ÇUKUROVA ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

DOKTORA TEZİ

Kübra TÜMAY ATEŞ

KÜLTÜREL ALGORİTMA TABANLI YAPAY SİNİR AĞI İLE YÜKSEK FIRIN CÜRUF BASINÇ AKTİVİTESİNİN TAHMİNLENMESİ

ENDÜSTRİ MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

ADANA-2021

ÖZ

DOKTORA TEZİ

KÜLTÜREL ALGORİTMA TABANLI YAPAY SİNİR AĞI İLE YÜKSEK FIRIN CÜRUF BASINÇ AKTİVİTESİNİN TAHMİNLENMESİ

Kübra TÜMAY ATEŞ

ÇUKUROVA ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ENDÜSTRİ MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

Danışman : Doç. Dr. Cenk ŞAHİN
Yıl: 2021, Sayfa: 109
Jüri : Doç Dr. Cenk ŞAHİN
: Doç. Dr. Yusuf KUVVETLİ
: Dr. Öğr. Üyesi Esra KARAKAŞ
: Doç.Dr. Melik KOYUNCU
: Dr. Öğr. Üyesi Fikri EGE

Endüstride optimal düzeyde üretim yapılabilmesi için bilimsel yöntemlerin uygulanması gerekmektedir. Ancak bazı sektörlerde ürün kalitesini belirlemede halen çalışanların tecrübesine dayalı bir üretim modeli geleneği devam etmektedir. Bu durum da önemli zaman ve kalite kayıplarına neden olmaktadır. Bu kayıplar son yıllarda tahmin yöntemlerinin sanayiye uygulanmasıyla minimum düzeye indirgenmiştir. Bu tez çalışmasında literatürde kullanılan tahmin modelleri araştırılarak çimento sektörüne en uygun model belirlenmiş ve uyarlanmıştır. Buna göre, tahminleme modelleri içerisinde Yapay Sinir Ağı ve Kültürel Algoritmanın hibrit olarak çalıştığı bir modelleme ilk defa bu tezde çalışılmıştır. Bu kapsamda bir çimento fabrikasının gerçek zamanlı verileri kullanılmıştır. Bu veriler geliştirilen algoritmanın girdilerini oluşturmaktadır. Çıktı olarak ise Öğütülmüş Yüksek Fırın Cürufu'nun 28 günlük basınç aktivite değeri tahmin edilmiştir. Elde edilen sonuçlara göre önerilen hibrit model, farklı tahmin modelleri ile karşılaştırılmış ve test verisi üzerinde %3,66'lık ortalama mutlak yüzde hata değeri ile tahminler yapmayı başarmıştır.

Anahtar Kelimeler: Meta Sezgisel Yöntemler, Hibrit Optimizasyon Teknikleri, Yapay Sinir Ağları, Kültürel Algortima, ÖYFC

ABSTRACT

MSc THESIS

PREDICTION OF HIGH FURNACE SLAG PRESSURE ACTIVITY BY USING CULTURAL ALGORITHM-BASED ON ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

Kübra TÜMAY ATEŞ

ÇUKUROVA UNIVERSITY
INSTITUTE OF NATURAL AND APPLIED SCIENCES
DEPARTMENT OF INDUSTRIAL ENGINEERING

Supervisor : Assoc. Prof. Dr. Cenk ŞAHİN
Year: 2021, Pages: 109
Jury : Assoc. Prof. Dr. Cenk ŞAHİN
: Assoc. Prof. Dr. Yusuf KUVVETLİ
: Asst. Prof. Dr. Esra KARAKAŞ
: Assoc. Prof. Dr. Melik KOYUNCU
: Asst. Prof. Dr. Fikri EGE

Scientific methods must be applied in order to produce at an optimal level in the industry. However, in some sectors, the tradition of a production model based on the experience of the employees still continues in determining the product quality. This situation causes significant loss of time and quality. These losses have been reduced to a minimum with the application of prediction methods to industry in recent years. In this thesis study, the most suitable model for cement sector was determined and adapted by researching the prediction models used in the literature. In this context, the model in which Artificial Neural Network and Cultural Algorithm work as a hybrid is studied for the first time in this thesis. Real time data of a cement factory were used in the study. These data constitute the inputs of the developed algorithm. As an output, the 28-day pressure activity index value of Ground Blast Furnace Slag was estimated. According to the results obtained, the proposed hybrid model was compared with different estimation models and managed to make predictions with an average absolute percent error value of 3.66% on test data.

Keywords: Meta Heuristics, Ground Blast Furnace Slag Cement (GBFS), Hybrid Optimization Techniques, Artificial Neural Networks, Cultural Algorithm

GENİŞLETİLMİŞ ÖZET

Teknolojinin ilerlemesi ile birlikte günümüzde sanayileşme ve şehirleşme artmakta, buna bağlı olarak inşaat sanayisi gelişmektedir. İnşaat sektörünün gelişmesi sonucunda çimento üretimi ve çimento çeşidi artmaktadır. Basınç dayanımı, çimentonun diğer özellikleri ile yakından ilişkili olduğu için çimento malzemesinin en önemli özelliklerinden biridir. Bu nedenle çimentonun üretiminde basınç dayanımının tahmin edilebilmesi, büyük önem taşımaktadır. Çimentonun basınç dayanımı testi için üreticilerin 28 gün beklemesi gerekmektedir. Bekleme süresi geçtikten sonra elde edilen değerler incelenmekte ve ürünlerin karışım oranları ile ilgili gereken düzeltmeler yapılmaktadır. Bekleme süresi, daha az veya daha fazla bileşenin kullanılmasına neden olabileceğinden maliyetleri artırmakta ve kalite ile ilgili çeşitli sorunlara neden olabilmektedir.

Çimento üretiminde bileşenlerin karışım oranlarının belirlenmesi, öncelikle ürün karışımının test edilmesini zorunlu hale getirmiştir. Bu durum, test edilen karışımların çimentoya dönüştürülmesini ve TS-EN 197-1 standardının şartlarını yerine getirmeyi gerektirmektedir. Bu standardın en önemli özelliklerinden biri, basınç dayanımının belirlenmesinde gerekli olan uzun bekleme süresidir. Bu durum da sektördeki firmalar için önemli bir sorun teşkil etmektedir. Piyasada birçok çimento türü bulunmaktadır. CEM III tipi çimento, yüksek fırın cürufunun %36 - %95 arasında belirtilen oranlarda cürufun ve portland çimentosu klinkerinin, priz düzenleyici olarak kalsiyum sülfat eklenerek öğütülmesiyle elde edilen hidrolik bağlayıcıdır. Maliyete önemli etkisi olan Öğütülmüş Yüksek Fırın Cürufu (ÖYFC)'nun kontrol altında tutulması önemlidir. CEM III ürününü oluşturan ÖYFC'nin 28 günlük basınç aktivite değeri testi için yaklaşık bir aylık test süresi gerekmektedir.

Bu çalışmada, ÖYFC bileşenlerinin 28 günlük basınç aktivite değerinin tahmini için yeni bir yöntem önerilmiştir. Önerilen yöntemde yapay sinir ağları tercih edilmiştir. Geliştirilecek bu yüksek doğruluklu tahmin yöntemi ile üretim

aşamasında beklenilen bir aylık test süresinin önüne geçilmesi amaçlanmaktadır. Günümüzde bu problemi çözmek için kullanılan etkili bir tahmin yöntemi bulunmamaktadır. Bazı durumlarda piyasadaki işletmeler, bu kararları çalışanların deneyimlerine dayanarak vermektedir. Bu tez çalışmasındaki tahmin yönteminde kullanılan ileri beslemeli yapay sinir ağı, son zamanlarda meta-sezgisel bir yöntem olarak önerilen kültürel algoritma ile hibrit bir yapıda geliştirilmiştir.

Önerilen modelde dokuz girdi ve bir çıktı parametresi bulunmaktadır. Bu parametrelerin analizleri ve aritmetik değerlendirmeleri sonucunda bir iyileştirme ortaya konulmuştur. Uygulanan teknikler arasında Temel Bileşen Analizi (TBA), Varyans Analizi (ANOVA), Adaptif Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS), Lineer Regresyon, Yapay Sinir Ağı (YSA) ve Kültürel Algoritma (KA) bulunmaktadır. Bu kantitatif optimizasyon teknikleri sayesinde verilerin analizi yapılarak hibrit model için oluşturulacak önem düzeyi yüksek girdi parametreleri belirlenmiştir. YSA ve KA yöntemleri ile yeni bir hibrit model geliştirilerek ÖYFC'nin 28 günlük aktivite değeri tahmin edilmiştir. Çalışmanın sonunda yöntemin belirtilen problem üzerindeki başarısını görebilmek için, gerçek zamanlı veriler kullanılarak analiz çalışmaları yapılmıştır.

Performans analizi sonuçları matematiksel ve grafiksel olarak detaylı bir şekilde çalışılmıştır. Çalışma ile elde edilen sonuçların başarılı ve etkili tahmin performansı göz önüne alındığında, önerilen yöntemin iyi bir ticari tahmin yöntemi olacağı ortaya çıkmaktadır.

TEŞEKKÜR

Doktoraya başladığımdan beri yanımda olan tüm değerli hocalarım olmak üzere, tezimin her adımında yanımda olan tüm bilgi ve deneyimlerini paylaşan danışmanım Sayın Doç. Dr. Cenk ŞAHİN'e teşekkürlerimi bir borç bilirim.

Projede birlikte çalıştığımız Sayın Doç. Dr. Yusuf KUVVETLİ'ye ayrıca ilgi ve yardımlarından dolayı çok teşekkür ederim.

Jürimde yer alan Sayın Dr. Öğr. Üyesi Esra KARAKAŞ'a yardımlarından ve ilgisinden dolayı çok teşekkür ederim. Ayrıca yine jürimde bulunan Sayın Doç.Dr. Melik KOYUNCU'ya ve Sayın Dr. Öğr. Üyesi Fikri EGE'ye destekleri için çok teşekkür ederim.

Bu tez, 'Yüksek Fırın Cüruflu Çimentoların Bileşen Tasarımı İçin Yapay Zeka Tabanlı Bir Karardestek Sistemi' (Proje no:) başlıklı 5180050 nolu TÜBİTAK araştırma projesinin bir parçasıdır. Bu sebeple verdiği desteklerden dolayı TUBİTAK'a çok teşekkür ederim.

OYAK ADANA ÇİMENTO A.Ş'ye, OYAK Çimento İskenderun Öğütme Tesisleri Müdürü Sayın Bülent KÜREN 'e ve OYAK Adana Çimento Kalite Kontrol ve EYS Birim Yöneticisi Sayın Aykut UYSAL'a yardımları için çok teşekkür ederim.

Bütün doktora süreci boyunca oğlumla bana destek olan değerli eşim Buğra ATEŞ' e çok teşekkür ederim.

İÇİNDEKİLER **SAYFA**

ÖZ I
ABSTRACT II
GENİŞLETİLMİŞ ÖZET III
TEŞEKKÜR V
İÇİNDEKİLER VI
ÇİZELGELER DİZİNİ VIII
ŞEKİLLER DİZİNİ X
SİMGELER VE KISALTMALAR XII
1. GİRİŞ 1
1.1. Çalışmanın Başlatılma Gerekçesi 4
1.2. Çalışmanın Amacı 4
1.3. Çalışmanın Kapsamı 5
1.4. Çalışmanın Organizasyonu 5
2. ÖNCEKİ ÇALIŞMALAR 7
2.1. Çimento Sektöründe Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Yapılan Tahminleme Çalışmaları 7
2.2. Hibrit Algoritmalar ve Farklı Tahminleme Teknikleri Kullanılarak Yapılmış Çalışmalar 14
2.3. Yapay Sinir Ağları ile Yapılmış Genel Çalışmalar 19
2.4. Literatür Değerlendirilmesi 22
3. MATERYAL VE METOT 35
3.1. Materyal 35
3.2. Metot 35
3.2.1. Varyans Analizi (ANOVA) 36
3.2.2. Temel Bileşenler Analizi (TBA) 38
3.2.3. Lineer Regresyon Modeli 39
3.2.4. Adaptif Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS) Metodu 39

3.2.5. Yapay Sinir Ağları Metodu (YSA Metodu) 40
3.2.6. Kültürel Algoritma 44
3.2.7. Önerilen YSA-Kültürel Algoritma Hibrit Yöntemi 49
3.2.8. Hibritlenmiş Yapay Sinir Ağı ve Kültürel Algoritmanın Probleme Uygulanması 53
4. BULGULAR 57
4.1. ÖYFC Veri Analizi Bulguları 57
4.2. Varyans Analizi (ANOVA) Bulguları 71
4.3. Korelasyon Analizi ve Temel Bileşen Analizi Bulguları 72
4.4. ÖYFC Bileşenlerinin Basınç Aktivite Değeri Üzerindeki Etkileri 74
4.5. Lineer Regresyon Modeli Tahmin Bulguları 78
4.6. ANFIS Modeli Tahmin Bulguları 79
4.7. YSA ile Oluşturulan Tahmin Modeli ile YSA-KA Hibrit Modeli ile Oluşturulan Tahmin Modeli Sonuçlarının Kıyaslanması 82
4.8. Yapay Sinir Ağı Modeli Tahmin Bulguları 87
4.9. Yapay Sinir Ağı-Kültürel Algoritma Hibrit Modeli Tahmin Bulguları 90
5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER 97
5.1. Sonuçlar 97
5.2. Önerilen YSA-KA Hibrit Modelin Tahmin Sonuçları 98
5.3. Öneriler 99
KAYNAKLAR 101
ÖZGEÇMİŞ 109

ÇİZELGELER DİZİNİ **SAYFA**

Çizelge 2.1. Çimento Sektöründe Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Yapılan Tahminleme Çalışmaları 23
Çizelge 2.2. Hibrit Algoritmalar ve Farklı Tahminleme Teknikleri Kullanılarak Yapılmış Çalışmalar 28
Çizelge 2.3. Yapay Sinir Ağları ile Yapılmış Genel Çalışmalar 32
Çizelge 4.1. ÖYFC için özet istatistiksel deney sonuçları 70
Çizelge 4.2. ÖYFC'nin ANOVA sonucu elde edilen anlamlılık değerleri 71
Çizelge 4.3. ÖYFC Korelasyon Analizi 72
Çizelge 4.4. ÖYFC Barlett Test Sonuçları 73
Çizelge 4.5. ÖYFC Temel Bileşen Analizi Sonuçları 73
Çizelge 4.6. Bileşen Matrisi 74
Çizelge 4.7. YSA, YSA-KA hibrit algoritmasına ait gizli katmandaki nöron sayılarının değiştirilmesine ilişkin sonuçlar 83
Çizelge 4.8. YSA-KA hibrit algoritmaya ait popülasyonun birey sayısının eğiştirilmesine ilişkin sonuçlar 84
Çizelge 4.9. YSA-KA ve YSA'dan elde edilen tahmin sonuçlarının MAPE ve RMSE kriterlerine göre karşılaştırılması 85
Çizelge 4.10. YSA-KA ve YSA'dan elde edilen tahmin sonuçlarının MAE ve TIC kriterlerine göre karşılaştırılması 86
Çizelge 5.1. ÖYFC'nin tüm tahmin yaklaşımlarına ait özet MAPE değerleri 98

ŞEKİLLER DİZİNİ **SAYFA**

Şekil 1.1. ÖYFC üretim şeması 2
Şekil 3.1. ANFIS ağ yapısı 40
Şekil 3.2. YSA'nın Mimarı Yapısı 41
Şekil 3.3. Kültürel algoritmasının genel yapısı 46
Şekil 3.4. Kültürel algoritmasının sözde kodu 48
Şekil 3.5. Kültürel algoritmaya ait akış diyagramı 49
Şekil 3.6. Uygulanan YSA ve YSA-KA yöntemlerinin yapısı 50
Şekil 4.1. MgO,SiO_2,Al_2O_3, SO_3 Bileşenlerin Ait Veri Değişimleri 58
Şekil 4.2. MgO % için Özet İstatistikler 59
Şekil 4.3. Al_2O_3 % için Özet İstatistikler, ... 60
Şekil 4.4. SiO_2 % için Özet İstatistikler 61
Şekil 4.5. SO_3 % için Özet İstatistikler 62
Şekil 4.6. CaO,Fe_2O_3,TiO_2, Blaine Bileşenlerin Ait Veri Değişimleri 63
Şekil 4.7. CaO % için Özet İstatistikler 64
Şekil 4.8. Fe_2O_3 % için Özet İstatistikler 65
Şekil 4.9. TiO_2 % için Özet İstatistikler 66
Şekil 4.10. Blaine için Özet İstatistikler 67
Şekil 4.11. K.K ve 28 Günlük Basınç Aktivite Değeri için Veri Değişim Grafikleri 68
Şekil 4.12. Kızdırma Kaybı için Özet İstatistikler 69
Şekil 4.13. 28 Günlük Basınç Aktivite Değeri için Özet İstatistikler 70
Şekil 4.14. Al_2O_3 ve Diğer Bileşenlerin Etkileşim Analizleri 75
Şekil 4.15. CaO ve Diğer Bileşenlerin Etkileşim Analizleri 76
Şekil 4.16. MgO ve Diğer Bileşenlerin Etkileşim Analizleri 76
Şekil 4.17. SiO_2 ve Diğer Bileşenlerin Etkileşim Analizleri 77

Şekil 4.18. 28 Günlük Basınç Aktivite Değeri ve Diğer Bileşenlerin Etkileşim Analizleri 77
Şekil 4.19. Lineer Regresyon tahmin modeline ait hata sonuçları 79
Şekil 4.20. Problemde kullanılan ANFIS ağ yapısı 80
Şekil 4.21. ÖYFC test verileri hata grafiği 81
Şekil 4.22. ÖYFC test verilerinin ANFIS ile tahmin sonuçları 81
Şekil 4.23. ÖYFC için YSA ve YSA-KA modellerinin eğitim aşamalarına ait hata karelerinin ortalaması (MSE) eğrileri 85
Şekil 4.24. ÖYFC için YSA modeli kullanılarak elde edilen tahmin verilerinin istenen değerler ile karşılaştırılması 88
Şekil 4.25. YSA modeli eğitim verilerine ait hata grafiği 89
Şekil 4.26. YSA modeli test verilerine ait hata grafiği 89
Şekil 4.27. YSA modeli tüm verilere ait hata grafiği 90
Şekil 4.28. Çalışmada kullanılan birey sayıları ve algoritmanın yapısı 91
Şekil 4.29. ÖYFC için YSA-KA modeli kullanılarak elde edilen tahmin verilerinin istenen değerler ile karşılaştırılması 93
Şekil 4.30. YSA-KA modeli eğitim verilerine ait hata grafiği 94
Şekil 4.31. YSA-KA modeli test verilerine ait hata grafiği 95
Şekil 4.32. YSA-KA modeli tüm verilere ait hata grafiği 95

SİMGELER VE KISALTMALAR

ÖYFC	: Öğütülmüş Yüksek Fırın Cürufu
YSA	: Yapay Sinir Ağları
KA	: Kültürel Algoritma
ANFIS	: Adaptif Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi
TBA	: Temel Bileşen Analizi
MgO	: Magnezyum Oksit
Al_2O_3	: Di Alimüninyum Trioksit
SiO_2	: Silisyum Dioksit
SO_3	: Kükürt Trioksit
CaO	: Kalsiyum Oksit
Fe_2O_3	: Demir Trioksit
TiO_2	: Titanyum Dioksit
K.K	: Kızdırma Kaybı
28 Gün	: 28 Günlük Basınç Aktivite Değeri
LMA	: Levenberg Marquardt Algoritması
MAPE	: Ortalama Mutlak Yüzde Hata
RMSE	: Kök Ortalama Kare Hata
MAE	: Ortalama Mutlak Hata
TIC	: Theil Eşitsizlik Katsayısı

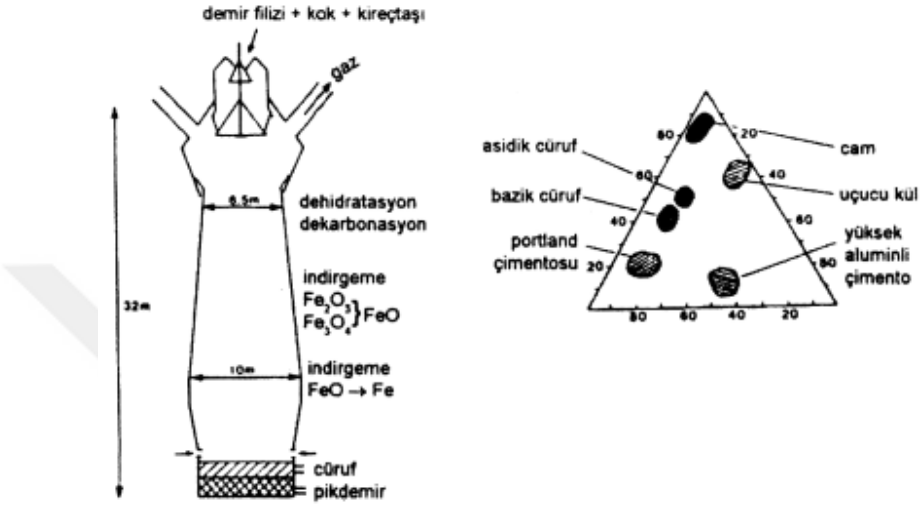
1. GİRİŞ

Çimento sanayii çok geniş bir pazar olmakla birlikte üretim hacmi çok fazla olan bir gruptadır. Bu da çimento üretiminin ve çimentoyu oluşturan bileşenlerin önemini ortaya çıkarmaktadır. Türkiye'deki 2021 yılına ait bir aylık üretime bakıldığında, 6,850,052 ton ürün üretildiği görülmüştür. Yine 2020 yılına ait Türkiye'deki tüm çimento fabrikalarının çimento kapasitesi 145,401,478 tondur. Bu istatistiksel veriler çimento sektörünün hacim olarak ne kadar büyük olduğunu ve sektörün önemini kanıtlar niteliktedir. Çimentolar içerisinde CEM III tipi çimentonun seçilme sebebi cürufun aktivite indeksinin yüksek ve dayanımının fazla olmasıdır. CEM III tipi çimentoyu diğer çimentolardan ayıran en büyük özellik içeriğinde cürufun olmasıdır. Cüruf katkılı bu çimentonun, fiziksel ve mekanik dayanımlarının diğer tiplere göre daha fazla olmasından dolayı dünyada çok çeşitli kullanım alanları mevcuttur. Türkiye'de ise Marmaray hattında kullanılmıştır.

Çimento üretiminde bileşenlerin karışım oranlarının belirlenmesi, öncelikle oluşturulan ürün karışımının test edilmesini zorunlu kılar. Bu durum, denenen karışımların çimento haline dönüştürülmesini ve tipik özelliklerinin TS-EN 197-1 standardının gerekliliklerini sağlayacak şekilde test edilmesini gerektirir. Bu durum, CEM III çimentosunda bulunan cürufun aktivitesini kontrol etmek için önemli bir faktördür.

Tüm cüruflar arasında en önemlisi ve en yaygın kullanım alanına sahip olanı Öğütülmüş Yüksek Fırın Cürufu (ÖYFC)'dur. CEM III tipi çimento bünyesinde bulunan ÖYFC bileşeni; ham demir üretiminde atık malzeme olarak elde edilir. Aynı zamanda demirden hafif olduğu için yüksek fırınlarda demirin üzerinde yer alır. Kok demir filizi gangı, ve kireçtaşının 1400-1600 °C'de yanma sonrası ortaya çıkan artıklar ÖYFC'yi oluşturur. Çimento içerisinde bulunan ÖYFC'nin, basınç aktivite indeksi arttıkça çimentonun dayanımı da artmaktadır. ÖYFC'nin aktivite indeksini etkileyen parametreler ise; MgO, Al_2O_3, SiO_2,

SO_3,CaO, Fe_2O_3, TiO_2, Blaine ve Kızdırma Kaybıdır (K.K). ÖYFC'nin yüksek fırındaki prosesi Şekil 1.1'de verilmiştir.



Şekil 1.1. ÖYFC üretim şeması (https://www.ecka.com.tr)

CEM III tipi çimentoyu oluşturan ve önemli bir bileşen olan ÖYFC'nin basınç aktivite değerini tahmin edebilmek içindeki kimyasal kompazisyonuna bağlıdır. Genel olarak, cürufun alkalinitesi ne kadar yüksekse basınç aktivite değerinin de o kadar iyi olduğu kabul edilir. Aynı zamanda cürufun kimyasal bileşimi, demir üretim sürecindeki hammaddelerin bileşimine bağlı olarak önemli ölçüde değişir. (Lea, 1970: Amerikan Çimento Ensitütsü, 2003).

Bir ÖYFC'nin basınç aktivite değeri, belirli bir sınır değere kadar, CaO/SiO_2 oranının artmasıyla yükselir. Ancak, bu sınır aşıldığında, CaO miktarının çok yüksek olması granülasyon güçleştiğinden hidrolik özellikte azalma görülür. Sabit bir CaO/SiO_2 oranı için AI2O3 miktarının artması cürufun aktivitesini artırır. Cüruf içindeki demir ve mangan oksitler dayanım özelliklerini olumsuz etkiler. %10'a kadar MgO bulunmasının dayanıma kötü bir etkisi bulunmaz. Ancak, daha yüksek MgO miktarları zararlı etkiler yaratabilir (Lea, 1970).

Tüm bunların belirtilen standartlara uygun olarak yapılması gerektiğinden dolayı, ÖYFC'nin yaklaşık 1 aylık bekleme süresi ortaya çıkmaktadır. Bu da 28 günlük aktivite değeridir. Buradan hareketle bir çimento karışımı oluşturabilmek için işletmenin yaklaşık 1 aylık bir test sürecini tamamlaması gerekir. Bu süre sonunda elde edilen değerler incelenerek karışım oranlarında gerekli düzenlenmeler yapılır. Bu durum, CEM III tipi çimento üretiminde ÖYFC bileşenlerinin gereğinden daha az ya da daha fazla kullanılmasına neden olabileceğinden maliyetleri yükseltmekte ve kalite problemlerine yol açmaktadır.

Burada yapılacak doğru tahminleme, üretim sürecini yaklaşık 1 aylık test sürecini beklemeden gerekli önlemlerin alınmasını sağlayacaktır. Mevcut durumda, işletmeler bu kararları çalışan deneyimine bağlı olarak vermekte ve bu alanda bilinen iyi bir ticari tahminleme yazılımı bulunmamaktadır. Bu yaklaşımın bilimsel bir yönünün olmayışı, genellikle kişisel tecrübelere dayanıyor olması handikap olarak görülmektedir. Bu durum gerek zaman, gerekse de işletme maliyetleri açısından dezavantajları olan bir yaklaşımdır. Bu durumun dezavantajlarını göz önünde bulundururarak, bir karar destek sistemi önermek sorunları çözmeye yardımcı olacaktır. Karar destek sistemleri, gerek zaman ve gerekse de maliyet açısından problemleri çözmede yardımcı olmaktadır. Karar destek sistemleri iş faaliyetlerini ve kurumsal karar verme faaliyetlerini destekleyen, sıralama ya da alternatifler arasında seçim yapmayı öngören bilgisayar tabanlı bir bilgi sistemidir. Bu sistemler toplanan bilgiler yardımıyla karar vermeyi kolaylaştırırlar. Böylelikle tahmin edilmek istenen veya sonucunun en optimal düzeyde bulunması gereken problemlerde başarıyla çalışırlar. Tahmin metotlarının çalışma mekanizması da karar destek sistemleri ile benzerdir. Tahmin metotları da toplanan verileri girdi olarak alan ve bir çıktı parametresini tahmin eden yapılardır. Bu yapılar arasında birçok yöntem bulunmaktadır. Bunlardan bazıları; Adaptif Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS), Yapay Sinir Ağları (YSA) ve Regresyon'dur. Bunun dışında daha farklı yöntemler de kullanılmaktadır. Karar destek sistemleri ve tahmin metotlarının kullanım alanları sanayi kuruluşlarında fazlasıyla mevcuttur.

Bu sistemler problemlere çözüm sunabilmek hataları en kısa sürede elimine edebilmek için zaman kayıplarını önlemeyi ve fiziksel çıktıların ömrünü uzatmayı amaçlar.

Bu çalışmada sanayi sektöründeki önemli kayıpların ve uzun test sürelerinin önüne geçilebilmeyi amaçlayan; Yapay Sinir Ağı (YSA) ve Kültürel Algoritma (KA) yöntemleri hibritlenerek ÖYFC'nin 28 günlük basınç aktivite değeri için kantitatif bir yaklaşım önerilmiştir.

1.1. Çalışmanın Başlatılma Gerekçesi

Çimento üretiminde, basınç tahmini, basınç aktivite indeksi ve girdi parametrelerinin oranlarının belirlenmesi aşamasında uzun yıllardır geleneksel yöntemler kullanılmaktadır. Ancak günümüzde rekabet şartlarının oldukça zorlu olması, ürünün termin süresi, ürünün maliyeti ve ürünün istenilen standartlara uygun bir şekilde üretilmesi gibi birçok konu çimento üreticilerini bilimsel yöntemlerin kullanılmasına zorlamaktadır. Böylelikle geleneksel yöntemler yerine bilimsel tahmin yöntemleri kullanılarak üreticiye test süresinde ciddi avantajlar sağlayacak bir çalışma gerçekleştirilmesi bu tezin temel başlatılma gerekçesidir.

1.2. Çalışmanın Amacı

Bu tez çalışmasında, CEM III tipi yüksek fırın cüruflu çimento ürününe ait üretim maliyetinin düşürülmesi, ürünün daha çevreci olması ve ÖYFC bileşenlerinin 28 günlük basınç aktivite değerinin tahminlenmesi hedeflenmektedir. Karışım oranlarının doğru belirlenmesiyle birlikte daha düşük maliyetli ve daha stabil bir ürün amaçlanmaktadır. Böylelikle, yüksek rekabete sahip olan çimento sektöründe firmaların rekabet düzeyinin artırılması sağlanmış olacaktır. Çalışma, matematiksel yaklaşımlar ile CEM III tip çimentonun 28 günlük dayanımını tahmin edecek modeli kurmayı amaçlamaktadır.

1.3. Çalışmanın Kapsamı

Tez çalışması kapsamında, öncelikle tahmin yöntemleri ve bu yöntemlerin sanayiye uygulanması ile ilgili geniş bir literatür çalışması gerçekleştirilmiştir. Bu kapsamda, ANOVA, ANFIS, Lineer Regresyon, Temel Bileşen Analizi (TBA), Yapay Sinir Ağları (YSA), Kültürel Algroitma (KA) gibi tahmin yöntemleri incelenmiştir. Daha sonra çimento sektöründeki gerçek üretim süreçleri çalışılmıştır. Çimento sektöründen gerçek zamanlı veriler elde edilerek tahmin modellerinde kullanılacak veri seti oluşturulmuştur. Tüm bu değerlendirmeler ışığında, çimento sektörüne en uygun tahminleme çalışmasının yapılacağı YSA ve KA yöntemleri ile yeni bir hibrit model geliştirilmiştir.

1.4. Çalışmanın Organizasyonu

Bu tez çalışmasının organizasyonu bölümler bazında verilmiştir;

- Bölüm 2'de, geniş bir literatür çalışması yapılmıştır. Ayrıca incelenen çalışmaların temel vurguları çizelge halinde karşılaştırma yapılarak sunulmuştur. Bu çalışmalar yapılırken tahmin yöntemleri, bu yöntemlerin sanayide uygulamaları ayrı ayrı değerlendirilmiştir.
- Bölüm 3'de, verilerin toplanması, verilerin analizi ve tahmin yöntemleri hakkında bilgi verilmiştir.
- Bölüm 4'te Örnek ugulamalar çalışılmış ve parametrelerin analizi yapılmıştır.
- Bölüm 5'te yapılan tüm çalışmaların sonuçları değerlendirilmiştir.

2. ÖNCEKİ ÇALIŞMALAR

Yapılan literatür çalışmaları sonucunda, tahminleme metotları ve çimento sekötürne ait yapılan tahmin çalışmaları kategorilere ayrılarak bu bölümde sunulmuştur.

2.1. Çimento Sektöründe Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Yapılan Tahminleme Çalışmaları

Çimento sektöründe yapay sinir ağları kullanılarak yapılan tahminleme çalışmaları bu bölümde özetlenmiştir.

