

**İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ**

**PATLATMA KAYNAKLI YER SARSINTISI TAHMİNİNDE UYARLAMALI  
BULANIK ÇIKARIM SİSTEMİ (ANFIS), DESTEK VEKTÖR MAKİNELERİ  
(SVM) VE GAUSS SÜREÇ REGRESYONU (GPR) TEKNİKLERİNİN KULLANIMI**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ**

**Yaşar AĞAN**

**Maden Mühendisliği Ana Bilim Dalı**

**Maden Mühendisliği Programı**

**Tez Danışmanı: Prof. Dr. Türker HÜDAVERDİ**

**MART 2023**



**İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ**

**PATLATMA KAYNAKLI YER SARSINTISI TAHMİNİNDE UYARLAMALI  
BULANIK ÇIKARIM SİSTEMİ (ANFIS), DESTEK VEKTÖR MAKİNELERİ  
(SVM) VE GAUSS SÜREÇ REGRESYONU (GPR) TEKNİKLERİNİN KULLANIMI**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ**

**Yaşar AĞAN  
(505191003)**

**Maden Mühendisliği Ana Bilim Dalı**

**Maden Mühendisliği Programı**

**Tez Danışmanı: Prof. Dr. Türker HÜDAVERDİ**

**MART 2023**



İTÜ, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü'nün 505191003 numaralı Yüksek Lisans Öğrencisi Yaşar AĞAN, ilgili yönetmeliklerin belirlediği gerekli tüm şartları yerine getirdikten sonra hazırladığı "PATLATMA KAYNAKLI YER SARSINTISI TAHMİNİNDE UYARLAMALI BULANIK ÇIKARIM SİSTEMİ (ANFIS), DESTEK VEKTÖR MAKİNELERİ (SVM) VE GAUSS SÜREÇ REGRESYONU (GPR) TEKNİKLERİNİN KULLANIMI" başlıklı tezini aşağıda imzaları olan jüri önünde başarı ile sunmuştur.

**Tez Danışmanı:** **Prof. Dr. Türker HÜDAVERDİ** .....

İstanbul Teknik Üniversitesi

**Jüri Üyeleri:** **Prof. Dr. Türker HÜDAVERDİ** .....

İstanbul Teknik Üniversitesi

**Prof. Dr. Ümit ÖZER** .....

İstanbul Üniversitesi

**Doç. Dr. Abdullah FİŞNE** .....

İstanbul Teknik Üniversitesi

**Teslim Tarihi** : **07.03.2023**  
**Savunma Tarihi** : **17.03.2023**





*Aileme,*



## ÖNSÖZ

İstanbul Teknik Üniversitesi Maden Mühendisliği Bölümü'nde sürdürdüğüm yüksek lisans eğitimim boyunca gösterdiği her türlü destek ve yardımlarından dolayı öncelikle tez danışmanım Sn. Prof. Dr. Türker HÜDAVERDİ 'ye ve tüm hocalarıma, Akdağlar Madencilik ve Boğaziçi Beton Agregası ocakları mühendis ve çalışanlarına;

Ayrıca, yüksek lisans tezim süresince desteklerini esirgemeyen ailem ve arkadaşlarıma en içten dileklerle teşekkür ederim.

Mart 2023

Yaşar AĞAN

Maden Mühendisi



## İÇİNDEKİLER

### Sayfa

ÖNSÖZ.....	vii
İÇİNDEKİLER.....	ix
KISALTMALAR .....	xi
SEMBOLLER.....	xiii
ÇİZELGELER LİSTESİ.....	xv
ŞEKİLLER LİSTESİ.....	xvii
ÖZET.....	xix
SUMMARY .....	xxi
<b>1. GİRİŞ.....</b>	<b>1</b>
<b>2. ÇALIŞILAN OCAĞIN TANITILMASI .....</b>	<b>3</b>
2.1 Ocağın Konumu .....	3
2.2 Ocağın Jeolojisi .....	4
2.3 Petrografik, Mineralojik ve Mekanik Özellikler .....	5
<b>3. KULLANILAN PATLAYICILAR, ATEŞLEME SİSTEMİ VE PATLATMA TASARIM PARAMETRELERİ .....</b>	<b>7</b>
3.1 Patlatma Malzemeleri ve Patlatma Tasarımı Kavramı .....	7
3.2 Kullanılan Patlayıcılar .....	7
3.3 Ateşleme Sistemi .....	11
3.4 Patlatma Parametreleri.....	12
3.4.1 Delik çapı ( $d_h$ ) .....	12
3.4.2 Dilim kalınlığı (B) .....	13
3.4.3 Delikler arası mesafe (S).....	15
3.4.4 Sıkılama mesafesi (T).....	16
3.4.5 Basamak yüksekliği (H).....	17
3.4.6 Alt delme (U) .....	18
3.4.7 Delik boyu (L).....	19
<b>4. YER SARSINTISI ÖLÇÜMLERİ.....</b>	<b>21</b>
4.1 Ölçüm Cihazları .....	21
4.2 Ölçüm Verileri ve İstatistikleri.....	22
<b>5. KLASİK YER SARSINTISI TAHMİN DENKLEMLERİ .....</b>	<b>25</b>
5.1 USBM Ölçekli Mesafe Kavramı ve USBM Ölçekli Mesafe Denklemi .....	25
5.1.1 Denklem katsayılarının bulunması .....	26
5.1.2 Saha için USBM denkleminin oluşturulması.....	26
5.2 Ölçekli Mesafeye Dayalı Diğer Tahmin Modelleri.....	27
5.3 Çok Değişkenli Regresyon Analizi .....	31
5.3.1 Çok değişkenli regresyon denkleminin oluşturulması.....	31
<b>6. MAKİNE ÖĞRENMESİ YÖNTEMİ İLE OLUŞTURULAN TAHMİN MODELLERİ.....</b>	<b>35</b>
6.1 ANFIS.....	35
6.1.1 ANFIS genel yapısı.....	36
6.1.2 ANFIS katmanları.....	37

6.1.3 ANFIS modelinin oluşturulması .....	39
6.2 Destek Vektör Makineleri .....	45
6.2.1 Destek vektör makineleri genel yapısı .....	45
6.2.2 SVM modelinin oluşturulması.....	46
6.3 Gauss Süreç Regresyonu .....	48
6.3.1 Gauss süreç regresyonu genel yapısı.....	48
6.3.2 GPR modelinin oluşturulması.....	51
<b>7. MODELLERİN VALİDASYONU VE DEĞERLENDİRME .....</b>	<b>53</b>
<b>8. SONUÇLAR.....</b>	<b>61</b>
<b>KAYNAKLAR.....</b>	<b>63</b>
<b>ÖZGEÇMİŞ.....</b>	<b>67</b>



## **KISALTMALAR**

<b>ANFO</b>	: Amonyum nitrat-Fuel oil
<b>ANFIS</b>	: Uyarlanabilir Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi
<b>USBM</b>	: ABD Madencilik Bürosu
<b>SVM</b>	: Destek Vektör Makineleri
<b>GPR</b>	: Gauss Süreç Regresyonu
<b>OKH</b>	: Ortalama Karekök Hatası
<b>OMH</b>	: Ortalama Mutlak Hata
<b>sOMYH</b>	: Simetrik Ortalama Mutlak Yüzde Hata
<b>OKÖH</b>	: Ortalama Mutlak Ölçekli Hata
<b>VYO</b>	: Varyans Yüzde Oranı
<b>NSE</b>	: Nash-Sutcliff Efficiency



## SEMBOLLER

<b>B</b>	: Dilim Kalınlığı
<b>D</b>	: Delik Çapı
<b>Mpa</b>	: Megapaskal
<b>H</b>	: Basamak Yüksekliği
<b>L</b>	: Delik Boyu
<b>W</b>	: Gecikme Başına Anlık Şarj Miktarı
<b>Pf</b>	: Özgül Şarj
<b>S</b>	: Delikler Arası Mesafe
<b>T</b>	: Sıkılama Mesafesi
<b>U</b>	: Alt Delme
<b>R</b>	: Korelasyon Katsayısı
<b>R<sup>2</sup></b>	: Determinasyon Katsayısı
<b>ppv</b>	: Maksimum Parçacık Hızı
<b>θ</b>	: Hiperparametreler Kümesi
<b>SD</b>	: Ölçekli Mesafe
<b>μ A<sub>i</sub></b>	: Üyelik Fonksiyonu
<b>ω<sub>i</sub></b>	: Ateşleme Seviyesi
<b>p(f)</b>	: Marjinal Dağılım
<b>r</b>	: Öglid Mesafesi
<b>σ<sub>l</sub></b>	: Karakteristik Uzunluk Ölçeği
<b>σ<sub>f</sub></b>	: Sinyal Standart Sapma



## ÇİZELGELER LİSTESİ

	<u>Sayfa</u>
Çizelge 2.1: Kumtaşı fiziksel ve mekanik özellikleri.....	6
Çizelge 3.1: ANFO ve emülsiyon tip patlayıcıların özellikleri. ....	10
Çizelge 3.2: Delik çapı – şarj konsantrasyonu. ....	14
Çizelge 3.3: Farklı delik eğimlerine göre $R_1$ değerleri.....	15
Çizelge 3.4: Farklı kaya sabitleri için $R_2$ değeri. ....	15
Çizelge 3.5: Katılık oranı parametresinin patlatma verimliliğine etkisi.....	18
Çizelge 4.1: İzlenen atımlara ait istatistiksel veriler. ....	24
Çizelge 5.1: Regresyon analizi katsayıları.....	31
Çizelge 5.2: Çok değişkenli regresyon modelinin özeti. ....	32
Çizelge 5.3: Varyans analizi sonuçları. ....	32
Çizelge 6.1: Üyelik fonksiyonlarına ait hata değerleri.....	41
Çizelge 6.2: Modelin "if-then" kuralları. ....	43
Çizelge 6.3: Eksponansiyel GPR fonksiyonuna ait birkaç hata kriteri. ....	52
Çizelge 7.1: Hata formülleri. ....	53
Çizelge 7.2: Farklı modellerin karşılaştırılması.....	55



## ŞEKİLLER LİSTESİ

	<u>Sayfa</u>
Şekil 2.1: Ocağın konumu. ....	3
Şekil 2.2: Ocağın uydu görünümü.....	3
Şekil 2.3: Ocak içinden bir görünüm.....	4
Şekil 2.4: Trakya Havzasının genelleştirilmiş stratigrafik kesiti. ....	5
Şekil 3.1: Ocakta kullanılan torba ANFO.....	8
Şekil 3.2: Ocakta kullanılan emülsiyon patlayıcı.....	9
Şekil 3.3: Powermite kapsüle duyarlı emülsiyon patlayıcı.....	10
Şekil 3.4: Elektriksiz kapsül. ....	11
Şekil 3.5: Ocak basamaklarının genel görünümü.....	12
Şekil 3.6: Temel patlatma tasarımı.....	14
Şekil 3.7: Ocakta uygulanan örnek delik ateşleme düzeni. ....	16
Şekil 3.8: Agregada ocağında sıkılama işlemi.....	17
Şekil 3.9: Katılık oranı kavramının şekilsel gösterimi. ....	17
Şekil 3.10: Patlatma operasyonu sonrası basamak görünümü. ....	19
Şekil 4.1: İntanetel Micromate sismograf. ....	21
Şekil 4.2: Mesafe ölçümü için kullanılan el tipi GPS cihazları. ....	22
Şekil 4.3: Sismografin araziye yerleştirilmesi. ....	23
Şekil 4.4: Çalışma yapılan basamaklardan bir görünüm. ....	23
Şekil 5.1: Ppv denklemi grafiği.....	26
Şekil 5.2: USBM ölçekli mesafe denklemi grafiği. ....	27
Şekil 5.3: Langefors-Kihlström ölçekli mesafe denklemi grafiği. ....	28
Şekil 5.4: Abraseys-Hendron ölçekli mesafe denklemi grafiği. ....	29
Şekil 5.5: Indian Standard ölçekli mesafe denklemi grafiği. ....	29
Şekil 5.6: CMRI ölçekli mesafe denklemi grafiği.....	30
Şekil 5.7: Model oluşturulurken kullanılan veri setine ait grafik.....	33
Şekil 6.1: Fuzzy çıkarım sistemi. ....	36
Şekil 6.2: Birinci dereceden iki girişli ve iki kurallı “Sugeno Bulanık Modeli” .....	37
Şekil 6.3: Eşdeğer ANFIS mimarisi. ....	38
Şekil 6.4: Geliştirilen ANFIS mimarisi. ....	40
Şekil 6.5: Girdi parametrelerine ait üyelik fonksiyonu grafikleri. ....	42
Şekil 6.6: ANFIS eğitim aşamasındaki gerçek ve tahmini değerleri. ....	43
Şekil 6.7: ANFIS modelin kural şeması. ....	44
Şekil 6.8: ANFIS eğitim verisi ppv tahmin performansı. ....	45
Şekil 6.9: İki boyutlu uzayda destek vektörleri.....	46
Şekil 6.10: Regresyon modellerine ait ortak iş akışı. ....	47
Şekil 6.11: SVM eğitim verisi ppv tahmin performansı.....	48
Şekil 6.12: Farklı kovaryans fonksiyonlarına ait OKH değerleri. ....	52
Şekil 7.1: Anfis korelasyon grafiği.....	55
Şekil 7.2: SVM korelasyon grafiği.....	56
Şekil 7.3: GPR korelasyon grafiği.....	56
Şekil 7.4: USBM korelasyon denklemi. ....	57

<b>Şekil 7.5:</b> ÇDR korelasyon grafiği.....	<b>58</b>
<b>Şekil 7.6:</b> Ortalama mutlak hata ölçütlerine göre modellerin karşılaştırılması. ....	<b>58</b>
<b>Şekil 7.7:</b> Yüzde hata kriterlerine göre modellerin karşılaştırılması. ....	<b>59</b>



# **PATLATMA KAYNAKLI YER SARSINTISI TAHMİNİNDE UYARLAMALI BULANIK ÇIKARIM SİSTEMİ (ANFIS), DESTEK VEKTÖR MAKİNELERİ (SVM) VE GAUSS SÜREÇ REGRESYONU (GPR) TEKNİKLERİNİN KULLANIMI**

## **ÖZET**

Günümüzde uygulanan madencilik faaliyetlerinde cevher üzerindeki örtü tabakasını kaldırmak ve cevhere ulaşmak için kullanılan en etkili ve ekonomik yöntem delme – patlatma işlemidir. Verimli bir patlatma operasyonu ile her sertlikteki kaçak parçalanabilir ve istenen boyutta malzeme elde edilebilir. Patlatma işleminin başarılı bir şekilde gerçekleşebilmesi için patlatma parametrelerinin uygun olarak seçilmesi gerekmektedir. Patlatma üzerinde etkin değişkenler kontrol edilebilen ve kontrol edilemeyen parametreler olmak üzere iki başlık altında incelenebilir. Kontrol edilebilen parametreler patlatma tasarım parametreleridir. Bu parametreler teknik olarak belirlenip değiştirilebilirken, kontrol edilemeyen parametrelerin teknik olarak ayarlanması mümkün değildir. Formasyon özellikleri, süreksizlikler, faylanma ve kayacın fiziksel ve mekanik özellikleri kontrol edilemeyen değişkenlere örnek olarak verilebilir.

Patlatma operasyonlarının ekonomik verimliliğinin yanı sıra, çevresel etkilerinin de dikkatle değerlendirilmesi gerekmektedir. Patlatma operasyonu bütüncül bir bakış açısıyla planlanmalıdır. Patlatma tasarım parametrelerinin değişimi çevresel etkilerin oluşumunda önemli rol oynayabilir. Tasarım parametreleri delikler arası mesafe (S), dilim kalınlığı (B), basamak yüksekliği (H), sıkılama mesafesi (T), alt delme (U) ve delik boyu (L) olarak sıralanabilir. Tasarım parametreleri yer sarsıntısı, hava şoku, kaya fırlaması ve toz oluşumu ile doğrudan bağlantılıdır. Patlatma işleminin yukarıda belirtilen çevresel etkilerinden en önemlisi yer sarsıntılarıdır. Bunun nedeni, yer sarsıntılarının daha geniş bir alana yayılmasıdır. Bu tez kapsamında patlatma kaynaklı yer sarsıntısı incelenmiştir.

Patlatma kaynaklı yer sarsıntılarını kabul edilebilir seviyelere indirebilmek için sarsıntı seviyesinin tahmin edilmesi gerekmektedir. Bu amaçla, regresyon analizine dayanan klasik yöntemler kullanılarak en yüksek parçacık hızı (ppv) tahmini yapılmıştır. En yüksek parçacık hızını (ppv) tespit etmek amacıyla patlatma sismografları kullanılmıştır. Sismograf düşey, boyuna ve yanal olmak üzere üç yönde parçacık hızı ölçülebilen bir jeofon ve ölçülen verilerin aktarıldığı bir kayıt cihazından oluşmaktadır. Arazide ölçülen veriler daha sonra bilgisayara aktarılmakta, özel bir yazılım yoluyla yer sarsıntısı dalgalarının ayrıntılı bir analizi gerçekleştirilebilmektedir. Bu çalışmada klasik yöntemlerden biri olan, ABD Madencilik Bürosu (USBM) tarafından geliştirilen ölçekli mesafe (SD) denklemi kullanılmıştır. Patlatma bölgesi ile jeofonun konumlandırılacağı nokta arasındaki mesafe el tipi GPS cihazları ile ölçülmüş ve gecikme başına anlık şarj miktarı gözetilerek en yüksek parçacık hızı (ppv) tahmini yapılmıştır. Kullanılan bir diğer klasik yöntem ise regresyon denklemi aracılığıyla tahmini ppv değerlerine ulaşmaktır. Bu çalışmada elde edilen tahmin denklemi istatistiksel analiz yazılımı kullanılarak

çoklu regresyon yöntemi ile bulunmuştur. Bu amaçla, tahmin edilmek istenen parametre en yüksek parçacık hızı (ppv) bağımlı değişken, seçilen tasarım parametreleri ise bağımsız değişken olarak atanmıştır. Modele dahil edilen bağımsız değişkenler delikler arası mesafe/dilim kalınlığı oranı, basamak yüksekliği/dilim kalınlığı oranı ve ölçekli mesafe değeridir. Sonuç olarak, parçacık hızı tahmini için iki farklı klasik yöntem kullanılmış, tahmin edilen değerler ölçülen gerçek değerler ile karşılaştırılmıştır.

Yukarıda belirtilen klasik tahmin yöntemlerinin yanı sıra çeşitli esnek hesaplama yöntemleri ve makine öğrenmesi teknikleri de yer sarsıntısı tahmini amacıyla kullanılmaktadır. Özellikle son yıllarda makine öğrenmesi ile oluşturan modellerin klasik modellere karşı elde ettiği üstünlükler, yeni yöntemlere olan ilgiyi artırmıştır. Bu tez kapsamında uyarlamalı bulanık çıkarım sistemi (ANFIS), Destek Vektör Makineleri (SVM) ve Gauss Süreç Regresyonu (GPR) kullanılarak klasik yöntemlerden ayrı olarak üç farklı model oluşturulmuştur. ANFIS, Jang tarafından geliştirilmiş bir Sugeno bulanık modelidir ve if-then kurallarını tanımlamak için hibrit bir öğrenme algoritması ile birlikte en küçük kareler ve geri yayımlı gradyan iniş yöntemlerinin bir kombinasyonunu kullanmaktadır. Bu kuralları tanımlarken girdi parametreleri ve üyelik fonksiyonlarını kullanarak tek bir çıktı vermektedir. SVM ve GPR modelleri ise hem regresyon hem de sınıflandırma için kullanılmaktadır.

Farklı tekniklerin kullanımı yer sarsıntısına alternatif yaklaşımların geliştirilmesini sağlamıştır. Oluşturulan modeller klasik ölçekli mesafe denklemi ve çoklu regresyon denklemi ile karşılaştırılmıştır. Karşılaştırma yapılırken modellerin performansını değerlendirmek için ortalama mutlak hata (OMH), ortalama karekök hata (OKH), ortalama mutlak ölçekli hata (OMÖH), ortalama karekök ölçekli hata (OKÖH), ortalama mutlak yüzde hata (OMYH), simetrik ortalama mutlak yüzde hata (sOMYH), varyans yüzde oranı (VYO), Nash-Sutchliffe Efficiency (NSE) ve determinasyon katsayısı kriterleri kullanılmıştır.

Bu tez kapsamında titreşim tahmin modeli oluşturmak için toplamda 95 adet titreşim ölçüm verisi alınmıştır. Bu verilerin 69 adedi tahmin modelini kurmak için, geriye kalan 26 verisi ise modeli test etmek için kullanılmıştır. ANFIS, SVM ve GPR modellerinde ortalama mutlak hata (OMH) değeri sırasıyla 1,42, 1,82 ve 1,46 olarak bulunmuştur. Ayrıca bu modellere ait ortalama karekök hata (OKH) değerleri de sırasıyla 1,84, 2,57 ve 2,29'dur. Test verilerine ait determinasyon katsayısı ise sırasıyla 0,90, 0,79 ve 0,84 civarındadır. Buna karşılık, geleneksel yöntemler ile oluşturulan USBM ve çoklu regresyon modelleri için OMH değeri sırasıyla 2,03 ve 2,41'dir. Bu modellerin OKH değerleri ise 2,97 ve 3,02'dir. Test verilerine ait determinasyon katsayısı ise sırasıyla 0,75 ve 0,73 civarındadır.

Makine öğrenmesi yöntemlerinin kullanımı mühendislik ve madencilik alanında günden güne artmaktadır. Bu yöntemler ile problemlerin çözümü daha hızlı ve kolay bir şekilde gerçekleşmektedir. Bu çalışmada, makine öğrenmesi yöntemlerinin patlatma kaynaklı yer sarsıntısı tahmininde başarı ile uygulanabileceği öngörülmüştür.

# **APPLICATION OF ADAPTIVE-NETWORK BASED FUZZY INFERENCE SYSTEM (ANFIS), SUPPORT VECTOR MACHINES (SVM) AND GAUSSIAN PROCESS REGRESSION (GPR) TECHNIQUES FOR PREDICTION OF BLAST-INDUCED GROUND VIBRATIONS**

## **SUMMARY**

Drilling–blasting operation is the most effective and economical method to remove the overburden material on the ore and to excavate the valuable minerals. The aim of blasting operation is obtaining optimum blast fragmentation. Blast parameters should be determined correctly to achieve an effective blasting operation. The factors those affect blast performance may be divided into two groups. These are controllable and uncontrollable parameters. The controllable parameters are blast design parameters such as burden and spacing. These variables can be adjusted by site engineers considering rock formation. Rock mass properties, mechanical properties of rock, discontinuities and faults are the uncontrollable parameters.

Blast-induced environmental effects should also be minimized to achieve a successful excavation operation. Environmental concerns may restrict mining activities. Ground vibrations, flyrock, airblast and dust are the main environmental adverse effects of rock blasting. Especially blast-induced ground vibrations may reach far distances. Blast design parameters plays an important role in occurrence of intense vibration waves. These parameters can be listed as spacing (S), burden (B), bench height (H), stemming (T), sub-drilling (U), hole length (L) and powder factor (Pf). In addition to design parameters, initiation pattern should also be determined precisely. Instantaneous explosive charge should be kept minimum as much as possible.

In this study, blast-induced ground vibration was investigated. Site measurements were performed in an Istanbul region aggregate quarry. Because of rapid development of Istanbul city, residential areas approach aggregates quarries day to day. All the environmental effects should be minimized to work efficiently. The first step of vibration control is the prediction of possible vibration values.

Blast-induced ground vibration was modelled using traditional and machine learning methods. At the first stage, the vibration data were collected from the mine site. Special blast seismographs were used to monitor ground vibrations. The seismograph consists of a geophone, recorder and microphone. The obtained data is transferred to the computer and analyzed by a specific software. Seismographs measure both particle velocity and frequency. The distance between blast point and monitoring station is measured by handheld GPS device. In each blast, instantaneous explosive charge was inspected and calculated carefully. All the blast design parameters were also recorded. An extensive database was created for model development.

The scaled distance equations are generally the first choice for prediction of particle velocity. These equations are widely used in blasting literature and they are among the most trusted predictors for blast vibrations. The scaled distance equations were created based on regression analysis. The equations use explosive charge per delay and measurement distance to predict peak particle velocity.

Another classical method for particle velocity estimation is multiple regression analysis. In addition to the scaled distance equations, a multiple regression equation was created to predict vibrations. The input parameters of the regression equation are spacing/burden ratio, bench height/burden ratio and scaled distance ratio. Sixty-nine blast data were used to perform regression analysis. As a result, a unique multiple regression equation that contains blast design parameters were developed.

