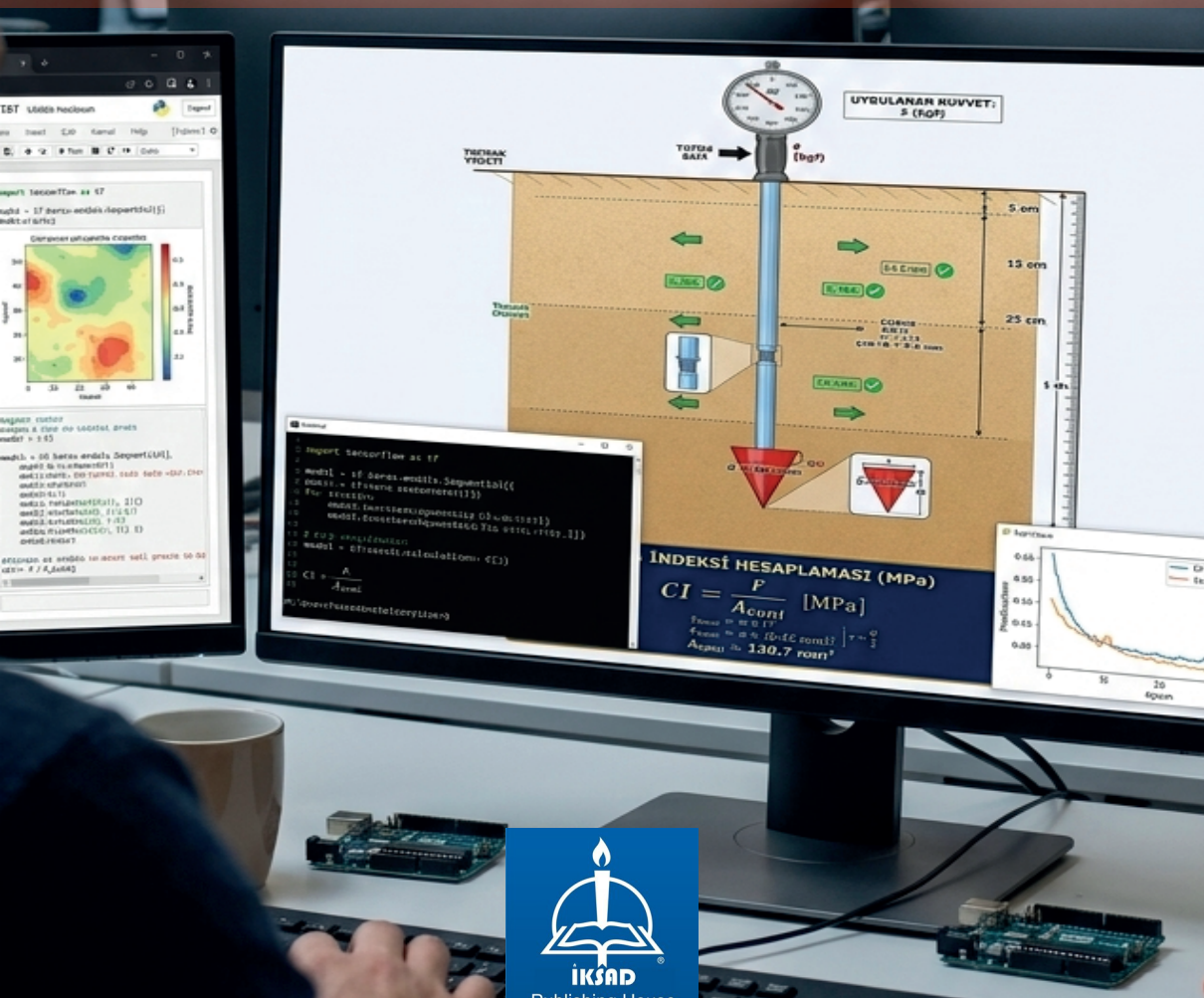
TOPRAK KONİ İNDEKSİ TAHMİN MODELLERİ:

Geleneksel Modellerden Hibrit Makina Öğrenmesi Modellerine

Prof. Dr. İlknur DURSUN
Prof. Dr. Ergin DURSUN



İKSAD
Publishing House

TOPRAK KONİ İNDEKSİ TAHMİN MODELLERİ:

Geleneksel Modellerden Hibrit Makina Öğrenmesi Modellerine

Prof. Dr. İlknur DURSUN[1]
Prof. Dr. Ergin DURSUN[2]

DOI: https://www.doi.org/10.5281/zenodo.20677653

İKSAD Publishing House

[1]Ankara Üniversitesi, Ziraat Fakültesi, Tarım Makinaları ve Teknolojileri Mühendisliği Bölümü, Ankara/Türkiye, Orcid ID: 0000-0002-1957-718X, dursun@agri.ankara.edu.tr
[2]Ankara Üniversitesi, Ziraat Fakültesi, Tarım Makinaları ve Teknolojileri Mühendisliği Bölümü, Ankara/Türkiye, Orcid ID: 0000-0001-5109-6071, edursun@agri.ankara.edu.tr

Copyright © 2026 by iksad publishing house
All rights reserved. No part of this publication may be reproduced, distributed or transmitted in any form or by
any means, including photocopying, recording or other electronic or mechanical methods, without the prior written permission of the publisher, except in the case of
brief quotations embodied in critical reviews and certain other noncommercial uses permitted by copyright law. Institution of Economic Development and Social
Researches Publications®
(The Licence Number of Publicator: 2014/31220)
TÜRKİYE TR: +90 342 606 06 75
USA: +1 631 685 0 853
E mail: iksadyayinevi@gmail.com
www.iksadyayinevi.com

It is responsibility of the author to abide by the publishing ethics rules.
Iksad Publications – 2026©

ISBN: 978-625-378-660-1
Cover Design: İbrahim KAYA
June / 2026
Ankara / Türkiye
Size: 16x24cm

ÖNSÖZ

Koni indeksi; toprak sıkışmasının değerlendirilmesi, çeki kuvvetinin tahmin edilmesi ve kök penetrasyon direncinin belirlenmesi bakımından kritik bir parametredir. Büyük bir hassasiyetle ölçülmesi gereken bu parametrenin matematiksel modellerle tahmin edilmesi, tarla çalışmalarının verimliliğini artırmakta ve tarımsal karar süreçlerine doğrudan katkı sağlamaktadır.

Bu kitap, koni indeksinin tahmin edilmesine yönelik iki ayrı araştırma çalışmasının entegre bir bilimsel çerçeve içinde bir araya getirilmesinden oluşmuştur. Kitapta 1. Giriş, 2. Deneme Alanı ve Veriler, 3. Geleneksel Modeller, 4. Hibrit Modeller, 5. Genel Karşılaştırma ve 6. Sonuç olmak üzere altı bölüm vardır. Üçüncü bölümde; toprak koni indeksinin tahmin edilmesinde kullanılan geleneksel tahmin yöntemlerinden boyut analizi, çoklu doğrusal regresyon, üstel regresyon ve yapay sinir ağı, dördüncü bölümde bu yaklaşımların çeşitli kombinasyonlarından oluşan dört özgün hibrit makina öğrenmesi modelinin geliştirilmesi ve karşılaştırılması konuları yer almaktadır. Her iki bölümde de aynı veri seti kullanılmıştır. Bu sayede modellerin adil ve sistematik biçimde karşılaştırılması sağlanmıştır. Kitabın özgün bilimsel katkısını oluşturan beşinci bölümünde ise toplam sekiz modelin aynı performans metrikleri kullanılarak karşılaştırmalı olarak analiz edilmiştir. Kullanım amacına göre model seçimine ilişkin pratik bir rehber sunulmuştur. Bu karşılaştırmalı sentez, iki ayrı çalışma olarak yayımlandığında var olmayan, yalnızca bu kitaba özgü bir katma değer oluşturmuştur. Ancak bu kitap, teorik ve metodolojik pilot çalışma niteliğindedir. Yüksek performans değerleri (R^2>0.96) yalnızca bu veri seti için ve killi tınlı toprak koşulları için geçerlidir. Pratik uygulamada modellerin en az 100 bağımsız ölçüm ile doğrulanması gerekmektedir. Bu kitap, gelecek araştırmalara zemin hazırlayacaktır.