Ince (2004), çalışmasında yapay sinir ağları ile betonun kırılma parametrelerinin tahmin etmiştir. Çimentolu malzemelerin kırılmasındaki, iki parametreli model geri beslemeli bir YSA ile modellenmiştir. Bu çalışmada, sadece iki parametreli model yaklaşımı için gereken betonun kırılma parametreleri YSA kullanılarak analiz edilmiştir. Bununla birlikte, YSA sonuçları, boyut etkisi modeli ve aynı zamanda beton kırığını modellemek için iki parametre öneren çalışmada etkili çatlak modeli gibi diğer beton kırılma modellerine kolayca uyarlanabilir denilmiştir.

Hasgül ve Anagül (2005), yapmış oldukları deneysel çalışmanın yapay sinir ağları ile birlikte geliştirilerek beton dayanımını tahmin etmişlerdir. Deneysel verilerin geliştirilmesi için geriye yayılım algoritmalı YSA modeli kullanılmıştır. Çalışmanın sonucunda deneysel çalışma (regresyon) ve YSA ‘nın sonuçları karşılaştırılmıştır. Sonuçlara göre YSA modelinin regresyona göre çok daha küçük hata değerine sahip olduğu görülmüş, aynı zamanda sapmaların da daha az olduğu tespit edilmiştir.

Ji ve arkadaşları (2006), yapay sinir ağlarına dayanan somut karışım oranlı bir tasarım algoritması geliştirmişlerdir. Araştırma sonucunda, betonun karışım oranı ile belirlenen betonun davranışları (dayanım, çökme ve diğerleri), çimento sınıfı ve agrega ve benzeri yapıların niteliği gibi diğer parametrelerin sabit

tutulması durumunda beş parametreye bağlı olduğu iddia edilmiştir. Önerilen algoritma tarafından tasarlanan betonun daha düşük çimento ve su içeriğine, daha yüksek dayanıklılığa, daha iyi ekonomik ve ekolojik etkilere sahip olması beklenmiştir. Nominal su-çimento oranı, eşdeğer su-çimento oranı, ortalama macun kalınlığı, uçucu kül-bağlayıcıdan oluşan beş parametre, Modifiye Tourfar'ın Modeli uygulandığında, ince agregaların tane hacim oranı ve betonun karışım oranlarının birbirlerine dönüşebileceği savunulmuştur.

Yüzer ve arkadaşları (2007), yüksek sıcaklık etkisinde kalan betonun basınç dayanımı ve renk değişimi ilişkisini yapay sinir ağları yöntemi ile tahmin etmeye çalışmışlardır. Çalışmada, yüksek sıcaklığın ve söndürme türünün betonun fiziksel ve mekanik özelliklerine etkileri deneysel metotlarla incelenmiştir. Akabinde YSA yönteminden yararlanarak, renk değişimi ve ultrases geçiş hızı ile basınç dayanımı arasındaki ilişkiler araştırılmıştır. Problem, geri yayılım algoritmalı ve çok katmanlı bir YSA modeli ile tahmin edilmiştir. Modelin girdi katmanında betonun dayanımını etkileyen dört farklı parametre, çıktı katmanında ise betonun basınç dayanımı yer almıştır. YSA modelinde 47 veri kullanılmıştır. Bunlardan 38 tanesi veriyi eğitmek için kullanılırken, 9 tanesi ise veriyi sınama için kullanılmıştır. Çalışmanın genel olarak sonuçları incelendiğinde, tahminlerin ortalama %95,34 oranında doğru olduğu saptanmıştır.

Kewalramani ve Gupta (2006), yapay sinir ağları üzerinden ultrasonik nabız hızını kullanarak beton basınç dayanımı tahmini yapmışlardır. Bu çalışmada, YSA'nın yanı sıra çoklu regresyon analizi de kullanılmıştır. Analiz, sıkıştırma stres dalgalarının hızını ölçen bir yöntem ile desteklenmiştir. Sonuç olarak, iki yöntem karşılaştırılmıştır. Bunun neticesinde, yapay sinir ağlarının, betonun basınç dayanımını daha etkin bir şekilde tahmin etmek için kullanılabileceği görülmüştür.

Özcan ve arkadaşları (2009), silika duman betonunun uzun vadeli basınç dayanımı tahmininde yapay sinir ağları ile bulanık mantık modellerini karşılaştırmıştır. Yapılan çalışmada, ağ modellerine altı girdi ve bir çıktı parametresi ile tanımlanmıştır. Girdiler; çimento miktarı, silis dumanı değişimi

miktarı, su içeriği, agrega miktarı, akışkanlaştırıcı içeriği ve çimentoların yaşları olarak belirlenmiştir. Çıktı parametresi ise betonun basınç dayanımıdır. Deneysel çalışmalarından elde edilen 240 veri örneğini içeren set; ağın eğitimi, testi ve validasyon aşamaları için kullanılmıştır. Neticede, YSA ve bulanık mantığın silis duman betonunun basınç dayanımını öngörmede alternatif yaklaşımlar olabileceği gösterilmiştir. Aynı zamanda YSA ve bulanık mantık arasında, R^2 açısından, yapılan karşılaştırmada, YSA'nın bulanık mantık sonuçlarından daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür.

Alshihri ve arkadaşları (2009), araştırmalarında yapay sinir ağları ile 3, 7, 14 ve 28 günlük kürlenme sonrası hafif beton karışımlarının basınç dayanımını tahmin etmeye çalışmışlardır. Çalışma, sekiz değişkenli bir fonksiyon olarak modellenmiştir. Girdi parametreleri: kum, su / çimento oranı, hafif ağırlıkta ince agrega, hafif ağırlıkta kaba agrega, çözeltide kullanılan silis dumanı, çimentoya ek olarak kullanılan silika dumanı, süper yumuşatıcı ve kür süresi olarak belirlenmiştir. Çıktı parametresi ise basınç dayanımı olarak belirlenmiştir. Sonuçlara göre, kaskad korelasyonlu sinir ağ modelinin, geri yayılma ağı çalışmalarına göre daha iyi performans gösterdiği ve çok hızlı bir şekilde öğrendiği gözlenmiştir.

Parichatprecha ve Nimityongskul (2009), yapay sinir ağları kullanılarak yüksek performanslı betonun dayanıklılık analizini yapmışlardır. Bu çalışmada, sinir ağları MATLAB programlaması altında geliştirilmiştir. Model, önceki araştırmaların yanı sıra deneylerden elde edilen 86 veri seti kullanılarak geliştirilmiş, eğitilmiş ve test edilmiştir. Modeli doğrulamak için, regresyon denklemleri oluşturulmuş ve eğitimli sinir ağı ile karşılaştırılmıştır.

Sarıdemir ve arkadaşları (2009), herhangi bir deney yapmadan ÖYFC içeren betonların miktarını tahmin etmek için YSA ve bulanık mantık Sugeno tipi çıkarım tekniği kullanmıştır. Neticede, öğütülmüş granül yüksek fırın cüruf betonunun basınç dayanım değerlerinin, yapay sinir ağlarında ve bulanık mantık

modellerinde, kısa hata oranları ile çok kısa bir sürede herhangi bir deney yapmadan tahmin edilebileceği sonucuna varılmıştır.

Yaprak ve Karacı (2009), polipropilen lifli betonların yüksek sıcaklığa maruz bırakıldıktan sonraki basınç dayanımlarını yapay sinir ağları modeli ile tahmin etmişlerdir. Çalışmada, polipropilen lif oranına ve sıcaklığa bağlı olarak betonun basınç dayanımının değişimini tahmin edebilecek şekilde; geriye yayılımlı, iki girişli, tek çıkışlı, on nörona sahip tek gizli katmana sahip bir YSA modeli oluşturulmuştur. YSA modelinde 32 deneysel çalışma yapılmıştır, ağın eğitimi için 20, testi için ise 12 veri seti kullanılmıştır. Yapılan çalışma sonucunda YSA modelinin iyi sonuçlar verdiği gözlenmiş ve polipropilen lifin betonun basınç dayanımına olumsuz etki yaptığı görülmüştür.

Bilim ve arkadaşları (2009) çalışmalarında, beton basınç dayanımını, parametre olarak çimento, agrega, ÖYFC ve plastikleştirici ile yapay sinir ağı modeli kullanarak tahmin etmiştir.

Naderpour ve arkadaşları (2010), çalışmalarında, çok sayıda deneysel veriyi yapay sinir ağları kullanarak, elyaf takviyeli polimer ile sınırlı betonun basınç dayanımı elde etmek için yeni bir yaklaşım geliştirmişlerdir. Çalışmanın veri tabanı, önemli test programlarını içeren 213 test sonucunu içermektedir. YSA modellemesinde beton ve elyaf takviyeli polimerin özellikleri gibi giriş düğümleri olarak kullanılan parametrelere sahip olan çıktı parametresi ise elyaf takviyeli polimer ile sınırlı betonun basınç dayanımı olarak belirlenmiştir. Ağın performansını doğrulamak için, YSA simülasyonlarından elde edilen sonuçlar, mevcut üç önemli kuvvet modelinin (doğrusal, doğrusal olmayan ve ikinci dereceden modeller) sonuçlarıyla karşılaştırılmıştır. YSA modelinin deneysel sonuçları öngörmedeki ortalama hatası % 9'dan düşükken, diğer üç model için ortalama hataların % 13'ten fazla olduğu tespit edilmiştir. Böylelikle, önerilen modelin, mevcut deneysel verilerle doğrulandığı ve iyi bir uyum gösterdiği belirtilmiştir.

Slonski (2010), YSA kullanarak, yüksek performanslı betonun basınç dayanım tahmini için model seçim yöntemlerini karşılaştırmıştır. Bu çalışmanın temel amacı, yüksek performanslı betonun basınç dayanımı tespitinde, otomatik olarak en uygun sinir modellerini oluşturan üç istatistiksel stratejiyi tanıtmak ve karşılaştırmak olmuştur. Yöntemlerde girdiler; çimento, uçucu kül, yüksek fırın cürufu, su, süper akışkanlaştırıcı, ince agrega, kaba agrega ve betonun yaşı olarak belirlenmiştir. Ölçülmek istenen değişken ise yüksek performanslı betonun sıkıştırma kuvvetidir. Sonuç olarak, yüksek performanslı beton karışımının basınç dayanımının, bir beton karışımı bileşeninin miktarlarını ve betonun yaşını tanımlayan sekiz girdi bileşeninden ileri beslemeli katmanlı sinir ağı kullanılarak doğru bir şekilde tahmin edilebileceğini göstermiştir.

Atici (2011), çalışmasında çok değişkenli regresyon analizi ve yapay sinir ağı kullanarak mineral katkı betonunun dayanımını tahmin etmiştir. Çalışmada, MATLAB programında çok katmanlı bir algılayıcı için en yaygın kullanılan algoritmalardan biri olan geri yayılma algoritması kullanılmıştır. Değişken karışım oranlarına ve test yöntemlerine sahip altı farklı model, YSA yaklaşımı kullanılarak katkı betonunun kuvvetini tahmin etmek açısından göz önünde bulundurulmuştur. Modelin ve istatistiksel analizlerin sonuçları incelendiğinde; her bir YSA için eğitim, doğrulama, test ve ağ aşamaları için ortalama kare hata ve regresyon değerleri belirlenmiştir. YSA için elde edilen regresyon değerleri, orta düzeyde bir regresyon R değeri bulunan, çoklu regresyon analizi değerlerinden daha yüksek bulunmuştur. Farklı kürleme sürelerinde (3, 7, 28, 90 ve 180 günlerde) beton karışımındaki basınç dayanımı tahminine YSA'nın uygulanması, klasik yöntemlerin kullanılamadığı doğrusal olmayan fonksiyonel ilişkilerin hesaplanması açısından uygun bulunmuştur.

Siddique ve arkadaşları (2011), yapay sinir ağları kullanarak, kendiliğinden yerleşen ve dip külü içeren betonun basınç dayanımı tahmini çalışması yapmışlardır. Bu çalışmada ele alınan temel parametreler; çimento içeriği, kum içeriği, kaba agrega içeriği, uçucu kül içeriği, su / toz oranı ve süper akışkanlaştırıcı

dozajıdır. Benzer fiziksel ve kimyasal özelliklere sahip karışım bileşimine sahip olan literatürden 80 karışımlık bir veri tabanı elde edilmiştir. YSA'ların eğitimi bir çift giriş vektörü ve çıkış vektörü kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Giriş vektörü, ilk YSA modelinde karışım değişkenlerinden ve bir elementin, yani 28 günlük basınç dayanımının bir çıkış vektöründen oluşturulmuştur. İkinci YSA modeli, deneysel olarak oluşturulan, kendiliğinden yerleşen ve dip külü içeren betonun basınç dayanımı sonuçlarını içermiştir.

Başyiğit ve arkadaşları (2012), normal betonların alt katmanlarını kullanarak, betonların radyasyona maruz kaldığı zamanki radyasyonu soğurabilmesi için gerekli oranlarını regresyon ve yapay sinir ağları ile modellemişlerdir. Çalışmadaki amaç betonların radyasyon geçirgenliğini azaltabilecek bir model kurmaktır. Çalışmada normal beton için belirlenen radyasyon seviyeleri tespit edilerek betonun onuncu katmanında deneyler yapılmıştır. YSA ile kurulan model için 135 veri seti kullanılmıştır. Verilerin 100 tanesi modeli eğitmek, 35 adeti ise test için kullanılmıştır. Çalışmada çok boyutlu ileri beslemeli YSA modeli kullanılsa da ağırlıklandırmalar geri yayılım algoritması ile modellenmiştir. Aynı zamanda deneyler için yapılan regresyon modeli ise SPSS paket programı ile analiz edilmiştir, regresyon modelinin bağımlı değişkenleri YSA modelinin girdileriyken, bağımsız değişkeni ise basınç dayanımı olarak belirlenmiştir. YSA modeli ve ölçüm sonuçları arasında çok az bir fark olmasından dolayı çalışmanın doğruluğu test edilmiştir. Böylelikle YSA ile geliştirilen model ile hesaplamalar yapılabilir hale getirilmiştir.

Dantas ve arkadaşları (2013), betonların basınç dayanımını 3, 7, 28 ve 91 günlük verilerle yapay sinir ağları modellemesiyle tahmin etmeye çalışmışlardır. Veriler literatürden alınmıştır. YSA modellemesi için toplam 1178 veri eğitim aşamasında bunun % 77.76 ‘sı ve test aşamasında ise % 22.24 ‘ü kullanılmıştır. Modelde bir çıktı parametresinin elde edilmesi için 17 girdi parametresi kullanılmıştır. Hem eğitim hem de testte elde edilen sonuçlar YSA’nın 3, 7, 28 ve 91 günlük basınç dayanımını tahmin etmek için potansiyel kullanımını kuvvetli bir

biçimde göstermektedir. Sonuçlar istatistiksel metotlar ile birlikte yorumlandığında, çıktı değerlerinin deneysel değerlere çok yakın olduğu gözlenmiştir.

Chou ve Pham (2013), Yüksek performanslı beton basınç dayanımı tahmini için yapay zeka geliştirmişlerdir. Çalışmalarında, yüksek dayanımlı beton basınç dayanımı için ana bileşenlerin bir fonksiyonu olarak; öngörü doğruluğunu geliştirmek amacıyla, bu çalışma en iyi bireysel tahmin tekniklerini tek bir modelde birleştirerek sayısal tahminci düğümlerin ve topluluk modellerinin kullanımı değerlendirmeye çalışılmıştır. Önerilen topluluk modellerini doğrulamak ve doğrulamak için altı ayrı modelin ve literatürde rapor edilen modellerin tahmin sonuçları, çapraz doğrulama validasyon yöntemi ile beş deneysel veri seti kullanılarak karşılaştırılmıştır.

Tayfur ve arkadaşları (2013), bulanık mantık ve yapay sinir ağları ile yüksek dayanımlı betonun dayanım tahmini çalışması yapmıştır. Basınç dayanımı sonuçlarının yüksek doğrulukta tahmin edilmesi, bulanık mantık modelindeki minimum çıkarım, maksimum kompozisyon ve centroid operatörlerinin bu çalışmada kullanılan veriler için uygun olduğu anlaşılmıştır. YSA'lar ve bulanık mantık modelleri, yüksek dayanımlı betonların gücünü tahmin etmede iyi ekstrapolasyon kabiliyetlerine sahip olduğu sonucuna varılmıştır.

Najimi et ve arkadaşları (2019), betonun klorür penetrasyonunu tahmin etmek için arı kolonisi algoritması ile birlikte YSA kullanarak yeni bir çalışma üretmiştir.

Azar ve arkadaşları (2019), silis dumanı içeren beton karışımları üzerinde 28 gün boyunca Portland çimentosunun basınç dayanımını ölçerek, yaptıkları deneylerin sonuçlarına göre, belirli oranlarda silis dumanı ve kağıt atık külü içeren betonun basınç dayanımının arttığını göstermiştir.

Asteris ve arkadaşları (2019), literatürde mevcut olan deneysel verilere dayanarak, çimento esaslı karışımların yapay sinir ağlarını kullanarak basınç dayanımını tahmin etmiştir.

Tu ve arkadaşları (2020), geri dönüştürülmüş ısı yalıtım betonunun 28 günlük basınç dayanımını tahmin etmek için geri yayılım yaklaşımıyla bir sinir ağı metodolojisi önermiştir.

Kandiri ve arkadaşları (2020), M5P modelinin ve diğer YSA modelinin, betonların basınç dayanımını %12.05 ve ortalama mutlak yüzde hatanın (MAPE) %7.25'i ile tahmin etmiştir.

Gholampour ve arkadaşları (2020), döküm kumu/geri dönüştürülmüş ince agrega ve uçucu kül/öğütülmüş granüle yüksek fırın cürufu oranlarının bir kombinasyonu ile üretilen betonun basınç dayanımını incelemiştir. Sonuçta, betonun basınç dayanımı, su-çimento oranı, agrega-çimento oranı, test yaşı ve yüzde çimento/metakaolin oranlarına dayalı olarak YSA yaklaşımıyla tahmin edilmiştir (Silva ve ark. 2021).

2.2. Hibrit Algoritmalar ve Farklı Tahminleme Teknikleri Kullanılarak Yapılmış Çalışmalar

Yapılan literatür araştırması sonucunda hibrit algoritmalar ve farklı teknikler kullanılarak yapılmış çalışmalar bu bölümde incelenmiştir.

Vakhsouri ve arkadaşları (2018), kendiliğinden yerleşen betonun basınç dayanımını, karışım oranlarını ve çökme akışını öngören bir model tasarlamaya çalışmıştır. Çalışmalarında ANFIS modellerini on sekiz girdi parametresini kombinasyonunda kullanmış, girdi olarak basınç dayanımı, çökme akışı ve karışım oranlarını esas alarak aralarında bir ilişki kurmak üzere tasarlamıştır. Uygulanan veriler, daha önce yapılan deneysel çalışmalardan alınmıştır. Çalışmada CEM I tipi çimento kullanılmıştır. Her bir parametrenin basınç dayanımı üzerindeki etkisi ve geliştirilen modeldeki önem düzeyi araştırılmıştır. Her kombinasyon analizindeki hata büyüklüğüne bağlı olarak, her bir parametrenin ağırlıklandırma faktörü ve önem seviyesi, en iyileştirilmiş ilişkiyi elde etmek için düzeltme faktörlerini uygulamak üzere değerlendirilmiştir. Daha önce yapılan deneysel çalışmaların 55'i, 28 günlük kendiliğinden yerleşen betonun basınç dayanımını ANFIS modellerinde

açıklamıştır. Karışım tasarım oranlarının ve kendiliğinden yerleşen betonun taze özelliklerinin basınç dayanımı üzerindeki etkisi üzerine kapsamlı bir çalışma yapmak için, bu parametrelerin 18 kombinasyonu analiz edilmiş ve sonuçlar karşılaştırılmıştır. ANFIS analizinde, toz hacmini, su/toz oranı ile değiştirmenin, hata boyutunu 0,08'e çıkardığı görülmüştür. İnce agrega hacminin, harç hacmine oranının %45'e kadar arttırılması ise basıncı düşürmüştür.

Kang ve arkadaşları (2018), büyük veriler altında çelik cüruf kaynaklarının uygulanması üzerine sistematik araştırma yapmışlardır. Çalışmalarında; büyük çelik verileri araştırma konusu olarak ele alınmıştır. İlk olarak, Hadoop platformuna dayanan büyük bir veri toplama ve depolama sistemi kurulmuştur. İkinci olarak, evrişimsel sinir ağlarına dayanan çelik cüruf tahmin modeli oluşturulmuştur. Çelik üretiminin malzeme verileri, çelik üretim sürecinin çalışma verileri ve çelik cüruf bileşimi verileri, Hadoop platformundan modele getirierek cüruf bileşiminin öngörüsü gerçekleştirilmiştir. Daha sonra, çelik cürufunun öngörülen bileşimine göre kaynak geri kazanımı için alternatifler elde edilmiştir. Çalışmada belirtilen çelik cürufunun uygulanmasına ilişkin yaklaşımlara dayanarak, çelik cürufunun birikimi ve kullanımı etkili bir şekilde geliştirilebileceği görülmüştür.

Chen ve arkadaşları (2018), geri dönüşümlü agrega dolgu malzemelerinin basınç dayanımı ve eğilme dayanımı üzerine duyarlılık faktörleri analizi çalışması yapmışlardır. Çalışmada, 32.5 Standart Portland çimentosu, şehir suyu ve kireç tozu kullanılmıştır. Beş faktör ve dört faktör seviyesini içeren ortogonal bir deneysel tasarım analizi yapılmıştır. Geri dönüşümlü agrega dolgu duvar malzemelerinin her bir faktör ve seviye arasındaki mekanik özellikleri, basınç dayanımı, eğilme dayanımı ve eğilme-sıkıştırma oranı ile değerlendirilmiştir. R = 0.708 in sonucu olarak; doğrusal modelin ve regresyon denkleminin anlamlı olduğu bulunmuştur. Sonuçlar, su-çimento oranının 0.7-0.8 olduğunu ve özellikle geri dönüşümlü agreganın basınç dayanımının ve bükülme dayanımının iyileştirilmesinde etkili olduğunu göstermiştir.

Sun ve ark. (2019), uçucu kül ve silis dumanı içeren betonun basınç dayanımını değerlendirmek için meta-sezgisel algoritmalarla yapay arı kolonisi tekniğini birleştirerek hibrit bir model geliştirmiştir. Aynı zamanda geliştirilen model kullanılarak beton numunelerin basınç dayanımı için optimum koşulları sunmuştur.

Deshwal ve ark. (2020), poli laktik asit artı malzeme kullanılarak FDM 3D yazıcı ile üretilen Dogbone American Society for Testing and Materials D638-V standardize edilmiş parçaların gerilme mukavemetini araştırmıştır. Süreç parametreleri, amaç fonksiyonunu geliştirmek için hibrit istatistiksel araçlarla optimize edilmiştir. Test numuneleri üç parametre değiştirilerek optimize etmek için genetik algoritma-yapay sinir ağı, genetik algoritma-yanıt yüzey metodolojisi ve genetik algoritma uyarlamalı nöro bulanık arayüz sistemi hibrit optimizasyon teknikleri kullanılmıştır. Tüm modellerin sonuçları incelendiğinde en iyi sonucun Genetik Algoritma- YSA hibrit algoritması olduğu bulunmuştur.

Miao ve ark. (2020), proton değişim membranlı yakıt pilinin optimal parametrelerini elde etmek için Hibrit Gri Kurt Optimizasyonu adı verilen yeni bir optimizasyon yöntemi kullanmıştır. Hibrit Graywolf optimizer, gri kurt sürüsünün davranışına göre tasarlanmış yenilikçi bir metasezgisel algoritmadır. Temel Gri Kurt Optimizasyon algoritması, proton değişim membran yakıt hücrelerinin birincil parametrelerinin değerlendirilmesinde daha iyi bir verimlilik sağlamak için çaprazlama ve mutasyon operatörlerini optimizasyon sürecine dahil ederek hibritleştirilmiştir. Çalışma sonucunda hibrit algoritmanın tek başına kullanılan Gri Kurt Algoritmasından daha iyi sonuç verdiği görülmüştür.

Feng ve ark. (2020), betonun basınç dayanımını tahmin etmek için makine öğrenmesi tekniğine dayalı akıllı bir yaklaşım önermişlerdir. Aynı zamanda önerilen yaklaşım ayrıca, bu alanda YSA ve destek vektör makinesi ile karşılaştırılmıştır. Sonuçlar karşılaştırıldığında önerilen modelin daha iyi bir tahmin yaklaşımında bulunduğu sonucuna varılmıştır.

Qiao ve ark. (2020), çok katmanlı perceptron sinir ağı tekniğini, doğadan esinlenen algoritmalar kullanılarak aylık doğalgaz tüketimini; istilacı ot optimizasyonu, yusufçuk algoritması, balina optimizasyon algoritması,evrim stratejisi ve genetik algoritma ile aylık doğal gaz tüketimini tahmin etmek için beş metasezgisel hesaplama algoritmayla birleştirmeyi amaçlamıştır. Sonuçlar hata karelerinin ortalaması (MSE), ortalama karekök hatası (RMSE) ve ayrıca belirleme katsayısı (R^2) olarak değerlendirilmiştir. İstilacı ot algoritması, çok katmanlı perceptron sinir ağı yönteminin hata performansını azaltan diğer hibritleştirilmiş tekniklere kıyasla daha iyi bir öngörücü ağ olabileceği bulunmuştur. Tahmin edilen sonuçlar, hibritleştirme optimizasyon algoritmalarının tahmin doğruluğunu iyileştirebileceğini ve çok katmanlı perceptron sinir ağı tekniğinin daha verimli çalışmasına yardımcı olduğunu ortaya koymaktadır. Hibrit çok katmanlı perceptron sinir ağı-Balina Optimizasyon Algoritması modelleri, RMSE değerlerini 0,570-2.995'ten 0523-2.751'e düşürerek diğer modellerden üstün olduğu bulunmuştur.

Samadianfard ve ark. (2020), çalışmalarında İran'ın kuzeyindeki hedef istasyonlarda rüzgar hızını tahmin etmek için çok katmanlı perceptron sinir ağı, Balina Optimizasyon Algoritması ile kombinasyonu ile yeni bir yöntem oluşturmak için kullanmıştır. Hibrit modelin her bir hedef istasyonunda rüzgar hızı tahminindeki yeteneği, Genetik Algoritma tarafından optimize edilen çok katmanlı perceptron sinir ağı ve Balina Optimizasyon Algoritması optimize edici olmadan bağımsız çok katmanlı perceptron sinir ağı ile karşılaştırılmıştır. Kesin sonuçları belirlemek için çok sayıda istatistiksel performans kullanılmıştır. On hedef istasyonun tamamı için çok katmanlı perceptron sinir ağı, Balina Optimizasyon Algoritması modeli, çok katmanlı perceptron sinir ağı–Genetik Algoritma ve bağımsız çok katmanlı perceptron sinir ağı modelinden daha iyi sonuçlar elde edilmiştir.

Bemani ve ark. (2020), uyarlanabilir nöro-bulanık çıkarım sistemi (ANFIS), karbon dioksitin yayılma katsayısını tahmin etmek için beş farklı evrimsel algoritma ile birleştirimiştir. Tüm tahmin modellerinin sonuçları

karşılaştırılarak, test aşaması için R^2 değerleri sırasıyla, parçacık sürüsü optimizasyonu, genetik algoritmalar, karınca kolonisi optimizasyonu, geri yayılım ve farklı evrim ile optimize edilmiş ANFIS için 0.9978, 0.9932, 0.9854, 0.9738 ve 0.9514 olarak bulunmuştur. ANFIS-Parçacık Sürü Optimizasyonunun hibrit makine öğrenimi modelinin, diğer modellerden daha iyi performans gösterdiği ortaya konmuştur.

Czarnecki ve ark. (2021), ÖYFC içeren çimentolu kompozitin basınç dayanımını tahmin etmişlerdir. Bu amaçla kurulan akıllı modeller: kendi kendini düzenleyen harita ve YSA ile oluşturulmuştur. Çalışmada sadece 28 günlük basınç değil, erken yaşlarda (3 ve 7 gün) ve çok daha uzun sürelerde (150 ve 180 gün sonra) de optimisazyon teknikleri uygulanmış ve karşılaştırılmıştır.

Shahmansouri ve ark, sodyum hidroksit (NaOH) çözeltisi ile aktive edilen geopolimer betonundan kısmen ikame edilmiş öğütülmüş ÖYFC'nin silika dumanı ve doğal zeolit (%0-30'luk artışlarla %5'lik artışlarla) ile etkisini deneysel olarak inceleyerek bu betonun basınç dayanım tahminini YSA metodu ile geliştirmişlerdir.

Ojeda ve ark. (2021), çalışmalarında YSA kullanarak betonun basınç dayanımını tahmin etmşişlerdir. 7-14 ve 28 günlük basınç dayanım tahmin modelleri oluşturarak ortalama hatayı 4,69 olarak bulmuşlardır. Benzer bir çalışmada öğütülmüş yüksek fırın cürufu ve uçucu kül içeren betonun basınç dayanımını tahmin etmek için en güçlü makine öğrenme algoritmalarından biri olan yapay sinir ağını kullanan bir yaklaşım uygulanmıştır. Sonuçlar, YSA ile betonun basınç dayanımının tahmin edilebileceğini göstermiştir.

Mai ve ark. (2021) ÖYFC katkılı betonun basınç dayanımını tahmin etmek için rastgele orman optimizasyon yaklaşımını kullanan bir model önerilmişlerdir. Böylelikle deneysel maliyetlerin azaltılmasıyla birlikte pratik bir yaklaşım öngörülmüştür.

Wang ve ark. (2021) kapalı çelik betonun, yapılarındaki bağ gücünü tahmin etmek için YSA, Genetik Algoritma ve Parçacık Sürü Optimizasyonu ile

hibritlendiği bir model önermişlerdir. Üç farklı model ile çalışılarak yapılan çalışmada Parçacık Sürü Optimizasyonyu-YSA hibrit modelinin daha iyi sonuç verdiği gözlenmiştir.

BKA ve ark. (2021) YSA kullanarak geri dönüştürülmüş agrega beton basınç dayanımını incelemişlerdir. Çalışma sonuçlarına göre; tahmin edilen geri dönüştürülmüş agregaların basınç dayanımı, bağlayıcılar, su-çimento oranı ve yüksek fırın-uçucu kül oranı gibi katkıların bileşimlerinin geri dönüştürülmüş agregaların mekanik özelliklerini büyük ölçüde etkilemiştir.

Nguyen ve ark. (2021), yüksek performanslı çimento basınç ve çekme dayanımlarını tahmin etmek için makine öğrenme modellerini kullanmışlardır. Çalışmalarında; destek vektörü regresyonu, çok katmanlı algılayıcı, gradyan artırma regresyonu ve aşırı gradyan artırma dahil olmak üzere dört algoritma kullanılarak birbirleriyle kıyaslanmıştır. Sonuçlar incelendiğinde gradyan artırma regresyonu ve aşırı gradyan artırmaya dayalı eğitilmiş modellerin, destek vektörü regresyonu ve çok katmanlı algılayıcıdan daha iyi performans gösterdiğini ortaya koymuştur.

2.3. Yapay Sinir Ağları ile Yapılmış Genel Çalışmalar

Yapılan literatür araştırması sonucunda yapay sinir ağları ile yapılmış çalışmalar bu bölümde özetlenmiştir.

Jimenez ve arkadaşları (2004), yüksek fırın sıcak metal sıcaklık tahminini, yapay sinir ağlarına dayalı parametrik modeller ile geliştirmeyi amaçlamıştır. Çalışmada geliştirilen YSA modelinin giriş parametreleri; patlama sıcaklığı, patlama hacmi, patlama nemi, öğütülmüş kömür enjeksiyonu, cevher-kök oranı, bir önceki metal sıcaklığı, dişler arasındaki geçen süre, diş çekme başlangıcından sıcak metal sıcaklığı ölçülene kadar geçen süre ve önceki sıcaklık ölçümünden bu yana geçen zaman olmuştur. Oluşturulan modelin sonuçları incelendiğinde; geliştirilen modellerin, sıcak metal sıcaklığını ve zamansal evrimini, esas olarak patlama

değişkenleri olan giriş değişkenlerinin bir fonksiyonu olarak tahmin edebildiği görülmüştür.

Wong ve arkadaşları (2010), subtropikal iklimler için gün ışığı alan ofis binaları için YSA modeli geliştirmişlerdir. Giriş parametreleri olarak toplam dokuz değişken kullanılmıştır. Çıkış katmanı ise soğutma, ısıtma, elektrik aydınlatması ve toplam bina için çıkış olarak tahmin edilen günlük elektrik kullanımıyla dört düğümden oluşmuştur. YSA'ların eğitimi ve test edilmesi için günlük bina enerji kullanımı veri tabanı oluşturulmuştur. Soğutma ve ısıtma elektrik tüketiminin, yıllık ve mevsimsel hata analizi arasındaki karşılaştırmaları YSA modelinin eğiliminin belirli bir son kullanımın önemli bir talep gösterdiği dönemler için (yaz soğutması ve kış ısıtması) daha doğru tahminlere sahip olduğunu göstermiştir.