In addition to the classical methods mentioned above, various soft computing methods and machine learning techniques were also applied. In recent years, the use of machine learning techniques has become widespread. The superiority of the models created by machine learning over classical methods makes machine learning techniques indispensable. In this study, three different intelligent modelling techniques were used. These are adaptive neuro fuzzy inference system (ANFIS), support vector machines (SVM) and Gaussian process regression (GPR). ANFIS is a Sugeno fuzzy model developed by Jang and uses a combination of least squares and backpropagation gradient descent methods together with a hybrid learning algorithm to define if-then rules. After determination of predictive rules, it gives a single output using input (parameters) and membership functions. ANFIS structure basically consists of five layers. The data passes through these layers and creates the output value.

The second machine learning method used in this study is support vector machines. SVM is a supervised machine learning method based on statistical learning theory. It is often applied for classification and regression. The final method is Gaussian process regression. The GPR method has been recently used in many engineering applications to create forecasting models. GPR is a regression and classification tool based on covariance (kernel) functions. It is a non-parametric stochastic process that can overcome uncertainties in data. The both techniques were used to predict peak particle velocity. Application of different modeling methods increased the number of forecasting tools.

In this research, all the developed machine learning models were created using Matlab software. ANFIS model was developed by neuro fuzzy toolbox of Matlab software. SVM and GPR models were created by the regression learner application. This application offers several regression models such as Linear regression (LR), decision trees (DT), Gaussian process regression (GPR), Support Vector Machines (SVM). All the possibilities were considered during model development. Different blast design variables were tested as input parameters. Several trials were performed to adjust performance parameters of the machine learning methods. As a result, efficient and non-complex models were created.

The developed intelligent models were compared to the classical scaled distance equation and the multiple regression equation. Different error measures were used to evaluate the performance of the developed models. The considered error metrics are mean absolute error (MAE), root mean square error (RMSE), mean absolute percent error (MAPE), symmetric mean absolute percent error (sMAPE), mean absolute scale error (MASE) and root mean squared scale error (RMSSE). Also, variance accounted for (VAF), Nash-Sutcliffe Efficiency (NSE) and correlation coefficient were used. Application of different error measures provided different perspective during model validation.

The predictive models were developed using sixty-nine blast data. Model validation were achieved using twenty-six independent test data. In general, the developed machine learning models perform better than the models those created by traditional

methods. The mean absolute error (MAE) values for ANFIS, SVM and GPR models were found to be 1.42, 1.82 and 1.46, respectively. In addition, the root mean square error (RMSE) values of these models are 1.84, 2.57 and 2.29, respectively. The determination coefficients of the test data are around 0.90, 0.79 and 0.83 for the machine learning models. On the other hand, the MAE values for USBM scaled distance equation and multiple regression equation are 2.03 and 2.41, respectively. The RMSE values of regression models are 2.97 and 3.02. The coefficient of determination values of the test data are around 0.75 and 0.73, respectively.

Some certain parameters were found to be important for the machine learning models. Input and output membership functions, number of rules and grouping procedures for input parameters are the important factors during ANFIS model development. Selection of correct kernel function and cross validation type play an important role in the success of support vector machine and Gaussian process regression models. The main differences between SVM and GPR models are the methodologies used to create predictive models.

Rock blasting is a complex process. Design parameters and rock mass properties highly affect the results. It is concluded that machine learning methods can be efficiently used to predict blast-induced vibrations. Machine learning methods are robust and adaptive techniques. It is possible to renew the developed models by adding new blast data or new design variables. It is believed that machine learning and artificial intelligence will enable development of more accurate predictive models for blast-induced ground vibrations.



## 1. GİRİŞ

Açık ocak işletmelerinde yürütülen madencilik çalışmalarında en çok kullanılan yöntemlerden biri delme-patlatma operasyonudur. Delme işlemleri sahayı patlatma işlemlerine hazırlamak için uygulanırken, patlatma işlemi temel olarak iki amaç için gerçekleştirilir. Bunlardan ilki dekapaj işlemi ile pasa olarak adlandırılan üretime katılmayacak olan basamakların maden ocağından uzaklaştırılmasıdır. Diğeri ise cevherin kolayca kazanılması için gevşetilmesi veya tamamen yığın haline getirilmesidir. Patlatma işleminin verimli ve ekonomik bir şekilde gerçekleştirilmesi için, kayaç ve patlayıcı özellikleri gözönüne alınarak en uygun tasarım parametreleri belirlenmelidir. Delikler arası mesafe ve dilim kalınlığı gibi patlatma işlemini doğrudan etkileyen faktörler göz ardı edildiğinde, ayna arkasında çatlak oluşumu, topuk oluşumu, aşırı iri parçalanma gibi istenmeyen durumlar meydana gelmektedir.

Bunlara ek olarak patlatma işlemlerinde dikkat edilmesi gereken en önemli faktörlerden biri de olumsuz çevresel etkilerdir. Kaya (taş) savrulması, toz emisyonu (yayılımı), hava şoku ve patlatmadan kaynaklanan yer sarsıntısı patlatma operasyonunun istenmeyen etkilerinden biridir. Bu çevresel etkiler mümkün olduğunca minimum seviyeye düşürülmelidir [1]. Çevresel etkilerin sosyal hayatı tehdit etmesi ve yaşam alanlarına zarar vermesi önlenmelidir.

Yukarıda belirtilen çevresel etkilerden en önemlisi patlatma kaynaklı yer sarsıntısıdır. Bunun nedeni patlatma kaynaklı yer sarsıntılarının diğer etkilere göre daha uzak alanlara ulaşabilmesidir. Yüksek yer sarsıntısı değerleri yapısal hasara yol açabilirken, düşük değerler insanlar tarafından hissedilip tedirginlik kaynağı olabilir. Yer sarsıntısını etkileyen çok sayıda tasarım parametresi mevcuttur. Bununla beraber bütün çevresel etkilerde olduğu gibi, etki kaynağı ve sarsıntıya maruz kalan yapı arasındaki mesafe büyük önem arz etmektedir.

Patlatma kaynaklı yer sarsıntısının kontrol edilebilmesi için öncelikle yer sarsıntısı seviyelerinin tahmin edilmesi gerekmektedir. Farklı teknikler ile geliştirilen modeller yer sarsıntısı tahmininde alternatif yaklaşımlar oluşturabilmektedir. Yer sarsıntısı tahmininde kullanılan yöntemler iki ana başlık altında incelenebilir. Bunlar klasik

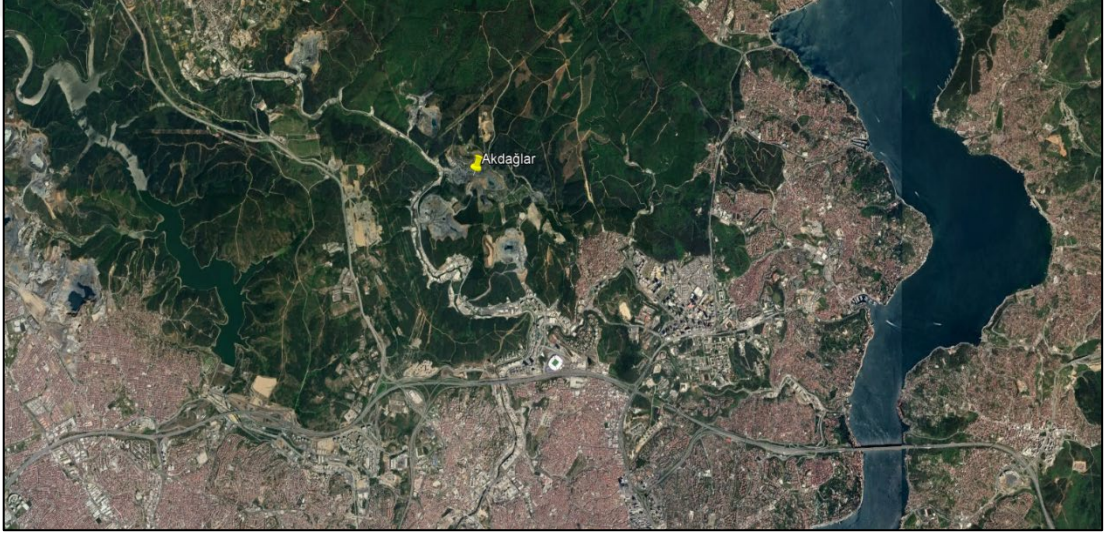
yöntemler ve makine öğrenmesi yöntemleri olarak adlandırılmaktadır. Bu tez kapsamında klasik yöntemlerden ölçekli mesafe denklemleri ve çoklu doğrusal regresyon denklemi kullanılmıştır. Uygulanan makine öğrenmesi yöntemleri ise ANFIS, Destek Vektör Makineleri ve Gauss Süreç Regresyonu'dur. Makine öğrenmesi yöntemlerinin girdi parametreleri delikler arası mesafe/dilim kalınlığı oranı, basamak yüksekliği/dilim kalınlığı oranı ve ölçekli mesafedir. Geliştirilen tüm modeller en yüksek parçacık hızını (ppv) tahmin etmektedir. Modellerin başarısını değerlendirmek için çok sayıda hata kriteri kullanılmıştır. Tahmin edilen değerler ile ölçülen değerler kıyaslanmış ve modellerin doğruluğu saptanmıştır.



## 2. ÇALIŞILAN OCAĞIN TANITILMASI

### 2.1 Ocağın Konumu

İncelenen taş ocağı İstanbul ili Kemerburgaz bölgesi, Cendere Vadisi'nde yer almaktadır. Ocağın konumu ve ocak geneli uydu görüntüsü Şekil 2.1 ve Şekil 2.2 görülmektedir. Bölgede ayrıca beş adet komşu taş ocağı, beş adet beton santrali bulunmaktadır. Zaman içinde şehirleşmenin artışıyla, ocakların çevresinde çok sayıda iş yeri ve konut inşa edilmiştir.



Şekil 2.1: Ocağın konumu.



Şekil 2.1: Ocağın uydu görünümü.

Tüm saha ölçümleri Akdağlar kumtaşı ocağında yapılmıştır. Ocak içinden bir görünüm Şekil 2.3'te görülmektedir. Ocakta üretim faaliyetleri delme patlatma yöntemi kullanılarak gerçekleştirilmektedir. Bu yöntemle elde edilen tüvenan cevherler, 1100 ton/h kapasiteli kırma eleme tesislerinden geçirilerek asfalt ve beton için gerekli olan agrega üretilmektedir. Üretim miktarı yılda ortalama 6 milyon tondur.



Şekil 2.1: Ocak içinden bir görünüm.

## 2.2 Ocağın Jeolojisi

Ocak, Trakya bölgesinde (İstanbul Boğazı'nın batısı) bulunmaktadır ve bölgedeki ana kayaç yapısı, alt karbonifer yaşlı Trakya formasyonudur (Şekil 2.4). Trakya formasyonu genel olarak kumtaşı, silttaşı ve şeyl başkalaşımından oluşur; alt kısımlarında çeşitli kalınlıklarda kireçtaşı seviyeleri, orta ve üst kısımlarında konglomera mercekleri vardır [2]. Trakya formasyonunu oluşturan tortul kayaç tabakalarının kalınlıkları 5 cm ile 50 cm arasında değişmektedir. Ayrıca bazı bölgelerde kumtaşlarındaki tabaka kalınlığı ise 50 cm ile 100 cm arasında değişmektedir. Bu tortul tabakalara kısmen andezit ve diyabaz sokulumlar da gözlenmektedir [3].

YAŞ	FORMASYON	KALINLIK (m)	L İ T O L O J İ		ÇÖKELME ORTAMI
ALÜVYON				Kum, kil, silt	Güncel
ALÜVYON				Kum, kil, silt	Güncel
PLİYSEN	TRAKYA FORMASYONU	50		Çakıltı, kumtaşı	Akarsu ve alüvyon yelpazesi
MİYOSEN	ERGENE FORMASYONU	100-500		Kumtaşı, kiltası ve silttaşı	Acı sulu göl ve akarsu
	ÇEKMECE FORMASYONU	100-200		Çamurtaşı, kumtaşı, mam ve kireçtaşı	Akarsu ve göl
	ÇANAĞKALE FORMASYONU	40-100		Kiltası, kumtaşı ve silttaşı	Akarsu, göl, lagün, kıyı ve kıyı ötesi
	HISARLIDAĞ VOLKANİTLERİ	?		Tüf ve aglomera	Kaletape erüpsiyonu (?)
OLİGOSEN	DANIŞMEN FORMASYONU	200-600		Gri-yeşil renkli kiltası, kumtaşı, çakıltı, tüf ve linyit	Akarsu Delta bataklığı Delta
	OSMANCIK FORMASYONU	300-600		Kumtaşı, şeyl, yer yer çakıltı, kireçtaşı ve ince linyit bantları	Delta, akarsu ve göl
	MEZARDERE FORMASYONU	500-1200		Yeşil-gri renkli şeyl, mam ve tüf	Delta ve sahil yakını
EOSEN	CEYLAN FORMASYONU	400-1000		Tüf arakatlı gri renkli mam, şeyl, kumtaşı ve killi kireçtaşı	Açık deniz ve türbiditik
	SOĞUCAK FORMASYONU	40-300		Gri-bej renkli mikantik yer yer resifal kireçtaşı	Şelf ve paleoyükselim
	KEŞAN FORMASYONU	500-1500		Mam, şeyl ve kumtaşı	Akarsu-göl, delta ve türbiditik (litoral-neritik)
	GAZİKÖY FORMASYONU	600-1000		Koyu gri-siyah renkli şeyl ve kumtaşı	Türbiditik ve derin deniz

Şekil 2.2: Trakya Havzasının genelleştirilmiş stratigrafik kesiti [4].

### 2.3 Petrografik, Mineralojik ve Mekanik Özellikler

Trakya formasyonu çok yoğun kıvrımlı, faylı, kırıklı ve süreksizlikler boyunca gelişmiş bir yapıdadır. Kalınlıkları 2,5 ile 10 cm arasında değişen genel olarak koyu gri, yeşil veya kahverenginde olan mikalı grovaklar (kumtaşı) bulunmaktadır. Petrografik ve mineralojik analizler hem ayrılmış hem de ayrılmamış grovakların özelliklerini belirlemek için kullanılmıştır. Genellikle iri ve orta boyutlu grovak kumtaşlarında köşeli ve yuvarlak kuvars taneleri (% 60 - %70), daha az miktarda feldispat (ortoklaz ve plajiyoklaz), muskovit, klorit ve hematit ile çeşitli koyu renkli kayaç ve mineral parçaları hakimdir. Ortalama tane boyutu yaklaşık 0,2-0,4 mm'dir [5]. Maden sahasındaki esas kayaç türü olan kumtaşının ortalama kayaç yoğunluğu

2,720 kg/m<sup>3</sup>, Mohs ölçeğine göre ortalama sertlik değeri 6-7 ve ortalama gözeneklilik değeri % 4,6 civarındadır. Ayrıca ortalama basınç dayanımı 770-830 kg/cm<sup>2</sup> arasında değişmektedir. Ortalama çekme dayanımı 57,8 kg/cm<sup>2</sup> ve elastisite modülü 15-16,9 GPa'dır. Kumtaşının genel olarak fiziksel ve mekanik özellikleri Çizelge 2.1'de gösterilmiştir [6,7,8].

**Çizelge 2.31:** Kumtaşı fiziksel ve mekanik özellikleri.

Yoğunluk (gr/cm <sup>3</sup> )	Gözeneklilik (%)	Ağırlıkça Su Emme (%)	Basınç Dayanımı (kg/cm <sup>2</sup> )	Çekme Dayanımı (kg/cm <sup>2</sup> )	Elastisite Modülü (GPa)
2,7 – 2,74	4,6	0,1 – 0,4	770 – 830	57,8	15 – 16,9

### **3. KULLANILAN PATLAYICILAR, ATEŞLEME SİSTEMİ VE PATLATMA TASARIM PARAMETRELERİ**

#### **3.1 Patlatma Malzemeleri ve Patlatma Tasarımı Kavramı**

Açık işletmelerde gerek cevher üretiminde gerekse dekapajın kaldırılmasında patlatma işlemi uygulanır. Patlayıcı seçimi gerçekleştirilirken kayacın fiziksel ve mekanik özelliklerinin yanı sıra, süreksizlikler de değerlendirilmelidir. Maden ocaklarında en yaygın kullanılan patlayıcılar dinamitler, ANFO, slurry ve emülsiyon patlayıcılar olarak sınıflandırılabilir.

Ateşleme sistemleri kapsüle duyarlı patlayıcıları ateşlemek, dolayısıyla ana şarjı infilak ettirmek için kullanılır. Uygun ateşleme sisteminin seçilmesi patlatma operasyonlarını doğrudan etkileyeceği için önem arz etmektedir. Ateşleme sistemleri genel olarak elektrikli ve elektriksiz ateşleme sistemleri olarak iki gruba ayrılabilir.

Patlatma tasarım parametreleri operasyon büyüklüğü ve kayaç özellikleri ile doğrudan bağlantılıdır. Verimli bir parçalanma ve istenen geometriye sahip bir yığın oluşumu için tasarım parametrelerinin de özenle seçilmesi gerekmektedir. Arazi ve çevre şartlarına uygun olarak düzenlenen patlatma parametreleri ile patlatma işlemi sonucunda oluşacak birçok istenmeyen çevresel etki kabul edilebilir seviyelerde tutulabilir.

#### **3.2 Kullanılan Patlayıcılar**

ANFO, dünyada en yaygın kullanılan patlayıcıdır. Suya dirençsiz,  $0,85 \text{ g/cm}^3$  yoğunluğunda, yüksek gaz ve duman hacmine sahip, kapsüle duyarsız bir patlayıcı karışımdır (Çizelge 3.1). Dökme olarak kullanılmakta veya hava ile üflenebilmektedir [9]. ANFO, 94/6 oranında pril amonyum nitrat ( $\text{NH}_4\text{NO}_3$ ) ve fuel oil ( $\text{CH}_2$ ) karışımıdır. ANFO'yu infilak ettirmek için kullanılan yemleme, patlatma deliği çapına yakın olmalı ve kararlı bir patlatma sağlanabilmesi için yeterli uzunluğu sahip olmalıdır. 2000 m/sn'den daha düşük bir patlatma hızı (VOD) kararlı olarak kabul edilmemektedir. Patlatma hızı, patlatma deliğinin çapı ile değişmektedir. 250 mm'lik bir patlatma deliğinde en yüksek patlatma hızı olan 4400 m/sn'ye ulaşılabilir. Patlatma

deliğinin çapı azaldıkça patlatma hızı azalır ve çap 25 mm'den küçük olduğunda patlatma güvenli olmayacaktır. ANFO, kuru zemin koşulları altında orta ve büyük çaplı patlatma deliklerinde (75 ile 250 mm) en verimli olarak kullanılmaktadır. ANFO'nun infilak etmesi küçük ve orta büyüklükteki patlatma deliklerinde (25 ile 100 mm) infilaklı fitil ile yapılmamalıdır. İnfilaklı fitil, ANFO'yu eksenel (çapsal) olarak besleyemeyecek ve ANFO sabit bir patlatma hızına ulaşamayacağından (2000 ile 4400 m/sn) kimyasal reaksiyon tamamlanamayacaktır [10].

Ocakta kullanılan ANFO (Anfonit), Nitro-mak firması tarafından üretilmektedir (Şekil 3.1). 25 kg'lık torbalar halinde ambalajlanmıştır ve torbalar çift katlı olup suya dayanıklı şekilde üretilmiştir, ancak sulu deliklerde torba ile kullanılması uygun değildir. Genellikle 76-162 mm çapındaki delikler için uygun bir patlayıcıdır. Patlatma sahasında taban şarjı olarak kullanılmakta olup, dökülebilir olmasından dolayı optimum delik şarjı sağlar. Ayrıca pnömatik makineler yardımıyla da şarjı yapılarak atım performansını artırır [11].



Şekil 3.21: Ocakta kullanılan torba ANFO [12].

ANFO prilleri arasındaki hava boşlukları, mükemmel su direnci özelliklerine sahip emülsiyon ile doldurulduğunda, iyi ile mükemmel su direncine sahip patlayabilir

karışımlar (blasting agents) üretilebilir. Emülsiyon/ANFO oranı kuru koşullarda 20/80 ile aşırı ıslak koşullarda 80/20 arasında değişebilir. ANFO prillerinin arasındaki hava boşluklarının doldurulmasının sağladığı avantajlardan bir diğeri de oluşan patlayıcı malzemenin daha yoğun olması ve daha fazla enerji içermesidir. ANFO'ya kıyasla, daha yüksek yoğunluk ve daha yüksek enerji içeriği nedeniyle, her delik başına % 40'a kadar daha fazla kaya patlatılabilir. Dilim kalınlığı ve delikler arası mesafe % 20 oranında artırılabilir. Birçok çalışmada görülmüştür ki emülsiyon özellikle sulu zeminlerde ANFO'ya ekonomik olarak bir alternatiftir. [10].

Emülsiyon tip patlayıcılar suya karşı dirençli oldukları için suyla temas etmeleri halinde patlayıcı özelliklerini kaybetmezler. Emülsiyon patlayıcıların bir diğer avantajı da yoğunluğunun sudan fazla olması ve böylelikle su içeren deliklere şarj edildiklerinde deliğin dibine kadar erişebilmesidir. İncelenen taş ocağında patlatma faaliyetleri sırasında kuru deliklerde sadece ANFO kullanılmakta, sulu deliklerde ise suya dayanıklı olması sebebiyle ANFO - emülsiyon karışımı kullanılmaktadır [13]. Ocakta kullanılan kapsüle duyarsız emülsiyon patlayıcı Nobelex 6000'dir (Şekil 3.2). Sudan etkilenmediği ve sudan ağır olup delik dibine çöktüğü için patlatmanın verimini artırmaktadır. Ayrıca esnek yapısı nedeniyle şarj edildiği zaman deliğin şeklini alabilir. Delik tabanında kullanılması durumunda delik başına kırılan kayaç miktarını artırır. Kullanımı kolay ve güvenli olup, sert kayaç formasyonları için uygundur [14].



Şekil 3.2: Ocakta kullanılan emülsiyon patlayıcı [14].

İncelenen ocakta yemleme olarak emülsiyon tip patlayıcı kullanılmaktadır. ANFO ve ana şarj emülsiyon tek başına patlayıcı olarak şarj edilememektedir, ancak bir

yemleme ile birlikte şarjı mümkündür. Yemleme patlayıcı kapsüle duyarlıdır ve ANFO'yu tetiklemek ve patlatma işlemini başlatmak için kullanılmaktadır. Yemleme olarak kullanılan emülsiyon tip patlayıcılar, orta seviyede gaz ve duman hacmine sahiptir. Ocakta kapsüle duyarlı yemleme patlayıcı olarak Nitromak tarafından üretilen Powermite adlı ürün kullanılmaktadır. Yoğunlukları 1,10 – 1,12 g/cm<sup>3</sup> olup, suya karşı dirençlidir. Powermite 50 – 90 mm arasındaki çaplarda ve farklı ağırlıklarda üretilmektedir. (Şekil 3.3).



**Şekil 3.2:** Powermite kapsüle duyarlı emülsiyon patlayıcı.

Powermite patlayıcı negatif oksijen dengesine sahip olup, atım sonrası ölümcül NO<sub>x</sub> gazlarının çıkmasını olanaksız kılmaktadır. Ocakta kullanılan tüm patlayıcıların özellikleri Çizelge 3.1'de verilmiştir [15].

**Çizelge 3.21:** ANFO ve emülsiyon tip patlayıcıların özellikleri.

	ANFONIT	NOBELEX 6000	POWERMITE
Yoğunluk (g/cm <sup>3</sup> )	0,77 – 0,82	1,25 – 1,28	1,10 – 1,12
Enerji (MJ/kg)	3,90	3,00	3,6
Gaz Hacmi (lt/kg)	974	1015	930
Patlatma Sıcaklığı (°C)	2565	2049	2423
VOD (m/s)	2000 – 4400	4500 – 4800	5300
Suya Direnç	Yok	Mükemmel	Mükemmel

### 3.3 Ateşleme Sistemi

Ateşleme sistemleri patlatmanın emniyetli bir şekilde gerçekleşebilmesi için önem arz etmektedir. Mevcut operasyonel şartlar göz önünde bulundurularak farklı ateşleme sistemleri geliştirilmiştir. Ateşleme sistemleri 2 grupta incelenebilir: elektrikli ve elektriksiz (NONEL) ateşleme sistemleri. Elektrikli ateşleme sistemlerinin iş kazalarına ve ciddi yaralanmalara neden olmasından dolayı günümüzde genellikle elektriksiz ateşleme sistemlerinden olan elektriksiz kapsül (NONEL) kullanılmaktadır. Ateşleme ile NONEL tüpü içinde oluşan şok dalgasının hızı yaklaşık olarak 2100 m/sn'dir. Bu şok dalgası tüpe zarar verecek güçte değildir. Şok dalgası ancak kapsüle ulaştığında kapsülü patlatabilir [10].

