

**ANKARA ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

**ÇİMENTO FABRİKASI OTOMASYON AĞINDA YAPAY ZEKA
UYGULAMASI İLE BETON BASINÇ DAYANIMI TAHMİNİ**

Veysel KARAGÖZ

ELEKTRİK - ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

**ANKARA
2019**

Her hakkı saklıdır

TEZ ONAYI

Veysel KARAGÖZ tarafından hazırlanan “Çimento Fabrikası Otomasyon Ağında Yapay Zeka ile Beton Basınç Dayanımı Tahmini” adlı tez çalışması 26/09/2019 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından oy birliği ile Ankara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektrik - Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı’nda **YÜKSEK LİSANS TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Danışman : Dr. Öğr. Üyesi Ahmet AKBULUT 
Ankara Üniversitesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Jüri Üyeleri:

Başkan: Doç. Dr. Uğur ÖZCAN 
Gazi Üniversitesi Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı

Üye : Doç. Dr. Hakkı Alparslan ILGIN 
Ankara Üniversitesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Üye : Dr. Öğr. Üyesi Ahmet AKBULUT 
Ankara Üniversitesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Yukarıdaki sonucu onaylarım.

Prof. Dr. Özlem YILDIRIM
Enstitü Müdürü

ETİK

Ankara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü tez yazım kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez içindeki bütün bilgilerin doğru ve tam olduğunu, bilgilerin üretilmesi aşamasında bilimsel etiğe uygun davrandığımı, yararlandığım bütün kaynakları atıf yaparak belirttiğimi beyan ederim.

26/09/2019



Veysel KARAGÖZ

ÖZET

Yüksek Lisans Tezi

ÇİMENTO FABRİKASI OTOMASYON AĞINDA YAPAY ZEKA İLE BETON BASINÇ DAYANIMI TAHMİNİ

Veysel KARAGÖZ

Ankara Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Elektrik - Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Dr. Öğr. Üyesi Ahmet AKBULUT

Basınç dayanımı değeri, çimentonun sınıfını ve kalitesini belirleyen faktördür. Çimento numunelerinin 28 gün sonunda kırılmasıyla ölçülen basınç dayanımı, beklenmesi gereken bu süre nedeniyle, çimento fabrikalarının üretim ve satış planlarının kurulmasında zorlaştırıcı bir etki yaratmaktadır. Üretim hattından çıkan ürünün birkaç gün içinde satılması ve günler içinde kullanılması bu bilinmez değerin önemini ve riskini arttırmaktadır. Bu risk göz önünde bulundurularak alınan tedbirler çimento üretim sürecinde maliyetlerin artmasına sebep olmakta, kullanılan katkı ve kimyasal maddeler nedeniyle çevreye zarar vermektedir.

Bu tez çalışmasında; basınç dayanımı değerinin, çevrim içi veriler kullanılarak yapay zeka algoritmaları ile tahmin edilmesi, uygulamanın büyük ölçekli bir çimento fabrikasının kurulu otomasyon ağında çalıştırılması, iki farklı veri sınıflandırma yönteminin karşılaştırılması ve tahmini değerlerin değerlendirilmesi ile üretim sürecinin şekillendirilmesi amaçlanmaktadır.

Eylül 2019, 66 Sayfa

Anahtar kelimeler: Basınç Dayanımı, Yapay Zeka, Yapay Sinir Ağları, Parçacık Sürü Optimizasyonu ve Sezgisel Algoritmalar

ABSTRACT

Master Thesis

ESTIMATION OF COMPRESSIVE STRENGTH WITH ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN CEMENT FACTORY AUTOMATION NETWORK

Veysel KARAGÖZ

Ankara University
Graduate School of Natural and Applied Sciences
Department of Electrical and Electronics Engineering

Supervisor: Assist. Prof. Ahmet AKBULUT

The compressive strength value is the factor determining the class and quality of cement. The compressive strength measured by breaking the concrete samples after 28 days, due to this period to be expected has a difficult effect on the establishment of production and sales plans of cement plants. The sale of the product from the production line within a few days and the use of the cement sold within days increases the importance and risk of this unknown value. Measures taken with this risk in mind lead to increased costs in the cement production process and damage to the nature due to the additives and chemicals used.

In this thesis, aimed to estimate the compressive strength value by using artificial intelligence algorithms with online data. To run the application installed automation network of a large-scale cement factory. Two different data classification methods compared and to shaped the production process by evaluating these estimated values.

September 2019, 66 pages

Key Words: Compressive Strength, Artificial Intelligence, Artificial Neural Networks, Particle Swarm Optimization and Heuristic Algorithms

TEŐEKKÜR

Tez alıőmam boyunca anlayıőlı ve sabırlı tım destek ve yardımları iin danıőman hocam Sayın Dr. Öğr. Üyesi Ahmet AKBULUT'a (Ankara Üniversitesi Elektrik - Elektronik Mühendisliđi Anabilim Dalı), tım eđitim hayatım boyunca yanımda olan kıymetli aileme ve sunduđu tım imkânlar iin Nuh Çimento Fabrikası'na teşekkür ederim.

Veysel KARAGÖZ

Ankara, Eylül 2019



İÇİNDEKİLER

TEZ ONAY SAYFASI

ETİK	i
ÖZET	ii
ABSTRACT	iii
TEŞEKKÜR	iv
KISALTMALAR DİZİNİ	vii
ŞEKİLLER DİZİNİ	viii
ÇİZELGELER DİZİNİ	x
1. GİRİŞ.....	1
2. KAYNAK ÖZETLERİ	4
3. MATERYAL VE YÖNTEM.....	7
3.1 Çimento Üretim Süreci	7
3.2 Cem I Tipi Çimento.....	8
3.3 Çimento Üretiminde Kalite Yönetimi	9
3.3.1 İncelik tayini	9
3.3.2 X Işınları floresan spektrometresi (XRF)	11
3.3.3 Bogue formülleri.....	13
3.3.4 Priz deneyi.....	14
3.3.5 Kızdırma kaybı deneyi.....	14
3.3.6 Kalker tayini deneyi	15
3.3.7 Modüller	15
3.3.8 Basınç dayanımı hesabı.....	16
3.4 Otomasyon Sistemi, Haberleşme ve Çevre Birimleri.....	18
3.4.1 Kontrol bileşenleri.....	18
3.5 Yapay Sinir Ağları	19
3.5.1 İnsanda sinir sistemi.....	19
3.5.2 Matematik sinir ağı yapısı	20
3.5.3 Denetimli öğrenme	21
3.5.4 İleri beslemeli YSA ve katman yapıları.....	21

3.5.5	Aktivasyon fonksiyonu.....	22
3.5.6	YSA eğitimi	24
3.5.7	Levenberg Marquart eğitim algoritması.....	24
3.5.8	Bayesian Regulation eğitim algoritması	25
3.5.9	YSA çalışması	26
3.6	Parçacık Sürü Optimizasyonu	29
3.7	Veri Analizi Algoritması	32
3.8	Çalışma Algoritması.....	36
3.9	Visual Studio Arayüz Çalışması.....	39
3.10	Regülasyon Parametreleri	42
4.	ARAŞTIRMA BULGULARI	47
5.	SONUÇ	61
5.1	Değerlendirme	61
5.2	Öneriler	61
	KAYNAKLAR	63
	ÖZGEÇMİŞ.....	66

KISALTMALAR DİZİNİ

BR	Bayesian Reglasyonu
DKS	Dağıtılmış Kontrol Sistemi
LM	Levenberg Marquart
MTU	Master Terminal Unit
OPC	Ole for Process Control
PLC	Programable Lojical Controller
PSO	Parçacık Sürü Optimizasyonu
UTB	Uzak Terminal Birimi
SCADA	Supervisory Control and Data Acquisition
XRF	X - Işını Floresans Spektrometresi
YSA	Yapay Sinir Ağları

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 3.1 Çimento üretim süreci	8
Şekil 3.2 Blaine tayin deney seti	10
Şekil 3.3 32 μ deney seti.....	10
Şekil 3.4 XRF çimento tableti hazırlanması	11
Şekil 3.5 XRF klinker tableti hazırlanması	12
Şekil 3.6 XRF cihazı	12
Şekil 3.7 XRF cihazı sonucu örneği.....	13
Şekil 3.8 Priz deneyi	14
Şekil 3.9 Kızdırma kaybı deneyi.....	15
Şekil 3.10 Numunelerin bekletildiği havuz çekmeceleri	17
Şekil 3.11 Numunelerin bekletildiği ortam koşulları	17
Şekil 3.12 Basınç dayanımı ölçülmüş numuneler	18
Şekil 3.13 Sinir sistemi yapısı.....	19
Şekil 3.14 Matematiksel sinir yapısı	20
Şekil 3.15 YSA katman yapısı	22
Şekil 3.16 Sigmoid tipi aktivasyon fonksiyonu	23
Şekil 3.17 YSA eğitim algoritması	26
Şekil 3.18 PSO algoritması	31
Şekil 3.19 Veri Analizi algoritması.....	34
Şekil 3.20 Kurulu sistem şeması	36
Şekil 3.21 Sistemin ana çalışma şeması.....	37
Şekil 3.22 Sistemin mod seçim ve veri kaydetme şeması.....	38
Şekil 3.23 Günlük girdi ve gerçek dayanım değerleri ekran görüntüsü.....	39
Şekil 3.24 Günlük hesaplamaların özet beşgen grafikleri ekran görüntüsü.....	39
Şekil 3.25 Arayüz ana sayfa ekran görüntüsü.....	40
Şekil 3.26 1. Gün dayanımı zaman grafiği ekran görüntüsü.....	41
Şekil 3.27 2. Gün dayanımı zaman grafiği ekran görüntüsü.....	41
Şekil 3.28 7. Gün dayanımı zaman grafiği ekran görüntüsü.....	42
Şekil 3.29 28 Gün dayanımı zaman grafiği ekran görüntüsü.....	42
Şekil 3.30 Regülasyon parametreleri değiştirme ekranı	46
Şekil 4.1 P05 modu Px değerleri.....	48

Şekil 4.2 PSO 1GDC hesaplamasında bulunan Px değerleri ortalamaları.....	49
Şekil 4.3 PSO 2GDCb hesaplamasında bulunan Px değerleri ortalamaları.....	49
Şekil 4.4 PSO 2GDCa hesaplamasında bulunan Px değerleri ortalamaları.....	50
Şekil 4.5 PSO 7GDCc hesaplamasında bulunan Px değerleri ortalamaları.....	50
Şekil 4.6 PSO 7GDCb hesaplamasında bulunan Px değerleri ortalamaları.....	51
Şekil 4.7 PSO 7GDCa hesaplamasında bulunan Px değerleri ortalamaları.....	51
Şekil 4.8 PSO 28GDCd hesaplamasında bulunan Px değerleri ortalamaları.....	52
Şekil 4.9 PSO 28GDCc hesaplamasında bulunan Px değerleri ortalamaları.....	52
Şekil 4.10 PSO 28GDCb hesaplamasında bulunan Px değerleri ortalamaları.....	53
Şekil 4.11 PSO 28GDCa hesaplamasında bulunan Px değerleri ortalamaları.....	53
Şekil 4.12 80 Gün 1GDC PSO sonuç ve hata grafiği	54
Şekil 4.13 80 Gün 2GDCb PSO sonuç ve hata grafiği	54
Şekil 4.14 80 Gün 2GDCa PSO sonuç ve hata grafiği.....	55
Şekil 4.15 80 Gün 7GDCc PSO sonuç ve hata grafiği.....	55
Şekil 4.16 80 Gün 7GDCb PSO sonuç ve hata grafiği	56
Şekil 4.17 80 Gün 7GDCa PSO sonuç ve hata grafiği.....	56
Şekil 4.18 80 Gün 28GDCd PSO sonuç ve hata grafiği	57
Şekil 4.19 80 Gün 28GDCc PSO sonuç ve hata grafiği.....	57
Şekil 4.20 80 Gün 28GDCb PSO sonuç ve hata grafiği	58
Şekil 4.21 80 Gün 28GDCa PSO sonuç ve hata grafiği.....	58

ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge 3.1 Numunelerin donma hızı.....	16
Çizelge 3.2 Sistemin girdilerinin kullanıldığı hesaplamalar, numune alım noktaları ve test yöntemleri	27
Çizelge 4.1 LM ve BR karşılaştırılması.....	47
Çizelge 4.2 P05 ve PSO karşılaştırılması.....	48
Çizelge 4.3 P05 ve PSO modunda bulunan veri setlerinin P değerleri ve veri setlerindeki girdi sayılarının ortalama değerleri	59
Çizelge 4.4 Girdilerin YSA eğitim veri setinde PSO modunda seçilme adetleri.....	59



1. GİRİŞ

Üretim süreçlerinde kontrol ve kalite mekanizmalarının geliştirilmesiyle ilgili çalışmalar yapay zeka, kestirim ve optimizasyon uygulamalarının gelişen teknolojiler yardımıyla yaygınlaşması sayesinde hız kazanmıştır. Yeni endüstri dönemi olarak kabul edilen 4. dönemde konvansiyonel yöntemlere göre sezgisel algoritmaların ve yapay zeka uygulamalarının avantajları ve uygulanabilirliği her geçen gün artmaktadır.

Çimento fabrikalarında üretim süreci, yoğun donanım kullanımı ve üretim sahasının geniş ölçekli olması nedeniyle merkezi otomasyon sistemleri ile takip edilmektedir. Merkezi otomasyon sistemleri merkezinde DCS, alt kollarında PLC, SCADA, RTU ve MTU donanımları, tüm sahaya yayılan elektronik ölçüm cihazları ve haberleşme ağlarından oluşmaktadır.

Çimento üretiminde kalite izlemesi, hammadde, farin, klinker ve çimento aşamalarında çevrim içi analizörler, sensörler ve alınan numunelerin laboratuvar ortamında yapılan testleri ile takip edilmekte ve son aşamada hazırlanan numunelerin basınç dayanımı testleri ile sonlanmaktadır. Basınç dayanımı testleri, uygun koşullarda 1, 2, 7 ve 28 gün bekletilen numunelerin basınç altında kırılmaya dayanıklılığını ölçer.

Dayanım sonuçlarının, testlerin tamamlanması için geçen süreden önce bilinmesi üretim aşamasında karar verici birimlere yardımcı olurken, süreç ve satış planlamasında da belirleyici bir etken haline gelecek ve hammadde veya üretim aşamasında yapılacak müdahaleler ile istenmeyen etkilerin giderilmesinde hızlı çözüm bulmak için faydalı bir etken olacaktır. Basınç dayanımını kontrol edebilmek için kullanılan katkı ve kimyasal malzemelerin en aza indirilmesi çevreye verilen zararı azaltacağı gibi, önemli ölçüde maliyet avantajı da sağlayacaktır. Bu nedenle; çimento üretiminde ürünün 28'inci gün sonunda edineceği dayanım değerini bekleme süresinden önce veya üretim süreci içerisinde tahmin edebilmek için yapılan çalışmalar önem taşımakta ve güncelliğini korumaktadır.

Tez çalışmasında çimento fabrikasının üretim süreci içerisinde kullanılan analizörler, ölçüm cihazları ve laboratuvar ortamında yapılan testlerin sonuçları incelenmiştir. Veri

kalitesi ve numunelerin zenginliđi nedeniyle CEM I 42.5 R tipi imento iin üretim hattından alınan numuneler seçilmiştir. İncelemeler sonucunda üretim sürecinde etken olabilecek 20 adet analiz sonucu belirlenmiş ve sistemin girdileri olarak kabul edilmiştir.

Her yeni gün için, elde edilen laboratuvar verileri ile 28'inci gün elde edilen basın dayanımı deđerine kadar 1'inci, 2'nci ve 7'inci gün ölçülen deđerler sisteme girildike tekrarlanarak güncellenen ve her gün için toplamda 10 adet tahmin deđerleri bulan bir hesaplama algoritması kurulmuştur. Hesaplama algoritması, insan beyninin öğrenebilme yeteneđini taklit eden Yapay Sinir Ađı (YSA) ile gerçekleştirilmiştir. Geçmiş günlerden YSA'nın eğitim setini belirlemede bir sınıflandırma algoritması çalıştırılmaktadır. Bu algoritma, hesaplanmak istenen günün girdileri ile geçmiş günler arasında mesafe fonksiyonlarına göre yüksek ilişkili girdileri arayan bir güç dizisine sahiptir. En iyi sonucu veren güç dizisini (yüksek ilintiye sahip girdileri) bulmak en iyi eğitimi gerçekleştirecek YSA eğitim veri setini verecektir.

En iyi ilintiye sahip girdilerin bulunduğu veri setini veren güç dizisini aramada; sürü zekasının yiyecek bulma davranışlarını gerçekleyebilen ve optimum çözümü bulmada etkili bir yöntem olan Paracık Sürü Optimizasyonu (PSO) kullanılmıştır. PSO başlangı pozisyonlarının rastgele belirlendiđi birinci iterasyondan başlayarak her iterasyonda güncellenen hız ve konum deđerleriyle hesaplamının belirlenen koşullar gerçekleşene kadar problem için en uygun sonucu bulmaya çalışır.

PSO ile veri sınıflandırma aşamalarında kullanılan mesafe belirleme formüllerinde girdiler için belirlenen katsayılar dizisi (Px) aranmaktadır. Girdilerin formüllerdeki katsayılarının sabit tutulduđu P05 olarak adlandırılan bir yöntem belirlenmiştir. P05, mesafe formüllerinde kullanılan güç faktörleri tüm girdileri için eşit alınmış ve PSO ile bulunan güç faktörleri karşılaştırılmıştır. Ayrıca çalışmada, YSA için iki farklı eğitim fonksiyonu (Levenberg Marquart ve Bayesian Regulation) kullanılarak eğitimler P05 modunda denenmiştir.

Tüm algoritmaların ve programların kullanıcı tarafından geçmiş hesaplama sonuçlarının takibi, programın fabrika ve otomasyon ađlarıyla haberleşmesi ve kullanıcının yazılan yazılımlara müdahale etmeden belirli parametreleri güncelleştirebilmesi amacıyla bir arayüz geliştirilmiştir. Kullanıcının program üzerinde deđişiklik yapabileceđi regülasyon

özelliđi ile veri sınıflandırma algoritması, PSO ve YSA parametrelerinin deđiştirilebilmesi sađlanmıřtır. Böylece hesaplamanın deđiřen kořullara ve farklı üretim kararlarına uyum sađlayabilmesi, programın basınç dayanım verileri dıřında bařka veri setleriyle de alıřabileceđi bir zemine oturması amalanmıřtır. Fabrika ađı ve otomasyon ađı arasında kurulan bu sistem sayesinde Yapay Zeka ve Endüstri 4.0 bilinci artacak, kaydedilmiř herhangi bir veri setine ulařılması ve denenmesi farklı bilim dallarında yapılan alıřmalar için kolaylık sađlayarak yapılacak alıřmaları hızlandıracaktır.



2. KAYNAK ÖZETLERİ

Literatür incelendiğinde basınç dayanımının konvansiyonel ve sezgisel yöntemlerle tahmin edildiği pek çok çalışma bulunmaktadır. Araştırmalarda YSA'nın kıyaslandığı algoritmalara göre daha başarılı sonuçlar aldığı görülmektedir.

Şamandar (2015), Uçucu Kül İçeren Normal Ağırlıklı Betonların Basınç Dayanımının Yapay Sinir Ağları Metodu İle Tahmini adlı çalışmada uçucu kül içeren normal ağırlıklı betonların basınç dayanımını YSA ile tahmin etmiştir. Eğitimde 103 adet deney verisi kullanılmış ve çimento içeriği, su içeriği, uçucu kül miktarı ve slump değerleri girdi olarak belirlenmiştir. Çalışmada farklı ağ yapıları ile çalışılmış ve ilintileri incelenmiştir. Bir gizli tabaka ve 7 nörondan oluşan ağ yapısının en iyi sonucu verdiği belirtilmiştir. Sonuçlar yapay sinir ağlarının uçucu kül içeren betonların basınç dayanımını tahmin etmede potansiyelin olduğunu göstermiştir.

Özbakır ve Nasuf (2015), agreganın sahip olduğu fiziksel ve mekanik özelliklerin betonun dayanım özelliklerine etkisinin belirlenmesinin ancak yapılan deneylerle mümkün olduğunu belirtmiştir. Deneylerin uzun zaman aldığı ve çoğu zaman ekonomik olmadığı için farklı yöntemlerin kullanıldığı belirtilmiştir. 14 ayrı ocaktan elde edilmiş agregaların fiziksel özellikleri yapılan çalışmada deneylerle belirlenmiştir. Beton örnekleri hazırlanmış ve bu beton örneklerin 7'nci ve 28'inci gün dayanımları ölçülmüştür. Agregada dışındaki beton bileşenleri sabit tutularak değişen agregalarda betonun basınç dayanımı izlenmiştir. Çalışmada YSA kullanılarak modeller geliştirilmiş ve deneylerle elde edilen beton basınç dayanım değerleri kestirimi sonuçları karşılaştırılmıştır.

Tsamatsoulis (2015), portland çimentosunun 28 günlük basınç dayanımı tahmininde yaygın olarak kullanılan iki teknik (çoklu doğrusal regresyon ve YSA) kullanılmıştır. Gizli katmanda bir veya iki düğümü olan üç katmanlı YSA ağı ve ayrıca bir kaskad YSA içeren sekiz farklı modeli sigmoid, hiperbolik, tanjant ve radyal fonksiyonları kullanılarak karşılaştırılmıştır. Sonuç olarak, dinamik modelin uygulanmasında her gün yeni sonuçların ortaya çıkması ile beton basınç dayanımı tahmininde denklemlerin güncellenmesinin gerektiği bildirilmiştir.

Nikoo vd. (2015), YSA ve Genetik Algoritma gibi evrimsel arama prosedürlerinin bir kombinasyonu olarak Evrimsel YSA kullanmışlardır. Modellerin oluşturulmasında 173 farklı özelliklere sahip silindirik beton örneklerinin verileri kullanılmıştır. Su-çimento oranı, maksimum kum boyutları, çakıl miktarı, çimento, 3/4 kum, 3/8 kum ve yumuşak kum parametreleri girdi olarak kullanılmıştır. Ayrıca, GA kullanılarak YSA modellerinin katman, düğüm ve ağırlık sayıları optimize edilmiştir. Bunların doğruluğunu değerlendirmek için, optimize edilmiş YSA modeli ve çoklu doğrusal regresyon modeli karşılaştırılmıştır. Sonuçlar önerilen YSA modelinin betonun basınç dayanımını öngörmede daha fazla esneklik ve doğruluğa sahip olduğunu doğrulamaktadır.

Khademi ve Behfamia (2016) betonun 28'inci gün basınç dayanımını öngörmedeki kapasitesi değerlendirilmiştir. Girdi değişkenleri olarak spesifik beton özellikleri dikkate alınarak, YSA inşa edilmiş ve betonun basınç dayanımını tahmin edilmiştir. 28'inci gün çimento dayanımını ölçümü için hazırlanan 150 farklı numunenin testinde 8 girişli ve 15 gizli katmanlı bir YSA modeliyle çalışılmıştır. Eğitim, test ve doğrulama değerleri YSA'nın 28'inci gün beton basınç dayanımını tahmin etmek için uygun bir model olduğunu doğrulamaktadır.

Chopra P vd. (2018), betonun 28'inci, 56'ncı ve 91'inci gün dayanımları için bir YSA modeli önerilmiş ve veri madenciliği makine öğrenmesi teknikleri Decision Tree ve Random Forest yöntemleriyle YSA modelini R^2 ve RMSE değerleri temel alınarak kıyaslanmıştır. YSA'nın dayanım tahmininde daha iyi sonuçlar verdiği ve bu sonuçların gerçek değerlere göre 91 gün dayanımında $R^2=0,956$ sonucuyla gerçek değere çok yakın olduğu saptanmıştır.

Bu çalışmada ise amaç; beton basınç dayanımı değerlerinin çimento üretim süreci içerisinde fayda sağlayacak şekilde fabrika otomasyon ağında kullanılabilmesidir. Bu nedenle hesaplama; geçmiş veri havuzunu her gün yenileyebilen, değişen üretim sürecine tepki verebilen, hazırlanan çimento numunelerinin harç oranlarının sabit olması nedeniyle basınç dayanımı değerlerini kimyasal, fiziksel testler ve analizörlerden elde edilen içerik değerlerine göre tahmin edebilen bir yapıda olmalıdır. Geçmiş veriler ve olası YSA eğitim veri setleri ile seçilebilecek girdilerin ilişkileri incelendiğinde üretim sürecini belirlemede etken olabilecek girdiler ile hesaplanmak istenen basınç dayanımı değerleri arasındaki ilişkinin belirlenebilmesinin üretim sürecinin karmaşıklığı ve değişkenliği nedeniyle zor

olduđu grlmřtr. Bu zorluđu ařabilen ve girdiler ile ıktılar arasındaki iliřkiyi gncelleyebilen yapıda olan bir algoritma geliřtirilmelidir. 28'inci gn son basın dayanımı deđerri elde edilene kadar geen srede gelen ara gnlerde yapılan test sonuları ile hesaplama gncellenebilmelidir.