Leite ve arkadaşları (2018), çalışmalarında vakumlu termoform işlemlerinin YSA ile modellenmesi ve optimizasyonu çalışması yapmışlardır. Çalışmadaki YSA modeli geri yayılım algoritması ile yapılmış, Levenberg-Marquardt eğitim algoritmasıyla test edilmiştir. Ayrıca sapma azaltmanın objektif bir fonksiyonunu içeren tahmin ve optimizasyon modelleri geliştirmişlerdir. YSA verileri için veriler, polistirende bir ürün standardının deneysel testlerinde kesirli faktöriyel tasarım (2k-p) yoluyla üretilmiştir. Sonuçlar deneysel sonuçlarla karşılaştırıldığında, tahminlerin üretilen örneklerde bulunan değerlerin sınırları dahilinde olduğu gösterilmiştir. Çalışmada, YSA modellerinin ortalama miktarlardaki veri ile polimer vakumlu termoform işleminin öngörülmesi ve optimizasyonu için algoritmaların geliştirilmesine olanak sağladığı yargısına varılmıştır.

Gürgen ve arkadaşları (2018), yapay sinir ağı kullanarak n-bütanol ve dizel yakıt harmanları ile çalışan bir dizel motorda döngüsel değişkenlik tahmini çalışması yapmışlardır. Bu çalışmada, dizel yakıtın ve butanoledizel yakıt karışımlarının kullanıldığı bir dizel motorun döngüsel değişkenliği yapay sinir ağı yöntemi kullanılarak modellenmiştir. Motor, on farklı motor devri ve tam yük koşulları altında altı farklı n bütanoledizel yakıt karışımı kullanılarak çalıştırıldı.

İyi kabul edilmiş bir değerlendirme yöntemi olan belirtilen ortalama etkili basıncın değişim katsayısı, 100 sıralı motor çevrimi için döngüsel değişkenliği değerlendirmede kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlar, n-bütanol harmanlama oranında bir artış ile döngüsel değişkenliğin bir artış eğilimi gösterdiğini göstermiştir. Genel olarak, sonuçların döngüsel değişkenliğini modellemek için YSA'nın kullanılmasının egzoz emisyonlarını azaltmada ve motor performansını arttırmada önemli bir rol oynayabileceği kanıtlanmıştır.

Marouf ve arkadaşları (2018), yapay sinir ağı kullanarak antibiyotik duyarlılığını tahmin etmişlerdir. Bu araştırmada, çeşitli bakteri türlerinin tedavisinde antibiyotiklerin etkinliğini öngörmek için bir YSA modeli geliştirilmiş ve test edilmiştir. Dikkate alınan özellikler: organizma adı ve numune tipi olmuştur. Girdi parametresi olarak antibiyotik adı ve çıktı parametresi ise duyarlılık olarak belirlenmiştir. Kurulan model sonunda, YSA modelinin organizmaların antibiyotiklere duyarlılığını % 98 hassasiyetle doğru bir şekilde tahmin edebildiğini göstermiştir.

Khosravi ve arkadaşları (2018), rüzgar hızını, rüzgar yönünü ve rüzgar türbininin çıkış gücünü tahmin etmek için üç makine öğrenme algoritması modeli uygulamıştır. İlk model, farklı veri eğitim algoritmaları ile eğitilmiş, çok katmanlı ileri beslemeli sinir ağı iken. ikinci model, radyal temel işlevli destek vektör regresyonu, üçüncü model ise kısmi bir sürü optimizasyon algoritması ile optimize edilmiş adaptif nöro-bulanık çıkarım sistemi olarak belirlenmiştir. Modelde, Sıcaklık, basınç, bağıl nem ve yerel zaman, modellerin giriş değişkenleri olarak kabul edilmiştir. Çıktı değişkeni ise rüzgarın hızı yönü ve gücü olarak belirlenmiştir. Tahmini ve gerçek veriler için istatistiksel endekslerin karşılaştırılması yapıldığında, radyal temel işlevli destek vektör regresyonu,modelinin R=0.9999 ve MSE 0.0003 (m/s) ile çok katmanlı ileri beslemeli sinir ağı iken ve ANFIS-Parçacık Sürü Optimizasyon modellerinden daha iyi performans gösterdiği anlaşılmıştır.

Al-Mubayyed ve arkadaşları (2019), yapay sinir ağını kullanarak otomobillerin genel performansını tahmin etmeye çalışmışlardır. Çalışmada, otomobil satıcılarının üreticiler de dahil olmak üzere otomobillerin özelliklerini, otomobillerin yerlerini ve sınıflandırmalarını kategorilere göre sınıflandırabilmeleri için bir YSA modeli kullanmışlardır. Girdi parametresi olarak; satın alma, bakım, kapılar, kişiler, jant ve güvenlik olarak belirlenmiş, çıktı parametresini temsil eden öznitelik genel olarak adlandırılmıştır. Model eğitimi için ileri besleme geri yayılım algoritmasını kullanılmıştır. Model için faktörler, alanındaki uzmanlardan elde edilmiştir. Sonuçlar, YSA modelinin, otomobilin kabul edilebilirliğini % 99.62 ile tahmin edebildiğini göstermiştir. Çalışmada kurulan YSA, araç kabul edilebilirlik tahminlerinin değerlendirilmesi için uygun bulunmuştur.

Tüm bu çalışmalara bakıldığında, endüstriden sağlık (Shahid ve ark, 2019) sektörüne kadar birçok farklı alanda tahmin modellerinin aktif olarak kullanıldığı görülmektedir. Yapılan tüm literatür araştırması; odaklanan konular, kullanılan veri setleri ve tahmin edilen parametrelere göre Çizelge 2.1'de özetlenmiştir.

2.4. Literatür Değerlendirilmesi

Yapılan tüm literatür çalışmaları detaylı olarak incelendiğinde, YSA ve diğer tahmin metotlarının çimento sektörüne ve bir çok sektöre başarı ile uygulandığı görülmüştür. Çalışmalar analiz edildiğinde; KA'nın YSA ile hibrit olarak çalıştığı bir model ilk kez bu tez çalışmasında yapılmıştır. Sonuç olarak, tüm tahmin metotlarıyla yapılan çalışma sonuçlarının iyileşebileceği ve birçok alanda yarar sağlayabileceği öngörülmüştür.

Çizelge 2.1. Çimento Sektöründe Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Yapılan Tahminleme Çalışmaları

Referans	Odaklanılan Konu	Kullanılan Veri	Tahmin Edilen Parametre
Dantas ve ark, 2013	İnşaat ve yıkım atıklarını içeren betonların basınç dayanımını tahmini	Toplam 1178 veri (Verilerin %77,76 eğitim ve %22,24 test aşamasında kullanılmıştır.)	3, 7, 28 ve 91 günlük basınç dayanımı
Özbakır ve Nauf, 2016	Agregar hammaddesinin fiziksel özelliklerinin beton dayanımına etkisini YSA ile araştırmak	Toplam 334 veri (250 veri eğitim ve 84 veri test aşamasında) kullanılmıştır.	7 ve 28 günlük basınç dayanımı
Yüzer ve ark, 2007	Yapay sinir ağları yöntemi ile yüksek sıcaklık etkisinde kalan betonun basınç dayanımı ve renk değişimi ilişkisini incelemek	YSA modelinde 47 veri (38 veri eğitim-9 veri test) kullanılmıştır.	Renk değişimi ve ultrases geçiş hızı ile basınç dayanımı arasındaki ilişki
Slonski, 2010	Betonun basınç dayanımı tespitinde, otomatik olarak en uygun sinir modellerini oluşturan üç istatistiksel stratejiyi tanıtmak ve karşılaştırmak	Veri seti, toplam 1030 veriden oluşmaktadır.	Yüksek performanslı betonun basınç dayanımı
Özcan ve ark, 2009	Yapay sinir ağları ve bulanık mantık modelleri ile betonunun basınç dayanımı tahminlerinin karşılaştırması	Deneysel çalışmalardan elde edilen 240 veri örneğinden oluşmaktadır.	Silika duman betonunun uzun vadeli basınç dayanımı

Çizelge 2.1.'nin devamı

Topçu ve ark, 2010	Hafif bir betonun basınç dayanımını yapay sinir ağları (YSA) ile tahmini	Ultrases ve Schmidt okumalarını girdi parametresi olarak kullanılmıştır.	3, 7, 28 ve 90. günlerde basınç dayanımı
Siddique ve ark, 2011	YSA ile kendiliğinden yerleşen ve dip külü içeren betonun basınç dayanımı tahmini	80 karışımlık bir veri tabanı kullanılmıştır.	28 günlük basınç dayanımı
Chou ve Pham, 2013	Yüksek performanslı beton basınç dayanımı tahmininde topluluk yaklaşımı için yapay zeka geliştirmesi	Beş farklı deneysel veri seti verileri kullanılmıştır.	HPC basınç dayanımını
Alshihri ve ark, 2009	Yapay sinir ağları ile 3, 7, 14 ve 28 günlük kürlenme sonrası hafif beton karışımlarının basınç dayanımını tahmin modelinin geliştirilmesi	Su/çimento oranı, hafif ağırlıkta ince agrega, hafif ağırlıkta kaba agrega, çözeltide kullanılan silis dumanı, çimentoya ek olarak kullanılan silika dumanı, süper yumuşatıcı ve kür süresi verileri kullanılmıştır.	3, 7, 14, ve 28. gün basınç dayanımı
Ji ve ark, 2006	Yapay sinir ağlarına dayanan somut karışım oranlı bir tasarım algoritması geliştirmesi	On sekiz grup beton karışımından elde edilen veriler kullanılmıştır.	Betonun dayanım ve çökme değeri
Parichatprecha ve Nimityongskul, 2009	YSA kullanılarak yüksek performanslı betonun dayanıklılık analizinin yapılması	86 veri seti kullanılmıştır.	Yüksek performanslı betonun dayanıklılığı

Çizelge 2.1.'nin devamı

Ince, 2004	Çimentolu malzemelerin kırılmasındaki, iki parametreli model (TPM) geri beslemeli bir YSA ile modellenmesi	40 veri seti (22 veri seti eğitim- 38 veri seti test aşamasında) kullanılmıştır.	Betonun kırılma parametreleri
Tayfur ve ark, 2013	Bulanık mantık ve YSA ile yüksek dayanımlı betonun dayanım tahmin modelinin oluşturulması	60 veri seti (36 veri seti eğitim- 24 veri seti test aşamasında) kullanılmıştır.	Yüksek dayanımlı betonun dayanımı
Atici, 2011	Çok değişkenli regresyon analizi ve YSA kullanarak beton dayanımını tahmin modelinin geliştirilmesi	27 beton karışımından elde edilen veriler kullanılmıştır.	Mineral katkı betonunun dayanımı
Sarıdemir ve ark, 2009	YSA ve bulanık mantık Sugeno tipi çıkarım tekniği ile herhangi bir deney yapmadan GGBFS içeren betonların miktarını tahmin modelinin oluşturulması	213 deneysel çalışmadan elde edilen veriler kullanılmıştır.	Öğütülmüş granül yüksek fırın cürufu (GGBFS) içeren betonların miktarı
Kewalramani ve Gupta, 2006	YSA tabanlı ultrasonik nabız hızını kullanarak beton basınç dayanımı tahmin modelinin incelenmesi	İki farklı şekil ve boyutta iki farklı beton karışımından elde edilen veriler kullanılmıştır.	Beton basınç dayanımı

Çizelge 2.1.'nin devamı

Naderpour ve ark, 2010	Çok sayıda deneysel veriyi YSA ile kullanarak betonun basınç dayanımı tahmini için yeni bir yaklaşım sunmak	213 test sonucundan elde edilen veriler kullanılmıştır.	Elyaf takviyeli polimer (FRP) ile sınırlı betonun basınç dayanımı
Yaprak ve Karacı, 2009	Polipropilen lif oranına ve sıcaklığa bağlı olarak betonun basınç dayanımının değişiminin incelenmesi	32 deneysel çalışmadan elde edilen veri seti (20 veri seti ağın eğitimi- 12 veri seti test için) kullanılmıştır	Polipropilen lifli betonların yüksek sıcaklığa maruz bırakıldıktan sonraki basınç dayanımı
Hasgül ve Anagül, 2005	Beton basınç dayanımını gerçekleştirmek için geriye yayılım algoritma tabanlı YSA modelinin önerilmesi	80 veri kümesi (58 tanesi modeli eğitmek-22 tanesi test için) kullanılmıştır.	Beton basınç dayanımını
Başyiğit ve arkadaşları, 2012	Betonların radyasyon geçirgenliğini azaltabilecek bir model geliştirmesi	135 veri seti (100 tanesi modeli eğitmek-35 tanesi test için) kullanılmıştır.	Beton zırh kalınlığı
Bilim ve arkadaşları, 2009	Çimento, agrega, ÖYFC ve plastikleştirici ile basınç dayanımı tahmini	YSA kullanılmıştır	Betonun bacınç dayanımı
Tu ve arkadaşları, 2020	Geri dönüştürülmüş ısı yalıtım betonunun 28 günlük basınç dayanımını tahmini	Geri yayılım yaklaşımıyla bir sinir ağı metodolojisi	Betonun bacınç dayanımı

Çizelge 2.1.'nin devamı

Kandiri ve arkadaşları, 2020	Betonun basınç dayanımını tahmini	M5P modeli ve YSA modelinin kıyaslanması	Betonun bacınç dayanımı
Najimi ve arkadaşları, 2019	Betonun klorür penetrasyonunu tahmin etmek	Veriler Arı kolonisi algoritması ile birlikte YSA sonuçlarının karşılaştırılması	Betonun bacınç dayanımı
Azar ve arkadaşları, 2019	Silis dumanı içeren beton karışımları ve portland çimentosu	Verilerin deney sonuçarına göre YSA modeli ile önerilmesi	Betonun bacınç dayanımı
Asteris ve arkadaşları, 2019	Çimento esaslı karışımların basınç dayaımı tahmini	Literatürde mevcut olan deneysel verilere YSA uygulaması	Betonun bacınç dayanımı
Gholampour ve arkadaşları, 2020	Döküm kumu/geri dönüştürülmüş ince agrega ve uçucu kül, ÖYFC'nin basınç dayanımına etkisi	Su-çimento oranı, agrega-çimento oranı, test yaşı ve yüzde çimento/metakaolin oranlarına dayalı olarak YSA yaklaşımıyla tahmin	Betonun bacınç dayanımı

Çizelge 2.2. Hibrit Algoritmalar ve Farklı Tahminleme Teknikleri Kullanılarak Yapılmış Çalışmalar

Referans	Odaklanılan Konu	Kullanılan Yöntem	Tahmin Edilen Parametre
Vakhsouri ve ark, 2018	Farklı parametrenin basınç dayanımı üzerindeki etkisi ve geliştirilen modeldeki önem düzeyinin araştırılması	Uyarlanabilir ağ tabanlı bulanık çıkarım (ANFIS) modelleri	Kendiliğinden yerleşen betonun (SCC) basınç dayanımını, karışım oranlarını ve çökme akışı
Chen ve ark, 2018	Geri dönüşümlü agrega dolgu malzemelerinin basınç dayanımı ve eğilme dayanımı üzerine duyarlılık faktörleri analizi	Ortogonal bir deneysel tasarım (DOE metodu) analizi	Basınç dayanımı ve eğilme dayanımı
Czarnecki ve ark, 2021	Öğütülmüş yüksek fırın cürufu (GGBFS) içeren çimentolu kompozitin basınç dayanımı tahmin modelinin geliştirilmesi	Kendi kendini düzenleyen harita (SOFM) ve yapay sinir ağları (YSA)	Kompozit basınç dayanımı
Ojeda ve ark, 2021	7-14 ve 28 Günlük basınç dayanım tahmin modellerinin geliştirilmesi	YSA	Betonun basınç dayanımı

Çizelge 2.2.'nin devamı

Mai ve ark, 2021	ÖYFC katkılı betonun basınç dayanımı tahmininde deneysel maliyetlerin azaltılmasına için pratik bir yaklaşımın incelenmesi	Rastgele orman (RF) optimizasyonu	Betonun basınç dayanımı
Wang ve ark, 2021	Kapalı çelik betonun, yapılarındaki bağ gücünü tahmininde hibrit model geliştirilmesi	Yapay sinir ağlarının (YSA), genetik algoritma (GA) ve parçacık sürü optimizasyonu (PSO) hibrit model	Kapalı çelik betonun, yapılarındaki bağ gücü
BKA ve ark., 2021	Yapay Sinir Ağı (YSA) kullanarak geri dönüştürülmüş agrega beton basınç dayanımını incelemesi	Yapay sinir ağı (YSA)	Geri dönüştürülmüş agrega beton basınç dayanımı
Feng ve ark, 2020	Betonun basınç dayanımı tahmini için makine öğrenmesi tekniğine dayalı akıllı bir yaklaşım geliştirilmesi	Destek vektör makinesi (SVM)	Betonun basınç dayanımı

Çizelge 2.2.'nin devamı

Nguyen ve ark, 2021	Yüksek performanslı betonun (HPC) basınç ve çekme dayanımlarını tahmin etmek için makine öğrenme modellerinin performans karşılaştırması	Destek vektörü regresyonu (SVR), çok katmanlı algılayıcı (MLP), gradyan artırma regresyonu (GBR) ve aşırı gradyan artırma (XGBoost)	Yüksek performanslı betonun (HPC) basınç ve çekme dayanımları
Sun ve ark, 2019	Uçucu kül (FA) ve silis dumanı (SF) içeren betonun basınç dayanımını değerlendirmesi	Meta-sezgisel (MH) algoritmalarla yapay arı kolonisi tekniğini birleştirerek hibrit bir model	Betonun basınç dayanımını
Kang ve ark, 2018	Büyük veriler altında çelik cüruf kaynaklarının sistematik uygulanması	Erimiş demir hurda oranı bileşimi, kireç bileşimi ve dozu, florit kalitesi ve dozajı, cüruf miktarı verileri kullanılmıştır.	Çelik cürufunun birikimi ve kullanımı
Deshwal ve ark, 2020	Poli laktik asit (PLA) artı malzeme kullanılarak FDM 3D yazıcı ile üretilen Dogbone American Society for Testing and Materials (ASTM)-D638-V standardize edilmiş parçaların gerilme mukavemetini ölçme	Genetik algoritma-yapay sinir ağı (GA-ANN), genetik algoritma-yanıt yüzey metodolojisi (GA-RSM) ve genetik algoritma uyarlamalı nöro bulanık arayüz sistemi (GA-ANFIS) hibrit optimizasyon teknikleri kullanılmıştır.	Gerilme mukavemetini ölçme

Çizelge 2.2.'nin devamı

Miao ve ark, 2020	Proton Değişim Membranlı Yakıt Pilinin (PEMFC) optimal parametrelerini elde etmek	Graf Wolf Yöntemi ve Hibrit Gray Wolf Optimizer (HGWO) yöntemi kullanılmıştır.	Proton Değişim Membran Yakıt hücrelerinin birincil parametrelerinin değerlendirilmesi
Qiao ve ark, 2020	Aylık doğal gaz tüketimini hibrit modeller ile tahmin etmek	İstilacı ot optimizasyonu yusufçuk algoritması (DA-MLP), evrim stratejisi , genetik algoritma ve aylık doğal gaz tüketimini (NGC) tahmin etmek için emperyalist rekabet algoritması (ICA-MLP)	K-fold validasyon süreci ile doğalgaz tüketimi tahmini
Samadianfard ve ark, 2020	Rüzgar hızını tahmin edebilmek için çok sayıda istatistiksel performans kullanmak ve on hedef istasyonun tamamı için MLP-WOA modeli, MLP-GA ve bağımsız MLP modeli elde etmek	Çok katmanlı bir algılayıcı modelinin (MLP) Balina Optimizasyon Algoritması (WOA) ile kombinasyonu ile yeni bir yöntem (MLP-WOA) oluşturmak	Rüzgar hızını tahmin etmek
Bemani ve ark 2020,	Uyarlanabilir nöro-bulanık çıkarım sistemi (ANFIS), karbon dioksitin yayılma katsayısını tahmin etmek i	Parçacık sürüsü optimizasyonu (PSO), genetik algoritmalar (GA), karınca kolonisi optimizasyonu (ACO), geri yayılım (BP) ve farklı evrim (DE)	Karbon dioksitin yayılma katsayısını tahmin etmek

Çizelge 2.3. Yapay Sinir Ağları ile Yapılmış Genel Çalışmalar

Referans	Odaklanılan Konu	Kullanılan Veri	Optimize Edilen Parametre
Wong ve ark, 2010	Subtropikal iklimler için gün ışığı alan ofis binaları için yapay sinir ağı (YSA) modeli geliştirmesi	Hava durumu verileri Kong Gözlemevi'nden elde edilmiştir.	Günlük soğutma, ısıtma, aydınlatma için elektrik tüketimi ve binanın toplam elektrik tüketimi
Leite ve ark, 2018	Vakum termoform prosesinde, ayarlanan ürün sapmalarının en aza indirilmesi	Polistirende bir ürün standardının deneysel testlerinde kesirli faktöriyel tasarım (2k-p) yoluyla elde edilmiştir.	Vakumlu termoform işlemlerinin YSA ile modellenmesi
Jimenez ve ark, 2004	Yüksek fırın sıcak metal sıcaklık tahminini, yapay sinir ağlarına dayalı parametrik modeller ile geliştirmesi	Patlama sıcaklığı, patlama hacmi, patlama nemi, öğütülmüş kömür enjeksiyonu, cevher-kök oranı, bir önceki metal sıcaklığı, dişler arasındaki geçen süre verileri kullanılmıştır.	Yüksek fırın sıcak metal sıcaklığı
Gürgen ve ark, 2018	Yapay sinir ağı kullanarak n-bütanol ve dizel yakıt harmanları ile çalışan bir dizel motorda döngüsel değişkenlik tahmini çalışması	On farklı motor devri ve tam yük koşulları altında altı farklı n bütanoledizel yakıt karışım verileri kullanılmıştır.	Döngüsel değişkenlik

Çizelge 2.3.'ün devamı

Marouf ve ark, 2018	Çeşitli bakteri türlerinin tedavisinde antibiyotiklerin etkinliğini öngörmek için bir Yapay Sinir Ağı (YSA) modeli geliştirilmesi ve test edilmesi	Queensland hükümetinin web sitesindeki veriler	Antibiyotik duyarlılığı
Al-Mubayyed ve ark, 2019	Otomobil satıcılarının üreticiler de dahil olmak üzere otomobillerin özelliklerini, otomobillerin yerlerini ve sınıflandırmalarını için bir Yapay Sinir Ağı (YSA) modelinin önerilmesi	Satın alma, bakım, kapılar, kişiler, lug_boot (jant) ve güvenlik verileri kullanılmıştır.	Otomobillerin genel performansı
Khosravi ve ark, 2018	Rüzgar türbininin çıkış gücünü tahmin etmek için üç makine öğrenme algoritması modelinin analiz edilmesi	Sıcaklık, basınç, bağıl nem ve yerel saat verileri kullanılmıştır.	Rüzgar türbininin ortalama enerji verimliliğini ve ekserji verimliliği

3. MATERYAL VE METOT

Bu çalışmada ÖYFC'yi oluşturan parametreler materyal olarak (MgO, Al_2O_3, SiO_2, SO_3, CaO, Fe_2O_3, TiO_2, Blaine (Parçacık Büyüklüğü), K.K) kullanılmış ve 28 günlük basınç aktivite değerine olan etkisi tahmin edilmiştir. Cüruftan alınan fiziksel ve kimyasal numunelerin analizleri gerçekleştirilmiştir. Etkisi olduğu düşünülen kimyasal (MgO, Al_2O_3, SiO_2, SO_3, CaO, Fe_2O_3, TiO_2) ve fziksel parametreler (Blaine, K.K) girdi olarak kullanılarak; Lineer Regresyon modeli, ANFIS metotu, Yapay Sinir Ağları ve Yapay Sinir Ağı-Kültürel Algoritma hibrit tahmin modelinin sonuçları değerlendirilmiştir.

3.1. Materyal

Çalışmada kullanılan materyal ÖYFC 'nin 28 günlük aktivite değerine etki eden parametrelerdir. Aynı zamanda bu parametreler ÖYFC'yi oluşturan bileşenlerdir; MgO, Al_2O_3, SiO_2, SO_3, CaO, Fe_2O_3, TiO_2, Blaine, K.K. Çalışma, güncel olarak alınan 1021 veri ile gerçekleştirilmiştir. 1021 verinin önce istatistiksel analizleri yapılarak tahmin modeline girecek olan paramatreler belirlenmiştir. Daha sonra belirlenen parametrelerle en optimal tahmin modeli oluşturulmuştur. Yapılan tüm analizlere ve tahmin modellerine metot bölümünde ayrıntılı olarak yer verilmiştir.

3.2. Metot

Çalışmanın metot kısmında yapılan analizlere ayrıntılı olarak yer verilmiştir. Aynı zamanda ÖYFC'nin basınç aktivite değerinin tahminlemesi için verilen adımlar sırasıyla gerçekleştirilmiştir:

1. Oluşturulacak tahmin modeline girdi sağlayacak verilerin toplama çalışması yapılmıştır.
2. ÖYFC bileşenlerinin istatistiksel analizleri yapılmıştır.
3. ÖYFC 'nin 28 günlük basınç aktivite değerini etkileyen özniteliklerin belirlenmesi için Varyans Analizi (ANOVA) ve Temel Bileşen Analizi (TBA) yapılmıştır.
4. Lineer Regresyon, ANFIS ve Yapay Sinir Ağı, Yapay Sinir Ağı - Kültürel Algoritma'dan elde edilen tahmin metottlarında, aynı veri setleriyle ayrı ayrı tahmin modelleri oluşturulmuştur.
5. Tahmin modellerinin oluşturulmasında 9 girdi parametresi ve ÖYFC'nin 28 günlük basınç aktivite değeri çıktı parametresi kullanılmıştır.

Özet olarak, CEM III tipi yüksek fırın cürüflu çimentonun 28 günlük basınç aktivite değerini tahmin edecek, dinamik ve gerek literatür gerekse de endüstriyel açıdan yeni bir yaklaşım gerçekleştirilmiştir. İstatistiksel analiz yöntemleri olarak ANOVA ve Temel Bileşen Analizi (TBA) kullanılırken, tahminleme yöntemleri olarak ise Lineer Regresyon, ANFIS ve Yapay Sinir Ağı (YSA)'nın Kültürel Algoritma (KA) ile hibritlenmesi metodu kullanılmıştır. Yapılan analizlerde gerçek zamanlı veri seti kullanıulmış olup, 9 farklı parametre incelenmiştir. Veri setleri analiz edilmiş ve grafikler bu verilerden oluşturulmuştur.

3.2.1. Varyans Analizi (ANOVA)

Tek yönlü varyans analizi (ANOVA), iki veya daha fazla bağımsız (ilişkisiz) grubun ortalamaları arasında istatistiksel olarak anlamlı bir fark olup olmadığını belirlemek için kullanılır (Ostertagová ve ark, 2014).

Varyans analizi üç varsayıma dayanmaktadır (Moder, 2010) :

- normal dağılmış popülasyonlar,
- varyansların homojenliği,
- bağımsız örnekler

Bağımsız ve aynı şekilde normal dağıtılmış veri olması durumunda, bir faktör seviyesinin birkaç etkisinin analizi iki örnek t testi (2 seviye durumunda) veya tek yönlü varyans analizi (2 veya daha fazla seviye durumunda) ile yapılır. Bu testler, tüm ön koşullar yerine getirildiği ve her iki analiz türünün de bir hata oranını (α) koruduğu sürece üniform olarak en güçlü testlerdir. Bağımlılık deneyciye bağlıdır ve uygun yöntemlerle dikkate alınır.

Tek yönlü ANOVA, ilgilenilen gruplar arasındaki araçları karşılaştırır ve bu araçlardan herhangi birinin diğerlerinden istatistiksel olarak anlamlı derecede farklı olup olmadıklarını belirler. Tek yönlü ANOVA'da, k tane grubun içinde μ_1, $\mu_2,\ldots,\mu_k$ ortalamalı ve σ^2 varyanslı normal dağılım gösterdiği varsayımı kabul edilir. ANOVA spesifik olarak, sıfır (boş) hipotezini test eder (Ostertagová ve ark, 2014).

Tek yönlü ANOVA Boş Hipotezi:

$$H_0 = \mu_1 = \mu_2 = \mu_3 = \ldots = \mu_k \quad (3.1)$$

μ = grup ortalaması ve k = grup sayısını belirtmektedir. Bununla birlikte, tek yönlü ANOVA istatistiksel olarak anlamlı bir sonuç verirse, alternatif hipotezi (H_1) kabul edilir. Bu durum; birbirinden istatistiksel olarak önemli ölçüde farklı olan en az iki grup olduğu anlamına gelir.

Çalışma kapsamında elde edilen verilerin 28 günlük aktivite değerleri üzerinde öncelikle hangi özelliklerin anlamlı bir etkiye sahip olduğu incelenerek seçilmesi gerekmektedir. Bu kapsamda öncelikle veriler kategorize edilmiştir. Veri kategorilerini belirlemek için kantiller (quantile) kullanılmıştır (Denklem 3.2 ve 3.3).

$$x_p = \begin{cases} x_p(\mathrm{i}+1) \ eğer \quad \mathrm{p}(\mathrm{i}+1) \quad ise \quad \text{tamsayı} \\ 0.5 * (\mathrm{x}\lceil \mathrm{p}(\mathrm{i}+1)\rceil + \mathrm{x}\lceil \mathrm{p}(\mathrm{i}+1)\rceil + 1) \quad değilse \end{cases} \quad (3.2)$$

Burada, x_p, denklem ile hesaplanan veri setinin p. niceliğini götermektedir.

$$C_i = \begin{cases} 1 & I_i \leq x_{0.25} \\ 2 & x_{0.25} < I_i \leq x_{0.5} \\ 3 & x_{0.5} < I_i \leq x_{0.75} \\ 4 & x_{0.75} < I_i \end{cases} \quad (3.3)$$

Denklem (3.3)'deki kategorik veri dönüştürme fonksiyonu, bir *I* veri setindeki *i*. gözlem elemanı için kategorik değeri (C_i) hesaplamak için kullanılır.

3.2.2. Temel Bileşenler Analizi (TBA)

Faktör analizinin temel amacı, analizdeki değişkenler arasındaki temel yapıyı tanımlamak olan karşılıklı bağımlılık tekniğidir. Temel bileşen analizi (TBA) ise faktörlerin toplam varyansa dayandığı faktör modelidir. Temel Bileşen analizi ile korelasyon matrisinin köşegeninde birlikler (1'ler) kullanılır; bu prosedür hesaplamalı olarak tüm varyansların ortak olarak paylaşıldığını gösterir. Temel Bileşen Analizi (TBA), orijinal bilgilerin çoğunu (varyans) tahmin amaçlı olarak asgari sayıda faktörde özetlemek olduğunda kullanılır. Temel bileşen modeli (TBA), faktör analizi yaparken çoğu istatistiksel programın tipik varsayılan yöntemidir. Program varsayılanlarının ötesinde, Temel Bileşen Analizi; veri azaltmada, orijinal değişkenler setinde temsil edilen toplam varyansın, maksimum kısmını hesaba katmak için gereken minimum faktör sayısına odaklanmada, ön bilgi ve hata varyansının toplamının nispeten küçük bir oranını temsil ettiği durumlarda kullanılması gerekmektedir (Joseph ve ark, 2010).

Temel Bileşenler Analizi ile p sayıdaki değişkeni içeren r veri matrisinden, yine en çok p sayıda temel bileşen elde edilerek doğrusal bir denklem yazılabilmektedir. TBA için kullanılan analitik yapı Denklem (3.4)'te verilmiştir.

$$Y_1 = a_{11} X_1 + a_{12} X_2 + \ldots + a_{1p} X_p \quad (3.4)$$
$$Y_2 = a_{21} X_1 + a_{22} X2 + \ldots + a_{2p} X_p$$
$$Y_p = a_{p1} X_1 + a_{p2} X_2 + \ldots + a_{pp} X_p$$

3.2.3. Lineer Regresyon Modeli

Doğrusal regresyon modeli; neden-sonuç ilişkilerini analiz eden, bağımlı değişken (y) ile bağımsız değişkenler (x_i) arasındaki ilişkiyi inceleyen bir tahmin modelidir, ϵ ise hatayı ifade eder. Değişkenler arasında bir ilişki varsa, bu ilişkinin derecesi matematiksel bir fonksiyonla gösterilir.

$$Y = b_0 + b_1 x + \epsilon \quad (3.5)$$

olarak formüle edilir.