Akdağlar Ocağı patlatma işlemlerinde gecikmeli kapsül olarak Nitromak Dyno Nobel elektriksiz kapsül kullanılmaktadır. Detonatörlerin 20 farklı gecikme süresi bulunmakta olup, sıklıkla uygulanan yüzey gecikmesi ve delik içi gecikme sırasıyla 25 ve 500 ms'dir (Şekil 3.4). Ayrıca 17, 42, 67, 109 ms yüzey gecikmeli detonatörler de mevcuttur. Şok tüp çift katmanlı olmasından dolayı dışardan gelebilecek etkilere karşı dayanıklıdır. Kapsül kovani malzemesi alüminyum olup tüp uzunluğu 15 metredir. Ayrıca kapsüller No 8 tahrip gücünde üretilebilmektedir.



Şekil 3.3: Elektriksiz kapsül.

### 3.4 Patlatma Parametreleri

Açık ocak işletmelerinde basamak patlatmaları yaparken verimli bir patlatma elde edilmek için göz önünde bulundurulması gereken faktörler patlatma parametreleri olarak adlandırılmıştır. Patlatma parametrelerinin optimum değerde seçilmesi patlatma verimini doğrudan etkileyecek ve en az maliyet ile en etkili patlatmanın yapılmasını sağlayacaktır. Bu parametreler kontrol edilebilir ve kontrol edilemeyen olarak ikiye ayrılabilir. Kontrol edilebilir parametreler, delik çapı, delik boyu, alt delme, delik eğimi, sıkılama boyu, sıkılama malzemesi, basamak yüksekliği, delik düzeni ve dilim kalınlığı olarak sıralanabilir. Kontrol edilemeyen parametreler ise jeolojik durum, malzeme dayanımı ve özellikleri, yapısal süreksizlikler (faylanma), hava şartları, su varlığı olarak sıralanabilir [9]. Patlatma işlemi için hazırlanan, Akdağ ocağına ait basamak görüntüsü Şekil 3.5'te sunulmuştur.



Şekil 3.4: Ocak basamaklarının genel görünümü.

#### 3.4.1 Delik çapı ( $d_h$ )

Delik çapı ise  $d_h$  ile ifade edilmektedir. Uygun parça boyutuna sahip malzeme hazırlamak için göz önünde bulundurulması gereken bir parametredir. Ayrıca delik çapının uygun seçilmesi yer sarsıntısı açısından da önem arz etmektedir. Kayaç sertliğine bağlı olarak büyük ve küçük delik çapları seçilmektedir. Sert ve çatlaksız kayaçlarda çalışılırken delik çapı daha küçük bir değerde olmalıdır. Yumuşak ve orta sertlikteki çok çatlaklı kayaçlarda ise delik çapı daha büyüktür. Çalışılan ocakta delik

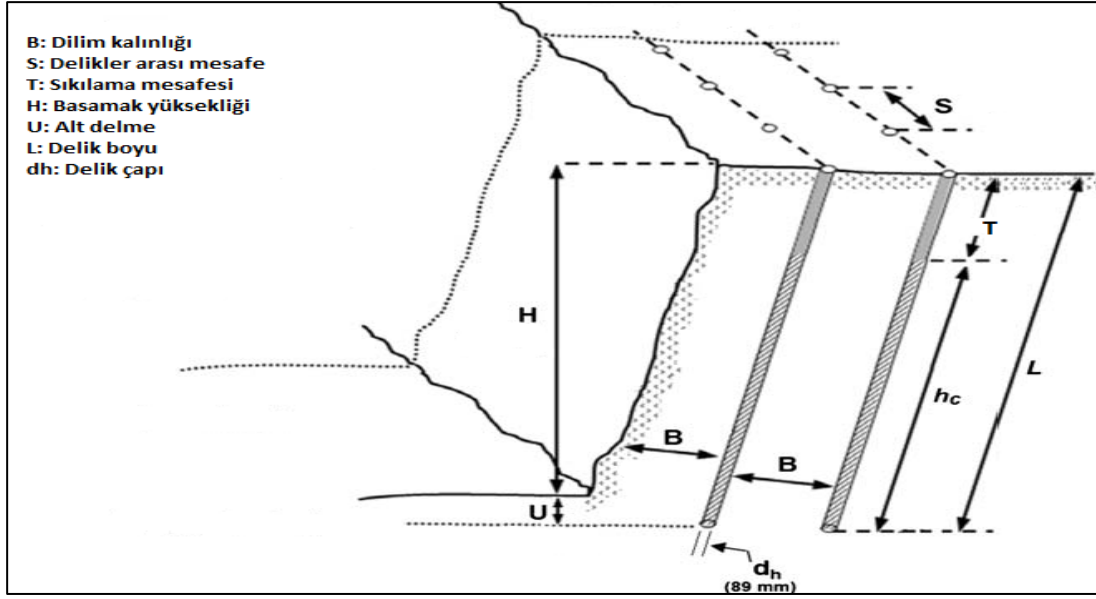
apı 89 mm'dir. Temel olarak, delik apının klmesi delme-patlatmanın maliyetini artırmaktadır. Delik apı, ocaklarda kullanım uygunluđuna gre 51, 64, 76, 89, 102, 127 ve 152 mm olabilmektedir.

### **3.4.2 Dilim kalınlıđı (B)**

Őekil 3.6'da grldđ gibi B, dilim kalınlıđını temsil etmektedir. Dilim kalınlıđının optimum deđerinden byk veya kk olması olumsuz sonular dođurabilmektedir. Olanı gerektenden fazla dilim kalınlıklarında taŐ (kaya) savrulması, gaz ıkıŐı ve hava Őoku gibi olumsuzluklar grlebilir. Patlatma sonucu oluŐan gazlar kayacı etkili bir Őekilde kırmak ve yerinden oynatmak iin ok fazla direnle karŐılaŐır. Sonu olarak enerjinin bir kısmı sismik hale dnŐr ve titreŐimler yođunlaŐır. Ayrıca topuk oluŐumu, zayıf paralanma, delik iinde oluŐan enerjinin delik hattının arkası ynnde harcanması gibi olumsuzluklar da grlebilir. Diđer yandan olması gerektenden daha kk dilim kalınlıklarında ise patlatma sonucu oluŐan gaz basıncı, enerjisini yeterince kayaca uygulayamadan deliđi terk eder. ParalanmıŐ kayacı iter ve kontrolsz bir Őekilde fırlatır. Kaya savrulmasına ve grlt artıŐına neden olur [16].

Delik apının sabit tutulduđu farklı sertlikteki formasyonlarda kaya sertliđi artıka dilim kalınlıđı azalır. YumuŐak kayalarda daha byk bir dilim kalınlıđı seilirken, daha sert kayalarda koparmayı sađlayabilmek iin daha kk deđerlerde seilir.

Dilim kalınlıđını hesaplamak iin ok sayıda forml nerilmiŐtir, ancak elde edilen deđerler temelde kaya ktlesinin zelliklerine bađlı olarak delik apının 25 – 40 katı arasındadır [16].



Şekil 3.4: Temel patlatma tasarımı.

Dilim kalınlığı farklı araştırmacılar tarafından teorik olarak hesaplanmıştır. Langefors/Kihlström tarafından geliştirilen denklemde maksimum dilim kalınlığı (m) patlayıcı madde özelliğine, şarj konsantrasyonuna ( $l_b$ ), delik eğitimi düzeltme faktörü ( $R_1$ ) ve kaya düzeltme faktörüne ( $R_2$ ) bağlıdır [10]. Farklı patlayıcı maddeler için kullanılan formüller sırasıyla (dinamit, emülsiyon ve ANFO) aşağıda verilmiştir:

$$B_{maks} = 1,47 \sqrt{l_b} \times R_1 \times R_2 \quad (3.1)$$

$$B_{maks} = 1,45 \sqrt{l_b} \times R_1 \times R_2 \quad (3.2)$$

$$B_{maks} = 1,36 \sqrt{l_b} \times R_1 \times R_2 \quad (3.3)$$

Burada şarj konsantrasyonu ( $l_b$ ) delik çapına bağlı olarak değişmekte olup Çizelge 3.2'de verilmiştir.

Çizelge 3.4: Delik çapı – şarj konsantrasyonu.

Delik Çapı (mm)	51	64	76	89	102	127	152
ANFO, kg/m	1,6	2,6	3,6	5,0	6,5	10,1	14,5
Emulite 150, kg/m	2,3	3,7	5,0	7,1	9,3	-	-
Bulk Emulite, kg/m	2,4	3,9	5,3	7,5	9,9	15,3	21,9
Dynamex M, kg/m	2,6	4,0	5,6	7,8	10,2	-	-

$R_1$  ve  $R_2$  değeri ise sırasıyla delik eğimi ve kaya sabitine karşılık gelen değerlerdir ve Çizelge 3.3 ve Çizelge 3.4'ten seçilir. Delik eğimi arttıkça  $R_1$  değeri yükselmektedir. Çizelge 3.4'te 0,4 değeri orta sertlikte bir kayacı temsil etmektedir ve  $R_2$  değeri orta sert kayaca karşılık olarak 1,0 uygulanır.

**Çizelge 3.4:** Farklı delik eğimlerine göre  $R_1$  değerleri.

Delik Eğimi	Dik	10:1	5:1	3:1	2:1	1:1
$R_1$	0,95	0,96	0,98	1,00	1,03	1,10

**Çizelge 3.4:** Farklı kaya sabitleri için  $R_2$  değeri.

c	0,3	0,4	0,5
$R_2$	1,15	1,00	0,90

### 3.4.3 Delikler arası mesafe (S)

Delikler arası mesafe değeri, dilim kalınlığı, delikler arası gecikme süresi ve ateşleme sırası ile birlikte hesaplanır. Delikler arası mesafenin olması gerekenden daha az bir değerde uygulanması aşırı parçalanma, yüzeysel kırılmalar, delik önlerinde büyük blok oluşumları ve topuk oluşumları gibi problemlere neden olur. Bunun aksine delikler arası mesafenin optimum değerinin altında seçilmesi ile delikler arasında yetersiz kırılmalar, zayıf parçalanma, yeni basamağın çıkıntılı ve düzensiz olması gibi problemler görülebilir. Basamak patlatmalarında genellikle kare patlatma paterni kullanılır. Bununla birlikte patlatma sonucu oluşan enerjinin optimum dağılımını sağlamak, ateşleme düzenini ve kırılma yönünü tasarlarken daha fazla esneklik sağlamak açısından en etkili olan şeş-beş patlatma düzeni de kullanılır. Kare delik düzeninde dilim kalınlığı - delikler arası mesafe oranı teorik olarak 1'dir.

Çalışılan ocakta ateşleme düzeni şeş-beş şeklindedir (Şekil 3.7). Delikler arası mesafe dilim kalınlığı göz önünde bulundurularak farklı değerlerde seçilebilir. Verimli bir parçalanmanın S/B oranının 1,25 civarında olduğu durumlarda gerçekleştiği kabul edilir. S/B oranı genel olarak enerji dağılımını ortaya koymaktadır [17]. Patlatma sonucunda ince taneli bir parçalanma istenirse bu oran 1,25'ten küçük, iri taneli bir parçalanma istenirse 1,25'ten büyük bir değer olacak şekilde ayarlanmalıdır.

$$S = 1,25 \times B \quad (3.4)$$



Şekil 3.4: Ocakta uygulanan örnek delik ateşleme düzeni.

#### 3.4.4 Sıkılama mesafesi (T)

Sıkılama mesafesi “T” simgesi ile gösterilir. Delik içine patlayıcı şarjı yapıldıktan sonra patlamanın verimli olması için delik ağzının sıkılanması gerekmektedir. Sıkılama, patlatma sonucu oluşan gazları hapsetmek için delik şarjının üzerine inert (âtlı) malzemenin doldurulması işlemidir. Parçalanma sürecini iyileştiren bir işlemdir. Eğer sıkılama işlemi yetersizse, patlatma sonucu oluşan gazlar atmosfere zamanından önce çıkarak hava şoku ve kaya fırlaması gibi olumsuzluklara neden olacaktır. Diğer taraftan, sıkılama boyu normalden fazla ise bu kez de yer sarsıntısında bir artış görülecektir [16]. Şekil 3.8’de patlayıcı şarjından sonra yapılan sıkılama işlemi görülmektedir.

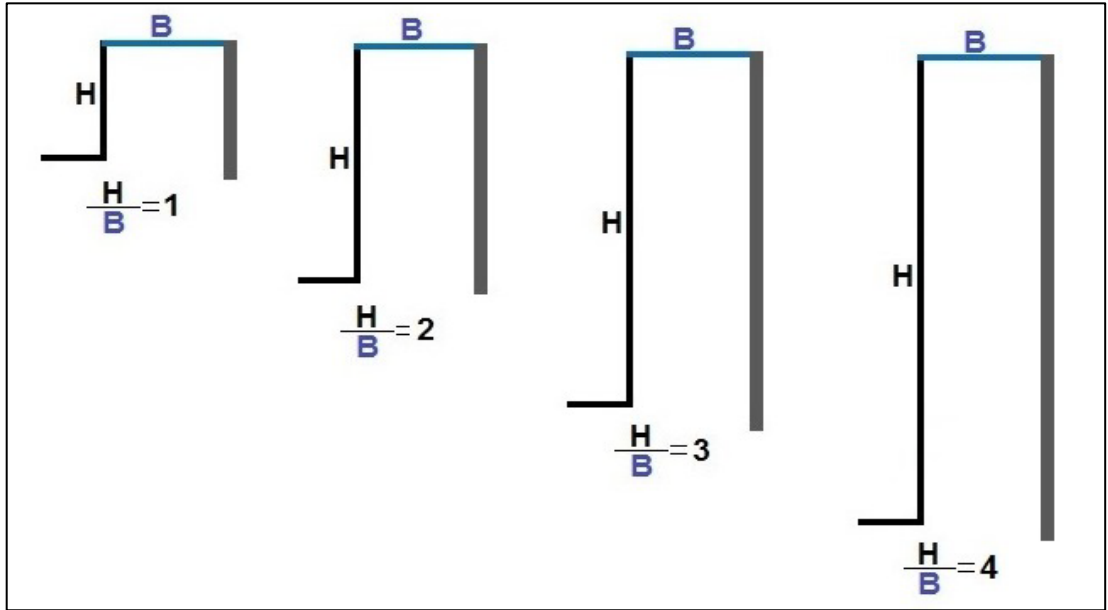
Sıkılama mesafesini belirlemek için kullanılacak malzemenin türü, boyutu ve sıkılama kolonunun uzunluğu dikkate alınmalıdır. Patlatma deliklerinin yakınında bulunmasından dolayı delik atıklarının sıkılama malzemesi olarak kullanılması yaygın bir durumdur. Kaba köşeli malzemenin sıkılama için daha etkili olduğu ve nem içeriği düşürüldüğünde kaya fırlamasına karşı direnç oluşturduğu düşünülmektedir. En etkili sıkılama malzemesi, ebadı delik çapının ( $d_h$ ) 1/17 ile 1/25’i arasında değişen parça boyutlarıyla elde edilir. Yapılan bir araştırmada, 1/25  $d_h$  çapında sıkılama malzemesi kullanılarak sıkılama uzunluğunun % 41’e kadar azaltılabileceği tespit edilmiştir. Pratikte sıkılma mesafesi kayacın durumuna göre 20  $d_h$  ile 60  $d_h$  arasında değişmektedir. Eğer mümkünse, hava şoku, kaya fırlaması, kesme (cut-off) ve kırılma sorunlarını önlemek için 25  $d_h$ ’den daha uzun bir sıkılama uygulanmalıdır [16].



Şekil 3.4: Agregra ocağında sıkılama işlemi.

### 3.4.5 Basamak yüksekliği (H)

H, basamak yüksekliğidir. Basamak yüksekliği parametresinin dilim kalınlığına oranı (katılık oranı) bu parametreyi daha anlamlı hale getirmektedir. Katılık oranı çoğu araştırmacı tarafından patlatma verimliliğini etkileyen önemli bir parametre olarak değerlendirilmiştir. Şekil 3.9’de katılık oranı kavramı görsel olarak verilmiştir. Katılık oranı özellikle iki ve üzeri değerlerine çıktığı takdirde, patlatılacak kısım uzun bir kolan halini alacak ve daha kolay bir kırılma işlemi gerçekleşecektir.



Şekil 3.4: Katılık oranı kavramının şekilsel gösterimi.

Diğer yandan, bu oran ikinin altına düştüğünde, dilim kalınlığı kütleşecek ve kırılması zorlaşacaktır. Çizelge 3.5’te, Konya ve Walter tarafından yapılan bir çalışmada katılık oranı parametresinin patlatma sonuçlarına etkisi verilmiştir. Konya ve Walter patlatmanın olumsuz etkilerini de göz önünde bulundurarak; katılık oranı için 3 değerini tavsiye etmiş ve bu değer 2’nin altına düşmemesi gerektiğini vurgulamıştır. [18].

**Çizelge 3.4:** Katılık oranı parametresinin patlatma verimliliğine etkisi [18].

Katılık Oranı	Parçalanma	Hava Şoku	Kaya Fırlaması	Yer Sarsıntısı	Yorumlar
1	Kötü	Aşırı	Aşırı	Aşırı	Aşırı arka sökülme ve ayna taban (tırnak) problemi. Atım yeniden tasarlanmalı.
2	Orta	Orta	Orta	Orta	Mümkünse atım yeniden tasarlanmalı.
3	İyi	İyi	İyi	İyi	Çevresel etki ve parçalanma açısından başarılı.
4	Mükemmel	Mükemmel	Mükemmel	Mükemmel	H/B oranının 4’ün üzerine çıkarılmasının sağlayacağı bir fayda yok.

### 3.4.6 Alt delme (U)

Patlatma parametrelerinden bir diğeri ise alt delme (U) yani delik taban payıdır. Alt delme, patlatma sonucunda tırnak (topuk) oluşumu problemlerinin görülmemesi ve patlatmanın verimli olarak gerçekleşmesi için uygulanmaktadır. Oloffson’a göre alt delme mesafesi teorik olarak maksimum dilim kalınlığının 0,3 katıdır [19]. Bu değer daha sert kayalarda ve zor kırılan topuklarda 0,4-0,5; daha yumuşak ve kolay kırılan topuklarda 0,1-0,2 aralığında olmaktadır. Ayrıca delik eğimi azaldıkça alt delme mesafesinin de artırılması gerekmektedir. Alt delmenin uygulanmadığı durumlarda tırnak oluşumu görülecek, ikinci bir patlatma işlemi gerekecek ve bu da maliyetlerin artmasına sebep olacaktır.

Alt delme uzunluğu optimum değerinin altındaysa basamak zemin seviyesinden tamamen koparılamayacaktır. Alt delme uzunluğu optimum değerinin üzerinde olduğunda ise delme ve patlatma maliyetlerinde artış, titreşim seviyesinde artış, basamağın üst kısımlarında aşırı parçalanma ve delme sorunlarında artış görülebilir.

### 3.4.7 Delik boyu (L)

L, delik boyunu temsil etmektedir ve eğimi 90° olan delikler için basamak yüksekliği ile alt delme uzunluğunun toplamıdır. Dilim kalınlığı ile doğru orantılı olacak şekilde seçilmelidir. Dilim kalınlığının artışı ile topuklarda oluşacak fazla yük, alt delme miktarının artırılmasıyla yani delik boyunun artırılmasıyla hafifletilebilecektir. Böylelikle patlatma sonucu topuk oluşumu probleminin önüne geçilecektir. Delik boyunun artışı aynı zamanda patlayıcı şarj miktarının da artışı anlamına gelmektedir. Delik boyunun uzun olması durumunda delik tabanca (DTH) deliciler tercih edilebilir. Şekil 3.10'da patlatma operasyonu sonrası yığın ve basamak görülmektedir.



Şekil 3.4: Patlatma operasyonu sonrası basamak görünümü.



#### 4. YER SARSINTISI ÖLÇÜMLERİ

Patlatma kaynaklı çevresel etkilerin en önemlisi patlatmak kaynaklı yer sarsıntılarıdır. Çünkü patlatmanın diğer etkilerine kıyasla daha geniş etki alanına sahiptir. Yer sarsıntısı ölçümleri ile patlama kaynaklı titreşimlerin en aza indirilmesi amaçlanmaktadır.

##### 4.1 Ölçüm Cihazları

Yer sarsıntısı ölçümleri için 3 bileşenli InstanTEL Micromate sismograflar kullanılmakta olup Şekil 4.1’de görüldüğü üzere bu bileşenler bir jeofon, kayıt cihazı ve mikrofondur.



Şekil 4.1: InstanTEL Micromate sismograf [20].

Jeofon düşey, boyuna ve yanal olmak üzere 3 eksenli ölçüm yapmaktadır. Kayıt cihazı ise jeofon tarafından 3 eksenli olarak ölçülen maksimum parçacık hızlarını (ppv) kaydeder ve bileşke maksimum parçacık hızını (pvs) verir.

Sismograflar, 0.127 – 254 mm/s aralığında değişen parçacık hızını kaydedebilmektedir. Ayrıca sismografin frekans aralığı 2 – 250 Hz, hava şoku ölçüm

aralığı ise 88 – 148 dB'dir [20]. Elde edilen veriler ise Blastware yazılımı aracılığıyla bilgisayara aktarılarak incelenir.

Bu tez kapsamında, kullanılacak denklemler için gerekli olan mesafe parametresi iki farklı el tipi GPS cihazıyla ölçülmüştür. Bu GPS cihazları patlatmanın gerçekleştiği nokta ile ölçüm istasyonu arasındaki mesafeyi tayin etmek için kullanılmıştır. İki farklı cihaz kullanılmasındaki amaç hata miktarını azaltmak ve daha kesin bir ölçüm yapmaktır. Kullanılan GPS cihazları sırasıyla Garmin eTrex 20x ve Magellan Explorist 310'dur (Şekil 4.2).



Şekil 4.1: Mesafe ölçümü için kullanılan el tipi GPS cihazları.

#### 4.2 Ölçüm Verileri ve İstatistikleri

Çalışılan ocakta toplamda 95 atım izlenmiş olup elde edilen maksimum parçacık hızı verileri kayıt altına alınmıştır. İzlenen atımlara ait istatistiksel veriler Çizelge 4.1'de verilmiştir. Çizelgede ölçülen patlatma tasarım parametreleri ve titreşim verileri birlikte sunulmuştur. Atım yapılmadan önce sismograf ve mikrofon kayıt cihazına Şekil 4.3'de görüldüğü gibi bağlanmakta olup, jeofon atım yönünde olacak şekilde zemine iyice sabitlenmeli ve mikrofonun yönü hava şokunun geleceği tarafa doğru çevrilmelidir. Böylelikle daha kesin sonuçların elde edilmesi sağlanmaktadır. Akdağlar taş ocağında patlatma kaynaklı yer sarsıntısı ölçümü için çalışma yapılan basamaklara ait bir görsel Şekil 4.4'te verilmiştir.



**Şekil 4.2:** Sismografin araziye yerleştirilmesi.



**Şekil 4.2:** Çalışma yapılan basamaklardan bir görünüm.

**Çizelge 4.2:** İzlenen atımlara ait istatistiksel veriler.

<b>Değişken</b>	<b>Minimum</b>	<b>Maksimum</b>	<b>Değişim Aralığı</b>	<b>Ortalama</b>	<b>Standart Sapma</b>
B (m)	1,49	4,00	2,51	2,30	0,371
S (m)	2,13	5,00	2,87	2,74	0,378
T (m)	1,80	6	4,2	2,85	0,907
H (m)	3,50	14	10,5	7,56	2,025
U (m)	0	1	1	0,55	0,197
S/B (m)	0,75	1,66	0,91	1,19	0,162
H/B (m)	1,31	5,88	4,58	3,34	0,993
D (m)	27	400	373	137,18	72,162
W (kg)	14,92	279,81	264,89	68,73	48,509
ppv (mm/s)	1,72	32,79	31,07	7,17	5,647

B: Dilim kalınlığı, S: Delikler arası mesafe, T: Sıkılama mesafesi, H: Basamak yüksekliği, U: Alt delme, W: Maksimum patlayıcı şarjı, D: Titreşim ölçüm mesafesi, ppv: En yüksek parçacık hızı, izlenen atım sayısı (n): 95.

## 5. KLASİK YER SARSINTISI TAHMİN DENKLEMLERİ

Patlatmadan kaynaklanan yer sarsıntısının konut ve diğer tip yapılar üzerindeki etkileri konusunda hem A.B.D.'de hem de diğer ülkelerde birçok araştırmalar yapılmıştır. Yapılan bu araştırmalar sonucunda ölçekli mesafe yaklaşımları kullanılarak farklı ölçekli mesafe denklemleri geliştirilmiştir.

Günümüzde en çok kullanılan ölçekli mesafe ile ppv tahmini USBM denklemi kullanılarak yapılmakta olup, bunun yanı sıra regresyon analizine dayalı tahmin denklemleri de kullanılmaktadır. Yapılan bu çalışmada, ölçekli mesafe denklemi ve çok değişkenli regresyon analizine dayalı tahmin denklemi, klasik yöntemler olarak adlandırılmış olup; bu yöntemlerle elde edilen tahmini parçacık hızı değerleri, modern tahmin yöntemleri ile elde edilen parçacık hızı değerleri ile karşılaştırılmıştır.

