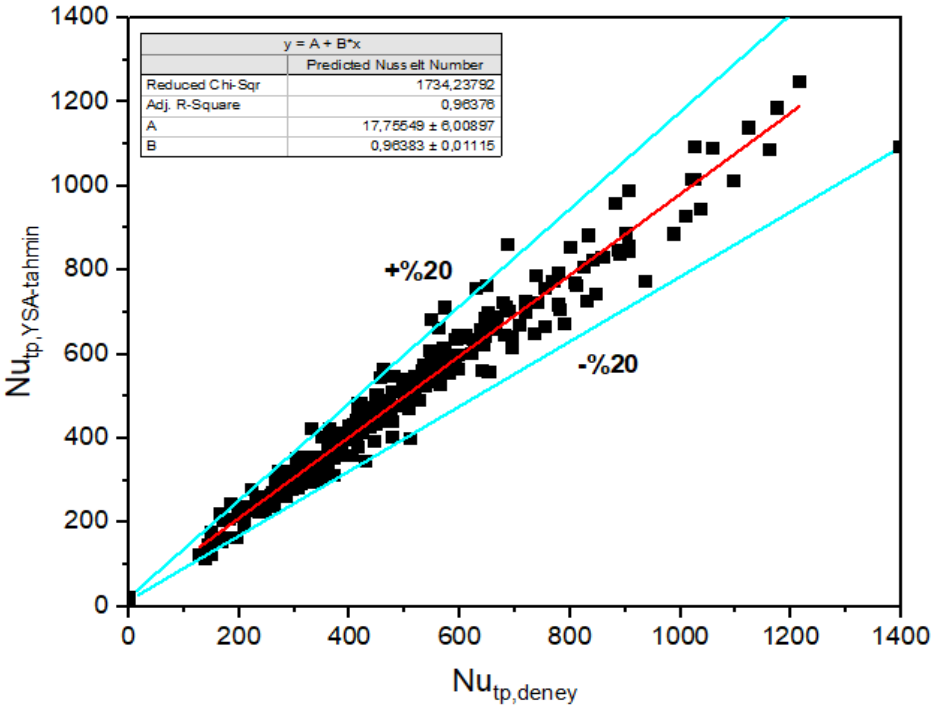


Şekil 8.2 Ortalama sürtünme basınç düşümü gerçek-tahmin değerleri grafiği

Şekil 8.2'de ortalama sürtünme basınç düşümü için korelasyon katsayısının (R^2) 0.95624 olduğu görülmektedir. Veri noktalarının büyük oranda ±%25 hata bandı içerisinde olduğu görülmektedir. Elde edilen eğriye ait denklem aşağıdaki şekildedir:

$$y = 92{,}39433 + 0{,}95202x \tag{8.2}$$

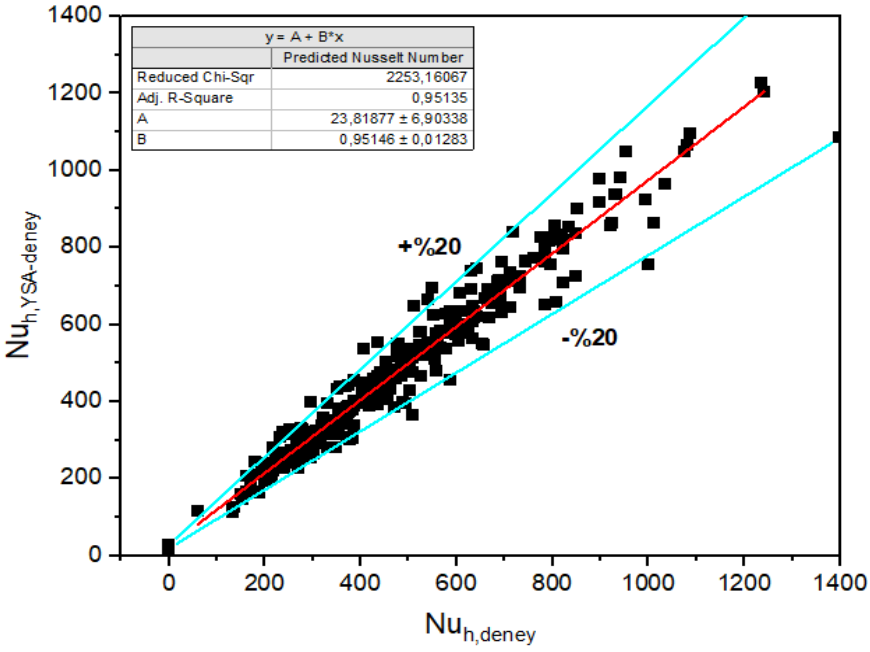
Veriseti-2 kullanılarak yapay sinir ağları ile yapılan analizde her üç çıktı için tahmin-gerçek değer grafikleri sırasıyla Şekil 8.3, Şekil 8.4 ve Şekil 8.5'te verilmiştir.



Şekil 8.3 İki fazlı Nusselt sayısı gerçek-tahmin değerleri grafiği

Şekil 8.3'te görüldüğü üzere iki fazlı Nusselt sayısı için deneysel ve yapay sinir ağları analizinden gelen tahmin değerleri arasındaki korelasyon katsayısının (R^2) 0.96376 olduğu görülmektedir. Elde edilen eğriye ait denklem aşağıdaki şekildedir:

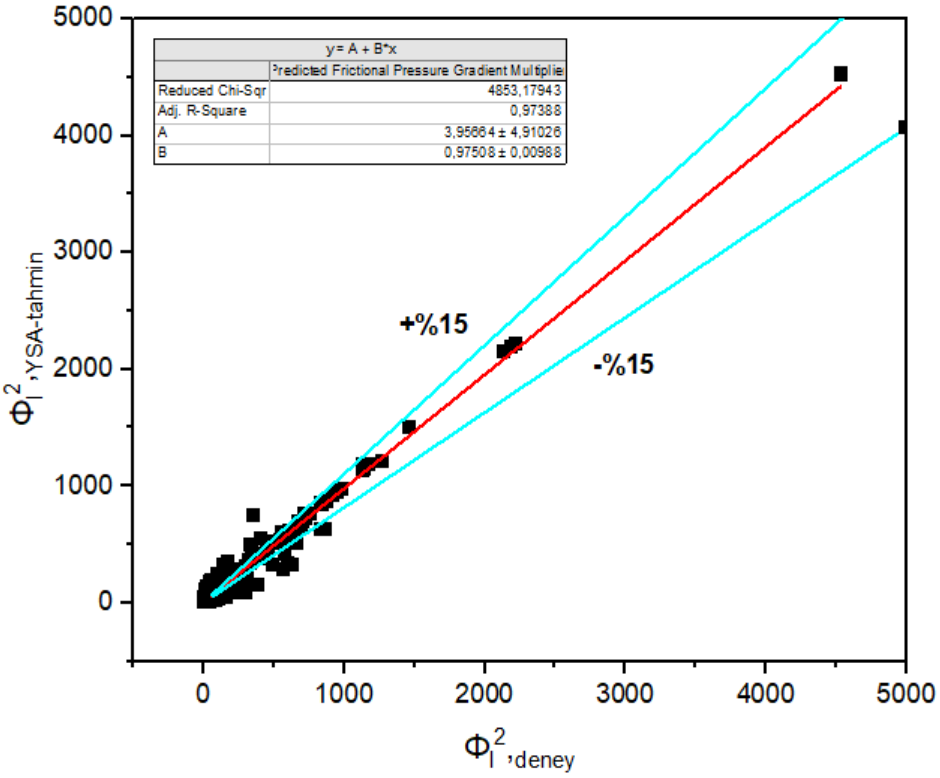
$$y = 17{,}75549 + 0{,}96383x \qquad (8.3)$$



Şekil 8.4 Deneysel iki fazlı Nusselt sayısı gerçek-tahmin değerleri grafiği

Şekil 8.4'te deneysel iki fazlı Nusselt sayısı için deneysel ve yapay sinir ağları analizinden gelen tahmin değerleri arasındaki korelasyon katsayısının (R^2) 0.95135 olduğu görülmektedir. Veri noktalarının büyük oranda ±%20 hata bandı içerisinde olduğu görülmektedir. Elde edilen eğriye ait denklem aşağıdaki şekildedir:

$$y = 23{,}81877 + 0{,}95146x \tag{8.4}$$



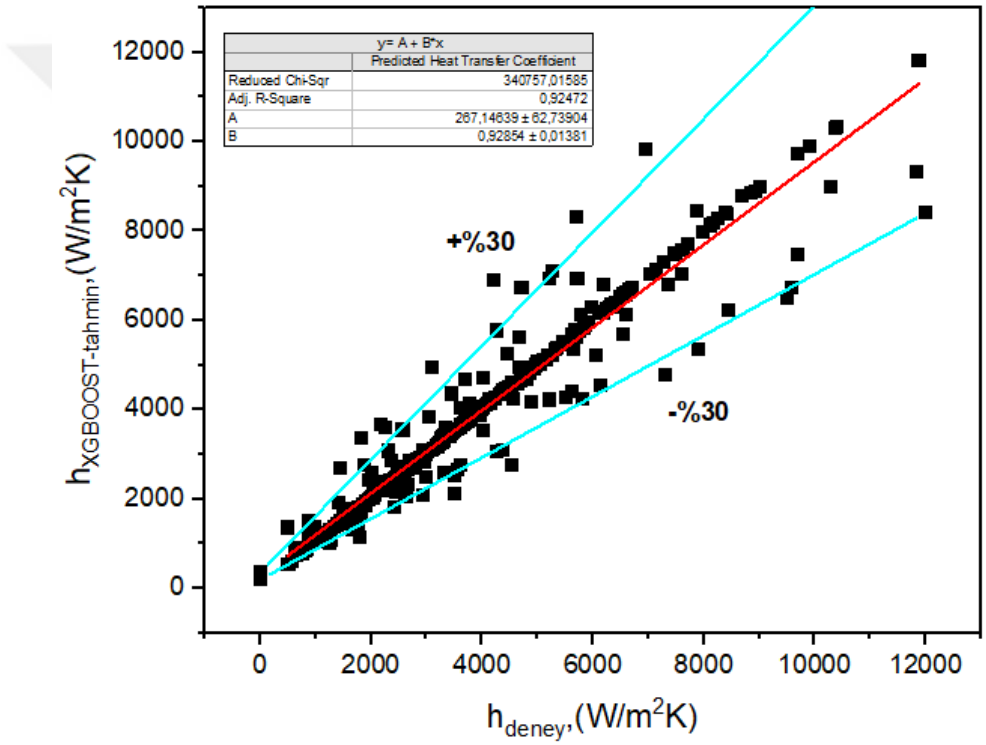
Şekil 8.5 İki fazlı sürtünme basınç gradyanı çarpanı gerçek-tahmin değerleri grafiği

Şekil 8.5'te iki fazlı sürtünme basınç gradyanı çarpanı için deneysel ve yapay sinir ağları analizinden gelen tahmin değerleri arasındaki korelasyon katsayısının (R^2) 0.97388 olduğu görülmektedir. Veri noktalarının büyük oranda ±%15 hata bandı içerisinde olduğu görülmektedir. Elde edilen eğriye ait denklem aşağıdaki şekildedir:

$$y = 3{,}95664 + 0{,}97508x \tag{8.5}$$

8.2 Extreme Gradient Boosting (XGBoost) Tahmin Değerleri Kullanılarak Deneysel Verilerle Karşılaştırma

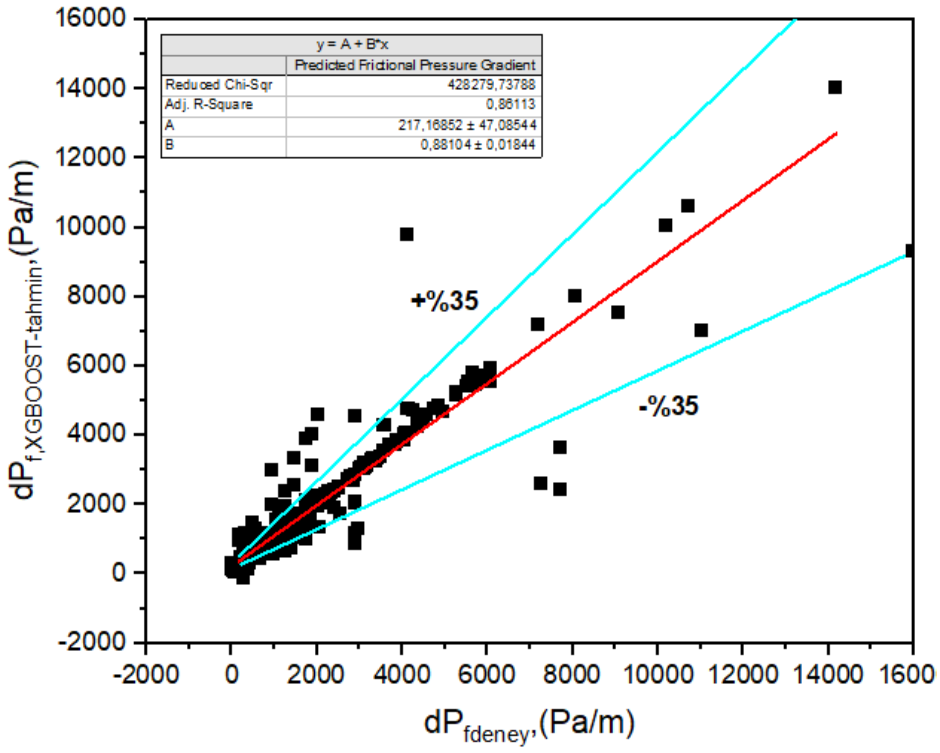
Öncelikle ilk veri seti kullanılarak XGBoost ile yapılan analize ait tahmin değerleri kullanılarak OriginPro 2021 programında her bir çıktı için gerçek-tahmin değer grafikleri elde edilmiştir. Şekil 8.6'da Veriseti-1'e ait olan ilk çıktı ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısına ait deneysel (gerçek)- tahmin (XGBoost analiziyle elde edilen) grafiği, Şekil 8.2'de ikinci çıktı olan ortalama sürtünme basınç düşümüne ait deneysel- tahmin grafiğine yer verilmiştir. Ardından 2. veri setine ait grafiklere yer verilmiştir.



Şekil 8.6 Ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı gerçek-tahmin değerleri grafiği

Şekil 8.6'da ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı için deneysel ve XGBoost analizinden gelen tahmin değerleri arasındaki korelasyon katsayısının (R^2) 0.92472 olduğu görülmektedir. Veri noktalarının büyük oranda ±%30 hata bandı içerisinde olduğu görülmektedir. Elde edilen eğriye ait denklem aşağıdaki şekildedir:

$$y = 267{,}14639 + 0{,}92854x \tag{8.6}$$

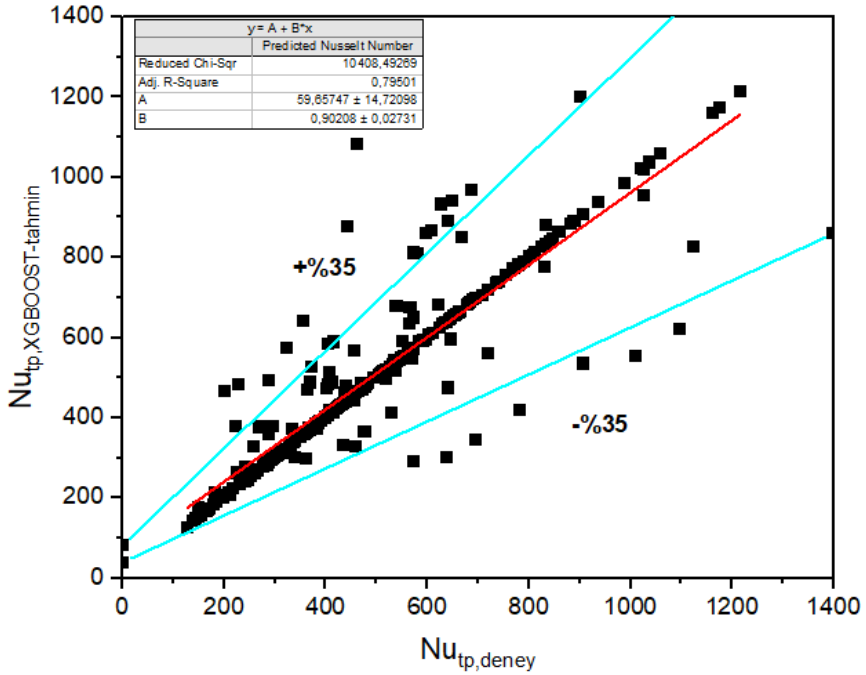


Şekil 8.7 Ortalama sürtünme basınç düşümü gerçek-tahmin değerleri grafiği

Şekil 8.7'de ortalama sürtünme basınç düşümü için deneysel ve XGBoost analizinden gelen tahmin değerleri arasındaki korelasyon katsayısının (R^2) 0.86113 olduğu görülmektedir. Veri noktalarının büyük oranda ±%35 hata bandı içerisinde olduğu görülmektedir. Elde edilen eğriye ait denklem aşağıdaki şekildedir:

$$y = 217{,}16852 + 0{,}88104x \tag{8.7}$$

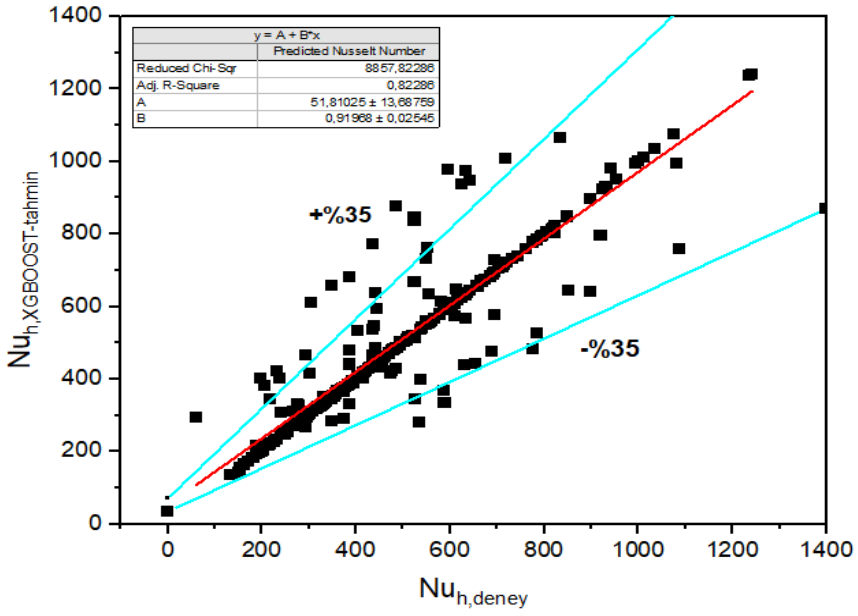
Veriseti-2 kullanılarak XGBoost ile yapılan analizde her üç çıktı için tahmin-gerçek değer grafikleri sırasıyla Şekil 8.8, Şekil 8.9 ve Şekil 8.10'da verilmiştir.