Kitabın Ziraat Fakültesi Tarım Makinaları ve Teknolojileri Mühendisliği Bölümü lisans ve lisansüstü öğrencileri ile araştırmacılara yararlı olmasını dileriz.

Ankara-2026

Prof. Dr. İlknur DURSUN[1]

Prof. Dr. Ergin DURSUN[1]

[1] Ankara Üniversitesi Ziraat Fakültesi
Tarım Makinaları ve Teknolojileri Mühendisliği Bölümü

İÇİNDEKİLER

ÖNSÖZ ..... **i**

İÇİNDEKİLER ..... **iii**

ŞEKİLLER DİZİNİ ..... **vi**

TABLOLAR DİZİNİ ..... **vii**

1. GİRİŞ **1**

1.1. Koni İndeksi, Önemi ve Ölçülmesi 1

1.2. Kapsam ve Amaç 4

2. DENEME ALANI VE ÖLÇÜM VERİLERİ **7**

2.1. Ham Veriler 7

2.2. Ham Verilerin Tanımlayıcı İstatistikleri 9

2.3. Veri Seti ve Örneklem Büyüklüğünün Metodolojik Açıdan Değerlendirilmesi 14

2.4. Giriş ve Çıkış Değişkenleri 15

2.5. Model Değerlendirme Metrikleri 16

3. GELENEKSEL KONİ İNDEKSİ TAHMİN MODELLERİ **17**

3.1. Boyut Analizi Tahmin Modeli 18

3.2. Çoklu Doğrusal Regresyon Tahmin Modeli 20

3.3. Üstel Regresyon Tahmin Modeli 21

3.4. Yapay Sinir Ağı Tahmin Modeli 21

3.5. Model Performanslarının Değerlendirilmesi 24

3.5.1. Boyut analizi modeline ilişkin sonuçlar 27

3.5.2. Çoklu doğrusal regresyon modeline ilişkin sonuçlar 29

3.5.3. Üstel regresyon modeline ilişkin sonuçlar 31

3.5.4. Yapay sinir ağı modeline ilişkin sonuçlar 32

3.6. Geleneksel Tahmin Modellerinin Değerlendirilmesi 34

4. HİBRİT KONİ İNDEKSİ TAHMİN MODELLERİ..... 39

4.1. Veri Seti Ön İşlemi ve Normalizasyon..... 39

4.2. Geliştirilen Hibrit Modeller..... 40

4.2.1. Yapay sinir ağı bileşenlerinin optimizasyonu ve hiper-parametre seçimi..... 41

4.2.2. Model 1 (Temel Hibrit)..... 43

4.2.3. Model 2 (Üstel Regresyon Entegrasyonu)..... 44

4.2.4. Model 3 (Fiziksel Temelli Yaklaşım)..... 45

4.2.5. Model 4 (Çok Bileşenli İleri Hibrit Model)..... 46

4.3. Hibrit modellerde optimal ağırlıklandırma yöntemi..... 50

4.4. Model Performans Kriterleri..... 54

4.5. Yazılım, İstatistiksel Analiz ve Teknik Destek..... 54

4.6. Hibrit Modellerin Performanslarının Karşılaştırılması..... 55

4.7. Hibrit Modellerin Tekil Modeller ve Ampirik Denklemlerle Karşılaştırılması..... 58

4.8. Bağımsız Değişkenlerin Model Performanslarına Etkileri..... 62

4.8.1. Ölçüm derinliğinin (PD) model performansına etkisi..... 62

4.8.2. Hacim ağırlığının (BD) model performansına etkisi..... 65

4.8.3. Nem içeriğinin (MC) model performansına etkisi..... 67

4.8.4. Porozitenin (n) model performansına etkisi..... 68

4.9. Değişkenler Arası Korelasyon Analizi..... 71

4.10. Model Bileşenlerinin Bireysel Performansları..... 73

5. GENEL KARŞILAŞTIRMA, TARTIŞMA VE SONUÇ..... 80

5.1. Ortak Veri Seti Üzerinde Karşılaştırmalı Analiz..... 80

5.1.1. Tüm modellerin karşılaştırmalı performans tablosu..... 80

5.1.2. Hibrit modeller arasındaki karşılaştırma..... 82

5.1.3. Genel sıralama ve model öneri matrisi..... 83

5.2. Tartışma 84
5.2.1. Hibrit modellerin başarısının yorumlanması 84
5.2.2. Modellerin güçlü ve zayıf yönleri 84
5.2.3. Kısıtlar 86
6. SONUÇ 87
KAYNAKÇA 89

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 1. 1. Koni penetrometrenin parçaları ve çalışma ilkesi 2