Model için bulunan olasılık p değeri <0.05 ise iki değişken arasındaki ilişki istatistiksel olarak anlamlıdır denilebilir ve iki değişken doğrusal olarak ilişkilidir. Buna karşılık modelin uygunluk göstergesi R^2 ile ifade edilir ve R^2 değeri 1'e ne kadar yakınsa modelin doğruluğu o kadar artmaktadır. Doğrusal regresyonda belirlenmek istenen değişken bağımlı değişken, sıralı veya sürekli sayısal veriler olmamalıdır. Bağımsız değişkenlerin de sayısal olması tercih edilir. Basit regresyon analizinde her iki değişkenin dağılımı da normal dağılıma uymalıdır. İlişki katsayısı -1 ile +1 arasında değişirken, regresyon katsayısı her değeri alabilir. Regresyon katsayısı değişkenin ölçüldüğü birimden etkilenir (Kirkwood ve Sterne, 2003).

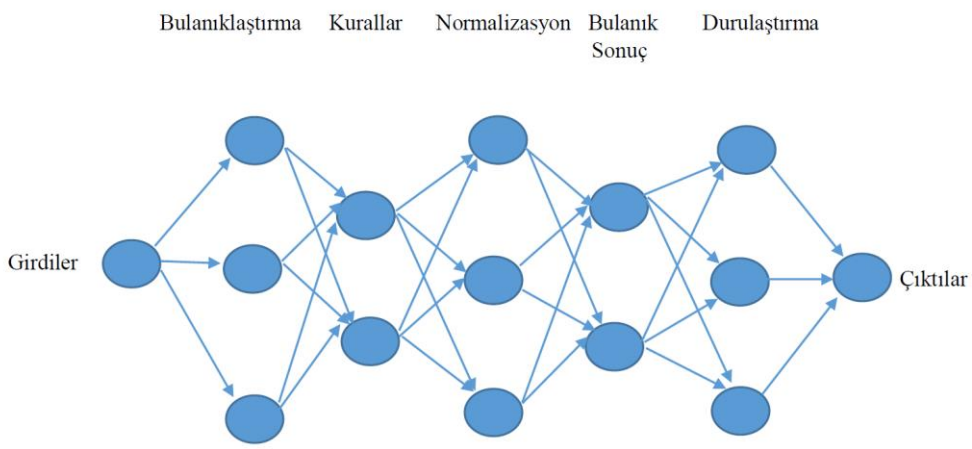
3.2.4. Adaptif Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS) Metodu

Bulanık kümeler, Zadeh (1965) tarafından ortaya konmuştur ve böylelikle bu kümelerle farklı alanlarda çeşitli çalışmalar yapılmıştır. Bulanık kümeler, bilinen lineer cebire alternatif olarak elemanların kümelere bir üyelik

fonksiyonuyla bağlı olduğu ve böylelikle birden fazla kümeye ait üyelik değerine sahip olmasına imkan veren bir cebir sunmuştur. Takagi ve Sugeno (1983) tarafından ortaya atılan bulanık çıkarım sistemlerinde if-then (eğer-ise) kuralları olarak sistemlerin modellenmesi Denklem 3.6'daki gibidir.

$$\text{Kural}: \text{Eğer } (x_1 = A_1) \text{ ve } (x_2 = B_2) \text{ ise; çıktı} = f(x_1, x_2) \quad (3.6)$$

Çalışma için oluşturulacak ANFIS sistemi ve uygulanacak ağ yapısı Şekil 3.1'de görülmektedir. Buna göre ilk adımda veriler sisteme girilir. İkinci adımda, üyelik değerleri hesaplanır. Son adımda, kural tabanlı bulanık çıkarım sistemi yapısı çalıştırılır. Sonuçlar bir sonraki adımda normalize edilerek çıktı katmanına doğru iletilir. Durulaştırma sonrası çıktı elde edilir. Kuralların belirlenmesi için bir öğrenme algoritması gereklidir. Bu çalışmada, öğrenme algoritması olarak, hibrit öğrenme algoritması kullanılmıştır (Pal, 2003).



Şekil 3.1. ANFIS ağ yapısı

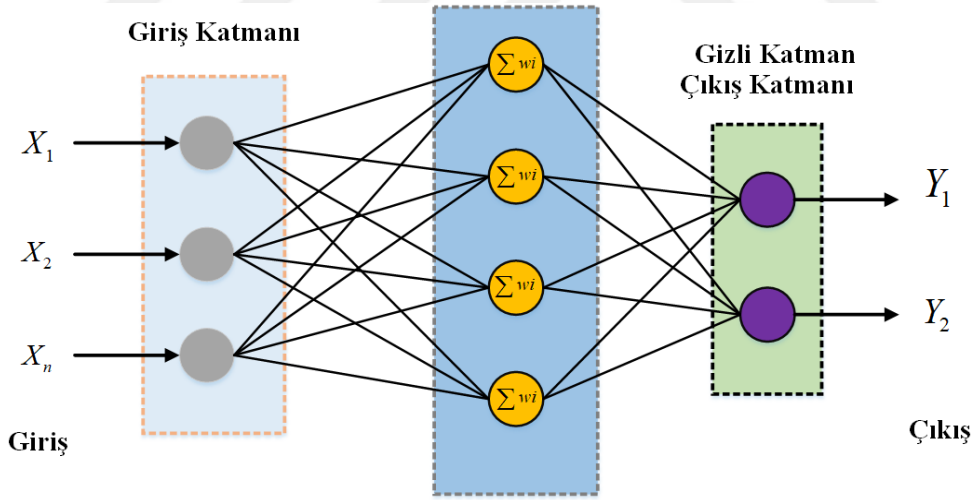
3.2.5. Yapay Sinir Ağları Metodu (YSA Metodu)

Günümüze kadar, insan zekâsının doğası ve yapısı bilim insanlarında büyük merak uyandırmıştır ve merak uyandırmaya devam etmektedir. Yakın geçmişte, insan zekâsının yapısı araştırmacılar tarafından modellenmiştir.

Geliştirilen bu model birçok matematik probleminin çözümünde kullanılmıştır. Yapay sinir ağları (YSA) insan beyninin yapısı ve işleme bilgileri simüle edilerek geliştirilen yöntemlerdir.

YSA karmaşık problemleri çözmek için kullanılmaktadır. Bu yapılar, doğrusal olmayan fonksiyonların modellenmesindeki yüksek kapasiteleri ve basit yapıları nedeniyle yaygın olarak kullanılmaktadır. Bir problemin çözümü olarak YSA uygulandığında ilk olarak ağ eğitilmektedir. Eğitim aşamasında belirli bir girdiye karşılık gelen çıktı parametreleri elde edilir. Çıkış ve hedef, istenen çıkış parametre değerlerine ulaşılana kadar karşılaştırılmakta ve bu şekilde ağın ağırlıklarının ayarı yapılmaktadır.

YSA'nın Mimari Yapısı: Bir YSA birbirine bağlı nöronlar veya düğümler olarak da bilinen bir dizi işlem elemanından oluşur. Her düğümün formun transfer işlevini gerçekleştirdiği yönlendirilmiş bir grafik olarak tanımlanabilir (Şekil 3.2.) (Yao, 1999).



Şekil 3.2. YSA'nın Mimarı Yapısı (Yao, 1999)

$$\mathbf{y_i = f_i\ \left(\sum_{j=1}^{n} w_{ij}x_j + Q_i\right)} \qquad (3.7)$$

Denklem (3.7)'de, y_i, i düğümünün çıktısıdır; x_j, düğüme j. giriştir ve w_{ij}, i ve j düğümleri arasındaki bağlantı ağırlığıdır. Q_i, düğümün eşiğidir (veya yanlılığı). Genellikle, f_i, bir ağırlık, sigmoid veya Gauss işlevi gibi doğrusal değildir. YSA'lar, bağlantılarına göre ileri ve tekrar eden sınıflara ayrılabilir. Bir ağ, ağdaki tüm düğümleri çok sayıda olan bir düğümden daha az sayıda bir düğüme bağlantı olmayacak şekilde numaralandıran bir yöntem varsa ileriye doğru beslenir. Tüm bağlantılar, küçük sayıları olan düğümlerden daha büyük sayıları olan düğümlere kadardır. Eğer böyle bir numaralandırma metodu yoksa bir YSA tekrar eder. Denklem (3.8) 'de, toplamadaki her bir terim yalnızca bir x_j girdisini içerir. Yüksek dereceli YSA'lar, daha fazla düğüm içeren, yani toplamın bazı terimlerinde birden fazla giriş bulunan düğümlerdir. Örneğin, ikinci dereceden bir düğüm tanımlanabilir;

$$y_i = f_i \left(\sum_{j,k=1}^{n} w_{ijk} x_j x_k + Q_i\right) \tag{3.8}$$

Tüm sembollerin denklem (3.8) 'de belirtilenlere benzer tanımları mevcuttur. Bir YSA'nın mimarisi, topolojik yapısı, yani ağdaki her bir düğümün genel bağlanabilirlik ve transfer fonksiyonu ile belirlenir.

YSA'larda öğrenme*:* YSA'da öğrenme genellikle örnekler kullanılarak gerçekleştirilir. Buna, YSA'larda "eğitim" de denir, çünkü öğrenme, YSA'lardaki bağlantı ağırlıklarını yinelemeli olarak ayarlar. Böylece eğitimli (veya öğrenilmiş) YSA'ların belirli görevleri yerine getirmesini sağlar. Ağı eğitmek, bir YSA'daki hücre elemanı bağlantılarının ağırlık değerlerini bulma işlemidir. Başlangıçta, bu değerler rastgele seçilir. Ancak bu ağırlık değerleri, nihai durumlarına ulaşana kadar çıkış değerlerine karşılık olarak tekrar tekrar değiştirilir. Eğitimli ağ, eğitim verileri tamamlandıktan sonra ağırlık değerlerinin son durumuna dayalı olarak herhangi bir veri setinin sonucunu tahmin edebilir. Ağ katsayılarının en iyi şekilde belirlenmesi ile ağın eğitimi tamamlanır (Yao, 1999).

YSA'larda öğrenme, kabaca denetlenen, denetlenmeyen ve güçlendirici öğrenmeye ayrılabilir. Denetimli öğrenme, bir YSA'nın gerçek çıktısı ile hedef çıktı olarak da bilinen istenen doğru çıktı arasındaki doğrudan karşılaştırmaya dayanır. Genellikle, gerçek çıktı ile istenen çıktı arasındaki tüm ortalama verilerde toplanan toplam kare hatası gibi bir hata fonksiyonunun en aza indirilmesi şeklinde formüle edilir. Geri yayılma (BP) (Yao, 1999) gibi gradyanlı iniş tabanlı bir optimizasyon algoritması daha sonra hatayı en aza indirmek için YSA'daki bağlantı ağırlıklarını tekrarlamak için kullanılabilir. Güçlendirme öğrenme ise, istenen çıktının bilinmediği özel bir denetimli öğrenme durumudur. Sadece gerçek çıktının doğru olup olmadığı bilgisine dayanır. Denetimsiz öğrenme, yalnızca girdi verileri arasındaki korelasyonlara dayanmaktadır. Öğrenme için "doğru çıktı" ile ilgili bilgi yoktur. Bir öğrenme algoritmasının özü, öğrenme kuralıdır, yani bağlantı ağırlıklarının nasıl değiştirildiğini belirleyen bir ağırlık güncelleme kuralıdır. Popüler öğrenme kurallarının örnekleri arasında delta kuralı, Levenberg Marquardt (LM) algoritması, ileri ve geri beslemeli ağlar ve rekabetçi öğrenme gibi kurallar bulunmaktadır (Hertz ve Krogh, 1991).

Newton algoritmasından türetilen LM algoritması, ileri beslemeli geri yayılımlı YSA algoritmaları arasında kullanılmaktadır (Hagan ve Menhaj, 1991). Levenberg Marquardt (LM) algoritması, bünyesinde az parametre ile hızlı yakınsaması ve sadece birinci dereceden kısmi türevlerle çalışması yönleriyle daha sık kullanılan bir algoritmadır (Denklem 3.9).

$$\Delta W(k) = -\left[J_k^T J + \lambda_k I \right]^{-1} J_k^T e_k \qquad (3.9)$$
$$W(k+1) = W(k) + \Delta W(k)$$

Denklem 3.9'a göre k; ağların her iterasyon sırasında güncellenmesidir. J: Jakobien matrisini, I: birim matrisi, λ ise Marquardt parametresidir. Marquardt

parametresi de ağırlık değerleri gibi iterasyonlar boyunca güncellenir (Hagan ve Menhaj, 1991).

Özet olarak; YSA'larda eğitim ağdaki sisteme bir girdi ve hedef bir çıktının birlikte verilerek sistemdeki ağırlık değerlerinin güncellenmesidir. YSA' nın ağırlıklarının güncellenmesi sadece eğitim verileriyle gerçekleşmektedir. Öğrenme algoritmalarının temel amacı, verilerin yerel minimum noktasına takılmalarına engel olup daha iyi olan global minimum noktasını bulmaktır.

3.2.6. Kültürel Algoritma

Evrimsel algoritmalar, biyolojik dünyada güçlü olan doğal seleksiyon ve hayatta kalma ilkelerinden ilham alan arama yöntemleridir. Evrimsel yöntemlerle ilgili sorunlardan biri, çocuk popülasyonların popülasyona dahil edilmesidir. Evrimsel yöntemlerde, oluşan popülasyon kötü şekilde devam ettiğinde, çözüm olarak o popülasyonu yok etmek ve yeni bir popülasyon başlatmaktır.

Kültürel algoritma (KA), Robert G. Reynolds (1994) tarafından geliştirilmiş ve evrimsel yöntemlerin bir alt sınıfı olarak sunulmuştur. Kültürel Algoritma (KA), doğada kültürel evrim sürecini gözlemleyerek önerilen bir optimizasyon yöntemidir. Bu algoritma, kültürel gelişmeleri modellemek için sosyoloji ve arkeolojide önerilen bazı teorilere dayanmaktadır. Doğal seleksiyon mekanizmasına odaklanan genetik kavramlar ve metaforlar, tamamlayıcı yönleri nedeniyle evrimsel algoritmalar sınıfında ele alınmaktadır. Bu algoritma, evrimsel süreç sırasında alan bilgisini çıkarır ve daha verimli bir arama için uygulanabilir bölgenin bir sınırını oluşturur.

Kültürel algoritmalar, kültürel evrimi modellemeye çalışan sosyoloji ve arkeolojiden kaynaklanan bazı teorilere dayanmaktadır. Bu tür teoriler, kültürel evrimin iki düzeyde işleyen bir kalıtım süreci olarak görülebileceğini göstermektedir: (1) mikro evrimsel düzey; bir yavrunun ebeveynlerinden miras aldığı genetik materyalden oluşan düzeydir. (2) makro evrimsel düzey; bireyler aracılığıyla edinilen bilgilerden oluşan nesillerdir. Bu bilgi bir kez kodlanıp

saklandıktan sonra, belirli bir popülasyona ait bireylerin davranışlarına rehberlik etmek için kullanılır (Renfrew 1994: Durham 1994).

Kültür, bir nüfus tarafından paylaşılan bir dizi ideolojik fenomen olarak görülebilir. Bu fenomenler aracılığıyla birey, deneyimlerini yorumlayabilir ve davranışına karar verebilir. Reynolds, kültürel algoritmalar önerisi aracılığıyla bu çift kalıtım fenomenini yakalamaya çalışır (Reynolds, 1994). Bu tür algoritmaların temel amacı, sistemin çok çeşitli problemlere daha iyi yanıt verebilmesi için evrimsel bir algoritmanın öğrenme veya yakınsama oranlarını artırmaktır (Franklin ve ark, 2000).

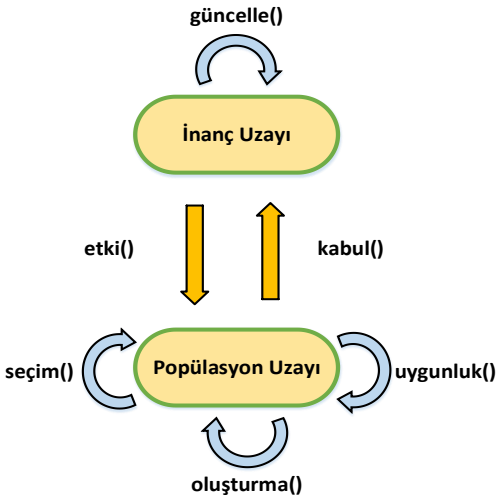
Kültürel algoritmanın temel prensibinde iki farklı alan vardır. Bunlar, inanç alanı ve popülasyon alanıdır. Popülasyon alanı, diğer yöntemlerde olduğu gibi bireylerin tutulduğu alandır. Bu algoritmada, çalışma sırasında toplanan bilgiler daha sonra kullanılmak üzere bir bilgi tabanında tutulur. Bu bilgi istenilen yönde ilerlemek için kullanılır. İnanç alanı, nesiller boyunca edinilen tüm bilgileri depolar ve günceller. Bu iki alan, bir iletişim protokolü aracılığıyla birbirleriyle etkileşime girer. Protokol iki iletişim kanalı tanımlar. Bunlar, kabul işlevi ve etki işlevidir.

KA'nın ana bölümlerinden biri, problem ortamındaki arayışları boyunca bireylerin deneyimleri hakkında farklı türde bilgileri toplamaya yardımcı olan kültürel bilgi kaynaklarıdır. Bu bilgi kaynakları, normatif, durumsal, topografik, tarihsel ve etki alanı olmak üzere beş türe ayrılabilir (Ravichandran, 2019; Yang ve ark, 2017).

- Normatif bilgi: İyi bir çözüm bulmak için seçilen adayların belirtilen aralığa atanması.
- Durum bilgisi: Bireyin örneklere doğru ilerlemesini sağlayan bir örnekler topluluğu.
- Topografik bilgi: Arama alanındaki en iyi bölge için uzaysal desenler kullanılır.

- Tarihsel bilgi: Çevresel değişimler hakkında bir dizi bilgiyi tutan bir yöntemdir.
- Alan bilgisi: Evrim araştırmaya rehberlik etmeye başladığından beri problem alanı hakkındaki bilgileri kullanır.

Diğer optimizasyon yöntemlerinde olduğu gibi bu algoritmada da önce popülasyon uzayı oluşturulur. Popülasyon uzayındaki bireyler, uygunluk fonksiyonu ile uygunluk değerleri hesaplanarak değerlendirilir. Daha sonra kabul fonksiyonu ile popülasyon uzayındaki hangi bireylerin inanç uzayını etkileyeceğine karar verilir. Seçilen bireyler güncelle fonksiyonu ile inanç uzayını etkiler. Daha sonra, inanç alanındaki bilgi, etki işlevi aracılığıyla gelecek neslin bireylerinin seçimini etkiler. Şekil 3.3'de görüldüğü gibi, popülasyon ve inanç alanı, birbirleri arasındaki geri bildirime dayalı olarak her adımda güncellenmektedir. Bu şekilde ikili kalıtım fikri desteklenmektedir. Bu işlemler sonlandırma koşulu sağlanana kadar devam eder (Franklin ve ark, 2000).



Şekil 3.3. Kültürel algoritmasının genel yapısı (Franklin ve ark, 2000).

Kültürel algoritmanın birçok adımı, geleneksel evrimsel algoritmanın adımlarına benzemetedir. En önemli farkı, bir inanç alanı kullanılmasıdır. Algoritmanın çalışma adımları sırasıyla verilmiştir;

1. Adım:

Popülasyonu başlat. Popülasyondaki bireylerin konum bilgileri, alt ve üst değerler içinde rastgele başlatılır.

2. Adım:

Değerlendirme. Popülasyondaki her parçacık uygunluk fonksiyonlarını değerlendirir. Uygunluk fonksiyonu, her problemdeki optimizasyon kriterlerine uyacak şekilde ayarlanır. O bireyin uygunluk değeri, o bireyin problem üzerindeki başarısını gösterir.

3. Adım:

İnanç alanını başlat. Bu adımda probleme uygun olarak inanç uzay yapısına karar verilir. Bu çalışmada inanç uzayı normatif ve durumsal bileşenlerden oluşmaktadır.

4. Adım:

Yeni popülasyonun oluşumu. etki() işlevi bu adım için kritik öneme sahiptir. Bu fonksiyon, inanç uzayındaki bilgilerle popülasyon uzayındaki bireyleri etkilemede önemli bir rol oynamaktadır.

5. Adım:

İnanç alanının güncellenmesi. Bu adımda, kabul() fonksiyonu ile kabul edilen bireyler tarafından inanç uzayı güncellenir. Bu adımda kullanılan bilgi kaynağı türleri önemlidir. Güncelleme süreci bilgi kaynaklarına göre değişiklik göstermektedir.

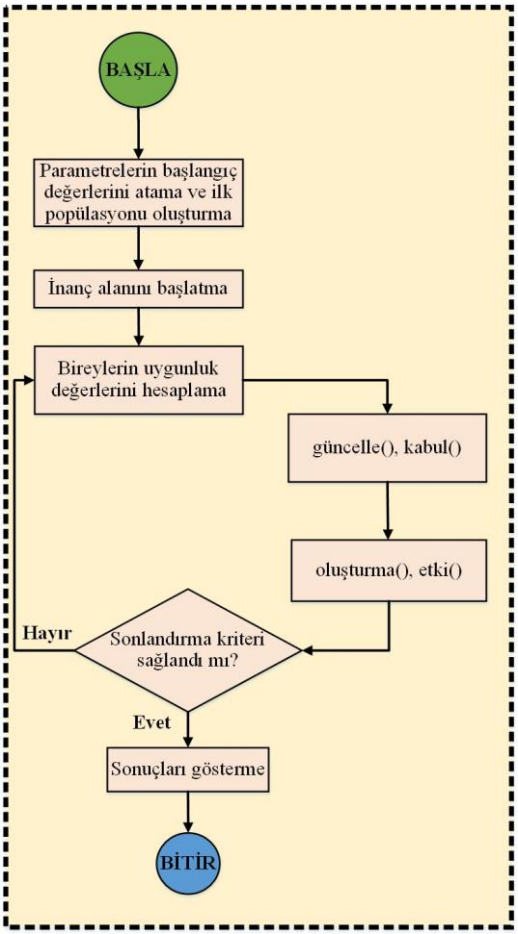
6. Adım:

Sonlandırma kriterleri. Sonlandırma kriteri, optimizasyon algoritmalarının yürütülmesini sonlandırmak için kullanılır. Algoritmaya ait sözde kod Şekil 3.4'te gösterilmiştir.

```
BAŞLAMA
t=0;
Başlangıç popülasyonunu oluştur
İnanç_uzayı(t) oluştur
Popülasyon_uzayı(t) oluştur
TEKRAR ET
        Popülasyon uzayında uygunluk() fonksiyonu çalıştırma
        İnanç uzayını kabul() fonksiyonu ile güncelleme
        Popülasyon uzayına etki() fonksiyonunu uygulama
        t=t+1
        Popülasyon_uzayı(t-1) den Popülasyon_uzayı(t) elde etme
TEKRAR SON (Sonlandırma kriteri sağlandı mı?)
BİTİŞ
```

Şekil 3.4. Kültürel algoritmasının sözde kodu (Reynold, 1999)

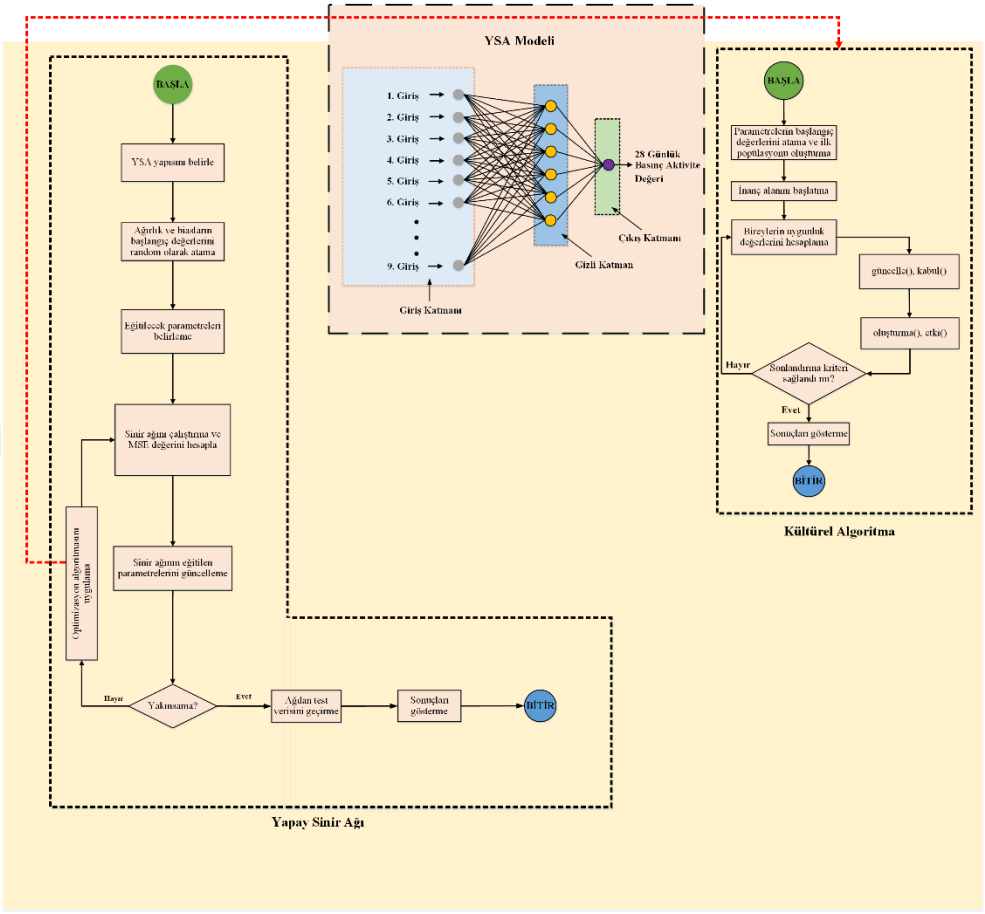
Kültürel algoritma, iterasyonlar sırasında toplanan bilgileri depolama ve daha sonra kullanma özelliği nedeniyle diğer evrimsel algoritmalardan daha hızlı yakınsama sağlamaktadır. Kültürel algoritmanın akış diyagramı Şekil 3.5 'te gösterildiği gibidir.



Şekil 3.5. Kültürel algoritmaya ait akış diyagramı (Reynold, 1999)

3.2.7. Önerilen YSA-Kültürel Algoritma Hibrit Yöntemi

Önerilen hibrit modelde kültürel algoritma, yapay sinir ağının ağırlık ve bias değerlerini eğitmek için kullanılmıştır. Tahmin sürecini oluşturmak için ileri beslemeli bir sinir ağı kullanılmıştır. Kullanılan ağ yapısı girdi katmanı, gizli katman ve çıktı katmanı olmak üzere üç katmandan oluşmaktadır. Önerilen hibrit modelde kültürel algoritma, yapay sinir ağının ağırlık ve bias değerlerini eğitmek için kullanılmıştır. Kullanılan tahmin yöntemlerinin ayrıntılı diyagramı Şekil 3.6'da gösterildiği gibidir.



Şekil 3.6. Uygulanan YSA ve YSA-KA yöntemlerinin yapısı

Çalışmada inanç uzayı Durumsal Bilgi ve Normatif Bilgi olarak iki bölümden oluşmaktadır. Bu durumda inanç uzayı (Denklem 3.10)'daki gibi gösterilebilir (Ravichandran, 2019):

$$B(t) = [N(t), S(t)] \tag{3.10}$$

Denklem (3.9)'da B(t), t iterasyonundaki inanç uzayını belirtmektedir. N(t) normatif bilgiyi, S(t) ise durumsal bilgiyi göstermektedir. Bu bileşenlerin her biri

aynı anda güncellenmekte ve böylece gelecek nesildeki her bir bireyi etkilemektedir.

Kabul fonksiyonu, inanç alanında bilginin oluşumuna katkı sağlayacak bireyleri seçer. Uygunluk değerlerine dayalı olacak şekilde, bireylerin en iyi %35'i inanç alanınının sınırlarını ayarlamak için kabul edilir (Ravichandran, 2019; Yang ve ark, 2017).

İnanç alanının bilgi bileşenleri, seçilen bireyler tarafından bilgi türlerine göre ayarlanır:

Durumsal bilgi türünün belirgin özelliği, durumsal bileşenin belirlenmesidir. Durumsal Bilgi, evrimin belirli bir zamanında bulunan en iyi bireyleri (en iyi çözüm) temsil eder. Her birey kendi parametreleri ve uygunluk değeri ile saklanır. Durum Bilgisi, popülasyonun en iyi bireyi bulunduğunda güncellenir. $X_{en\ iyi}$ (t), en iyi uygunluk değerine sahip olan birey olarak kabul edelirerek durumsal bileşen (Denklem 3.11)'e göre güncellenmektedir:

$$S(t+1) = \begin{cases} x_{en\ iyi}(t) & \text{eğer } x_{en\ iyi\ (t)} > S(t) \text{ ise} \\ S(t) & \text{değilse} \end{cases} \quad (3.11)$$

Normatif Bilgi, en iyi çözümleri yapan özellikler tarafından verilen değer aralığını karakterize eden bir dizi aralığı temsil eder. Normatif Bilgi aralığının ayarlanması en iyi kişiye göre değişir. Yani, birey kabul işlevi tarafından kabul edildiyse ve aralığı inanç alanında depolanan aralıktan daha azsa, aralık ayarlanır ve bunun tersi de geçerlidir. Bu bilgi tipi, değişkenlerin değişim aralığı bilgilerinden oluşur. Normatif bilgi, 4 bilgi yapısından oluşur: $N = [\ l_J, u_j, L_j, U_j\ ]$.

Burada, $I_j = [l_j,u_j] = \{x \mid l_j \leq x \leq u_j, x \in R\}$ inanç uzayı olmak üzere; l_j inanç uzayı için alt sınır ve u_j inanç uzayı için üst sınırdır. L_j, j parametresinin uygunluk değeri için alt sınırını ifade eder. U_j, j parametresinin uygunluk değeri için üst sınırını ifade eder.

$$L_j \rightarrow \min\left(f(x)\right) \qquad j = 1,2,..n \tag{3.12}$$

$$U_j = \max\left(f(x)\right) \qquad j=1,2\ldots n$$

Bu durumda normatif bilgiye dayalı şekilde inanç uzayının güncellemesi Denklem (3.13)'deki gibidir (Yang ve ark, 2017) :

$$\begin{aligned}
l_k(t+1) &= \begin{cases} l_{k,j} & l_{k,j} \le l_k(t) \quad \text{ya da} \quad f_k(x_{k,j}) < l_k(t) \\ l_k(t) & \text{diğer} \end{cases} \\
L_k(t+1) &= \begin{cases} f_k(x_{k,j}) & x_{k,j} \le l_{k,j}(t) \text{ ya da } f_k(x_{k,j}) < L_k(t) \\ L_k(t) & \text{diğer} \end{cases} \\
u_k(t+1) &= \begin{cases} x_{k,j} & x_{k,j} \ge u_k(t) \quad \text{ya da } f_k(x_{k,j}) > U_k(t) \\ u_k(t) & \text{diğer} \end{cases} \\
U_k(t+1) &= \begin{cases} f_k(x_{k,j}) & x_{k,j} \ge u_k(t) \text{ ya da } f_k(x_{k,j}) < U_k(t) \\ U_k(t) & \text{diğer} \end{cases}
\end{aligned} \tag{3.13}$$

Popülasyon uzayındaki bireylerin konumları, etki fonksiyonu (Denklem 3.14) ve (Denklem 3.15) ile güncellenir.

$$x_{k,j}(t+1) = \begin{cases} x_{k,j}(t) + \left|\sigma_j \times N(0,1)\right|; & x_{k,j}(t) < s_k(t) \\ x_{k,j}(t) - \left|\sigma_j \times N(0,1)\right|; & x_{k,j}(t) > s_k(t) \\ x_{k,j}(t) + \sigma_j \times N(0,1) & \text{değilse} \end{cases} \tag{3.14}$$

ve

$$\sigma_j = \beta \times \text{boyut}(I_k) \tag{3.15}$$

Burada N(0,1) değişkeni [0,1] aralığında üretilen random bir değişkendir ve β kullanıcı tarafından belirlenen bir parametredir.