Şekil 8.8 İki fazlı Nusselt sayısı gerçek-tahmin değerleri grafiği

Şekil 8.8'de iki fazlı Nusselt sayısı için deneysel ve XGBoost analizinden gelen tahmin değerleri arasındaki korelasyon katsayısının (R^2) 0.79501 olduğu görülmektedir. Elde edilen eğriye ait denklem aşağıdaki şekildedir:

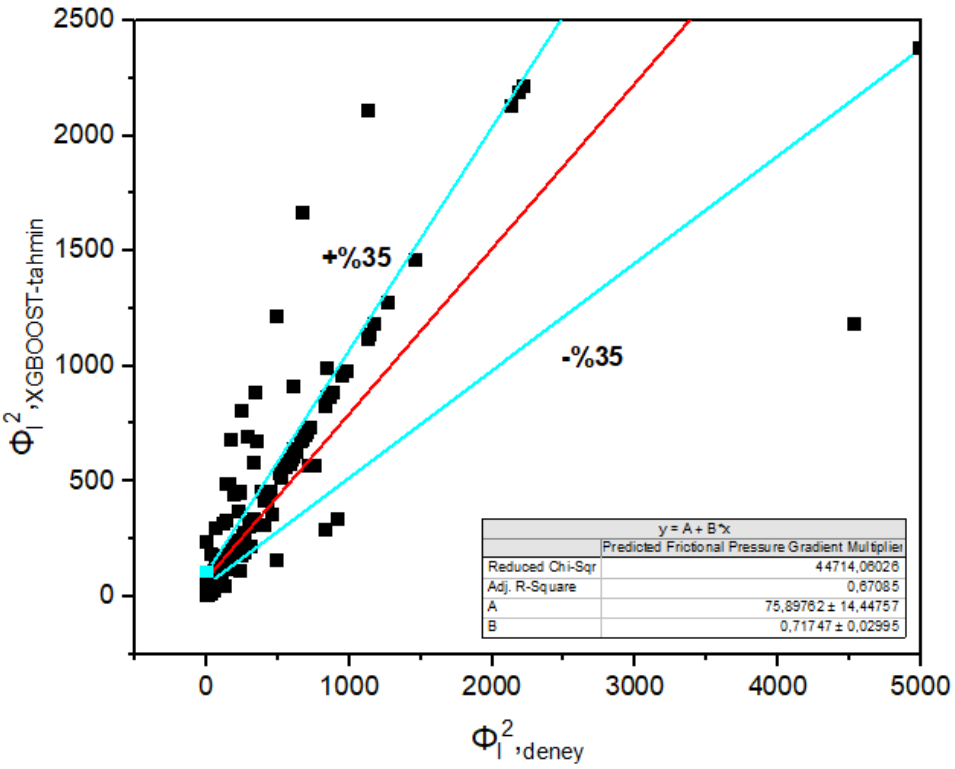
$$y = 59{,}65747 + 0{,}90208x \tag{8.8}$$



Şekil 8.9 Deneysel iki fazlı Nusselt sayısı gerçek-tahmin değerleri grafiği

Şekil 8.9'da deneysel iki fazlı Nusselt sayısı için deneysel ve XGBoost analizinden gelen tahmin değerleri arasındaki korelasyon katsayısının (R^2) 0.82286 olduğu görülmektedir. Veri noktalarının çoğunun ±%35 hata bandı içerisinde olduğu görülmektedir. Elde edilen eğriye ait denklem aşağıdaki şekildedir:

$$y = 51{,}81025 + 0{,}91968x \tag{8.9}$$



Şekil 8.10 İki fazlı sürtünme basınç gradyanı çarpanı gerçek-tahmin değerleri grafiği

Şekil 8.10'da iki fazlı sürtünme basınç gradyanı çarpanı için deneysel ve XGBoost analizinden gelen tahmin değerleri arasındaki korelasyon katsayısının (R^2) 0.67085 olduğu görülmektedir. Veri noktalarının çoğunun ±%35 hata bandı içerisinde olduğu görülmektedir. Elde edilen eğriye ait denklem aşağıdaki şekildedir:

$$y = 75{,}89762 + 0{,}71747x \tag{8.10}$$

Makine öğrenmesi yöntemleri kullanılarak yapılan Veriseti-1'e ait analizlerde yer alan çıkış parametrelerinin korelasyon katsayısı değerleri Tablo 8.1'de, Veriseti-

2'ye ait analizlerde yer alan çıkış parametrelerinin korelasyon katsayısı değerleri Tablo 8.2'de gösterilmiştir.

Tablo 8.1 Veriseti-1'e ait analizlerde yer alan çıkış parametrelerinin korelasyon katsayısı değerleri

YSA		**XGBOOST**	
Çıkış Parametreleri	**R^2**	**Çıkış Parametreleri**	**R^2**
h	0,93234	h	0,92472
$dP,_f$	0,95624	$dP,_f$	0,86113

Tablo 8.1'de görüldüğü üzere ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı (h) için korelasyon katsayısı YSA analizinde 0,93234 iken, XGBoost analizinde 0,92472 olarak bulunmuştur. Ortalama sürtünme basınç düşümü ($dP,_f$) için korelasyon katsayısı YSA analizinde 0,95624 iken, XGBoost analizinde 0,86113 olarak bulunmuştur.

Tablo 8.2 Veriseti-2'ye ait analizlerde yer alan çıkış parametrelerinin korelasyon katsayısı değerleri

YSA		**XGBOOST**	
Çıkış Parametreleri	**R^2**	**Çıkış Parametreleri**	**R^2**
$Nu,_{tp}$	0,96376	$Nu,_{tp}$	0,79501
$Nu,_{exp}$	0,95135	$Nu,_{exp}$	0,82286
Φ_l^2	0,97388	Φ_l^2	0,67085

Tablo 8.2'de görüldüğü üzere İki fazlı Nusselt sayısı ($Nu,_{tp}$) için korelasyon katsayısı YSA analizinde 0,96376 iken, XGBoost analizinde 0,79501 olarak bulunmuştur. Deneysel iki fazlı Nusselt sayısı ($Nu,_{exp}$) için korelasyon katsayısı YSA analizinde 0,95135 iken, XGBoost analizinde 0,82286 olarak bulunmuştur. İki fazlı sürtünme basınç gradyanı çarpanı (Φ_l^2) için korelasyon katsayısı YSA analizinde 0,97388 iken, XGBoost analizinde 0,67085 olarak bulunmuştur.

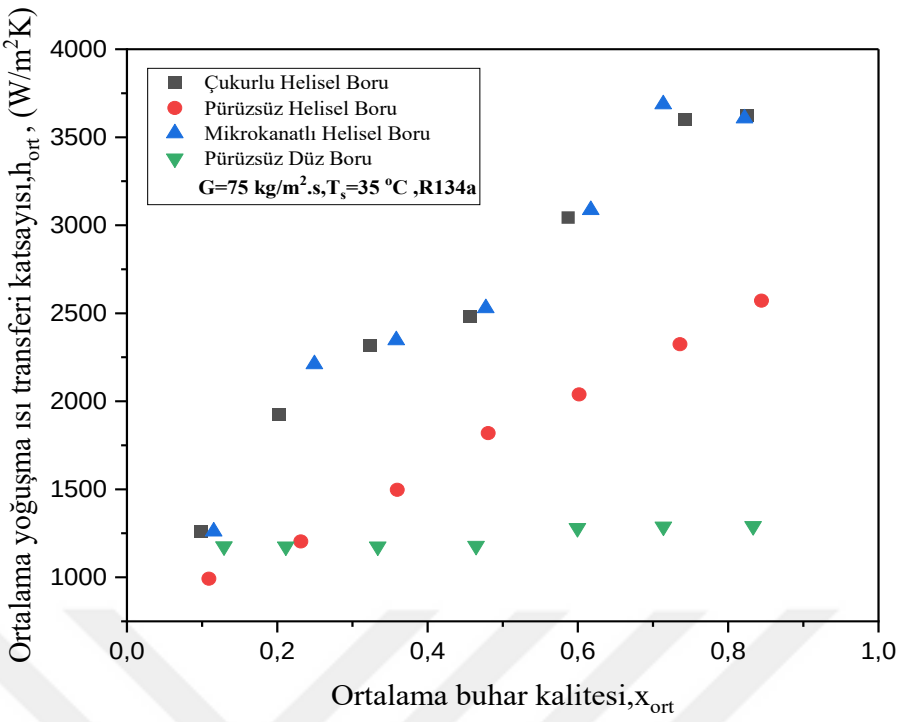
8.3 Yapay Sinir Ağları Tahmin Değerleri Kullanılarak Isı Transferi Karakteristiklerine Ait Trend Eğrilerinin Elde Edilmesi

Yapay sinir ağları ile yapılan analiz sonucu elde edilen değerler kullanılarak öncelikle farklı boru tiplerinde 75 kg/m^{2}s ve 191 kg/m^{2}s kütle akılarında, 35^{o}C ve 45^{o}C doyma sıcaklıklarında, R134a ve R600a akışkanları için ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısının (h_{ort}) ve ortalama sürtünme basınç düşümünün ($dP,_f$) ortalama buhar kalitesi ile değişimi grafikleri elde edilmiştir.

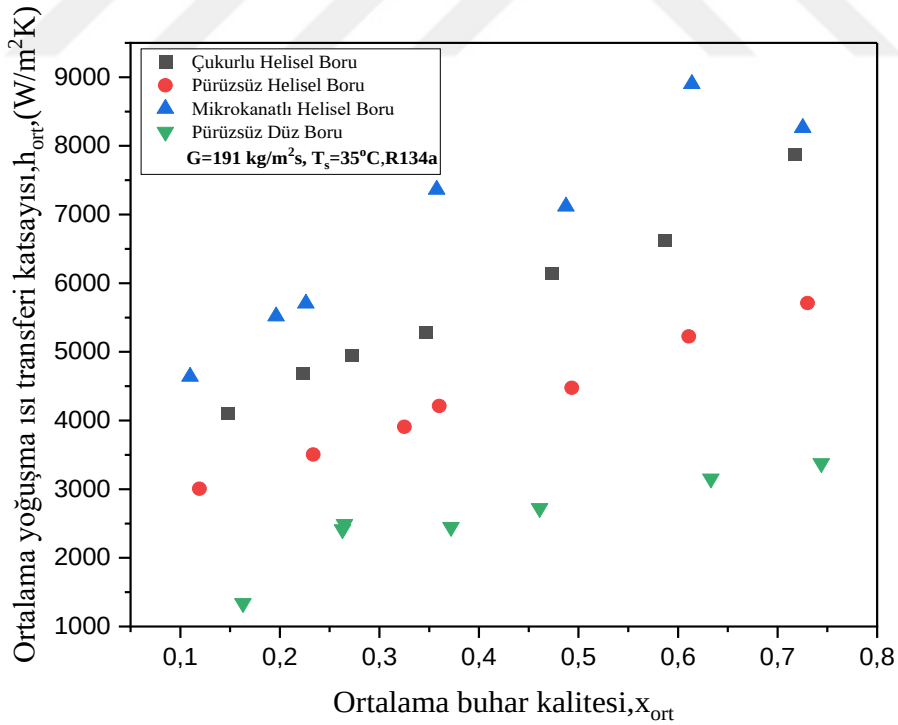
Ardından aynı analiz değerleri kullanılarak ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısının (h_{ort}) ve ortalama sürtünme basınç düşümünün ($dP,_f$) Reynolds sayısı (Re_l) ile değişimi grafikleri elde edilmiştir. Elde edilen grafiklerde kütle akısı, doyma sıcaklığı ve akışkan tipi değişiminin etkisi de incelenmiştir.

Şekil 8.11'de farklı boru tiplerinde R134a akışkanı için 75 kg/m^{2}s kütle akısında ve 35^{o}C doyma sıcaklığında, Şekil 8.12'de 191 kg/m^{2}s kütle akısında ve 35^{o}C doyma sıcaklığında, Şekil 8.13'te 75 kg/m^{2}s kütle akısında ve 45^{o}C doyma sıcaklığında, Şekil 8.14'te 191 kg/m^{2}s kütle akısında ve 45^{o}C doyma sıcaklığında ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısının ortalama buhar kalitesi ile değişimi grafikleri yer almaktadır.

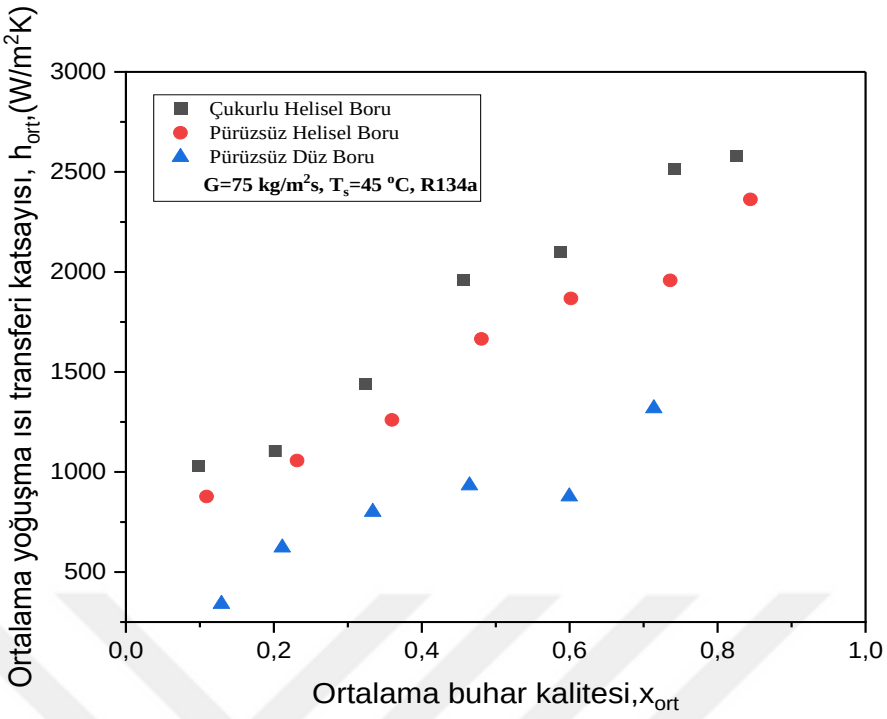
Şekil 8.15'te farklı boru tiplerinde R600a akışkanı için 75 kg/m^{2}s kütle akısında ve 35^{o}C doyma sıcaklığında, Şekil 8.16'te 191 kg/m^{2}s kütle akısında ve 35^{o}C doyma sıcaklığında, Şekil 8.17'te 75 kg/m^{2}s kütle akısında ve 45^{o}C doyma sıcaklığında ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısının ortalama buhar kalitesi ile değişimi grafikleri yer almaktadır.



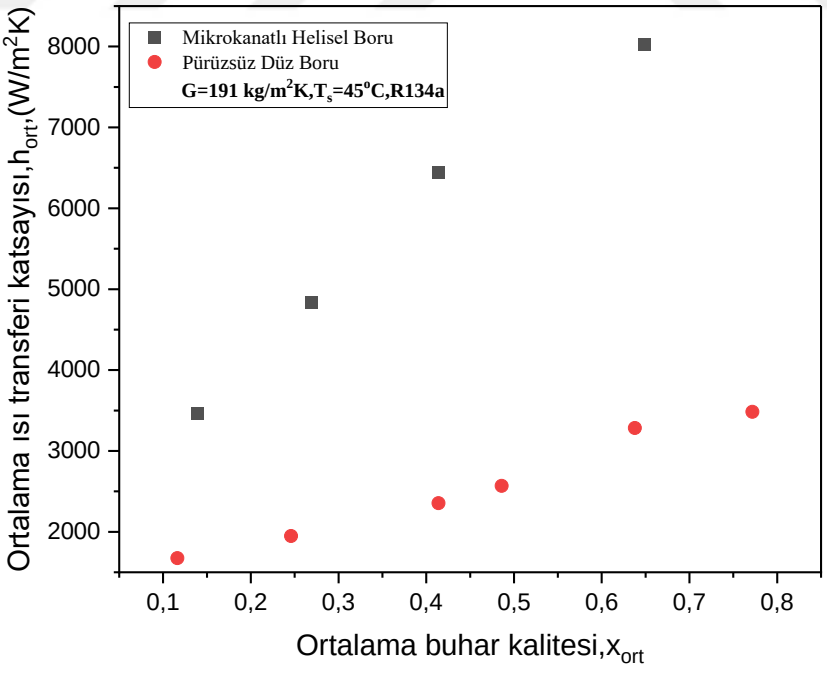
Şekil 8.11 G=75 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=35ºC doyma sıcaklığında R134a için ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısının ortalama buhar kalitesi ile değişimi



Şekil 8.12 G=191 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=35ºC doyma sıcaklığında R134a için ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısının ortalama buhar kalitesi ile değişimi