Şekil 1. 2. ASABE standartlarına göre koni indeksi ölçüm yöntemi 3
Şekil 2. 1. Veri setinde yer alan CI, MC ve BD değerlerinin üç farklı ölçüm derinliğine (5, 15 ve 25 cm) göre kutu grafiği..... 10
Şekil 2. 2. Değişkenler arası Pearson korelasyon matrisi (n = 30)..... 11
Şekil 3. 1. Geleneksel modellerden tahmin edilen ve ölçülen CI değerlerinin karşılaştırılması..... 36
Şekil 3. 2. Geleneksel modellerin performanslarının karşılaştırılması..... 37
Şekil 4. 1. Hibrit modellerin bileşen yapısı ve ağırlık dağılımları 40
Şekil 4. 2. Hibrit modellerde yer alan yapay sinir ağı mimarisi..... 42
Şekil 4. 3. Hibrit model ağırlık optimizasyonu – RMSE yüzeyi (M4 örneği) 54
Şekil 4. 4. Hibrit Modellerin Performans Kriterlerinin Genel Karşılaştırması.57
Şekil 4. 5. Tahmin Edilen ve Gözlenen Koni İndekslerinin (CI) Karşılaştırılması..... 61
Şekil 4. 6. Ölçüm derinliğine göre modellerden tahmin edilen ve ölçülen CI' lar 65
Şekil 4. 7. Hibrit modellerden tahmin edilen ve ölçülen CI değerleri..... 77
Şekil 5. 1. Tüm modellerin karşılaştırmalı performans analizi 82
Şekil 5. 2. Seçili modellerin çok boyutlu performans radar grafiği (Normalize edilmiş performans skoru: 1 = En iyi, 0 = En kötü) 86

TABLOLAR DİZİNİ

Tablo 2. 1. Ham veriler (Dursun & Dursun, 2000)..... 8
Tablo 2. 2. CI, MC, BD ve *n*'in tanımlayıcı istatistikleri 9
Tablo 2. 3. Parametreler arası Pearson korelasyon (r) katsayıları (n = 30)... 13
Tablo 3. 1. Boyut analizinde kullanılan parametreler..... 18
Tablo 3. 2. Model kalibrasyonu istatistikleri (n = 21, %70 eğitim verisi) 25
Tablo 3. 3. Model validasyonu istatistikleri (n = 9, %30 test verisi) 25
Tablo 3. 4. Geliştirilen boyut analizi modelinin performans özeti 28
Tablo 3. 5. Çoklu doğrusal regresyon modelindeki parametrelerin katsayıları29
Tablo 3. 6. Üstel regresyon modelinin katsayıları 31
Tablo 3. 7. Yapay sinir ağı eğitim performansı 32
Tablo 4. 1. Hibrit Modellerin Optimal Ağırlıklandırma Sonuçları..... 51
Tablo 4. 2. Optimizasyon Algoritması Karşılaştırması (Model 4 için)..... 53
Tablo 4. 3. Hibrit Modellerin Kalibrasyon ve Validasyon Performans Kriterleri 55
Tablo 4. 4. M4'ü oluşturan bileşenlerin karşılaştırılması 58
Tablo 4. 5. Hibrit M4 ile Tekil Modeller ve Ampirik Denklemlerin Performanslarının Karşılaştırılması..... 59
Tablo 4. 6. Geliştirilen modellerin performans kriterleri ve M1-M4 arasındaki farklar 60
Tablo 4. 7. 5 cm, 15 cm ve 25 cm ölçüm derinlikleri için bileşenlerin performanslarının karşılaştırılması (n = 30) 63
Tablo 4. 8. Hibrit Modellerin Standardize Edilmiş Regresyon Katsayıları ... 64
Tablo 4. 9. Değişken Kaldırma Analizi (Drop-One-Variable Analysis) 64
Tablo 4. 10. Farklı Hacim Ağırlığı (BD) Seviyelerine Göre CI Değeri ve Model Performansları 66
Tablo 4. 11. Farklı Nem İçeriği (MC) Seviyelerine Göre CI Değerleri ve Model Performansları 67
Tablo 4. 12. Farklı Porozite Seviyelerine Göre CI Değerleri ve Model Performansları 69
Tablo 4. 13. Spearman sıralama korelasyon katsayıları (Non-parametrik) ... 71
Tablo 4. 14. Korelasyon ilişkilerinin sınıflandırılması 73
Tablo 4. 15. M1'i oluşturan bileşenlerin bireysel performansları..... 74