Girdilerin g deđerlerini temsil eden P_x dizisi belirlenmiřtir. P_x dizisi deđerlerinin Paracık Sr Optimizasyonu gibi sezgisel davranabilen bir optimizasyon algoritmasıyla bulunması bahsedilen veri analizindeki retim srecinde yařanan zorlukları ařmada olumlu bir etken oluřturabilecektir. YSA iin kullanılacak eđitim veri setinin; girdilerin basın dayanımı deđerleri ile iliřkisinin yksek olması sayesinde basın dayanımı deđerlerinin erken tahmin edilebilmesi ve retim srecine yn vermesi mmkn olacaktır.

3. MATERYAL VE YÖNTEM

Nuh Çimento Sanayi A.Ş. 1966 yılında Kocaeli'nin Körfez ilçesinde kurulmuştur. Bugün birbirine paralel 3 ayrı döner fırın hattında 4.400.000 ton/yıl klinker üretimi ve 4 ayrı bilyeli değirmende 5.700.000 ton/yıl çimento üretim kapasitesine sahiptir. Nuh Çimento Fabrikası kalite izleme laboratuvarları ISO 9001:2015 Kalite belgesine sahiptir. Kalite laboratuvar faaliyetleri uluslararası tarafsız kuruluşlarca düzenli olarak kontrol edilerek sertifikalandırılmaktadır.

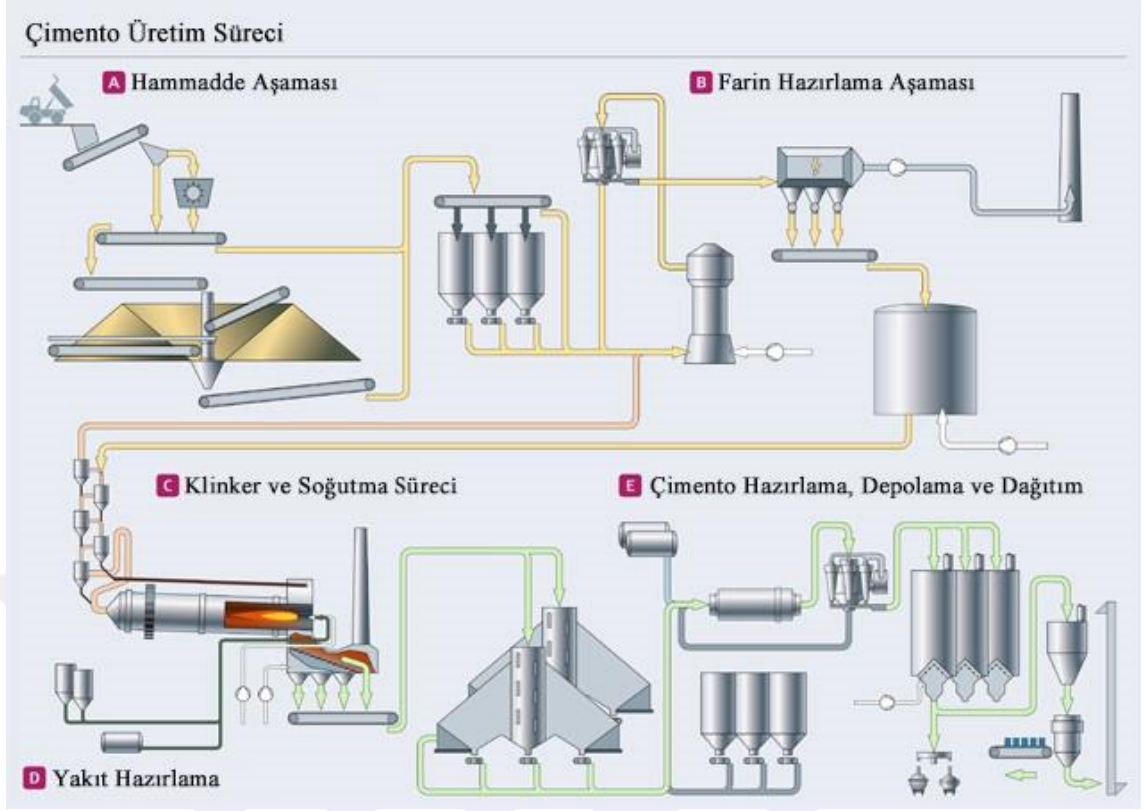
Bu çalışma; Nuh Çimento Fabrikasında üretilen Cem I 42.5 R tipi çimento analizörler ve laboratuvar ortamında 01.01.2018 – 30.03.2019 tarihleri arasında elde edilmiş verileri kullanılmıştır. Hesaplamanın kontrolü için ise 01.12.2018 – 30.03.2019 tarihleri arasında alınan 80 farklı günün numuneleri test edilmiştir.

Fabrika ve otomasyon ağlarında çalışan, birbirleriyle ve veri saklama bilgisayarıyla haberleşebilen iki adet bilgisayar kurulmuştur. Bilgisayarlardan biri hesaplamayı diğeri ise veri derleme, hesaplama kontrolü ve iletişimi sağlayan yazılımları içermektedir.

3.1 Çimento Üretim Süreci

Çimento, kalker, kil ve marn karışımından oluşan yüksek sıcaklıkta ısıtıldıktan sonra öğütülerek elde edilen hidrolik bağlayıcı bir malzemedir. Sert bir kütle oluşturduktan sonra su içerisinde dağılmayan ve mukavemetini koruyabilen maddeler hidrolik bağlayıcı olarak tanımlanır. Çimento; su ile karıştırıldığında saatler içinde sertleşmeye başlar. Zamanla suya ve fiziksel etkilere uzun süre dayanabilen bir madde haline gelir (Kuleli 2010).

Kalker, kil ve marn hammadde ocaklarından çıkartılarak boyutları kırıcıda 25×25 milimetreye düşürülür. Kırılan hammaddeler çeşitlerine göre ayrılarak stoklanır. Stoklanan ürün dik değirmende öğütülerek farin haline getirilir. Farinin ana bileşenleri kireç ve silistir. Kireç; kalker ve marn gibi kalsiyum karbonat içeren kayalardan ve silis kilden elde edilir. Alüminyum, demir ve ayrıca az miktarda magnezyum ve alkali gibi diğer maddeler de kullanılır.



Şekil 3.1 Çimento üretim süreci (Cuzman vd. 2015)

Farin, siklonlardan oluşan bir ön ısıtıcı kuleye girer. Ortam sıcaklığından (25 - 35 °C) 1000 – 1200 °C'lere kadar ısıtılır. Bu sıcaklıklarda çoğunlukla kalsine olmuş hale gelir. Ön ısıtıcıdan geçen ürün fırına girer ve fırında pişerken oksitler önce serbest hale gelir. Sıcaklık yükseldikçe CaO, SiO₂, Al₂O₃, Fe₂O₃ gibi yeni bileşikler oluşur. Fırında 1400 – 1500 °C'de sinterleşme olarak adlandırılan bu reaksiyonlar tamamlanır. 1300 – 1400 °C'de fırından çıkan ürün soğutulmak için soğutucu denilen bölüme girer. Hava ile soğutulan ürün sıcaklığı 90 – 100 °C'ye düşürülerek klinker maddesi oluşturulur.

Soğutucudan çıkan klinker çimento üretiminde bir ara ürün sayılır. Klinker ile birlikte bir miktar kalsiyum sülfat (alçı) bilyeli değirmenlerde öğütülerek çimento elde edilir. Değirmen içerisinde öğütülen malzeme istenilen inceliğe ulaşınca hava yardımıyla değirmenden çekilir ve ayırıcıdan geçen malzeme siloya alınır (Yeğınobalı 2009).

3.2 Cem I Tipi Çimento

Cem I tipi çimento; sertleşmesi kalsiyum silikatların hidratasyonu sonucu meydana gelir. CaO ve SiO₂ toplamının kütlece en az %50 olması gereken çimento çeşididir. Bileşimi;

klinker, kalsiyum sülfat ve çeşitli mineral katkılardan oluşur. Cem I (Portland Çimentosu), toplam ağırlığın en az %95'ini klinkerin oluşturduğu, kalsiyum sülfat ve minör bileşenlerin klinkerle karışımının değirmende öğütülmesi sonucunda elde edilir (Anonim. 2012).

3.3 Çimento Üretiminde Kalite Yönetimi

Çalışmada kullanılan veriler Nuh Çimento Fabrikası Kalite Kontrol Laboratuvarlarından temin edilmiştir. Fizik, Kimya ve Beton Laboratuvar çalışmalarında; hammadde, farin, klinker ve çimento numunelerinin kimyasal ve fiziksel karakterizasyonu, çimento numunelerinin fiziksel deneyleri ve sahada kurulu çevirim içi analizör cihazları incelenmiştir.

Çalışma kapsamında Cem I 42.5 R Çimentosu için; XRF cihazı, Blaine Ölçüm Cihazı, Çevrimiçi Analizörler, İncelik tayini cihazı, Donma Deneyi cihazı sonuçları ve Modül hesaplamaları kullanılmıştır. Blaine ölçümleri ve Blaine - İncelik analizörü, SO₃ analizörü, Donma deneyi, 32 µ eleği deneyi ve Kızdırma Kaybı ölçüm sonuçları, Kalker deneyi ve Serbest Kireç deneyi sonuçları değerlendirilmiştir. Bunlara ilave olarak SM (Silikat Modülü) ve TM (Alüminyum Modülü) değerleri formülleri kullanılarak hesaplanmıştır.

3.3.1 İncelik tayini

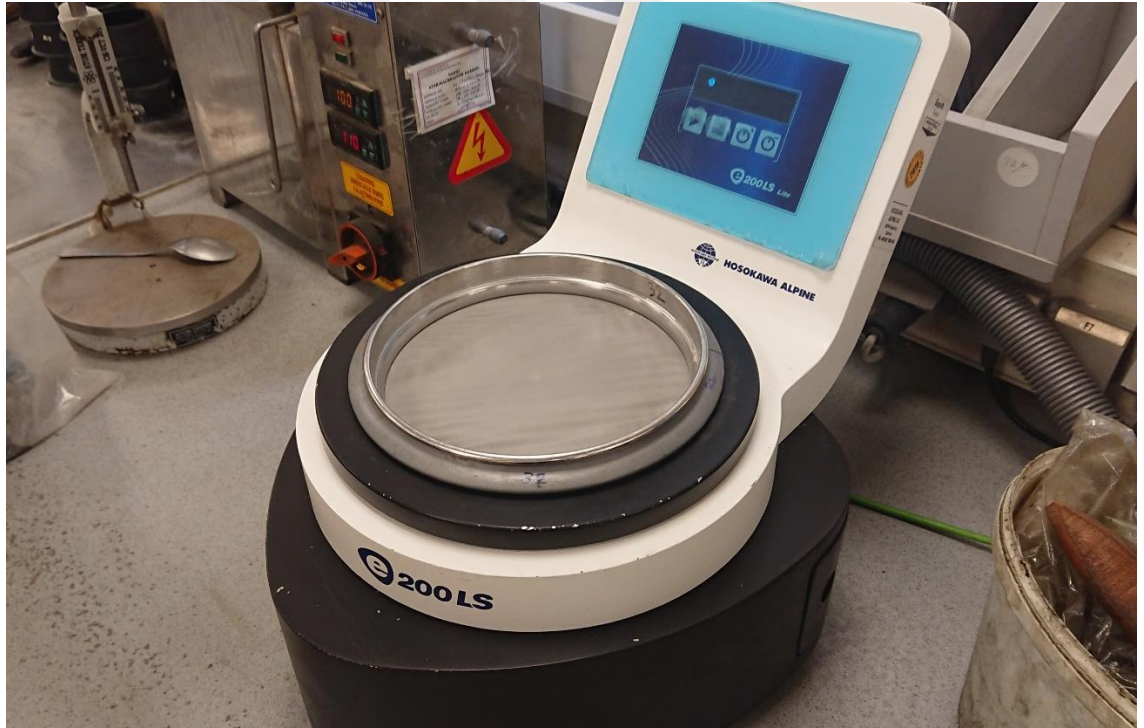
İncelik tayin deneyleri Türk Standart Enstitüsü (TSE) tarafından TS EN 196-6 standardı ile belirtilen deney ve yöntemler kullanılarak yapılmaktadır. Bu deneylerde Hava Geçirgenlik (Blaine) ve 32 µ (32M) değerleri elde edilmiştir.

Çimentonun 1 cm²'lik yüzey alana düşen gram miktarına (cm²/g) Blaine denir. Blaine hava geçirgenlik yöntemi olarak adlandırılan bir yöntemle ölçülür (Şekil 3.2). Birim kütle yüzeyi bir referans çimento numunesi ile mukayese edilir. Ölçümlerde; Dijital Blaine Ölçüm Cihazı ve Çevrimiçi Blaine Analizörü kullanılmıştır (Anonim 2010).

Eleme yöntemi ile iri çimento tanelerinin varlığı gösterilir. Taneciklerin 32 µ elekten geçemeyen kalıntısının gramaj ölçümüdür (Şekil 3.3).



Şekil 3.2 Blaine tayin deney seti



Şekil 3.3 32 µ deney seti

3.3.2 X Işınları floresan spektrometresi (XRF)

Çimentonun kimyasal bileşimini belirlemek için XRF cihazı (Şekil 3.6) kullanılmaktadır. Atomların iç yörüngelerindeki elektronlar X ışınları ile üst enerji seviyesine çıkarılmasıyla kararsız hale gelir. Kararlı alt yörüngelere inmek isteyen elektronların yaydığı X ışınlarını XRF cihazı ölçer. Yayılan X ışınlarına göre bir analiz raporu (Şekil 3.7) hazırlanarak numunenin kimyasal bileşenleri belirlenmiş olur.

XRF cihazında cam tabletler kullanılarak sonuçlar elde edilir. Tablet hazırlanırken 0,6 gr numune, 4,6 gr dilyum tetraborat ve 0,03 gr lityum iyodür platin kullanılır (Şekil 3.4). Oluşturulan karışım önce ısıtılıp erimesi sağlanarak homojen hale gelir (Şekil 3.5) ve kalıplara dökülerek soğutma işlemiyle katı cam haline gelir (Anonim 2012).



Şekil 3.4 XRF Çimento tableti hazırlanması



Şekil 3.5 XRF klinker tableti hazırlanması



Şekil 3.6 XRF cihazı

XRF cihazından; sistemin girdilerinden Al_2O_3 , SiO_2 , Fe_2O_3 , CaO , MgO , SO_3 , Na_2O , K_2O , $SCaO$, Toplam Alkali ve LSF kimyasal değerleri elde edilmiştir.

PANalytical
Edit result

Measurement

Type:	Routine
Archive:	1TOZ CIMENTO
Application:	1TOZ CIMENTO
Sample:	PAKETLEME SILO 8/2
Sum (%):	100.0000
Init weight:	9.5 g
Final weight:	10 g
Flux weight:	0.5 g
Density:	g/cm3
Norm.factor:	1.0170

Compound analysis

Calibration:	1TOZ CIMENTO
Tag:	GENERAL
Processing Parameters:	1TOZ CIMENTO

Compound	Value	Unit	Status
SiO2	20.62	%	
Al2O3	4.76	%	
Fe2O3	3.65	%	
CaO	62.86	%	
MgO	2.18	%	
SO3	2.52	%	
Na2O	0.11	%	
K2O	0.55	%	
Total Alkali	0.48	%	
TiO2	0.31	%	
MnO	0.16	%	
P2O5	0.12	%	
SrO	0.07	%	
L.O.I.	2.07	%	
SCaO	1.31	%	
LSF	95.63	%	
Silica Ratio	2.45	%	
Aluminium Ratio	1.30	%	
C3S	54.80	%	
C3S (SCaO)	49.46	%	
C2S	17.77	%	
C3A	6.42	%	
C4AF	11.12	%	
Liquid Phase	25.34	%	
Sum Of Conc.	100.00	%	

Şekil 3.7 XRF cihazı sonucu örneği

3.3.3 Bogue formülleri

XRF cihazında okutulduktan sonra kimyasal içerikleri tespit edilen numunelerin Bogue formülleri kullanılarak C_3S (Tri Kalsiyum Silikat), C_2S (Di Kalsiyum Silikat), C_3A (Tri Kalsiyum Alüminat) ve C_4AF (Tetra Kalsiyum Alumino Ferrit) değerleri hesaplanmıştır.

$$C_3S = 4,07 \times (CaO) - 7,62 \times (SiO_2) - 6,72 \times (Al_2O_3) - 1,43 \times (Fe_2O_3) - 2,85 \times (SO_3) \quad (3.1)$$

$$C_2S = 2,87 \times (SiO_2) - 0,754 \times (C_3S) \quad (3.2)$$

$$C_3A = 2,65 \times (Al_2O_3) - 1,69 \times (Fe_2O_3) \quad (3.3)$$

$$C_4AF = 3,0432 \times (Fe_2O_3) \quad (3.4)$$

3.3.4 Priz deneyi

Priz bağlayıcı maddelerin katılaşması veya plastik şekil değiştirme yeteneğini kaybetmesidir. Priz başlama süresi, çimentonun fiziksel değişiklik göstererek katılaşmaya başladığı zamana kadar geçen süredir. Prizin sona erme süresi ise çimentonun tamamen katılaştığı süredir.

Priz deneyi 20 - 23 °C ve bağıl nemi % 50 – 60 olan oda içerisinde (Şekil 3.8) gerçekleştirilir (Anonim 2017b).



Şekil 3.8 Priz deneyi

3.3.5 Kızdırma kaybı deneyi

Kızdırma kaybı deneyi, TSE tarafından belirlenen TS EN 196-2’de kural ve yöntemlerce gerçekleştirilir. Kızdırma kaybı bir krozeeye yerleştirilen numunenin kurutulması ve alevsiz olarak (Şekil 3.9) kızdırılıp kül hale getirildikten sonra soğutulup tartılması ile belirlenir (Anonim 2013).



Şekil 3.9 Kızdırma kaybı deneyi

3.3.6 Kalker tayini deneyi

Tayin edilecek numuneden 1g alınarak 950 °C ve 550 °C’de kızdırma kaybı (KK₉₅₀, KK₅₅₀) hesaplanır. Kalker miktarının hesaplanması için aşağıda verilen formül kullanılır (Anonim 2013).

$$D = 2.27 \times (KK_{950} - KK_{550}) \quad (3.5)$$

3.3.7 Modüller

Silis Modülü (SM) döner fırında gerçekleşen klinkerleşme evresinde tepkimeye giren bileşenlerin katı/sıvı oranını gösteren bir veridir. SM; yükseldikçe, likit faz miktarı azalacağından klinkerin pişmesi zorlaşır. SM düştükçe likit faz miktarı artarak klinker daha iyi ve kolay pişer. Dolayısıyla fırında anazst denilen kabuk oluşumu artar.

$$SM = \frac{SiO_2}{Al_2O_3 + Fe_2O_3} \quad (3.6)$$

Alüminyum Modülü (TM) yükseldikçe hidratasyon ısısı artar. Priz başlangıcını ayarlamak için daha fazla alçı taşı kullanmak gerekir ve önlem alınmazsa betondaki büzülme artar. TM düştükçe, hidratasyon ısısı düşer, donma hızı yavaşlar ve beton büzülmesi azalır (Kuleli 2010).

$$TM = \frac{Al_2O_3}{Fe_2O_3} \quad (3.7)$$

3.3.8 Basınç dayanımı hesabı

Basınç dayanımını ölçmek için dikdörtgen prizma şeklinde numuneler hazırlanır. Şekil 3.10 ve Şekil 3.11’de gösterilen ortam koşullarında bekletilerek su ihtiyacının en kısa sürede bitmesi beklenir. Tek eksenli basınç altında taşıyabildiği en büyük gerilme değerleri ölçülen bir deneye tabi tutulur. Taşıyabileceği en yüksek basınç değerine ulaştıktan sonra numunede küçük çatlaklar oluşur. Uygulanan kuvvet arttıkça ezilir ve parçalanır (Şekil 3.12). Çimentonun dayanabileceği en yüksek basınç kuvveti basınç dayanımını ve sınıfını verir (Anonim 2017a).

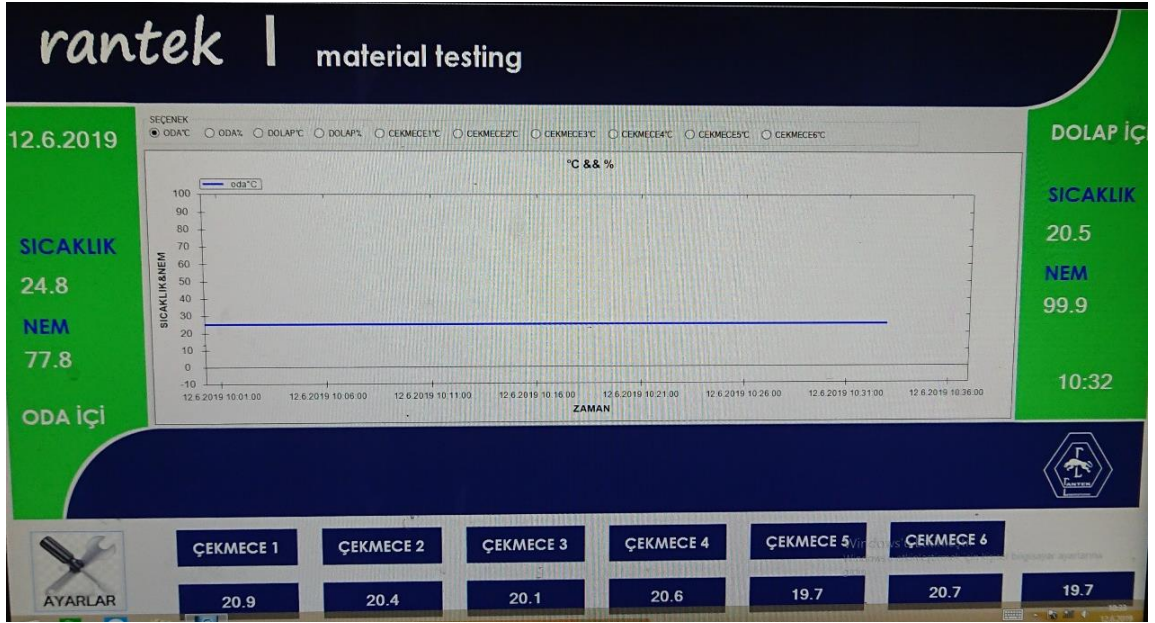
1, 2, 7 ve 28 günlük numunelerin basınç testi yapılarak, basınç dayanımları elde edilir. 28 günlük basınç dayanımının ilgili koşulları sağlayıp sağlamadığına bakılır. 1, 2 ve 7 günlük numuneler, basınç dayanımının sırasıyla %25, % 35 ve %70’ini sağladığı için alınan sonuç 28 gün sonunda alınacak dayanım sonucu ile ilgili öngörü sağlar (Çizelge 3.1). 28’inci günde ölçülen dayanım değerinin hazırlanan numune için dayanım kapasitesinin %99’una denk gelmektedir (Kuleli 2010).

Çizelge 3.2 Numunelerin donma hızı

Yaş (Gün)	Yüzde gücü
1 gün	% 25
2 gün	% 35
7 gün	% 70
14 gün	% 90
28 gün	% 99



Şekil 3.10 Numunelerin bekletildiği havuz çekmeceleri



Şekil 3.11 Numunelerin bekletildiği ortam koşulları



Şekil 3.12 Basınç Dayanımı ölçülmüş numuneler

3.4 Otomasyon Sistemi, Haberleşme ve Çevre Birimleri

Nuh Çimento Fabrikası otomasyon sistemi; hammadde ocakları ve kırıcılar, üç farin değirmeni, üç döner fırın, dört çimento değirmeni, trass değirmeni, dokuz çimento silosu, atık yakma tesisi, çamur kurutma tesisi, atık ısıdan elektrik üretimi (WHR) tesisi, enerji santrali, deniz arıtma tesisi, liman ve diğer yardımcı tesislerin PLC, SCADA, Server, Engineer PC, ve DCS sistemlerinin birleşiminden oluşmaktadır. Fabrikada kurulu olan bütün otomasyon cihazları birbirleriyle haberleşme protokolleri (Profibus, Modbus, Canbus, ProfiNet, ControlNet, HART, OPC vb.) kullanarak haberleşmektedir. Üretim sürecinin ana faktörleri (kırıcılar, farin ve kömür değirmenleri, döner fırınlar, çimento değirmenleri ve silolar) üç hat üzerinde ayrılmaktadır. Hatlarda üç farklı DCS ve bu hatlara bağlı RTU - MTU, PLC elemanları ve SCADA sistemleri bulunmaktadır.

3.4.1 Kontrol bileşenleri

SCADA sistemleri sistem verilerini veri tabanlı kontrol edebilmektedir. Haberleşme sistemi sayesinde kontrol üniteleri ile sürekli olarak veri alışverişi gerçekleştirilir.