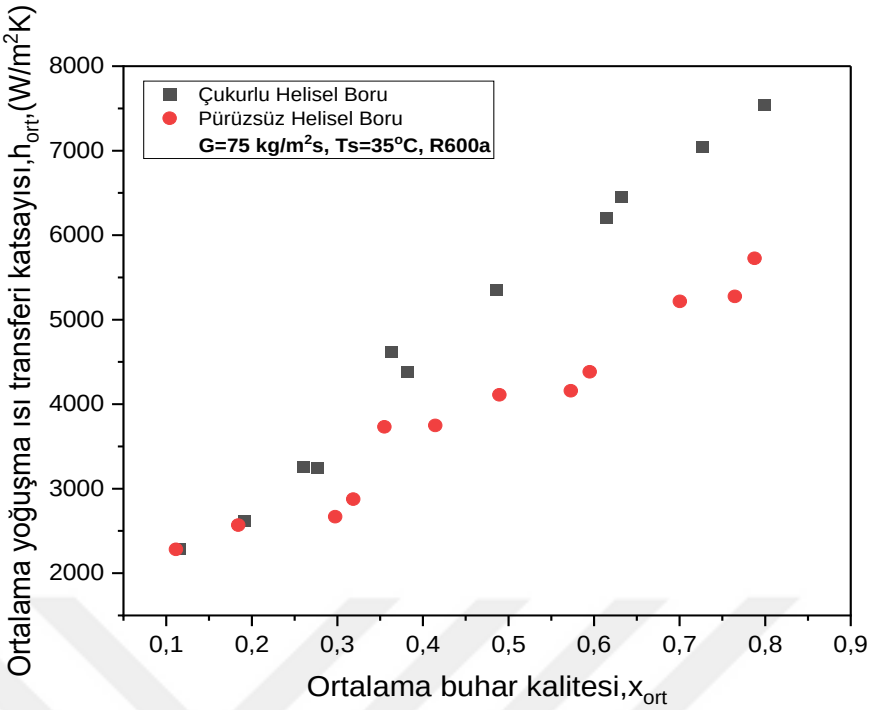
Şekil 8.13 G=75 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=45^{o}C doyma sıcaklığında R134a için ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısının ortalama buhar kalitesi ile değişimi



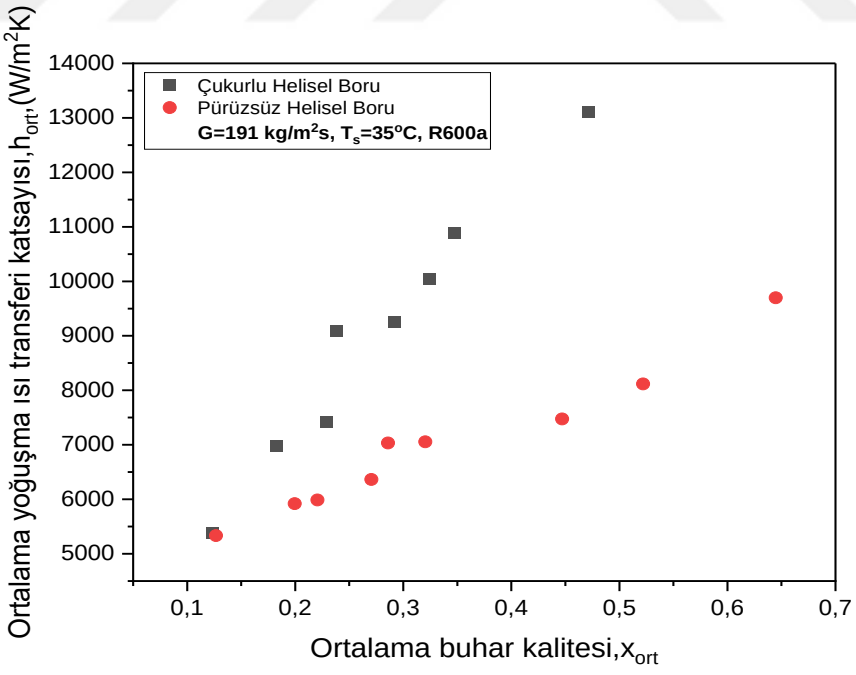
Şekil 8.14 G=191 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=45^{o}C doyma sıcaklığında R134a için ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısının ortalama buhar kalitesi ile değişimi

Şekil 8.11'de G=75 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=35^{o}C doyma sıcaklığında ortalama buhar kalitesi arttıkça ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısının da arttığı görülmektedir. Çukurlu helisel ve mikrokanatlı helisel boruda R134a akışkanı için ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısının pürüzsüz helisel boruya göre daha yüksek olduğu, pürüzsüz düz borunun ise en düşük değere sahip olduğu görülmektedir. Şekil 8.12'de G=191 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=35^{o}C doyma sıcaklığında ortalama yoğuşma ısı transferi katsayılarının daha yüksek olduğu görülmektedir. Kütle akısı arttıkça, ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı artmıştır. R134a akışkanı için ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı en yüksek mikrokanatlı helisel boruda iken, en düşük değere sahip olan pürüzsüz düz boru olmuştur.

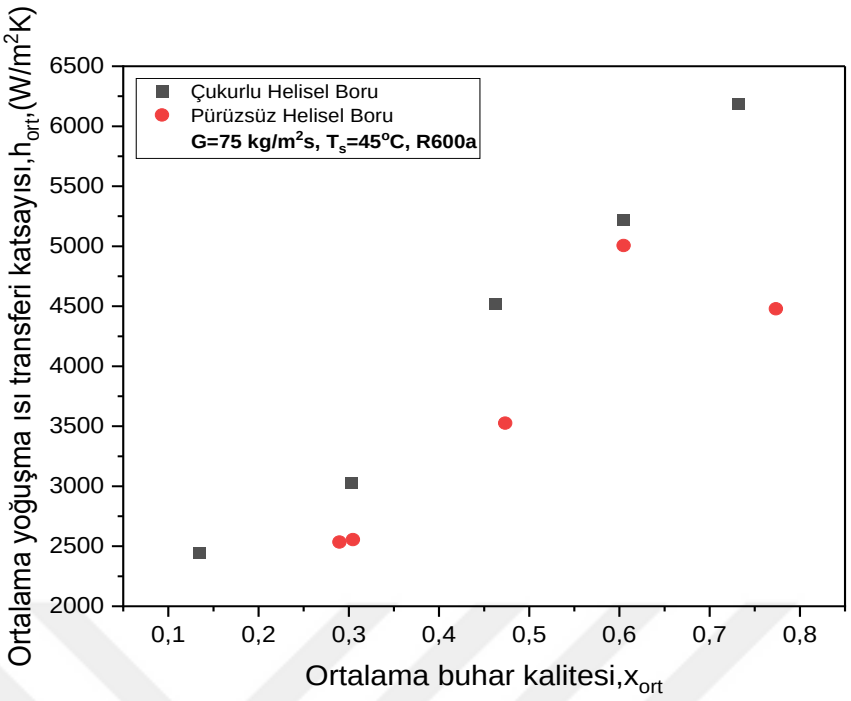
Kütle akısının ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısına etkisinin incelenmesine ek olarak doyma sıcaklığının etkisi de incelenmiştir. Şekil 8.13'te G=75 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=45^{o}C doyma sıcaklığında R134a için ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısının Şekil 8.11'deki ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı değerlerine göre daha düşük olduğu görülmektedir. Aynı akışkan tipi ve aynı kütle akılarında doyma sıcaklığı arttırıldığında ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısının azaldığı görülmektedir. R134a akışkanı için ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı en yüksek çukurlu helisel boruda iken, en düşük değere sahip olan pürüzsüz düz boruda olmuştur. Şekil 8.14'te G=191 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=45^{o}C doyma sıcaklığında R134a için ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısının kütle akısı değerinin artması sebebiyle Şekil 8.13'teki ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı değerlerine göre daha yüksek olduğu görülmektedir. Burada da mikrokanatlı helisel boruda ortalama ısı transferi katsayısı pürüzsüz boruya göre daha yüksek çıkmıştır.



Şekil 8.15 G=75 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=35^{o}C doyma sıcaklığında R600a için ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısının ortalama buhar kalitesi ile değişimi



Şekil 8.16 G=191 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=35^{o}C doyma sıcaklığında R600a için ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısının ortalama buhar kalitesi ile değişimi



Şekil 8.17 G=75 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=45^{o}C doyma sıcaklığında R600a için ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısının ortalama buhar kalitesi ile değişimi

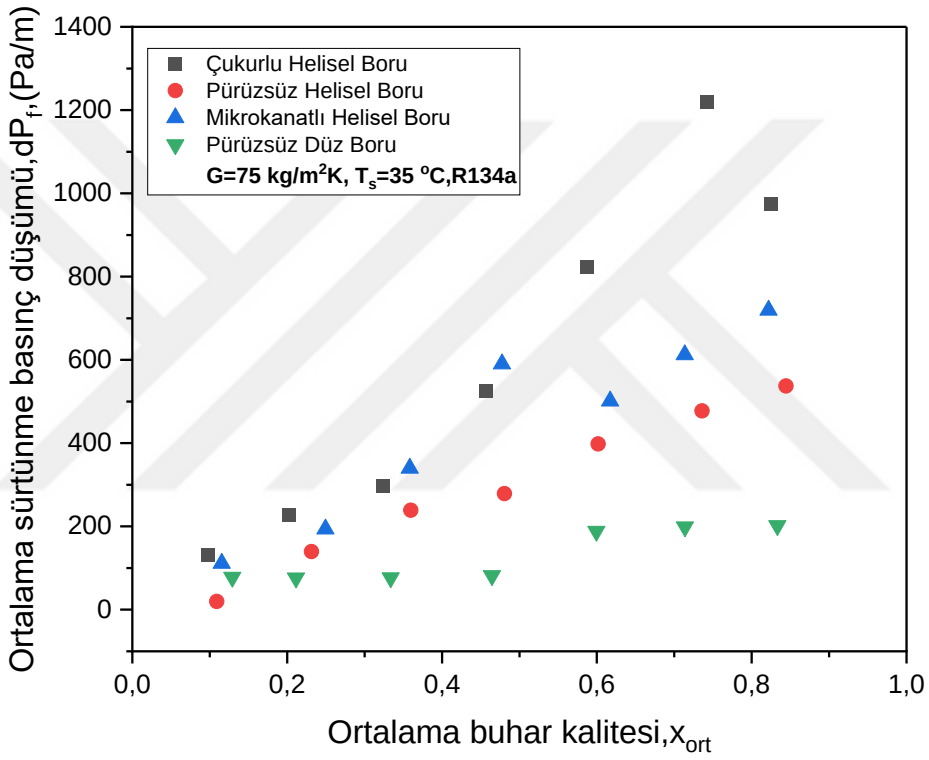
Akışkan tipinin ortalama ısı transferi katsayısına etkisini görmek için R600a akışkanı verileri kullanılarak elde edilen grafikler doğrultusunda ortalama ısı transferi katsayısı değerlerinin R134a akışkanına göre daha yüksek olduğu görülmektedir. Şekil 8.15'te G=75 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=35^{o}C doyma sıcaklığında R600a için ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısının çukurlu helisel boruda pürüzsüz helisel boruya göre daha yüksek olduğu görülmektedir. Şekil 8.16'da kütle akısı 191 kg/m^{2}s değerine çıkarıldığında ortalama ısı transferi katsayısı değerlerinde artış olduğu görülmektedir. Şekil 8.17'de ise doyma sıcaklığı arttırıldığında aynı akışkan tipi ve aynı kütle akısı için Şekil 8.15'teki ortalama ısı transferi katsayısı değerlerine göre azaldığı görülmektedir.

Kütle akısının artmasıyla ortalama ısı transferi katsayısı değeri artarken, doyma sıcaklığının artmasıyla bu değerlerin azaldığı görülmektedir. R600a akışkanına ait ortalama ısı transferi katsayısı değerlerinin R134a akışkanına ait ortalama ısı transferi katsayısı değerlerinden daha yüksek olduğu görülmektedir.

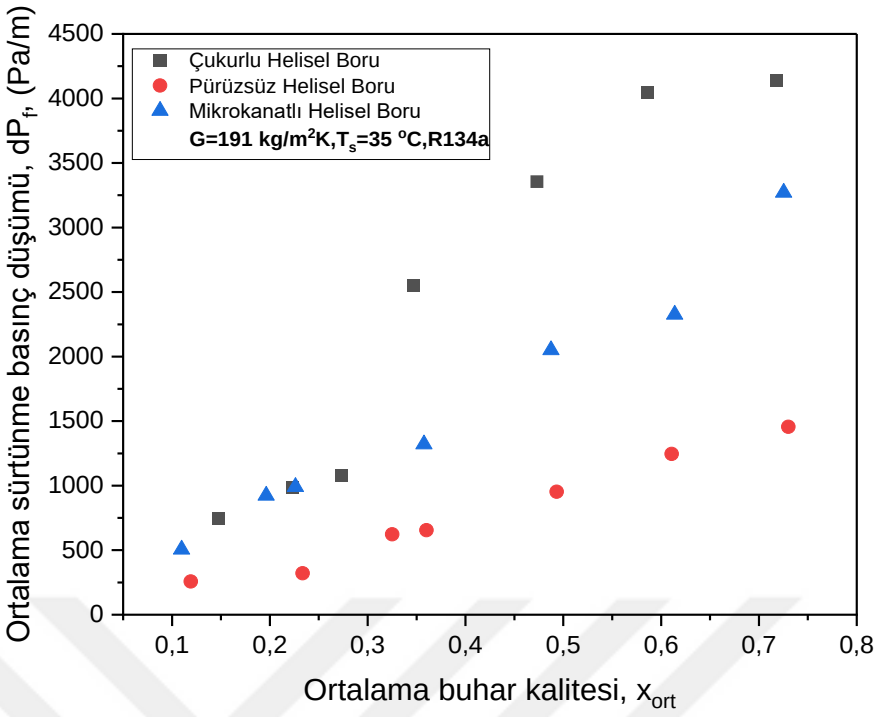
Şekil 8.18'de farklı boru tiplerinde R134a akışkanı için 75 kg/m^{2}s kütle akısında ve 35^{o}C doyma sıcaklığında, Şekil 8.19'da 191 kg/m^{2}s kütle akısında ve 35^{o}C doyma sıcaklığında, Şekil 8.20'de 75 kg/m^{2}s kütle akısında ve 45^{o}C doyma sıcaklığında,

Şekil 8.21'de 191 kg/m^{2}s kütle akısında ve 45^{o}C doyma sıcaklığında ortalama sürtünme basınç düşümünün ortalama buhar kalitesi ile değişimi grafikleri yer almaktadır.

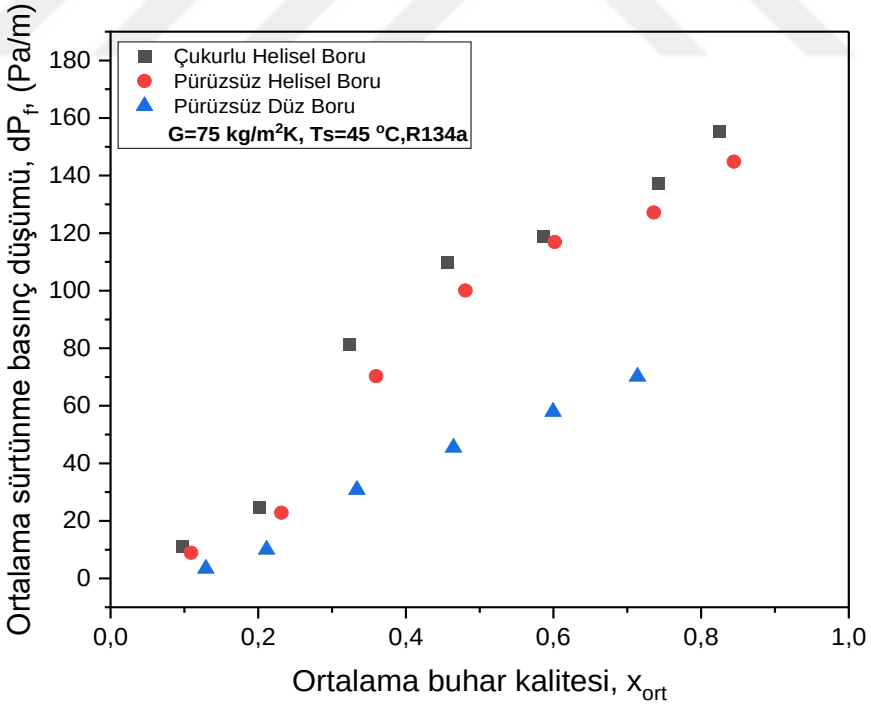
Şekil 8.22'de farklı boru tiplerinde R600a akışkanı için 75 kg/m^{2}s kütle akısında ve 35^{o}C doyma sıcaklığında, Şekil 8.23'te 191 kg/m^{2}s kütle akısında ve 35^{o}C doyma sıcaklığında, Şekil 8.24'te 75 kg/m^{2}s kütle akısında ve 45^{o}C doyma sıcaklığında ortalama sürtünme basınç düşümünün ortalama buhar kalitesi ile değişimi grafikleri yer almaktadır.