Bu algoritmada problemlerin çözümü, bilginin genelleştirildiği ve depolandığı inanç uzayının kabulüne katkıda bulunmak üzere seçilen başarılı bireylerin deneyimlerinden üretilir. Başlangıç popülasyonunda, bireyler uygunluk fonksiyonu (MSE) ile değerlendirilir. Daha sonra, fonksiyonun performansına

ilişkin bilgiler, gelecek nesiller için genellemelerin üretilmesinde kullanılır. Seçilen bireylerin deneyimleri, mevcut inanç alanı bilgilerinin güncellenmesinde kullanılmaktadır.

3.2.8. Hibritlenmiş Yapay Sinir Ağı ve Kültürel Algoritmanın Probleme Uygulanması

Önerilen hibrit model, YSA modeli ile başlamaktadır. YSA yapısı, bir dizi birbirine bağlı nöron kullanarak girdileri çıktılara eşleyen bir hesaplama paradigmasıdır. Bu çalışmada YSA yapısı, çimento verilerinden toplanan gerçek veri seti kullanılarak eğitilmiştir. YSA'nın girdileri MgO, Al_2O_3, SiO_2, SO_3, CaO, Fe_2O_3, TiO_2, Blaine ve K.K verileridir. Çıktı ise 28 Günlük basınç aktivite değeridir. Çalışmada tüm veri seti eğitim seti %80 ve test seti %20 olarak iki bölüme ayrılmıştır.

YSA yapısı ilk olarak eğitilmekte daha sonra test aşamasına geçilmektedir. YSA yapısına ait ağırlık ve bias değerlerinin optimum şekilde ayarlanması işlemi, ağın eğitimi sırasında sağlanmaktadır. Popülasyon tabanlı optimizasyon yöntemi olan KA tam bu aşamada devreye girmektedir. İlk olarak arama uzayında rastgele dağıtılmış bireyler popülasyon ile çalışmaya başlamaktadır. Kültürel algoritmada parametrelerin ayarlanması, programı geliştiren araştırmacı tarafından deneme yanılma yoluyla ayarlanmaktadır. Bu çalışmada da çeşitli denemeler sonucunda popülasyondaki birey sayısına 50 olarak karar verilmiştir. Arama uzayındaki her bir birey için uygunluk değeri (Denklem 3.16) hesaplanmaktadır. Uygunluk değeri ise YSA'dan çıkan sonuçlar ile gerçek sonuçların arasındaki hata değeri kullanılarak hesaplanan MSE'dir. Popülasyon uzayındaki uygunluk değerleri hesaplanan en iyi bireyler, kabul fonksiyonu ile inanç uzayına gönderilmektedir. Bu çalışmada, popülasyondaki kabul fonksiyonu popülasyonun %35 olarak uygulanarak en iyi 18 birey inanç uzayını etkilemiştir. İnanç uzayı, güncelle fonksiyonu ile güncellenerek sınırlar tekrardan oluşturulmaktadır. Bir sonraki aşamada ise kullanılacak bilgi türüne göre etki fonksiyonu devreye girmektedir.

Etki fonksiyonu ile popülasyon uzayına tekrar geri dönülmekte ve gerekli adımlar yapılmaktadır. Bu adımlar, sonlandırma kriterine ulaşılana kadar devam eder ve eğitim aşaması bu şekilde tamamlanır. Test aşamasında ise en iyi parçacıktan elde edilen optimum değerler kullanılarak YSA oluşturulur ve ağa test verileri verilerek tahmin işlemi yapılır.

Bahsi geçen uygunluk fonksiyonu (MSE) Denklem 3.16.'daki gibi hesaplanmaktadır.

$$\mathrm{MSE} = \frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n} e_j^2 \tag{3.16}$$

Burada e, istenen değer ile yapay sinir ağının çıktısından elde edilen değer arasındaki farktır.

Çalışmada kullanılan yapay sinir ağı, altı nöronlu bir gizli katmana ve bir çıktı katmanına sahip olacak şekilde seçilmiştir. Ağın eğitimi aşamasında eğitimi sağlanan parametreler şu şekildedir:

- Girdi-gizli katman arasında 54 ağırlık
- Gizli katmandaki nöronlar için 6 bias değeri
- Gizli-çıkış katmanı arasında 6 ağırlık
- Çıkış katmanındaki nöron için 1 bias değeri

Böylece KA optimizasyon yönteminin kullanımı sırasında toplam 67 sinir ağı parametresi eğitilmiştir. Ağ yapısı, ÖYFC' nin 28 günlük basınç dayanımı tahmini için tasarlanmıştır. Ağın eğitimi, eğitim süresi boyunca 1000 adımda devam etmektedir. Eğitimin tamamlanmasının ardından test aşamasına geçilmiştir. Son olarak ise hata performans değerleri kıyaslanmıştır.

Geliştirilen tahmin modellerinin performans sonuçlarını karşılaştırmak için Kök Ortalama Kare Hata (RMSE), Ortalama Mutlak Yüzde Hata (MAPE),

Ortalama Mutlak Hata (MAE) ve Theil eşitsizlik katsayısı (TIC) performans kriterleri kullanılmıştır. Bu performans kriterleri Denklem (3.17)-(3.20)'daki gibi hesaplanmaktadır:

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|X_t - X_g| \tag{3.17}$$

$$\mathrm{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(X_t - X_g)^2} \tag{3.18}$$

$$\mathrm{MAPE} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{X_t - X_g}{X_g}\right| \tag{3.19}$$

$$\mathrm{TIC} = \frac{\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{n=1}^{n}(X_t - X_g)^2}}{\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{n=1}^{n}(X_t)^2} + \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{n=1}^{n}(X_g)^2}} \tag{3.20}$$

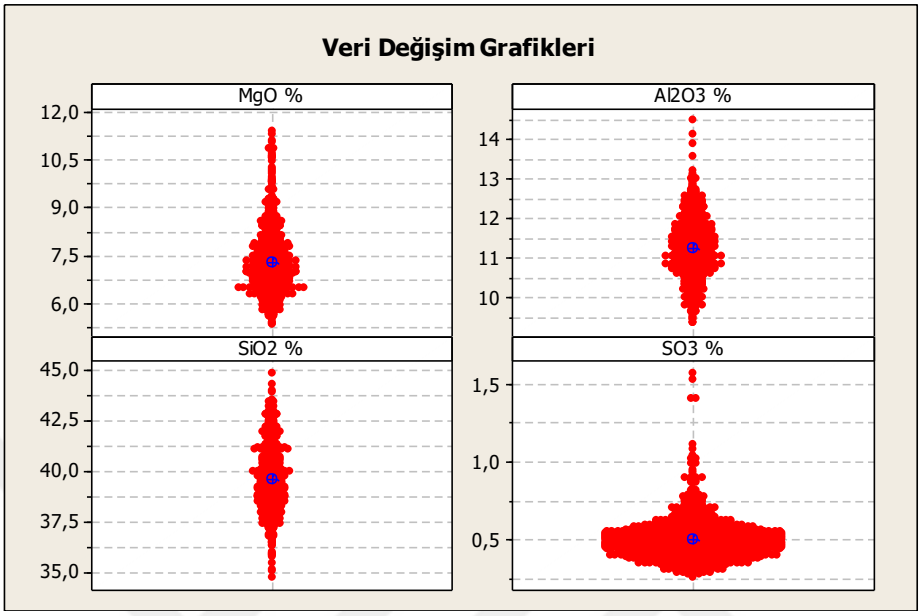
Burada *n*, kullanılan veri kümesindeki veri sayısıdır. X_t tahmin edilen değer ve X_g gerçek değerdir.

4. BULGULAR

Çalışmanın bu aşamasında ÖYFC parametrelerine ait veri analizleri, parametrelerin birbiri ile olan etkileşimleri ve 28 günlük basınç aktivite değeri üzerindeki etkileri incelenmiştir.

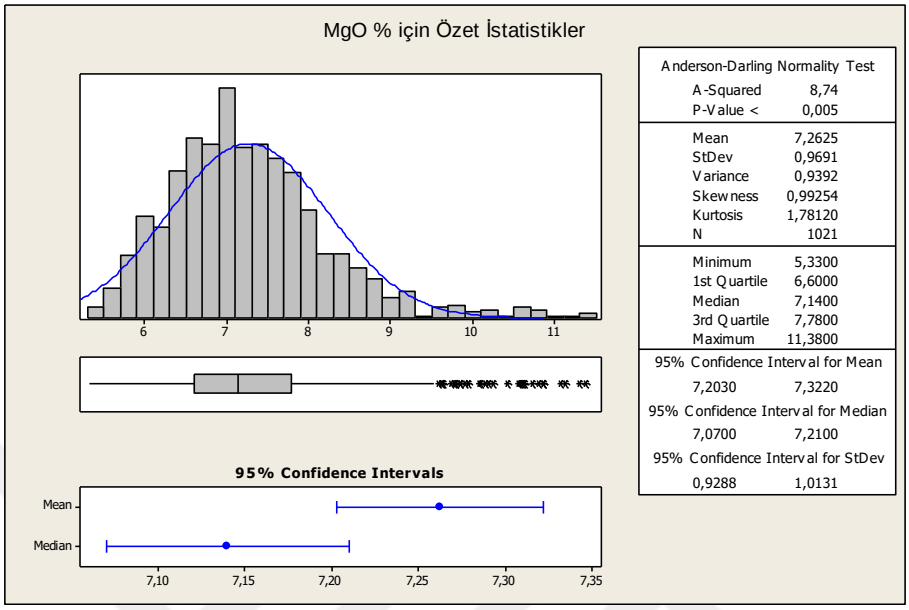
4.1. ÖYFC Veri Analizi Bulguları

ÖYFC'yi etkileyen bileşenler; MgO, Al_2O_3, SiO_2, SO_3, CaO, Fe_2O_3, TiO_2, Blaine, K.K ve 28 Günlük basınç aktivite değeri olarak tespit edilmiştir. ÖYFC 'nin istatistiksel analizleri için 1021 veri kullanılmıştır ve MgO, Al_2O_3, SiO_2, SO_3 bileşenleri için saçılım grafikleri Şekil 4.1'deki gibi elde edilmiştir. Verilerin analizlerine bakıldığında, MgO bileşeninin 5,33 ile 11,38 arasında değiştiği görülmektedir. Aynı zamanda MgO bileşeni 6,0 ile 7,5 arasında yoğunlaşmaktadır. Ortalama ve medyan değerlerinin örtüştüğü ve MgO için alınan verilerin, yeterince simetrik olarak elde edildiği görülmektedir. Bu sebeplerden dolayı, alınan verilerin analiz sonuçları proses şartlarını sağlamaktadır. Al_2O_3 bileşeni için veriler 9,32 ile 14,47 arasında değiştiği görülmektedir. Veriler, 11,00 civarlarında yoğunlaşmıştır. Al_2O_3 bileşeni için ortalama ve medyan değerleri örtüşmekte ve verilerin yeterince simetrik olduğu görülmektedir. SiO_2 bileşeni için veriler 34,76 ile 44,83 değerleri arasında değişirken, veriler 38,00 ile 41,00 civarında yoğunlaşmıştır. SiO2 bileşeni için verilerin ortalama ve medyanı birbiri ile örtüştüğünden dolayı simetrik bir veri dağılımı elde edildiği görülmektedir. SO_3 bileşeni için ise verilerin 0,26 ile 1,57 arasında değiştiği görülmektedir. Verilerin, 0,50 civarlarında yoğunlaştığı gözlenirken, SO_3 bileşeninde ortalama ve medyanın örtüştüğünden dolayı verilerin yeterince simetrik dağıldığı söylenebilmektedir. Bu sebeplerden dolayı, alınan verilerin analiz sonuçları proses şartlarını sağlamaktadır.



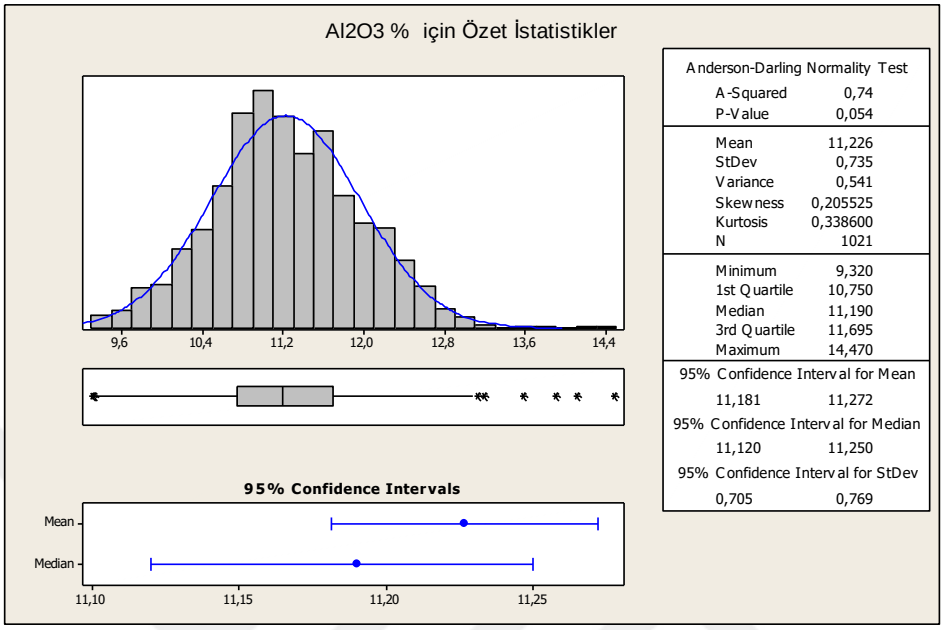
Şekil 4.1. MgO,SiO_2,Al_2O_3, SO_3 Bileşenlerin Ait Veri Değişimleri

Şekil 4.2'de, 1021 adet veri ile oluşturulan MgO için özet istatistiklere bakıldığında, ortalama ve medyanın analiz sonuçlarını doğruladığı görülmektedir. MgO bileşeninin ortalama değeri 7,26 iken medyan değeri 7,14 olarak tespit edilmiştir. Bu değerlere bakıldığında ortalama ve medyan arasındaki farkın yakın olmadığı söylenebilir. Bu sebeple verilerin dağılımı yeterince simetriktir denilebilir. Standart sapma 0,96 olduğu için veriler ortalama değerden çok fazla sapmamıştır ve tüm verilerin prosesi yansıttığını göstermektedir. Verilerin %95'lik güven aralığına bakıldığında ortalama 7,20 ile 7,32 arasında yoğunlaşmıştır. Verilerin tanım aralığı 5,33 ile11,38 arasında değişmektedir.



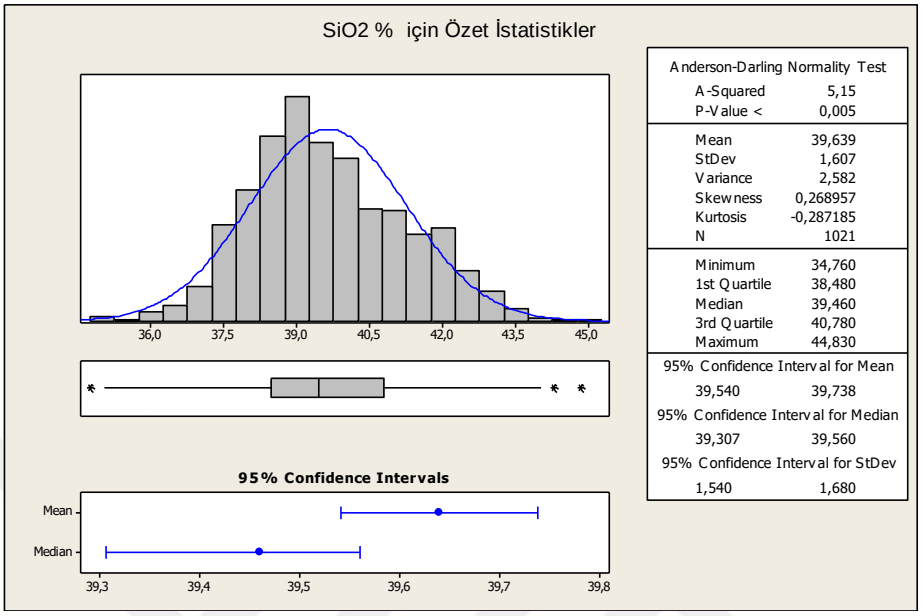
Şekil 4.2. MgO % için Özet İstatistikler

Şekil 4.3'de, 1021 adet veri ile oluşturulan Al_2O_3 için özet istatistiklere bakıldığında, ortalama ve medyanın analiz sonuçlarını doğruladığı görülmektedir. Al_2O_3 bileşeninin ortalama değeri 11,23 iken medyan değeri 11,19 olarak tespit edilmiştir. Ortalama ve medyanın arasında büyük bir fark olmaması verilerin genel olarak çok büyük değişkenliğe sahip olmadığını ve simetrik dağıldığını göstermektedir. Standart sapma 0,73 olduğu için veriler ortalama değerden çok fazla sapmamıştır böylelikle, verilerin prosesi yansıttığını göstermektedir. Verilerin %95'lik güven aralığına bakıldığında ortalama 11,18 ile 11,27 arasında yoğunlaşmıştır. Verilerin tanım aralığı 9,32 ile 14,47 arasında değişmektedir.



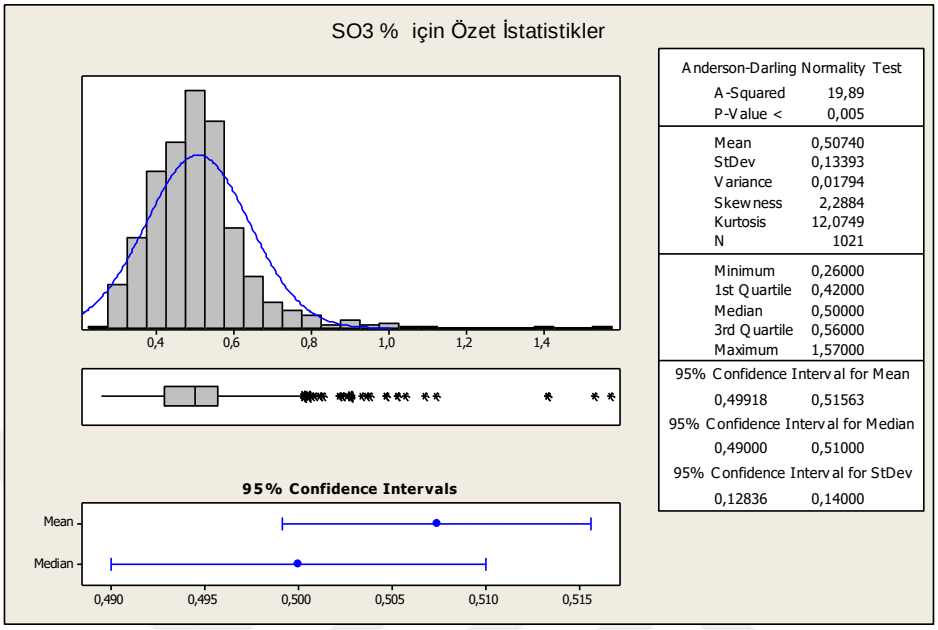
Şekil 4.3. Al_2O_3 % için Özet İstatistikler,

Şekil 4.4'de, 1021 adet veri ile oluşturulan SiO_2 için özet istatistiklere bakıldığında; ortalama ve medyanın analiz sonuçlarını doğruladığı görülmektedir. SiO_2 bileşeninin ortalama değeri 39,63 iken medyan değeri 39,46 olarak tespit edilmiştir. Bu değerlere bakıldığında ortalama ve medyanın örtüştüğü ve verilerin simetrik dağıldığı görülmektedir. Standart sapmanın 1,604 olarak bulunmuştur. Bu da verilerin planlanan aralıkta dağıldığını göstermektedir. Verilerin tanım aralığı 34,76 ile 44,83 arasında değişmektedir. Verilerin %95'lik güven aralığına bakıldığında ortalama 39,54 ile 39,73 arasında yoğunlaşmıştır.



Şekil 4.4. SiO_2 % için Özet İstatistikler

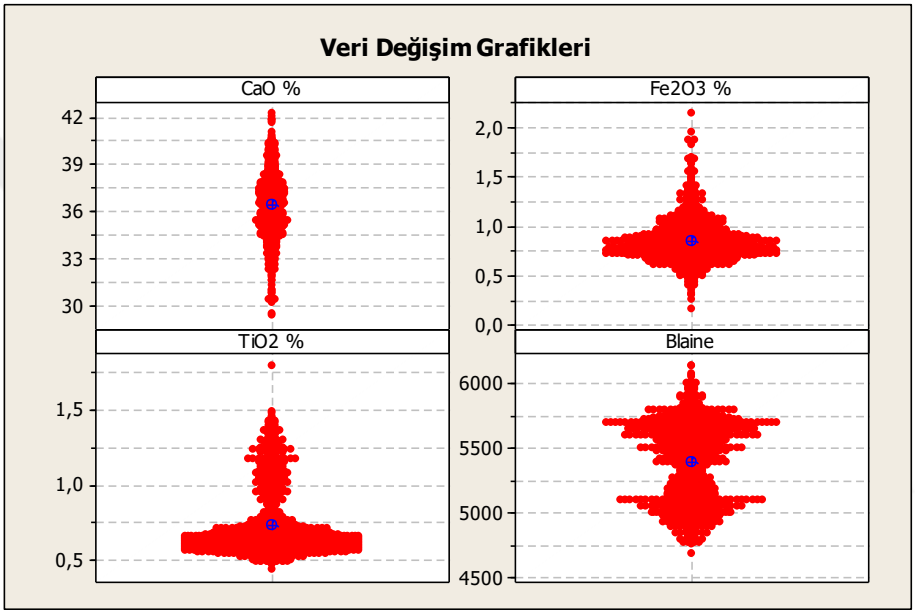
Şekil 4.5'de, 1021 adet veri ile oluşturulan SO_3 için özet istatistiklere bakıldığında, ortalama ve medyanın analiz sonuçlarını doğruladığı görülmektedir. SO_3 bileşeninin ortalama değeri 0,507 iken medyan değeri 0,500 olarak tespit edilmiştir. Ortalama ve medyanın arasında büyük bir fark olmaması verilerin genel olarak çok büyük değişkenliğe sahip olmadığını ve simetrik dağıldığını göstermektedir. Standart sapma 0,13 olduğu için veriler ortalama değerden çok fazla sapmamıştır ve bu da verilerin planlanan aralıkta dağıldığını göstermektedir. Verilerin tanım aralığı 0,26 ile 1,57 arasında değişmektedir. Verilerin %95'lik güven aralığına bakıldığında ortalama 0,49 ile 0,51 arasında yoğunlaşmıştır.



Şekil 4.5. SO_3 % için Özet İstatistikler

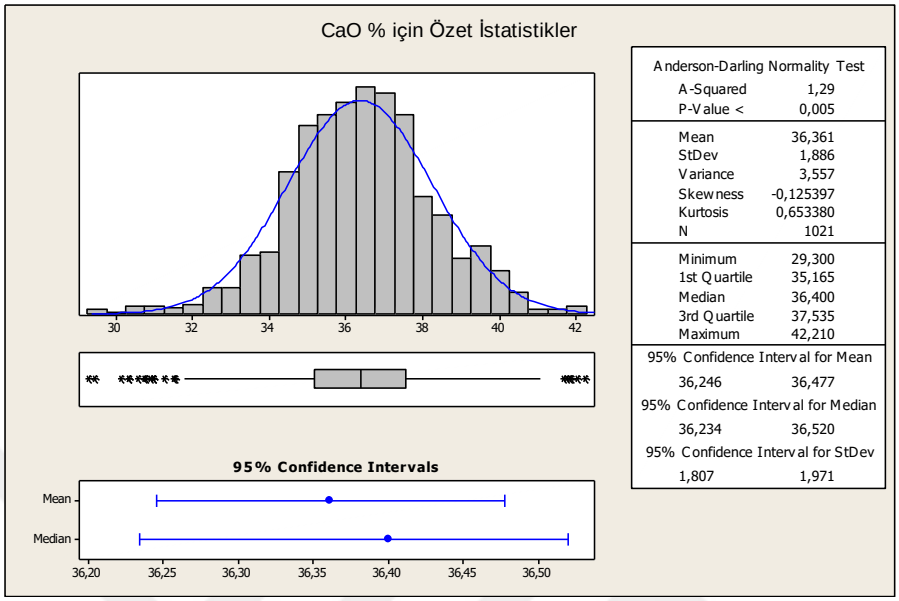
ÖYFC'yi etkileyen bileşenler; MgO, Al_2O_3, SiO_2, SO_3, CaO, Fe_2O_3, TiO_2, Blaine, K.K ve 28 Günlük basınç aktivite değeri olarak tespit edilmiştir. ÖYFC 'nin istatistiksel analizleri için 1021 veri kullanılmıştır ve CaO, Fe_2O_3, TiO_2, Blaine bileşenleri için saçılım grafikleri Şekil 4.6.'daki gibi elde edilmiştir. CaO bileşeninin 29,30 ile 42,21 arasında değiştiği görülmektedir. Aynı zamanda CaO bileşeni belirli bir aralıkta tam bir yoğunlaşma göstermemektedir. Ortalama ve medyan değerlerinin hemen hemen örtüştüğü ve CaO için alınan verilerin, yeterince simetrik olarak elde edildiği görülmektedir. Bu sebeplerden dolayı, alınan verilerin analiz sonuçları proses şartlarını sağlamaktadır. Fe_2O_3 bileşeni için veriler 0,15 ile 2,14 aralığında olup, 0,60 civarlarında yoğunlaşmaktadır. Fe_2O_3 bileşeni için ortalama ve medyan değerleri örtüşmekte ve verilerin yeterince simetrik olduğu görülmektedir. TiO_2 için verileri veriler 0,44 ile 1,79 değerleri arasında olup, 0,65 civarında yoğunlaşmaktadır. TiO_2 için verilerin ortalama ve medyanı birbiri ile yeterince örtüştüğünden dolayı simetrik bir veri dağılımı elde edildiği

görülmektedir. Bu sebeplerden dolayı, alınan verilerin analiz sonuçları proses şartlarını sağlamaktadır. Blain için ise verilerin 4690 ile 6140 civarlarında seyrettiği gözlenirken, 5700 civarında yoğunlaşmaktadır. Blain için ortalama ve medyanın örtüşmesinden dolayı verilerin, yeterince simetrik dağıldığı söylenebilmektedir.



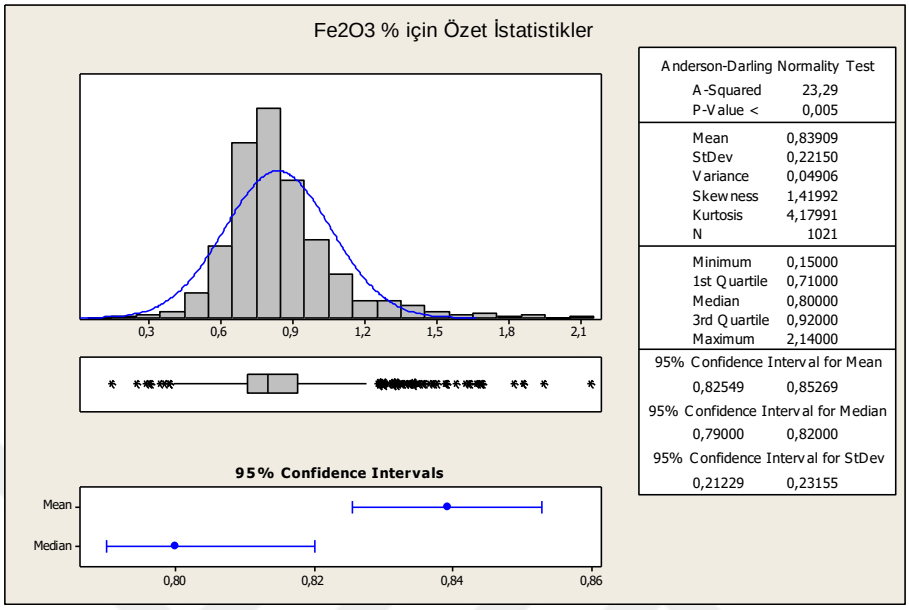
Şekil 4.6. CaO,Fe_2O_3,TiO_2, Blaine Bileşenlerin Ait Veri Değişimleri

Şekil 4.7'de, 1021 adet veri ile oluşturulan CaO için özet istatistiklere bakıldığında, ortalama ve medyanın analiz sonuçlarını doğruladığı görülmektedir. CaO bileşeninin ortalama değeri 36,36 iken medyan değeri 36,40 olarak tespit edilmiştir. Ortalama ve medyanın arasında büyük bir fark olmaması verilerin genel olarak çok büyük değişkenliğe sahip olmadığını ve simetrik dağıldığını göstermektedir. Standart sapma 1,88 olduğu için veriler ortalama değerden çok fazla sapmamıştır ve verilerin planlanan aralıkta dağıldığını göstermektedir. Verilerin tanım aralığı 29,30 ile 42,21 arasında değişmektedir. Verilerin %95'lik güven aralığına bakıldığında ortalama 36,24 ile 36,47 arasında yoğunlaşmıştır.



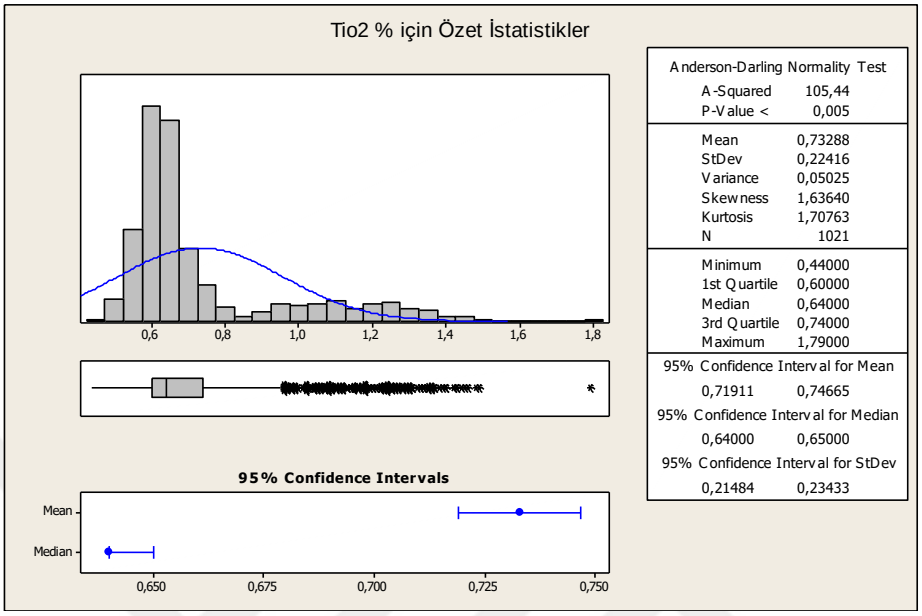
Şekil 4.7. CaO % için Özet İstatistikler

Şekil 4.8'de, 1021 adet veri ile oluşturulan Fe_2O_3 için özet istatistiklere bakıldığında, ortalama ve medyanın analiz sonuçlarını doğruladığı görülmektedir. Fe_2O_3 ortalama değeri 0,83 iken medyan değeri 0,80 olarak tespit edilmiştir. Ortalama ve medyanın arasında büyük bir fark olmaması verilerin genel olarak çok büyük değişkenliğe sahip olmadığını ve simetrik dağıldığını göstermektedir. Standart sapma 0,22 olduğu için veriler ortalama değerden çok fazla sapmamıştır ve bu da verilerin planlanan aralıkta dağıldığını göstermektedir. Verilerin tanım aralığı 0,15 ile 2,14 arasında değişmektedir. Verilerin %95'lik güven aralığına bakıldığında ortalama 0,82 ile 0,85 arasında yoğunlaşmıştır



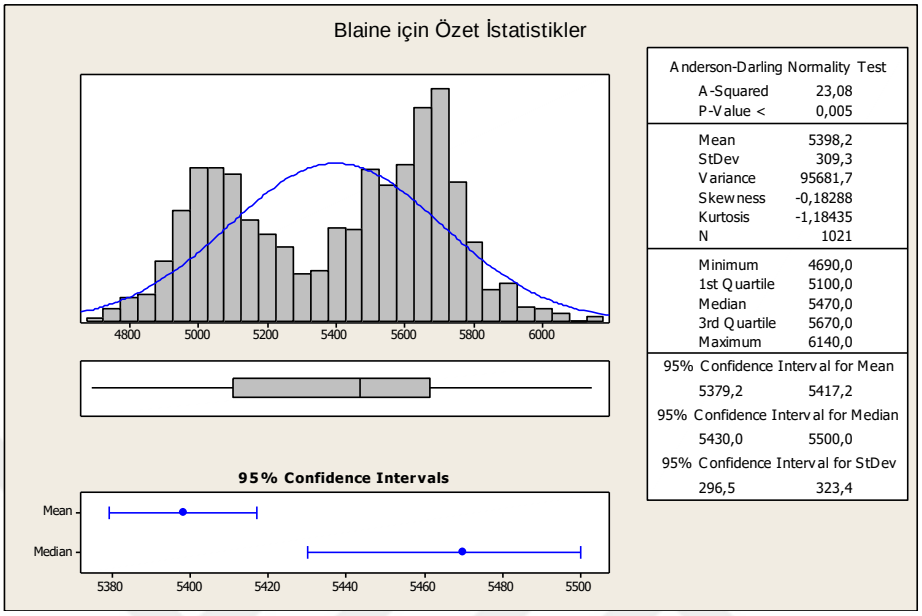
Şekil 4.8. Fe_2O_3 % için Özet İstatistikler

Şekil 4.9'da, 1021 adet veri ile oluşturulan TiO_2 için özet istatistiklere bakıldığında, ortalama ve medyanın analiz sonuçlarını doğruladığı görülmektedir. TiO_2 ortalama değeri 0,732 iken medyan değeri 0,640 olarak tespit edilmiştir. Ortalama ve medyanın arasında büyük bir fark olmaması verilerin genel olarak çok büyük değişkenliğe sahip olmadığını ve simetrik dağıldığını göstermektedir. Standart sapma 0,22 olduğu için veriler ortalama değerden çok fazla sapmamıştır ve bu da verilerin simetrik yayıldığını göstermektedir. Verilerin tanım aralığı 0,44 ile 1,79 arasında değişmektedir. Verilerin %95'lik güven aralığına bakıldığında ortalama 0,64 ile 0,65 arasında yoğunlaşmıştır.