SCADA sistemleriyle operatörler ve alt sistemler için ileri seviyede kontrol ve gözetleme sağlanır. Verilerin saklanması ayrıca sistem yöneticileri ve sorumluları için analiz yapabilme imkânı sunar. SCADA'nın avantaj sağlayan özellikleri aşağıda belirtilmektedir (Bodur 2006):

- Gerçek zamanlı veri toplama
- Arıza durum kaydı
- Bilgilerin uzun süre saklanması
- Kontrol sistemlerinin durum gösterimi
- Manuel ve otomatik kontrol şeklinde sıralanabilir

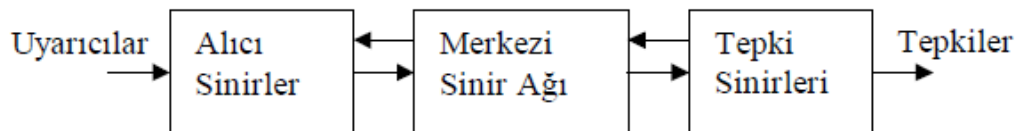
Operatörlerin ihtiyacı olan bilgiler SCADA ekranlarında en kısa zamanda ulaşılabileceği şekilde tasarlanır. Birden fazla operatör ile kontrol edilen sistemlerde bir denetim mekanizması bulunur. Denetim mekanizması ile operatörlerin aynı operasyonu etkilemesi önlenir (Bayazıt, 2015).

3.5 Yapay Sinir Ağları

Biyolojik bir sinir sisteminin deneyimleme ve veri saklama becerisinden yola çıkarak tasarlanan ve problem çözme becerisini yüksek sayıda bağlantı oluşturarak sağlayan bilgi işlem paradigmasıdır (Demir 1997). Öğrenme becerisi; örneklerle veri sınıflandırma ve numune tanıma gibi belirli uygulamalar için biyolojik sinir bağlantı kurallarının matematiksel benzetimi ile gerçekleşir.

3.5.1 İnsanda sinir sistemi

Biyolojik sinir sistemi üç katmanlı bir sistemdir. Orta katmanında; bilgiyi alan, yorumlayan ve karar üreten merkezi sinir ağı bulunur. Alıcılar veriyi, Merkezi Sinir Ağına iletir. Bu veri, elektriksel sinyale dönüştürülür. Merkezi sinir ağının ürettiği elektrik darbelerini tepki sinirleri çıktı bilgisine dönüştürerek tepkiyi oluşturur.



Şekil 3.13 Sinir sistemi yapısı (McCullock ve Pitts 1943)

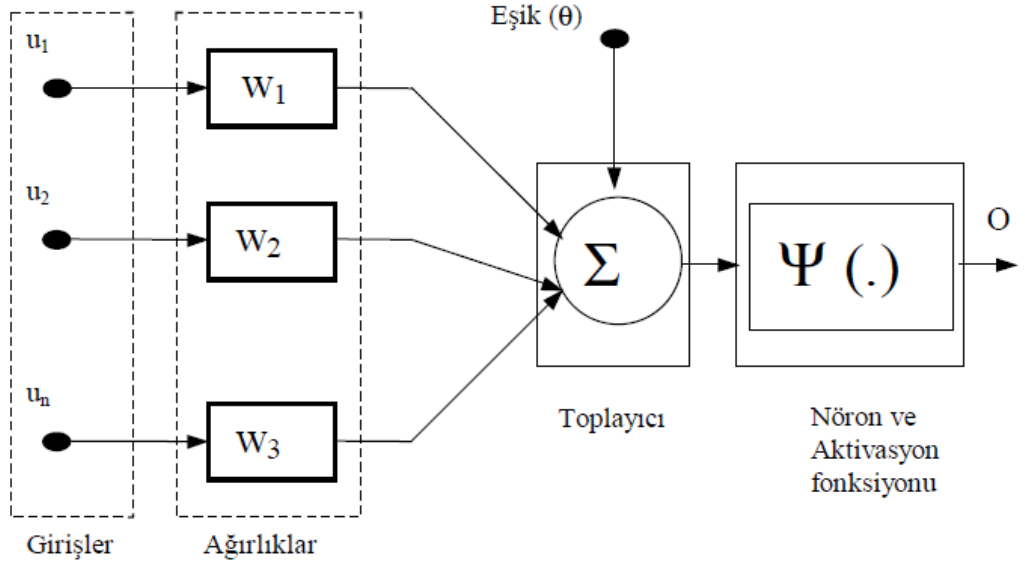
Bilgi alıcı ve verici sinirler arasında üretilen tepkilerdir. Burada iletim ileri ve/veya geri yönlü besleme ile gerçekleşebilir. Merkezi sinir sistemlerinde temel eleman nöronlardır. Nöronlar hücre gövdesi, dendrit ve aksondan oluşur. Dendritler, alıcı hücrelerden aldığı bilgileri hücre gövdesine iletir. Aksonlar elektriksel darbeler şeklindeki bilgiyi hücreden dışarı iletir. McCulloch ve Pitts 1943 yılında yaptıkları yayın ile nöronun elektronik mantık sisteminde basit bir eşdeğer yapısının modellenmesini göstermişlerdir (McCulloch ve Pitts 1943).

3.5.2 Matematik sinir ağı yapısı

Nöronlar, tek başlarına ele alındıklarında çok basit toplama işlevini gerçekleştiren işlemcilerdir. Girdiler nöronların sinaptik bağlantıları üzerindeki ağırlıklar ile çarpılarak toplanır. Toplam sonucu aktivasyon fonksiyonundan geçirilerek çıkışlar hesaplanmış olur (Haykin 2009).

$$S = w_1u_1 + w_2u_2 + w_3u_3 + \dots + w_nu_n - \theta = \sum_{i=1}^n w_iu_i - \theta \quad (3.8)$$

Girdilerdeki değişimler çıkışta belirli bir değişime neden olur. Bu değişim, bağlantı kazançlarına, toplayıcının eşliğine ve aktivasyon fonksiyonuna bağlıdır.



Şekil 3.14 Matematiksel sinir yapısı (Haykin 2009)

3.5.3 Denetimli öğrenme

Yapay sinir ağları eğitimi örneklerle gerçekleşir. Bu nedenle öğrenme becerisi, problem ile ilgili ağa verilen örneklerin miktarı ve problemle ilişkisi ile alakalıdır. Ağın eğitilmesine olanak sağlayan bu veri setine eğitim veri seti denir (Bressloff ve Weir 1991).

Denetimli öğrenmede eğitim, giriş vektörlerinin veri seti ve çıkış vektörlerinin cevabı kullanılarak gerçekleştirilir. Ağırlık matrisi tanımlanır ve toplam ağ hatası kabul edilen hatadan daha küçük olana kadar bu matris güncellenir. Hata örneğe ait çıkış değeri ile ağ çıkış değeri karşılaştırılarak bulunur. Hata kabul edilebilir seviyeye gelinceye kadar, nöronlar arasındaki ağırlıklar değiştirilir.

3.5.4 İleri beslemeli YSA ve katman yapıları

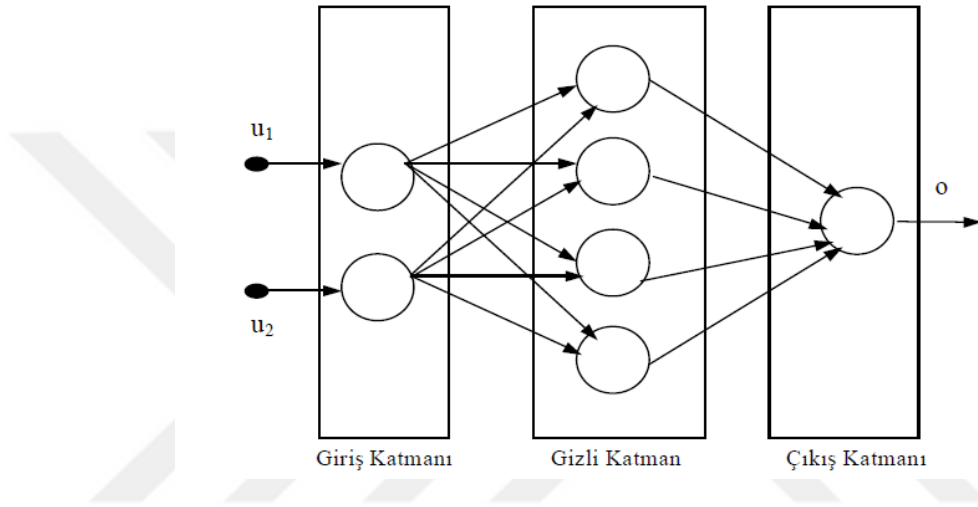
İleri beslemeli YSA’larda ağ yapısı katmanlardan oluşur. Bu katmanlar ardışık biçimde bir araya gelir. Girdilerin uygulandığı katmana giriş katmanı, çıkışların alındığı katmana ise çıkış katmanı denir. Giriş ve çıkış katmanlarının arasında ise gizli katmanlar bulunur. İleri beslemeli YSA’da, bir katmandaki hücrelerin çıkışları bir sonraki katmanın ağırlıklar üzerinden girişi olur. Girdi verileri orta ve çıkış katmanlarında işlenir. Çıkış katmanından sonra ağın çıktı bilgisi belirlenmiş olur.

Giriş ve çıkış katmanlarındaki nöron sayıları probleme göre belirlenir. Gizli katmanların sayısı ve bu katmandaki nöron sayılarının kesin bir kuralı bulunmamaktadır (Arslan ve İnce 1996). Deneme yanılma ile en iyi sonuca ulaşmak mümkün olsa da bu çalışmada 10 farklı YSA hesaplamasının bulunması ve girdi sayısının değişken olması nedeniyle, gizli katmanın giriş katmanı ile bağıntılı olması önerisi kabul edilmiştir.

Bowden vd. (2005) gizli katmandaki nöron sayısının giriş katmanındaki nöron sayısının iki katından bir fazlasının en iyi ağ yapısını oluşturacağını söylemiştir. Bu öneri ile YSA’nın giriş katmanındaki nöron sayısı (n) ile gizli katmanın nöron sayısı (m) orantılı olacaktır ve iki adet regülasyon parametresi bu formül için belirlenmiştir.

$$n = m \times \text{MatlabLayerSizeCarpım} + \text{MatlabLayerSizeToplam} \quad (3.9)$$

Ağın karakteri, ağ yapısının ve katmanların dışında aktivasyon fonksiyonu ve eğitim algoritması ile belirlenir. Minimum hata fonksiyonunun ağırlıklarının bulmak için optimizasyon yöntemi ve eğim düşümü kullanılarak hatanın türevi bulunur. Kullanılan algoritma hatayı ağ içerisinde geriye doğru yayar. Bu tür yapılar hatayı geriye yayma algoritması olarak tanımlanır. Hatayı geriye yayma ile hatanın minimize edildiği ileri beslemeli ağ yapısında aktivasyon fonksiyonunu için türevi alınabilen fonksiyonlar kullanılabilir.



Şekil 3.15 YSA katman yapısı (Haykin 2009)

3.5.5 Aktivasyon fonksiyonu

YSA yapısında girdiler ve ağırlıklar kullanılarak hesaplanan değerler bir sonraki katmana aktarılmadan önce aktivasyon fonksiyonuna tabi tutulur. Türevi alınabilen ve sürekli problemlerin çözümünde Şekil 3.16’da gösterilen sigmoid tipli bir aktivasyon fonksiyonu kullanılmaktadır. Ağırlıklandırılan ve aktivasyon fonksiyonundan geçirilen çıkış değerleri hesaplanır ve gerçek sonuçlar ile karşılaştırılır (Haykin 2009).

$$\Psi_1(S) = 1 / (1 + e^{-S}) \quad (3.10)$$

Ağın hesapladığı değer ile gerçek sonuç arasındaki toplam hata değeri kabul edilebilir değere gelinceye kadar aşağıdaki işlemler tekrarlanır.

- Eğim düşüm yönteminde maliyet fonksiyonunun (J_r), nöron parametrelerinin uyarlanması ile minimize edilmesi amaçlanır.

$$J_r = (e)^2/2 \quad (3.11)$$

- Delta kuralı ile geriye yayma algoritmasının ağırlıklarının farkı hesaplanır. η 0 – 1 aralığında belirlenmiş öğrenme derecesidir. Çıkış katmanı için ağırlık değerlerinin (ΔW_{ji}) değişimleri;

$$\Delta W_{ji} = \eta \delta_i O_i \quad (3.12)$$

$$\delta_i = (d_i - o_i) \Psi(net_j) \quad (3.13)$$

- Gizli katmanlar için;

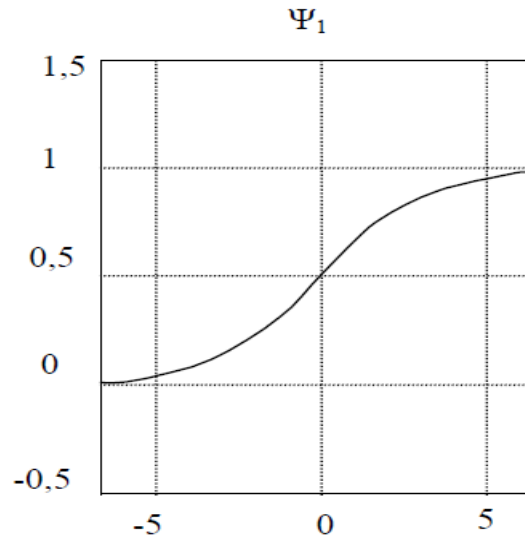
$$\Delta W_{ji} = \eta \delta_i O_i \quad (3.14)$$

$$\delta_i = \sum_k (\delta_k W_{kj}) f'(net_j) \quad (3.15)$$

- Hesaplanan değişimlere göre ağırlıklar güncellenir.

$$W_{kj}^{yeni} = W_{kj}^{eski} + \Delta W_{ji} \quad (3.16)$$

- YSA eğitimi başarıya ulaşana veya durma şartları oluşana kadar ağırlıkları tekrar hesaplanarak hata minimuma düşürülmeye çalışılır.



Şekil 3.16 Sigmoid tipi aktivasyon fonksiyonu (Haykin 2009)

3.5.6 YSA eğitimi

Eğitim veri seti için 01.12.2018 - 30.03.2019 tarihleri arasında üretilen çimentonun numuneleri ve üretim hattında bulunan analiz cihazlarından elde edilen veriler kullanılmıştır. Veri setinden 20 adet veri sistemin girdileri, 1'inci, 2'nci ve 7'nci gün dayanım değerleri hem girdileri hem de çıktıları ve 28'inci dayanım değeri ise çıktı olarak belirlenmiştir.

Çimento üretim süreci ve dayanım hesaplamaları dikkate alındığında dayanımı etkileyen ve üretim sürecini şekillendiren etkenler değerlendirilmiştir. Üretim sürecinde; kullanılan hammadde, farin değirmeni ve döner fırın koşulları, kullanılan yakıt cinsi ve özellikleri, üretilen klinkerin durumu, son aşamada çimento değirmeni koşulları ve çimento değirmeninde kullanılan yardımcı malzemeler dikkate alındığında değerlendirilmesi gereken 20 girdi belirlenmiştir.

Bln (Blaine - Hava Geçirgenlik), 32M (32 µ elek deneyi), C3S, C2S, SiO₂, Al₂O₃, Na₂O, MgO, K₂O, KK (Kızdırma Kaybı), sCaO (Serbest Kireç), Alk (Alkali), C3A, C4AF, SO₃, Kalker, DB (Donma Başı), LSF, SM (Silikat Modülü) ve TM (T Modülü), 1'inci 2'nci ve 7'nci basınç dayanımı değerleri sistemin girdileri olarak seçilmiştir.

3.5.7 Levenberg Marquart eğitim algoritması

Levenberg Marquart (LM) algoritması, fonksiyon yaklaşımının yanı sıra haritalama için iyi bir sayısal optimizasyon tekniğidir. Newton algoritmasının hızını ve dik iniş yönteminin kararlılığını birleştiren LM algoritması ağ eğitiminde etkili olarak kullanılmaktadır (Çavuşlu vd. 2012).

Ağ; maliyet fonksiyonunun minimize edilmesiyle eğitilmektedir. Maliyet fonksiyonu;

$$\mathcal{E}_{av}(w) = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N (d(i) - F(x(i); w))^2 \quad (3.17)$$

Burada $F(x(i); w)$ ağ tarafından hesaplanan yaklaşık fonksiyon, $\{x(i), d(i)\}$ eğitim örnekleridir. Hesian matrisi (**H**), ağ parametrelerine göre ağ hatalarının ilk türevlerini içeren Jacobian matrisidir. Matrisin boyutları, eğitim verilerindeki gözlem sayısı ve

kullanılan YSA'daki toplam parametre sayısı (ağırlıklar + önyargılar) ile oluşturulur. Her çıktının kısmi türevlerini her bir ağırlığa göre alarak elde edilebilir.

$$J = \begin{pmatrix} de_1(w)/dw_1 & \dots & de_1(w)/dw_n \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ de_N(w)/dw_1 & \dots & de_N(w)/dw_n \end{pmatrix} \quad (3.18)$$

LM algoritması, Gauss-Newton yöntemi ile Gradient-İniş algoritması arasında bir ara optimizasyon algoritması olarak tasarlanan Gauss-Newton'da bir güven bölgesi modifikasyonu olarak düşünülebilir (Battiti 1994).

3.5.8 Bayesian Regulation eğitim algoritması

Bayesian Regülasyonu (BR), YSA ile Bayesian yöntemlerinin doğrusal kombinasyonundan oluşan bir algoritmadır. BR, LM optimizasyonuna göre ağırlık ve bias değerlerini güncelleyen bir ağ yapısına sahiptir. Kare hatalarını ve ağırlıkların kombinasyonunu en aza indirir. Böylece eğitim sonunda ortaya çıkan ağ iyi genelleme özelliklerine sahip olur.

BR, LM algoritması içinde gerçekleşir. Geri yayılım algoritması Jacobian performansını (jX) hesaplamak için ağırlık ve bias değişkenlerini (X) kullanır. Her değişken LM'ye göre aşağıdaki eşitliklere göre ayarlanır.

$$jj = jX * jX \quad (3.19)$$

$$je = jX * E \quad (3.20)$$

$$dX = -(jj + I * mu) / je \quad (3.21)$$

E toplam hata ve I kimlik matrisidir. Adaptif mu , düşen bir performans değeriyle sonuçlanıncaya kadar arttırılır. Daha sonra değişiklik ağa aktarılabilir ve mu azaltılır. Eğitim, aşağıdaki koşullardan biri meydana geldiğinde sonlanır (MacKay 1992, Foresee vd. 1997).

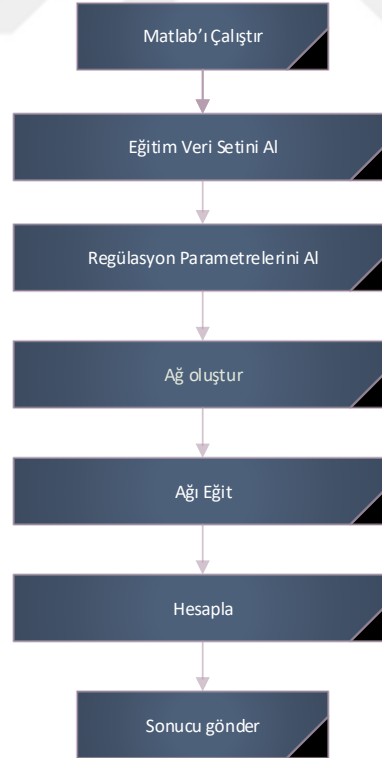
- Maksimum iterasyona ulaşırsa.

- Maksimum süre aşılrsa.
- Performans hedefine ulaşılrsa.
- Performans gradyanı minimum değerin altına düşerse.
- μ , maksimum değerin aşıyorsa.

BR, regülasyon teknikleri sayesinde ağırlık değelerinin LM'ye göre daha küçük kalması için ağı zorlar. Bu ağı cevabının daha yumuşak olmasını ve dolayısıyla ağı ezberleme olasılığının azalmasını sağlar. Ağı gürültüyü yakalaması mümkün olur ve hatanın azalması sağlanabilir (Wilamowski ve Chen 1999 ve Ferrari ve Jensenius 2008).

3.5.9 YSA çalışması

Çalışma kapsamında, YSA eğitimi için Matlab kullanılmıştır. Eğitim veri setinin hazırlandığı bir veri analiz algoritması gerçekleştirilmiştir. Eğitim veri seti hazırlandıktan sonra Matlab programı otomatik olarak çalıştırılır. YSA eğitiminin gerçekleştirildiği algoritma (Şekil 3.17) ile ağı kurulur ve eğitim gerçekleştirilir. Hesaplanmak istenen günün değeleri eğitilen ağı yapısında deneyerek bulunan sonuç kaydedilmektedir.



Şekil 3.17 YSA eğitim algoritması

Çizelge 3.2’de YSA’larda kullanılan girdilerin hangi günlerin hesaplanmasında kullanılacakları ve girdilerin laboratuvar ortamında nasıl belirlendikleri ve test yöntemleri gösterilmiştir.

Çizelge 3.3 Sistemin girdilerinin kullanıldığı hesaplamalar, ölçüm ve test yöntemleri

Girdiler	1. Gün	2. Gün	7. Gün	28. Gün	Ölçüm Yöntemi	Test Yöntemi
Bln	✓	✓	✓	✓	F. Lab - Analizör	Çevrim İçi - Numune
32M	✓	✓	✓	✓	K. Lab - Analizör	Çevrim İçi - Numune
C3S	✓	✓	✓	✓	Hesaplama	Numune
C2S	✓	✓	✓	✓	Hesaplama	Numune
SiO ₂	✓	✓	✓	✓	XRF	Numune
Al ₂ O ₃	✓	✓	✓	✓	XRF	Numune
NaO ₂	✓	✓	✓	✓	XRF	Numune
MgO	✓	✓	✓	✓	XRF	Numune
K ₂ O	✓	✓	✓	✓	XRF	Numune
sCaO	✓	✓	✓	✓	XRF	Numune
C ₃ A	✓	✓	✓	✓	Hesaplama	Numune
C ₄ AF	✓	✓	✓	✓	XRF	Numune
SO ₃	✓	✓	✓	✓	XRF	Çevrim İçi - Numune
LSF	✓	✓	✓	✓	Hesaplama	Numune
SM	✓	✓	✓	✓	Hesaplama	Numune
TM	✓	✓	✓	✓	Hesaplama	Numune
DB	✓	✓	✓	✓	B. Lab	Numune
Kalker	✓	✓	✓	✓	K. Lab	Numune
KK	✓	✓	✓	✓	K. Lab	Numune
Alk	✓	✓	✓	✓	K. Lab	Numune
1. Gün Dayanım		✓	✓		Ç. Lab	Numune
2. Gün Dayanım			✓	✓	Ç. Lab	Numune
7. Gün Dayanım				✓	Ç. Lab	Numune

Çalışmada, hesaplanmak için 10 adet çıktı değeri belirlenmiştir. Numunelerin 28 gün beklendikten sonra elde edilen 28'inci gün basınç dayanımı değeri ile birlikte 1'inci, 2'nci ve 7'nci gün elde edilen dayanım değerleri de hesaplanmış ve bu değerler sonraki hesaplamalarda girdi olarak kullanılmıştır. 1'inci gün basınç dayanımı değerini hesaplamak için 20 adet laboratuvar verisi kullanılmaktadır. 2'nci, 7'nci ve 28'inci gün değerleri için sadece 20 girdi dışında hesaplanan veya laboratuvar ortamında elde edilen gerçek 1'inci, 2'nci ve 7'nci gün basınç dayanımı değerleri de kullanılmaktadır.

1GDC, üretim aşamasında hesaplanan 1'inci gün basınç dayanımı değeri. 20 adet laboratuvar verisi kullanılmaktadır. Üretim aşamasında numune alındıktan sonra hesaplanır.

1GDR, gerçek 1'inci gün basınç dayanımı değeri. Numune alındıktan sonra 1'inci elde edilir.

2GDCb, üretim aşamasında hesaplanan 2'nci gün basınç dayanımı değeri. 2GDCb hesabında 1GDC ve 20 adet laboratuvar verisi kullanılmaktadır. Üretim aşamasında numune alındıktan sonra hesaplanır.

2GDCa, 1'inci gün hesaplanan 2'nci gün basınç dayanımı değeri. 2GDCa hesabında 1GDR ve 20 adet laboratuvar verisi kullanılmaktadır. Numune alındıktan sonra 1'inci gün hesaplanır.

2GDR, gerçek 2'nci gün basınç dayanımı değeri. Numune alındıktan sonra 2'nci gün elde edilir.

7GDCc, üretim aşamasında hesaplanan 7'nci gün basınç dayanımı değeri. 7GDCc hesabında 1GDC, 2GDCb ve 20 adet laboratuvar verisi kullanılmaktadır. Üretim aşamasında numune alındıktan sonra hesaplanır.

7GDCb, 1'inci gün hesaplanan 7'nci gün basınç dayanımı değeri. 7GDCb hesabında 1GDR, 2GDCa ve 20 adet laboratuvar verisi kullanılmaktadır. Numune alındıktan sonra 1'inci gün hesaplanır.

7GDCa, 2'nci gün hesaplanan 7'nci gün basınç dayanımı değeri. 7GDCa hesabında 1GDR, 2GDR ve 20 adet laboratuvar verisi kullanılmaktadır. Numune alındıktan sonra 2'nci gün hesaplanır.