### 5.1 USBM Ölçekli Mesafe Kavramı ve USBM Ölçekli Mesafe Denklemi

Yer sarsıntısı tahmini için bir model geliştirmeye yönelik ilk girişim A.B.D. Madencilik Bürosu (USBM) ve Crandell tarafından gerçekleştirilmiştir. Bu modele göre, maksimum parçacık hızı temelde gecikme başına kullanılan şarj miktarı ve mesafe olmak üzere iki faktöre dayalıdır [21]. Mesafe ve şarj miktarının oranı ölçekli mesafeyi (SD) verir. Günümüzde en çok kullanılan ölçekli mesafe yaklaşımlarından biri aşağıda verilmiş olan USBM modeline ait ölçekli mesafe yaklaşımıdır. Burada D patlatma alanı ile titreşim ölçüm istasyonu arasındaki mesafe (m), W gecikme başına maksimum şarj miktarıdır (kg) [22]. Delikler arası gecikmenin 8 ms'den fazla olması durumunda deliklerin farklı zamanda patladığı kabul edilmektedir [23].

$$SD = \frac{D}{\sqrt{W}} \quad (5.1)$$

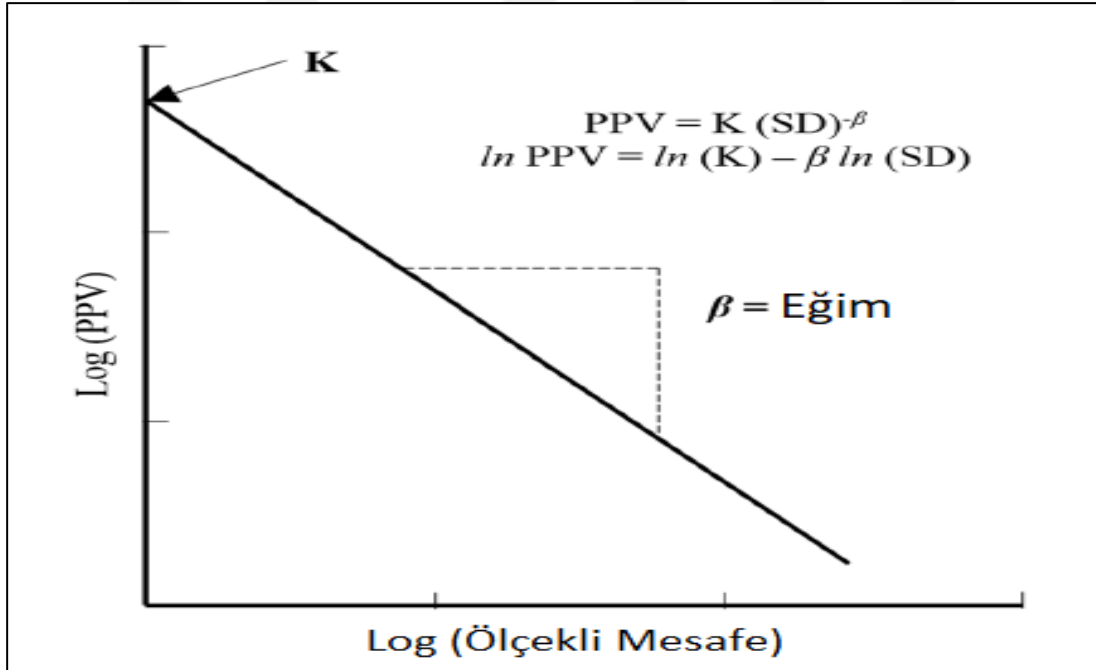
Ölçekli mesafe ile en yüksek parçacık hızı değerleri arasındaki regresyon analizi aşağıda verilmiş olan tahmin denklemini oluşturur.

$$ppv = K \left( \frac{D}{\sqrt{W}} \right)^\beta \quad (5.2)$$

Denklemin katsayıları olan K ve  $\beta$  aynı zamanda saha sabitleri olarak adlandırılır. Bu sabitler patlatma yapılan sahaya ait jeolojik ve teknolojik faktörler tarafından belirlenirler.

### 5.1.1 Denklem katsayılarının bulunması

Yapılan bu çalışmada USBM ölçekli mesafe denklemi ile ppv tahmini yapıldığından saha sabiti olarak K ve  $\beta$  değerleri bulunmuş, grafiksel olarak da gösterilmiştir. K ve  $\beta$  değerleri SD ve ppv değerleri arasında oluşturulacak korelasyon grafiği ile bulunabilmektedir. Bunun için korelasyon grafiğinin eksenleri logaritmik olarak ayarlanmalı, x eksenine ölçekli mesafe (SD), y eksenine ppv (maksimum parçacık hızı) yerleştirilmelidir [24]. Şekil 5.1’de görüldüğü üzere çizilen doğrunun dikey eksenini kestiği nokta K sabitini, doğrunun eğimi ise  $\beta$  katsayısını vermektedir.

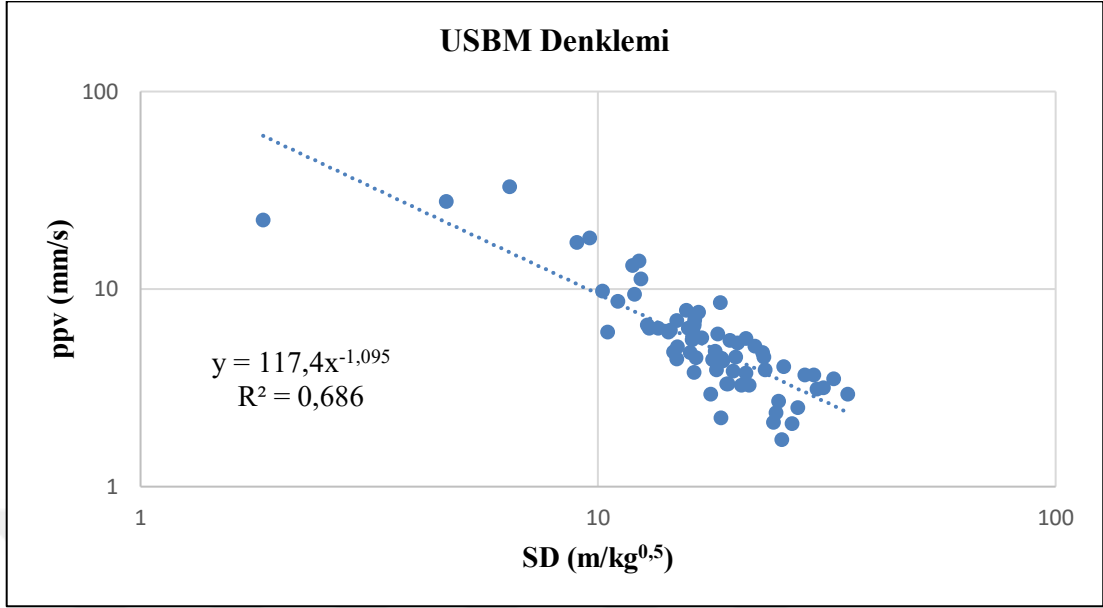


Şekil 5.1: Ppv denklemi grafiği [24].

### 5.1.2 Saha için USBM denkleminin oluşturulması

Patlatma sonrası izlenen atımlar sonucunda toplanan veriler arasında (SD-ppv) yapılan korelasyon grafiği ile USBM denklemi oluşturulmuştur (Şekil 5.2). Çalışmanın yapıldığı ocakta 95 farklı atım izlenmiş ve değerler kayıt altına alınmıştır. Elde edilen bu değerlerden 69 adedi seçilerek USBM denklemi bu atımlar üzerinden oluşturulmuştur. Geriye kalan 25 atım verisi ise USBM denklemini test etmek için kullanılmıştır. Buna göre elde edilen USBM denklemi aşağıda verilmiştir. Denklemin korelasyon katsayısı 0,80 değerinin üzerindedir.

$$PPV = 117.4(D/\sqrt{W})^{-1.095} \quad (5.3)$$



**Şekil 5.11:** USBM ölçekli mesafe denklemi grafiği.

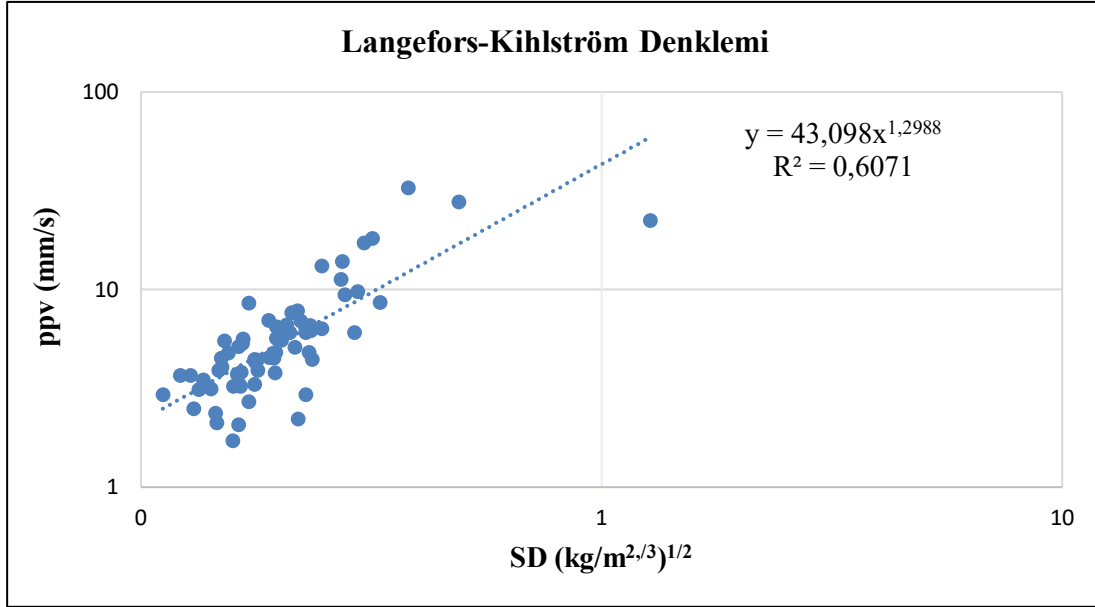
## 5.2 Ölçekli Mesafeye Dayalı Diğer Tahmin Modelleri

USBM ölçekli mesafe denklemine ek olarak farklı araştırmacılar tarafından önerilen ölçekli mesafe denklemleri de incelenmiştir. Bu denklemlerden Langefors-Kihlström, Ambraseys-Hendron ve Indian Standards denklemleri tıpkı USBM denklemi gibi ölçekli mesafeye dayalı üstel tahmin denklemlerindedir. Bu denklemler ile yukarıda belirtilmiş olan USBM denklemleri karşılaştırılarak hangi denklemin daha güçlü olduğu bilgisine ulaşılmaya çalışılmıştır.

İncelenen denklemlerden ilki Langefors-Kihlström ölçekli mesafe denklemidir. Tıpkı USBM ölçekli mesafe denklemi gibi SD ve ppv arasında bir korelasyon grafiği oluşturulmuş ve x ve y eksenleri logaritmik olarak ayarlandıktan sonra grafiğin eğrisi üssel olarak seçilerek Şekil 5.3'te görülebileceği üzere ölçekli mesafe denklemine ulaşılmıştır. Burada SD değeri  $\sqrt{\frac{W}{D^{2/3}}}$  değerine eşittir [25]. Denklemdaki diğer sabitler ise USBM denklemindeki gibi grafiğin denklemi ile ulaşılan değerlerdir. USBM denkleminde 0,686 olarak bulunan  $R^2$  denklemi bu denklemde 0,60 seviyelerinde gerçekleşmiştir. USBM denkleminin Langefors-Kihlström ölçekli mesafe denklemine göre daha yüksek bir  $R^2$  değerine sahip olması, USBM ölçekli mesafe denkleminin ppv değerini tahmin edebilme yeteneğinin daha fazla olacağı anlamına gelmektedir.

Denklemin genel formu eşitlik 5.4'te verilmiştir. Denklemin katsayıları Şekil 5.3'te görüldüğü gibidir.

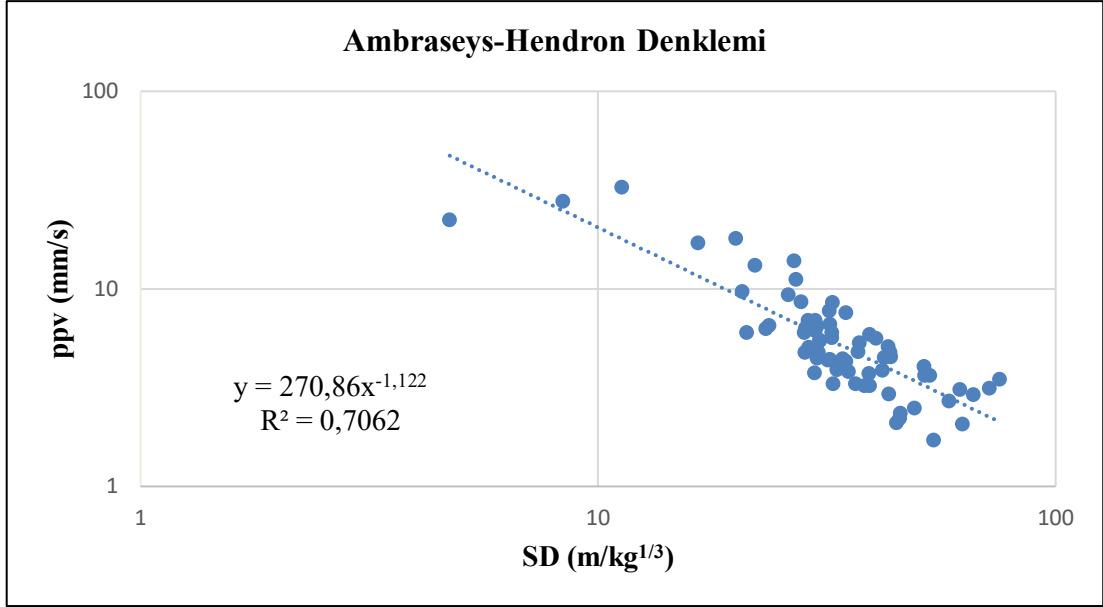
$$ppv = K \left( \sqrt{\frac{W}{D^{2/3}}} \right)^\beta \quad (5.4)$$



Şekil 5.2: Langefors-Kihlström ölçekli mesafe denklemi grafiği.

Kullanılan diğer ölçekli mesafe denklemi de Ambraseys-Hendron denklemidir. Bu yaklaşımda küp kök ölçekli mesafe kullanılmaktadır. Denklemin genel formu aşağıda eşitlik 5.5'de gösterilmiştir [26]. Bu denklem de daha önce anlatılan iki denklem ile aynı şekilde oluşturulmuştur. Elde edilen denkleme ait grafik ve denklemin K ve  $\beta$  katsayıları Şekil 5.4'te verilmiştir. Bu denklem için de USBM denklemi gibi 0,70 seviyelerine yakın bir  $R^2$  değeri elde edilmiştir.

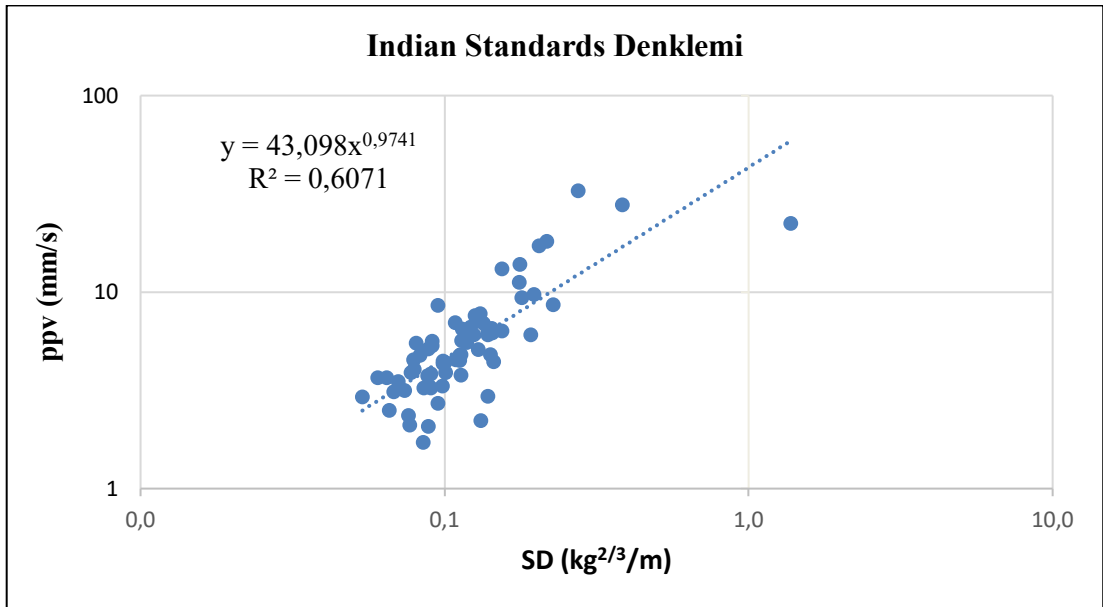
$$ppv = K \cdot \left( \frac{D}{W^{1/3}} \right)^{-\beta} \quad (5.5)$$



**Şekil 5.24:** Abraseys-Hendron ölçekli mesafe denklemi grafiği.

Indian Standards denkleminin genel formu aşağıdaki eşitlik 5.6'da gösterilmektedir [27]. Denklemi oluşturmak amacıyla kullanılan grafik Şekil 5.5'te verilmektedir. Grafikten de anlaşılacağı üzere  $R^2$  değeri 0,61 seviyelerindedir. Korelasyon katsayısı (R) ise 0,78'dir.

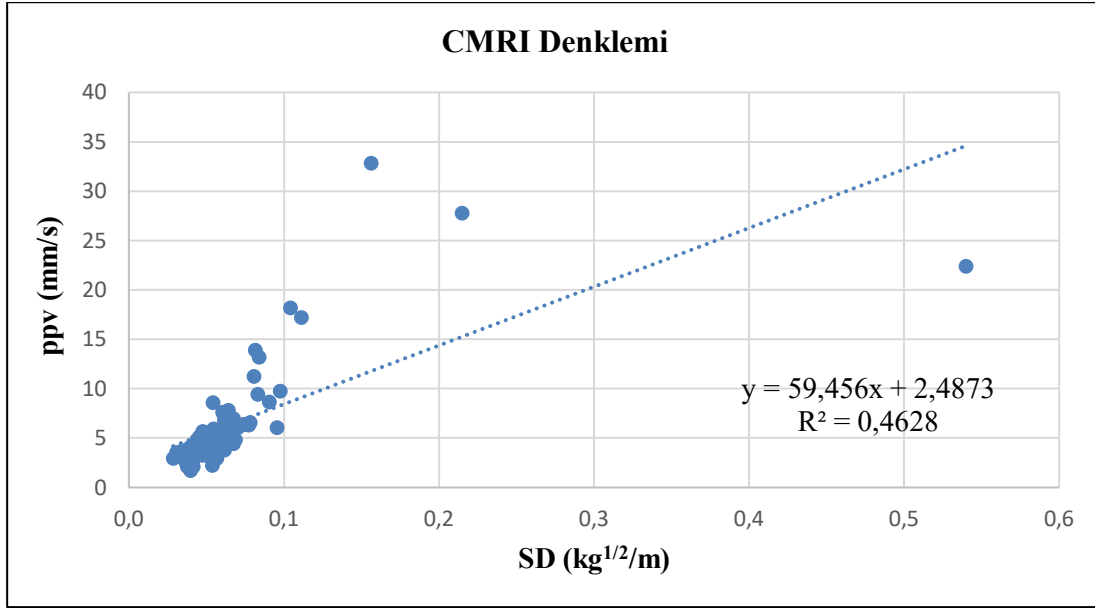
$$ppv = K. \left( \frac{W^{2/3}}{D} \right)^\beta \quad (5.6)$$



**Şekil 5.2:** Indian Standard ölçekli mesafe denklemi grafiği.

Ölçekli mesafeye dayalı tahmin denklemlerinden sonuncusu ise CMRI ölçekli mesafe denklemdir. Diğer denklemlerden farklı olarak bu denklemden grafik oluştururken eksenler logaritmik duruma getirilmez. Çünkü denklem doğrusal bir denklemdir. Denklem genel formu eşitlik 5.7’de gösterilmektedir [28]. CMRI denklemine ait grafik Şekil 5.6’da sunulmuş olup, denklemin katsayıları olan K değeri 59,47, n değeri ise 2,48 olarak hesaplanmıştır.

$$ppv = n + K\left(\frac{\sqrt{W}}{D}\right) \quad (5.7)$$



Şekil 5.2: CMRI ölçekli mesafe denklemi grafiği.

Davies ve diğerleri tarafından geliştirilen denklemde ise bir ölçekli mesafe sunulmadığı için denklem çok değişkenli regresyon analizi yapılarak bulunmuştur.  $R^2$  değeri 0,70 civarında bulunarak USBM denklemi ile elde edilen değerle neredeyse aynı seviyededir. Elde edilen bu sonuçları göre regresyon denklemi şu şekilde yazılır:

$$ppv = 10^{233,35} D^{-1,126} W^{0,416} \quad (5.8)$$

USBM ve diğer ölçekli mesafeye dayalı denklemler yukarıda analiz edilmiştir. USBM denklemi diğer denklemlerin çoğundan daha yüksek bir korelasyon değerine sahiptir. USBM denklemi en fazla kullanılan ve nisbi olarak araştırmacılar tarafından en güvenilir bulunan denklemlerden biridir. Bu tez kapsamında bundan sonraki incelemelerde, ölçekli mesafeye dayanan tahmin denklemi olarak USBM denklemi kullanılacaktır.

### 5.3 Çok Değişkenli Regresyon Analizi

Araştırma kapsamında ölçekli mesafe denklemlerine ek olarak ppv tahmini için birçok değişkenli regresyon denklemi geliştirilmiştir. Bir veri seti için çok değişkenli regresyon analizi farklı yöntemlerle yapılabilmektedir. Yapılan bu çalışmada regresyon analizi SPSS yazılımı kullanılarak, “enter” metodu ile oluşturulmuştur. Bu metoda göre, bağımsız değişkenler bir bütün olarak tek bir adımda işlenmekte, dolayısıyla elde edilen regresyon denklemi girdi parametrelerinin tümünü içermektedir. Denklem yoluyla tahmin edilecek olan bağımsız değişken parçacık hızıdır [29].

#### 5.3.1 Çok değişkenli regresyon denkleminin oluşturulması

SPSS yazılımında, bağımsız değişkenler S/B, H/B, SD olarak seçilirken, en yüksek parçacık hızı (ppv) bağımlı değişken olarak seçilmiştir. Delikler arası mesafe (S) ve basamak yüksekliği (H) oransan olarak ifade edildiğinden bu parametreler ayrıca denkleme katılmamıştır. Yine aynı şekilde, ölçekli mesafe parametresi (SD), formülasyon olarak patlatma noktası ile ölçüm istasyonu arasındaki mesafeyi (D) ve gecikme başına maksimum şarj miktarı (W) parametrelerini barındırdığından bu iki parametre de denkleme ayrıca katılmamıştır. Sonuç olarak, elde edilen denklem aşağıda verilmiştir.

$$ppv = (-4,993) \times S/B + (0,235) \times H/B - (0,605) \times SD + 22,685 \quad (5.9)$$

Bu denklemin elde edilmesinde kullanılan katsayılar SPSS yazılımı kullanılarak elde edilmiş olup Çizelge 5.1’de gösterilmiştir.

**Çizelge 5.31:** Regresyon analizi katsayıları.

Model		Standardize Edilmemiş Katsayılar		Standardize Edilmiş Katsayılar Beta	t	Anlamlılık
		B	Standart Sapma			
1	Sabit	22,685	3,909		5,803	0,000
	S/B	-4,993	3,289	-0,139	-1,518	-0,134
	H/B	0,235	0,531	0,040	0,443	0,659
	SD	-0,605	-0,075	-0,695	-8,011	-0,000

Ayrıca regresyona ait model özeti ve varyans analizi (ANOVA) de sırasıyla Çizelge 5.2 ve 5.3'te verilmiştir. Yapılan analizde, kareler toplamı değerlerinin regresyon kısmı bağılı değişkenin açıklanan miktarı hakkında bilgi verirken; artık kısmı ise model ile bağımlı değişkenin açıklanamayan değişim miktarı hakkında bilgi verir. Serbestlik derecesi (df), istatistiksel olarak hesaplamada yer alan parametrelerin değişim özgürlüğünü ifade etmektedir. Karekök ortalama ise kareler toplamı değerinin serbestlik derecesine oranı ile elde edilmekte olup, değişimdeki dalgalanmayı ifade etmektedir. Çizelge 5.3'te de görüldüğü gibi regresyon ve artık kısmın ortalama karekökleri birbirine oranlandığında F değeri bulunmaktadır. F değerinin bir anlam ifade etmesi için, F'nin % 95 anlamlılık düzeyindeki tablo değerine bakılmalıdır. Fakat, SPSS yazılımı F'nin karşılık geldiği anlamlılık değerini yani p değerini verdiğinden tablodan değer okumaya gerek kalmamaktadır. Anlamlılık değerimiz 0,05'ten küçükse girdi ve çıktı parametreleri arasında bir farklılık olduğu söylenebilir [30].