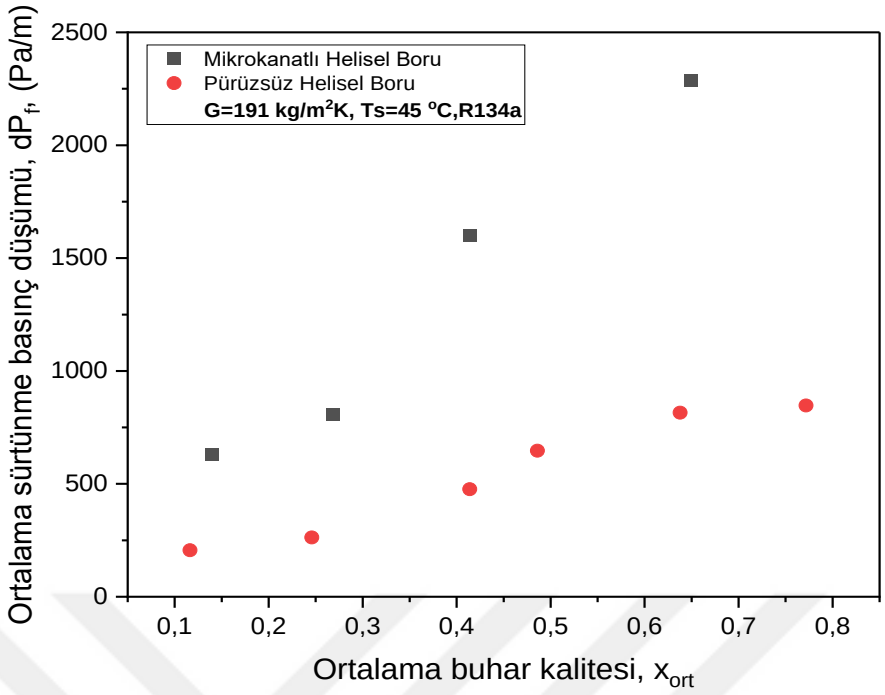
Şekil 8.18 G=75 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=35^{o}C doyma sıcaklığında R134a için ortalama sürtünme basınç düşümünün ortalama buhar kalitesi ile değişimi



Şekil 8.19 G=191 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=35^{o}C doyma sıcaklığında R134a için ortalama sürtünme basınç düşümünün ortalama buhar kalitesi ile değişimi



Şekil 8.20 G=75 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=45^{o}C doyma sıcaklığında R134a için ortalama sürtünme basınç düşümünün ortalama buhar kalitesi ile değişimi

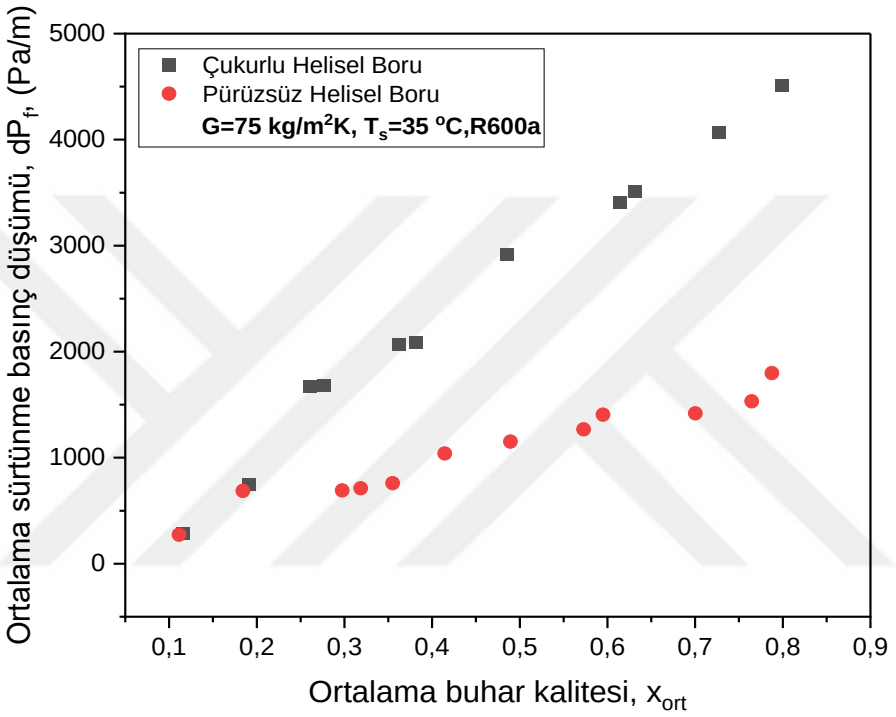


Şekil 8.21 G=191 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=45^{o}C doyma sıcaklığında R134a için ortalama sürtünme basınç düşümünün ortalama buhar kalitesi ile değişimi

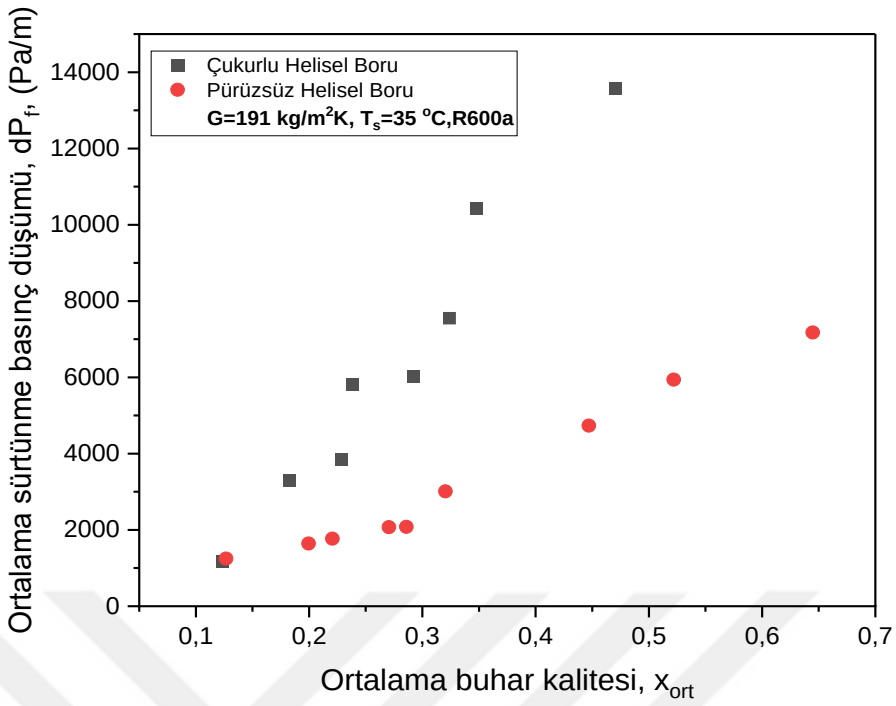
Şekil 8.18'de G=75 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=35^{o}C doyma sıcaklığında ortalama buhar kalitesi arttıkça ortalama sürtünme basınç düşümünün de arttığı görülmektedir. Çukurlu helisel ve mikrokanatlı helisel boruda R134a akışkanı için ortalama sürtünme basınç düşümünün pürüzsüz helisel boruya göre daha yüksek olduğu, pürüzsüz düz borunun ise en düşük değere sahip olduğu görülmektedir. Şekil 8.19'da G=191 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=35^{o}C doyma sıcaklığında ortalama sürtünme basınç düşümü değerlerinin daha yüksek olduğu görülmektedir. Kütle akısı arttıkça, ortalama sürtünme basınç düşümü artmıştır. R134a akışkanı için ortalama sürtünme basınç düşümü en yüksek çukurlu helisel boruda iken, en düşük değere sahip olan pürüzsüz helisel boru olmuştur.

Kütle akısının ortalama sürtünme basınç düşümüne etkisinin incelenmesine ek olarak doyma sıcaklığının etkisi de incelenmiştir. Şekil 8.20'de G=75 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=45^{o}C doyma sıcaklığında R134a için ortalama sürtünme basınç düşümünün Şekil 8.18'deki ortalama sürtünme basınç düşümü değerlerine göre daha düşük olduğu görülmektedir. Aynı akışkan tipi ve aynı kütle akılarında doyma sıcaklığı arttırıldığında ortalama sürtünme basınç düşümünün azaldığı görülmektedir. R134a akışkanı için ortalama sürtünme basınç düşümü en yüksek

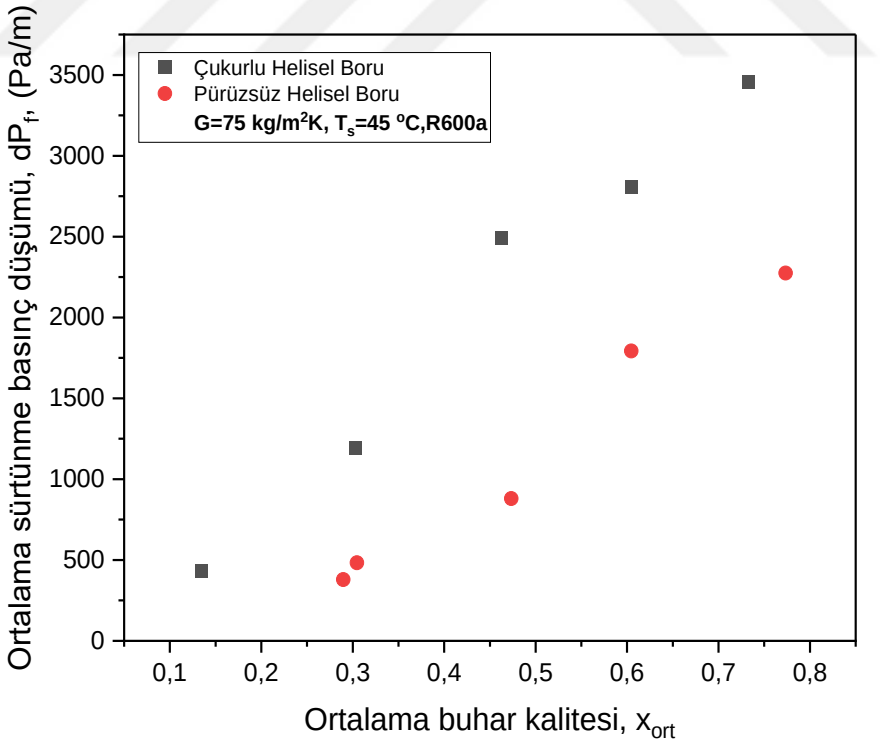
çukurlu helisel boruda iken, en düşük değere sahip olan pürüzsüz düz boruda olmuştur. Şekil 8.21'de G=191 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=45^{o}C doyma sıcaklığında R134a için ortalama sürtünme basınç düşümünün kütle akısı değerinin artması sebebiyle Şekil 8.20'deki ortalama sürtünme basınç düşümü değerlerine göre daha yüksek olduğu görülmektedir. Burada da mikrokanatlı helisel boruda ortalama sürtünme basınç düşümü pürüzsüz helisel boruya göre daha yüksek çıkmıştır.



Şekil 8.22 G=75 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=35^{o}C doyma sıcaklığında R600a için ortalama sürtünme basınç düşümünün ortalama buhar kalitesi ile değişimi



Şekil 8.23 G=191 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=35^{o}C doyma sıcaklığında R600a için ortalama sürtünme basınç düşümünün ortalama buhar kalitesi ile değişimi



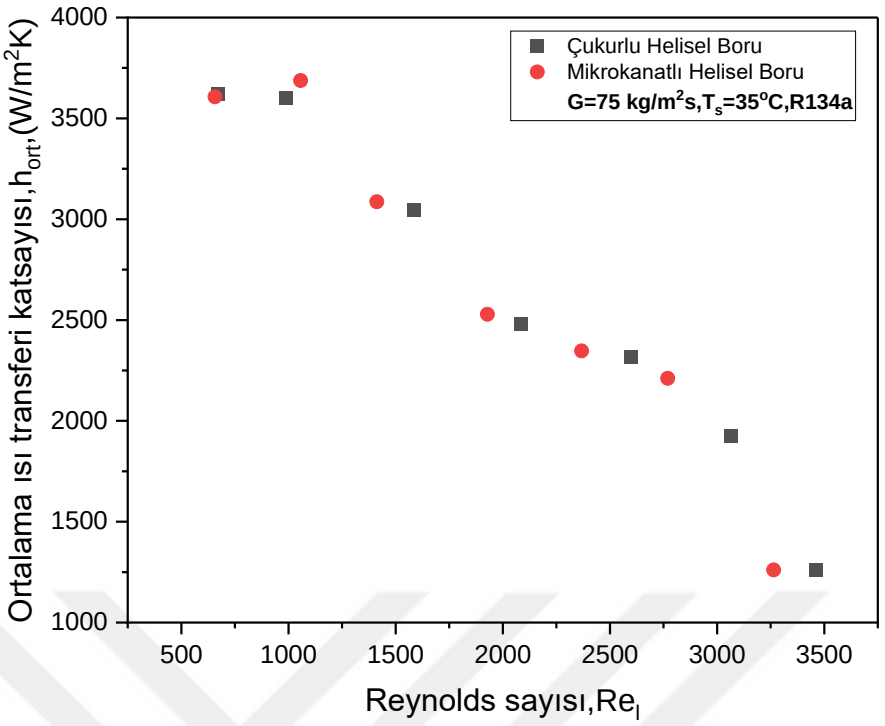
Şekil 8.24 G=75 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=45^{o}C doyma sıcaklığında R600a için ortalama sürtünme basınç düşümünün ortalama buhar kalitesi ile değişimi

Akışkan tipinin ortalama sürtünme basınç düşümüne etkisini görmek için R600a akışkanı verileri kullanılarak elde edilen grafikler doğrultusunda ortalama sürtünme basınç düşümü değerlerinin R134a akışkanına göre daha yüksek olduğu görülmektedir. Şekil 8.22'de G=75 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=35^{o}C doyma sıcaklığında R600a için ortalama sürtünme basınç düşümünün çukurlu helisel boruda pürüzsüz helisel boruya göre daha yüksek olduğu görülmektedir. Şekil 8.23'te kütle akısı 191 kg/m^{2}s değerine çıkarıldığında ortalama sürtünme basınç düşümü değerlerinde artış olduğu görülmektedir. Şekil 8.24'te ise doyma sıcaklığı arttırıldığında aynı akışkan tipi ve aynı kütle akısı için Şekil 8.22'deki ortalama sürtünme basınç düşümü değerlerine göre azaldığı görülmektedir.

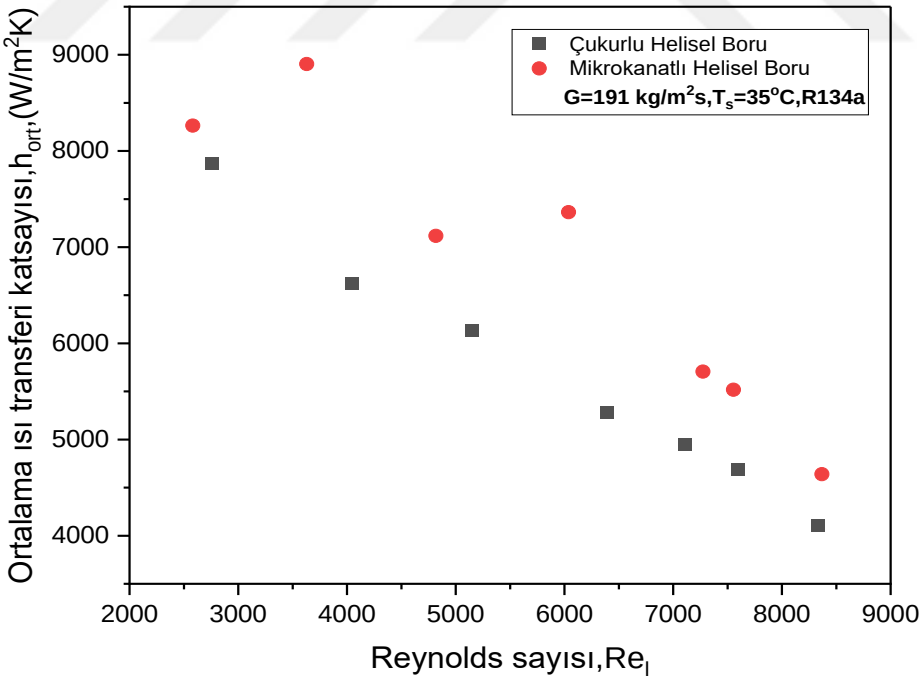
Kütle akısının artmasıyla ortalama sürtünme basınç düşümü değeri artarken, doyma sıcaklığının artmasıyla bu değerlerin azaldığı görülmektedir. R600a akışkanına ait ortalama sürtünme basınç düşümü değerlerinin R134a akışkanına ait ortalama sürtünme basınç düşümü değerlerinden daha yüksek olduğu görülmektedir.

Şekil 8.25'te farklı boru tiplerinde R134a akışkanı için 75 kg/m^{2}s kütle akısında ve 35^{o}C doyma sıcaklığında, Şekil 8.26'da 191 kg/m^{2}s kütle akısında ve 35^{o}C doyma sıcaklığında, Şekil 8.27'de 75 kg/m^{2}s kütle akısında ve 45^{o}C doyma sıcaklığında, Şekil 8.28'de 191 kg/m^{2}s kütle akısında ve 45^{o}C doyma sıcaklığında ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısının Reynolds sayısı ile değişimi grafikleri yer almaktadır.

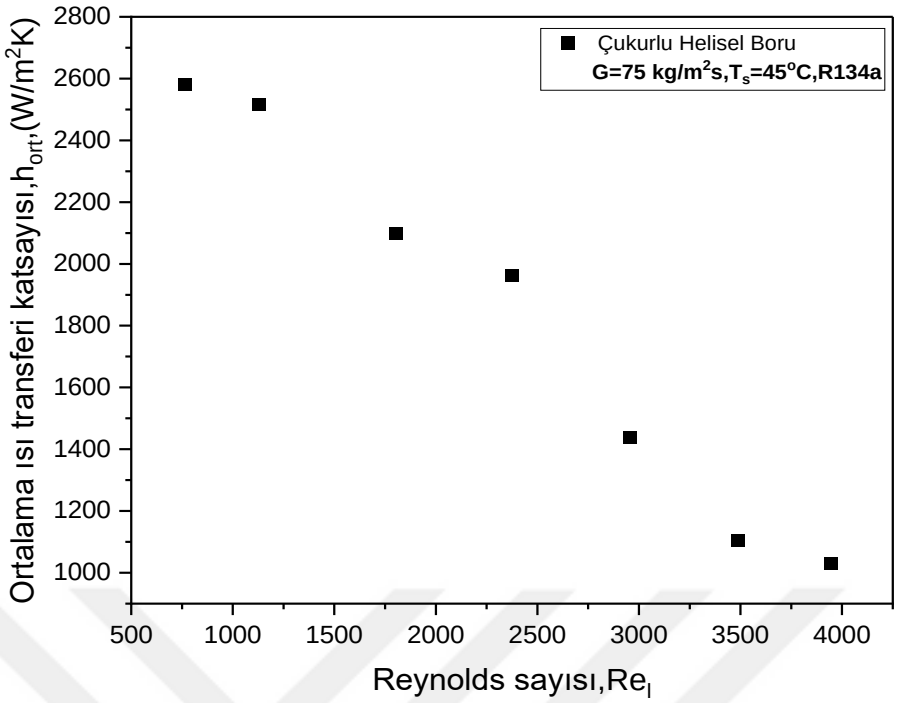
Şekil 8.29'da farklı boru tiplerinde R600a akışkanı için 75 kg/m^{2}s kütle akısında ve 35^{o}C doyma sıcaklığında, Şekil 8.30'da 191 kg/m^{2}s kütle akısında ve 35^{o}C doyma sıcaklığında, Şekil 8.31'de 75 kg/m^{2}s kütle akısında ve 45^{o}C doyma sıcaklığında ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısının Reynolds sayısı ile değişimi grafikleri yer almaktadır.