7GDR, gerçek 7'nci gün basınç dayanımı değeri. Numune alındıktan sonra 7'nci gün elde edilir.

28GDCd, üretim aşamasında hesaplanan 28'inci gün basınç dayanımı değeri. 28GDCd hesabında 2GDCb, 7GDCc ve 20 adet laboratuvar verisi kullanılmaktadır. Üretim aşamasında numune alındıktan sonra hesaplanır.

28GDCc, 1'inci gün hesaplanan 28'inci gün basınç dayanımı değeri. 28GDCc hesabında 2GDCa, 7GDCb ve 20 adet laboratuvar verisi kullanılmaktadır. Numune alındıktan sonra 1'inci gün hesaplanır.

28GDCb, 2'nci gün hesaplanan 28'inci gün basınç dayanımı değeri. 28GDCb hesabında 2GDR, 7GDCa ve 20 adet laboratuvar verisi kullanılmaktadır. Numune alındıktan sonra 2'nci gün hesaplanır.

28GDCa, 7'nci gün hesaplanan 28'inci gün basınç dayanımı değeri. 2GDCa hesabında 2GDR, 7GDR ve 20 adet laboratuvar verisi kullanılmaktadır. Numune alındıktan sonra 7'nci gün hesaplanır.

28GDR, gerçek 28'inci gün basınç dayanımı değeri. Numune alındıktan sonra 28'inci gün elde edilir.

3.6 Parçacık Sürü Optimizasyonu

PSO, sürülerin (kuş ve balık vb.) yiyecek arama davranışlarını taklit ederek geliştirilmiş bir sezgisel optimizasyon algoritmasıdır. Fazla hafıza gerektirmeyen, problem çözmede etkili ve uygulanması kolay bir yöntemdir. Hızlı yakınsama özelliğine sahip olması ile sonuca hızlı ulaşması, az parametre gerektirmesi ve etkili bir global nokta arama algoritması olması nedeniyle arama algoritmaları içinde iyi bir performans değerine sahiptir.

Algoritmanın temelini sürü zekası oluşturur. Sürünün her bir bireyi parçacık olarak adlandırılır. Parçacıklar; problemin çözümünde aday çözümleri temsil eder ve her bir parçacığın amacı en iyi çözümü bulmaya çalışmaktır. Başlangıçta her bir parçacığın konumları rastgele belirlenir ve hesaplama sonunda her parçacığa değerleri atanır.

Sonraki iterasyonlarda parçacıkların konumları güncellenerek parçacıkların daha iyi konumlara ulaşmaları amaçlanır. Parçacıkların yeni konumları kendilerinin ve sürünün geçmiş tecrübelerine göre belirlenir. Bu tecrübeler parçacığın geçmişte edindiği en iyi konumu P_{best} ve tüm sürünün edindiği en iyi konum olan G_{best} ile güncellenir. Her iterasyonda P_{best} ve G_{best} değerleri kontrol edilir ve daha başarılı olan parçacık güncellenerek durma şartı oluşana kadar işlemler tekrarlanır (Eberhart ve Kennedy 1995).

Yeni konumlar belirlenirken; her parçacık için hız değerleri belirlenir. c_1 ve c_2 hızlanma katsayıları, r_1 ve r_2 0 - 1 aralığında rastgele belirlenen katsayılar ve w eylemsizlik ağırlığıdır.

$$V_i^{(k+1)} = w * V_i^{(k)} + c_1 * r_1 * (x_{P_{best}}^{(k)} - x_i^{(k)}) + c_2 * r_2 * (x_{G_{best}}^{(k)} - x_i^{(k)}) \quad (3.22)$$

$$x_i^{(k+1)} = x_i^{(k)} + V_i^{(k+1)} \quad (3.23)$$

$x_i^{(k)}$: Parçacığın konumu

$x_i^{(k+1)}$: Parçacığın yeni konumu

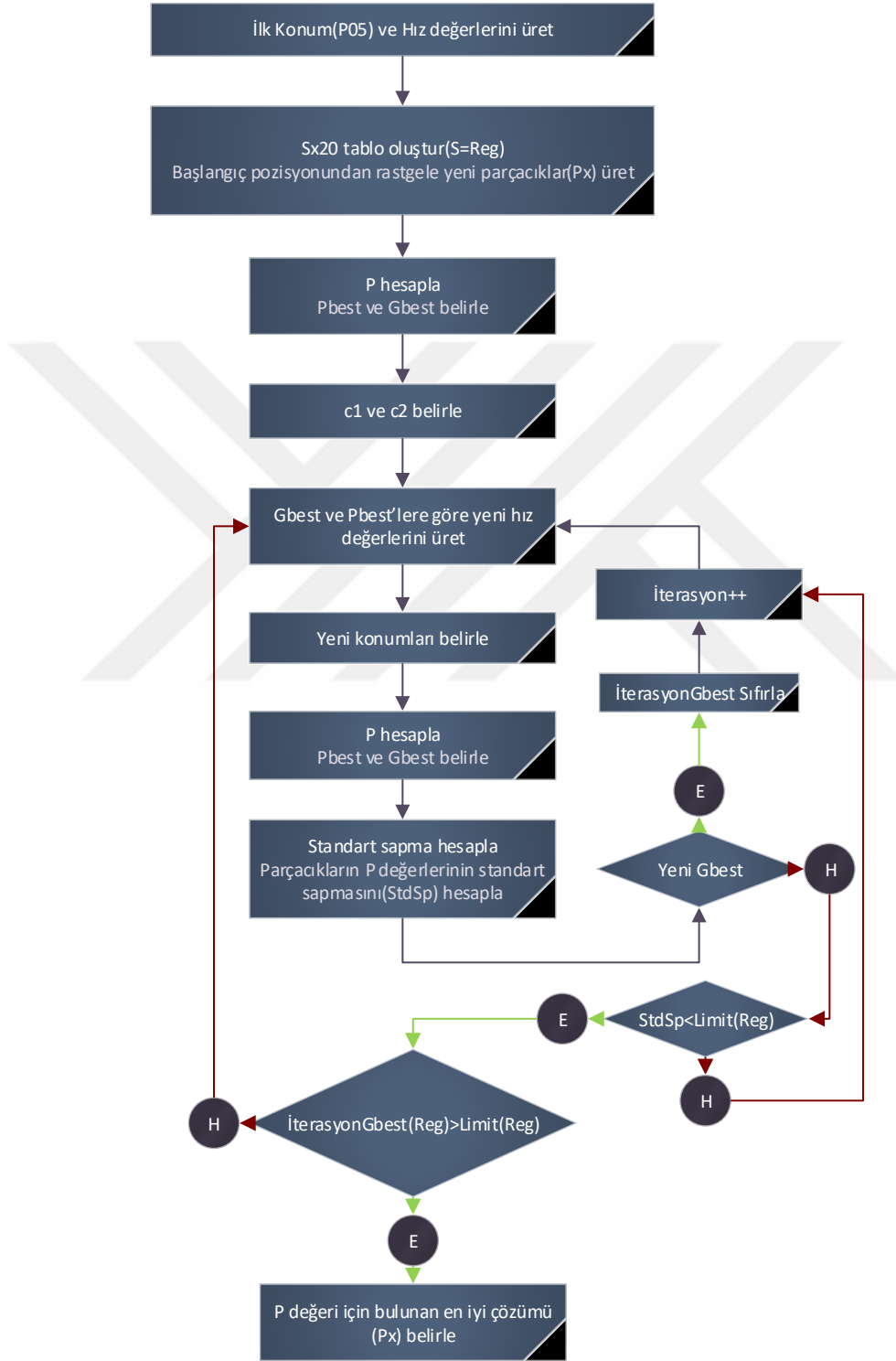
$V_i^{(k)}$: Parçacığın hızı

$V_i^{(k+1)}$: Parçacığın yeni hızı

Sürünün büyüklüğü: Sürüdeki parçacıkların sayısıdır. Sürü büyüklüğü, hesaplamanın zorluğunu ve algoritma süresini etkiler.

İterasyon limiti: En iyi çözüme ulaşmak için gereken iterasyon sayısı problemin yapısı ve sürü büyüklüğüne bağlıdır.

Hızlanma katsayıları: Hızlanma katsayıları parçacıkların bilişsel ve sosyal bileşenlerini etkiler. c_1 parçacıkların en iyi yerel konumlarına göre hareket etmesini ve c_2 sürüdeki en iyi parçacığın konumuna göre hareket etmesini sağlar.



Şekil 3.18 PSO algoritması

Hızlanma katsayılarının düşük değerlerde seçilmeleri, parçacıkların hedef bölgeye doğru yavaş hareket etmesine neden olur. Yüksek seçilmeleri ise hedefe ulaşmayı hızlandırır. Ancak hızlanma katsayılarının yüksek olması nedeniyle hedef bölgenin es geçilme olasılığı artar. PSO üzerinde yapılan denemelerde en uygun hızlanma katsayılarının eşit olmasının sürünün hem yerel hem de genel en iyi aramada daha başarılı olduğu belirtilmiştir (Shi ve Eberhart 1998).

PSO'nun parçacıkları Px olarak adlandırılmıştır ve veri analizi algoritmasında kullanılan formüllerde girdilerin ağırlıklarını belirten 20 elemanlı bir dizidir. Dizideki tüm elemanların 0,05 alındığı P05 yöntemi ise PSO için başlangıç pozisyonları olarak belirlenmiştir.

PSO algoritmasının sonlanması; durma koşulları, sürünün büyüklüğü ve problemin boyutuna bağlıdır. Bu çalışmada PSO'nun problemi; YSA eğitiminde kullanılacak veri setinin girdileri ile basınç dayanımı arasındaki ilintinin özeti (P) sayılabilecek bir değerdir. PSO algoritmasında Gbest'in güncellenemediği iterasyon sayısına veya maksimum iterasyon sayısına ulaşırsa algoritma sonlanır.

3.7 Veri Analizi Algoritması

10 ayrı hesaplama için verileri analiz eden ve yüksek ilintili girdileri seçerek YSA eğitim veri setini hazırlayan bir algoritma geliştirilmiştir. Bu algorithmada hesaplanacak günün dayanımına ve hesaplanacak günün laboratuvar verilerine göre geçmiş günlerden en iyi kombinasyona sahip veri setinin bulunması amaçlanmıştır. Kontrol parametresini belirlemek amacıyla P formülleri 1'inci, 2'nci, 7'nci ve 28'inci gün için ayrı ayrı belirlenmiştir.

Algoritma 5 aşamadan oluşmaktadır.

1. Aşama (A1 Aşaması): A1 olarak adlandırılan ilk aşamada hesaplanmak istenen günün (X) girdileri ile sistemde kayıtlı tüm geçmiş günlerin (V_i) girdileri arasında mesafe bağlantısı kullanılarak bir benzerlik değeri belirlenmektedir. En yakın benzerlik değerlerine sahip günler seçilerek X için özel bir veri seti (A1) oluşturulmaktadır.

$$Mesafe = \sqrt{\left(\frac{V1(i)-X1}{x1}\right)^2 * Px1 + \left(\frac{V2(i)-X2}{x2}\right)^2 * Px2 \dots \left(\frac{V20(i)-X20}{x20}\right)^2 * Px20} \quad (3.24)$$

2. Aşama (A2 Aşaması): A1’de seçilen günlerin ortalamaları ($OrtA$, $OrtD$) ile A1’de bulunan her bir günün (A) mesafe bağıntıları Px katsayıları kullanılmadan tekrar hesaplanır. 2’nci, 7’nci ve 28’inci gün dayanımları hesaplanırken mesafe bağıntısına 1’inci, 2’nci ve 7’nci gün dayanım değerleri ($DA1$, $DA2$, $DA7$) de dikkate alınır.

$$Mesafe_{A2} = \sqrt{\left(\frac{A1(i)-OrtA1}{Ort1}\right)^2 + \left(\frac{A2(i)-OrtA2}{Ort2}\right)^2 \dots \left(\frac{A20(i)-OrtA20}{Ort20}\right)^2} \quad (3.25)$$

$$Mesafe_{1D} = |DA1(i) - OrtD1|/OrtD1 \quad (3.26)$$

$$Mesafe_{2D} = |DA2(i) - OrtD2|/OrtD2 \quad (3.27)$$

$$Mesafe_{7D} = |DA7(i) - OrtD7|/OrtD7 \quad (3.28)$$

Mesafe hesaplarında; 20 girdi için ve dayanım değerleri için belirlenen mesafeler katsayılarla çarpılarak toplanmaktadır. Buradaki katsayılar için regülasyon parametreleri belirlenmiştir.

$$Mesafe_1 = Mesafe_{A2} \quad (3.29)$$

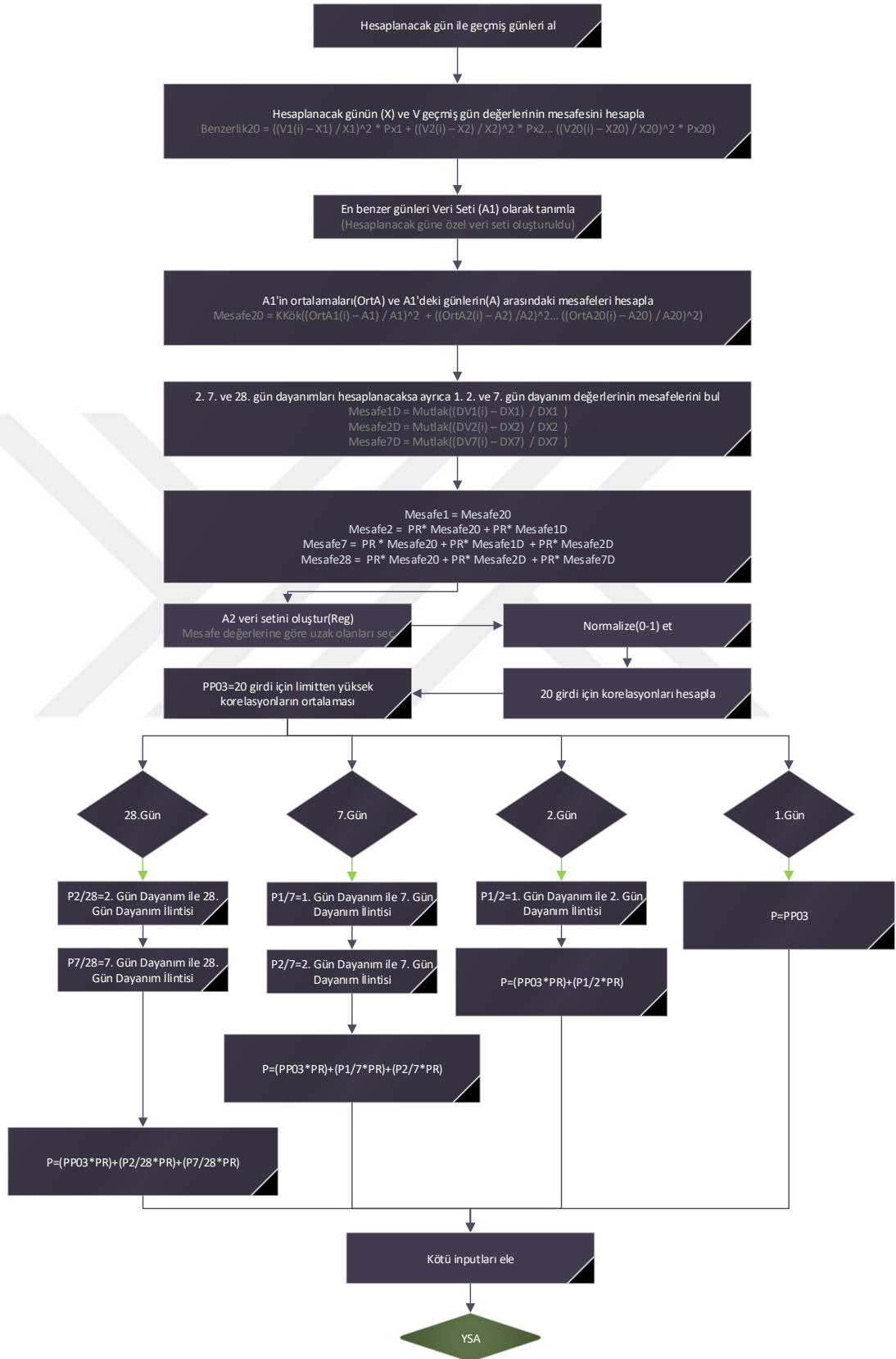
$$Mesafe_2 = A2Benzer2Kats20 * Mesafe_{A2} + A2Benzer2Kats1 * Mesafe_{1D} \quad (3.30)$$

$$Mesafe_7 = A2Benzer7Kats20 * Mesafe_{A2} + A2Benzer7Kats1 * Mesafe_{1D} + A2Benzer7Kats2 * Mesafe_{2D} \quad (3.31)$$

$$Mesafe_{28} = A2Benzer28Kats20 * Mesafe_{A2} + A2Benzer28Kats2 * Mesafe_{2D} + A2Benzer28Kats7 * Mesafe_{7D} \quad (3.32)$$

Son olarak A1 aşamasında seçilen veriler A2 aşamasında hesaplanan mesafe değerlerine göre sıralanarak en uzak verilere sahip günler seçilmektedir. Böylece hesaplanmak istenen gün ile geçmiş verilerin arasından YSA eğitimi için en iyi veri setinin belirlenmesi amaçlanmaktadır.

3.Aşama: Seçilen veri setindeki girdilerin minimum, maksimum ve ortalama değerleri belirlenerek 0-1 arasında normalize edilir.



Şekil 3.19 Veri analizi algoritması

4. Aşama: Normalize edilen girdiler ile hesaplanacak dayanım değerinin ilintileri hesaplanır. Hesaplanacak güne göre P (ilintilerin özeti) değeri hesaplanır. Formüllerdeki katsayılar regülasyon parametreleridir.

PP03, Belirlenen limitin üstündeki girdilerin ilintilerinin ortalaması.

P1/2, 1'inci gün ile 2'nci gün dayanım değerlerinin ilintisi

P1/7, 1'inci gün ile 7'nci gün dayanım değerlerinin ilintisi

P2/7, 2'nci gün ile 7'nci gün dayanım değerlerinin ilintisi

P2/28, 2'nci gün ile 28'inci gün dayanım değerlerinin ilintisi

P7/28, 7'nci gün ile 28'inci gün dayanım değerlerinin ilintisi

1. gün için;

$$P = PP03 \quad (3.33)$$

2. gün için;

$$P = (PP03 * PBest2PP3Kats) + (P1/2 * PBest2G1Kats) \quad (3.34)$$

7. gün için;

$$P = (PP03 * PBest7PP3Kats) + (P1/7 * PBest7G1Kats) + (P2/7 * PBest7G2Kats) \quad (3.35)$$

28. gün için;

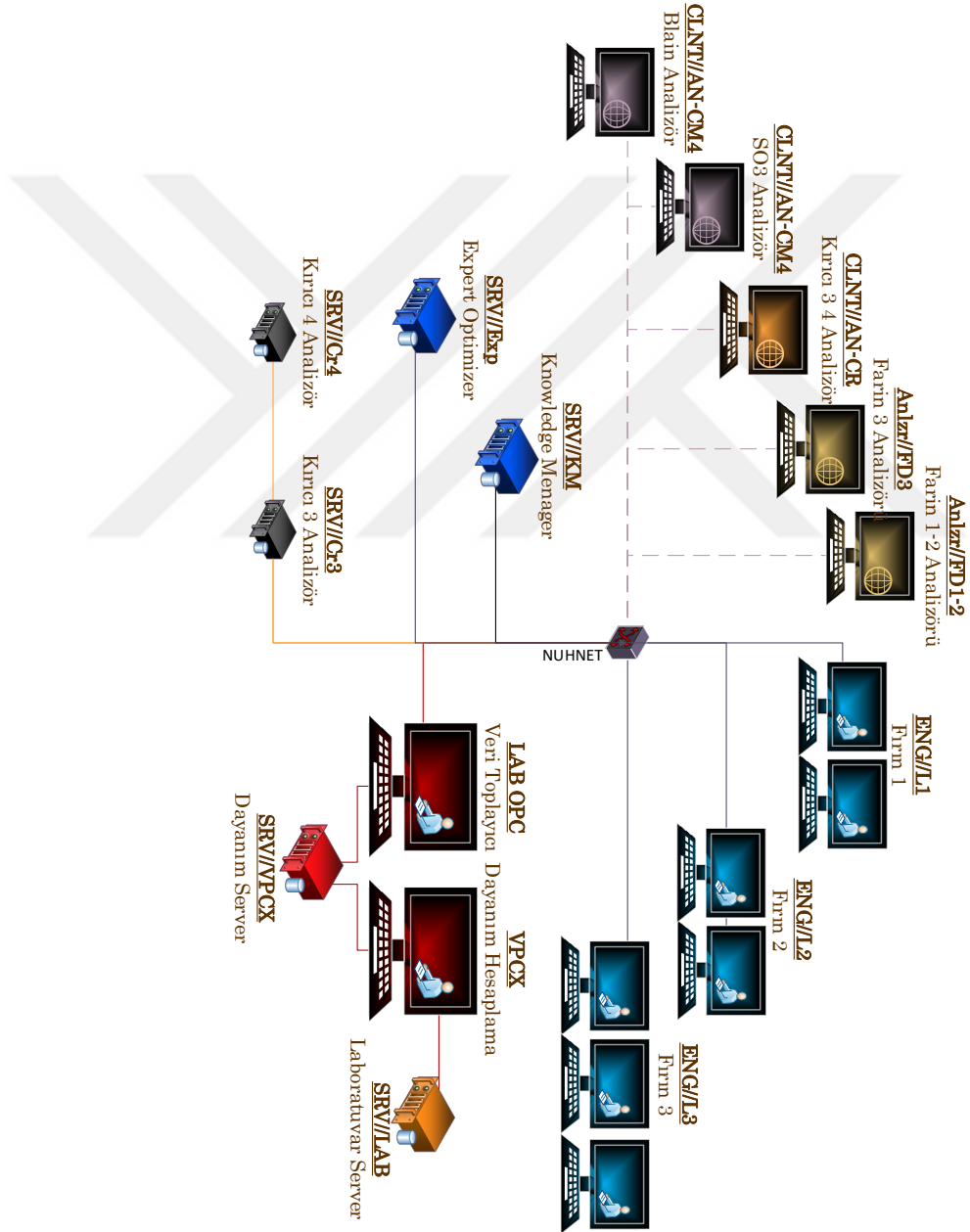
$$P = (PP03 * PBest28PP3Kats) + (P2/28 * PBest28G1Kats) + (P7/28 * PBest28G1Kats) \quad (3.36)$$

Hesaplanan P değeri PSO modunda parçacıkların aradığı yiyecek kaynağıdır. P'nin yüksek olması ile YSA eğitiminde kullanılacak olan veri setinin eğitim başarısının artması amaçlanmaktadır.

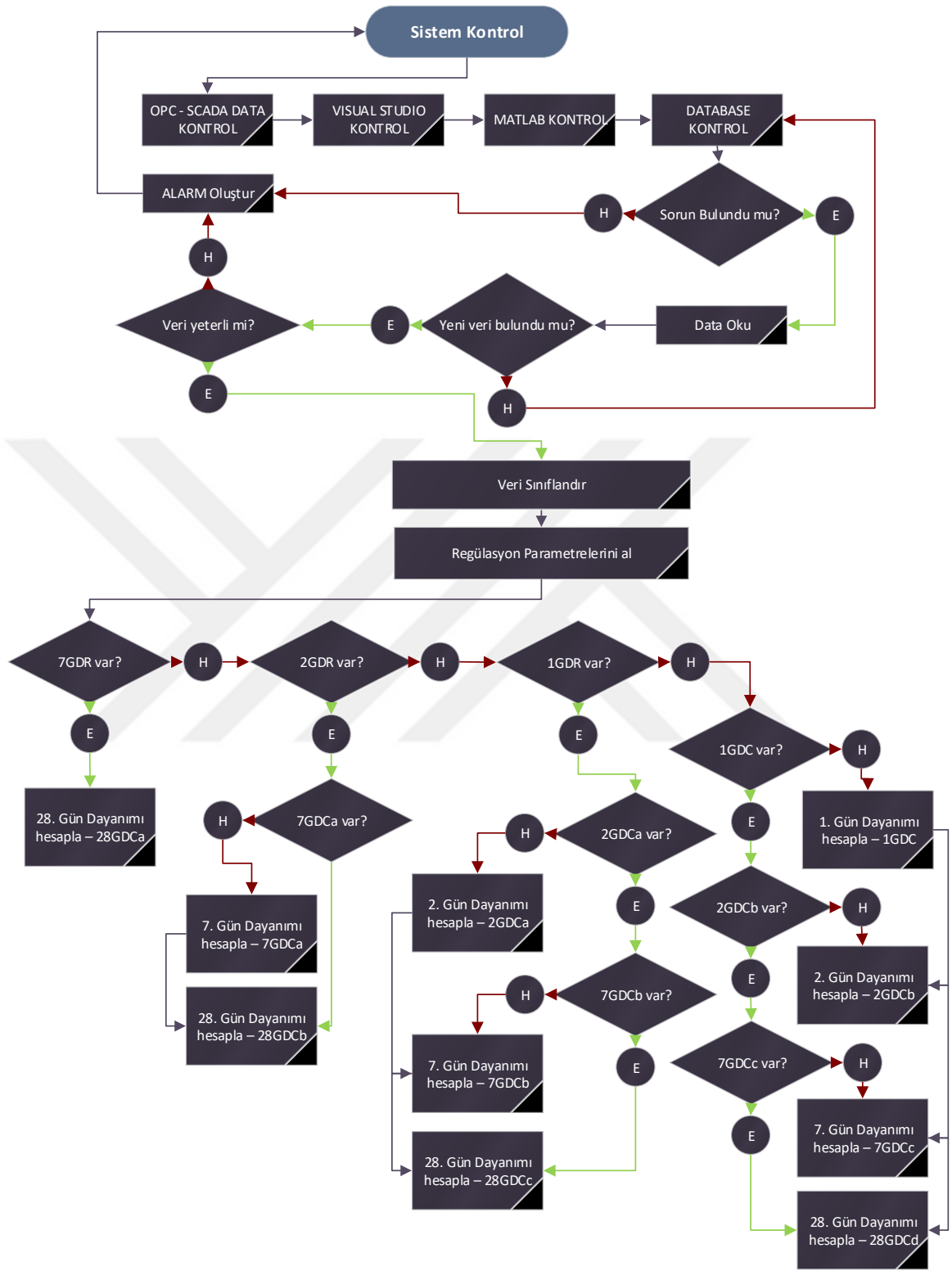
5. Aşama: İlintilere bakılarak en yüksek girdiler seçilir ve limit değerlerinin (B1LimitCorr, B2LimitCorr, B7LimitCorr, B28LimitCorr) altında olan girdiler elenir. Böylece kullanıcının eğitim veri seti girdilerinin ilinti limitlerini değiştirebilmesi sağlanmıştır.