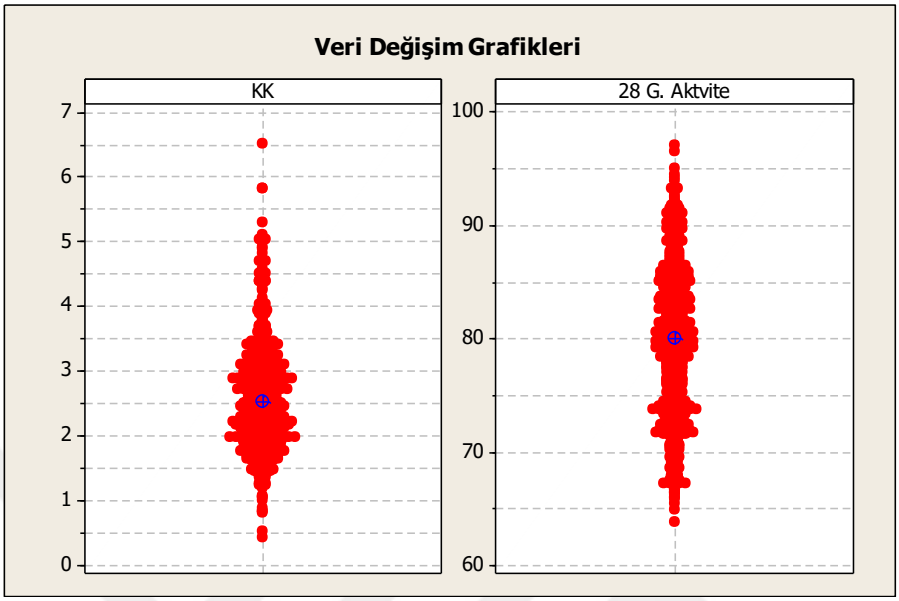
Şekil 4.9. TiO_2 % için Özet İstatistikler

Şekil 4.10'de, 1021 adet veri ile oluşturulan Blaine için özet istatistiklere bakıldığında, ortalama ve medyanın analiz sonuçlarını doğruladığı görülmektedir. Blainin ortalama değeri 5398 iken medyan değeri 5470 olarak tespit edilmiştir. Bu değerlere bakıldığında ortalama ve medyanın hemen hemen örtüştüğü görülmektedir. Standart sapma 309 olarak tespit edilmiştir. Verilerin tanım aralığı 4690 ile 6140 arasında değişmektedir. Verilerin %95'lik güven aralığına bakıldığında ortalama 5481 ile 5518 arasında yoğunlaşmıştır.



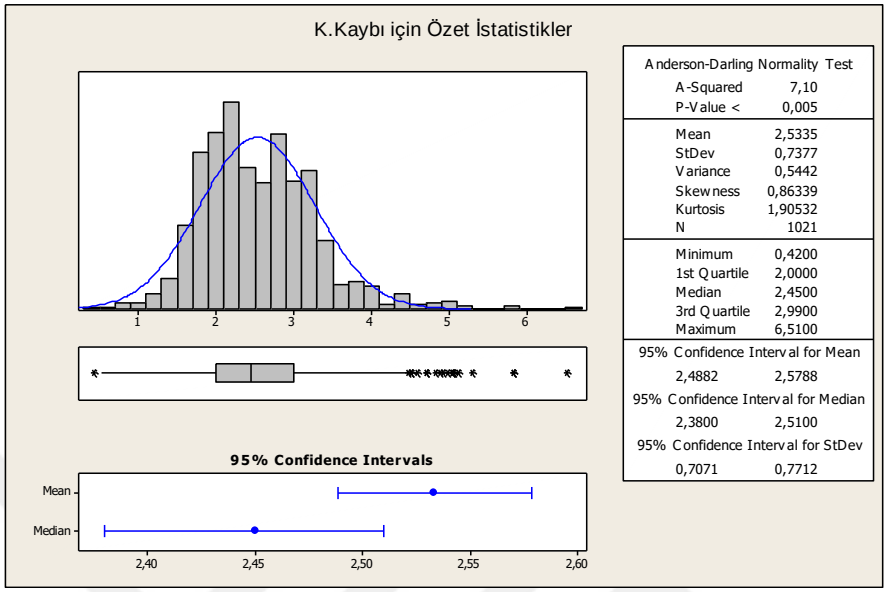
Şekil 4.10. Blaine için Özet İstatistikler

K.K ve 28 Günlük basınç aktivite değeri bileşenlerinin saçılım grafikleri Şekil 4.11'deki gibi elde edilmiştir. Verilerin analizlerine bakıldığında, K.K 0,42 ile 6,51 arasında değiştiği görülmektedir. Aynı zamanda K.K değerleri 2,80 ile 3,20 arasında yoğunlaşmaktadır. Ortalama ve medyan değerlerinin örtüştüğü ve K.K için alınan verilerin yeterince simetrik olarak elde edildiği görülmektedir. Bu sebeplerden dolayı, alınan verilerin analiz sonuçları proses şartlarını sağlamaktadır. 28 Gün için veriler 63,82 ile 97,06 aralığında olup, 85,00 civarlarında yoğunlaşmaktadır. 28 Gün bileşeni için ortalama ve medyan değerleri örtüşmekte ve verilerin yeterince simetrik olduğu görülmektedir. 28 Gün için alınan verilerin de yeterince simetrik olarak elde edildiği görülmektedir.



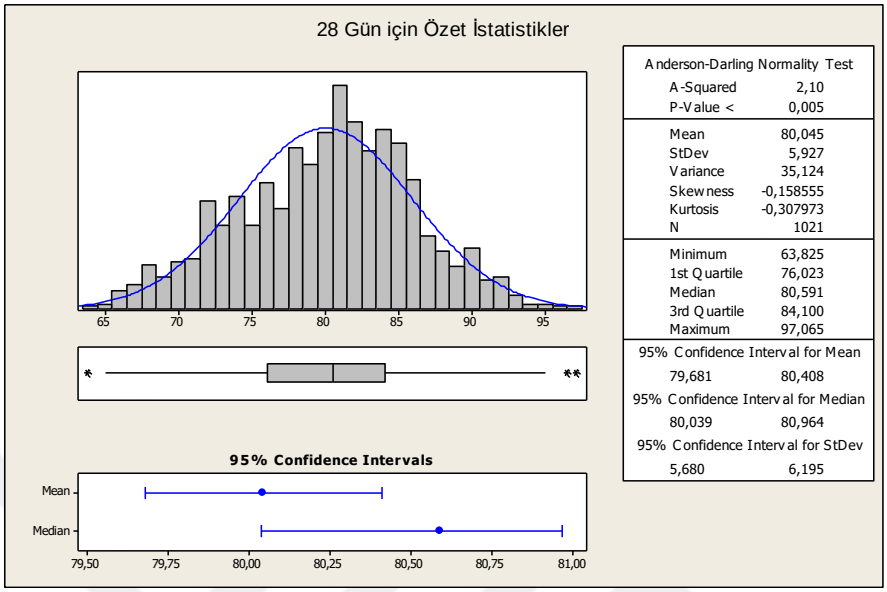
Şekil 4.11. K.K ve 28 Günlük Basınç Aktivite Değeri için Veri Değişim Grafikleri

Şekil 4.12'de, 1021 adet veri ile oluşturulan K.K için özet istatistiklere bakıldığında, ortalama ve medyanın analiz sonuçlarını doğruladığı görülmektedir. K.K'nın ortalama değeri 2,53 iken medyan değeri 2,45 olarak tespit edilmiştir. Ortalama ve medyanın arasında büyük bir fark olmaması verilerin genel olarak çok büyük değişkenliğe sahip olmadığını ve simetrik dağıldığını göstermektedir. Standart sapma 0,73 olduğu için veriler ortalama değerden çok fazla sapmamıştır ve verilerin planlanan aralıkta dağıldığını göstermektedir Verilerin tanım aralığı 0,42 ile 6,51 arasında değişmektedir. Verilerin %95'lik güven aralığına bakıldığında ortalama 2,48 ile 2,57 arasında yoğunlaşmıştır.



Şekil 4.12. Kızdırma Kaybı için Özet İstatistikler

Şekil 4.13'de, 1021 adet veri ile oluşturulan 28 Gün için özet istatistiklere bakıldığında; ortalama ve medyanın analiz sonuçlarını doğruladığı görülmektedir. 28 Gün için ortalama değeri 80,04 iken medyan değeri 80,59 olarak tespit edilmiştir. Ortalama ve medyanın arasında büyük bir fark olmaması verilerin genel olarak çok büyük değişkenliğe sahip olmadığını ve simetrik dağıldığını göstermektedir. Standart sapma 5,92 olarak tespit edilmiştir. Verilerin tanım aralığı 63,82 ile 97,06 arasında değişmektedir. Verilerin %95'lik güven aralığına bakıldığında ortalama 79,68 ile 80,40 arasında yoğunlaşmıştır.



Şekil 4.13. 28 Günlük Basınç Aktivite Değeri için Özet İstatistikler

Çalışmada yer alan parametrelere ait verilerin özet istatistiksel değerleri Çizelge 4.1'de gösterilmiştir. Çizelge sonuçları, verilerin yüksek çeşitliliğe sahip olduğunu göstermiştir. Bu durumla tahmin modellerinin başarısını yükseltecek eğitim setlerinin oluşturulması sağlanmıştır.

Çizelge 4.1. ÖYFC için özet istatistiksel deney sonuçları

Parametre	Gözlem Sayısı	Minimum	Maksimum	Ortalama	Standart Sapma
MgO	1021	5,33	11,38	7,26	0,97
Al_2O_3	1021	9,32	14,47	11,23	0,74
SiO_2	1021	34,76	44,83	39,64	1,61
SO_3	1021	0,26	1,57	0,51	0,13
CaO	1021	29,3	42,21	36,36	1,89
Fe_2O_3	1021	0,15	2,14	0,84	0,22
TiO_2	1021	0,44	1,79	0,73	0,22
Blaine	1021	4690	6140	5398,22	309,32
K.K.	1021	0,42	6,51	2,53	0,74
28 G. Aktvite	1021	63,83	97,06	80,04	5,93

4.2. Varyans Analizi (ANOVA) Bulguları

Çalışmada kullanılan bir diğer yöntem olan varyans analizi (ANOVA) ile de sonuçlar elde edilmiş ve 28 günlük basınç aktivite değerleri üzerinde anlamlı etkiye sahip parametrelerin belirlenmesi sağlanmıştır. Çalışmada toplam 1021 anlamlı veri ile varyans analizi yapılmıştır.

Veriler sürekli olduğu için ANOVA analizi öncesinde verilerin kategorik hale getirilmesi gereklidir. Bu kapsamda, kantil (quantile) değerleri kullanılarak oluşacak değerlere göre 1 ile 4 arasında her bir çeyrek kantil (quantile)'e göre verilerin ait olduğu değerler kategorik hale getirilmiştir. Yapılan bu ön işlemler sonrasında tek yönlü varyans analizi uygulanmış ve anlamlı faktörler belirlenmiştir. Çizelge 4.2'de görüldüğü gibi ÖYFC verileri için tüm parametreler 28 günlük aktivite değeri üzerinde istatistiksel olarak anlamlı etkiye sahiptir.

Çizelge 4.2. ÖYFC'nin ANOVA sonucu elde edilen anlamlılık değerleri

Parametreler	28 Günlük Basınç Aktivite değeri çin P değerleri
MgO %	1,29E-02
Al_2O_3 %	8,31E-06
SiO_2 %	2,21E-12
SO_3 %	2,02E-01
CaO %	9,72E-07
Fe_2O_3 %	5,71E-10
TiO2	5,56E-76
Blaine	1,10E-24
K.K	3,34E-03

Gerçekleştirilen ANOVA analizlerine dair sonuçlar toplu olarak değerlendirildiğinde ÖYFC ürünleri için tüm parametrelerin basınç aktivite değeri üzerinde anlamlı etkilerinin olduğu görülmektedir.

4.3. Korelasyon Analizi ve Temel Bileşen Analizi Bulguları

ANOVA analizi sonrasında her bir veri seti için temel bileşenler analizi yapılarak ÖYFC'ye ait parametrelerin çıktıya olan etkileri tekrar analiz edilmiştir. Tüm parametrelerin birbirine olan etkileri korelasyon analizi ile yapılmıştır. Çizelge 4.3 incelendiğinde, bazı bileşenler arasında etkileşimlerin olduğu tespit edilmiştir. MgO ile CaO arasındaki ilişki p değeri 0,05'den küçük olduğu için anlamlıdır ve bu ilişki birbirini negatif yönde etkilemektedir. SiO_2 bileşeni ve CaO arasındaki ilişki p değeri 0,05'den küçük olduğu için anlamlıdır ve bu ilişki birbirini negatif yönde etkilemektedir. SiO_2 artarsa CaO azalmaktadır. SiO_2 bileşeni ve Blaine arasındaki ilişki p değeri 0,05'den küçük olduğu için anlamlıdır ve bu ilişki birbirini pozitif yönde etkilemektedir. SiO_2 artarsa Blaine artmaktadır. SiO_2 bileşeni ve 28 Gün arasındaki ilişki p değeri 0,05'den küçük olduğu için anlamlıdır ve bu ilişki birbirini negatif yönde etkilemektedir. SiO_2 artarsa 28 Gün azalmaktadır. SO_3 bileşeni ve CaO arasındaki ilişki p değeri 0,05'den küçük olduğu için anlamlıdır ve bu ilişki birbirini pozitif yönde etkilemektedir. SO_3 artarsa CaO artmaktadır. CaO bileşeni ve Blaine arasındaki ilişki p değeri 0,05'den küçük olduğu için anlamlıdır ve bu ilişki birbirini negatif yönde etkilemektedir. CaO artarsa Blaine azalmaktadır. K.K ve Blaine arasındaki ilişki p değeri 0,05'den küçük olduğu için anlamlıdır ve bu ilişki birbirini pozitif yönde etkilemektedir. K.K artarsa Blaine artmaktadır.

Çizelge 4.3. ÖYFC Korelasyon Analizi

	MgO%	Al_2O_3%	SiO_2%	SO_3%	CaO_3%	Fe_2O_3%	TiO_2%	Blaine	K.K	28 Gün
MgO%	1,000	0,185	-0,077	-0,256	-0,482	0,110	-0,120	0,023	0,052	0,049
Al_2O_3%	0,185	1,000	-0,214	-0,121	-0,174	-0,084	0,179	-0,006	-0,147	0,307
SiO_2%	-0,077	-0,214	1,000	-0,172	-0,698	0,073	0,208	0,326	-0,183	-0,371
SO_3%	-0,256	-0,121	-0,172	1,000	0,329	-0,117	0,027	-0,237	-0,185	0,096
CaO%	-0,482	-0,174	-0,698	0,329	1,000	-0,203	-0,242	-0,418	-0,185	0,280
Fe_2O_3%	0,110	-0,084	0,073	-0,117	-0,203	1,000	0,109	-0,106	0,067	-0,273
TiO_2	-0,120	0,179	0,208	0,027	-0,242	0,109	1,000	0,030	0,042	-0,290
Blaine	0,023	-0,006	0,326	-0,237	-0,418	-0,106	0,030	1,000	0,323	0,115
K.K	0,052	-0,147	-0,183	-0,185	-0,185	0,067	0,042	0,323	1,000	-0,164
28 Gün	0,049	0,307	-0,371	0,096	0,280	-0,273	-0,290	0,115	-0,164	1,000

Korelasyon analizi sonrası verilerin birbirinden ayırma işlemi olan Temel Bileşen Analizi uygulanmıştır. Bu yöntemle, analizler sırasında tüm verilerin parametre olarak kullanılıp kullanılmayacağı tespit edilmiştir. Ayrıca Çizelge 4.4'de uygulanan Korelasyon testinin anlamlı olup olmadığı Barlett testinin sonuçlarından anlaşılmaktadır. Buna göre anlamlılık değeri (p) güven düzeyi 0.05 değerinden küçük olduğu olduğu için verilerin TBA için uygun olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Çizelge 4.4. ÖYFC Barlett Test Sonuçları

Bartlett's Test of Sphericity	Yaklaşık Ki-Kare	3060,564
	df	45
	p	0,000

Anlamlılık değeri uygun bulunan test sonuçlarına göre temel bileşen analizi uygulanmış ve sonuçlar Çizelge 4.5'de sunulmuştur. Mevcut durumda verilerde yer alan 10 parametre (9 girdi ve 1 çıktı parametresi) 5 faktörle tüm veri setindeki değişimin % 78.016'sının açıklanabileceği anlaşılmaktadır.

Çizelge 4.5. ÖYFC Temel Bileşen Analizi Sonuçları

Bileşen	Başlangıç Özdeğerleri			Yüzde açıklama oranları		
	Toplam	% Varyans	Küm. %	Toplam	% Varyans	Küm. %
1	2,505	25,050	25,050	2,505	25,050	25,050
2	1,653	16,527	41,578	1,653	16,527	41,578
3	1,312	13,117	54,695	1,312	13,117	54,695
4	1,257	12,575	67,270	1,257	12,575	67,270
5	**1,075**	**10,746**	**78,016**	1,075	10,746	78,016
6	0,749	7,492	85,508			
7	0,707	7,075	92,583			
8	0,431	4,309	96,892			
9	0,299	2,989	99,881			
10	0,012	0,119	100,000			

Elde edilen her bileşen için parametrelerin etkileri Çizelge 4.6'da yer alan bileşen matrisinde sunulmuştur. Buna göre her bir parametre bileşen hesaplamasında en az birine minimum ± 0.5 düzeyinde katkı sağlamaktadır. Bu durumdan dolayı tüm parametrelerin kullanılabileceği sonucuna ulaşılmıştır.

Çizelge 4.6. Bileşen Matrisi

	Bileşen				
	1	2	3	4	5
MgO %	0,334	**0,581**	0,226	-0,414	-0,276
Al_2O_3 %	-0,023	**0,619**	**0,550**	0,148	0,376
SiO_2 %	**0,723**	-0,325	0,077	0,460	-0,337
SO_3 %	**-0,501**	-0,367	0,108	0,216	0,068
CaO %	**-0,912**	-0,196	-0,152	-0,088	0,086
Fe_2O_3 %	0,313	-0,245	0,241	**-0,609**	-0,016
TiO_2	0,343	-0,288	0,407	0,187	**0,678**
Blaine	**0,502**	0,301	**-0,524**	0,414	0,116
K.K	0,284	0,102	**-0,646**	-0,377	**0,506**
28 Gün	-0,489	**0,639**	-0,058	0,280	-0,056

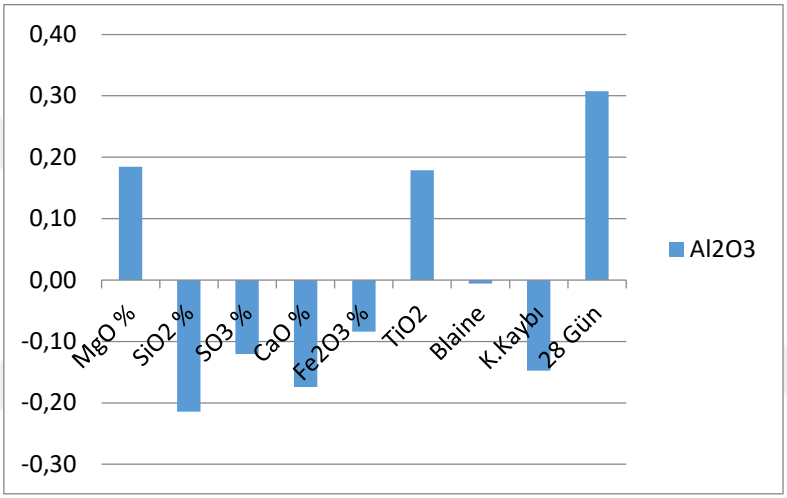
Uygulanan temel bileşen analizi ve ANOVA analizlerine dair sonuçlar bütüncül olarak değerlendirildiğinde ÖYFC için tüm parametrelerinin 28 günlük basınç aktivite değeri üzerinde anlamlı etkiye sahip olabileceği görülmektedir. Bu nedenle analizlerde tüm parametreler kullanılmıştır.

4.4. ÖYFC Bileşenlerinin Basınç Aktivite Değeri Üzerindeki Etkileri

ÖYFC'nin 28 günlük basınç aktivite değerini etkileyen unsurların analizleri liteartürde çokça mevcuttur. Yapılan çalışmalarda; CaO, Al_2O_3 ve MgO arttıkça basınç aktivite değerinin arttığı ve SiO_2 içeriğinin artmasıyla basınç aktivite değerinin azaldığı görülmüştür (Lea,1970; Frearson, 1986; Babu ve Kumar, 2000; Wang ve ark, 2011).

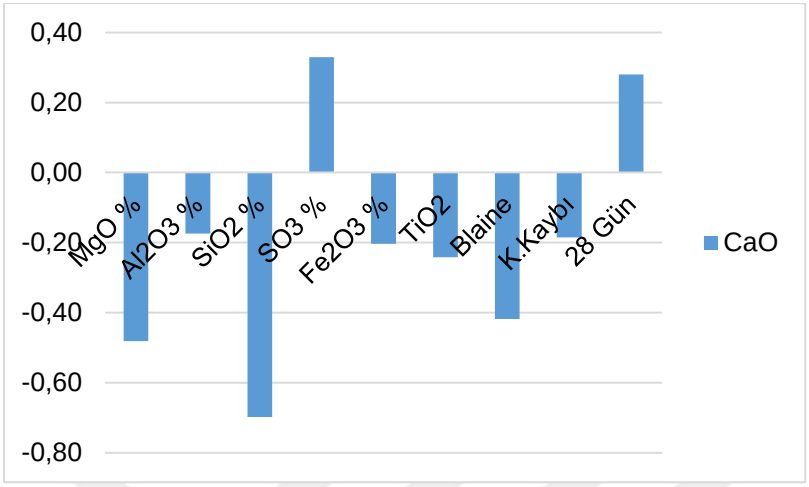
Bu çalışmada da benzer analizler uygulanmış ve sonuçlar değerlendirilmiştir. Bileşenlerin birbirlerine olan etkileri ve çıktı parametresi 28 günlük basınç aktivite değerine olan etkisi incelenmiştir.

Bileşenlerin etkileşimlerinin değerlendirilmeleri sonucunda, Al_2O_3 ve 28 Günlük Basınç Aktivite Değeri'nin pozitif yönde bir korelasyona sahip olduğu tespit edilmiştir. Şekil 4.14' e göre, Al_2O_3 arttıkça 28 Günlük basınç aktivite değeri artmaktadır.



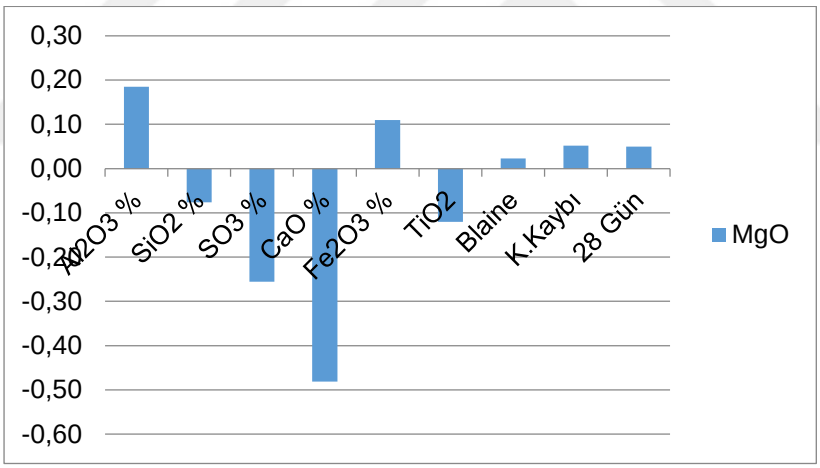
Şekil 4.14. Al_2O_3 ve Diğer Bileşenlerin Etkileşim Analizleri

CaO 'nin MgO, SiO_2 ve Blaine ile aralarında negatif yönde bir korelasyona sahip olduğu tespit edilmiştir. Aynı zamanda CaO ile SO_3 pozitif yönde bir korelasyona sahip olduğu tespit edilmiştir. Şekil 4.15'e göre, SiO_2 arttıkça MgO,SiO_2 ve Blaine azalırken, CaO arttıkça SO_3 artmaktadır. MgO ve CaO'un negatif yönde bir korelasyona sahip olduğu tespit edilmiştir.



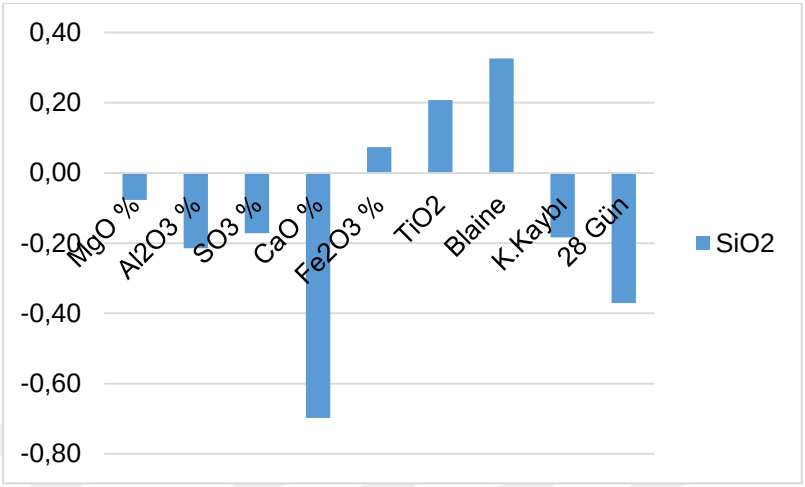
Şekil 4.15**.** CaO ve Diğer Bileşenlerin Etkileşim Analizleri

Şekil 4.16'ya göre, MgO arttıkça CaO bileşeni azalmaktadır.



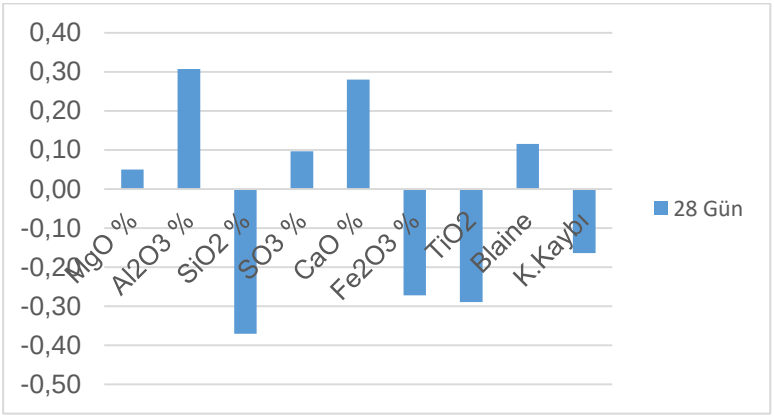
Şekil 4.16. MgO ve Diğer Bileşenlerin Etkileşim Analizleri

SiO_2 'nin Şekil 4.17'deki analizlerine bakıldığında, SiO2 'nin CaO ve 28 Günlük basınç aktivite değeri ile aralarında negatif yönde bir korelasyona sahip olduğu tespit edilmiştir. Aynı zamanda SiO_2 ile Blaine'nin pozitif yönde bir korelasyona sahip olduğu görülmüştür. SiO_2 arttıkça CaO ve 28 Günlük basınç aktivite değeri azalırken, SiO_2 arttıkça Blaine artmaktadır.



Şekil 4.17. SiO_2 ve Diğer Bileşenlerin Etkileşim Analizleri

28 Günlük basınç aktivite değerinin Al_2O_3 ile aralarında pozitif yönde bir korelasyona sahip olduğu tespit edilmiştir. Aynı zamanda 28 Günlük basınç aktivite değeri ile SiO_2'nin negatif yönde bir korelasyona sahip olduğu görülmüştür. Şekil 4.18'e göre, 28 Günlük basınç aktivite değeri arttıkça Al_2O_3 artarken, 28 Günlük basınç aktivite değeri arttıkça SiO_2 azalmaktadır.



Şekil 4.18. 28 Günlük Basınç Aktivite Değeri ve Diğer Bileşenlerin Etkileşim Analizleri

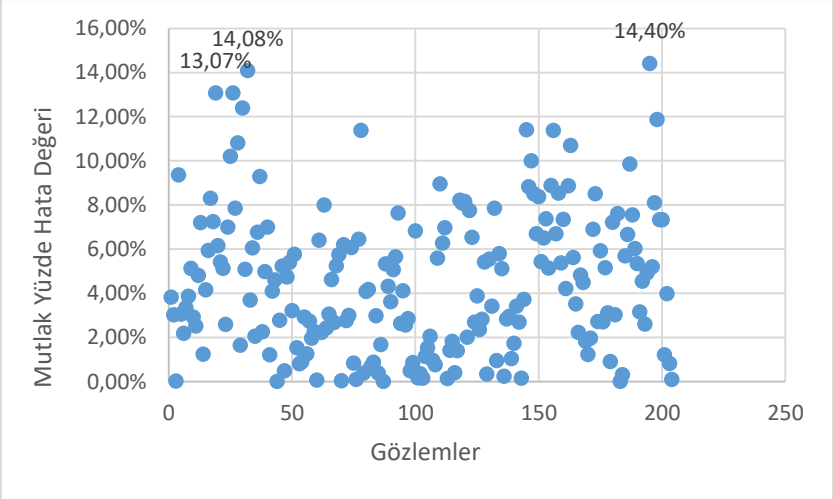
4.5. Lineer Regresyon Modeli Tahmin Bulguları

ÖYFC'ye ait parametrelerin Lineer Regresyon tahmin modeli MINITAB (deneme sürümü) programı kullanılarak gerçekleştirilmiştir. ÖYFC bileşenlerinden oluşan 9 girdi (MgO, Al_2O_3, SiO_2, SO_3, CaO, Fe_2O_3, TiO_2, Blaine ve K.K) ile ÖYFC'nin 28 günlük basınç aktivite değeri çıktı olacak şekilde model oluşturulmuştur. Oluşturulan model sonucunda Denklem 4.1 elde edilmiştir.

$$Y = 67{,}022 + X_1.0{,}107 + X2.1{,}52 - X_3.\ 0{,}838 + X_4.1{,}187 + X_5.\ 0{,}253 - X_6.2{,}511 - X_7.19{,}464 + X8.0{,}007 - X9.2021 \quad (4.1)$$

Burada Y: 28 günlük basınç aktivite değerini ifade etmek üzere; X_1: MgO , X_2: Al_2O_3 X_3: SiO_2 , X_4: SO_3 , X_5 : CaO, X_6 : Fe_2O_3, X_7: TiO_2, X_8 : Blaine, X_9 : Kızdırma Kaybı'nı ifade etmektedir. Lineer regresyonun genel denklemi (Denklem 4.1) elde edildikten sonra hata grafiği sonuçları bulunmuştur.