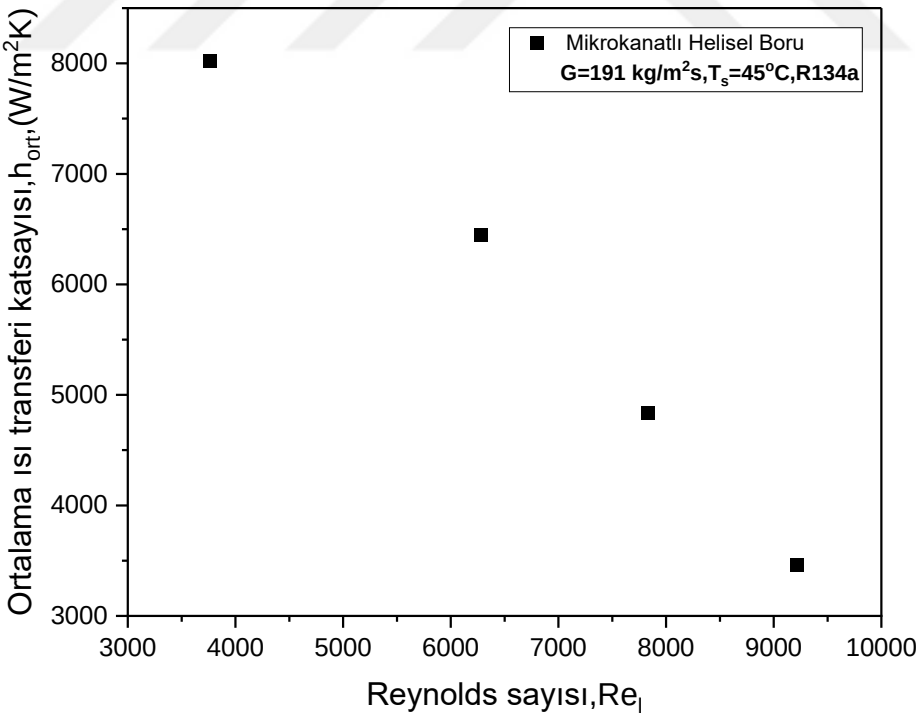
Şekil 8.25 G=75 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=35^{o}C doyma sıcaklığında R134a için ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısının Reynolds sayısı ile değişimi



Şekil 8.26 G=191 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=35^{o}C doyma sıcaklığında R134a için ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısının Reynolds sayısı ile değişimi



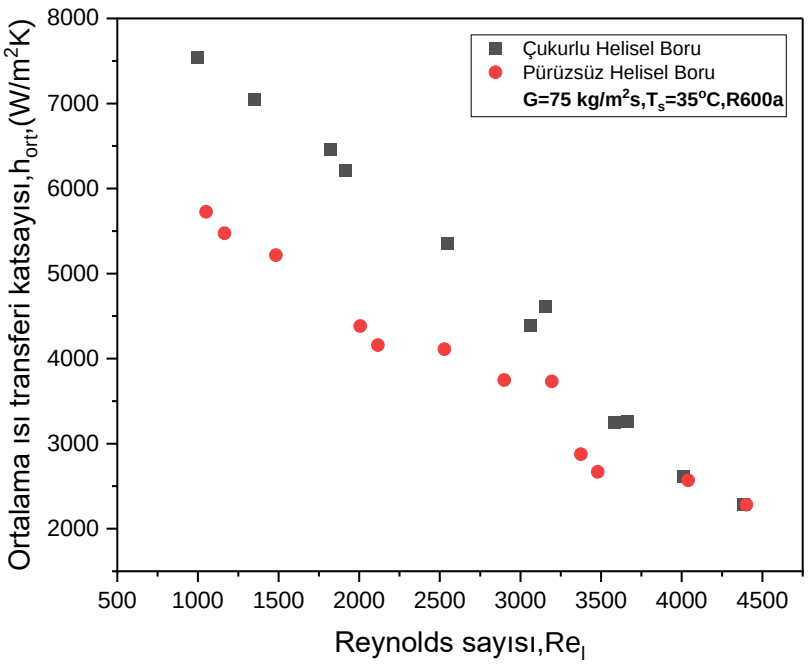
Şekil 8.27 G=75 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=45^{o}C doyma sıcaklığında R134a için ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısının Reynolds sayısı ile değişimi



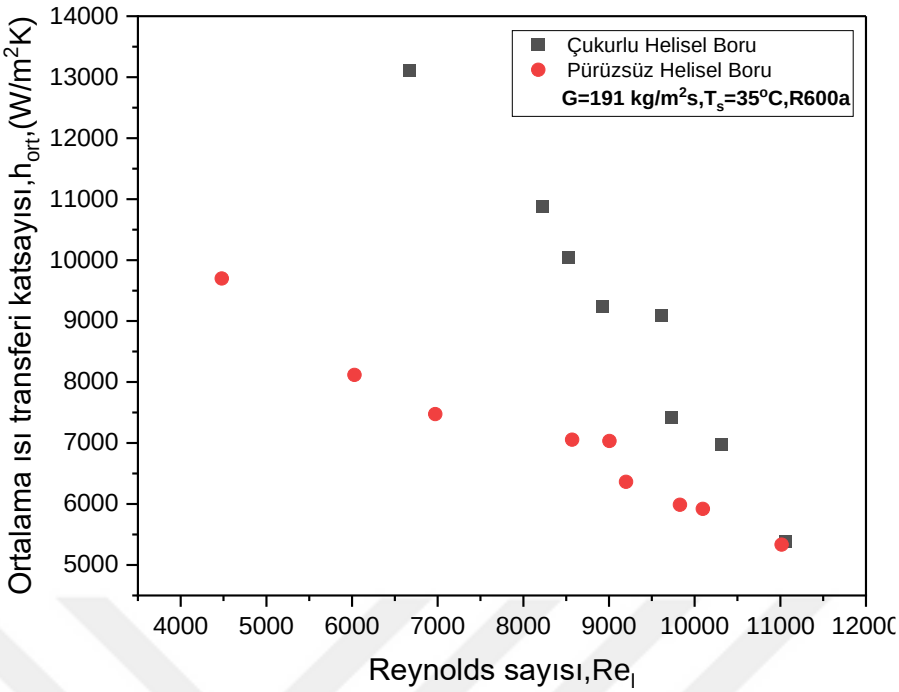
Şekil 8.28 G=191 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=45^{o}C doyma sıcaklığında R134a için ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısının Reynolds sayısı ile değişimi

Şekil 8.25'te G=75 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=35^{o}C doyma sıcaklığında sıvı faz Reynolds sayısı arttıkça ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısının azaldığı görülmektedir. Çukurlu helisel ve mikrokanatlı helisel boruda R134a akışkanı için ortalama yoğuşma ısı transferi katsayılarının birbirine yakın olduğu görülmektedir. Şekil 8.26'da G=191 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=35^{o}C doyma sıcaklığında ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı değerlerinin daha yüksek olduğu görülmektedir. Kütle akısı arttıkça, ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı artmıştır.

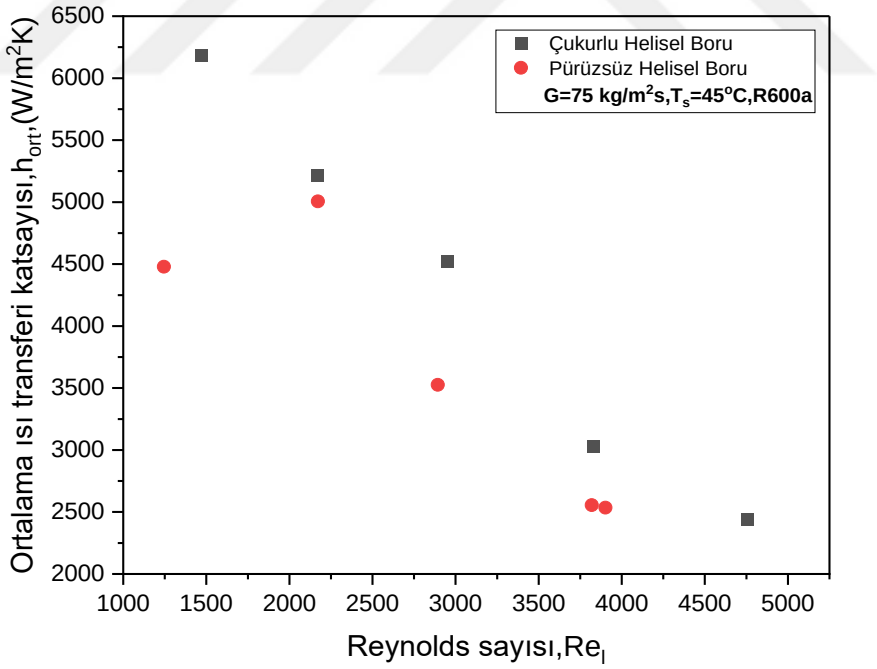
Kütle akısının ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısına etkisinin incelenmesine ek olarak doyma sıcaklığının etkisi de incelenmiştir. Şekil 8.27'de G=75 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=45^{o}C doyma sıcaklığında çukurlu helisel boruda R134a için ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısının Şekil 8.25'teki ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı değerlerine göre daha düşük olduğu görülmektedir. Aynı akışkan tipi ve aynı kütle akılarında doyma sıcaklığı arttırıldığında ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısının azaldığı görülmektedir. Şekil 8.28'de G=191 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=45^{o}C doyma sıcaklığında R134a için ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısının mikrokanatlı helisel boruda Şekil 8.27'de yer alan çukurlu helisel boruya göre daha yüksek olduğu görülmektedir.



Şekil 8.29 G=75 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=35^{o}C doyma sıcaklığında R600a için ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısının Reynolds sayısı ile değişimi



Şekil 8.30 G=191 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=35^{o}C doyma sıcaklığında R600a için ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısının Reynolds sayısı ile değişimi

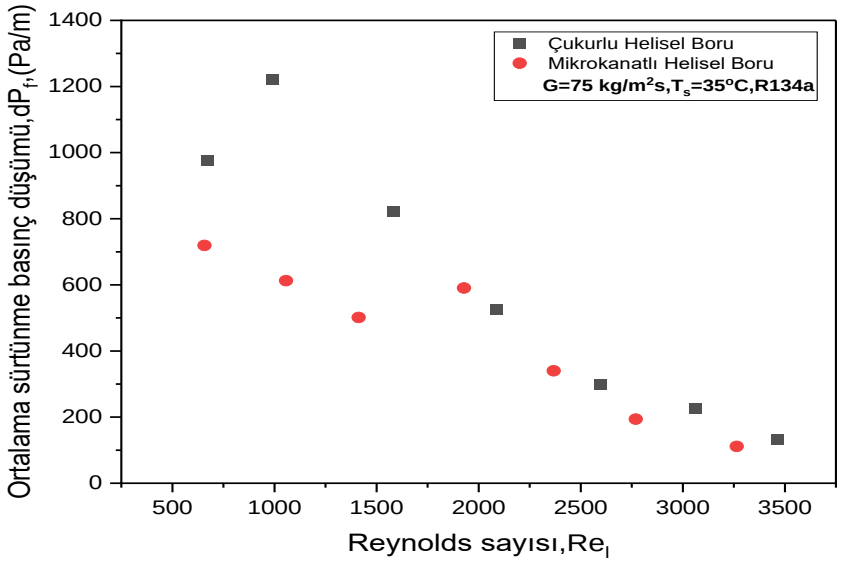


Şekil 8.31 G=75 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=45^{o}C doyma sıcaklığında R600a için ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısının Reynolds sayısı ile değişimi

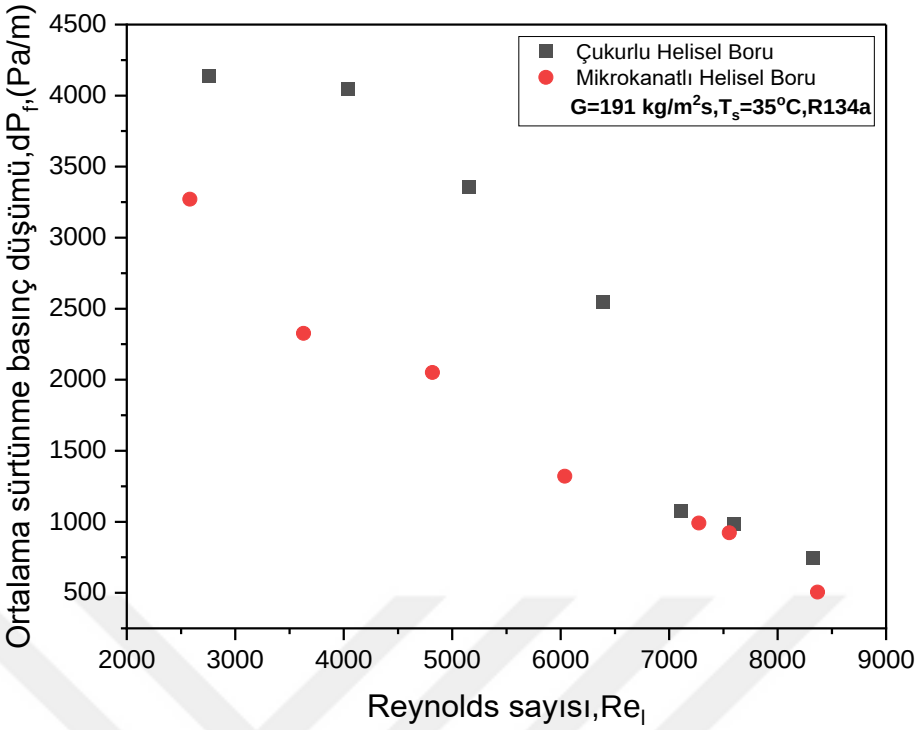
Akışkan tipinin ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısına etkisini görmek için R600a akışkanı verileri kullanılarak elde edilen grafikler doğrultusunda ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı değerlerinin R134a akışkanına göre daha yüksek olduğu görülmektedir. Şekil 8.29'da G=75 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=35^{o}C doyma sıcaklığında R600a için ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısının çukurlu helisel boruda pürüzsüz helisel boruya göre daha yüksek olduğu görülmektedir. Şekil 8.30'da kütle akısı 191 kg/m^{2}s değerine çıkarıldığında ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı değerlerinde artış olduğu görülmektedir. Şekil 8.31'te ise doyma sıcaklığı arttırıldığında aynı akışkan tipi ve aynı kütle akısı için Şekil 8.29'daki ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı değerlerine göre azaldığı görülmektedir.

Şekil 8.32'de farklı boru tiplerinde R134a akışkanı için 75 kg/m^{2}s kütle akısında ve 35^{o}C doyma sıcaklığında, Şekil 8.33'te 191 kg/m^{2}s kütle akısında ve 35^{o}C doyma sıcaklığında, Şekil 8.34'te 75 kg/m^{2}s kütle akısında ve 45^{o}C doyma sıcaklığında, Şekil 8.35'te 191 kg/m^{2}s kütle akısında ve 45^{o}C doyma sıcaklığında ortalama sürtünme basınç düşümünün Reynolds sayısı ile değişimi grafikleri yer almaktadır.

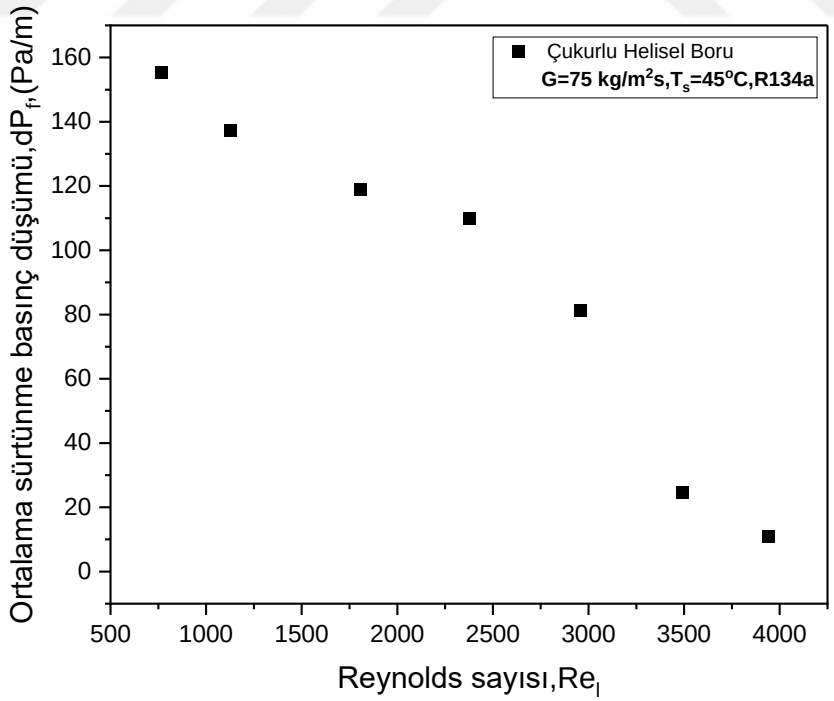
Şekil 8.36'da farklı boru tiplerinde R600a akışkanı için 75 kg/m^{2}s kütle akısında ve 35^{o}C doyma sıcaklığında, Şekil 8.37'de 191 kg/m^{2}s kütle akısında ve 35^{o}C doyma sıcaklığında, Şekil 8.38'te 75 kg/m^{2}s kütle akısında ve 45^{o}C doyma sıcaklığında ortalama sürtünme basınç düşümünün Reynolds sayısı ile değişimi grafikleri yer almaktadır.