**Çizelge 5.32:** Çok değişkenli regresyon modelinin özeti.

Model	R	R Kare	Ayarlanmış R <sup>2</sup>	Tahmindeki Standart Hata
1	0,716	0,513	0,490	3,99826

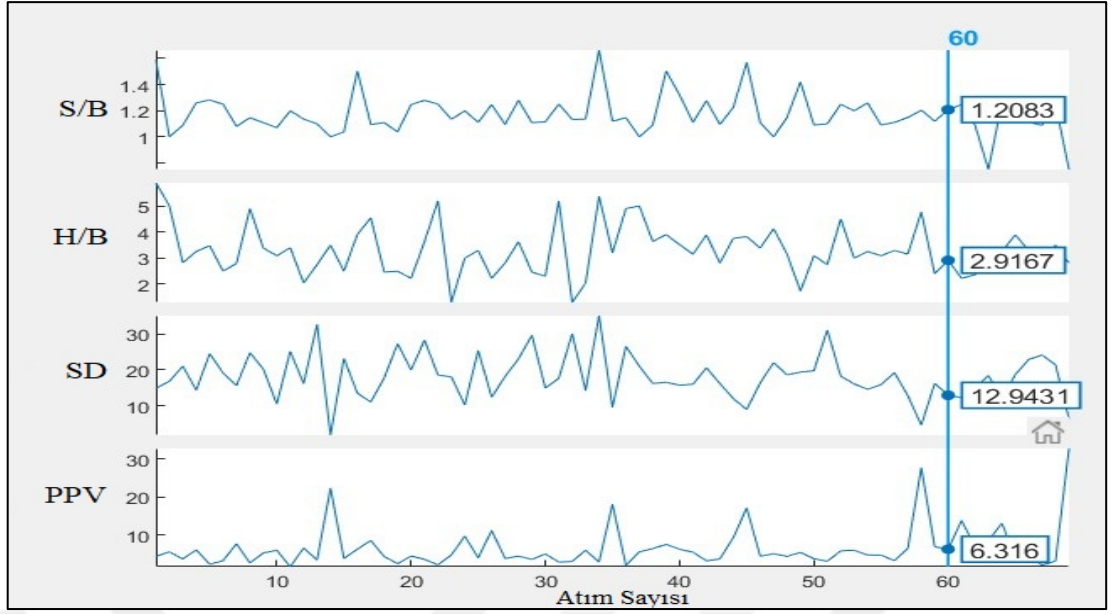
Bağımsız değişkenler: H/B, S/B, SD

**Çizelge 5.3:** Varyans analizi sonuçları.

Model		Kareler Toplamı	df	Ortalama Karekök	F	Anlamlılık
1	Regresyon	1093,741	3	364,580	22,806	0,000
	Artık	1039,094	65	15,986		
	Toplam	2132,835	68			

Bağımlı değişken: ppv  
Bağımsız değişkenler: S/B, H/B, SD

Çoklu regresyon modeli oluşturulurken 69 ölçüm verisini içeren bir veri seti kullanılmıştır. Şekil 5.7'de kullanılan bağımlı değişkenler ve bağımsız değişkene (ppv) ait ölçülen tüm değerler grafiksel olarak gösterilmiştir.



Şekil 5.3: Model oluşturulurken kullanılan veri setine ait grafik.



## 6. MAKİNE ÖĞRENMESİ YÖNTEMİ İLE OLUŞTURULAN TAHMİN MODELLERİ

Günümüzde patlatma kaynaklı yer sarsıntısı tahmini yapılırken, geleneksel tahmin denklemlerine olan üstünlüklerinden dolayı makine öğrenmesi yöntemleri tercih edilmeye başlanmıştır. Makine öğrenmesi tekniği, tanımlanan verileri analiz etmek ve başarılı bir tahmin elde edebilmek için programlanan algoritmaları kullanan bir yapay zekadır. Mühendislik alanında kullanılan çok farklı makine öğrenmesi yöntemleri mevcuttur. Yapılan bu tez çalışmasında üç farklı makine öğrenmesi yöntemi kullanılarak modeller oluşturulmuş ve bu modeller hem birbirleri ile hem de geleneksel yer sarsıntısı tahmin modelleri ile karşılaştırılmıştır. İleri tahmin modelleri geliştirmek için, ANFIS (Uyarlamalı Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi), SVM (Destek Vektör Makineleri) ve GPR (Gauss Süreç Regresyonu) teknikleri kullanılmıştır.

Modeller oluşturulurken daha önce de belirtildiği üzere S/B, H/B, SD parametreleri delikler arası mesafe, dilim kalınlığı, basamak yüksekliği, aynı anda patlayan şarj miktarı gibi önemli patlatma parametrelerini içerdiğinden input yani girdi olarak, maksimum parçacık hızı ise (ppv) output yani çıktı olarak tanımlanmıştır. Belirtilen girdi parametreleri isteğe bağlı olarak artırılabilen olup, artışa bağlı olarak modelin karmaşıklaşacağı göz önünde bulundurulmuştur. Optimum sayıda parametre ile en verimli modelin kurulması hedeflenmiştir.

### 6.1 ANFIS

Son yıllarda, literatürde göze çarpan çalışmaların başında yapay zekâ ve esnek hesaplama yöntemleri bulunmaktadır. ANFIS metodu doğrusal olmayan problemleri çözebilme, kullanım kolaylığı ve hızlı hesaplama gibi nedenlerden dolayı tercih edilmektedir. Günümüzde problem çözmede birçok araştırmacı tarafından geleneksel yöntemlere alternatif olarak kullanılmaktadır. Yapılan bu çalışmada ilk aşamada, veriler ANFIS yöntemi kullanılarak işlenmiş ve bir tahmin modeli oluşturulmuştur.

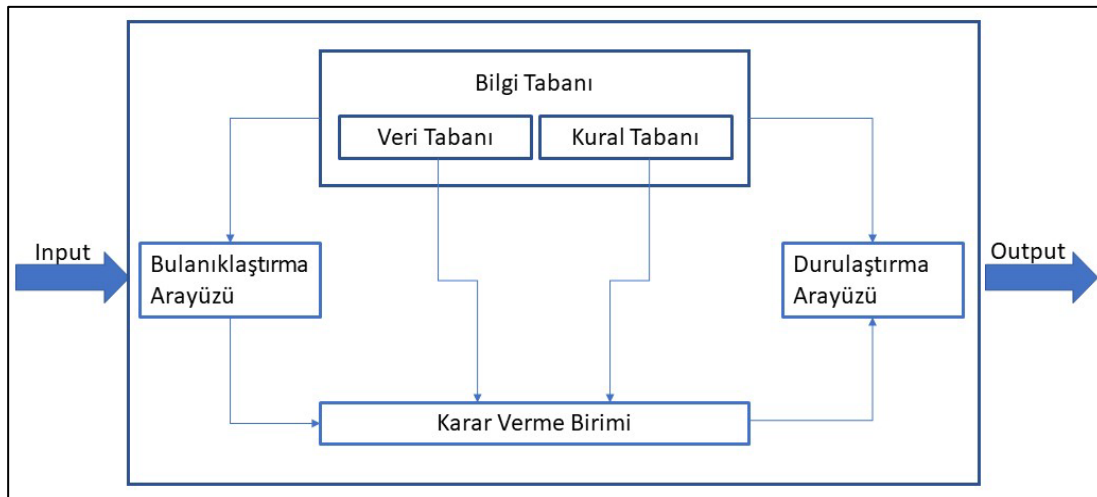
ANFIS hem yapay sinir ağlarını hem de bulanık mantık ilkelerini birleştiren Takagi-Sugeno bulanık sistemine dayanan bir tür sinir ağıdır. İlk olarak 1993 yılında Jang tarafından geliştirilmiştir [31]. Sugeno tipi bulanık çıkarım sistemleri (FIS), üyelik fonksiyonu parametrelerini kullanır. Tek bir çıktıya yani output değerine dayalı bulanık IF-THEN kurallarını tanımlamayı hedefler. Bunun için hibrit bir öğrenme algoritması ile birlikte en küçük kareler ve geri yayılım gradyan iniş yöntemlerinin bir kombinasyonunu kullanır [32].

### 6.1.1 ANFIS genel yapısı

ANFIS, yapı olarak, bulanık çıkarım sistemindeki if-then kuralları ile giriş ve çıkış bilgi çiftlerinden oluşur. ANFIS, tanımlanan problem için olası tüm kuralları ve düzenlemeleri atayabilir veya araştırmacıların veriler yardımıyla kuralları belirlemesine izin verir [33].

Temel Fuzzy çıkarım sistemi Şekil 6.1’de de görüldüğü gibi beş bloktan oluşmaktadır:

- Bulanık if-then kuralı içeren bir kural tabanı,
- bulanık kurallarda kullanılan bulanık kümelerin üyelik fonksiyonlarını tanımlayan bir veri tabanı,
- kurallar üzerinde çıkarım işlemlerini gerçekleştiren bir karar verme birimi,
- kesin girdileri dilsel değerlerle eşleşme derecelerine dönüştüren bir bulanıklaştırma arayüzü,
- çıkarımın bulanık sonuçlarını net bir çıktıya dönüştüren bir durulaştırma arayüzü [31].

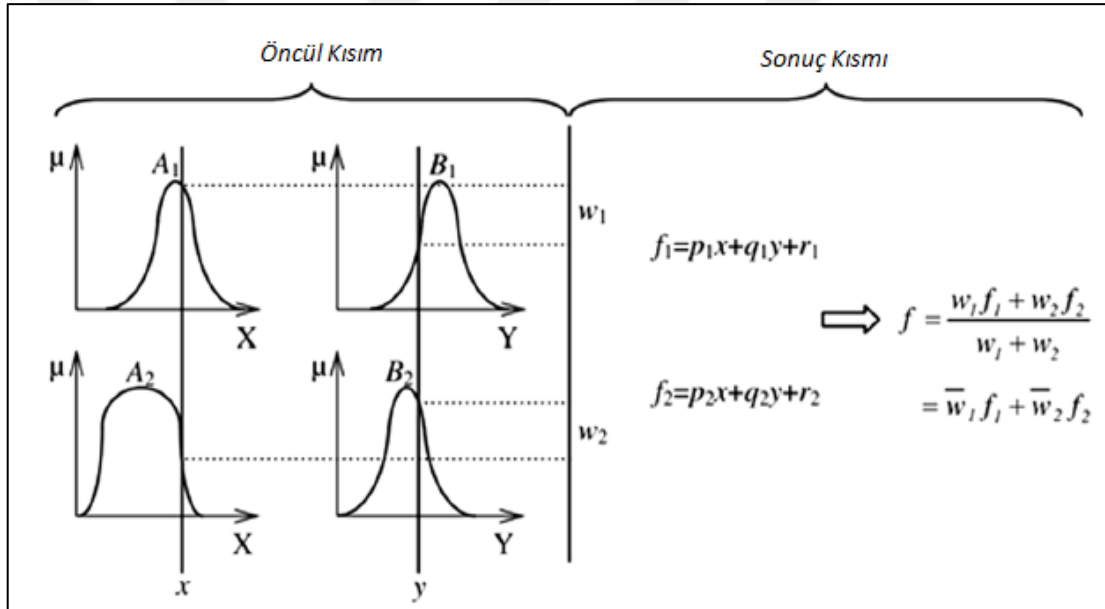


Şekil 6.1: Fuzzy çıkarım sistemi [31].

Literatürde birkaç tür bulanık çıkarım önerilmektedir. Bulanık çıkarım türlerine ve if-then kurallarına bağlı olarak, çoğu bulanık çıkarım sistemi üç tipte sınıflandırılır. Bu çalışmada oluşturulan model Type-3 kullanılarak yapılmış olup, birinci dereceden iki girişli ve iki kurallı, öncül ve sonuç bölümlerinden oluşan ANFIS Sugeno bulanık modeli Şekil 6.2’de verilmiştir. Buna göre kural tabanının iki bulanık kural kümesi içerdiği varsayılmaktadır ki bu kümeler iki girdi ve bir çıktıdan oluşan bir FIS’in eğer-o zaman (if-then) kuralına tabidir.

- Kural 1: Eğer,  $x, A_1$  ve  $y, B_1$  ise, o zaman  $f_1 = p_1x + q_1y + r_1$
- Kural 2: Eğer,  $x, A_2$  ve  $y, B_2$  ise, o zaman  $f_2 = p_2x + q_2y + r_2$

Burada  $A_1, A_2, B_1$  ve  $B_2, x$  ve  $y$  girdileri için tanımlanmış üyelik fonksiyonları;  $p_1, q_1, r_1, p_2, q_2$  ve  $r_2$  çıkış fonksiyonu parametreleridir [31].



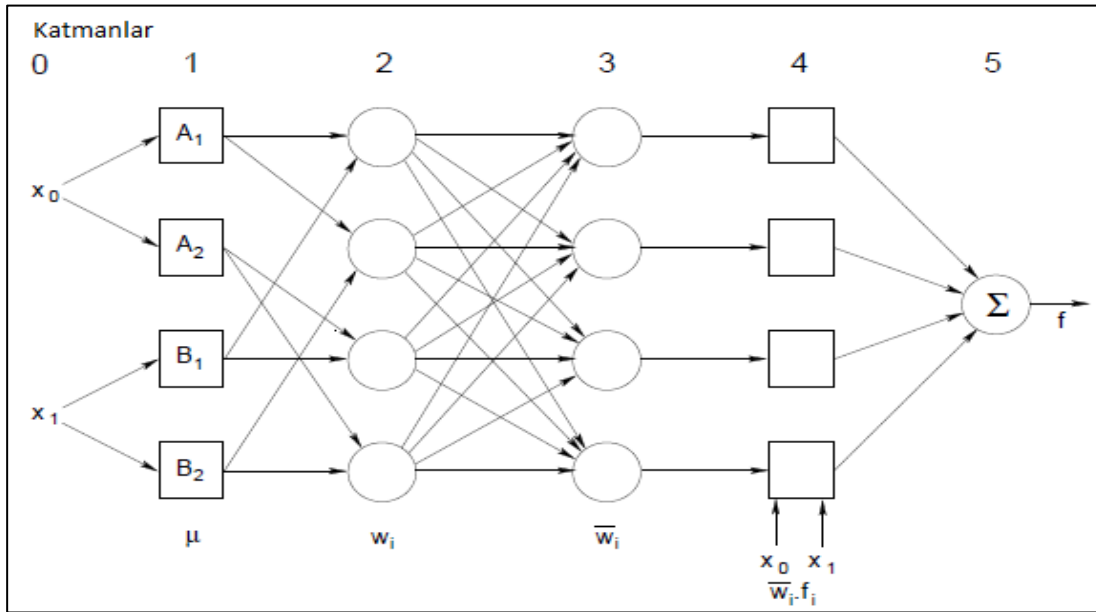
Şekil 6.1: Birinci dereceden iki girişli ve iki kurallı “Sugeno Bulanık Modeli” [31].

### 6.1.2 ANFIS katmanları

Model oluştururken, sahada elde edilen veriler yani girdi parametreleri (input) bir dizi katmandan geçerek çıktı değerine (output) ulaşmamızı sağlamaktadır. ANFIS eşdeğer mimarisi Şekil 6.3’te de görüldüğü gibi altı katmandan oluşmaktadır.

Aşağıda verilen ANFIS katmanlarını gösteren şekilde görüldüğü gibi katmanlarda bulunan düğüm noktaları statik ve dinamik olabilmektedir. Dairesel olan düğüm noktaları statik iken, kare şeklindeki düğüm noktaları dinamiktir yani uyarlanabilir ve eğitime esnasında değişebilmektedir [34]. Çıktılar bu düğümlerle ilgili parametrelere

bağlıdır ve öğrenme kuralı, önceden belirlenmiş bir hata kriterini en aza indirmek için bu parametrelerin nasıl değiştirilmesi gerektiğini belirtir [31].



Şekil 6.1: Eşdeğer ANFIS mimarisi [35].

Jang'a göre ANFIS, 6 katmandan oluşmakta ve şu şekilde tanımlanmaktadır:

- Katman 0, giriş katmanıdır. Her bir düğümden alınan giriş sinyali sonraki katmanlara iletilir. Bu katmanda tüm parametreler öncül parametreler olarak adlandırılır.
- Katman 1, bulanıklaştırma (fuzzification) katmanıdır. Bu denklemden,  $\mu_{A_i}$  üyelik fonksiyonunu temsil etmektedir.

$$O_i^1 = \mu_{A_i}(x) \quad (6.1)$$

Burada  $x$ ,  $i$  düğümünün girdisidir ve  $A_i$ , bu düğüm işleviyle ilişkili dilsel etikettir (küçük, büyük, vb.). Başka bir deyişle,  $O_i^1$ ;  $A$ 'nın üyelik fonksiyonudur ve verilen  $x$ 'in  $A_i$  niceleyicisini karşılama derecesini belirtir [31].

- Katman 2, kural katmanıdır. Bu katmandaki her düğüm, girdi değerlerinin çarpımını hesaplar ve yukarıdaki denklemden olduğu gibi çıktı olarak ürünü verir.

$$O_{2,i} = \omega_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(x), \quad i = 1,2. \quad (6.2)$$

- Katman 3, normalizasyon katmanıdır. Çıktı, i. kuralın ateşleme seviyesinin tüm kuralların ateşleme seviyesinin toplamına oranıdır.

$$O_{3,i} = \bar{\omega}_i = \frac{\omega_i}{\sum_{j=1}^R \omega_j} \quad (6.3)$$

Burada,  $\omega_i$ , Katman 2’de hesaplanan i. kuralın ateşleme seviyesidir.

- Katman 4, uyarlanabilir düğümlerden oluşan bir katmandır. Bu katmandaki her düğüm, çok katmanlı ileri beslemeli sinir ağının hata fonksiyonu kullanılarak fonksiyon katsayılarının uyarlandığı doğrusal bir fonksiyon hesaplar.

$$\bar{\omega}_i f_i = \bar{\omega}_i (p_0 x_0 + p_1 x_1 + p_2) \quad (6.4)$$

$p_i$  değerleri,  $i = n+1$  olmak üzere, n sistemin input sayısıdır (yani Katman 0’daki düğüm sayısıdır). Bu örnekte, iki değişken ( $X_1$  ve  $X_2$ ) olduğundan, Katman 4’te üç parametre ( $p_0$ ,  $p_1$  ve  $p_2$ ) vardır ve  $\bar{\omega}_i$  Katman 3’ün çıktısıdır.

- Katman 5, Katman 4’teki düğümlerin net çıktılarının toplamı olan çıktı katmanıdır. Çıktı şu şekilde hesaplanır:

$$\sum_i \bar{\omega}_i f_i = \frac{\sum_i \omega_i f_i}{\sum_i \omega_i} \quad (6.5)$$

Burada,  $\bar{\omega}_i f_i$ , katman 4’teki i düğümünün çıktısıdır. Bulanık sistemin genel çıktısı ise kural sonuçlarının toplamıdır.

ANFIS, ağı eğitmek için hibrit bir öğrenme algoritması kullanır. Katman 1’deki parametreler için geri yayılım algoritması kullanılırken, Katman 4’teki parametreleri eğitmek için en küçük kareler yaklaşımının bir varyasyonu kullanılır [35].

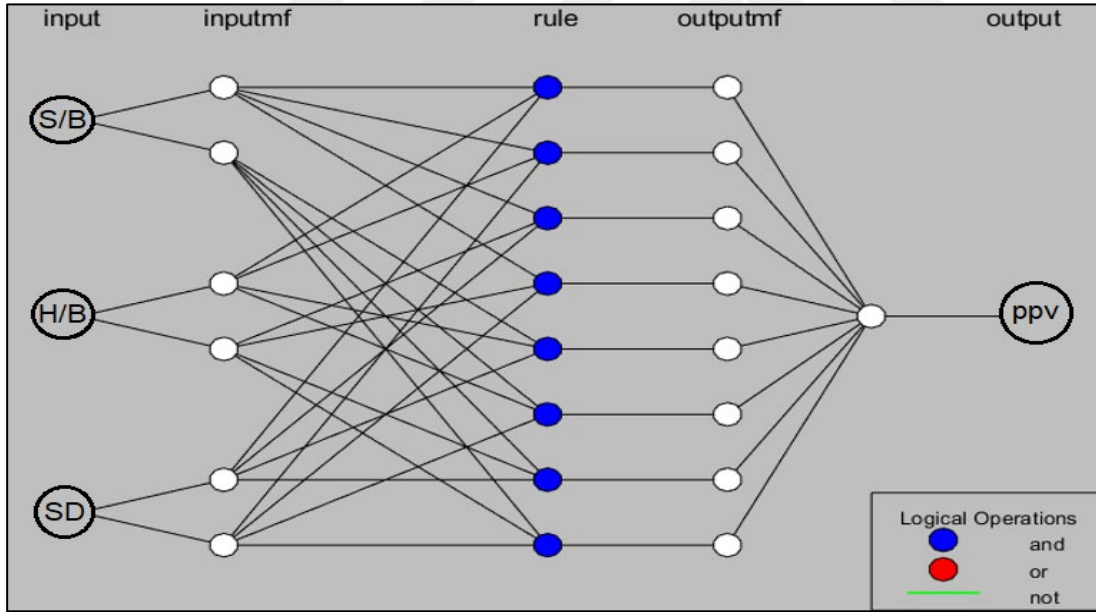
### 6.1.3 ANFIS modelinin oluşturulması

Yukarıda da belirtildiği gibi, ANFIS öğrenmeyi ve adaptasyonu sağlamak için geri yayımlı gradyan iniş yöntemiyle en küçük kareler yönteminin bir kombinasyonu olan hibrit bir öğrenme algoritması kullanmaktadır. Yani ANFIS, yapay sinir ağı öğrenme yöntemlerini kullanarak sisteme aktarılan veri setlerinin sonucu bilinmeyen çıktı değerlerinin tahmin modellerinin oluşturulmasında kullanılmaktadır.

Her şeyden önce, ANFIS ile bir model oluşturulurken bir veri seti hazırlanmalı ve model oluşturulmadan önce elde edilen veri setinin eğitme ve test verisi olarak

ayrılması gerekmektedir. Genel olarak toplam verinin %60 - 70 kadarı eğitim için ayrılmakta, geri kalan veriler ise test aşamasında kullanılmaktadır.

Oluşturulan model MATLAB yazılımı kullanılarak elde edilmiştir. Öncelikle eğitim verileri tanımlanarak modellemeye başlanmaktadır. Eğitim verileri 3 girdi parametresinden ve 1 çıktı parametresinden oluşmaktadır. Modelin girdi parametreleri bağımsız parametreler iken çıktı parametresi bağımlı parametredir. Oluşturulan bu modelde kullanılan girdi ve çıktı parametreleri çok değişkenli regresyon analizinde uygulanan parametrelerle aynıdır ve bunlar, delikler arası mesafe – dilim kalınlığı oranı (S/B), basamak yüksekliği – dilim kalınlığı oranı (H/B), ölçekli mesafe (SD) ve maksimum parçacık hızıdır (ppv). Modele ait genel ANFIS mimarisi Şekil 6.4'te sunulmuştur. Girdi katmanından sonra, ardışık olarak dört katman bulunmaktadır. Bunlar, girdi üyelik fonksiyonu, kural, çıktı üyelik fonksiyonu ve çıktı katmanlarıdır. Kural sayısı girdi üyelik fonksiyonu sayısına göre belirlenmektedir [36]. Girdi üyelik fonksiyonlarının çarpımı ( $2 \times 2 \times 2$ ) sekiz kural oluşturmuştur. Çıktı üyelik fonksiyonu tipi ise sabit (constant) olarak seçilmiştir.



Şekil 6.1: Geliştirilen ANFIS mimarisi.

Oluşturulan bu model ile bağımsız test atımları kullanılarak ppv tahmini yapılmaktadır. Model için hata kriteri olarak ortalama karekök hata (OKH) kullanılmıştır ve her üyelik fonksiyonu için ayrı ayrı hesaplanmıştır. Burada  $y_i$  ve  $x_i$  sırasıyla tahmin edilen ve ölçülen değerler,  $n$  ise örnekleme sayısıdır.