3.8 Çalışma Algoritması

Sistemin çalışması için Şekil 3.20’de gösterilen fabrika otomasyonuna bağlı iki adet bilgisayar kurulmuştur. Bilgisayarların birinde hesaplama ve kontrol algoritmaları (Matlab, Visual Studio ve Microsoft Office Visual Basic Application programlarında yazılan yazılımlar) çalışmaktadır.

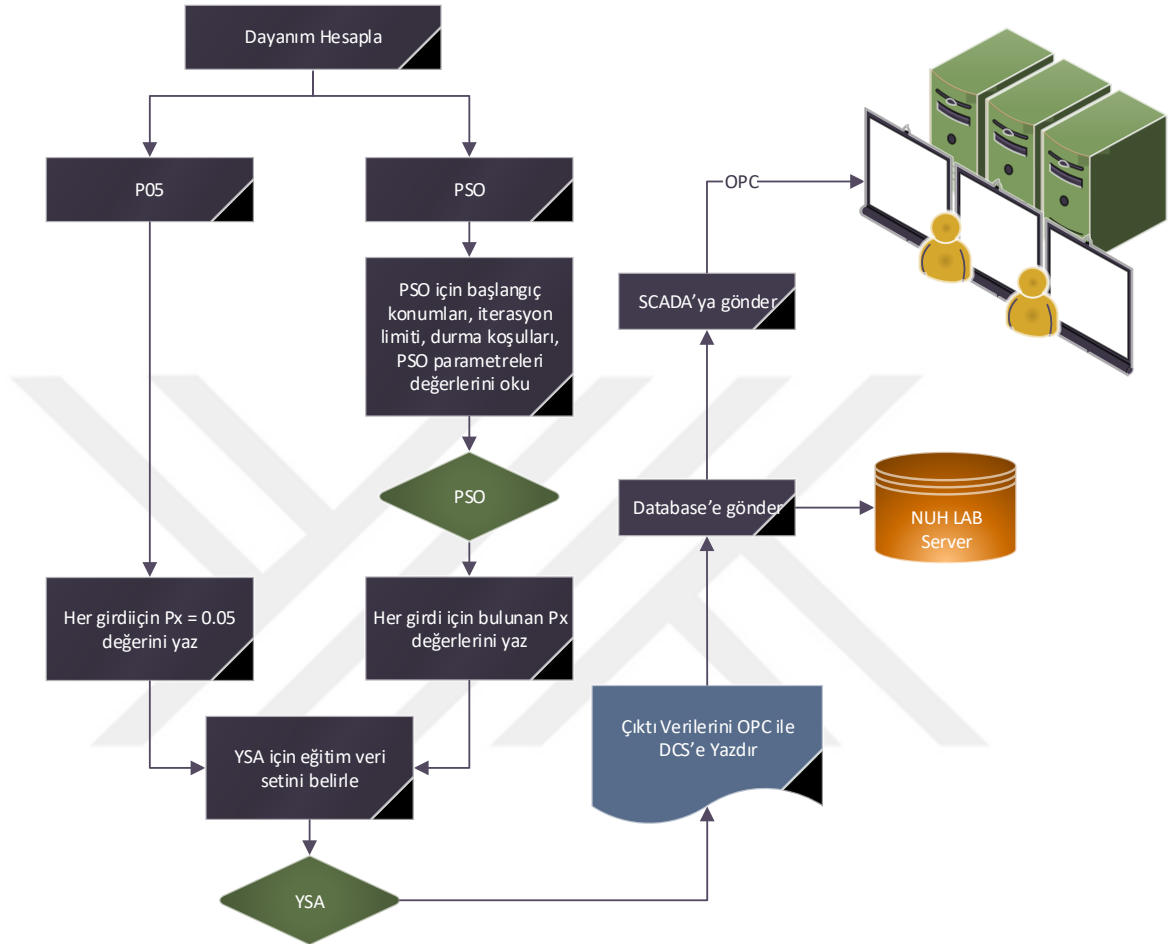


Şekil 3.20 Kurulu sistem şeması



Şekil 3.21 Sistemin ana çalışma şeması

Diğer bilgisayar ise yazılımların bulunduğu bilgisayar ile fabrika otomasyonu ve sahada bulunan analizörler arasında OPC haberleşme protokolünü kullanarak veri iletişimini gerçekleştirmektedir.



Şekil 3.22 Sistemin Mod Seçim ve Veri Kaydetme Şeması

Şekil 3.21 ve Şekil 3.22'de programın çalışma algoritması gösterilmektedir. Burada sistem öncelikle yazılım, haberleşme ve bilgisayarların çalışmasını kontrol ederek hazır olmasını test etmektedir. Veri akışı sırasında hesaplanmaya hazır veya bekleyen günlerin verileri sisteme geldikçe seçilen mod (P05 + YSA veya PSO + YSA) ile dayanım değerleri sırasıyla hesaplanacaktır.

Son olarak hesaplanan veriler her iki bilgisayarda da kaydedilerek SCADA üzerinden gerekli birim sorumlularıyla paylaşılmaktadır. Ayrıca arayüz yazılımı ile SCADA'ya erişimi olmayan ilgili personel de hesaplama sonuçlarına fabrika ağı üzerinden ulaşabilmesi sağlanmıştır.

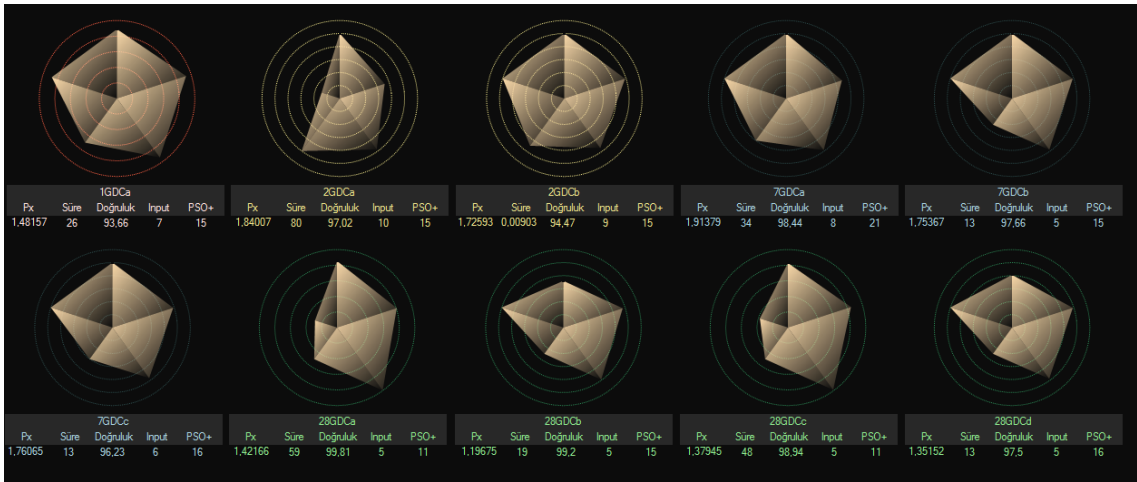
3.9 Visual Studio Arayüz Çalışması

Veri ekleme – düzenleme işlemlerini gerçekleştirmek, sistemin kontrolünü sağlamak, hesaplamalarla ilgili bilgilere ulaşmak ve regülasyon parametrelerini değiştirmek için kullanıcının yazılımlara müdahale etmeden müdahale edebileceği bir çalışma gerçekleştirilmiştir. Arayüz görsel tasarımı, veri okuma – yazma işlemleri ve fabrika ağında haberleşme işlemleri Visual Studio programında gerçekleştirilmiştir.

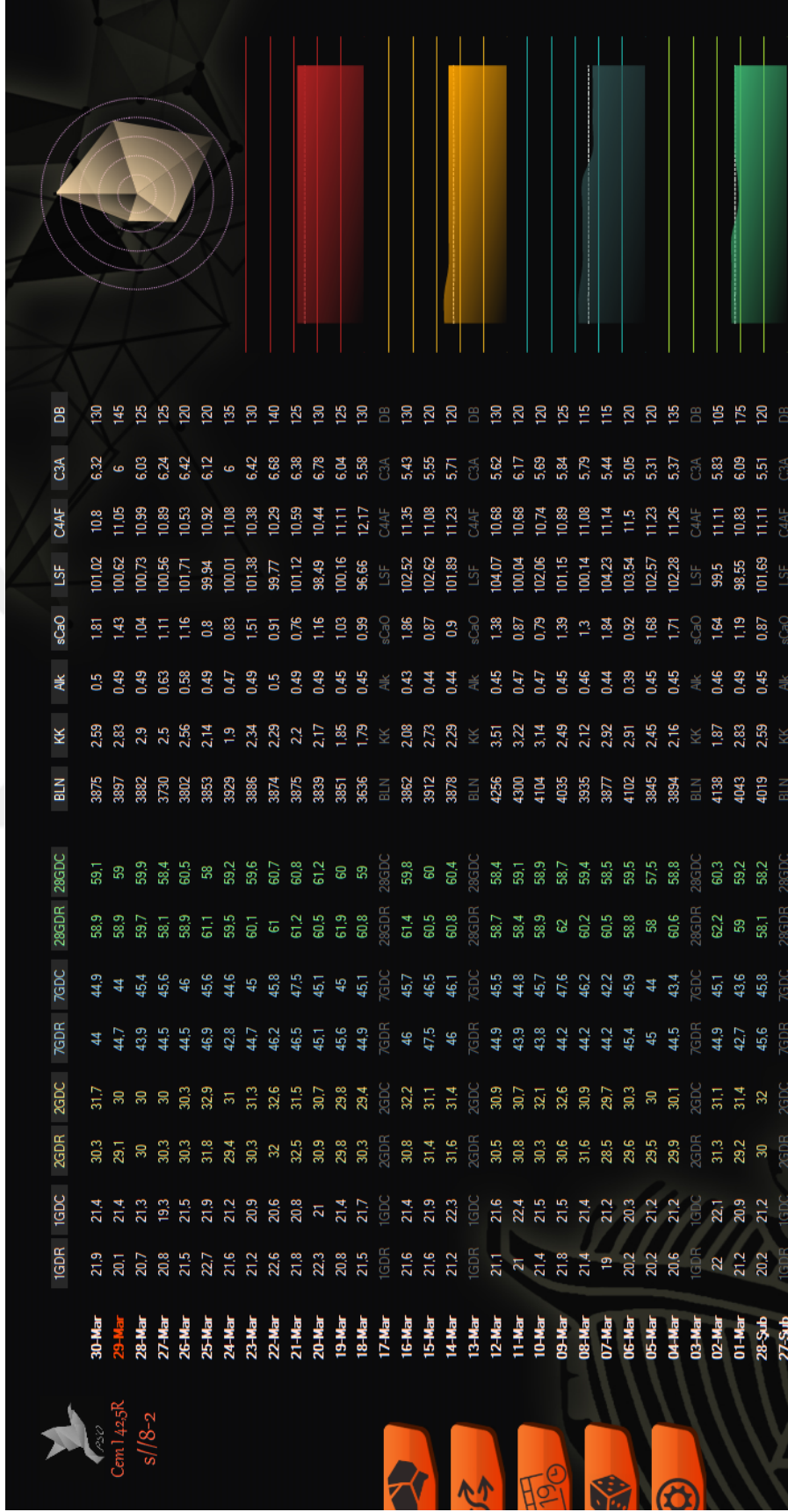


Şekil 3.23 Günlük girdi ve gerçek dayanım değerleri ekran görüntüsü

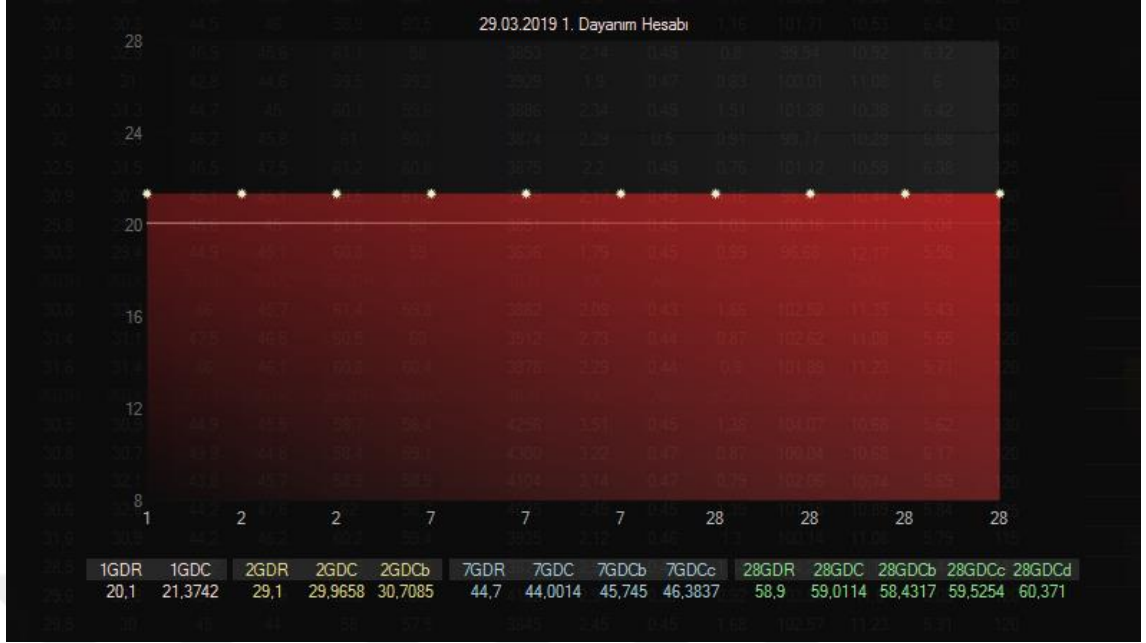
Arayüz’de; hesaplama sonuçları (Şekil 3.25), hesaplamaların (PSO ve YSA) başarı kriterleri (süre, PSO’nun Gbest güncelleme başarısı, P değeri ve YSA için bulunan girdi sayısı ve hesaplanan değer gerçek değerle yüzde doğruluğu) gösterildiği radar beşgen grafikler (Şekil 3.24), ana ekranda hesaplanan son gün dayanım grafikleri ve dayanım değerlerinin geçmiş grafik ekranları bulunmaktadır (Şekil 3.26, Şekil 3.27, Şekil 3.28 ve Şekil 3.29).



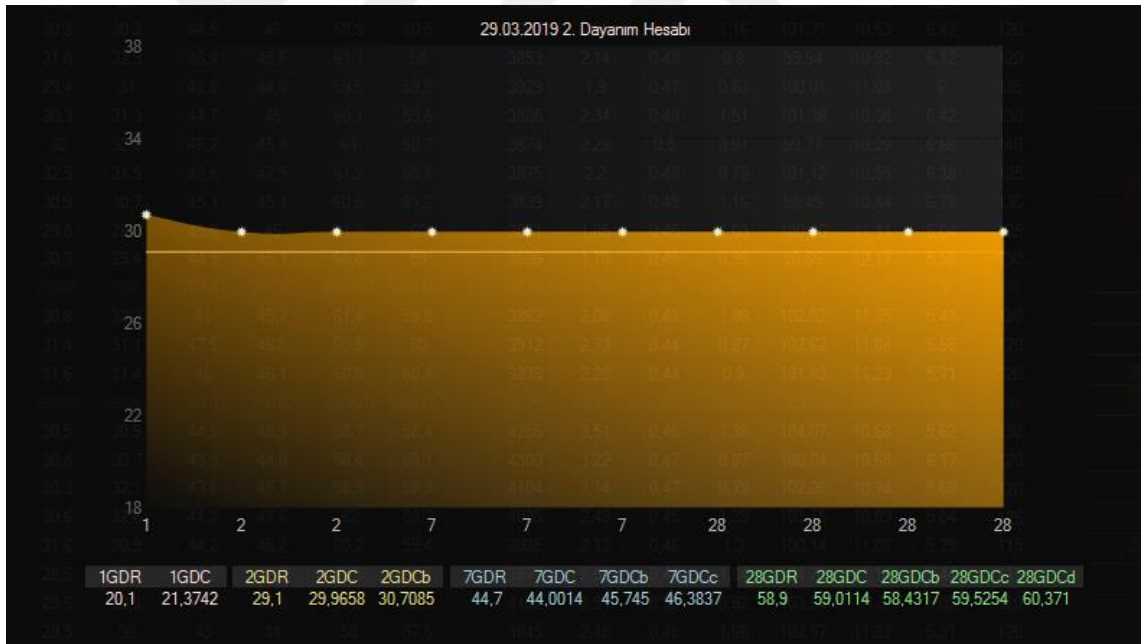
Şekil 3.24 Günlük hesaplamaların özet beşgen grafikleri ekran görüntüsü



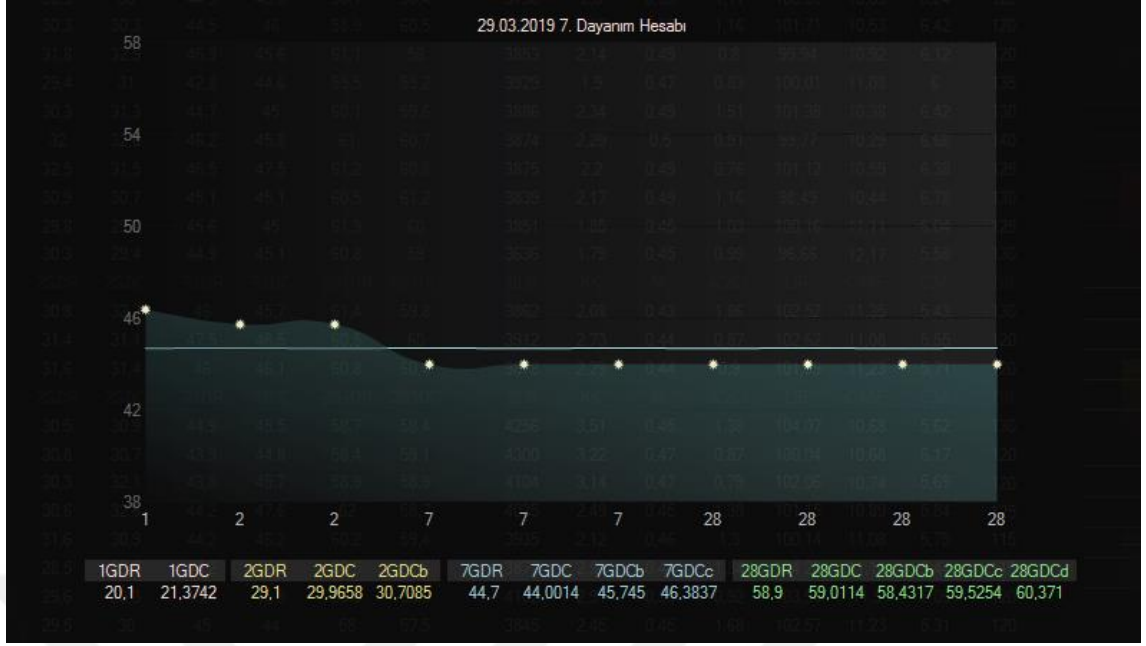
Şekil 3.25 Arayüz ana sayfa ekran görüntüsü



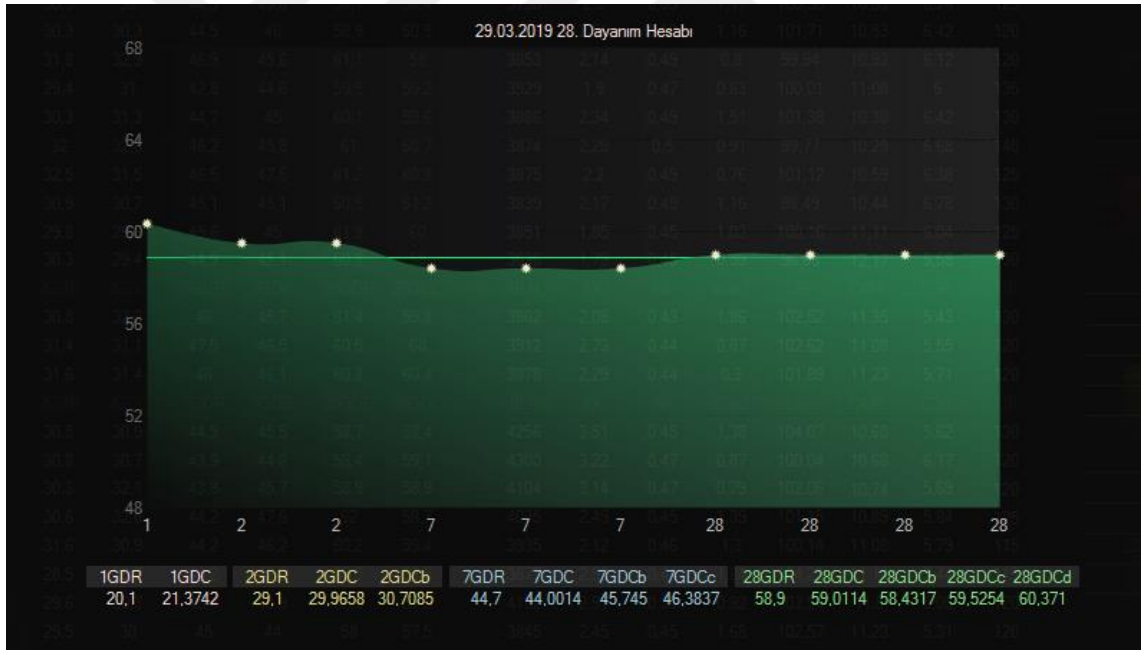
Şekil 3.27 1. Gün dayanımı zaman grafiği ekran görüntüsü



Şekil 3.28 2. Gün dayanımı zaman grafiği ekran görüntüsü



Şekil 3.29 7. Gün dayanımı zaman grafiği ekran görüntüsü



Şekil 3.30 28 Gün dayanımı zaman grafiği ekran görüntüsü

3.10 Regülasyon Parametreleri

Sistem içerisinde kurulan algoritma, formül, fonksiyon ve kontrol aşamalarında çeşitli parametreler; veri sınıflandırma, P hesaplama formülleri, limit değerleri, PSO kontrol

değerleri ve PSO durdurma limitleri, YSA yapısı ve algoritması için belirlenmiştir. Parametrelerin kontrolü ve değiştirilmesi için arayüz yazılımında bir sayfa tasarlanmıştır. Hesaplamalarda kullanılan parametre değerleri veri analizi, formülasyon ve sistemin çalıştırıldığı aşamalarda yapılan analitik incelemelerle belirlenmiş ve Şekil 3.30'da gösterilmiştir.

A Parametreleri: Geçmiş verilerden alınacak gün sayısını, bu günlerin hesaplanacak gün ve dayanım değerlerine göre mesafe formüllerindeki çarpım katsayıları parametreleridir.

Burada bahsedilen A1 geçmişten alınan günlerin tablosu ve A2 A1'den mesafelere bakılarak seçilen günlerin tablosudur.