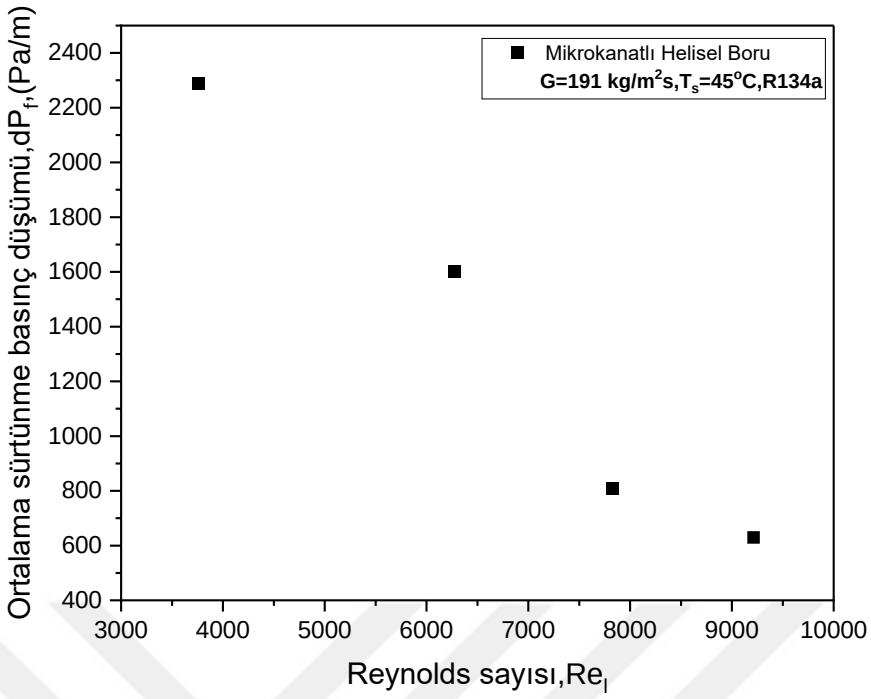
Şekil 8.32 G=75 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=35^{o}C doyma sıcaklığında R134a için ortalama sürtünme basınç düşümünün Reynolds sayısı ile değişimi



Şekil 8.33 G=191 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=35°C doyma sıcaklığında R134a için ortalama sürtünme basınç düşümünün Reynolds sayısı ile değişimi



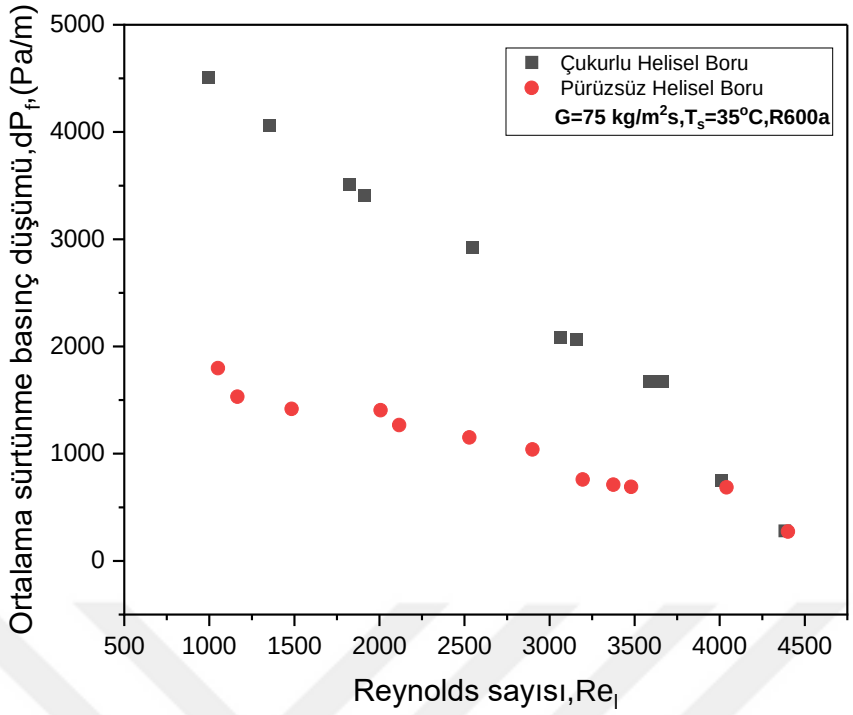
Şekil 8.34 G=75 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=45°C doyma sıcaklığında R134a için ortalama sürtünme basınç düşümünün Reynolds sayısı ile değişimi



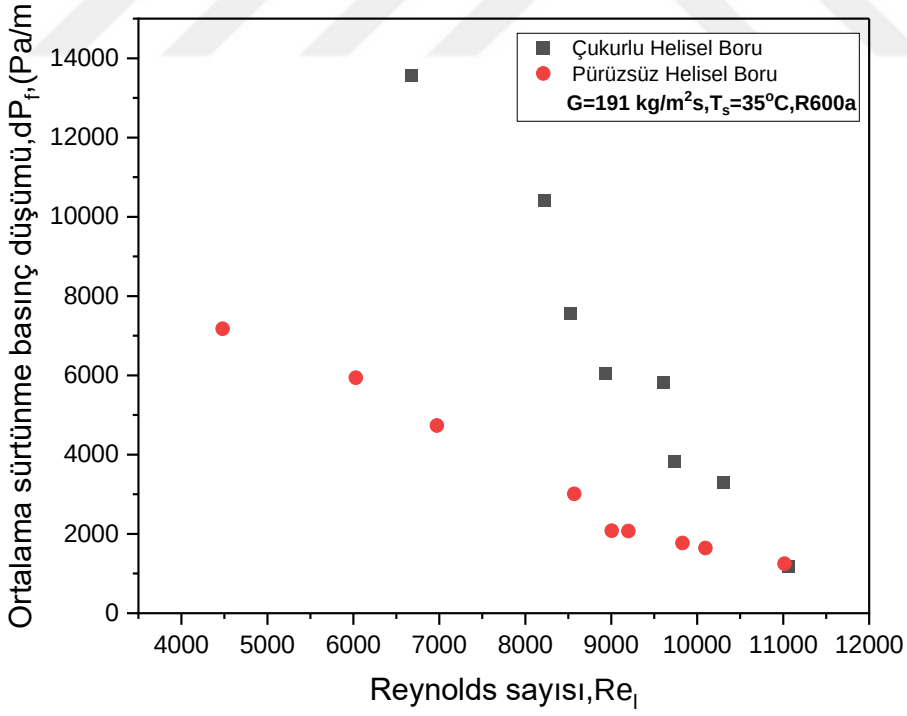
Şekil 8.35 G=191 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=45^{o}C doyma sıcaklığında R134a için ortalama sürtünme basınç düşümünün Reynolds sayısı ile değişimi

Şekil 8.32'de G=75 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=35^{o}C doyma sıcaklığında sıvı faz Reynolds sayısı arttıkça ortalama sürtünme basınç düşümünün azaldığı görülmektedir. Çukurlu helisel ve mikrokanatlı helisel boruda R134a akışkanı için ortalama sürtünme basınç düşümünün birbirine yakın olduğu görülmektedir. Şekil 8.33'te G=191 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=35^{o}C doyma sıcaklığında ortalama sürtünme basınç düşümü değerlerinin daha yüksek olduğu görülmektedir. Kütle akısı arttıkça, ortalama sürtünme basınç düşümü artmıştır.

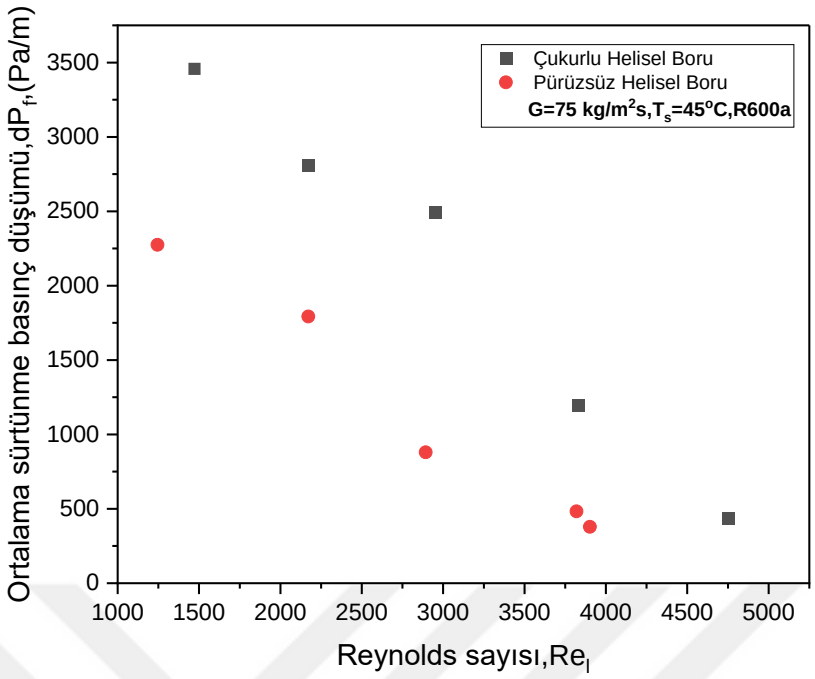
Kütle akısının ortalama sürtünme basınç düşümüne etkisinin incelenmesine ek olarak doyma sıcaklığının etkisi de incelenmiştir. Şekil 8.34'te G=75 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=45^{o}C doyma sıcaklığında çukurlu helisel boruda R134a için ortalama sürtünme basınç düşümünün Şekil 8.32'deki ortalama sürtünme basınç düşümü değerlerine göre daha düşük olduğu görülmektedir. Aynı akışkan tipi ve aynı kütle akılarında doyma sıcaklığı arttırıldığında ortalama sürtünme basınç düşümünün azaldığı görülmektedir. Şekil 8.35'de G=191 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=45^{o}C doyma sıcaklığında R134a için ortalama sürtünme basınç düşümünün mikrokanatlı helisel boruda Şekil 8.34'te yer alan çukurlu helisel boruya göre daha yüksek olduğu görülmektedir.



Şekil 8.36 G=75 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=35^{o}C doyma sıcaklığında R600a için ortalama sürtünme basınç düşümünün Reynolds sayısı ile değişimi



Şekil 8.37 G=191 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=35^{o}C doyma sıcaklığında R600a için ortalama sürtünme basınç düşümünün Reynolds sayısı ile değişimi



Şekil 8.38 G=75 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=45^{o}C doyma sıcaklığında R600a için ortalama sürtünme basınç düşümünün Reynolds sayısı ile değişimi

Akışkan tipinin ortalama sürtünme basınç düşümüne etkisini görmek için R600a akışkanı verileri kullanılarak elde edilen grafikler doğrultusunda ortalama sürtünme basınç düşümü değerlerinin R134a akışkanına göre daha yüksek olduğu görülmektedir. Şekil 8.36'da G=75 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=35^{o}C doyma sıcaklığında R600a için ortalama sürtünme basınç düşümünün çukurlu helisel boruda pürüzsüz helisel boruya göre daha yüksek olduğu görülmektedir. Şekil 8.37'de kütle akısı 191 kg/m^{2}s değerine çıkarıldığında ortalama sürtünme basınç düşümü değerlerinde artış olduğu görülmektedir. Şekil 8.38'te ise doyma sıcaklığı arttırıldığında aynı akışkan tipi ve aynı kütle akısı için Şekil 8.36'daki ortalama sürtünme basınç düşümü değerlerine göre azaldığı görülmektedir.

9
SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu tez çalışması kapsamında, makine öğrenmesi yöntemlerinden olan Yapay Sinir Ağları (YSA) ve Extreme Gradient Boosting (XGBoost) algoritmaları kullanılarak farklı boru tiplerinde yoğuşma sırasında ısı transferi karakteristikleri incelenmiştir. Her iki veri seti için ortalama karesel hata (MSE) değeri ve korelasyon katsayısı (R^2) değerleri tahminlerin doğruluğunu ölçmek amacıyla hesaplanmıştır. Ardından bağımlılık analizi yapılmıştır. Her iki veri setine uygulanan makine öğrenmesi algoritmalarından elde edilen sonuçlar aşağıdaki şekildedir:

9.1 Sonuçlar

- Farklı boru tipleri üzerinde yapılan yapay sinir ağı (YSA) analizinde Çok Katmanlı Algılayıcılar (MLP) modeli kullanılarak transfer fonksiyonları, eğitim fonksiyonları, iterasyon sayıları, gizli katman sayıları, nöron sayıları, öğrenme oranları, momentum katsayıları değiştirilerek her iki veri seti için ayrı ayrı 29 deneme yapılmıştır, en iyi Ortalama Kare Hatası (MSE) değerini veren model 19. denemede elde edilmiştir.
- Veriseti-1 için katman ve nöron sayısı [15 8 2] ve "Tansig-Tansig-Purelin" transfer fonksiyonunda,3000 iterasyonda, 0.01 öğrenme oranında ve ''trainlm'' eğitim fonksiyonunda eğitim verisine ait MSE değeri 0.00415 olarak bulunmuştur. Veriseti-2 için ise katman ve nöron sayısı [15 8 3] ve "Tansig-Tansig-Purelin" transfer fonksiyonunda, ''trainlm''öğrenme algoritmasında, 0.01 öğrenme oranında ve 3000 iterasyonda eğitim verisine ait MSE değeri 0.00270 ile en iyi sonuca ulaşıldığı görülmüştür. Düşük öğrenme oranlarında ağın daha iyi eğitildiği gözlemlenmiştir.
- Veriseti-1 için korelasyon katsayısı (R^2) 0.99075 olarak bulunmuştur. Veriseti-2 için ise korelasyon katsayısı (R^2) 0.98638 olarak bulunmuştur. Bu değerlerin 1'e yakın olması, yapay sinir ağı yöntemiyle elde edilen veriler ile gerçek (deneysel) veriler arasında uyum olduğunu göstermektedir. Bu durum yapay sinir ağının kullanılan eğitim fonksiyonunda iyi eğitildiğini göstermektedir.

- Veriseti-1'e ait eğitim, test ve doğrulama verisi MSE değeri grafiğinde MSE değeri 0.3134 olarak bulunmuştur. Ağın eğitim süreci 22 iterasyonda tamamlanmıştır, ortalama karesel hata (MSE) değerinin en düşük olduğu değere 16. iterasyonda ulaşılmıştır. Veriseti-2'ye ait eğitim, test ve doğrulama verisi MSE değeri grafiğinde ise MSE değeri 0.69771 olarak bulunmuştur. Ağın eğitim süreci 13 iterasyonda tamamlanmıştır, ortalama karesel hata (MSE) değerinin en düşük olduğu değere 7. iterasyonda ulaşılmıştır. MSE'lerin en düşük değere yaklaşmasıyla optimum performansa ulaşılmış ve MLP ağlarının eğitim aşaması tamamlanmıştır. MSE'lerin sıfıra yakınlığı, geliştirilen MLP ağ modellerinin eğitim aşamalarının mükemmel bir şekilde sonlandırıldığını göstermektedir.
- Veriseti-1'e ait olan ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı ve ortalama sürtünme basınç düşümü çıktılarına ait eğitim verisi ve doğrulama verisi ile gerçek değer arasındaki ilişkiyi gösteren grafiklerde değerlerin uyumlu olduğu görülmektedir. Gerçek ve tahmin değerlerinin neredeyse üst üste bindiği, farklılıkların çok az olduğu görülmektedir.
- Veriseti-2'ye ait olan iki fazlı Nusselt sayısı, deneysel iki fazlı Nusselt sayısı ve iki fazlı sürtünme basınç gradyanı çarpanı çıktılarına ait eğitim verisi ve doğrulama verisi ile gerçek değer arasındaki ilişkiyi gösteren grafiklerde değerlerin uyumlu olduğu görülmektedir. Gerçek ve tahmin değerlerinin neredeyse üst üste bindiği, farklılıkların çok az olduğu görülmektedir.
- Her iki veri setine ait hata histogramları incelendiğinde eğitim, doğrulama ve test veri noktaları için elde edilen hatalar sıfır hata çizgisi üzerinde yer almaktadır. Hataların sayısal değerlerine bakıldığında sıfıra yakın hata değerleri elde edilmiştir. Hata histogramından elde edilen bulgular, yapay sinir ağının eğitim, test ve doğrulama adımının çok düşük hata ve ideal doğrulukla tamamlandığını göstermektedir.
- Farklı boru tipleri üzerinde yapılan Extreme Gradient Boosting (XGBoost) analizinde ise Veriseti-1'e ait ilk çıktı olan ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısına ait doğrulama verisi ve gerçek değer arasındaki ilişkiyi gösteren grafiklerde değerlerin uyumlu olduğu görülmektedir. Gerçek ve tahmin değerlerinin neredeyse üst üste bindiği, farklılıkların çok az olduğu görülmektedir. Doğrulama verilerine ait korelasyon katsayısı (R^2) 0.75 olarak bulunmuştur. MSE değeri 0.01, RMSE değeri ise 0.09 bulunmuştur. Aynı çıktıya

ait test verisi ve gerçek değer arasındaki ilişkiyi gösteren grafiklerde ise MSE değeri 0.01, RMSE değeri ise 0.09 bulunmuştur. Tüm verilere ait korelasyon katsayısı (R^2) ise 0.92 olarak bulunmuştur. MSE değeri 0.00, RMSE değeri ise 0.05 bulunmuştur.

- XGBoost analizinde Veriseti-1'e ait ikinci çıktı olan ortalama sürtünme basınç düşümüne ait doğrulama verisi ve gerçek değer arasındaki ilişkiyi gösteren grafiklerde doğrulama verilerine ait korelasyon katsayısı (R^2) 0.52 olarak bulunmuştur. MSE değeri 0.01, RMSE değeri ise 0.08 bulunmuştur. Aynı çıktıya ait test verisi ve gerçek değer arasındaki ilişkiyi gösteren grafiklerde ise MSE değeri 0.01, RMSE değeri 0.1 bulunmuştur. Tüm verilere ait korelasyon katsayısı (R^2) ise 0.86 olarak bulunmuştur. MSE değeri 0.00, RMSE değeri ise 0.05 bulunmuştur.
- XGBoost analizinde Veriseti-2'ye ait ilk çıktı olan iki fazlı Nusselt sayısına ait doğrulama verisi ve gerçek değer arasındaki ilişkiyi gösteren grafiklerde doğrulama verilerine ait korelasyon katsayısı (R^2) 0.38 olarak bulunmuştur. MSE değeri 0.03, RMSE değeri ise 0.16 bulunmuştur. Aynı çıktıya ait test verisi ve gerçek değer arasındaki ilişkiyi gösteren grafiklerde ise MSE değeri 0.04, RMSE değeri ise 0.19 bulunmuştur. Tüm verilere ait korelasyon katsayısı (R^2) ise (R^2) 0.78 olarak bulunmuştur. MSE değeri 0.01, RMSE değeri ise 0.1 bulunmuştur.
- XGBoost analizinde Veriseti-2'ye ait ikinci çıktı olan deneysel iki fazlı Nusselt sayısına ait doğrulama verisi ve gerçek değer arasındaki ilişkiyi gösteren grafiklerde doğrulama verilerine ait korelasyon katsayısı (R^2) 0.49 olarak bulunmuştur. MSE değeri 0.02, RMSE değeri ise 0.14 bulunmuştur. Aynı çıktıya ait test verisi ve gerçek değer arasındaki ilişkiyi gösteren grafiklerde ise MSE değeri 0.03, RMSE değeri ise 0.16 bulunmuştur. Tüm verilere ait korelasyon katsayısı (R^2) ise (R^2) 0.81 olarak bulunmuştur. MSE değeri 0.01, RMSE değeri ise 0.08 bulunmuştur.
- XGBoost analizinde Veriseti-2'ye ait üçüncü çıktı olan iki fazlı sürtünme basınç gradyanı çarpanına ait doğrulama verisi ve gerçek değer arasındaki ilişkiyi gösteren grafiklerde doğrulama verilerine ait korelasyon katsayısı (R^2) 0.32 olarak bulunmuştur. MSE değeri 0.02, RMSE değeri ise 0.13 bulunmuştur. Aynı çıktıya ait test verisi ve gerçek değer arasındaki ilişkiyi gösteren grafiklerde ise

MSE değeri 0.00, RMSE değeri ise 0.05 bulunmuştur. Tüm verilere ait korelasyon katsayısı (R^2) 0.67 olarak bulunmuştur. MSE değeri 0.00, RMSE değeri ise 0.05 bulunmuştur.