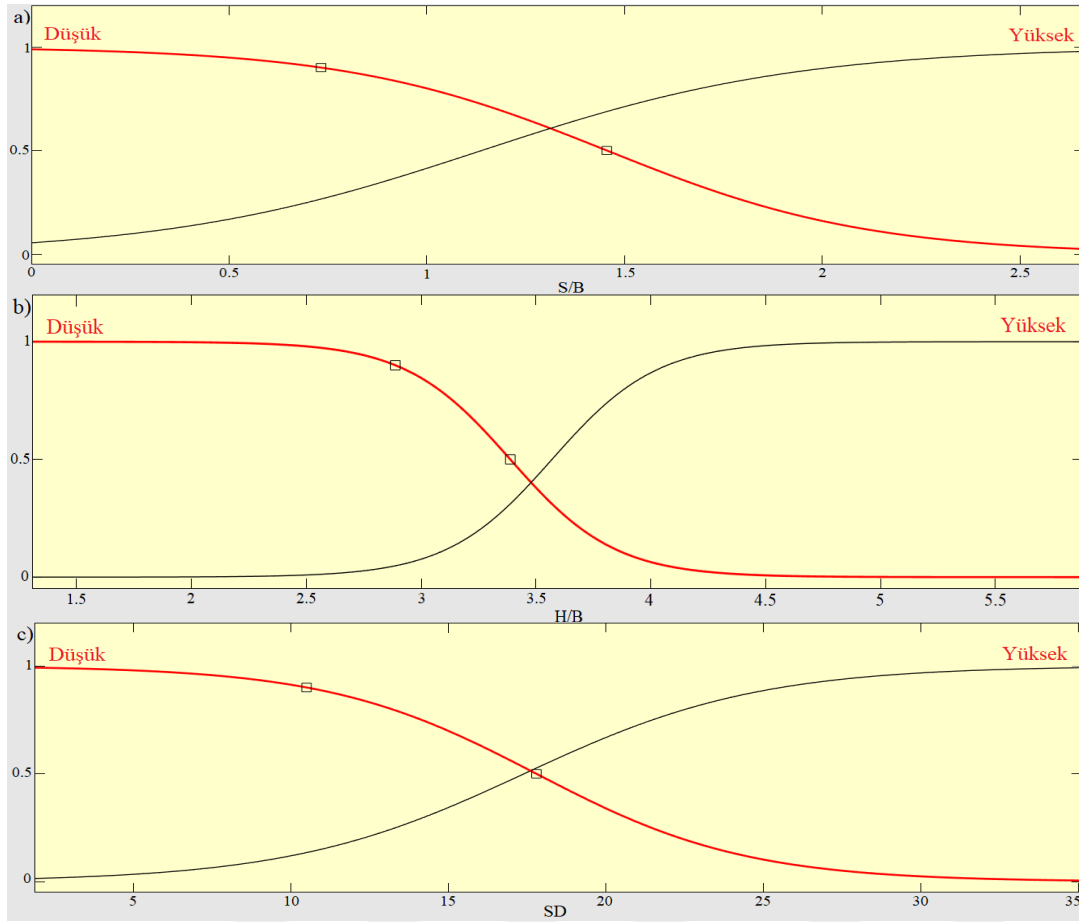
$$OKH = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2} \quad (6.6)$$

Hazırlanan bu çalışmada, 95 adet olan atım sayısının 69'u eğitime, geri kalan 26'sı ise test verisi olarak kullanılmıştır. Eğitime ve test verisi yazılımda tanımlandıktan sonra, ANFIS arayüzünde her bir girdi için üyelik fonksiyonu sayısı ve üyelik fonksiyonu tipi atanmıştır. Eğitime işlemine başlamadan önce, optimizasyon metodu "hybrid", hata toleransı sıfır ve çevrim eğitim sayısı 130 olarak seçilmiştir. Üyelik fonksiyonu sayısı deneme-yanılma yoluyla ayrı ayrı denenmiş ve nihai olarak 2-2-2 olarak belirlenmiştir. Üyelik fonksiyon tipi, yazılımın bize sunduğu 8 farklı üyelik fonksiyonu tipinden en düşük hata değerine sahip olan Sigmoidal (tam simetrik) üyelik fonksiyonu olarak seçilmiştir. Çizelge 6.1'de belirtilen diğer fonksiyonlarla da modeller oluşturulmuş ancak seçilen fonksiyonun yakaladığı başarıyı ulaşamamıştır.

**Çizelge 6.1:** Üyelik fonksiyonlarına ait hata değerleri.

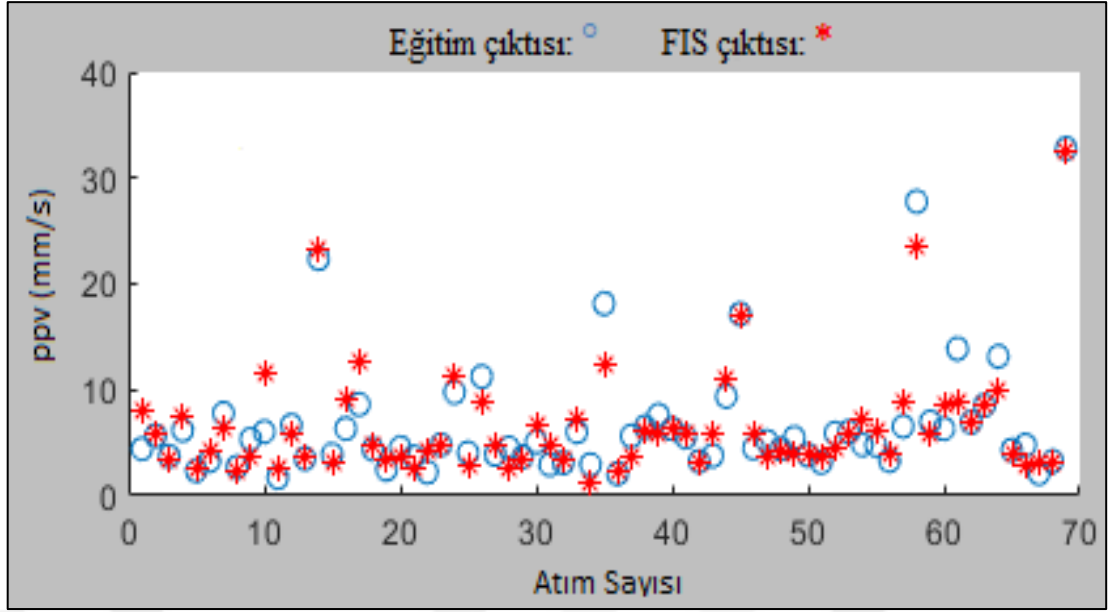
Üyelik Fonksiyonu Tipi	Matlab Kodu	Hata Değeri
Üçgen Üyelik Fonksiyonu	trimf	3,39081
Yamuk Üyelik Fonksiyonu	trapmf	3,12354
Çan Şekilli Üyelik Fonksiyonu	gbellmf	2,93418
Gauss Üyelik Fonksiyonu (tam simetrik)	gaussmf	2,9796
Gauss Üyelik Fonksiyonu	gauss2mf	3,10953
Pi Üyelik Fonksiyonu	pimf	3,67426
Sigmoidal Üyelik Fonksiyonu (tam simetrik)	dsigmf	1,86605
Sigmoidal Üyelik Fonksiyonu	psigmf	1,86617

Oluşturulan Sigmoidal üyelik fonksiyonuna ait girdi parametrelerinin grafiği Şekil 6.5'te verilmiş, oluşturulan model düşük ve yüksek olmak üzere iki dilsel değişken ile kurulmuştur. Şekilde verilen bu grafikler eğitime işlemi tamamlandıktan sonra elde edilebilmektedir.



**Şekil 6.1:** Girdi parametrelerine ait üyelik fonksiyonu grafikleri.

Seçilen üyelik fonksiyon tipi ile eğitilen 69 adet atıma ait ANFIS modelinin eğitime performansı Şekil 6.6’da sunulmuştur. Şekildeki mavi yuvarlaklar gerçek veriyi, kırmızı yıldızlar modelin çıktısını yani tahmin değerlerini temsil etmektedir. Modeldeki en büyük sapmalar 10, 15, 16, 35, 58, 61 ve 62 nolu atımlarda gözlenirken, en iyi tahminler ise 2, 3, 12, 20, 32, 36, 38, 40, 42, 50, 51, 53, 62, 63, 65 ve 69 nolu atımlarda elde edilmiştir.



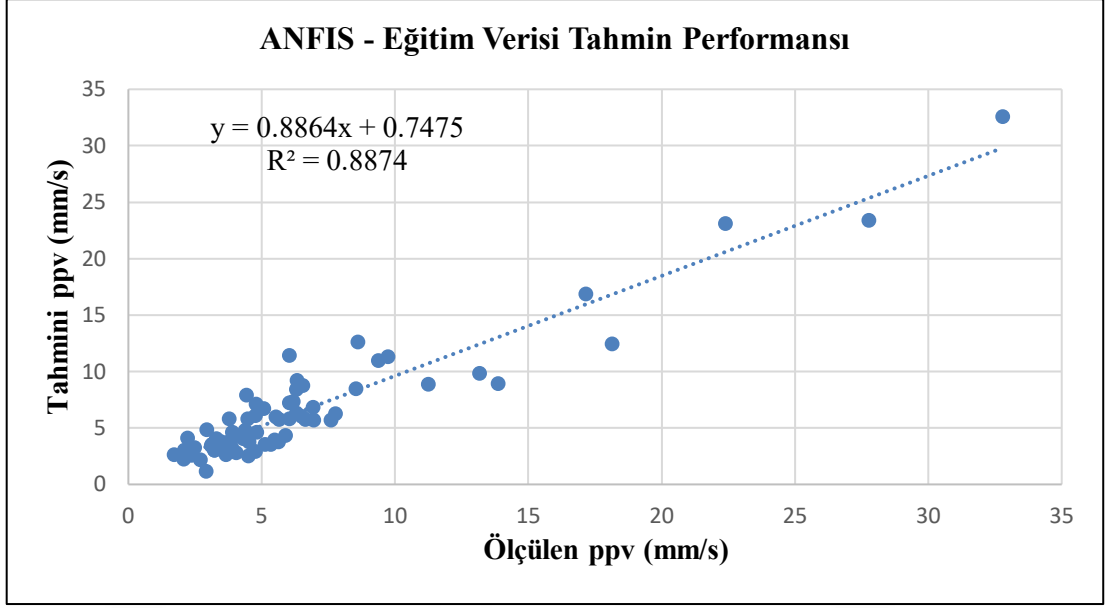
**Şekil 6.1:** ANFIS eğitime aşamasındaki gerçek ve tahmini değerleri.

H/B, S/B ve SD girdileri ile oluşturulmuş, girdi parametreleri için düşük ve yüksek olmak üzere iki dilsel değişken içeren model, 8 ( $2^3$ ) kuraldan oluşmaktadır. Bu değişkenler, modelin “if-then” kuralları olarak 8 adet koşullu ifade üretmektedir. Modelin formüle edilmiş kuralları Çizelge 6.2’de verilmiştir.

**Çizelge 6.1:** Modelin "if-then" kuralları.

Kural No:	Tanımlanan “eğer-o zaman” kuralları
1	If (S/B is in1mf1) and (H/B is in2mf1) and (SD is in3mf1) then (output is out1mf1)
2	If (S/B is in1mf1) and (H/B is in2mf1) and (SD is in3mf2) then (output is out1mf2)
3	If (S/B is in1mf1) and (H/B is in2mf2) and (SD is in3mf1) then (output is out1mf3)
4	If (S/B is in1mf1) and (H/B is in2mf2) and (SD is in3mf2) then (output is out1mf4)
5	If (S/B is in1mf2) and (H/B is in2mf1) and (SD is in3mf1) then (output is out1mf5)
6	If (S/B is in1mf2) and (H/B is in2mf1) and (SD is in3mf2) then (output is out1mf6)
7	If (S/B is in1mf2) and (H/B is in2mf2) and (SD is in3mf1) then (output is out1mf7)
8	If (S/B is in1mf2) and (H/B is in2mf2) and (SD is in3mf2) then (output is out1mf8)





**Şekil 6.1:** ANFIS eğitim verisi ppv tahmin performansı.

## 6.2 Destek Vektör Makineleri

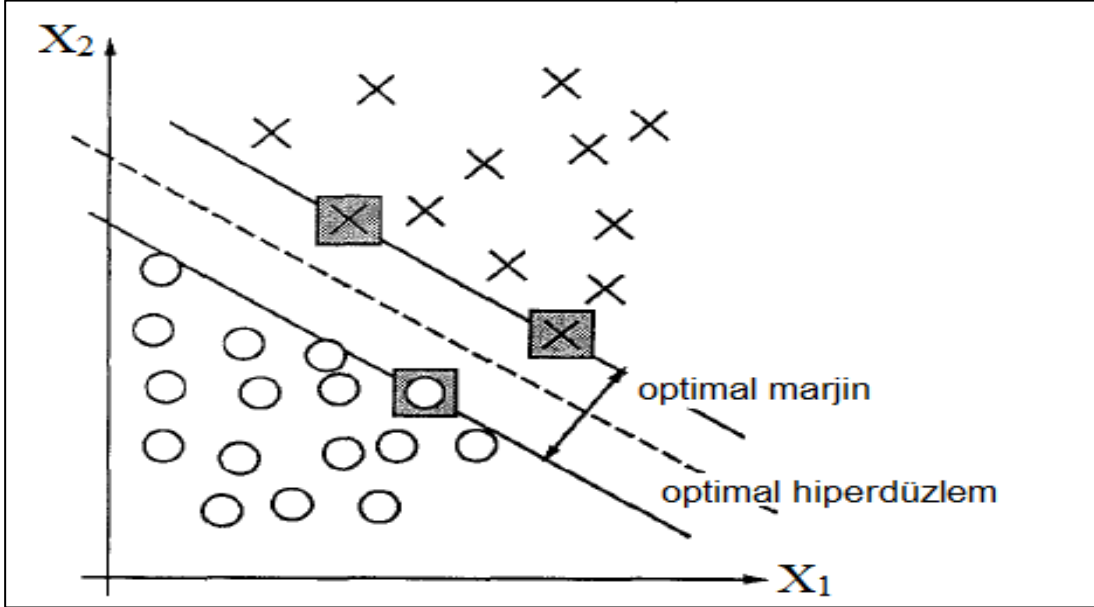
Tez kapsamında patlatma kaynaklı yer sarsıntısı tahminine yönelik oluşturulan makine öğrenmesi yöntemlerinden biri de Destek Vektör Makineleri modelidir. Destek Vektör Makineleri (SVM), istatistiksel öğrenme teorisine dayanan denetimli bir makine öğrenme yöntemidir. Sınıflandırma ve regresyon analizi için çok kullanışlı bir yöntemdir [38]. SVM, bir girdi uzayını yüksek boyutlu bir uzaya dönüştürmek için bir çekirdek işlevine dayalı doğrusal olmayan bir eşleme kullanır ve daha sonra yüksek boyutlu uzayda girdiler ve çıktılar arasında doğrusal olmayan bir ilişki arar. SVM, yalnızca titiz bir teorik altyapıya sahip olmakla kalmaz, aynı zamanda küçük eğitim örnekleri, yüksek boyut, doğrusal olmayan ve yerel optimum ile ilgili problemler için küresel optimal çözümler bulabilir [39].

### 6.2.1 Destek vektör makineleri genel yapısı

Destek vektör makineleri (SVM), girdi verilerini iki sınıf arasındaki en büyük ayrımı temsil eden yüksek boyutlu bir alana dönüştürmek için kernel fonksiyonlarını kullanılır. Veri grupları arasındaki ayrım ne kadar büyükse SVM'nin performansı da o derece iyi olacaktır [40].

Şekil 6.9'da görüldüğü üzere, burada optimal bir hiper düzlem, iki sınıfın vektörleri arasındaki maksimum marjı olan lineer karar fonksiyonu olarak tanımlanır. Destek

vektörleri, şekilde gri kareler ile belirtilmiştir ve bunlar iki sınıfı ayıran en büyük marjin olarak tanımlanır [41].



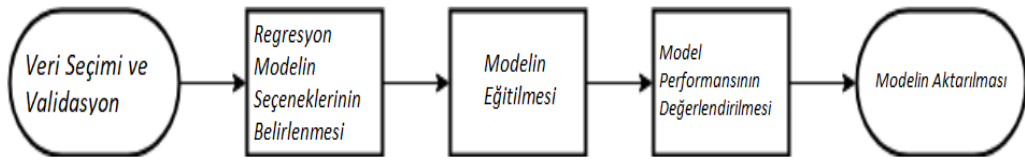
Şekil 6.2: İki boyutlu uzayda destek vektörleri [41].

### 6.2.2 SVM modelinin oluşturulması

Bu model Matlab 2017b ve sonraki sürümlerinde yayımlanmış olan Regression Learner uygulaması kullanılarak oluşturulmuştur. Bu uygulamada kullanıcılar regresyon modellerini otomatik olarak eğitmek ve doğrulamak için uygulama tarafından sunulan birçok farklı yöntem arasından istenilen modeli seçebilmektedir. Birden fazla model eğitildikten sonra, en iyi modeli seçmek için karşılaştırma yapılmaktadır. Bu uygulama ile verileri içe aktarmak, özelliklerini seçmek, modelleri eğitmek ve sonuçları değerlendirmek mümkündür. Regression Learner uygulaması, doğrusal regresyon (LR) modelleri, karar ağaçları (DT), gaus süreç regresyon (GPR) modelleri, destek vektör makineleri (SVM) ve ağaç modelleri toplulukları gibi yaygın kullanılan regresyon yöntemlerini içerir [42].

Model oluşturmak için öncelikle daha önceki modellerde de kullanılan 69 adet atıma ait eğitim verisi ve 26 bağımsız test verisi (maksimum parçacık hızı hariç) yazılımda içe aktarılır. Uygulama, kullanıcıya doğrulama için üç farklı seçenek sunmaktadır. Çapraz Doğrulama (Cross-Validation) ve Yüzdesel Doğrulama'nın (Hold-out Validation) yanı sıra, Doğrulamasız (No-Validaiton) yöntem de seçilebilir. Çapraz doğrulama ile veri setleri aşırı uyum sağlamayı önlemek, yani makinenin ezber yapmasını engellemek için katlara bölünür. Bölünen her kat için doğruluk tahmini

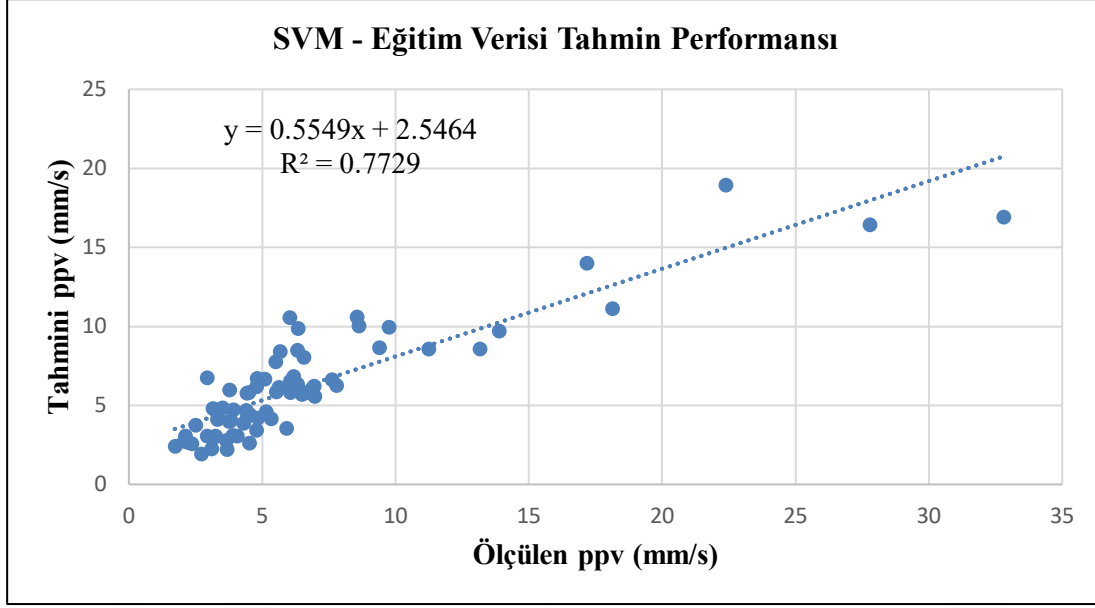
yapılır. Bu yöntem ile eğitme verisini minimum 2, maksimum 50 kümeye bölmek mümkündür. Yüzdesel yani hold-out doğrulamasında, veri seti yüzdesel olarak katlara ayrılmaktadır. Bu yöntem daha büyük veri setleri için elverişlidir. Doğrulamasız yöntemde ise makinenin aşırı uyum sağlanmasına karşı herhangi bir koruma yoktur. Bu durumda makine öğrenmesi modelinin ezber yapması ve aşırı öğrenme probleminin ortaya çıkması beklenebilir. Yapılan bu çalışmada verilerin doğrulanması için deneme yanılma yoluyla bütün olasılıklar incelenmiştir. Buna göre, en iyi sonuçlar kümeleme sayısının 5 olduğu çapraz doğrulama tekniği ile elde edilmiştir. Aksi durumlarda tahmin sonuçlarında birbiriyle aynı çıkan birçok değer elde edilmiştir. Regression Learner uygulamasındaki regresyon modellerine ait ortak iş akışı Şekil 6.10'da verilmiştir.



**Şekil 6.2:** Regresyon modellerine ait ortak iş akışı.

Çapraz doğrulama metodu seçilip kümeleme sayısı 5 olarak belirlendikten sonra model oluşturmak için bir sonraki adıma geçilmiş, model eğitimi başlatılmış ve en düşük OKH değerine ait destek vektör makineleri modeli (SVM Quadratic) belirlenmiştir. Belirlenen model daha sonra kaydedilmiş ve bir kod yardımıyla test verisinin tahmini maksimum parçacık hızı (ppv) değerlerine ulaşılmıştır.

Destek vektör makineleri ile oluşturulan modelin eğitme aşamasında maksimum parçacık hızı (ppv) tahmin yeteneğini tespit etmek için korelasyon katsayısı incelenmiştir. Determinasyon katsayısı ( $R^2$ ) Şekil 6.11'de görüldüğü üzere 0,7729 olarak bulunmuştur. Bu sonuca göre, eğitim için ppv tahmin performansının başarılı olduğu ve makinenin ezber yapmadan çalıştığı söylenebilir. Ayrıca, tahmin edilen değerler için ortalama mutlak hata (OMH) kriteri de incelenmiş ve bu değer 1,75 seviyelerinde bulunmuştur.



Şekil 6.2: SVM eğitim verisi ppv tahmin performansı.

### 6.3 Gauss Süreç Regresyonu

Maksimum parçacık hızı (ppv) tahmininde kullanılan bir diğer makine öğrenmesi yöntemi de Gauss Süreç Regresyonu'dur (GPR). Gauss süreç regresyon modelleri, parametrik olmayan çekirdek tabanlı olasılık modelleri olup genel olarak doğrusal olmayan regresyon ve sınıflama için kullanılabilir. Yapılan bu çalışmada regresyon modeli amacıyla MATLAB 2020b yazılımı ile oluşturulmuştur.

#### 6.3.1 Gauss süreç regresyonu genel yapısı

GPR, verilerdeki belirsizlikleri ilkeli bir şekilde ele alabilen bir tür Bayesian parametrik olmayan (non-parametric) yöntemdir [43]. Bir Gauss süreci, herhangi bir sonlu sayısı ortak bir Gauss dağılımına sahip olan rastgele değişkenler topluluğu olup stokastik bir süreçtir [44].

Gauss süreci  $f(x)$ ,  $x$  ve  $x'$  noktalarında değerlendirilen bir ortalama fonksiyon  $m(x)$  ve bir kovaryans fonksiyonu (Kernel)  $k(x, x')$  ile parametrelendirilir. Fonksiyon şu şekilde tanımlanır:

$$m(x) = E(f(x)) \quad (6.7)$$

$$Cov(f(x), f(x')) = k(x, x'; \theta) = E((f(x) - m(x))(f(x') - m(x')))) \quad (6.8)$$

Burada,  $\theta$ , hiperparametreler kümesini belirtir.

$$f(x) \sim GS(m(x), k(x, x')) \quad (6.9)$$

Burada, GS, Gauss sürecini temsil eder. Bu,  $f(x)$  fonksiyonunun ortalama ve kovaryans fonksiyonu ile bir Gauss süreci olarak dağıldığı anlamına gelir [44].