$A1HedefParcacik = A1$ 'de bulunması gereken gün sayısı

$A2HedefParcacikKats = A1$ 'de bulunan günlerin ikinci aşama A2'de seçilecek gün sayısı yüzdesi

$A2Benzer1Kats20 = 1$ 'inci gün dayanımı hesaplanırken 20 girdinin mesafe katsayısı

$A2Benzer2Kats20 = 2$ 'nci dayanımı hesaplanırken 20 girdinin mesafe katsayısı

$A2Benzer2Kats1 = 2$ 'nci gün dayanımı hesaplanırken 1'inci gün dayanımının mesafe katsayısı

$A2Benzer7Kats20 = 7$ 'nci gün dayanımı hesaplanırken 20 girdinin mesafe katsayısı

$A2Benzer7Kats1 = 7$ 'nci gün dayanımı hesaplanırken 1'inci gün dayanımının mesafe katsayısı

$A2Benzer7Kats2 = 7$ 'nci gün dayanımı hesaplanırken 2'nci gün dayanımının mesafe katsayısı

$A2Benzer28Kats20 = 28$ 'inci gün dayanımı hesaplanırken 20 girdinin mesafe katsayısı

$A2Benzer28Kats2 = 28$ 'inci gün dayanımı hesaplanırken 2'nci gün dayanımının mesafe katsayısı

$A2Benzer28Kats7 = 28$ 'inci Gün dayanımı hesaplanırken 7'nci gün dayanımının mesafe katsayısı

B Parametreleri: 4. aşamada; 20 girdinin ilinti değerlerinin belirlendiği ve düşük ilintili girdilerin YSA eğitimi veri setinden silinerek YSA başarısının artması amaçlanmıştır. Her günün ve hesaplanacak dayanımın girdilerle ilişkisinin farklı ve belirlenmesinin güç olması, veri giriş aşamasında insan faktörünün etkisiyle hatalı veya eksik verilerin sisteme sokulması ve üretim sürecinde belirlenmesi zor olan değişimlerin girdilere etkisinin varlığı giderilmeye çalışılmıştır.

B1LimitCorr = 1'inci gün dayanım hesaplanırken girdi ilinti limiti

B2LimitCorr = 2'nci gün dayanım hesaplanırken girdi ilinti limiti

B7LimitCorr = 7'nci gün dayanım hesaplanırken girdi ilinti limiti

B28LimitCorr = 28'inci gün dayanım hesaplanırken girdi ilinti limiti

P Parametreleri: İlintilere göre PSO'da kullanılan parçacıkların sonucunu değerlendirmek için P değeri hesaplanmaktadır. P formüllerinde kullanılan parametreler;

PBest1PP3Kats = 1'inci gün dayanım P değeri hesaplanırken PP03 katsayısı

PBest2PP3Kats = 2'nci gün dayanım P değeri hesaplanırken PP03 katsayısı

PBest2G1Kats = 2'nci gün dayanım P değeri hesaplanırken 1'inci gün dayanım katsayısı

PBest7PP3Kats = 7'nci gün dayanım P değeri hesaplanırken PP03 katsayısı

PBest7G1Kats = 7'nci gün dayanım P değeri hesaplanırken 1'inci gün dayanım katsayısı

PBest7G2Kats = 7'nci gün dayanım P değeri hesaplanırken 2'nci gün dayanım katsayısı

PBest2PP3Kats = 8'inci gün dayanım P değeri hesaplanırken PP03 katsayısı

PBest2G2Kats = 28'inci gün dayanım P değeri hesaplanırken 2'nci gün dayanım katsayısı

PBest2G7Kats = 28'inci gün dayanım P değeri hesaplanırken 7'nci gün dayanım katsayısı

YSA Parametreleri; YSA aşamasında ağı kurulması, eğitilmesinde ve YSA algoritmasında belirlenen parametreler;

MatlabTrainRatio = Eğitim veri setinin eğitim veri oranı

MatlabValRatio = Eğitim veri setinin validasyon oranı

MatlabTestRatio = Eğitim veri setinin test veri oranı

MatlabAlgoritmaTipi = Eğitim algoritması

MatlabEpoch = Döngü sayısı

MatlabGoal = Eğitim hedefi

MatlabMaxFail = Maksimum hata

MatlabMu = Mu katsayısı

MatlabMuDec = Mu Arttırma değeri

MatlabMuInc = Mu Azaltma değeri

MatlabMuMax = Maksimum Mu limiti

MatlabMinGrad = Mu Gradient değeri

PSO Parametreleri: PSO algoritmasında ilk ve sonraki iterasyonlardaki parçacık sayısı, c1 ve c2 hız fonksiyonu parametreleri ve PSO'nun durma koşulları parametreleri belirlenmiştir.

PSO1IterTur = PSO ilk iterasyon parçacık sayısı

PSOIterTur = PSO iterasyon parçacık sayısı

PSOC1 = c1 değeri

PSOC2 = c2 değeri

PSOMaxIter = PSO durma limiti

PSOStopIter = Başarısız (Gbest'in güncellenmediği) iterasyon limiti

PSOStdSpLimit = İterasyondaki parçacıkların P değerinin standart sapması

Regulation															
A1Parcaack	150	B1Limit3Corr	0.35	B28Limit3Corr	0.35	PBest28G7Kats	0.25	MatlabGoal	0						
A2ParcaackKats	50	B1Limit4Corr	0.4	B28Limit4Corr	0.4	PSO1IterTur	15	MatlabMaxFail	250						
A2BenzerG1Kats20	1	B1Limit5Corr	0.4	B28Limit5Corr	0.45	PSO1IterTur	10	MatlabMu	DF						
A2BenzerG2Kats20	0.6	B1LimitCorr	0.4	B28LimitCorr	0.5	PSOC1	2	MatlabMuDec	DF						
A2BenzerG2KatsG1	0.4	B2Limit3Corr	0.35	PBest1PP3Kats	1	PSOC2	2	MatlabMuInc	DF						
A2BenzerG7Kats20	0.5	B2Limit4Corr	0.4	PBest2PP3Kats	0.5	PSOMaxIter	50	MatlabMuMax	DF						
A2BenzerG7KatsG1	0.2	B2Limit5Corr	0.4	PBest2G1Kats	0.5	PSOStdSpLimit	0.015	MatlabMinGrad	DF						
A2BenzerG7KatsG2	0.3	B2LimitCorr	0.45	PBest7PP3Kats	0.5	Matlab Train Ratio	0.75	MatlabOrtBulSayisi	1						
A2BenzerG28Kats20	0.4	B7Limit3Corr	0.35	PBest7G1Kats	0.25	Matlab ValRatio	0	Matlab LayerSizeCarpim	2						
A2BenzerG28KatsG2	0.25	B7Limit4Corr	0.4	PBest7G2Kats	0.25	Matlab TestRatio	0.25	Matlab LayerSize Toplam	1						
A2BenzerG28KatsG7	0.35	B7Limit5Corr	0.45	PBest28PP3Kats	0.5	Matlab Algoritma Tipi	BR								
		B7LimitCorr	0.5	PBest28G2Kats	0.25	Matlab Epoch	1000								

Reg Sıfırla Reg Dene Reg Kaydet

Gün Getir

Şekil 3.31 Regülasyon parametreleri değiştirme ekranı

4. ARAŞTIRMA BULGULARI

Çalışma iki ayrı mod ile test edilmiş, test aşamasında 80 günlük veri setinde 800 farklı hesaplama sonucu elde edilmiştir.

Çizelge 4.1’de LM ve BR algoritmalarının sonuçları gösterilmiştir. 80 farklı gün için 10 farklı hesaplama YSA algoritması ile gerçekleştirilmiştir. Gerçek Basınç Dayanım değerleri ile hesaplanan değerlerin hata yüzde ortalaması, yüzde hatanın %5’den daha fazla olduğu gün sayısı ve yüzde hatanın %1’den daha az olduğu gün sayısına bakarak BR algoritmasının LM’ye göre tüm hesaplama tiplerinde daha başarılı olduğu görülmektedir.

Çizelge 4.1 LM ve BR karşılaştırılması

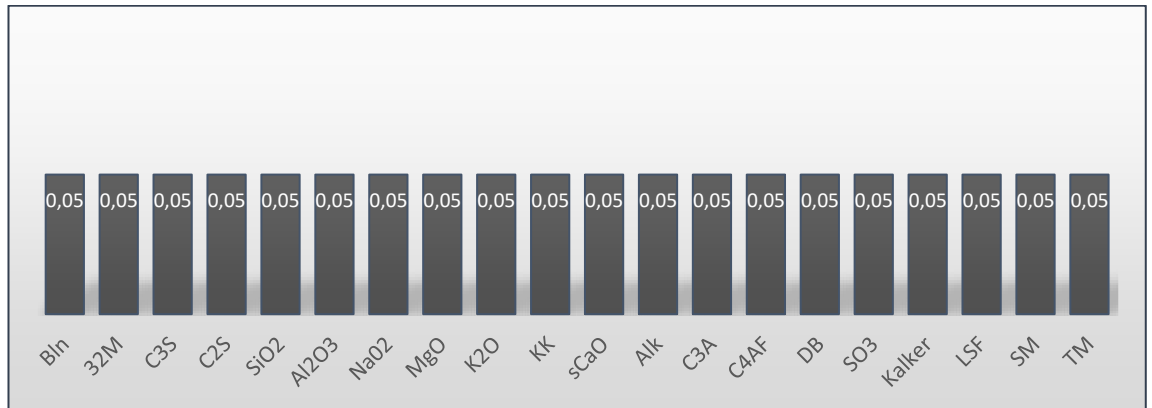
Gün	P05 – LM – YSA			P05 – BR – YSA		
	Hata %	Hata>%5	Hata<%1	Hata %	Hata>%5	Hata<%1
1GDC	6,55	44	13	5,19	33	11
2GDCb	5,24	36	11	4,46	34	16
2GDCa	3,80	22	17	3,14	17	13
7GDCc	4,09	28	11	3,55	25	14
7GDCb	3,69	23	15	3,28	21	10
7GDCa	2,94	16	20	2,38	11	22
28GDCd	2,86	13	23	2,52	7	16
28GDCc	2,69	8	18	2,18	5	27
28GDCb	2,21	6	21	2,06	7	23
28GDCa	2,15	7	25	2,01	4	24

PSO ve P05 modunda elde edilen sonuçların kıyaslanması Çizelge 4.2’de gösterilmiştir. PSO’nun hesaplamalardaki davranışını; sistemin regülasyon parametrelerini kullanarak belirlenen formüllerin (3.29, 3.30, 3.31 ve 3.32) etkilediği ve hesaplama süresinin PSO modunda fazla olduğu görülmüştür.

Çizelge 4.2 P05 ve PSO karşılaştırılması

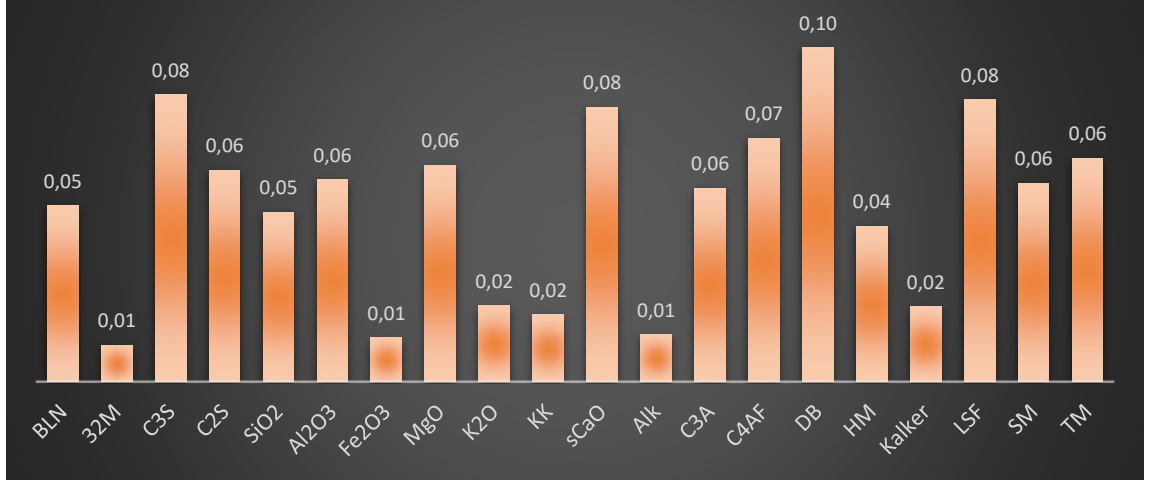
Gün	P05 – BR –YSA				PSO – BR –YSA			
	Hata %	Hata>%5	Hata<%1	MSE	Hata %	Hata>%5	Hata<%1	MSE
1GDC	5,19	33	11	2,13	5,00	34	13	2,19
2GDCb	4,46	34	16	3,05	4,18	31	13	2,59
2GDCa	3,14	17	13	1,32	2,86	14	18	1,16
7GDCc	3,55	25	14	3,74	3,53	19	15	3,63
7GDCb	3,28	21	10	3,18	3,14	16	14	2,92
7GDCa	2,38	11	22	1,85	2,57	8	17	1,98
28GDCd	2,52	7	16	3,47	2,45	4	16	2,90
28GDCc	2,18	5	27	2,95	2,17	4	21	2,55
28GDCb	2,06	7	23	2,62	1,98	2	21	1,95
28GDCa	2,01	4	24	2,45	1,61	2	30	1,49

Girdilerin PSO algoritması sonucu elde edilen P_x dizisi değerlerinin ortalama grafikleri Şekil 4.2, Şekil 4.3, Şekil 4.4, Şekil 4.5, Şekil 4.6, Şekil 4.7, Şekil 4.8, Şekil 4.9, Şekil 4.10 ve Şekil 4.11’de gösterilmiştir. Grafikler incelendiğinde, farklı dayanım değeri hesaplarında girdilerin farklı davranışlar gösterdiği görülmektedir. P_x dizisindeki düşük değerler, bulunan veri setinde girdinin mesafe değerinde etkisinin düşük ve veri setinin dayanım ile ilintinin yüksek olmasını sağladığı söylenebilir. Yüksek P_x ’e sahip girdiler ise mesafe hesabında etkilerini arttırmaktadır. Böylece girdilerin karakterlerinin yansımaları sağlanmaktadır.



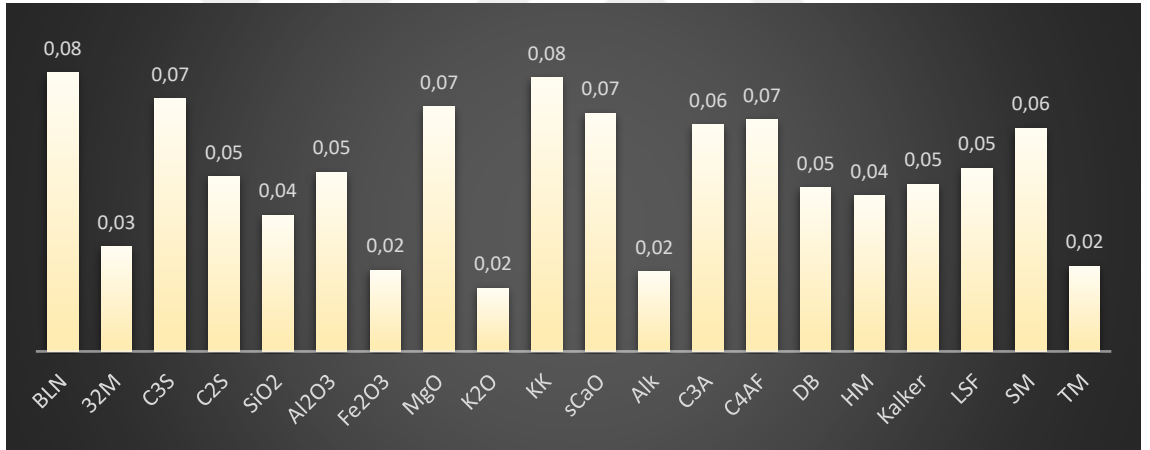
Şekil 4.1 P05 modu P_x değerleri

Şekil 4.1’de P05 modunda kullanılan P_x değerleri gösterilmiştir.



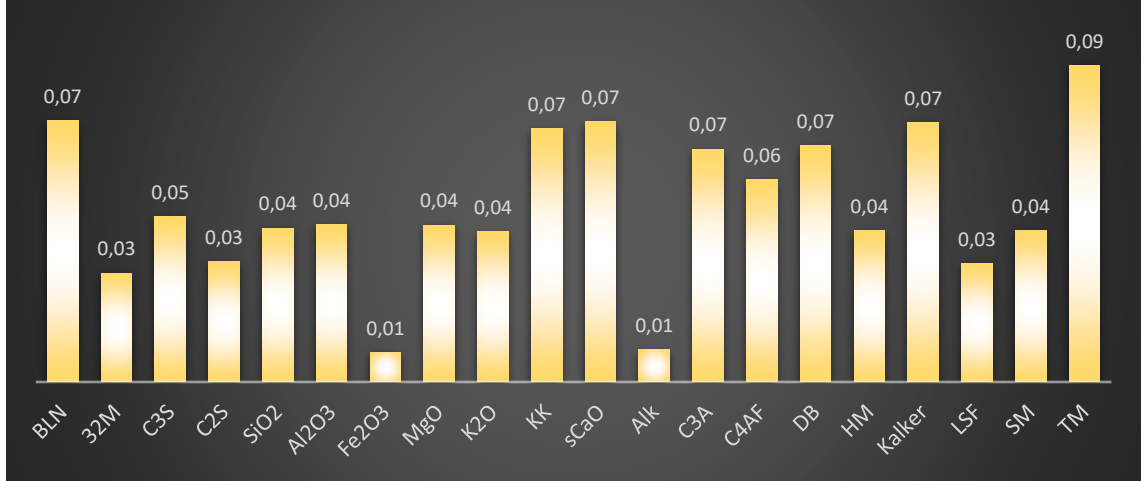
Şekil 4.2 PSO 1GDC hesaplamasında bulunan Px değerleri ortalamaları

Şekil 4.2’de 1’inci gün dayanım değerlerinin hesabında PSO’nun bulduğu en iyi Px değerlerinin ortalamaları gösterilmiştir. Burada, DB’nin etkisinin en fazla olduğu; 32M, Fe2O3 ve Alk girdilerinin en az olduğu görülmektedir.



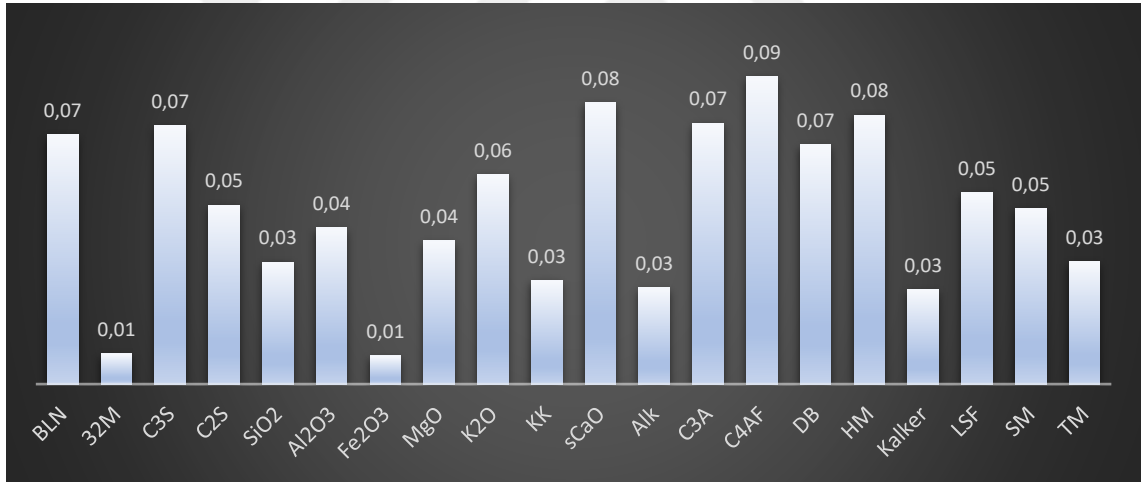
Şekil 4.3 PSO 2GDCb hesaplamasında bulunan Px değerleri ortalamaları

Şekil 4.3’te 2’nci gün dayanım değerlerinin 2GDCb hesabında PSO’nun bulduğu en iyi Px değerlerinin ortalamaları gösterilmiştir. Burada, Bln ve KK’nın etkisinin en fazla olduğu; K2O, TM ve Alk girdilerinin en az olduğu görülmektedir.



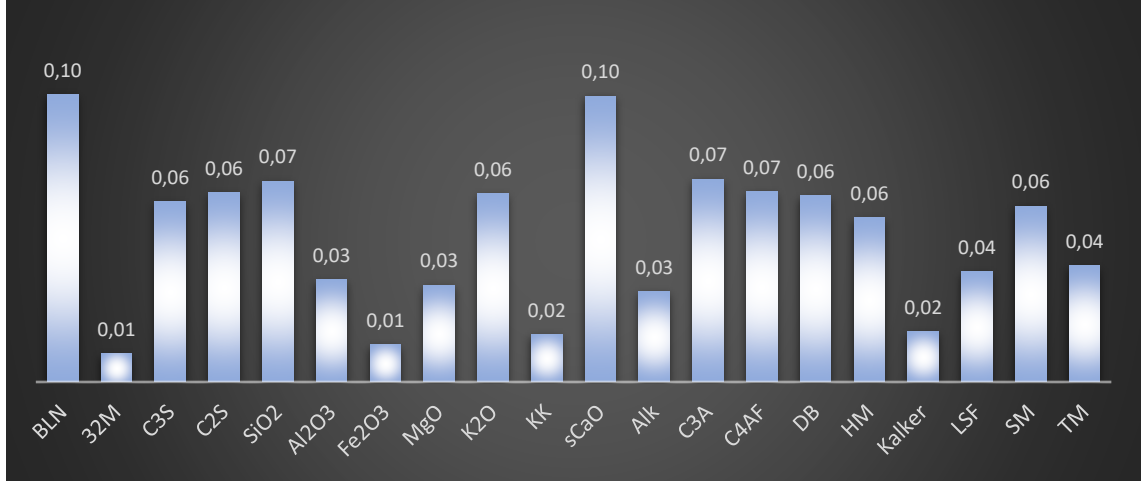
Şekil 4.4 PSO 2GDCa hesaplamasında bulunan Px değerleri ortalamaları

Şekil 4.4'te 2'nci gün dayanım değerlerinin 2GDCa hesabında PSO'nun bulduğu en iyi Px değerlerinin ortalamaları gösterilmiştir. Burada, TM'nin etkisinin en fazla olduğu; Fe2O3 ve Alk girdilerinin en az olduğu görülmektedir.



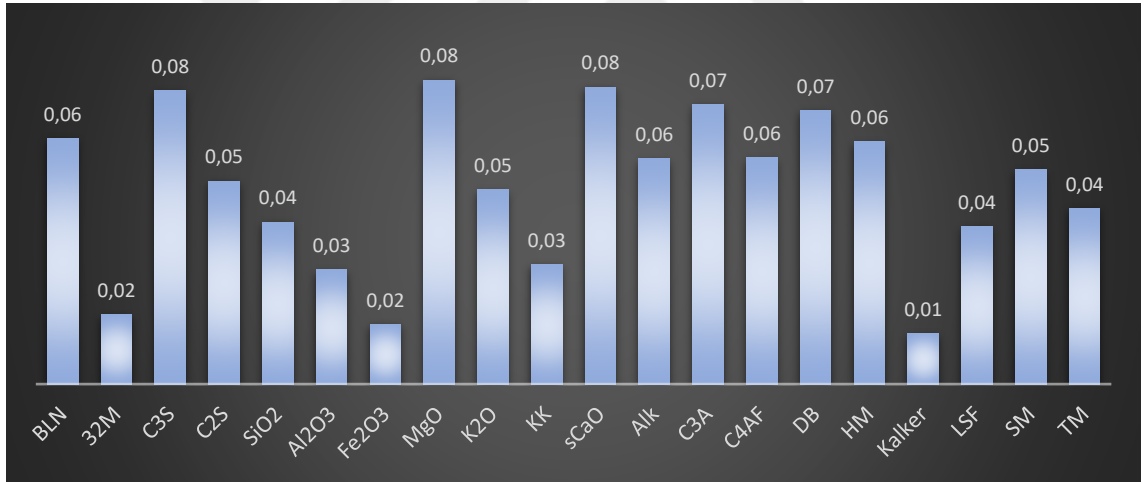
Şekil 4.5 PSO 7GDCc hesaplamasında bulunan Px değerleri ortalamaları

Şekil 4.5'de 7'nci gün dayanım değerlerinin 7GDCc hesabında PSO'nun bulduğu en iyi Px değerlerinin ortalamaları gösterilmiştir. Burada, C4AF'nin etkisinin en fazla olduğu; 32M ve Fe2O3 girdilerinin en az olduğu görülmektedir.