- XGBoost analizinde korelasyon katsayılarının 1'e yakın olması ve MSE ve RMSE değerlerinin sıfıra yakın olması, geliştirilen modelin doğruluğunu göstermiştir.
- Her iki makine öğrenmesi algoritması karşılaştırıldığında ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı (h) için korelasyon katsayısı YSA analizinde 0,93234 iken, XGBoost analizinde 0,92472 olarak bulunmuştur.
- Ortalama sürtünme basınç düşümü ($dP,_f$) için korelasyon katsayısı YSA analizinde 0,95624 iken, XGBoost analizinde 0,86113 olarak bulunmuştur.
- İki fazlı Nusselt sayısı ($Nu,_{tp}$) için korelasyon katsayısı YSA analizinde 0,96376 iken, XGBoost analizinde 0,79501 olarak bulunmuştur.
- Deneysel iki fazlı Nusselt sayısı ($Nu,_{exp}$) için korelasyon katsayısı YSA analizinde 0,95135 iken, XGBoost analizinde 0,82286 olarak bulunmuştur.
- İki fazlı sürtünme basınç gradyanı çarpanı (Φ_l^2) için korelasyon katsayısı YSA analizinde 0,97388 iken, XGBoost analizinde 0,67085 olarak bulunmuştur.
- Yapay sinir ağı (YSA) ile yapılan bağımlılık analizinde ise korelasyon matrisinin ısı haritası elde edilmiştir. Bu haritalama yöntemiyle Veriseti-1'de ilk çıkış parametresi olan ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı (h) için en baskın giriş parametresinin 0.5066 değeri ile buharlaşma entalpisi (h_{fg}) olduğu görülmektedir. İkinci baskın olan giriş parametresi ise 0.4481 değeri ile uzunluk (L) olduğu tespit edilmiştir. 2.çıkış parametresi olan ortalama sürtünme basınç düşümü (dP_f) için en baskın giriş parametresinin 0.3984 değeri ile kütle akısı (G) olduğu görülmektedir. İkinci baskın olan giriş parametresi ise 0.3818 değeri ile buharlaşma entalpisi (h_{fg}) olduğu tespit edilmiştir.
- Yapay sinir ağı (YSA) ile yapılan bağımlılık analizinde Veriseti-2'de ilk çıkış parametresi olan iki fazlı Nusselt sayısı (Nu_{tp}) için en baskın giriş parametresinin 0.5612 değeri ile Eşdeğer Dean sayısı (De_{eq}) olduğu görülmektedir. İkinci baskın olan giriş parametresi ise 0.3787 değeri ile boşluk oranı (α) olduğu görülmektedir. 2.çıkış parametresi olan deneysel iki fazlı Nusselt sayısı (Nu_{exp}) için en baskın giriş parametresinin 0.6025 değeri ile Eşdeğer Dean sayısı (De_{eq}) olduğu görülmektedir. İkinci baskın olan giriş parametresi ise 0.4306 değeri ile

boşluk oranı (α) olduğu görülmektedir. 3.çıkış parametresi olan iki fazlı sürtünme basınç gradyanı çarpanı (Φ_l^2) için en baskın giriş parametresinin 0.5266 değeri ile boşluk oranı (α) olduğu görülmektedir. İkinci baskın olan giriş parametresi ise 0.2031 değeri ile Eşdeğer Dean sayısı (De_{eq}) olduğu görülmektedir.

- XGBoost ile yapılan bağımlılık analizinde rastgele ormanlar (random forests) yöntemi kullanılmıştır. Veriseti-1'de ilk çıktı olan ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı (h) için en baskın giriş parametresinin 0.302151 değeri ile ortalama buhar kalitesi (x), ardından sırasıyla buharlaşma entalpisi (h_{fg}), kütle akısı (G) ve uzunluk (L) olduğu görülmektedir. İkinci çıktı olan ortalama sürtünme basınç düşümü için en baskın giriş parametresinin 0.393235 değeri ile ortalama buhar kalitesi (x), ardından sırasıyla kütle akısı (G) ve buharlaşma entalpisi (h_{fg}) olduğu görülmektedir.
- XGBoost ile yapılan bağımlılık analizinde Veriseti-2'de 1.çıkış parametresi olan iki fazlı Nusselt sayısı (Nu_{tp}) için en baskın giriş parametresinin 0.625726 değeri ile Eşdeğer Dean sayısı (De_{eq}) olduğu görülmektedir. Ardından sırasıyla Prandtl sayısı (Pr_l) ve Reynolds sayısı (Re_l) olduğu görülmektedir. 2.çıkış parametresi olan deneysel iki fazlı Nusselt sayısı (Nu_{exp}) için en baskın giriş parametresinin 0.655878 değeri ile Eşdeğer Dean sayısı (De_{eq}) olduğu görülmektedir. Ardından sırasıyla Reynolds sayısı (Re_l) ve boşluk oranı (α) olduğu görülmektedir. 3.çıkış parametresi olan iki fazlı sürtünme basınç gradyanı çarpanı (Φ_l^2) için en baskın giriş parametresinin 0.388375 değeri ile Lockhart-Martinelli parametresi (X_{tt}) olduğu görülmektedir. Ardından sırasıyla Reynolds sayısı (Re_l) ve Eşdeğer Dean sayısı (De_{eq}) olduğu görülmektedir.
- YSA tahmin değerleri kullanılarak çizilen trend eğrilerinde (h_{ort}-x_{ort}, dP_f-x_{ort}, h_{ort}-Re_l, dP_f-Re_l) kütle akısının artmasıyla ortalama ısı transferi katsayısı ve ortalama sürtünme basınç düşümü değerleri artarken, doyma sıcaklığının artmasıyla bu değerlerin azaldığı görülmektedir.
- YSA tahmin değerleri kullanılarak çizilen trend eğrilerinde R600a akışkanına ait ortalama ısı transferi katsayısının R134a akışkanına ait değerlerden daha yüksek olduğu görülmektedir. Örneğin çukurlu helisel borularda G=75 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=35^{o}C doyma sıcaklığında, R600a için ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı en yüksek ortalama buhar kalitesinde R134a akışkanına göre

yaklaşık %108 daha yüksektir. Aynı çalışma şartlarında pürüzsüz helisel borularda R600a için ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı R134a akışkanına göre yaklaşık %122 daha yüksektir.

- YSA analizi sonucunda çukurlu helisel borularda G=191 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=35^{o}C doyma sıcaklığında R600a için ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı en yüksek ortalama buhar kalitesinde R134a akışkanına göre yaklaşık % 66 daha yüksektir. Aynı çalışma şartlarında pürüzsüz helisel borularda R600a için ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı R134a akışkanına göre yaklaşık %69 daha yüksektir.
- YSA analizi sonucunda çukurlu helisel borularda G=75 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=45^{o}C doyma sıcaklığında R600a için ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı en yüksek ortalama buhar kalitesinde R134a akışkanına göre yaklaşık %139 daha yüksektir. Pürüzsüz helisel borularda ise R600a için ortalama yoğuşma ısı transferi katsayısı R134a akışkanına göre yaklaşık %89 daha yüksektir.
- YSA tahmin değerleri kullanılarak çizilen trend eğrilerinde R600a akışkanına ait ortalama sürtünme basınç düşümünün R134a akışkanına ait değerlerden daha yüksek olduğu görülmektedir. Çukurlu helisel borularda G=75 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=35^{o}C doyma sıcaklığında R600a için ortalama sürtünme basınç düşümü en yüksek ortalama buhar kalitesinde R134a akışkanına göre yaklaşık %269 daha yüksektir. Aynı çalışma şartlarında pürüzsüz helisel borularda R600a için ortalama sürtünme basınç düşümü R134a akışkanına göre yaklaşık %234 daha yüksektir.
- YSA analizi sonucunda çukurlu helisel borularda G=191 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=35^{o}C doyma sıcaklığında R600a için ortalama sürtünme basınç düşümü en yüksek ortalama buhar kalitesinde R134a akışkanına göre yaklaşık %227 daha yüksek yüksektir. Aynı çalışma şartlarında pürüzsüz helisel borularda R600a için ortalama sürtünme basınç düşümü R134a akışkanına göre yaklaşık %392 daha yüksektir.
- YSA analizi sonucunda çukurlu helisel borularda G=75 kg/m^{2}s kütle akısında ve T_s=45^{o}C doyma sıcaklığında R600a için ortalama sürtünme basınç düşümü en yüksek ortalama buhar kalitesinde R134a akışkanına göre yaklaşık %21 daha yüksektir. Aynı çalışma şartlarında pürüzsüz helisel borularda R600a için sürtünme basınç düşümü R134a akışkanına göre yaklaşık %14 daha yüksektir.

- Borunun veya kanalın iç yüzeyinin mikro kanatlar (micro-fin), koruge yüzey (corrugated tube) ile kaplanması, mikro kanallar (micro-channels), gözenekli yüzey (porous coating) olması ısı transferi iyileştirme yöntemlerinden pasif yöntemler olup, ısı transferini arttırmaktadır. Bu sebeple trend eğrilerinde mikrokanatlı helisel ve çukurlu helisel boruların pürüzsüz helisel borulara göre daha yüksek ısı transferi karakteristiklerine sahip olduğu görülmektedir. Aynı zamanda pürüzsüz helisel borulara ait ısı transferi karakteristikleri pürüzsüz düz boruya göre daha yüksek çıkmıştır. Bunun sebebi ise boru geometrisinin helisel yapıda olması sebebiyle merkezkaç kuvvetinin oluşması, merkezkaç kuvvetinin boru içindeki akışkana basınç uygulaması sebebiyle girdapların meydana gelmesi ve ikincil akışların oluşmasıdır. İkincil akışlar ise ısı transferi katsayısını ve basınç düşümünü arttırmaktadır.
- Deneysel veriler, ortalama sürtünme basınç düşümünü ±%20'lik hata bandında tahmin ederken, bu oran yapay sinir ağları ile yapılan analiz sonucunda iki fazlı sürtünme basınç gradyanı çarpanı için ±%15'lik hata bandı sınırında kalmıştır. Tahminlerin yüksek doğruluğu sebebiyle basınç düşümünün tahmininde makine öğrenmesi algoritmalarının kullanılması olumlu sonuçlar vermektedir.

9.2 Öneriler

- Literatürde helisel borularda yoğuşma üzerine kısıtlı sayıda deneysel çalışma olduğu ve makine öğrenmesi yöntemlerinin çok az uygulandığı görülmüştür. Daha çok makine öğrenmesi yöntemleri kullanılarak deneysel çalışma maliyetleri (laboratuvar maliyetleri, işgücü maliyeti), hatalardan kaynaklanan geri dönüşler ve zaman kaybı vb. sorunlar ortadan kaldırılarak daha hızlı sonuç, daha az deney yaparak sonucu tahmin edebilme ve maliyet tasarrufu elde edilebilir.
- Bu çalışmada makine öğrenmesi yöntemlerinden yapay sinir ağı (YSA) ve Extreme Gradient Boosting (XGBoost) kullanılmış olup, iki yöntemden elde edilen sonuçlar karşılaştırılmıştır. Elde edilen tahmin değerleri ile gerçek değerlerin birbirine çok yakın olduğu ve yüksek doğrulukla sonuçlandığı görülmüştür. Bu makine öğrenmesi yöntemlerinin kullanılması durumunda farklı çalışma aralıklarında ve yeni bir veri seti ile de tahminler yapmak mümkündür.

- Deneysel (gerçek veriler), akışkan tipi olarak R600a'nın kullanılması durumunda ısı transfer katsayılarının pürüzsüz helisel borularda R134a akışkanına göre yaklaşık %64-128 daha yüksek olduğunu göstermiştir. Çukurlu helisel borularda ise bu durum R600a akışkanında R134a akışkanına göre yaklaşık %92-132 daha yüksektir. YSA tahmin değerleri ise, akışkan tipi olarak R600a'nın kullanılması durumunda ısı transfer katsayılarının pürüzsüz helisel borularda R134a akışkanına göre yaklaşık %69-122 daha yüksek olduğunu göstermiştir. Çukurlu helisel borularda ise bu durum R600a akışkanında R134a akışkanına göre yaklaşık %66-139 daha yüksektir. Tahmin değerlerinin deneysel değerlere yakın olması sebebiyle yapay sinir ağlarının ısı transferi karakteristiklerini belirlemek için uygun bir yöntem olduğu görülmektedir.

KAYNAKÇA

Abdul-Razzak, A., Shoukri, M., & Chang, J. S. (1995). *Characteristics of refrigerant R-134a liquid-vapor two-phase flow in a horizontal pipe* (No. CONF-950104-). American Society of Heating, Refrigerating and Air-Conditioning Engineers, Inc., Atlanta, GA (United States).

Alhajeri, H. M., Almutairi, A., Al-Hajeri, M. H., Alenezi, A., ALajmi, R., & Koluib, A. M. (2020). Condensation Heat Transfer of R-407C in Helical Coiled Tube Heat Exchanger. *Processes*, *8*(9), 1157.

Al-Hajeri, M. H., Koluib, A. M., Mosaad, M., & Al-Kulaib, S. (2007). Heat transfer performance during condensation of R-134a inside helicoidal tubes. *Energy conversion and management*, *48*(8), 2309-2315.

Ali, R., & Gulhane, N. P. (2018). Experimental Analysis of Condensation in Helical Coil Tube. *Pertanika Journal of Science and Technology*, 26(3).

Arı, A., & Berberler, M. E. (2017). Yapay sinir ağları ile tahmin ve sınıflandırma problemlerinin çözümü için arayüz tasarımı. *Acta Infologica*, 1(2), 55-73.

Azaria, N. (2022). Feature Importance: 7 Methods and a Quick Tutorial. https://www.aporia.com/learn/feature-importance/feature-importance-7-methods-and-a-quick-tutorial/. Erişim tarihi: 28.01.2024.

Baldi, P., & Vershynin, R. (2019). The capacity of feedforward neural networks. *Neural networks*, *116*, 288-311.

Barlow, H. B. (1989). Unsupervised learning. *Neural computation*, *1*(3), 295-311

Bayram, C. (2017). Yoğuşma deney föyü, *Karadeniz Teknik Üniversitesi Ders Notları*, https://ktu.edu.tr/dosyalar/ofenerji_340c3.docx, Erişim tarihi: 20.01.2024

Bebis, G., & Georgiopoulos, M. (1994). Feed-forward neural networks. *Ieee Potentials*, *13*(4), 27-31.

Bilgin, M. (2017). Gerçek veri setlerinde klasik makine öğrenmesi yöntemlerinin performans analizi. *Breast*, *2*(9), 683.

Breitenmoser, D., Prasser, H. M., Manera, A., & Petrov, V. (2023). Machine learning based flow regime recognition in helically coiled tubes using X-ray radiography. *International Journal of Multiphase Flow*, *161*, 104382.

Brownlee, J. (2018). What is the Difference Between a Batch and an Epoch in a Neural Network. *Machine Learning Mastery*, *20*.

Cao, J., Wang, X., Yuan, Y., Zhang, Z., & Liu, Y. (2021). Multi-objective optimization of micro-fin helical coil tubes based on the prediction of artificial

neural networks and entropy generation theory. *Case Studies in Thermal Engineering*, *28*, 101676.

Celebi, M. E., & Aydin, K. (Eds.). (2016). *Unsupervised learning algorithms* (Vol. 9, p. 103). Cham: Springer.

Chen, T., & Guestrin, C. (2016, August). Xgboost: A scalable tree boosting system. In *Proceedings of the 22nd acm sigkdd international conference on knowledge discovery and data mining* (pp. 785-794).

Colak, A. B., Akgul, D., Mercan, H., Dalkılıç, A. S., & Wongwises, S. (2023). Estimation of heat transfer parameters of shell and helically coiled tube heat exchangers by machine learning. *Case Studies in Thermal Engineering*, *42*, 102713.

Cunningham, P., Cord, M., & Delany, S. J. (2008). Supervised learning. In *Machine learning techniques for multimedia: case studies on organization and retrieval* (pp. 21-49). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.

Çayıroğlu, İ. (2015). İleri Algoritma Analizi-5 Yapay Sinir Ağları Ders Notları. *Karabük Üniversitesi Mühendislik Fakültesi*.

Demiriz, A., Bennett, K. P., & Embrechts, M. J. (1999). Semi-supervised clustering using genetic algorithms. *Artificial neural networks in engineering (ANNIE-99)*, 809-814.

Dike, H. U., Zhou, Y., Deveerasetty, K. K., & Wu, Q. (2018, October). Unsupervised learning based on artificial neural network: A review. In *2018 IEEE International Conference on Cyborg and Bionic Systems (CBS)* (pp. 322-327). IEEE.

Ding, S., Li, H., Su, C., Yu, J., & Jin, F. (2013). Evolutionary artificial neural networks: a review. *Artificial Intelligence Review*, *39*, 251-260.