Ortalama fonksiyonu, fonksiyonun merkezi eğilimini ifade ettiği için genellikle sıfır kabul edilir [45]. Kovaryans fonksiyon ise oluşturulmak istenilen işlevin şekil ve yapısı hakkındaki bilgileri içerir [46]. Girdi ve çıktı parametreleri arasındaki bağlantı ise şu şekilde belirtilir:

$$y = f(x) + \varepsilon \quad (6.10)$$

Burada,  $\varepsilon$  değerinin bağımsız olduğu ve üzerine sıfır ortalamalı ve  $\sigma_n^2$  varyanslı bir Gauss dağılımının dağıtıldığı varsayılmıştır.

$$E \sim \mathcal{N}(0, \sigma_n^2) \quad (6.11)$$

Denklem 24'e göre:

$$p(y|f) = \mathcal{N}(y|f, \sigma_n^2 I), \quad (6.12)$$

Burada,  $y = [y_1, y_2, \dots, y_n]^T$ ,  $f = [f(x_1), x_2, \dots, f(x_n)]$  ve  $I$ ,  $M \times M$  boyutlu bir birim matristir.

Gauss sürecinin tanımına göre, marjinal dağılım  $p(f)$ , ortalaması sıfır olan ve kovaryansı bir Gram matrisi tarafından tanımlanan bir Gauss tarafından verilir [47]:

$$P(f) = \mathcal{N}(f|0, K) \quad (6.13)$$

Burada  $K = k(x_i, x_j)$  olarak tanımlanmıştır. Denklem (25) ve (26)'ya göre  $y$ 'nin marjinal dağılımı şu şekilde olur:

$$p(y) = \int p(y|f)p(f)df = \mathcal{N}(y|0, K_y), \quad (6.14)$$

Burada  $K_y = K + \sigma_n^2 I$  olarak tanımlanır.

Yeni bir girdi ( $X^*$ ) için hedef değişken  $y^*$  yi tahmin etmek için  $y_1, y_2, \dots, y_m, y^*$  üzerindeki ortak dağılım şu şekilde verilir:

$$\begin{bmatrix} y \\ y^* \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f \\ f^* \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon \\ \varepsilon^* \end{bmatrix} \sim \mathcal{N}\left(0, \begin{bmatrix} K_y & k_* \\ k_*^T & k_{**} + \sigma_n^2 \end{bmatrix}\right), \quad (6.15)$$

Burada  $f^* = f(X^*)$  giriş değişkeni  $X^*$  için örtülü fonksiyondur ve  $\varepsilon^*$  karşılık gelen gürültüdür. Koşullu Gauss kurallarını kullanan  $p(y^*/y)$  tahmini dağılımı, ortalama ve kovaryanslı bir Gauss dağılımıdır [48].

$$m(X_*) = k_*^T K_y^{-1} y, \quad (6.16)$$

$$\sigma^2(X_*) = k_{**} - k_*^T K_y^{-1} k_* + \sigma_n^2 \quad (6.17)$$

Kovaryans (kernel) işlevi, Gauss süreç regresyonunda kritik bir bileşendir. Denetimli öğrenmede veriler arasındaki benzerlik çok önemlidir. Bu benzerlik oluşturulmak istenilen modelin tahmin etme yeteneğini doğrudan etkilemektedir. Aşağıda sıralanan kovaryans fonksiyonları kullanılarak veriler arasındaki uyum tespit edilebilir ve bir tahmin modeli oluşturulabilir:

- Karesel Eksponansiyel Kovaryans (Kernel):

$$k(X_i, X_j | \theta) = \sigma_f^2 \exp \left[ -\frac{1}{2} \frac{(X_i - X_j)^T (X_i - X_j)}{\sigma_l^2} \right] \quad (6.18)$$

- Eksponansiyel Kovaryans (Kernel):

$$k(X_i, X_j | \theta) = \sigma_f^2 \exp \left[ -\frac{r}{\sigma_l} \right] \quad (6.19)$$

- Matern 3/2:

$$k(X_i, X_j | \theta) = \sigma_f^2 \left( 1 + \frac{\sqrt{3}r}{\sigma_l} \right) \exp \left[ -\frac{\sqrt{3}r}{\sigma_l} \right] \quad (6.20)$$

- Matern 5/2:

$$k(X_i, X_j | \theta) = \sigma_f^2 \left( 1 + \frac{\sqrt{5}r}{\sigma_l} + \frac{5r^2}{3\sigma_l^2} \right) \exp \left[ -\frac{\sqrt{5}r}{\sigma_l} \right] \quad (6.21)$$

- Rasyonel Kuadratik Kovaryans (Kernel):

$$k(X_i, X_j | \theta) = \sigma_f^2 \left( 1 + \frac{r^2}{2\alpha\sigma_l^2} \right)^{-\alpha} \quad (6.22)$$

Burada  $r = \sqrt{(X_i - X_j)^T (X_i - X_j)}$ ,  $X_i$  ve  $X_j$  arasındaki öglid mesafesidir.  $\sigma_l$ , karakteristik uzunluk ölçeği ve  $\sigma_f$  sinyal standart sapmadır. Kovaryans fonksiyonların hiperparametreleri  $\theta(\sigma_l, \sigma_f)$  yukarıda verilen denklemler ile gradyan bazlı algoritmalarla hesaplanabilir. Yapılan bu çalışmada “Eksponansiyel Kovaryans Fonksiyon” kullanılarak maksimum parçacık hızı (ppv) tahmini yapılmıştır.

### 6.3.2 GPR modelinin oluşturulması

Maksimum parçacık hızını tahmin edebilecek bir model oluşturmak için Matlab yazılımının sunmuş olduğu makine öğrenmesi yöntemlerinden biri olan Gauss Süreç Regresyonu hakkında genel bilgiler bir önceki bölümde detaylıca verilmiştir. Verilen denklemler, GPR'nin arka planda ne şekilde çalıştığını ve hangi algoritmalar ile tahmin modelleri oluşturduğunu göstermektedir. Arka planda çok karmaşık bir algoritma yapısına sahip olan GPR modeli, Matlab yazılımında aşamalar halinde oluşturulmaktadır. Önemli olan modeli oluşturmak için var olan verinin kendi arasında belirli bir uyum içerisinde olmasıdır. Veri tabanındaki değerlerin birbirine çok benzemesi veya ekstremum değerlerin varlığı modelin performansını bozan temel faktörlerdir. Bu şartlarda oluşturulmuş model, genellikle veriyi ezber yapmış bir model olarak karşımıza çıkar.

Modelin oluşturulmasında dikkat edilmesi gereken bir diğer faktör de test veri setinin, eğitim veri setinin içerisindeki maksimum ve minimum değer aralıklarında olmasıdır. Bunun aksi bir durumda, makine tanımadığı ve eğitmediği bir veri ile model oluşturamayacağından, tahmin modeli yanlış oluşacaktır. Temel olarak oluşturulan tüm regresyon modelleri bu temel üzerine inşa edilmelidir.

Denklemin oluşturulmasında Destek Vektör Makineleri kısmında verilen regresyon modellerine ait ortak iş akışı Gauss Süreç Regresyon için de geçerlidir. Modeli oluşturmak için öncelikle eğitim ve test verisi, Matlab yazılımına aktarılır. "Regression Learner" uygulaması açılır ve eğitim veri seti seçilir. Daha sonra ise doğrulama kısmından kullanıcılara sunulan 3 farklı yöntemden biri seçilir. Bu kısımda kümeleme sayısı yüzde veya adet olarak seçilebilmektedir. Destek vektör makineleri oluşturulurken de aynı adımlar izlendiğinden, bu adımlar daha önce anlatılmıştır. Yapılan bu çalışmada oluşturulan Gauss Süreç Regresyon modeli için farklı validasyon (doğrulama) seçenekleri denenmiştir. En başarılı model çapraz doğrulama kullanılmasıyla elde edilmiştir. Çapraz doğrulama yönteminde veriler rastgele alt gruplara ayrılır. Gruplardan biri validasyon seti olarak kullanılırken, diğerleri eğitim seti olarak kullanılır. Bu çalışmada verilerin gruplanması için farklı senaryolar denenmiştir. En iyi sonuç verilerin 50 alt gruba (folds) ayrılması ile elde edilmiştir [49].

Doğrulama yöntemi seçilmesinden sonra, açılan yazılım arayüzünde Gauss Süreç Regresyonu modellerinin hepsi seçilir. Böylelikle öğrenme tamamlandıktan sonra en

iyi performansı gösteren GPR modeli belirlenebilecektir. Yapılan seçimlerden sonra program çalıştırılır ve nihai olarak oluşturulan model önerilerine ait OKH (Ortalama Karekök Hata) değerleri Şekil 6.12’de görüldüğü üzere incelenebilir.

1.1 ☆ Gaussian Process Regression Last change: Rational Quadratic GPR	RMSE: 4.157 3/3 features
1.2 ☆ Gaussian Process Regression Last change: Squared Exponential GPR	RMSE: 4.2997 3/3 features
1.3 ☆ Gaussian Process Regression Last change: Matern 5/2 GPR	RMSE: 4.0928 3/3 features
1.4 ☆ Gaussian Process Regression Last change: Exponential GPR	RMSE: <b>3.8602</b> 3/3 features

**Şekil 6.3:** Farklı kovaryans fonksiyonlarına ait OKH değerleri.

Şekilde de görüleceği üzere en düşük hata değerini Ekspansiyel kovaryans fonksiyonu ile kurulan GPR modeli vermiştir. Bu modele ait ortalama karekök hata değeri 3,86 civarındadır. Seçilen GPR modeline ait hesaplanan diğer hata kriterleri Çizelge 6.3’te sunulmuştur. Ortalama mutlak hata 2,31 civarındadır.

**Çizelge 6.3:** Ekspansiyel GPR fonksiyonuna ait birkaç hata kriteri.

OKH (Ortalama Karekök Hata)	3,8602
KOH (Karesel Ortalama Hata)	14,901
OMH (Ortalama Mutlak Hata)	2,3079

Bu aşamadan sonra model içe aktarılarak, bir kod yardımıyla test verisi kullanılarak tahmini maksimum parçacık hızı değerlerine ulaşılır. Bundan sonraki bölümde GPR modeli ile birlikte geliştirilen tüm modellerin performansı farklı hata kriterleri kullanılarak ayrıntılı değerlendirilecektir.

## 7. MODELLERİN VALİDASYONU VE DEĞERLENDİRME

Mühendislik modellemelerinde önemli eksikliklerden biri model oluşturulduktan sonra modellerin validasyonunun üstün körü birkaç hata kriteri ile gerçekleştirilmesidir. Bu tez kapsamında, modellerin performansı kıyaslanırken farklı hata kriterleri kullanılarak mümkün olduğunca ayrıntılı bir değerlendirme gerçekleştirilmiştir. Kullanılan ortalama hata kriterleri ortalama mutlak hata (OMH), ortalama karekök hata (OKH), ortalama mutlak ölçekli hata (OMÖH) ve ortalama karekök ölçekli hata (OKÖH) hatadır. Yüzde hata kriterleri ortalama mutlak yüzde hata (OMYH) ve simetrik ortalama mutlak yüzde (sOMYH) hatadır. Ek olarak bir varyans değerlendirmesi olan varyans yüzde oranı (VYO) ve korelasyon benzeri performans kriteri olarak Nash-Sutcliffe Efficiency (NSE) kullanılmıştır. Ayrıca modellerin 2 mm/s'den küçük hata ile tahmin ettiği atımların sayısı da tespit edilmiştir. Tüm hata kriterlerinin formülleri Çizelge 7.1'de verilmiştir.

**Çizelge 7.1:** Hata formülleri [50].

Hata tipi	Formül
Ortalama Mutlak Hata	$OMH = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n  \ddot{o}_i - t_i $
Ortalama Karekök Hata	$OKH = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\ddot{o}_i - t_i)^2}$
Ortalama Mutlak Ölçekli Hata	$OMÖH = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{ \ddot{o}_i - t_i }{\frac{1}{n-1} \sum_{i=2}^n  \ddot{o}_i - \ddot{o}_{i-1} }$
Ortalama Karekök Ölçekli Hata	$OKÖH = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left( \frac{ \ddot{o}_i - t_i }{\frac{1}{n-1} \sum_{i=2}^n  \ddot{o}_i - t_{i-1} } \right)^2}$
Ortalama Mutlak Yüzde Hata	$OMYH = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^n \frac{ \ddot{o}_i - t_i }{\ddot{o}_i}$

**Çizelge 7.1 (devam):** Hata formülleri [50].

Hata tipi	Formül
Simetrik Ortalama Mutlak Yüzde Hata	$sOMYH = \frac{200}{n} \sum_{i=1}^n \frac{ \bar{o}_i - t_i }{\bar{o}_i + t_i}$
Varyans Yüzde Oranı	$VYO = \left(1 - \frac{var(\bar{o}_i - t_i)}{var\bar{o}_i}\right) * 100$
Nash-Sutchcliffe Efficiency	$NSE = 1 - \frac{\sum_i^n (\bar{o}_i - t_i)^2}{\sum_i^n (\bar{o}_i - \bar{\bar{o}}_i)^2}$

$\bar{o}_i$  = ölçülen parçacık hızı değeri (mm/s);  $t_i$  = tahmin edilen parçacık hızı değeri (mm/s); n = örnek sayısı

Makine öğrenmesi modelleri ölçekli mesafe ve çoklu regresyon denklemlerine göre daha düşük hata değerlerine sahiptir. ANFIS ile yapılan tahminlerin ortalama mutlak hata değeri 1,42 seviyelerindeyken, bu değer SVM ve GPR için sırasıyla 1,82 ve 1,46'dır. ANFIS ve GPR için 0,50 değerinin altında ortalama karekök ölçekli hata (OKÖH) değerleri bulunmuştur. Simetrik ortalama mutlak yüzde hata değerleri incelendiğinde en düşük değerlerin ANFIS ve GPR modeline ait olduğu görülür. SVM modeli ortalama mutlak hata ölçütlerine göre ANFIS ve GPR'den sonra üçüncü en başarılı modeldir. SVM modeli için hesaplanan OKH ve OKÖH değerleri 2,57 ve 0,51 seviyesindedir. Oluşturulan modellerin belirtilen hata kriterlerine göre karşılaştırılması Çizelge 7.2'de sunulmaktadır.

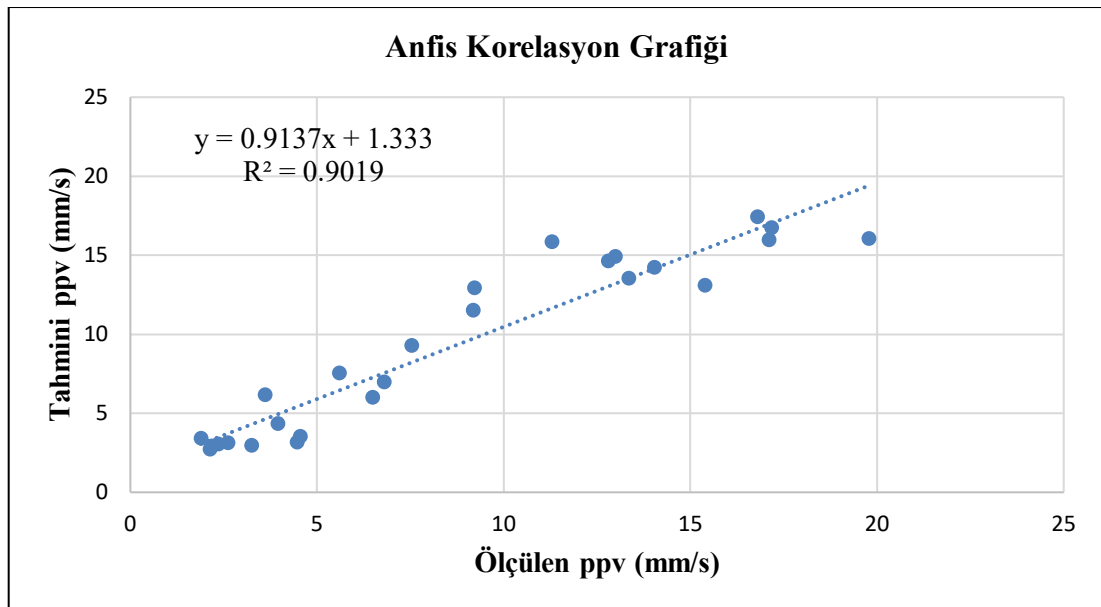
Hata kriterlerinin tersine Varyans yüzde oranı (VYO) ve Nash-Sutchcliffe Efficiency (NSE) değerlerinin yüksek olması modelin başarısını göstermektedir. VYO değeri ANFIS modeli için % 90 seviyesindedir. SVM ve GPR modellerinin NSE değerleri 0,79 ve 0,84 olarak hesaplanmıştır. Bu değerler ANFIS modelinin ardından en yüksek değerlerdir (Çizelge 7.2).

2 mm/s'den düşük hata ile tahmin edilen atım sayısı incelenirse, sadece bu kriterde Gauss Süreç Regresyonu en başarılı modeldir. Bu değer GPR modelinde 21 iken, ANFIS ve SVM modellerinde sırasıyla 20 ve 18 olarak bulunmuştur. Çoklu regresyon denklemi yalnızca 13 atımı 2 mm/s'den daha düşük bir hata ile tahmin etmiştir. Genel olarak ANFIS ve makine öğrenmesi yöntemlerinin USBM ölçekli mesafe denkleminde ve çok değişkenli regresyon denkleminde göre daha başarılı olduğunu söylemek mümkündür. ANFIS nispeten en başarılı sonuçları vermiştir.

**Çizelge 7.2:** Farklı modellerin karşılaştırılması.

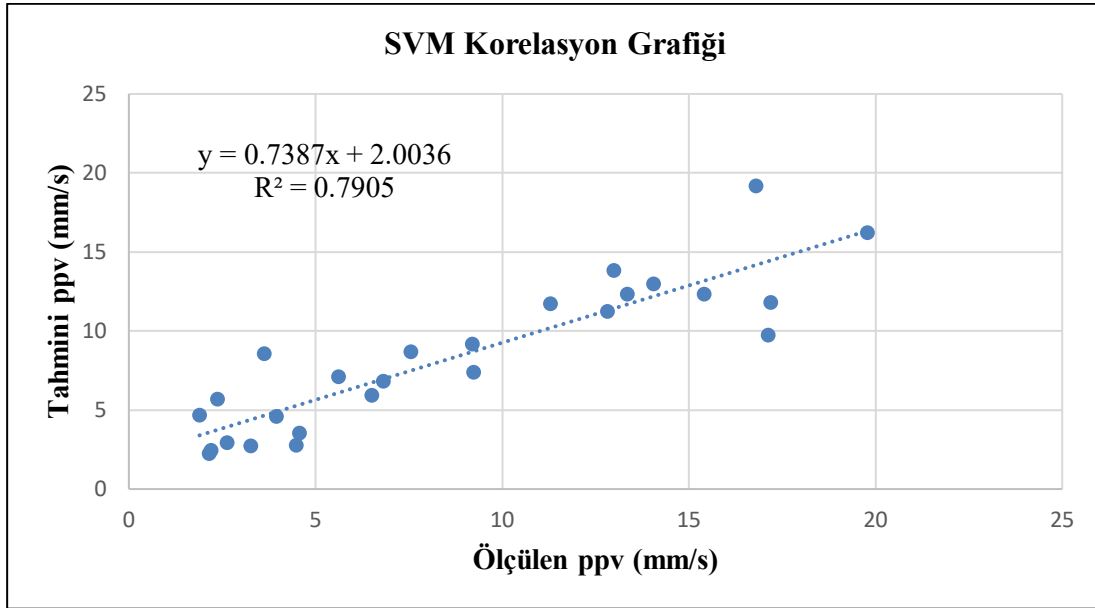
	OMH	OKH	OMÖH	OKÖH	OMYH	sOMYH	VYO	NSE	<2 mm/s
ANFIS	1,42	1,84	0,28	0,37	22,30	19,70	90,18	0,89	20
SVM	1,82	2,57	0,36	0,51	30,03	24,44	79,27	0,79	18
GPR	1,46	2,29	0,29	0,45	23,29	20,29	83,90	0,84	21
USBM	2,03	2,97	0,41	0,59	23,33	23,21	74,88	0,72	17
ÇDR	2,41	3,02	0,48	0,60	42,76	157,87	73,00	0,72	13

Bütün bu hata kriterlerine ek olarak sahada ölçülen değerler ile tahmin edilen maksimum parçacık hızı değerleri arasındaki korelasyon grafikler yoluyla incelenmiştir. Korelasyonun hata kriterlerinden farklı olarak iki değer arasındaki ilişkiyi verdiğini unutmamak gerekmektedir. Şekil 7.1’de ANFIS modeline ait korelasyon grafiği verilmiştir. Determinasyon katsayısı ( $R^2$ ) değeri 0.9 seviyelerinde elde edilmiştir. Bu değer 1’e ne kadar yaklaşırsa modelin başarısı o derece yüksek olarak değerlendirilir. Buna göre ANFIS modelinin tahmin performansı oldukça yüksektir.



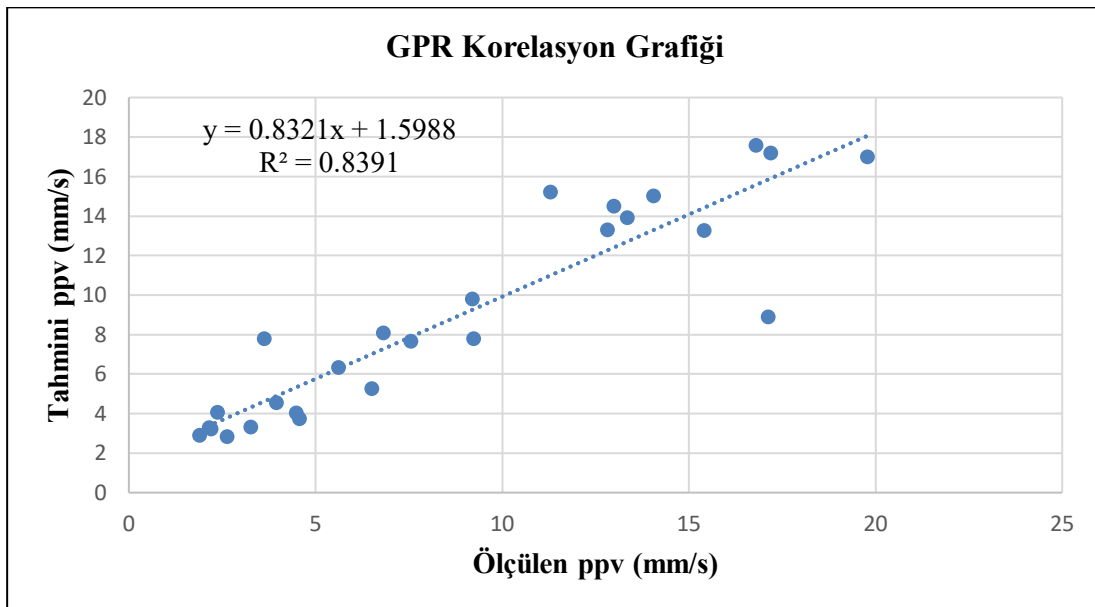
**Şekil 7.1:** Anfis korelasyon grafiği.

Destek vektör makineleri ile kurulan diğer modele ait korelasyon grafiği de yüksek tahmin yeteneğini işaret etmektedir. Şekil 7.2’de görülebileceği üzere  $R^2$  değeri 0,80 civarındadır.



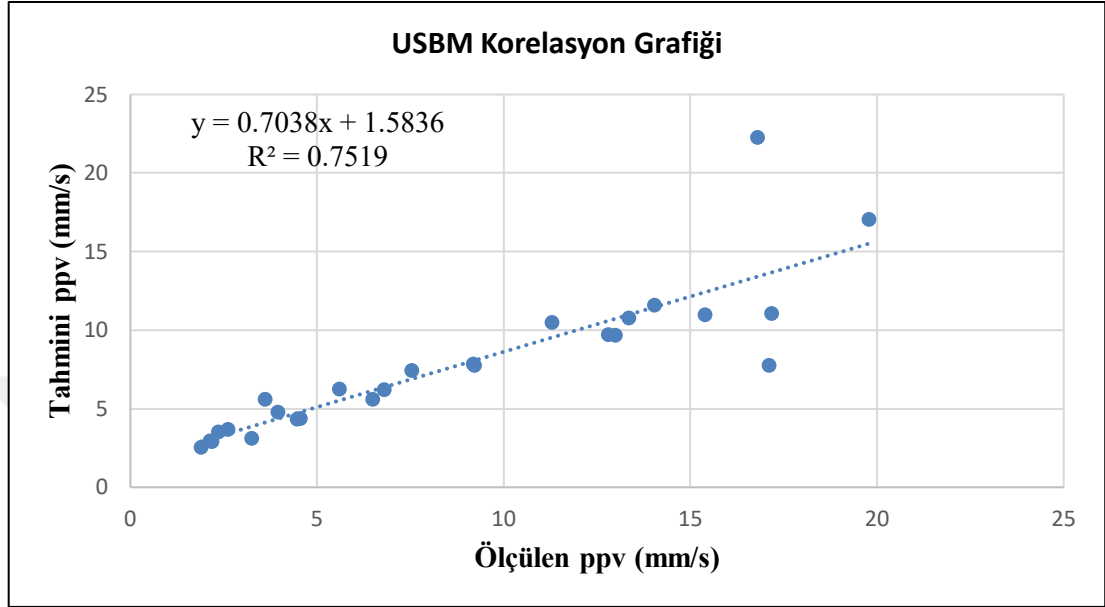
Şekil 7.2: SVM korelasyon grafiği.