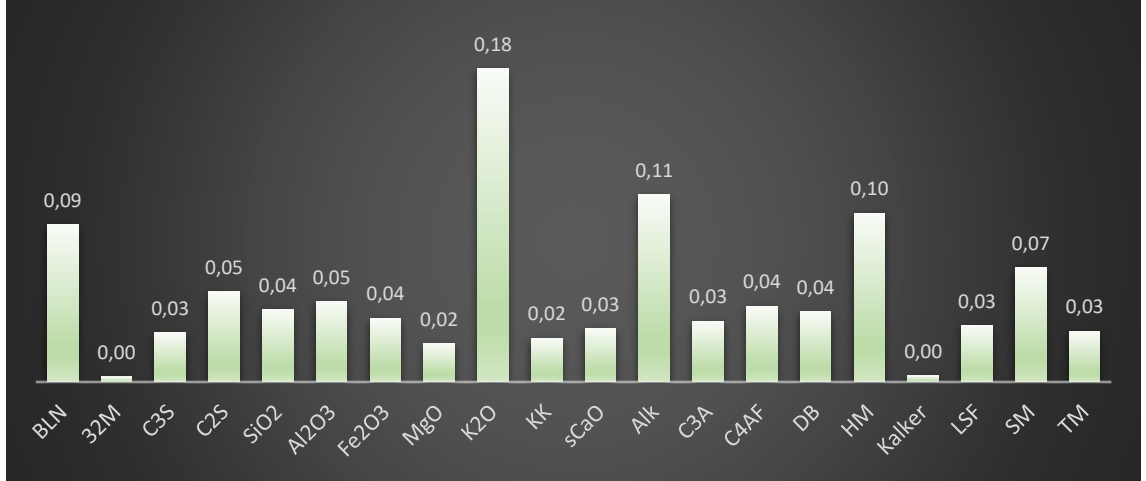
Şekil 4.6 PSO 7GDCb hesaplamasında bulunan Px değerleri ortalamaları

Şekil 4.6'da 7'nci gün dayanım değerlerinin 7GDCb hesabında PSO'nun bulunduğu en iyi Px değerlerinin ortalamaları gösterilmiştir. Burada, Bln ve sCaO'nun etkisinin en fazla olduğu; 32M ve Fe2O3 girdilerinin en az olduğu görülmektedir.



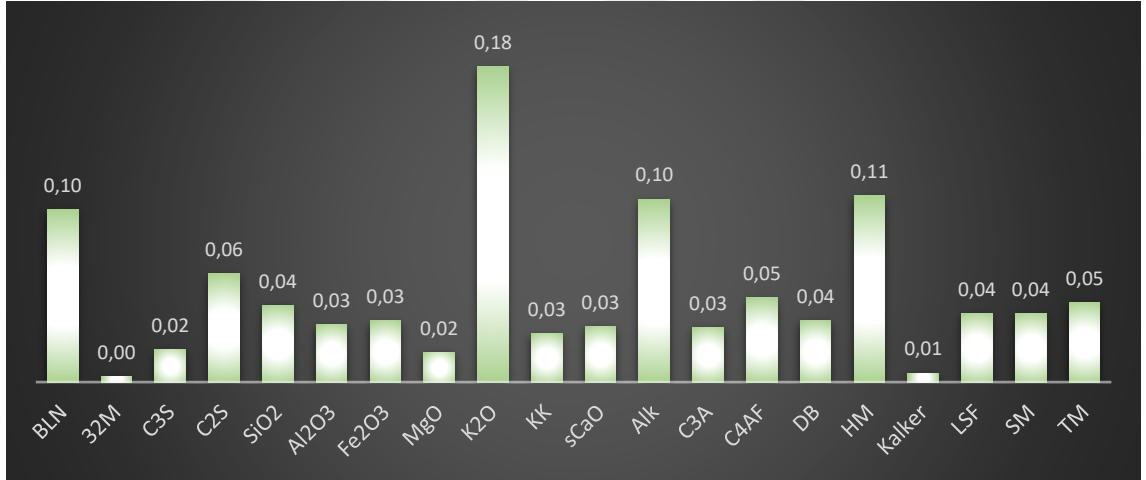
Şekil 4.7 PSO 7GDCA hesaplamasında bulunan Px değerleri ortalamaları

Şekil 4.7'de 7'nci gün dayanım değerlerinin 7GDCA hesabında PSO'nun bulunduğu en iyi Px değerlerinin ortalamaları gösterilmiştir. Burada, C3S, MgO ve sCaO'nun etkisinin en fazla olduğu; Kalker girdisinin en az olduğu görülmektedir.



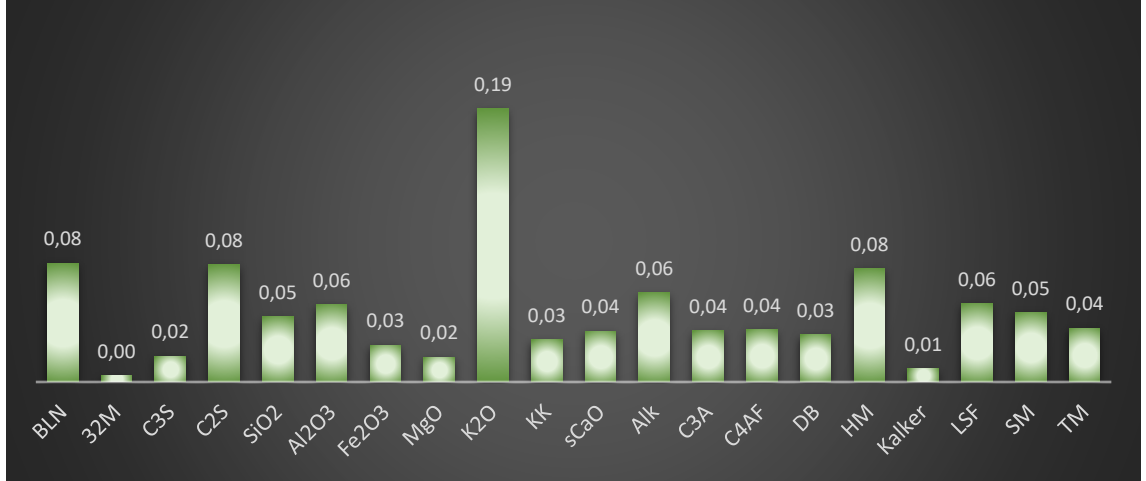
Şekil 4.8 PSO 28GDCd hesaplamasında bulunan Px değerleri ortalamaları

Şekil 4.8’de 28’inci gün dayanım değerlerinin 28GDCd hesabında PSO’nun bulunduğu en iyi Px değerlerinin ortalamaları gösterilmiştir. Burada, K2O’nun etkisinin en fazla olduğu; Kalker ve 32M girdilerinin en az olduğu görülmektedir.



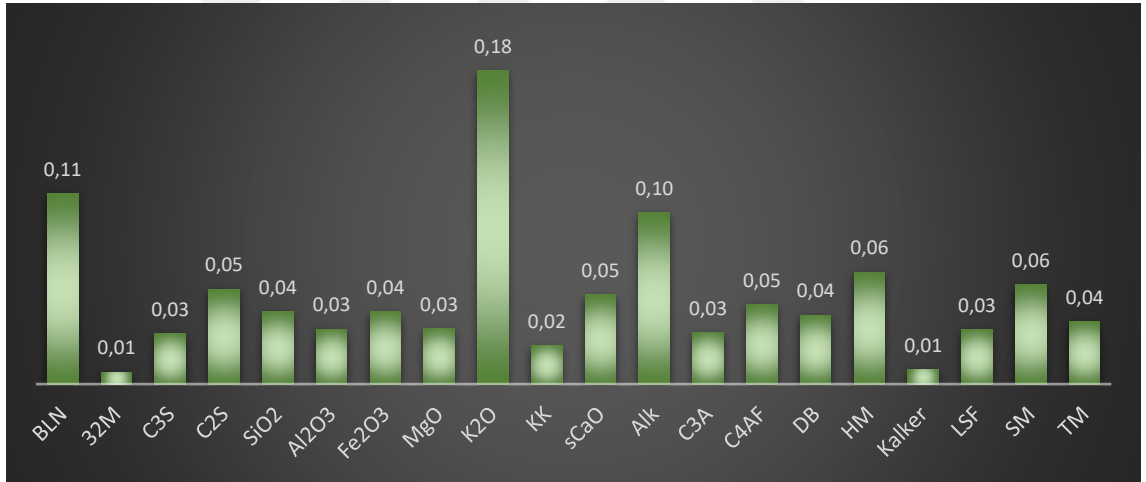
Şekil 4.9 PSO 28GDCc hesaplamasında bulunan Px değerleri ortalamaları

Şekil 4.9’da 28’inci gün dayanım değerlerinin 28GDCc hesabında PSO’nun bulunduğu en iyi Px değerlerinin ortalamaları gösterilmiştir. Burada, K2O’nun etkisinin oldukça fazla olduğu; 32M girdilerinin en az olduğu görülmektedir.



Şekil 4.10 PSO 28GDCb hesaplamasında bulunan Px değerleri ortalamaları

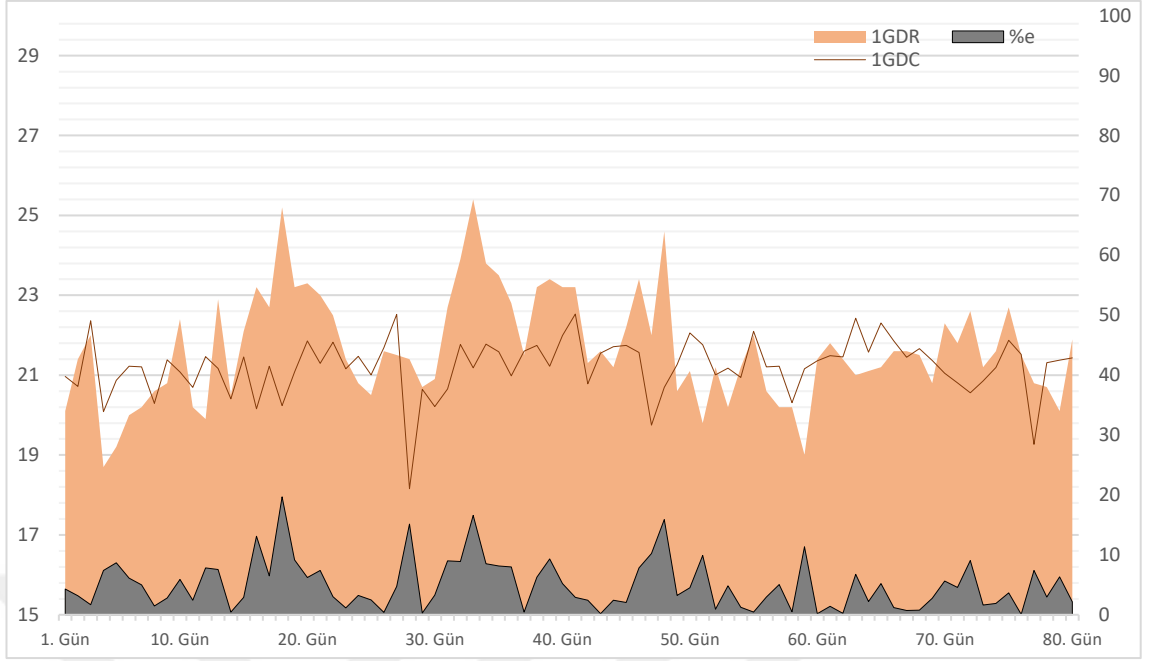
Şekil 4.10'da 28'inci gün dayanım değerlerinin 28GDCb hesabında PSO'nun bulduğu en iyi Px değerlerinin ortalamaları gösterilmiştir. Burada, K2O'nun etkisinin oldukça fazla olduğu; 32M girdilerinin en az olduğu görülmektedir.



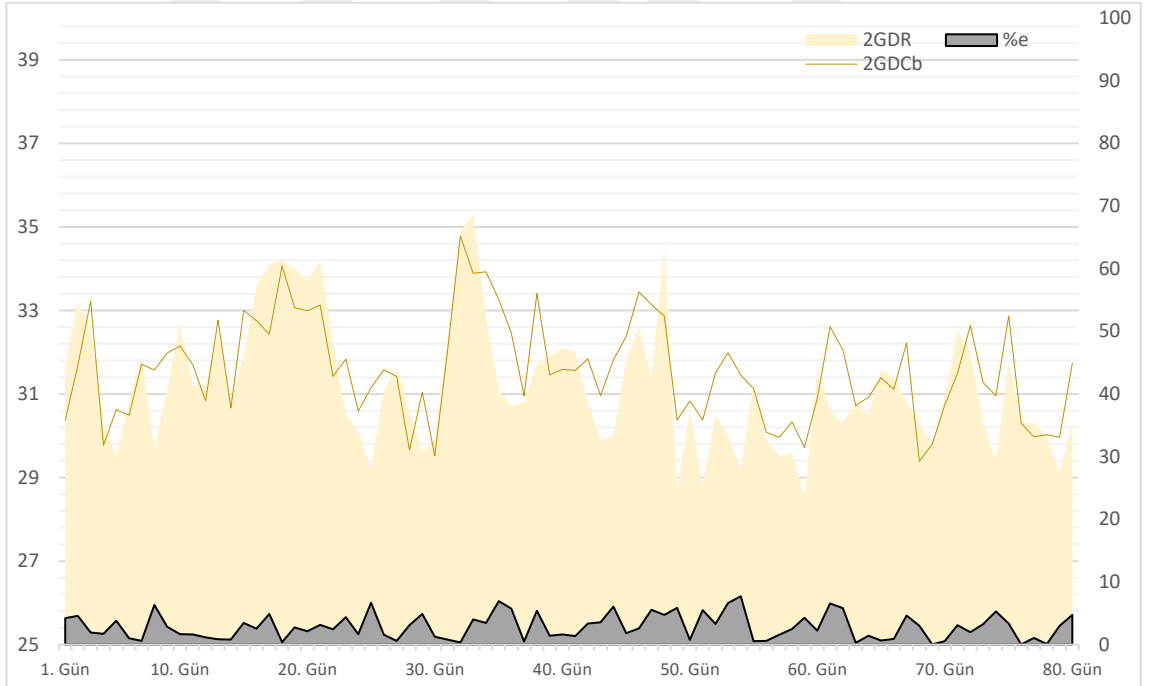
Şekil 4.11 PSO 28GDCa hesaplamasında bulunan Px değerleri ortalamaları

Şekil 4.11'de 28'inci gün dayanım değerlerinin 28GDCb hesabında PSO'nun bulduğu en iyi Px değerlerinin ortalamaları gösterilmiştir. Burada, K2O'nun etkisinin oldukça fazla olduğu; 32M ve Kalker girdilerinin en az olduğu görülmektedir.

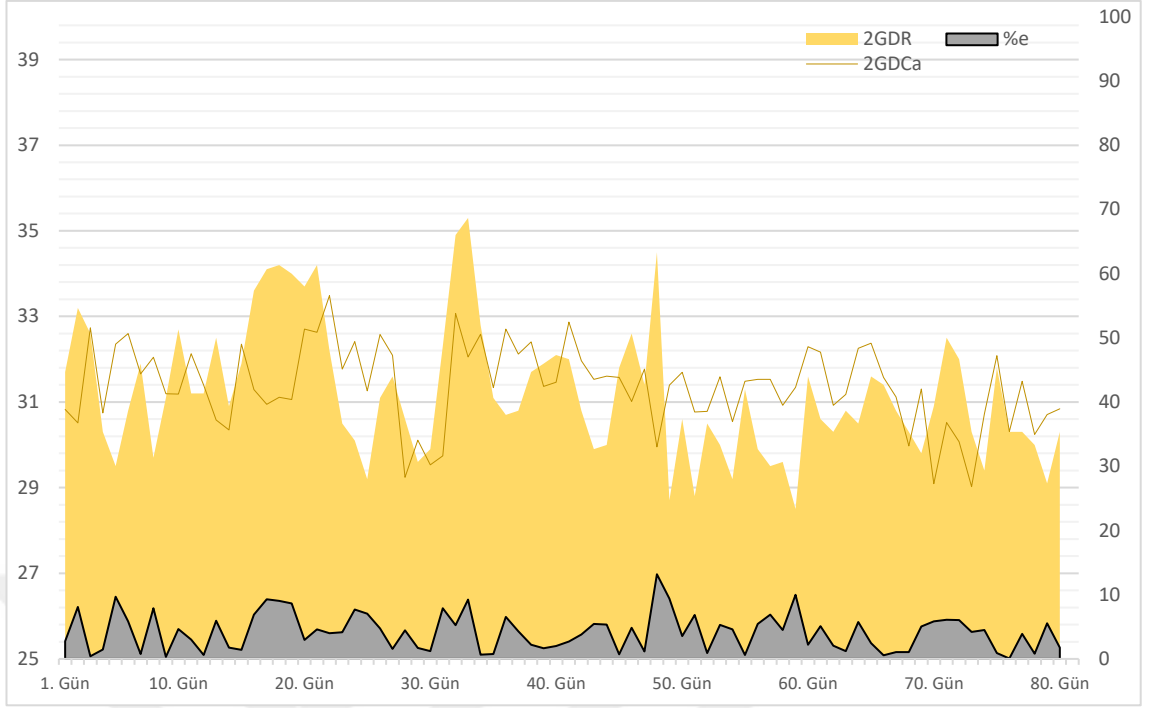
PSO modunda elde edilen grafiklerde (Şekil 4.12, Şekil 4.13, Şekil 4.14, Şekil 4.15, Şekil 4.16, Şekil 4.17, Şekil 4.18, Şekil 4.19, Şekil 4.20 ve Şekil 4.21) gerçek dayanımlar, hesaplanan dayanımlar ve yüzde hata değerleri gösterilmiştir.



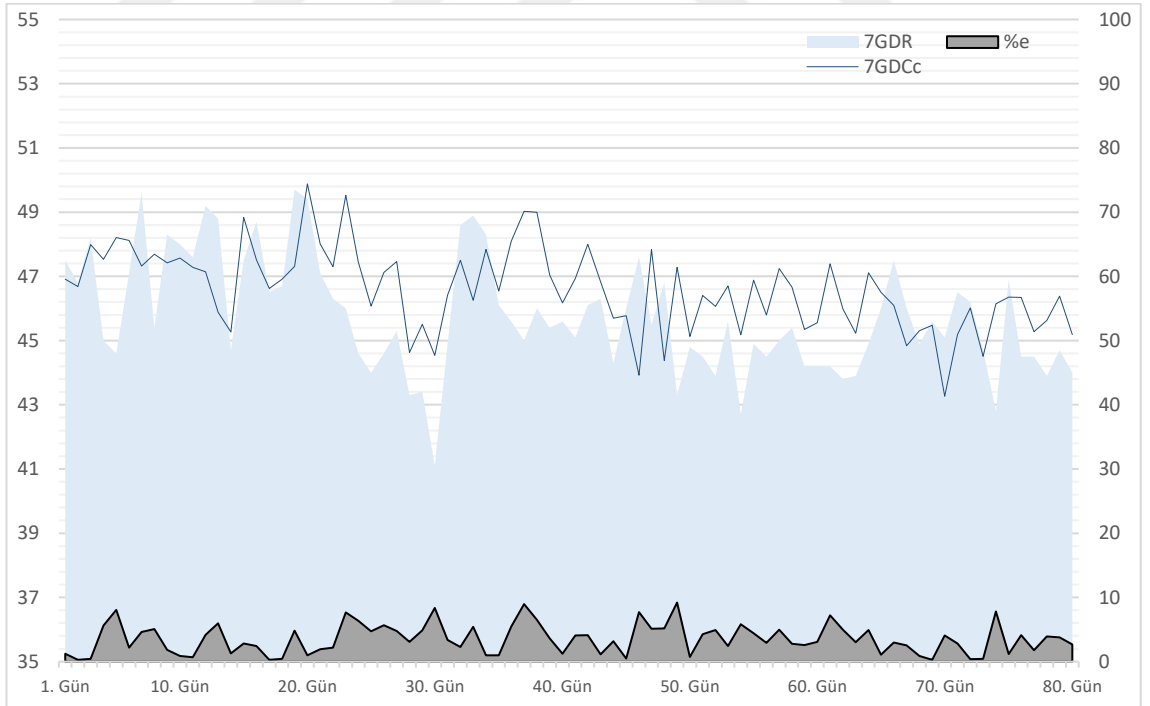
Şekil 4.12 80 Gün 1GDC PSO sonuç ve hata grafiği



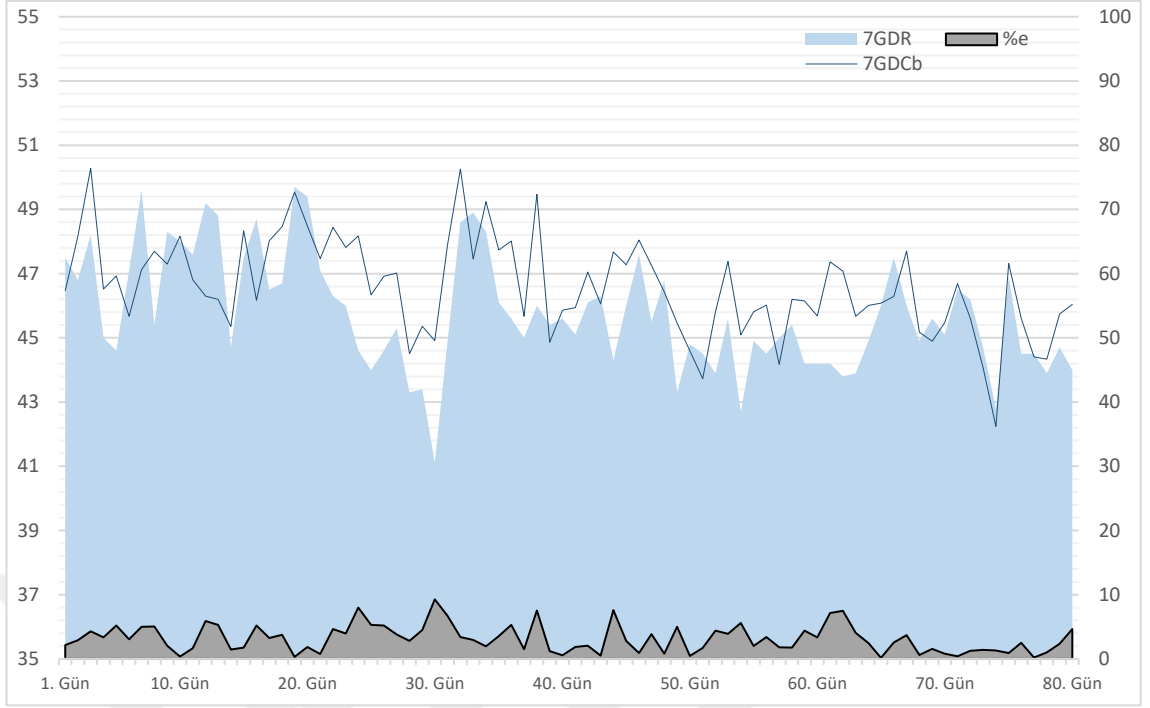
Şekil 4.13 80 Gün 2GDCb PSO sonuç ve hata grafiği



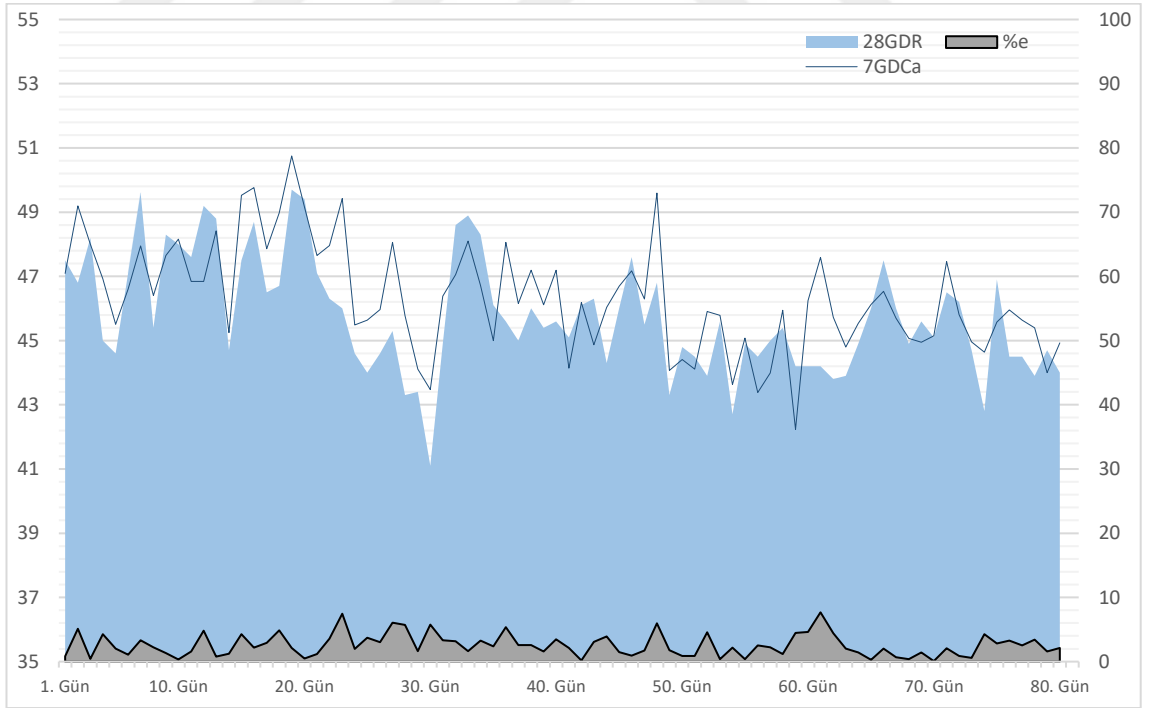
Şekil 4.14 80 Gün 2GDCa PSO sonuç ve hata grafiği