Tablo 4. 16. Tüm modellerde kullanılan bileşenlerin karşılaştırmalı performansları..... 76
Tablo 4. 17. Bileşen sayısı ve hibrit model performansı ilişkisi..... 79
Tablo 5. 1. Tüm modellerin kalibrasyon ve validasyon performans metrikleri81
Tablo 5. 2. Hibrit modellerin bileşen yapısı ve performans özeti..... 83
Tablo 5. 3. Kullanım amacına göre model öneri matrisi 83

1. GİRİŞ

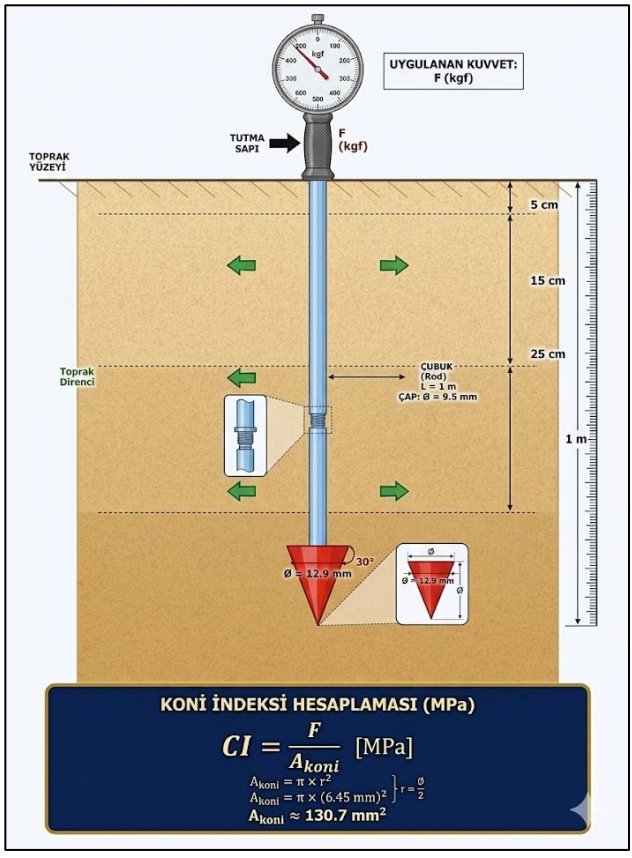
1.1. Koni İndeksi, Önemi ve Ölçülmesi

Koni indeksi (CI), penetrasyon direncinin (PR) penetrometre ucunun enine kesit alanına oranına eşittir. Toprağın mekanik direncini temsil eden sayısal değer ifade eden bir ölçüdür (ASABE, 2019; Ayers & Perumpral, 1982). SI birim sisteminde birimi, MPa'dır. Koni indeksinin ölçülmesinde penetrometreler kullanılır. Penetrometrelerin çeşitli tipleri vardır. Toprak sıkışması, çeki kuvveti, kök penetrasyon direnci ve tohum çimlenmesi, toprak işleme ekipmanlarının seçimi gibi konularda bilgi sahibi olmak için koni indeksinden yararlanılır (Perumpral, 1987).