Makine öğrenmesi yöntemleri kullanılarak oluşturulan son model ise Gauss Süreç Regresyonu modelidir. Bu modele ait ölçülen ve tahmin edilen değer arasındaki  $R^2$  değerini gösteren grafik Şekil 7.3’te sunulmuştur. Bu modelin tahmin yeteneği ANFIS ile oluşturulan modelden daha azken SVM ile oluşturulan modelden daha fazladır. Buna göre  $R^2$  değeri yaklaşık 0,84 seviyelerinde bulunmuştur.



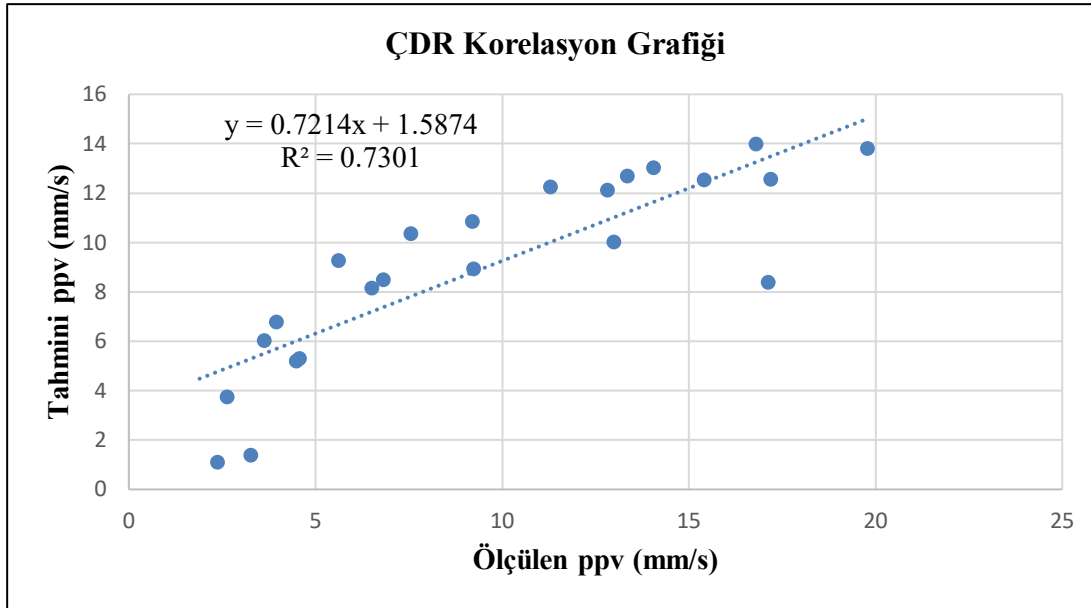
Şekil 7.3: GPR korelasyon grafiği.

Ölçülen ve tahmin edilen değerler arasındaki ilişki USBM denklemi ve çoklu regresyon denklemi için de incelenmiştir. Şekil 7.4'te de görülebileceği üzere USBM denklemi için hesaplanan  $R^2$  değeri 0,75 civarındadır. Bu değer SVM modeli için elde edilen  $R^2$  değerine oldukça yakındır.



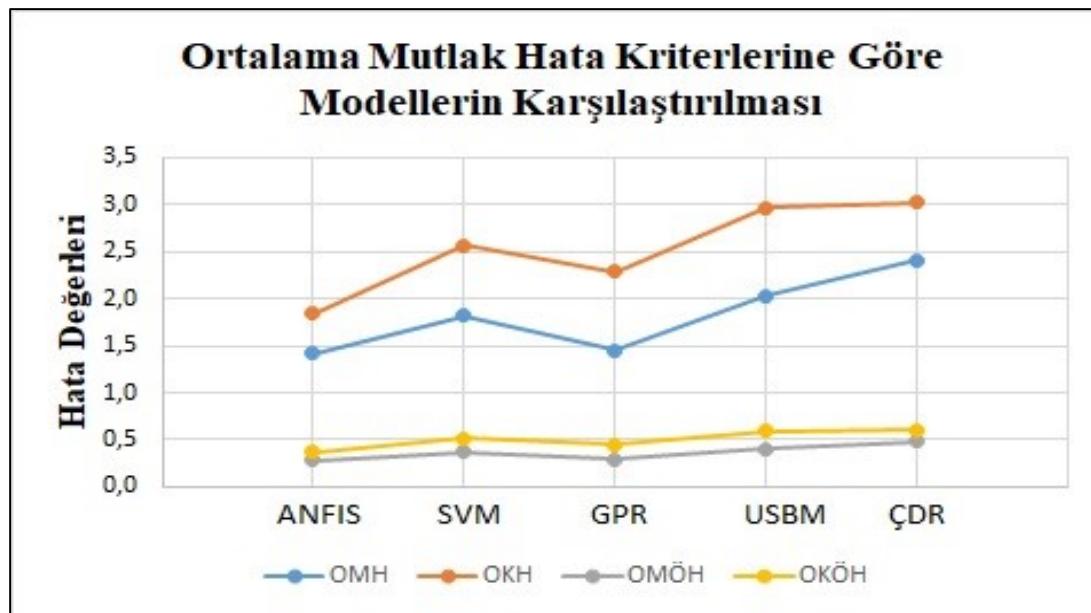
Şekil 7.4: USBM korelasyon denklemi.

Bu grafiklere ek olarak sunulacak son grafik SPSS yazılımı ile oluşturulan klasik regresyon analizi denklemidir. Bu modelin korelasyon değeri Şekil 7.5'te de görüldüğü üzere diğer tüm modellerden daha düşük seviyede gerçekleşmiştir. Burada hatırlatılması gereken bütün modeller için tahmin edilen ve ölçülen değerler arasındaki korelasyonun oldukça yüksek olduğudur.  $R^2$  değerinin 0,65 olması durumu % 80 korelasyona denk gelmektedir.

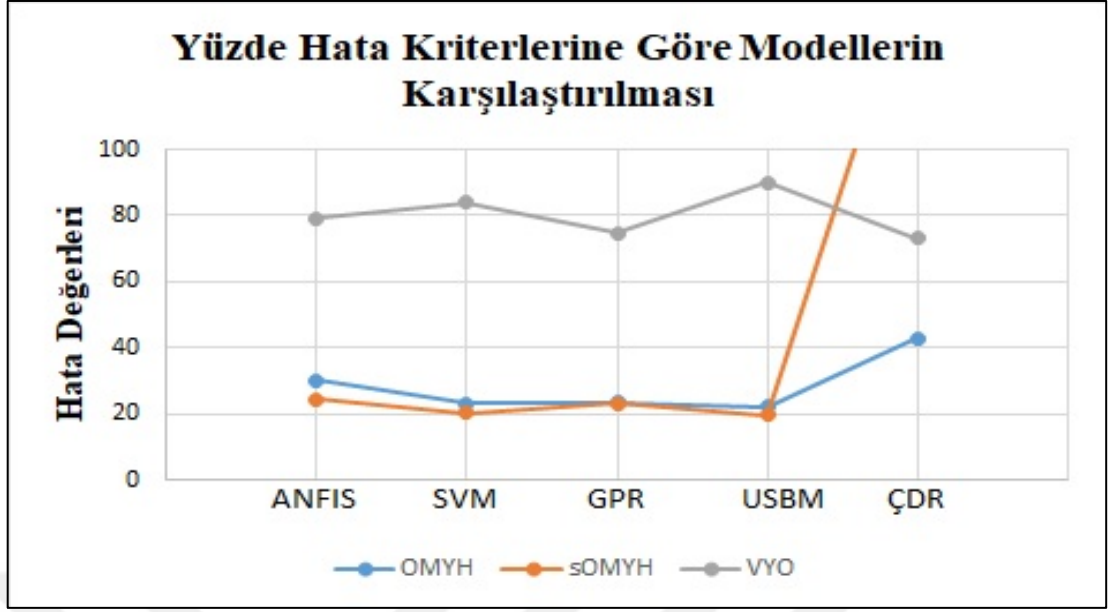


Şekil 7.5: ÇDR korelasyon grafiği.

Ayrıca yukarıda verilen 8 hata kriterlerinden ortalama mutlak hata (OMH), ortalama karekök hata (OKH), ortalama mutlak ölçekli hata (OMÖH), ortalama karekök ölçekli hata (OKÖH) kriterlerinin modellerde karşılık geldiği değerler grafiksel olarak Şekil 7.6’da verilmiştir. Geriye kalan hata kriterleri olan, ortalama mutlak yüzde hata (OMYH), simetrik ortalama mutlak yüzde hata (sOMYH) ve varyan yüzde oranı (VYO) ayrı bir grafik olarak Şekil 7.7’de verilmiştir. Bu grafikler model performansını bir bakışta değerlendirebilmek için faydalı olabilir.



Şekil 7.6: Ortalama mutlak hata kriterlerine göre modellerin karşılaştırılması.



Şekil 7.7: Yüzde hata kriterlerine göre modellerin karşılaştırılması.



## 8. SONUÇLAR

Yapılan bu çalışmada İstanbul Kemerburgaz Bölgesi'nde bulunan bir taş ocağından elde edilen veriler ile patlatma kaynaklı yer sarsıntısı tahmini gerçekleştirilmiştir. Taş ocakları yerleşim yerlerine yakın olduğu için çevresel etkiler önem kazanmaktadır. Titreşim ölçüm verileri özel patlatma sismografları ile ölçülmüş, mesafe ölçümleri için el tipi GPS cihazları kullanılmıştır. Öncelikle yer sarsıntısı tahmini amacıyla ölçekli mesafe denklemleri oluşturulmuştur. Altı adet ölçekli mesafe denklemi determinasyon katsayısı gözetilerek incelenmiştir. İki denklem için korelasyon katsayısının 0,8 değerinden yüksek olduğu görülmüştür. Bu denklemlerden USBM denklemi makine öğrenmesi yöntemleri ile karşılaştırılmak için seçilmiştir.

İkinci aşamada çoklu regresyon denklemi ile bir tahmin denklemi geliştirmiştir. Regresyon modeli oluşturulurken girdi parametreleri olarak delikler arası mesafe/dilim kalınlığı oranı (S/B), basamak yüksekliği/dilim kalınlığı oranı (H/B) ve ölçekli mesafe (SD) kullanılmıştır. Tahmin edilen çıktı parametresi en yüksek parçacık hızıdır. Toplam 69 atım kaydı içeren bir veri seti kullanılmıştır.

Modelleme amacıyla üç farklı makine öğrenmesi yöntemi (ANFIS, SVM, GPR) kullanılmıştır. Bu modellerin girdi parametreleri çoklu regresyon modeli ile aynıdır. Genel olarak modellerin başarıyla yer sarsıntısı tahmini yaptığını söylemek mümkündür. Modellerin hepsi bir bütün olarak incelendiğinde makine öğrenmesi yöntemlerinin geleneksel yöntemlere göre daha etkili olduğu görülmüştür. Makine öğrenmesi yöntemleri parçacık hızını 2 mm/s'den daha düşük hata ile tahmin etmiştir. Modeller için elde edilen VYO değerleri % 79'un üzerindedir. ANFIS modeli, 9 hata kriterinden 8'inde en iyi sonucu vermiştir. GPR modeli ikinci en düşük hata değerlerini vermiştir. SVM modeli 9 hata kriterinin 7'sinde ANFIS ve GPR'den sonra en düşük hata değerlerine sahiptir. Tahmin edilen parçacık hızı değerleri ile ölçülen değerler arasında güçlü bir ilişki mevcuttur. ANFIS modelinde ölçülen ve tahmin edilen değerler arasında tespit edilen determinasyon katsayısı ( $R^2$ ) 0,90'ın üzerindedir. Gauss Süreç Regresyonu için elde edilen  $R^2$  değeri 0,84 seviyesindedir. Validasyon aşamasında makine öğrenmesi yöntemlerinin başarısı farklı hata kriterleri kullanılarak

incelenmiştir. Hata kriterlerindeki çeşitlilik modellerin detaylı ve daha geniş çerçevede değerlendirilmesini sağlamıştır.

Regresyon denklemlerinin yanı sıra farklı esnek hesaplama ve makine öğrenmesi yöntemlerinin kullanılması tahmin araçlarını çeşitlendirecektir. Her yöntem farklı bir konseptte dayanmaktadır. ANFIS bulanık kümeler ve yapay sinir ağı tekniğini birleştirmektedir. Bu birleşim esnek ve verimli bir modelleme tekniği oluşturmuştur. GPR parametrik olmayan stokastik bir hesaplama yöntemidir. SVM ise istatistiksel öğrenme teorisine dayanan, doğrusal olmayan ilişkileri tespit eden denetimli bir makine öğrenme yöntemidir.

Araştırmada belirli parametrelerin modellerin başarısında etkin olduğu tespit edilmiştir. ANFIS modelleme tekniğinde girdi ve çıktı üyelik fonksiyonlarının türü, kural sayısı, girdi parametrelerin alt gruplara ayrılma şekli ve sayısı önem arz etmektedir. Uygun kovaryans (Kernel) fonksiyonunun seçimi, çapraz doğrulama şekli ve kümeleme sayısının seçilmesi GPR modellerinin başarısında önemli rol oynar. SVM modelleri de bu yönüyle GPR modellerine benzerdir. Doğrulama şekli ve alt grup (kümeleme) sayısı modelin performansını doğrudan etkilemektedir. İki yöntem arasındaki temel farklılık model eğitimi sırasında kullandıkları tahmin etme yaklaşımlarından kaynaklanmaktadır.

Patlatma operasyonu birçok parametrenin etkin olduğu karmaşık bir süreçtir. Makine öğrenmesi yöntemlerinin parçacık hızı tahmininde başarıyla kullanılabileceği görülmüştür. Makine öğrenmesi yöntemleri esnek ve gelişmeye açık tekniklerdir. Gelecekte farklı veri tabanları kullanarak, atım sayısını ve girdi parametrelerini değiştirerek modelleri yenilemek mümkündür. Gelişen teknolojinin insanlara sunduğu modern teknikler yer sarsıntısı tahmininde kolaylık sağlamaktadır. Özellikle makine öğrenmesi ve yapay zekâ alanındaki gelişmeler sayesinde daha hassas tahminler yapmak mümkün olacaktır.

## KAYNAKLAR

- [1] **Hüdaverdi, T.** (2015). Farklı regresyon modelleri ile patlatma kaynaklı yer sarsıntısının tahmin edilmesi. *Çukurova Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 30(1), 141-150.
- [2] **Özgül, N.** (2012). Stratigraphy and some structural features of the İstanbul Paleozoic. *Turkish Journal of Earth Sciences*, 21(6), 817-866. (Turkish J. Earth Sci.), Vol. 21, 2012, pp. 817–866.
- [3] **Ketin, İ., & Güner, G.** (1989). İstanbul bölgesinde Karbonifer yaşlı Trakya Formasyonu'nun yapısal özelliği. *Mühendislik Jeolojisi Bülteni*, 11, 13-18., İstanbul, 29-30 Eylül, Sf. 13–17.
- [4] **Şengüler, İ.** Ergene (Trakya) Havzasının Jeoloji ve Kömür Potansiyeli. Maden Tetkik Arama Genel Müdürlüğü, Enerji Hammadde Etüt ve Arama Dairesi Başkanlığı. Ankara.
- [5] **Tugrul, A., & Ündül, Ö.** (2006). Engineering geological characteristics of Istanbul greywackes, Turkey. In *Proceeding of the 10th IAEG Congress, Paper No. 395, Nottingham*.
- [6] **Fişne, A., Kuzu, C., & Hüdaverdi, T.** (2011). Prediction of environmental impacts of quarry blasting operation using fuzzy logic. *Environmental monitoring and assessment*, 174(1), 461-470.
- [7] **Hudaverdi, T., & Akyıldız, O.** (2019). A new classification approach for prediction of flyrock throw in surface mines. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 78(1), 177-187.
- [8] **Tunçdemir, H., Hüdaverdi, T. ve Bayram, O.** (2009). Akçansa Çimento Sanayi ve Ticaret AŞ'ye ait kayaç numunelerinin tek eksenli basınç dayanımlarının belirlenmesi, *İTÜ Araştırma Raporu*, İTÜ Maden Mühendisliği Bölümü.
- [9] **Kuzu, C.** (2013). Patlatma Teknolojisi Dersi, Ders notları, sayfa 17-105.
- [10] **Olofsson SO.** (1990). Applied explosives technology for construction and mining Applex.
- [11] **Url-1** <<http://www.atamanlar.com.tr/patlayici-maddeler/anfonit-anfo>>, erişim tarihi 20.02.2022.
- [12] **Url-2** <<http://www.nitromak.com/urun-ic/yer-ustu-uygulamalar/yemlemeye-duyarli/anfonit>>, erişim 22.02.2022.
- [13] **Hüdaverdi, T. ve Akyıldız Ö.** (2018). Patlatma Kaynaklı Yer Sarsıntısının Tahmini ve İnsanlar Üzerindeki Olası Etkilerinin Değerlendirilmesi. *Niğde Ömer Halisdemir Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 7(2), 817-828., 7 (2), 817-828.

- [14] **Url-3** <<http://www.atamanlar.com.tr/patlayici-maddeler/emulite-6000-7000-nobelex-6000-7000>>, erişim 25.02.2022.
- [15] **Url-4** <<http://www.nitromak.com/urun-ic/yer-ustu-uygulamalar/kapsule-duyarli/powermite-2>>, erişim 25.02.2022.
- [16] **Jimeno, C. L., Jimeno, E. L. and Carcedo, F. J. A.** (1995). *Drilling and Blasting of Rocks*, A. A. Balkema, Brookfield Publication, Rotterdam. Sf. 179-183.
- [17] **Olofsson SO.** (1990). Applied explosives technology for construction and mining. Applex, Sweden. Sf. 25-26.
- [18] **Konya, C. J. and Walter, E. J.** (1990). Surface Blast Design. Prentice Hall, New Jersey, USA.
- [19] **Olofsson SO.** (1990). Applied explosives technology for construction and mining. Applex, Sweden. Sf. 69.
- [20] **Url-5** <<https://www.instantel.com/products/micromater>>, erişim: 17.03.2022.
- [21] **Basu, D., & Sen, M.** (2005). Blast induced ground vibration norms—a critical review. In National Seminar on Policies. Statutes & Legislation in Mines.
- [22] **Duvall, W. I., & Petkof, B.** (1959). *Spherical propagation of explosion-generated strain pulses in rock* (No. 5481-5485). US Department of the Interior, Bureau of Mines.
- [23] **González-Nicieza, C., Álvarez-Fernandez, M. I., Alvarez-Vigil, A. E., Arias-Prieto, D., López-Gayarre, F., & Ramos-Lopez, F. L.** (2014). Influence of depth and geological structure on the transmission of blast vibrations. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 73(4), 1211-1223.
- [24] **Yilmaz, O.** (2016). The comparison of most widely used ground vibration predictor equations and suggestions for the new attenuation formulas. *Environmental Earth Sciences*, 75(3), 1-11.
- [25] **Langefors, U., Kihlstrom B.** (1963). *The Modern Technique of Rock Blasting*. New York: Wiley Publisher, Sf. 405.
- [26] **KG, S., & Zienkiewicz, O. C.** (1968). *Rock mechanics in engineering practice* (pp. 21-124). John Wiley.
- [27] **Standard, I.** (1973). Criteria for safety and design of structures subjected to under ground blast. *ISI, IS-6922*, (1973).
- [28] **Roy, P. P.** (1991). Vibration control in an opencast mine based on improved blast vibration predictors. *Mining Science and Technology*, 12(2), 157-165.
- [29] **Base, I. S. S.** 24 (2016) IBM Corporation. *Armonk NY*.
- [30] **Kalaycı, Ş.** (2010). *SPSS uygulamalı çok değişkenli istatistik teknikleri* (Vol. 5, p. 359). Ankara, Turkey: Asil Yayın Dağıtım.
- [31] **Jang, J. S.** (1993). ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, 23(3), 665-685.

- [32] Nelles, O. (2020). *Nonlinear system identification: from classical approaches to neural networks, fuzzy models, and gaussian processes*. Springer Nature.
- [33] Özkan, İ., Civiz, M., & Candan, F. (2015). Estimating Engine Performance and Emission Values Using ANFIS/ANFIS Kullanılarak Motor Performans ve Emisyon Değerleri Tahmini. *International Journal of Automotive Engineering and Technologies*, 4(1), 63-67.
- [34] Yılmaz, M., Çomaklı Ö. ve Haşiloğlu, A.S. (2002). Kanallarda zamana bağlı zorlanmış ısı taşınımının bulanık-sinir ağı (neuro-fuzzy) ile tahmini, *GAP IV. Mühendislik Kongresi Bildiriler Kitabı*, Türkiye: Şanlıurfa, Haziran 06-08.
- [35] Şişman, Y., Arzu, A. (2003). *A Temporal Neuro-Fuzzy Approach for Time Series Analysis*. (Doktora tezi). The Middle East Technical University, The Department of Computer Engineering, Ankara.
- [36] Mathworks. (2018). *Fuzzy logic toolbox user's guide*. The MathWorks, Inc., Natick
- [37] Hüdaverdi, T. (2022). Prediction of flyrock throw distance in quarries by variable selection procedures and ANFIS modelling technique. *Environmental Earth Sciences*, 81(10), 1-21.
- [38] Vapnik, V. (1998). *Statistical Learning Theory*. New York: John Wiley and Sons.
- [39] Scholkopf, B., Burges, C. & Vapnik, V. (1995). Extracting support data for a given task. In: *Proceedings of the First International Conference on Knowledge Discovery and Data Minig*, (pp. 252-257). Menlo Park: CA.
- [40] Molavi, N. M., Huang, Y., Hashemian, L., & Bayat, A. (2022). Application of machine learning for temperature prediction in a test road in Alberta. *International Journal of Pavement Research and Technology*, 15(2), 303-319.
- [41] Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. *Machine learning*, 20(3), 273-297.
- [42] MathWorks, M. (2017). *Statistics and machine learning Toolbox user's guide*.
- [43] Arthur, C. K., Temeng, V. A., & Ziggah, Y. Y. (2020). Novel approach to predicting blast-induced ground vibration using Gaussian process regression. *Engineering with Computers*, 36(1), 29-42.
- [44] Williams, C. K., & Rasmussen, C. E. (2006). *Gaussian processes for machine learning* (Vol. 2, No. 3, p. 4). Cambridge, MA: MIT press.
- [45] Zhang, C., Wei, H., Zhao, X., Liu, T., & Zhang, K. (2016). A Gaussian process regression based hybrid approach for short-term wind speed prediction. *Energy conversion and management*, 126, 1084-1092.
- [46] Gao, W., Karbasi, M., Hasanipanah, M., Zhang, X., & Guo, J. (2018). Developing GPR model for forecasting the rock fragmentation in surface mines. *Engineering with Computers*, 34(2), 339-345.
- [47] MacKay, D. J. (1998). Introduction to Gaussian processes. *NATO ASI series F computer and systems sciences*, 168, 133-166.

- [48] **Bishop, C. M., & Nasrabadi, N. M.** (2006). *Pattern recognition and machine learning* (Vol. 4, No. 4, p. 738). New York: springer.
- [49] **Url 6** <<https://www.mathworks.com/help>>, erişim: 10.02.2022.
- [50] **Shcherbakov, M. V., Brebels, A., Shcherbakova, N. L., Tyukov, A. P., Janovsky, T. A., & Kamaev, V. A. E.** (2013). A survey of forecast error measures. *World applied sciences journal*, 24(24), 171-176.



## ÖZGEÇMİŞ

Ad – Soyad: Yaşar Ağan

### ÖĞRENİM DURUMU:

- **Lisans:** 2019, İstanbul Teknik Üniversitesi, Maden Fakültesi, Maden Mühendisliği Bölümü

### YÜKSEK LİSANS TEZİNDEN ÜRETİLEN YAYINLAR

- **Ağan, Y.,** Hüdaverdi, T., Akyıldız, Ö., 2021. Patlatma Kaynaklı Yer Sarsıntısının ANFIS ve Destek Vektör Makineleri ile Tahmin Edilmesi. 10. Uluslararası Delme Patlatma Sempozyumu 2021, Antalya, Türkiye, 25-26 Kasım, pp. 141-149
- **Agan Y.,** Hüdaverdi T., 2022. Prediction of Blast-Induced Ground Vibrations by Scaled Distance Equation and Gaussian Process Regression. *International Graduate Research Symposium 2022, Istanbul, Türkiye, 1-3 June*