Dubey, U. (2017). Experimental study of condensation in helical coil. *Bachelor thesis.*

El-Maghlany, W. M., Hozien, O., Sorour, M. M., & Mohamed, Y. S. (2022). Prediction of nanofluid heat transfer characteristic and pressure drop in helical coil via artificial neural networks. *International Journal of Thermal Sciences*, *181*, 107768.

El Naqa, I., & Murphy, M. J. (2015). *What is machine learning?* (pp. 3-11). Springer International Publishing.

Fuxi, S., Sina, N., Ahmadi, A., Malekshah, E. H., Mahmoud, M. Z., & Aybar, H. Ş. (2022). Effect of different pitches on the 3D helically coiled shell and tube heat exchanger filled with a hybrid nanofluid: Numerical study and artificial neural network modeling. *Engineering Analysis with Boundary Elements*, *143*, 755-768.

Freeman, J. A., & Skapura, D. M. (1991). Algorithms, applications, and programming techniques. *Neural Networks. Addison Wesley*.

Gershenson, C. (2003). Artificial neural networks for beginners. *arXiv preprint cs/0308031*.

Gupta, A., Kumar, R., & Gupta, A. (2014). Condensation of R-134a inside a helically coiled tube-in-shell heat exchanger. *Experimental thermal and fluid science*, *54*, 279-289.

Han, J. T., Lin, C. X., & Ebadian, M. A. (2005). Condensation heat transfer and pressure drop characteristics of R-134a in an annular helical pipe. *International communications in heat and mass transfer*, *32*(10), 1307-1316.

Hewitt, G. F., & Roberts, D. N. (2010). Flow Pattern and Void Fraction., *Two-phase flow and heat transfer*. Cambridge University Press.

Hooker, S., Erhan, D., Kindermans, P. J., & Kim, B. (2018). Evaluating feature importance estimates. *arXiv preprint arXiv:1806.10758*, *2*.

Hu, X., Yi, Q., Kong, X., & Wang, J. (2021). A review of research on dropwise condensation heat transfer. *Applied Sciences*, *11*(4), 1553.

Jung, J. H., Ko, Y. M., & Kang, Y. T. (2021). Condensation heat transfer characteristics and energy conversion performance analysis for low GWP refrigerants in plate heat exchangers. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, *166*, 120727.

Kahani, M., Ahmadi, M. H., Tatar, A., & Sadeghzadeh, M. (2018). Development of multilayer perceptron artificial neural network (MLP-ANN) and least square support vector machine (LSSVM) models to predict Nusselt number and pressure drop of TiO2/water nanofluid flows through non-straight pathways. *Numerical Heat Transfer, Part A: Applications*, *74*(4), 1190-1206.

KAYA, M. S., & Kenan, İ. N. C. E. (2021). Nesnelerin İnternetinde Çok Katmanlı Algılayıcı Kullanarak Zamanlama Analizi Saldırısı ile Özel Anahtar Tahminlemesi. *Computer Science*, (Special), 385-390.

Khosravi, A., Pabon, J. J. G., Correa, T., & Machado, L. (2018, November). Prediction of Heat Transfer Coefficient During Condensation of R404a in Helically Coiled Tubes Using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System. In *Brazilian Congress of Thermal Sciences and Engineering-Aguas de Lindoia, Brazil*.

Kotsiantis, S. B., Zaharakis, I., & Pintelas, P. (2007). Supervised machine learning: A review of classification techniques. *Emerging artificial intelligence applications in computer engineering*, *160*(1), 3-24.

Krenker, A., Bešter, J., & Kos, A. (2011). Introduction to the artificial neural networks. *Artificial Neural Networks: Methodological Advances and Biomedical Applications. InTech*, 1-18.

Leung, H., & Haykin, S. (1991). The complex backpropagation algorithm. *IEEE Transactions on signal processing*, *39*(9), 2101-2104.

Li, S. H. A. O., Han, J. T., Su, G. P., & Pan, J. H. (2007). Condensation heat transfer of R-134A in horizontal straight and helically coiled tube-in-tube heat exchangers. *Journal of Hydrodynamics, Ser. B*, *19*(6), 677-682.

Li, S., Jiang, Y., Cai, W., Li, Q., Zhang, H., & Ren, Y. (2018). The influence of structural parameters on heat transfer and pressure drop for hydrocarbon mixture refrigerant during condensation in enhanced spiral pipes. *Applied Thermal Engineering*, *140*, 759-774.

Lin, C. X., & Ebadian, M. A. (2007). Condensation heat transfer and pressure drop of R134a in annular helicoidal pipe at different orientations. *International journal of heat and mass transfer*, *50*(21-22), 4256-4264.

Lips, S., & Meyer, J. P. (2011). Two-phase flow in inclined tubes with specific reference to condensation: a review. *International Journal of Multiphase Flow*, *37*(8), 845-859.

Mahesh, B. (2020). Machine learning algorithms-a review. *International Journal of Science and Research (IJSR).[Internet]*, *9*(1), 381-386.

Mashouf, H., Shafaee, M., Sarmadian, A., & Mohseni, S. G. (2017). Visual study of flowpatterns during evaporation and condensation of R-600a inside horizontal smooth and helically dimpled tubes. Applied Thermal Engineering, 124, 1392-1400.

McAdams, W.H. (1954). Heat Transmission, 3rd ed., *McGraw-Hill*, New York, p. 219.

McCulloch, W. S., & Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The bulletin of mathematical biophysics*, *5*, 115-133.

Moawed, M. (2011). Experimental study of forced convection from helical coiled tubes with different parameters. *Energy Conversion and Management*, *52*(2), 1150-1156.

Moghaddam, H. A., Sarmadian, A., & Shafaee, M. (2019). An experimental study on condensation heat transfer characteristics of R-600a in tubes with coiled wire inserts. *Applied Thermal Engineering*, 113889.

Mori, Y., & Nakayama, W. (1967). Study on forced convective heat transfer in curved pipes:(3rd report, theoretical analysis under the condition of uniform wall temperature and practical formulae). *International journal of heat and mass transfer*, *10*(5), 681-695.

Mozafari, M., Akhavan-Behabadi, M. A., Qobadi-Arfaee, H., & Fakoor-Pakdaman, M. (2015).Condensation and pressure drop characteristics of R600a in a helical

tube-in-tube heat exchanger at different inclination angles. Applied Thermal Engineering, 90, 571-578.

Nagar, A., Kumar, R., Srikrishnarka, P., Thomas, T., & Pradeep, T. (2021). Scalable drop-to-film condensation on a nanostructured hierarchical surface for enhanced humidity harvesting. *ACS Applied Nano Materials*, *4*(2), 1540-1550.

Nazan, C. A. N., & ŞAHİN, A. Ş. (2021). Yapay sinir ağları metodu ile günlük çiğ noktası sıcaklığı tahmini. *Gümüşhane Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi*, *11*(4), 1154-1163.

Obana, T. (2023). Study on the state prediction of a pool-cooled large superconducting coil using machine learning. *IEEE Transactions on Applied Superconductivity*.

Oh, J., Hessel, M., Czarnecki, W. M., Xu, Z., van Hasselt, H. P., Singh, S., & Silver, D. (2020). Discovering reinforcement learning algorithms. *Advances in Neural Information Processing Systems*, *33*, 1060-1070.

Qiang, W., & Zhongli, Z. (2011, August). Reinforcement learning model, algorithms and its application. In *2011 International Conference on Mechatronic Science, Electric Engineering and Computer (MEC)* (pp. 1143-1146). IEEE.

Oja, E. (1994). Neural networks–advantages and applications. In *Machine Intelligence and Pattern Recognition* (Vol. 16, pp. 359-365). North-Holland.

Onal, B. S., Kirkar, S. M., Akgul, D., Celen, A., Acikgoz, O., Dalkilic, A. S., ... & Wongwises, S. (2022). Heat transfer and pressure drop characteristics of two phase flow in helical coils. *Thermal Science and Engineering Progress*, *27*, 101143.

Öztemel, E. (2006). *Yapay sinir ağları*. Papatya.

Parrales, A., Colorado, D., Díaz-Gómez, J. A., Huicochea, A., Álvarez, A., & Hernández, J. A. (2018). New void fraction equations for two-phase flow in helical heat exchangers using artificial neural networks. *Applied Thermal Engineering*, *130*, 149-160.

Prabhanjan, D. G., Raghavan, G. S. V., & Rennie, T. J. (2002). Comparison of heat transfer rates between a straight tube heat exchanger and a helically coiled heat exchanger. *International communications in heat and mass transfer*, *29*(2), 185-191.

Purandare, P. S., Lele, M. M., & Gupta, R. (2012). Parametric analysis of helical coil heat exchanger. *International Journal of Engineering Research & Technology*, *1*(8), 1-5.

Raboh, M. A. A., Mostafa, H. M., Ali, M. A., & Hassaan, A. M. (2011). Experimental study for condensation heat transfer inside helical coil. In *Evaporation, Condensation and Heat transfer*. IntechOpen.

Ray, S. (2019, February). A quick review of machine learning algorithms. In *2019 International conference on machine learning, big data, cloud and parallel computing (COMITCon)* (pp. 35-39). IEEE.

Reddy, Y. C. A. P., Viswanath, P., & Reddy, B. E. (2018). Semi-supervised learning: A brief review. *Int. J. Eng. Technol*, *7*(1.8), 81.

Sakamatapan, K., Kaew-On, J., Dalkilic, A. S., Mahian, O., & Wongwises, S. (2013). Condensation heat transfer characteristics of R-134a flowing inside the multiport minichannels. *International journal of heat and mass transfer*, *64*, 976-985.

Salimpour, M. R., Shahmoradi, A., & Khoeini, D. (2017). Experimental study of condensation heat transfer of R-404A in helically coiled tubes. *International Journal of Refrigeration*, *74*, 584-591.

Santini, L., Cioncolini, A., Lombardi, C., & Ricotti, M. (2008). Two-phase pressure drops in a helically coiled steam generator. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, *51*(19-20), 4926-4939.

Sathya, R., & Abraham, A. (2013). Comparison of supervised and unsupervised learning algorithms for pattern classification. *International Journal of Advanced Research in Artificial Intelligence*, *2*(2), 34-38.

Shinde, P., Ali, R., & Tambuskar, D. P. (2019). Performance Evaluation of Helical Coil in Condensation Heat Transfer. Available at SSRN 3346966.

Shirgire, N. D., & Kumar, P. V. (2013). Review on comparative study between helical coil and straight tube heat exchanger. *IOSR Journal of Mechanical and Civil Engineering*, *8*(2), 55-59.

Sinaga, K. P., & Yang, M. S. (2020). Unsupervised K-means clustering algorithm. *IEEE access*, *8*, 80716-80727.

Singh, A., Thakur, N., & Sharma, A. (2016, March). A review of supervised machine learning algorithms. In *2016 3rd international conference on computing for sustainable global development (INDIACom)* (pp. 1310-1315). Ieee.

Solanki, A. K., & Kumar, R. (2018a). Condensation of R-134a inside dimpled helically coiled tube-in-shell type heat exchanger. *Applied Thermal Engineering*, *129*, 535-548.

Solanki, A. K., & Kumar, R. (2018b). Condensation of R-134a inside micro-fin helical coiled tube-in-shell type heat exchanger. *Experimental Thermal and Fluid Science*, *93*, 344-355.

Solanki, A. K., & Kumar, R. (2019). Two-phase flow condensation heat transfer characteristic of R-600a inside the horizontal smooth and dimpled helical coiled tube in shell type heat exchanger. International Journal of Refrigeration, 107, 155-164.

Solanki, A. K., & Kumar, R. (2020). Condensation frictional pressure drop characteristic of R-600a inside the horizontal smooth and dimpled helical coiled tube in shell type heat exchanger. *International Journal of Thermal Sciences*, *154*, 106406.

Son, C. H., & Lee, H. S. (2009). Condensation heat transfer characteristics of R-22, R-134a and R-410A in small diameter tubes. *Heat and mass transfer*, *45*, 1153-1166.

Srinivasan, P. S., Nandapurkar, S. S., & Holland, F. A. (1970). Friction factors for coils. *Transactions of the Institution of Chemical Engineers and the Chemical Engineer*, *48*(4-6), T156-+.

Suzuki, K. (Ed.). (2011). *Artificial neural networks: methodological advances and biomedical applications*. BoD–Books on Demand.

Szepesvári, C. (2022). *Algorithms for reinforcement learning*. Springer Nature.

Skrypnik, A. N., Shchelchkov, A. V., Gortyshov, Y. F., & Popov, I. A. (2022). Artificial neural networks application on friction factor and heat transfer coefficients prediction in tubes with inner helical-finning. *Applied Thermal Engineering*, *206*, 118049.

Taitel, Y., & Dukler, A. E. (1976). A model for predicting flow regime transitions in horizontal and near horizontal gas-liquid flow. *AIChE journal*, *22*(1), 47-55.

Tanasawa, I. (1991). Advances in condensation heat transfer. In *Advances in heat transfer* (Vol. 21, pp. 55-139). Elsevier.

Thome, J. R. (2004). Enhanced boiling and two-phase flow. CRC Press.

Tu, J. V. (1996). Advantages and disadvantages of using artificial neural networks versus logistic regression for predicting medical outcomes. *Journal of clinical epidemiology*, *49*(11), 1225-1231.

Van Engelen, J. E., & Hoos, H. H. (2020). A survey on semi-supervised learning. *Machine learning*, *109*(2), 373-440.

Wang, C. C., Kuo, P. H., & Chen, G. Y. (2022). Machine Learning Prediction of Turning Precision Using Optimized XGBoost Model. *Applied Sciences*, *12*(15), 7739.

Wang, G., Wang, D., Deng, J., Lyu, Y., Pei, Y., & Xiang, S. (2019). Experimental and numerical study on the heat transfer and flow characteristics in shell side of helically coiled tube heat exchanger based on multi-objective optimization. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, *137*, 349-364.

Wang, M., Sun, H., & Cheng, L. (2021). Flow condensation heat transfer characteristics of nanochannels with nanopillars: A molecular dynamics study. *Langmuir*, *37*(50), 14744-14752.

Wongwises, S., & Polsongkram, M. (2006). Condensation heat transfer and pressure drop of HFC-134a in a helically coiled concentric tube-in-tube heat exchanger. *International journal of heat and mass transfer*, *49*(23-24), 4386-4398.

Wu, J., Wang, L., & Liu, Y. (2018). Research on film condensation heat transfer of the shell side of the spiral coil heat exchanger. International Journal of Heat and Mass Transfer, 125, 1349-1355.

Xiao, Y., Hu, Z., Chen, S., & Gu, H. (2018). Experimental study of two-phase frictional pressure drop of steam-water in helically coiled tubes with small coil diameters at high pressure. *Applied Thermal Engineering*, *132*, 18-29.

Yang, J., Lee, D., Lee, S., Han, C., & Kim, Y. (2023). Condensation heat transfer characteristics and generalized correlations of R404A, R448A, and R454C in a plate heat exchanger. *International Communications in Heat and Mass Transfer*, *147*, 106975.

Yu, J., Chen, J., Li, F., Cai, W., Lu, L., & Jiang, Y. (2018). Experimental investigation of forced convective condensation heat transfer of hydrocarbon refrigerant in a helical tube. *Applied Thermal Engineering*, *129*, 1634-1644.

Yu, J., Jiang, Y., Cai, W., Li, X., & Zhu, Z. (2019). Condensation flow patterns and heat transfer correction for zeotropic hydrocarbon mixtures in a helically coiled tube. International Journal of Heat and Mass Transfer, 143, 118500.

Zedeli, A. (2020). *Helisel iç borulu dikey ısı değiştiricilerde ısı transferi ve basınç düşümü analizi* (Master's thesis, İnönü Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü).

Zhang, L., Yang, S., & Xu, H. (2012). Experimental study on condensation heat transfer characteristics of steam on horizontal twisted elliptical tubes. *Applied Energy*, *97*, 881-887.

Zhao, H., Gallo, O., Frosio, I., & Kautz, J. (2015). Loss functions for neural networks for image processing. *arXiv preprint arXiv:1511.08861*.

Zien, A., Krämer, N., Sonnenburg, S., & Rätsch, G. (2009). The feature importance ranking measure. In *Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases: European Conference, ECML PKDD 2009, Bled, Slovenia, September 7-11, 2009, Proceedings, Part II 20* (pp. 694-709). Springer Berlin Heidelberg.

TEZDEN ÜRETİLMİŞ YAYINLAR

Konferans Bildirileri

B. S. Önal and A. S. Dalkilic, ‘’Farklı Boru Tiplerinde Yoğuşma Isı Transferi Karakteristiklerinin Makina Öğrenmesi ile İncelenmesi’’ Presented at the 2. Bilsel International Efes Scientific Researches and Innovation Congress, 14-15 October 2023,İzmir/Turkey,(BİLSEL2023).https://bilselkongreleri.com/panel/uploads/pdf/3.%20BI%CC%87LSEL%20ULUSLARARASI%20EFES%20BI%CC%87LI%CC%87MSEL%20ARAS%CC%A7TIRMALAR%20VE%20I%CC%87NOVASYON%20KONGRESI%CC%87-KONGRE%20KI%CC%87TABI.pdf

B. S. Önal et al., “Brief Literature Review on the Condensation Heat Transfer Characteristics of Helical Coils,” Presented at the 5th International Conference on Advances in Mechanical Engineering Istanbul 2019, 17-19 December 2019,İstanbul/Turkey, (ICAME 2019).

Makaleler

Onal, B. S., Kirkar, S. M., Akgul, D., Celen, A., Acikgoz, O., Dalkilic, A. S., ... & Wongwises, S. (2022). Heat transfer and pressure drop characteristics of two phase flow in helical coils. *Thermal Science and Engineering Progress*, *27*, 101143. https://doi.org/10.1016/j.tsep.2021.101143

Projeler

Yükseköğretim Kurumları Tarafından Destekli Bilimsel Araştırma Projesi Yıldız Teknik Üniversitesi (BAP)
Proje: İki Fazlı Akışlarda İyileştirilmiş Düz ve Helezon Borularda Isı Transferi Katsayısı ve Basınç Düşümünün Araştırılması
Yürütücü: Ahmet Selim Dalkılıç
Proje Kodu: FOA-2019-3582
Proje Geçerlilik Tarih Aralığı: 2019-2023
Projedeki Görevi: Araştırmacı