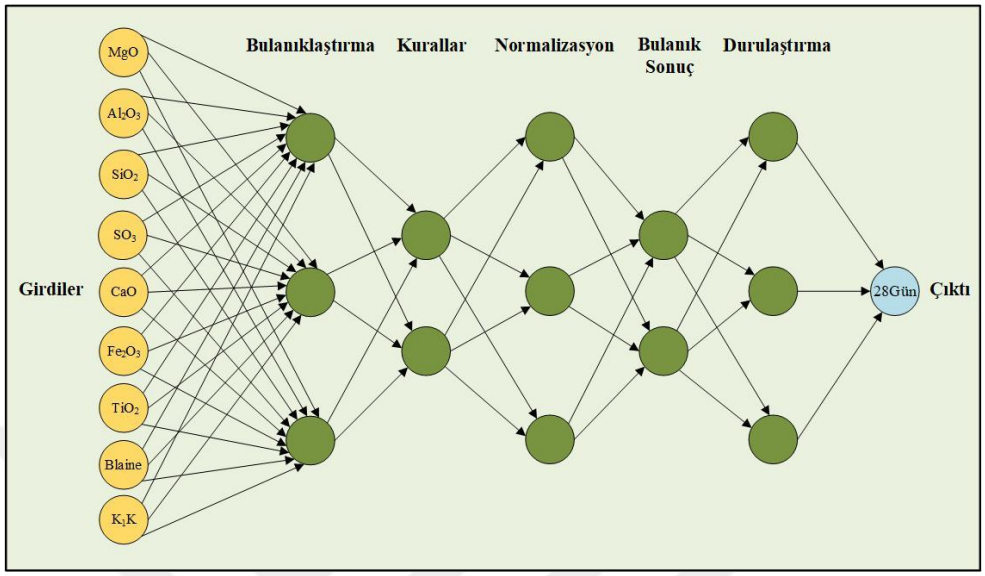
Şekil 4.19 incelendiğinde 250 veriye ait test verisi MAPE sonuçları bulunmuştur. Buna göre; 19. 32. Ve 195. Bireylerin MAPE sonuçlarının büyük olduğu saptanmıştır. Sırası ile 19. verinin MAPE değeri %13,07, 32. verinin MAPE değeri %14,08 ve 195. verinin MAPE değeri %14,40 olarak bulunmuştur. Tüm sonuçlar değerlendirildiğinde ise toplam test verisine ait MAPE sonucu %4,53 olarak bulunmuştur.



Şekil 4.19. Lineer Regresyon tahmin modeline ait hata sonuçları

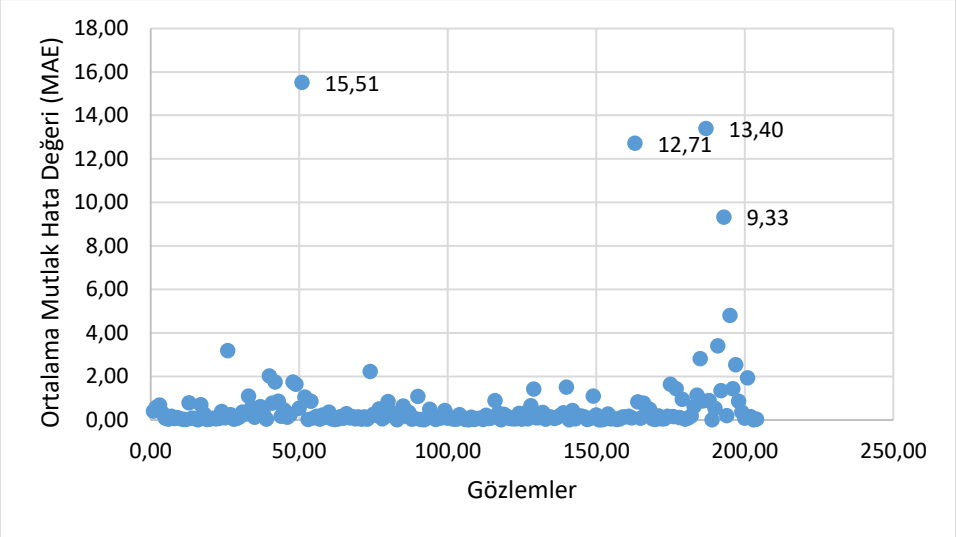
4.6. ANFIS Modeli Tahmin Bulguları

ÖYFC'ye ait parametrelerin ANFIS methotu uygulaması MATLAB programı kullanılarak gerçekleştirilmiştir. ÖYFC bileşenlerinden oluşan 9 girdi (MgO, Al_2O_3, SiO_2, SO_3, CaO, Fe_2O_3, TiO_2, Blaine ve K.K) ile ÖYFC'nin 28 günlük basınç aktivite değeri çıktı olacak şekilde Sugeno tipi adaptif nöro bulanık çıkarım sistemine dayalı tahmin modeli oluşturulmuştur. Çalışmada kullanılan parametrelerin her biri için başlangıç bulanık küme sayısı 2 olarak belirlenerek 100 iterasyon boyunca program çalıştırılmıştır. ANFIS yapısına ait üyelik fonksiyonu ise aralık değerli bulanık sayılardır. Yapılan tahmin sonucunda, ÖYFC'ye ait parametrelerinin test verilerinin hata dağılım grafiği ve problemde kullanılan ANFIS ağ yapısı Şekil 4.20 ve Şekil 4.21'deki gibidir. Şekil 4.21 incelendiğinde ANFIS metotunun 28 günlük basınç aktivite değerinin çok üzerinde olduğu görülmüştür. Bu da ANFIS test hatası tahmininde birçok noktada çok yüksek sapmaların olduğu anlamına gelmektedir. ÖYFC test verileriyle yapılan tüm analizler sonucunda MAPE değeri %63,85 bulunmuştur.



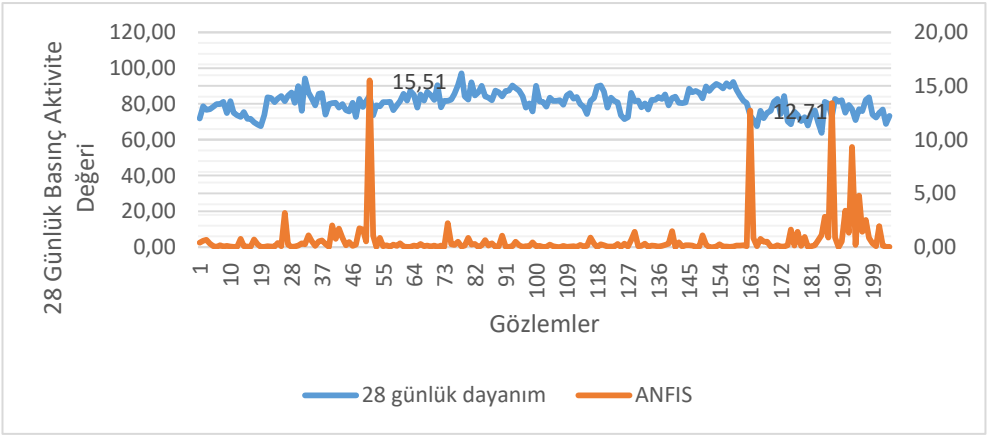
Şekil 4.20. Problemde kullanılan ANFIS ağ yapısı

Şekil 4.21 incelendiğinde ÖYFC test verilerine ait ANFIS hata grafiği görülmektedir. Burada 204 test verisi ile yapılan ve her bir veriye ait hata sonucu (MAE) yer almaktadır. Grafik incelendiğinde 51., 163. ve 187. verilerin MAE değerlerinin yüksek olduğu görülmektedir. 51. değerin MAE'si 15,51, 163. değerin MAE'si 12,71 ve 187. verinin MAE'değeri ise 13,40 olarak bulunmuştur.



Şekil 4.21. ÖYFC test verileri hata grafiği

Şekil 4.22'deki ANFIS modeli tahmin sonuçları incelendiğinde ise 28 günlük basınç aktivite değeri sonuçları ile ANFIS modeli test verilerinin tahmin sonuçları arasında benzer bir uyum olmadığı görülmektedir.



Şekil 4.22. ÖYFC test verilerinin ANFIS ile tahmin sonuçları

4.7. YSA ile Oluşturulan Tahmin Modeli ile YSA-KA Hibrit Modeli ile Oluşturulan Tahmin Modeli Sonuçlarının Kıyaslanması

Optimizasyon yöntemlerinin en zor tarafı yönteme ait parametrelerin problem yapısına uygun şekilde ayarlanmasıdır.

Bu çalışmada deneysel tasarım yapılarak oluşturulan YSA modelinde, ileri beslemeli yapay sinir ağı yapısı ve tek gizli katman kullanılmıştır. Çalışmada kullanılan gizli katmandaki nöron sayısı 5 ile 50 arasındaki sayılar denenerek tahmin sonuçları bulunmuş ve MAPE değerleri kıyaslanmıştır. Elde edilen sonuçlara göre gizli katmandaki nöron sayısı 6 olarak belirlenmiştir. Bu mimaride de gizli katmandaki 20 nöron sayısı doyum noktasıdır.

Çalışmada kullanılan tüm parametrelerin haricinde, kullanılan gizli katman sayısı ve popülasyon uzayına ait birey sayılarının değiştirilmesi sonucunda hiperparametre optimizasyonu yapılmış ve sonuçlar değerlendirilmiştir. Çalışmada 5 ile 50 arasındaki nöron sayıları denenerek tahmin sonuçları bulunmuş ve MAPE değerleri kıyaslanmıştır (Çizelge 4.7.) 20 nöron sayısından sonra hem YSA hemde YSA-KA tahmin modellerinin MAPE sonuçları kötüleşmiş ve ağın performansı düşmeye başlamıştır.

Çizelge 4.7. YSA, YSA-KA hibrit algoritmasına ait gizli katmandaki nöron sayılarının değiştirilmesine ilişkin sonuçlar

Nöron sayısı	YSA-KA MAPE (%) Değeri	YSA MAPE (%) Değeri
5	3.7864	3.8523
6	**3.6609**	**3.8264**
7	3.9591	4.0117
8	3.9980	4.0071
9	3.8330	3.8994
10	4.1993	4.2467
11	3.9590	4.1851
12	3.8219	3.9748
13	3.8353	3.8994
14	4.0439	4.0793
15	3.9453	4.0494
16	4.0359	4.1672
17	4.0258	4.2552
18	4.0902	4.3320
19	3.9704	4.0154
20	4.0988	4.2121
50	10.4087	4.1138

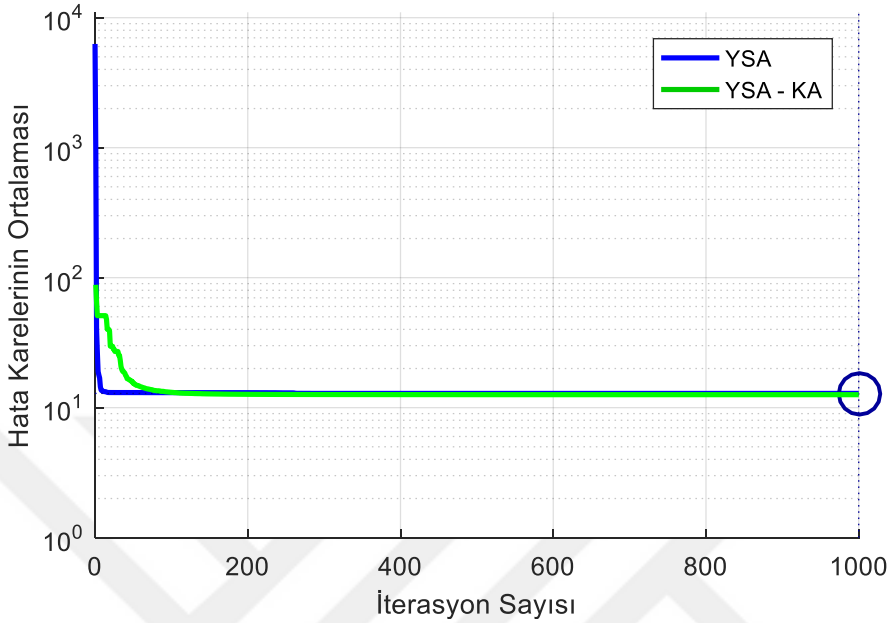
Hiperparametre optimizasyonu uygulanarak nöron sayıları değiştirilen modellerin tahmin sonuçlarının MAPE değerleri, 6 nöronla yapılan çalışmaya göre daha kötü olduğu görülmüştür.

Çizelge 4.8. YSA-KA hibrit algoritmaya ait popülasyonun birey sayısının eğiştirilmesine ilişkin sonuçlar

Birey sayısı	MAPE (%)
40	4.20
50	3.66
60	3.81
80	3.97
120	4.75

YSA-KA modelinde popülasyon uzayının birey sayısı 40, 50, 60, 80 ve 120 olarak değiştirilerek kurulan modellerin tahmin sonucuna olan etkisi de incelenmiştir. Çizelge 4.7 ve 4.8'de verilen sonuçlar incelendiğinde, yapılan deneysel tasarım sonuçlarına göre 50 birey ile çalışan ve gizli katmanında 6 nöron bulunduran ağın optimal ağ yapısı olduğuna karar verilmiştir.

YSA ve YSA-KA modellerinin eğitim aşamalarına ait hata karelerinin ortalamasına (MSE) ait eğrileri incelendiğinde (Şekil 4.23) Eğitim aşaması tamamlandığında YSA-KA yöntemi ile elde edilen MSE kriterine ait değerin daha düşük olduğu görülmektedir. Bu da uygulanan hibrit yöntemin daha başarılı olduğu anlamına gelir.



Şekil 4.23. ÖYFC için YSA ve YSA-KA modellerinin eğitim aşamalarına ait hata karelerinin ortalaması (MSE) eğrileri

Çalışmanın son aşamasında tüm verilere ait hata değerleri farklı performans ölçütleri ile özetlenmiştir. ÖYFC verilerine ait değerlerin tahmin sonuçları MAPE ve RMSE performans ölçütleri ile Çizelge 4.9'da sunulmuştur. Aynı zamanda MAE ve TIC hata performans ölçütleri kullanılarak bulunan tahmin sonuçları da Çizelge 4.10 'da sunulmuştur.

Çizelge 4.9. YSA-KA ve YSA'dan elde edilen tahmin sonuçlarının MAPE ve RMSE kriterlerine göre karşılaştırılması

Methotlar		YSA-KA		YSA	
Performans kriteri		MAPE(%)	RMSE	MAPE(%)	RMSE
ÖYFC	Eğitim verisi	3.56	3.54	3.60	3.58
	Test verisi	3.66	3.68	3.82	3.86
	Tüm veriler	3.58	3.57	3.65	3.64

Algoritmalar sonucu elde edilen MAPE ve RMSE hata performans ölçütleri incelendiğinde (Çizelge 4.9), YSA ile kurulan algoritmanın MAPE değerleri veri sırasına göre; eğitim verisi % 3.60, test verisi % 3.82 ve tüm verilere ait hata değeri sonucu % 3.65'tür. MAPE değerleri kıyaslandığında eğitim verisinin daha düşük hataya sahip olduğu görülmüştür. Aynı durum RMSE performans kriteri için de geçerlidir. RMSE hata performans ölçütü en düşük olan değer eğitim verisine aittir. YSA-KA hibrit algoritmasına ait MAPE değerleri ise sırasıyla; eğitim verisi % 3.56, test verisi % 3.66 ve tüm verilere ait hata değeri % 3.58'dur. MAPE değeri en düşük olan veri seti eğitim verilerine aittir. YSA-KA hibrit algoritmasının RMSE hata performans değerlerine bakıldığında en düşük RMSE değeri (3.54) eğitim setine aittir. MAPE ve RMSE hata performans değerlerine göre iki algoritma kıyaslandığında, YSA-KA hibrit algoritmasının hata değerinin daha düşük olduğu görülmektedir. Bu da hibrit algoritmanın daha iyi sonuç verdiğinin göstergesidir.

Çizelge 4.10. YSA-KA ve YSA'dan elde edilen tahmin sonuçlarının MAE ve TIC kriterlerine göre karşılaştırılması

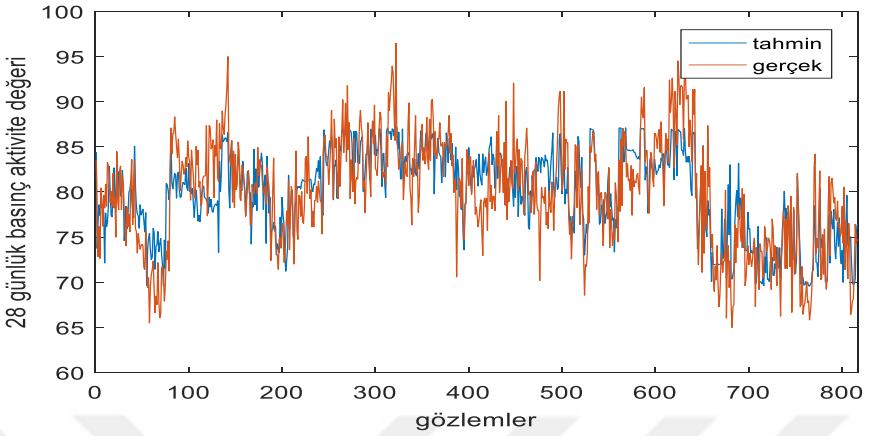
Methotlar		YSA-KA		YSA	
Performans kriteri		MAE	TIC	MAE	TIC
ÖYFC	Eğitim verisi	2.8332	0.0222	2.8677	0.0224
	Test verisi	2.9471	0.0229	3.0707	0.0239
	Tüm veriler	2.8560	0.0223	2.9083	0.0227

Algoritmaların sonuçları MAPE ve RMSE haricinde farklı hata performans ölçütleriyle de değerlendirilmiştir. Çizelge 4.10 incelendiğinde tüm veri setlerine ait hata değerleri görülmektedir. YSA ile kurulan algoritma sonucunda çıkan MAE değerleri sırasıyla; eğitim verisi 2.8677, test verisi 3.0707 ve tüm verilerden elde edilen hata değeri ise 2.9083'tür. YSA algoritmasına ait TIC değeri sonuçlarına bakıldığında ise en düşük hata değerine (0.0224) sahip olan eğitim verisidir. YSA-

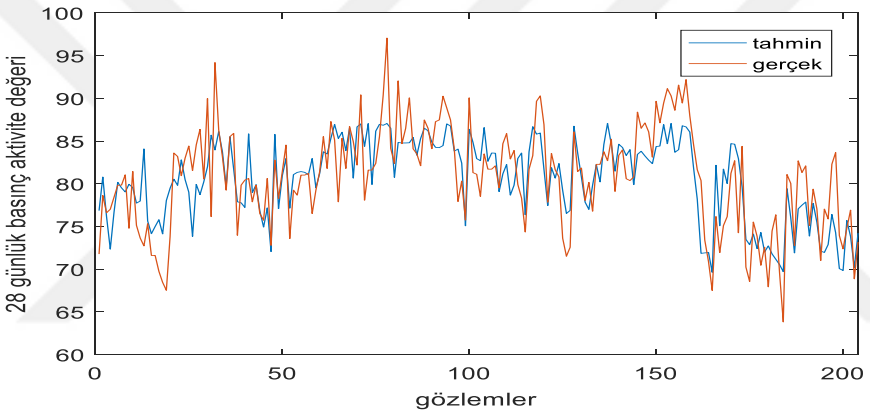
KA hibrit algoritmasına ait MAE hata değerleri sırasıyla, eğitim verisi 2.8332, test verisi 2.9471 ve tüm verilere ait hata değeri ise 2.8560'tır. TIC değerlerine bakıldığında yine en düşük hata değeri (0.0222) ile eğitim verisi bulunmuştur.

4.8. Yapay Sinir Ağı Modeli Tahmin Bulguları

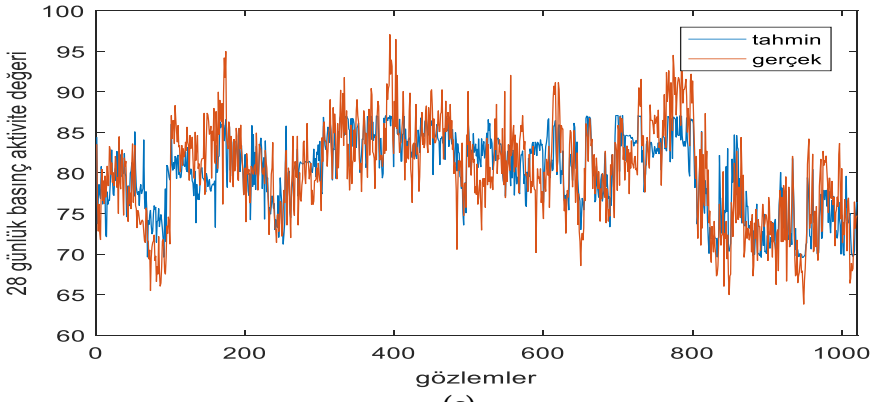
YSA ile kurulan tahmin modelinde, 1021 adet veri ile ÖYFC'nin 28 günlük basınç aktivite değeri tahmin edilmiştir. Çalışmada oluşturulan YSA tahmin modeli MATLAB programında yazılmıştır. YSA tahmin modeli, ileri beslemeli geri yayılımlı aynı zamanda altı nöronlu, bir gizli katman ile bir çıktı katmanına sahip olacak şekilde seçilmiştir. Modelin eğitiminde LM algoritması kullanılmıştır. Ağın gizli katmanında hiperbolik tanjant sigmoid transfer fonksiyonu kullanılmıştır. Çıkış katmanında ise lineer transfer fonksiyonu kullanılmıştır. Ağın eğitim aşamasında veri setinin %80'i (817 adet veri) kullanılırken, test aşamasında %20'si (204 adet veri) kullanılmıştır. YSA modeli ile elde edilen tahmin sonuçları Şekil 4.24 'te verilmiştir. Şekil 4.24 (a)'daki 817 eğitim verisi ile yapılan tahmin sonuçları incelendiğinde, modele ait 28 günlük tahmin sonuçlarıyla gerçek değerler arasında çok sapma olmadığı görülmüştür. Bu da kurulan YSA modelinin gerçeği yansıttığını göstermektedir. Şekil 4.24 (b) 'deki 204 test verisi ile yapılan tahmin sonuçlarına bakıldığında ise 28 günlük basınç aktivite değeri tahminine ait elde edilen değerlerin ve gerçek verilerin birbirinden çok sapmadığı söylenebilir. Dolayısıyla oluşturualan YSA modelinin iyi çalıştığı görülmüştür. Şekil 4.24 (c) 'deki 1021 adet veri ile yapılan tahmin sonuçları da aynı durumu yansıtmaktadır. Tahmin edilen sonuç ile gerçek veri örtüştüğü için sonuçlar gerçeği yansıtmaktadır.



(a)



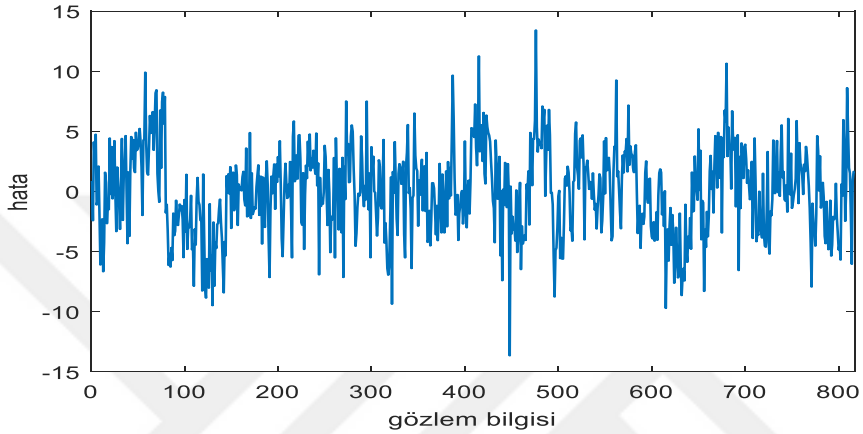
(b)



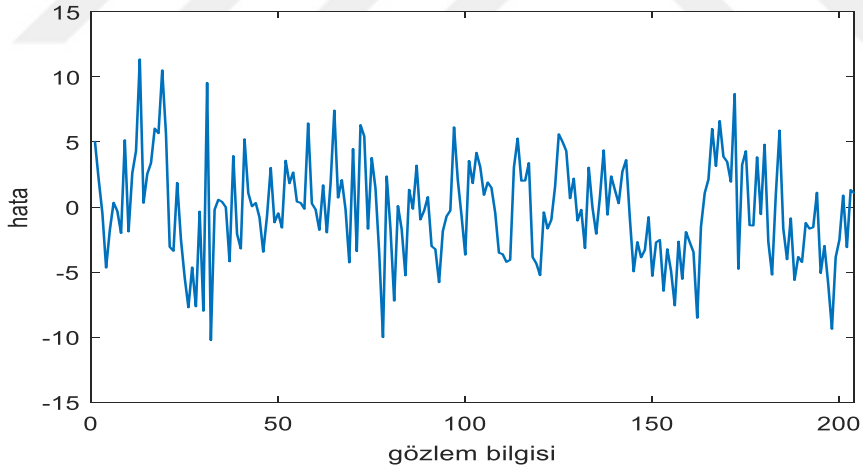
(c)

Şekil 4.24. ÖYFC için YSA modeli kullanılarak elde edilen tahmin verilerinin istenen değerler ile karşılaştırılması (a) Eğitim aşaması sonuçları. (b) Test aşaması sonuçları. (c) Tüm verilerin sonuçları

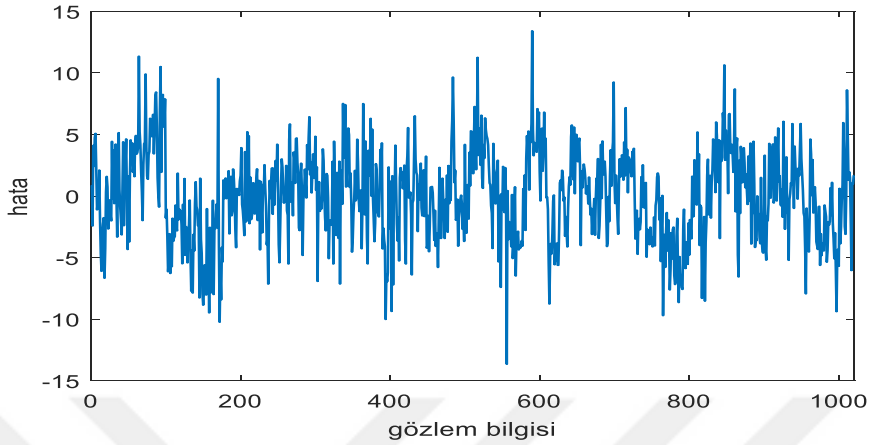
YSA tahmin modeline ait hata grafikleri Şekil 4.25 - 4.27'de sunulmuştur. Grafikler incelendiğinde ÖYFC'ye ait parametrelerin eğitim aşamasındaki hata sonuçları, test aşamasındaki hata sonuçları ve tüm verilerin hata sonuçları olmak üzere ayrı ayrı analizleri yapılmıştır.



Şekil 4.25. YSA modeli eğitim verilerine ait hata grafiği



Şekil 4.26. YSA modeli test verilerine ait hata grafiği

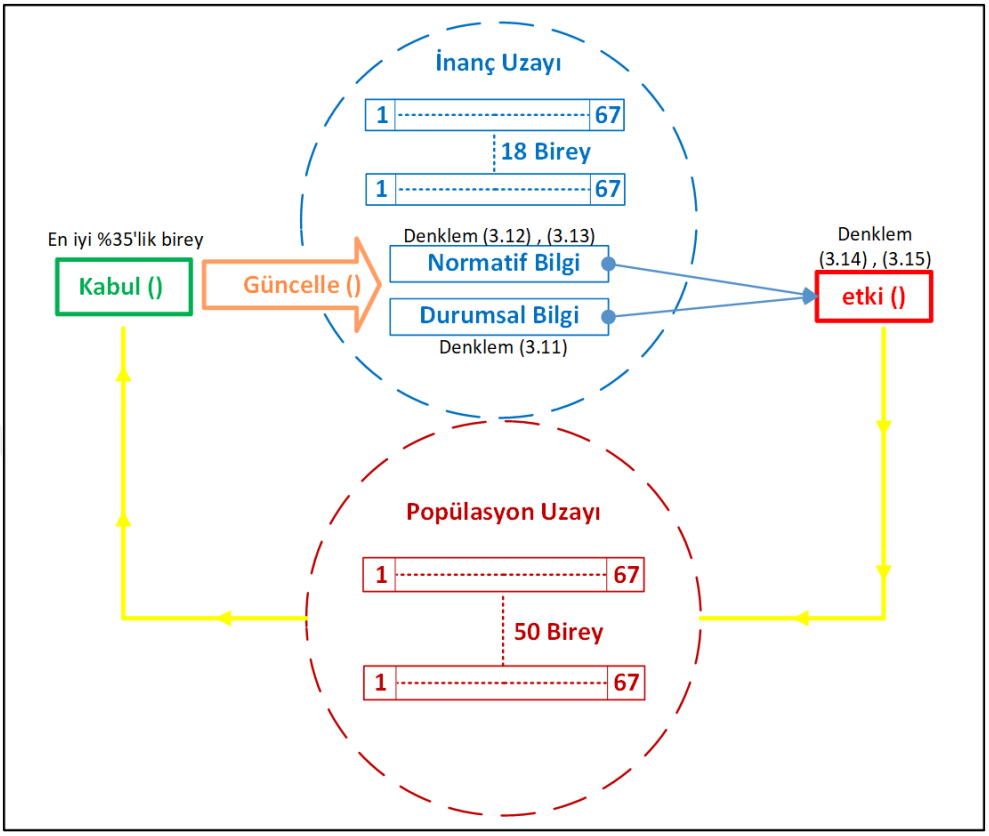


Şekil 4.27. YSA modeli tüm verilere ait hata grafiği

Sonuçların verildiği grafiksel ve matematiksel veriler incelendiğinde tahmin sonuçları, karşılık gelen gerçek ölçümlerle oldukça yakın bir uyum içinde olduğu görülmüştür.

4.9. Yapay Sinir Ağı-Kültürel Algoritma Hibrit Modeli Tahmin Bulguları

Çalışmada 1021 adet veri ile ÖYFC'nin 28 günlük basınç aktivite değeri tahmin edilmiştir. Veriler ile hibrit bir model oluşturarark tahmin modeli uygulanmıştır. Oluşturalan YSA modelinde, ileri beslemeli yapay sinir ağı yapısındaki gizli katmanda altı nöron kullanılmıştır. Ağın eğitimi için Kültürel Algoritmadan yararlanılarak, her çalıştırmada 1000 iterasyon gerçekleştirilmiştir. Ağın eğitim aşamasında veri setinin %80'i (817 adet veri) kullanılırken, test aşamasında %20'si (204 adet veri) kullanılmıştır. Çalışmada kullanılan birey sayıları ve algoritmanın işleyişi Şekil 4.28'de verilmiştir.