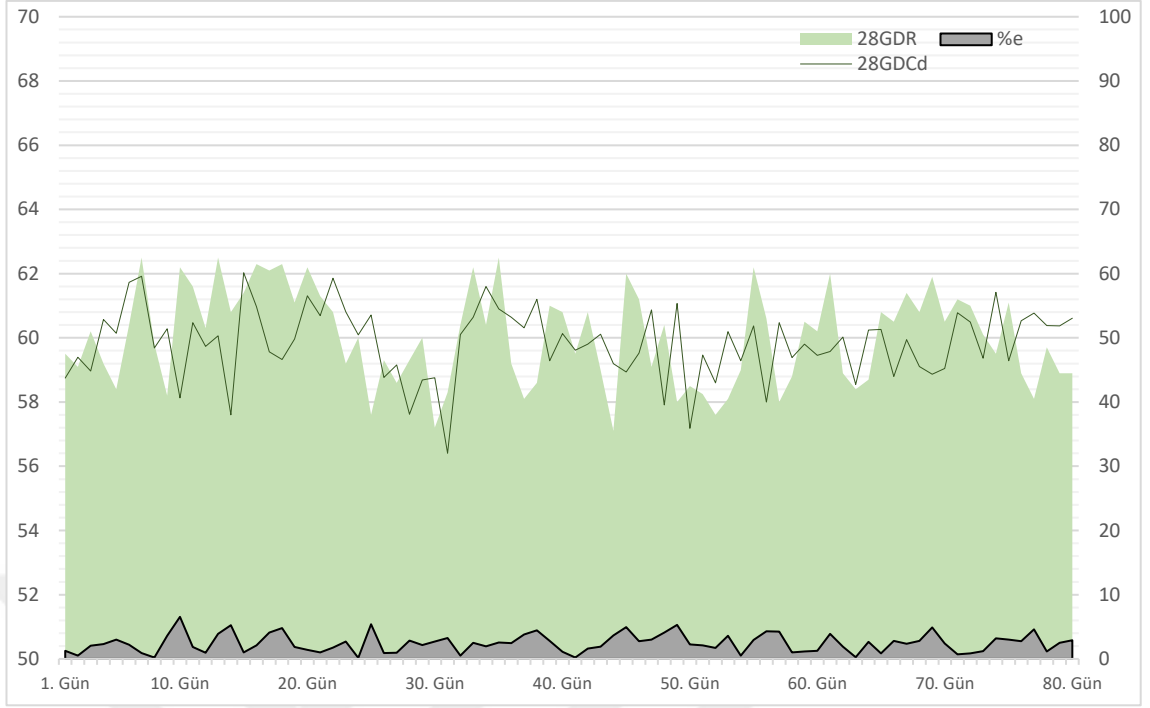
Şekil 4.15 80 Gün 7GDCc PSO sonuç ve hata grafiği



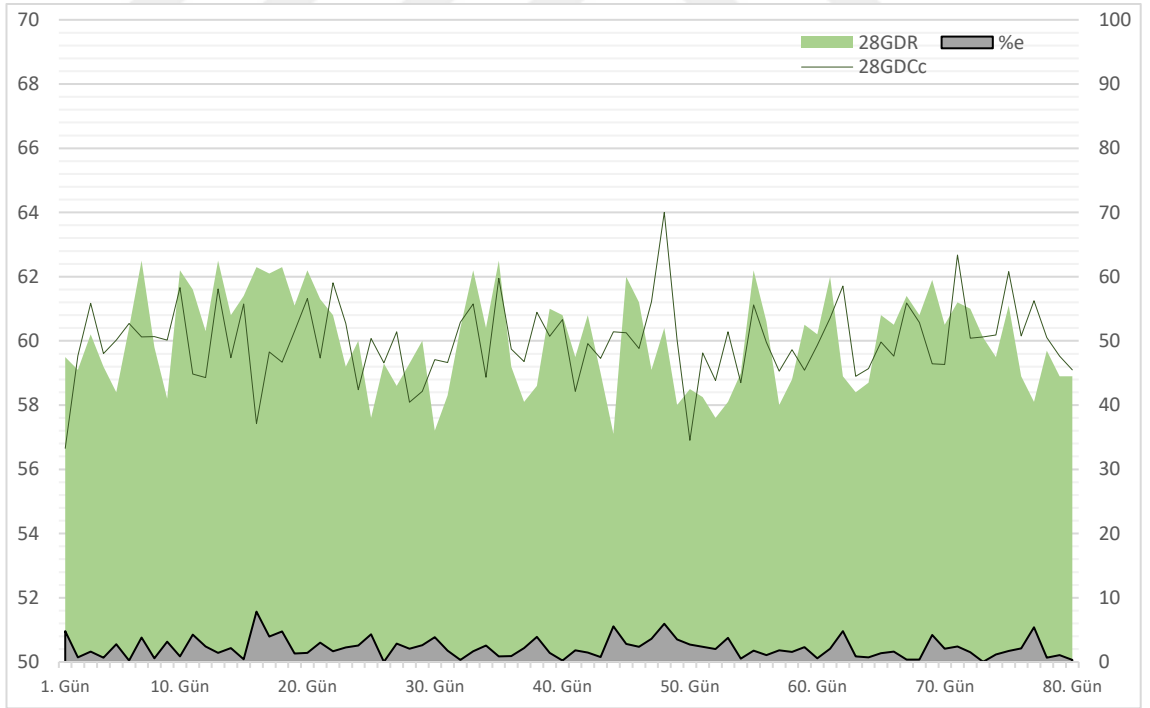
Şekil 4.16 80 Gün 7GDR PSO sonuç ve hata grafiği



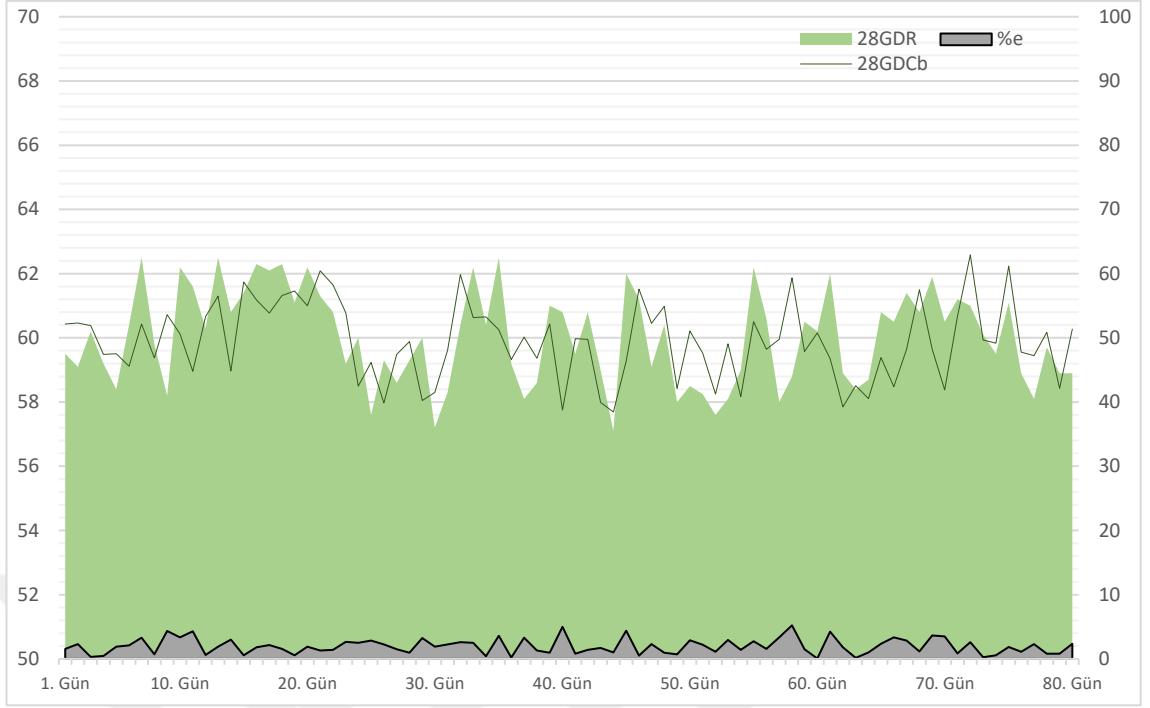
Şekil 4.17 80 Gün 7GDRc PSO sonuç ve hata grafiği



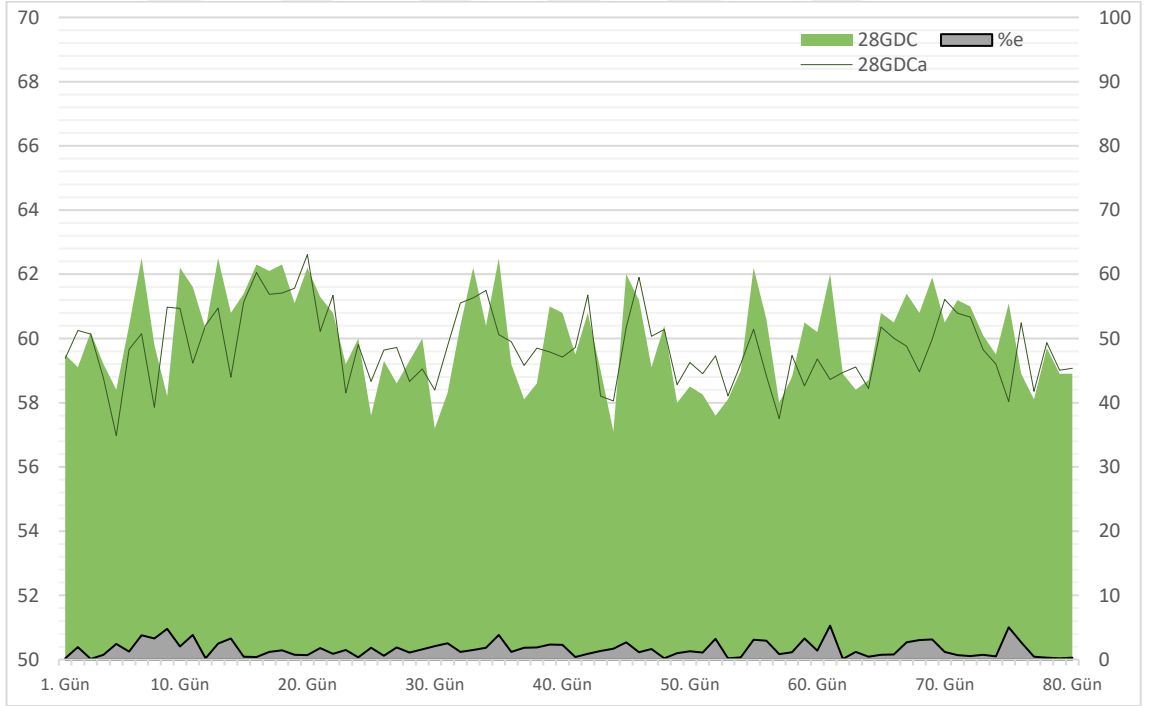
Şekil 4.18 80 Gün 28GDCd PSO sonuç ve hata grafiği



Şekil 4.19 80 Gün 28GDCc PSO sonuç ve hata grafiği



Şekil 4.20 80 Gün 28GDCb PSO sonuç ve hata grafiği



Şekil 4.21 80 Gün 28GDCa PSO sonuç ve hata grafiği

Çizelge 4.3 P05 ve PSO modunda bulunan veri setlerinin P değerleri ve veri setlerindeki girdi sayılarının ortalama değerleri

	1GDC	2GDCb	2GDCa	7GDCc	7GDCb	7GDCa	28GDCd	28GDCc	28GDCb	28GDCa
P - P05	0,841	0,995	0,995	1,007	1,007	1,007	1,060	1,060	1,060	1,060
P - PSO	1,988	1,760	1,726	1,783	1,761	1,747	1,579	1,602	1,584	1,579
Girdi Sayısı P05	3,00	4,09	4,09	5,00	5,00	5,00	5,01	5,01	5,01	5,01
Girdi Sayısı PSO	6,90	8,25	8,04	6,99	7,19	6,91	6,49	6,41	6,56	6,35

Çizelge 4.4 Girdilerin YSA eğitim veri setinde PSO modunda seçilme adetleri

	1GDC	2GDCb	2GDCa	7GDCc	7GDCb	7GDCa	28GDCd	28GDCc	28GDCb	28GDCa
Bln	34	1	2	0	1	1	32	35	35	25
32M	4	3	10	2	4	2	37	34	43	37
C3S	35	54	48	48	47	44	36	35	35	34
C2S	26	1	1	0	0	0	1	2	3	3
SiO2	38	66	67	44	41	43	15	16	13	14
Al2O3	40	62	52	55	56	54	33	30	30	33
Na02	25	41	37	12	11	10	0	0	0	0
MgO	15	8	6	2	1	2	16	21	22	19
K2O	17	32	34	9	6	7	14	8	8	11
KK	3	7	4	3	9	6	13	11	12	9
sCaO	4	3	3	12	18	11	2	1	1	0
Alk	29	63	60	15	17	17	3	4	3	3
C3A	30	63	63	54	56	53	26	25	24	25
C4AF	42	4	7	5	5	4	15	15	16	17
DB	25	2	4	2	0	0	0	0	0	0
SO3	44	23	27	3	4	1	1	1	1	0
Kalker	4	5	3	9	17	13	24	29	28	27
LSF	58	77	73	78	77	80	51	54	52	52
SM	30	6	6	0	1	0	17	11	12	15
TM	49	59	56	46	44	45	23	21	27	24

Çizelge 4.3'te P05 ve PSO modunda bulunan veri setlerinin P değerleri ve veri setlerindeki girdi sayılarının ortalama değerleri gösterilmektedir. P değerinin PSO modunda artması ile YSA eğitimi için hazırlanan veri setlerindeki limit değerlerden daha yüksek ilintilere sahip girdi sayılarının da artmasını sağlamaktadır. Bu sayede veri setinin YSA eğitimi için daha uygun hale gelmektedir. Tüm girdilerin ilinti değerlerinin limit değerden düşük olması ihtimali nedeniyle YSA eğitim veri seti için girdi sayısı alt limiti belirlenmiştir. P05 modunda neredeyse tüm eğitimlerde girdilerin ilintilerin limit değerlerin altında kalmaktadır. PSO ile YSA eğitim veri setinde bu limit değerlerinin üzerinde girdi sayısı elde edilmiştir.

Çizelge 4.4'te YSA eğitim veri setinde kullanılan girdilerin sayıları gösterilmektedir. Bazı girdilerin tüm hesaplamalarda aktif olduğu, bazı girdilerin ise daha seçici davranışlarda olduğu gözlemlenmektedir.

5. SONUÇ

5.1 Deęerlendirme

Çalıřma kapsamında çimento üretim sürecinde 28'inci gün basınç dayanımı deęerini çevrim içi veriler kullanarak önceden tahmin eden ve ilerleyen günlerde tahmin deęerini güncelleyebilen bir yazılım gerçekleştirilmiştir.

Tez çalışmasında Veri Analizi ve PSO algoritmaları Visual Basic Application ve YSA algoritması Matlab kullanılarak geliştirilmiştir. Sistemin kullanımı ve kontrolü amacıyla Visual Studio'da bir arayüz gerçekleştirilmiştir. Fabrika otomasyon aęı, yazılımlar ve laboratuvar verilerinin saklandığı veri tabanı arasında OPC protokolü kullanılarak haberleşme sağlanmıştır.

Çalışmada iki ayrı mod (P05 ve PSO) kullanılarak veri analizi gerçekleştirilmiştir. Her iki modun çalışma algoritmaları, kullanılan formül, parametre ve hesaplama sonuçları tez içerisinde detaylı olarak anlatılmıştır.

Veri analizi algoritması ile hazırlanan eğitim veri setleri, yardımcı algoritma olarak kullanılan PSO ve YSA eğitimleri sayesinde girdilerin analiz edilebilirliği belirtilmiştir.

Tahmin edilmek istenen dayanım deęerleri ile süreç içerisinde etken olabilen kimyasal ve fiziksel deney ve analizörlerden elde edilen girdilerin karakterizasyonunun çıkartılabileceęi sonuçlar elde edilmiştir. Deęişken koşulların etkileri ve üretim planlamasında gerçekleşebilecek deęişiklikler gibi etkenler oluşsa bile çalışmanın ana amacı olan her yeni gün için veri analizinde önemli girdilerin otomatik belirlenmesi ile olumsuz etkenler en aza indirilebilir. Programın girdilerin karakterizasyonunu kendiliğinden yapabileceęi ve gerekli durumlarda uzman kişilerin regülasyon parametreleri ile programın çalışmasını yönlendirebileceęi bir zemin sağlanmıştır.

5.2 Öneriler

Programın PSO modunda çalışma süresinin uzunluğu ve algoritmaların farklı yazılım dillerinde ve programlarda çalışması otomasyon aęında sürekli çevrimiçi olması gereken

bir sistem için dezavantaj yaratmaktadır. Tüm uygulamanın tek bir çatı altında tek bir yazılım olarak tasarlanması yararlı olacaktır.

20 adet girdi ile elde edilen veriler neticesinde, çimento dayanımı hesabı için yeterli bir perspektif oluşturmaktadır. Üretim süreci içerisinde karar verici yetkililer için daha iyi sonuçlar elde etmek ve daha geniş bakış açısı yaratabilmek için yeni girdilerin eklenmesi alınacak kararların daha etkili olmasını sağlayacaktır.

Algoritmaların içerisinde ve formüllerde kullanılan limit değerler ve katsayılar Regülasyon Parametreleri olarak tanımlanmıştır. Parametreler sistemin kurulumu, P05 ve PSO modlarının yazılması ve hesaplamaların denenmesi aşamalarında analitik olarak belirlenmiştir. Parametrelerin daha detaylı incelenmesi, farklı çimento tipleri için denenmesi ve geliştirilmesi gerekmektedir. Zamanla değişen üretim süreci koşullarına uyum sağlayabilmek adına gerekli görülecek bazı parametrelerin otomatik güncellenmesinin sağlanması uzun vadede sistemin tahmin kabiliyetini güçlendirecektir.

Bahsedilen iyileştirmelerin gerçekleştirilmesi için geniş ölçekli sonuçlara ihtiyaç duyulmaktadır. Bu çalışma kapsamında 80 adet günün Cem I 42.5 R çimentosu sonuçları değerlendirilmiştir. Sistemin kurulması ve denenmesi aşamalarında yeterli olsa da formülasyonların, girdilerin analizi ve regülasyon parametrelerinin optimum çözümü için daha geniş veri analizi gerçekleştirilmelidir.

KAYNAKLAR

- Anonim. 2010. Çimento deney yöntemleri - Bölüm 6: İncelik tayini. TS EN 196-6. Türk Standartları Enstitüsü, Ankara.
- Anonim. 2012. Çimento - Bölüm 1: Genel çimentolar - Bileşim, özellikler ve uygunluk kriterleri. TS EN 197-1. Türk Standartları Enstitüsü, Ankara.
- Anonim. 2013. Çimento deney yöntemleri - Bölüm 2: Çimentonun kimyasal analizi. TS EN 196-2. Türk Standartları Enstitüsü, Ankara.
- Anonim. 2017a. Beton - özellik, performans, imalat ve uygunluk. TS EN 206:2013+A1. Türk Standartları Enstitüsü, Ankara.
- Anonim. 2017b. Çimento deney yöntemleri - Bölüm 3: Priz Süreleri ve Genleşme Tayini. TS EN 196-3. Türk Standartları Enstitüsü, Ankara.
- Arslan, A. ve İnce, R. 1996. The neural network approximation to the size effect in fracture of cementitious materials. *Engineering Fracture Mechanics*, 54(2); 249-261.
- Aşkın, D. İskender, İ. ve Mamızadeh, A. 2011. Farklı Yapay Sinir Ağları Yöntemlerini Kullanarak Kuru Tip Transformatör Sargısının Termal Analizi, Gazi Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Dergisi. 26(4); 905-913.
- Battiti, R. 1994. Using mutual information for selecting features in supervised neural net learning neural networks. *IEEE Trans. on Neural Networks*. 5(4); 537-550.
- Bayazıt, H. 2015. Uygulamalı PLC programlama ve operatör panel konfigürasyonu. Dora Yayıncılık, 396 s., Ankara.
- Bodur, A. 2006. Mühendis ve teknik adamlara yönelik: Pratik DCS/dağıtılmış kontrol sistemleri el kılavuzu. Bileşim Yayınevi, 538 s., Ankara.
- Bowden, G, J., Dandy, G, C. ve Maier, H, R. 2005. Input determination for neural network models in water resources applications. Part 1—background and methodology. *Journal of Hydrology*, 301(1-4); 75-92.
- Bressloff, P. C. ve Weir, D. J. 1991. Neural networks. *GEC Journal of Research*, 8(3); 151-169.
- Chopra, P., Sharma, R. K., Kumar, M. ve Chopra, T. 2018. Comparison of Machine Learning Techniques for the Prediction of Compressive Strength of Concrete. *Advances in Civil Engineering*, 2018(1); 1-9.
- Cuzman, O.A., Wittig, L., Abancéns, F.R., Herrera, C., Anastasi, N.R. ve Alonso, L.S., 2015. Bacterial ‘Masons’ at Work with Wastes for Producing Ecocement. *International Journal of Environmental Science and Development*, 6(10); 767-779.

- Demir, Y. K. 1997. Yapay sinir ağırları ile ulaştırma taleplerinin modellenmesi. Yüksek Lisans Tezi. İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- Eberhart, R. ve Kennedy, J. 1995. A New optimizer using particle swarm theory, MHS'95. Proceedings of the Sixth International Symposium, 4-6 October, Micro Machine and Human Science, Vol 1, 39-43, Nagoya, Japan.
- Ferrari, S. ve Jensenius, M. 2008. A constrained optimization approach to preserving priorknowledge during incremental training. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 19(6); 996–1009.
- Foresee, F. D., ve Martin, T. H. 1997. Gauss-Newton approximation to bayesian learning. Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks. 3(1); 1930–1935.
- Haykin, S. 2009. Neural networks and learning machines. Pearson Education. New Jersey.
- Khademi, F. ve Befamia, K. 2016. Evaluation of concrete compressive strength using artificial neural network and multiple linear regression models. International Journal Of Optimization In Civil Engineering, 6(3); 423-432.
- Kuleli, Ö. 2010. Çimento mühendisliği el kitabı. TÇMB Yayınları, Ankara.
- MacKay, David J. C. 1992. Bayesian interpolation. Neural computation. 4(3); 415–447.
- McCulloch, W. S. ve Pitts, W. 1943. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. The Bulletin Of Mathematical Biophysics, 5(4); 115–133.
- Nikoo, M., Torabian F, M. ve Sadowski, L. 2015. Prediction of concrete compressive strength by evolutionary artificial neural networks. Advances in Materials Science and Engineering, 2015(1); 1-8.
- Özbakır, O. ve Nasuf, S. E. 2015. Agregaların fiziksel özelliklerinden yola çıkılarak beton dayanımlarının yapay sinir ağırları ile kestirilmesi. Selçuk Üniversitesi Mühendislik, Bilim ve Teknoloji Dergisi, 4(3); 165-172.
- Shi, Y. ve Eberhart, R. 1998. A Modified particle swarm optimizer. 1998 IEEE International Conference on Evolutionary Computation Proceedings, 4-9 May, IEEE World Congress on Computational Intelligence, Vol 1, 69 – 73, Anchorage, AK, USA.
- Şamandar, A. 2015. Prediction Of Compressive Strength Of Normal Weight Concrete Including Fly Ash By Using Artificial Neural Network. Düzce Üniversitesi Bilim ve Teknoloji Dergisi, 3(2015); 481-487.
- Tsamatsoulis, C. T. 2015. Comparison of dynamic linear and neural network models in predicting cement. International Journal Of Materials, 2(2015); 17-24.

Wilamowski, B.M. ve Chen, Y. 1999. Efficient algorithm for training neural networks with one hidden layer, Proc. of the International Joint Conference on Neural Networks, 3(1); 1725-1728.

Yeğınobalı, A. 2009. imento - Yeni bir aęın malzemesi. TMB Yayınları, 52 s., Ankara.



ÖZGEÇMİŞ

Adı Soyadı : Veysel KARAGÖZ

Doğum Yeri : Bingöl

Doğum Tarihi : 13/10/1990

Medeni Hali : Bekar

Yabancı Dili : İngilizce

Eğitim Durumu (Kurum ve Yıl)

Lise : Ankara Eryaman Anadolu Lisesi (2007)

Lisans : Erciyes Üniversitesi Elektrik Elektronik Mühendisliği (2013)

Yüksek Lisans : Ankara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektrik Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı (Şubat 2015 - Eylül 2019)

Çalıştığı Kurum/Kurumlar ve Yıl

T.S.K. 28. Mknz. Pyd. Tüm. (Ocak 2017 – Ocak 2018)

Nuh Çimento San. A.Ş. (Mart 2018 –