Şekil 4.28. Çalışmada kullanılan birey sayıları ve algoritmanın yapısı

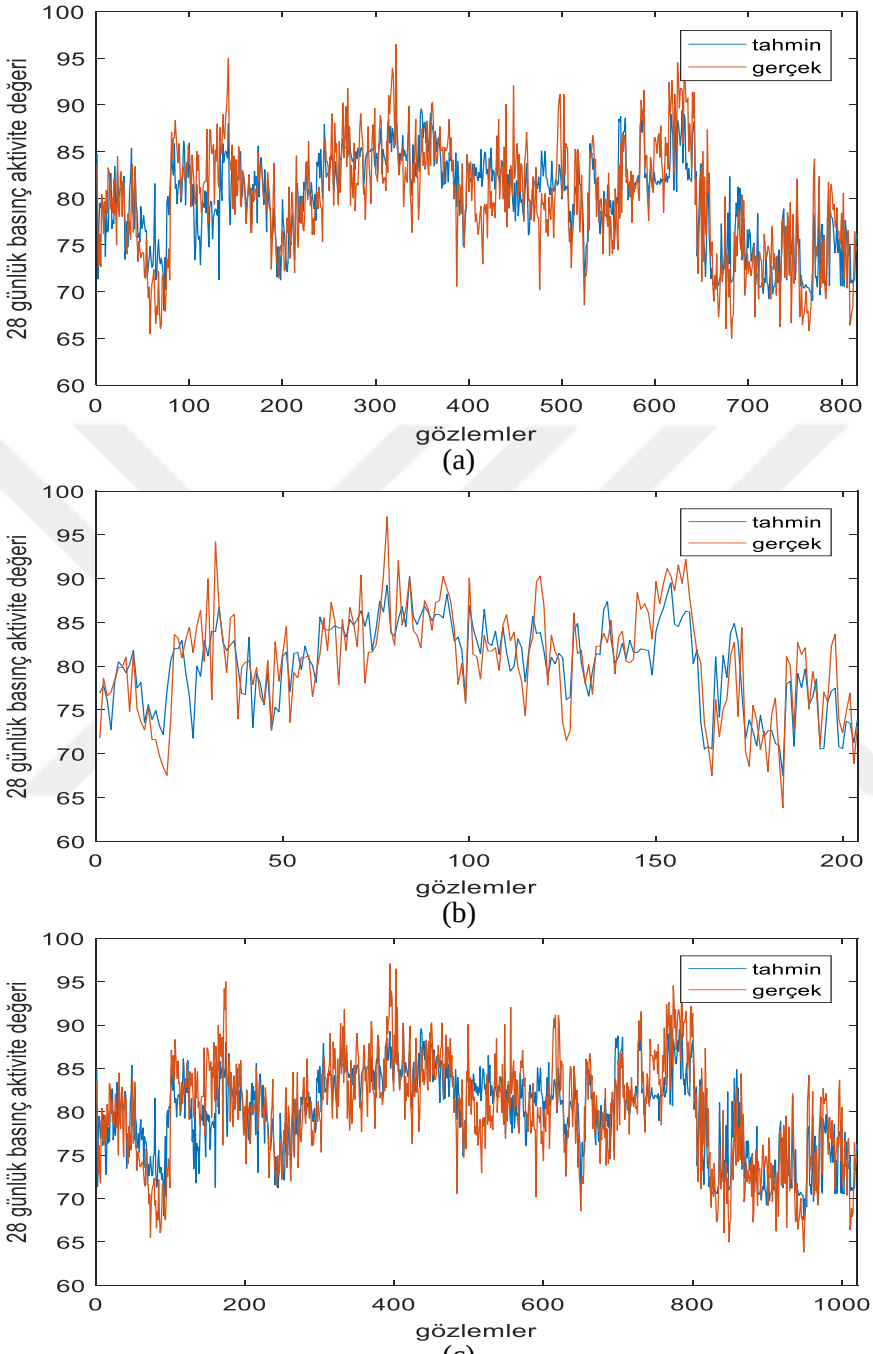
Külürel algoritma tahmin modeline ağın eğitim aşamasında entegre edilerek, popülasyon uzayındaki veriler rastgele dağıtılmış bireyler ile arama başlatılarak bias ve ağırlıklar güncellenmiştir. Daha sonra arama işlemi, her bireyin uygunluk değerini belirlemek için belirtilmiş olan bir amaç fonksiyonu kullanılarak nesiller boyunca devam ettirilmiştir. Arama işlemi tamamlandıktan sonra en iyi parçacığın elde ettiği optimum değerler kullanılarak YSA oluşturulmuş ve test aşamasına geçilmiştir.

Çalışmada kullanılan yapay sinir ağı, altı nöronlu bir gizli katmana ve bir çıktı katmanına sahip olacak şekilde seçilmiştir. Ağın eğitimi aşamasında eğitimi sağlanan parametreler şu şekildedir:

- Girdi-gizli katman arasında 54 ağırlık
- Gizli katmandaki nöronlar için 6 bias değeri
- Gizli-çıkış katmanı arasında 6 ağırlık
- Çıkış katmanındaki nöron için 1 bias değeri

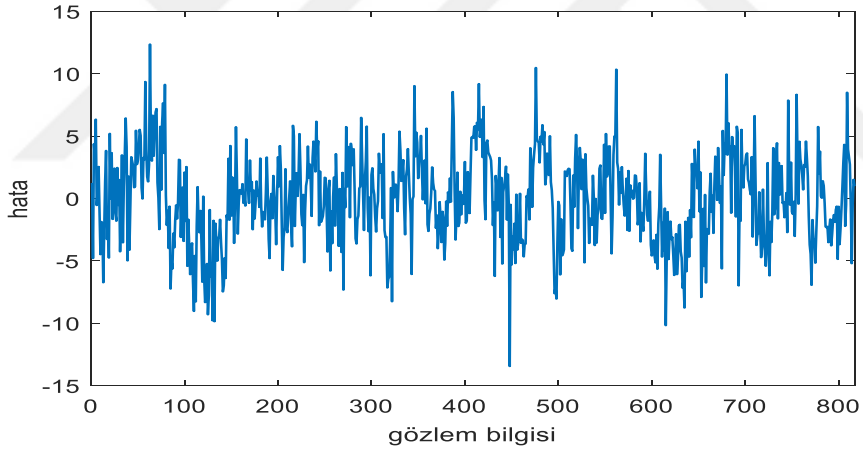
Böylece KA optimizasyon yönteminin kullanımı sırasında toplam 67 sinir ağı parametresi eğitilmiştir. Ağ yapısı, ÖYFC' nin 28 günlük basınç aktivite değerinin tahmini için tasarlanmıştır. Ağın eğitimi, eğitim süresi boyunca 1000 adımda devam etmektedir.

YSA-KA hibrit yöntemi ile elde edilen tahmin sonuçları Şekil 4.29'da verilmiştir. Şekil 4.29 (a)'daki 817 eğitim verisi ile yapılan tahmin sonuçları incelendiğinde, modele ait 28 günlük tahmin sonuçlarıyla gerçek değerler arasında çok sapma olmadığı görülmüştür. Bu da kurulan YSA-KA modelinin gerçeği yansıttığını göstermektedir. Yine Şekil 4.29 (b)'deki 204 test verisinin 28 günlük basınç aktivite değerinden bulunan sonuç ile gerçek verilerin sonuçları birbiriyle örtüştüğü için model düzgün çalışmaktadır. Ayrıca tüm verilerin gerçek ve tahmin değerleri kıyaslandığında yine Şekil 4.29 (c)'de görüldüğü üzere veriler örtüşmektedir. Tüm bu sonuçlar YSA-KA algoritmasının başarı ile uygulandığını göstermektedir.

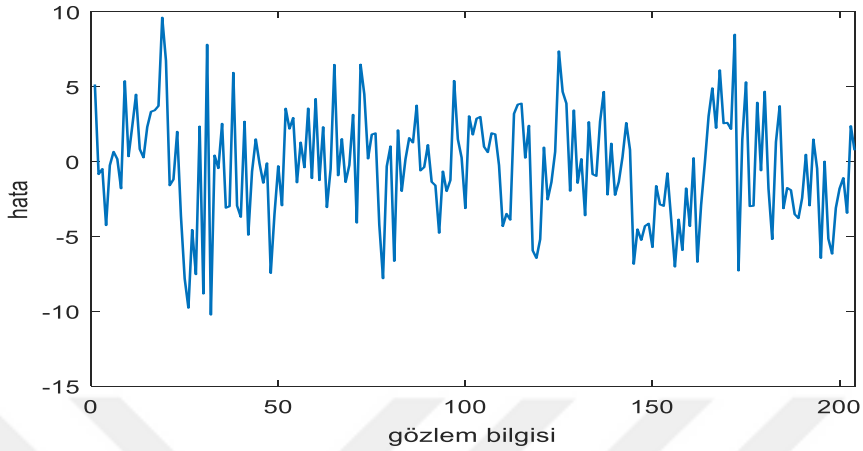


Şekil 4.29. ÖYFC için YSA-KA modeli kullanılarak elde edilen tahmin verilerinin istenen değerler ile karşılaştırılması (a) Eğitim aşaması sonuçları. (b) Test aşaması sonuçları. (c) Tüm verilerin sonuçları.

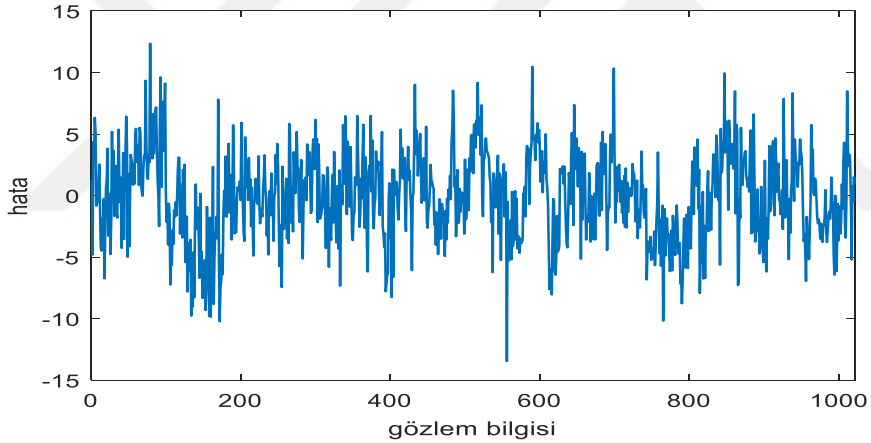
YSA-KA hibrit algoritma ile oluşturulan modele ait 28 günlük basınç aktivite değerlerine ilişkin hata grafikleri Şekil 4.30 - 4.32'de sunulmuştur. Grafikler incelendiğinde ÖYFC'ye ait parametrelerin eğitim aşamasındaki hata sonuçları, test aşamasındaki hata sonuçları ve tüm verilerin hata sonuçları olmak üzere ayrı ayrı analizleri yapılmıştır. Şekil 4.30'daki grafik eğitim verilerine, Şekil 4.31'e ait grafik test verilerine ve Şekil 4.32'ye ait grafik ise tüm verilere ait hata sonuçlarıdır. Oluşturualn YSA tahmin modeli ve YSA-KA hibrit tahmin modelinin hata grafikleri incelendiğinde, aynı zamanda 28 günlük basınç aktivite değerinin tahmin verileriyle ve gerçek verilerin kıyaslandığı sonuçlara bakıldığında YSA-KA tahmin modelinin daha az hatayla tahmin ettiği görülmüştür. Böylelikle, verilerin örtüştüğü bu hibrit modelde ÖYFC'nin basınç aktivite değeri başarılı bir şekilde tahmin edilmiştir.



Şekil 4.30. YSA-KA modeli eğitim verilerine ait hata grafiği



Şekil 4.31. YSA-KA modeli test verilerine ait hata grafiği



Şekil 4.32. YSA-KA modeli tüm verilere ait hata grafiği

5. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Bu bölümde, tezde yapılan tüm çalışmalar sunulmuştur;

- CEM III tipi yüksek fırın cüruflu çimento ürününü oluşturan Öğütülmüş Yüksek Fırın Cürufunun kimyasal ve fiziksel özellikleri girdi parametrelerini belirleyebilmek için istatistiksel yöntemler kullanılarak analiz edilmiştir.
- Optimizasyon teknikleriyle oluşturulan yeni hibrit model ile ÖYFC'nin 28 günlük aktivite değerini tahmin edecek model oluşturulmuştur. Aynı zamanda ÖYFC'nin 28 günlük aktivite değeri Lineer Regresyon modeli, ANFIS metodu ve KA-YSA ile oluşturulmuş hibrit model ile tahmin edilmiştir.
- Oluşturulmuş yeni hibrit modelin diğer metotlara kıyasla çok daha iyi sonuçlar verdiği örnek bir çalışma ile gösterilmiştir.

5.1. Sonuçlar

Özet olarak bu tezde, ÖYFC'nin 28 günlük basınç aktivite değeri sonuçlarının optimizasyonunu dikkate alan tahmin modeli oluşturulmuştur. ANOVA ve TBA ile tahmin modeline seçilecek girdi parametreleri belirlenmiştir. Aynı zamanda parametreler Lineer Regresyon, ANFIS, YSA ve YSA-KA hibrit algoritması ile değerlendirilip tahmin sonuçları karşılaştırılmıştır. Çalışmada ÖYFC'yi oluşturan tüm bileşenler; MgO, Al_2O_3, SiO_2, SO_3, CaO, Fe_2O_3, TiO_2, Blaine ve K.K tüm metotlara aynı oranda girdi olarak kullanılmıştır. ÖYFC'nin 28 günlük basınç aktivite değeri ise tüm tahmin metotlarında çıktı olarak kullanılmıştır.

Çizelge 5.1. ÖYFC'nin tüm tahmin yaklaşımlarına ait özet MAPE değerleri

ÖYFC	Test MAPE (%)
YSA	3.82
YSA-KA	3.66
Lineer Regresyon	4,53
ANFIS	63,84

Çizelge 5.1.'de tüm analizlerden elde edilen test verilerinin MAPE tahmin sonuçları bulunmaktadır. Elde edilen tahmin sonuçlarına göre, YSA modelinin hata tahmini sonucu %3.85 iken, önerilen YSA-KA tahmin modelinin hata sonucu %3.66 olarak bulunmuştur. Lineer Regresyon modelinin hata sonucu %4,53 ve ANFIS modelinin hata sonucu ise %63,84 olarak elde edilmiştir. Tahmin performanslarının yöntemlere göre kıyaslanmasında; YSA-KA hibrit modelinin daha düşük hata değeriyle YSA, Lineer Regresyon ve ANFIS modellerinden daha iyi olduğu açıkça görülmektedir.

5.2. Önerilen YSA-KA Hibrit Modelin Tahmin Sonuçları

YSA-KA tabanlı önerilen hibrit algoritmada tüm girdi parametreleri (MgO, Al_2O_3, SiO_2, SO_3, CaO, Fe_2O_3, TiO_2, Blaine ve K.K) kullanılmıştır. 28 günlük basınç aktivite değeri ise yine çıktı parametresi olarak kullanılmıştır. Ağın eğitim ve test aşamalarında 1021 veri ile hesaplamalar yapılmıştır. Ağın eğitim aşamasında veri setinin %80'i kullanılırken, test aşamasında ise %20'si kullanılmıştır. Ağın gizli katmanında hiperbolik tanjant sigmoid transfer fonksiyonu, çıkış katmanında ise lineer transfer fonksiyonu kullanılmıştır. İleri beslemeli yapay sinir ağı yapısındaki gizli katmanında ise altı nöron kullanılmıştır. Ağın eğitimi KA ile optimize edilerek, her çalıştırmada 1000 iterasyon gerçekleştirilmiştir. Sadece YSA ile çalışan algoritmanın MAPE değeri %3,85 olarak elde edilmiştir.

YSA ve KA ile hibritlenen tahmin modelinde MAPE, RMSE ve TIC hata performans ölçütleri de kıyaslanarak sonuçlar verilmiştir. Hibrit modele ait MAPE değeri diğer tüm tahmin modellerine göre %3,69 olarak çok daha iyi bulunmuştur. Tüm sonuçlar değerlendirildiğinde, YSA-KA algoritmasının diğer tahmin yöntemlerinden çok daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür. Böylelikle ÖYFC'nin 28 günlük basınç aktivite değerini tahmin etmek için önerilen YSA-KA hibrit modeli tercih edilmiştir.

5.3. Öneriler

Bu çalışmada uygulanan tahmin methotları ve matematiksel yaklaşımlar ile verilerin YSA ve Kültürel Algoritma kullanılarak optimize edilebileceği görülmüştür. Bu yeni ve hibrit yaklaşım sayesinde ÖYFC'nin 28 günlük basınç aktivite değerinin tahmin edilmesine farklı bir boyut kazandırarak en optimum düzeydeki sonuçlar birbiryleriyle kıyaslanmıştır.

Oluşturulan hibrit model, elde edilen tahmin yaklaşımlarını kullanarak yüksek fırın cüruflu çimentonun 28 günlük basınç aktivite değerini başarıyla tahmin ederek, bileşenlerin birbirine olan etkisi de tespit edilmiştir. Böylelikle oluşturulan hibrit metot ve yeni kodlama sayesinde literatüre katkı sağlanması amaçlanmıştır.

İlerleyen çalışmalara ışık tutabilecek yeni sezgisel yaklaşımlar ve makine öğrenme metotları kullanılarak, sanayi ve imalat sektörlerinde verimliliği arttırabilecek ve en optimum düzeyde sonuçlar alınabileceği düşünülmektedir. Farklı hibrit tahmin metotlarının aynı problem için kullanılması ya da farklı parametrelerle oluşturulacak yeni modeller denenip sonuçlar kıyaslanabilecekir. Aynı zamanda çimento sektörüne ait olan CEM III tipi çimentonun ya da onları oluşturan bileşenler arasında yer alan klinkerin tahmin metotları oluşturulabilecektir. Buna ilaveten nihai ürün olan CEMIII tipi çimentonun 28 günlük basınç dayanımını tahmin eden yeni bir model de geliştirilebilir. Bu modele

girdi olarak CEMIII tipi çimentoyu oluştan ÖYFC ve klinkerin karışım oranlarının yanısıra fiziksel ve kimyasal özellikleri girdi parametresi olarak kullanılabilir.

Böylelikle yapılan tahminlerle, çimento sektörüne ait bileşenlerin analizlerinde ve doğayla olan etkileşimlerinde daha öngürülü bir yaklaşım yapılarak sürdürülebilirliğe de katkı sağlanabilecektir.

KAYNAKLAR

ACI Committee 233, Slag Cement in concrete and mortar, ACI 233R-03, American concrete institute, Farmington Hills, Michigan, 2003.

Al-Mubayyed, O. M., Abu-Nasser, B. S., ve Abu-Naser, S.S., 2019. Predicting Overall Car Performance Using Artificial Neural Network, 3(1), 1-5.

Alshihri, M.M., Azmy, A.M. ve El-Bisy, M.S., 2009. Neural networks for predicting compressive strength of structural light weight concrete. Construction and Building Materials, 23(6), 2214-2219.

Ash and Silica Fume on Improvement of Concrete Behavior, 2019. KSCE Journal of Civil Engineering, 23(10), 4503-4515.

Asteris, P., Apostolopoulou, G.M., Skentou, A.D. ve Moropoulou, A., 2019. Application of artificial neural networks for the prediction of the compressive strength of cement-based mortars. Computers and Concrete, 24(4), 329-345.

Atici, U., 2011. Prediction of the strength of mineral admixture concrete using multivariable regression analysis and an artificial neural network. Expert Systems with applications, 38(8), 9609-9618.

Azar, J.P., Najarchi M, Sanaati B, Najafizadeh MM, Mirhosseini SM, The Experimental Assessment of the Effect of Paper Waste.

Babu, K.G., ve Kumar, V.S.R., 2000. Efficiency of GGBS in concrete. Cement and Concrete Research, 30(7), 1031-1036.

Başyiğit, C., Kilinçarslan, Ş. ve Çomak, B., 2012. Görüntü işleme tekniği ile beton basınç dayanımının tahmin edilmesi. Süleyman Demirel Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi, 16(1).

Bemani, A., Baghban, A. ve Mosavi, A., 2020. Estimating CO2-Brine diffusivity using hybrid models of ANFIS and evolutionary algorithms. Engineering Applications of Computational Fluid Mechanics, 14(1), 818-834.

Bilim, C., Atis C.D., Tanyildizi, H. ve Karahan, O., 2009. Predicting the compressive strength of ground granulated blast furnace slag concrete using artificial neural network. Advances in Engineering Software, 40(5), 334-340.

BKA, M. A. R., Ngamkhanong, C., Wu, Y., ve Kaewunruen, S., 2021. Recycled aggregates concrete compressive strength prediction using artificial neural networks (ANNs). Infrastructures, 6(2), 17.

Chou, J.-S. ve Pham, A.-D., 2013. Enhanced artificial intelligence for ensemble approach to predicting high performance concrete compressive strength. Construction and Building Materials, 49, 554-563.

Czarnecki, S., Shariq, M., Nikoo, M., ve Sadowski, Ł., 2021. An intelligent model for the prediction of the compressive strength of cementitious composites with ground granulated blast furnace slag based on ultrasonic pulse velocity measurements. Measurement, 172, 108951.

Dantas, A.T.A., Leite, M.B., and de Jesus Nagahama, K., 2013. Prediction of compressive strength of concrete containing construction and demolition waste using artificial neural networks. Construction and Building Materials, 38, 717-722.

Deshwal, S., Kumar, A., ve Chhabra, D., 2020. Exercising hybrid statistical tools GA-RSM, GA-ANN and GA-ANFIS to optimize FDM process parameters for tensile strength improvement. CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology, 31, 189-199.

Durham,W., H.,1994. Co-evolution: Genes, Culture, and Human Diversity. Stanford University Press, Stanford, California.

Feng, D. C., Liu, Z. T., Wang, X. D., Chen, Y., Chang, J. Q., Wei, D. F., ve Jiang, Z. M., 2020. Machine learning-based compressive strength prediction for concrete: An adaptive boosting approach. Construction and Building Materials, 230, 117000.

Franklin, B., ve Bergerman, M., 2000. Cultural algorithms: Concepts and experiments. Proceedings of the 2000 Congress on Evolutionary Computation, IEEE Service Center, Piscataway, New Jersey, 1245–1251.

Frearson., J.P.H., 1986. Sulfate resistance of combination of portland cement and blast furnace slag. ACI Publ. SP-91 2, 1495– 1524.

Gholampour, A., Zheng, J. ve Ozbakkaloglu, T., 2020. Development of waste-based concretes containing foundry sand, recycled fine aggregate, ground granulated blast furnace slag and fly ash. Construction and Building Materials, 121004.

Gürgen, S., Ünver, B., ve Altın, İ., 2018. Prediction of cyclic variability in a diesel engine fueled with n-butanol and diesel fuel blends using artificial neural network. Renewable Energy, 117, 538-544.

Hasgül, Ö. ve Anagün, A.S., 2005. Deneysel Sonuçların Analizinde Yapay Sinir Ağları Kullanımı ve Beton Dayanım Testi İçin Bir Uygulama,

Ince, R., 2004. Prediction of fracture parameters of concrete by artificial neural networks. Engineering Fracture Mechanics, 71(15), 2143-2159.

Ji, T., Lin, T. ve Lin, X., 2006. A concrete mix proportion design algorithm based on artificial neural networks. Cement and Concrete Research, 36(7), 1399-1408.

Jimenez, J., Mochón, J., de Ayala, J.S. ve Obeso, F., 2004. Blast furnace hot metal temperature prediction through neural networks-based models. ISIJ international, 44(3), 573-580.

Kandiri, A., Golafshani, E.M. ve Behnood, 2020. Estimation of the compressive strength of concretes containing ground granulated blast furnace slag using hybridized multi-objective ANN and salp swarm algorithm. Construction and Building Materials, 248:118676.

Kang, L., Du, H.L., Zhang, H. ve Ma, W.L., 2018. Systematic research on the application of steel slag resources under the background of big data. Complexity,2018.

Kewalramani, M.A. ve Gupta, R., 2006. Concrete compressive strength prediction using ultrasonic pulse velocity through artificial neural networks. Automation in Construction, 15(3), 374-379.

Krogh, A., ve Hertz, J.A., 1991. Dynamics of generalization in linear perceptrons. In Advances in Neural Information Processing Systems, 897-903.

Kumar, S., Kumar, R., Bandopadhyay, A., Alex, T., Kumar, B.R., Das, S.K. ve Mehrotra, S., 2008. Mechanical activation of granulated blast furnace slag and its effect on the properties and structure of portland slag cement. Cement and Concrete Composites, 30(8), 679-685.

Lea, F.M., 1970. The Cemistry of Cement and Concrete, Edward Arnold Ltd,.

Leite, W., Campos Rubio, J., Mata Cabrera, F., Carrasco, A. ve Hanafi, I., 2018. Vacuum thermoforming process: An approach to modeling and optimization using artificial neural networks. Polymers, 10(2), 143.

Marouf, A. M., ve Abu-Naser, S.S., 2018. Predicting Antibiotic Susceptibility Using Artificial Neural Network, 2(10), 1-5.

Mai, H. V. T., Nguyen, T. A., Ly, H.B., ve Tran, V. Q., 2021. Prediction Compressive Strength of Concrete Containing GGBFS using Random Forest Model. Advances in Civil Engineering, 2021.

Miao, D., Chen, W., Zhao, W., ve Demsas, T., 2020. Parameter estimation of PEM fuel cells employing the hybrid grey wolf optimization method. Energy, 193, 116616.

Moder, K., 2010. Alternatives to F-test in one way ANOVA in case of heterogeneity of variances (a simulation study). Psychological Test and Assessment Modeling, 52(4), 343-353.

Naderpour, H., Kheyroddin, A. ve Amiri, G.G., 2010. Prediction of FRP-confined compressive strength of concrete using artificial neural networks. Composite Structures, 92(12), 2817-2829.

Najimi, M., Ghafoori, N. ve Nikoo, M., 2019. Modeling chloride penetration in self-consolidating concrete using artificial neural networ combined with artificial bee colony algorithm. Journal of Building Engineering, 22:216-226.

Nguyen, H., Vu, T., Vo, T. P., ve Thai, H. T., 2021. Efficient machine learning models for prediction of concrete strengths. Construction and Building Materials, 266, 120950.

Ojeda, J. M. P., Bocanegra, S. R., ve Huatangari, L. Q., 2021. Determination of the Compressive Strength of Concrete Using Artificial Neural Network. International Journal of Engineering and Technology, 11(3), 204-215.

Ostertagová, E., Ostertag, O., and Kováč, J., 2014. Methodology and application of the Kruskal-Wallis test. Paper presented at the Applied Mechanics and Materials, 108, 13-28.

Özcan, F., Atiş, C.D., Karahan, O., Uncuoğlu, E. ve Tanyildizi, H., 2009. Comparison of artificial neural network and fuzzy logic models for prediction of long-term compressive strength of silica fume concrete. Advances in Engineering Software, 40(9), 856-863.

Pal, S., Mukherjee A., Pathak S., 2003. Investigation of hydraulic activity of ground granulated blast furnace slag in concrete. Cement and Concrete Research, 33(9):1481-1486.

Parichatprecha, R. ve Nimityongskul, P., 2009.Analysis of durability of high performance concrete using artificial neural networks. Construction and Building Materials, 23(2), 910-917.

Ravichandran, R., 2019. Cultural Algorithm based on Decomposition to solve Optimization Problems (Doctoral dissertation, University of Windsor (Canada)).

Renfrew, A.C.,1994. Dynamic modeling in archaeology:What, when, and where? In Dynamical Modeling and the Study of Change in Archaeology, S. E. van der Leeuw, (Ed.), Edinburgh University Press, Edinburgh, Scotland.

Reynolds, R. G., 1994. An introduction to cultural algorithms. In Proceedings of the Third Annual Conference on Evolutionary Programming, A. V. Sebald and L. J. Fogel, (Eds.),World Scientific, River Edge, New Jersey, pp. 131–139.

Reynolds, R. G., 1999. Cultural algorithms: Theory and applications. New Ideas in Optimization, D. Corne, M. Dorigo, and F. Glover (Eds.), McGraw-Hill, London, UK, 367–377.

Samadianfard, S., Hashemi, S., Kargar, K., Izadyar, M., Mostafaeipour, A., Mosavi, A., ve Shamshirband, S., 2020. Wind speed prediction using a hybrid model of the multi-layer perceptron and whale optimization algorithm. Energy Reports, 6, 1147-1159.

Sarıdemir, M., Topçu, İ.B., Özcan, F. ve Severcan, M.H., 2009. Prediction of long-term effects of GGBFS on compressive strength of concrete by artificial neural networks and fuzzy logic. Construction and Building Materials, 23(3), 1279-1286.

Shahid, N., Rappon, T. ve Berta, W., 2019. Applications of artificial neural networks in health care organizational decision-making: A scoping review. PloS one, 14(2), e0212356.

Shahmansouri, A. A., Yazdani, M., Ghanbari, S., Bengar, H. A., Jafari, A., & Ghatte, H. F., 2021. Artificial neural network model to predict the compressive strength of eco-friendly geopolymer concrete incorporating silica fume and natural zeolite. Journal of Cleaner Production, 279, 123697.

Siddique, R., Aggarwal, P. ve Aggarwal, Y., 2011. Prediction of compressive strength of self-compacting concrete containing bottom ash using artificial neural networks. Advances in engineering software, 42(10), 780-786.

Silva, F.AN., Delgado, J.oMPQ., Cavalcanti, R.S., Azevedo, A.n.C., Guimarães, A.S. ve Lima, A.GB.,2021. Use of Nondestructive Testing of Ultrasound and Artificial Neural Networks to Estimate Compressive Strength of Concrete. Buildings, 11, 44.

Słoński, M., 2010. A comparison of model selection methods for compressive strength prediction of high-performance concrete using neural networks. Computers & structures, 88(21-22), 1248-1253.

Sterne, A.C. J., ve Kirkwood, R., B., 2003. Essential medical statistics.

Sun, L., Koopialipoor, M., Armaghani, D. J., Tarinejad, R., ve Tahir, M. M., 2019. Applying a meta-heuristic algorithm to predict and optimize compressive strength of concrete samples. Engineering with Computers, 1-13.

Takagi, T., Sugeno M., 1983. Derivation of fuzzy control rules from human operator's control actions. IFAC Proceedings, 16(13):55-60.

Tayfur, G., Erdem, T.K. ve Kırca, Ö., 2013. Strength prediction of high-strength concrete by fuzzy logic and artificial neural networks. Journal of Materials in Civil Engineering, 26(11), 04014079.

Topçu, İ.B., Uygunoğlu, T. ve İNCE, H.H., 2010. Hafif Beton Basınç Dayanımının Yapay Sinir Ağlarıyla Tahmini.Yapı Teknolojileri Elektronik Dergisi, 6(1), 19-29.

Tu, J., Liu, Y., Zhou, M. ve Li, R., 2020. Prediction and analysis of compressive strength of recycled aggregate thermal insulation concrete based on GA-BP optimization network, Journal of Engineering. Design and Technology, Vol. ahead-of-print No. ahead-of-print.

Wang, Q., Yan, P. ve Feng, J., 2011. A discussion on improving hydration activity of steel slag by altering its mineral compositions. Journal of hazardous materials, 186(2-3), 1070-1075.

Wang, X., Liu, Y., & Xin, H., 2021. Bond strength prediction of concrete-encased steel structures using hybrid machine learning method. In Structures, 32, 2279-2292.

Wong, S.L., Wan, K.K. ve Lam, T.N., 2010. Artificial neural networks for energy analysis of office buildings with daylighting. Applied Energy, 87(2), 551-557.

Qiao, W., Moayedi, H., ve Foong, L.K., 2020. Nature-inspired hybrid techniques of IWO, DA, ES, GA, and ICA, validated through a k-fold validation process predicting monthly natural gas consumption. Energy and Buildings, 217, 110023.

Vakhshouri, B., ve Nejadi, S., 2018. Prediction of compressive strength of self-compacting concrete by ANFIS models. Neurocomputing, 280, 13-22.

Yan, X., Song, T., ve Wu, Q., 2017. An improved cultural algorithm and its application in image matching. Multimedia Tools and Applications, 76(13), 14951-14968.

Yao, X., 1999. Evolving artificial neural networks. Proceedings of the IEEE, 87(9), 1423-1447.

Yaprak, H. ve Karacı, A., 2009. Polipropilen lifli betonların yüksek sıcaklık sonrası basınç dayanımlarının yapay sinir ağları ile tahmini. International Journal of Engineering Research and Development, 1(2), 23-28.

Yüzer, N., Akbaş, B., ve Kızılkanat, A.B., 2007. Yüksek Sıcaklık Etkisinde Kalan Betonun Basınç Dayanımı-Renk Değişimi İlişkisinin Yapay Sinir Ağları Yöntemi İle Tahmini. Ulusal Beton Kongresi, 271-280.

Zadeh, L.A., 1965. Fuzzy sets. Information and Control, 8(3):338-353.

https://www.ecka.com.tr/

ÖZGEÇMİŞ

Kübra Tümay Ateş 2011 yılında Adana Final Fen Lisesinden mezun oldu. Aynı yılda Türkiye Odalar ve Borsalar Birliği Endüstri Mühendisliği Bölümünü kazandı. 2012 senesinde Karabük Üniversitesi Endüstri Mühendisliği'ne geçiş yaparak üniversite öğrenimini 2016 senesinde tamamladı. 2018 yılında Çukurova Üniversitesi Endüstri Mühendisliği Bölümünde Yüksek Lisans öğrenimini başarıyla bitirdikten sonra Doktora Programına kabul edildi. Çalıştığı Doktora tez konusu TÜBİTAK tarafından desteklenmiş olup bu projede bursiyer olarak görev yaptı. Halen Çukurova Üniversitesinde çalışmaya devam etmektedir.