Şekil 1.1'de bir koni penetrometresinin parçaları ve çalışma ilkesi gösterilmiştir. Koni penetrometrenin toprağa daldırılması sırasında penetrometre ucuna ters yönlü bileşke toprak direnci (F) etki eder. Konik ucun çapı 12.9 mm ve koni eğim açısı, ise 30^{o}'dir. Koni indeksi, CI (MPa) = F/A_{koni} eşitliğinden hesaplanır. Eşitlikte A_{koni}, konik ucun kesit alanıdır. Burada A_{koni} 130.7 mm^2'dir. Toprak işlemede koni indeksi, toprak işlemeden önce ve sonra olmak üzere 0-5 cm, 5-10 cm, 10-15 cm ve 15-25 cm gibi farklı derinliklerden ölçülür. Bu sayede kullanılan ekipmanın toprağa etki şekli hakkında fikir sahibi olunur.

ASABE standartlarına göre koni indeksinin ölçülmesinde yararlanılan yöntem, 7 aşamadan oluşmaktadır (Şekil 1.2). 1. aşama ölçüm yapılacak alanın hazırlanması, 2. aşama penetrometrenin kalibrasyonu, 3. aşama örnek alınacak yerlerin belirlenmesi, 4. aşama sabit bir hızda (yaklaşık 30 mm/s) konik ucun toprağa itilerek ölçüm yapılması, 5. aşama istatistiksel olarak sağlıklı okuma yapmak için aynı noktaki ölçümlerin tekrarlanması, 6. aşama kalite kontrolü ve 7. aşama veri kaydı ve analizdir. Buna göre öncelikle ölçüm yapılacak alanın ve penetrometre işe hazırlanmalı, ölçümler tekrarlı olarak yapılmalı, ölçülen değerler kontrol edilmeli ve veriler kayıt edilmelidir. Şekil 1.2'de koni indeksi

için CI (MPa) = (F (kgf) x 0.09807) / (A_{koni} (cm^2)) eşitliği verilmiştir. Eşitlikte yer alan 0.09807 katsayısı, kgf'un N'a (9.80665) ve cm²'nin mm²'ye (100) dönüşümlerinin birleşiminden (9.80665 / 100 ≈ 0.09807) meydana gelmiştir. Bu katsayı, teknik birim sisteminde (kgf) ölçülen kuvvetin, standart 12.9 mm çapındaki koni ucu kesit alanı (A_{koni} ≈ 1.307 cm²) ile birlikte kullanılarak, koni indeksinin SI birim sisteminde MPa'a dönüştürülmesini sağlamaktadır.



Şekil 1. 1. Koni penetrometrenin parçaları ve çalışma ilkesi



Şekil 1. 2. ASABE standartlarına göre koni indeksi ölçüm yöntemi

Koni indeksi üzerinde toprak nem içeriği (MC), hacim ağırlığı (BD), porozite (*n*), tekstür, koni geometrisi, toprağın ıslak-kuru döngüleri, organik madde içeriği ve ölçüm derinliği (PD) etkilidir (Mulqueen vd., 1977). Toprak

sıkışmasının en önemli göstergesi, koni indeksidir. Toprağın sıkışık bir yapı kazanması, ürün verimini olumsuz yönde etkiler (Raper & Erbach, 1990). Yoğun tarla trafiği, bilinçsiz sulama ve gübreleme, hayvan otlatma, iklim koşulları ve tarımsal uyuglamalara bağlı faktörler toprak sıkışmasına neden olmaktadır (Koolen & Kuipers, 2012).

Traktör tekerlekleri toprak üzerinden geçerken, düşey düzlem boyunca değişen seviyelerde sıkışma oluşur. Bu sıkışma, yüzeyde (0-5 cm) maksimumdur. Derinlik arttıkça sıkışma azalır.

1.2. Kapsam ve Amaç

Koni indeksini etkileyen çok değişkenli yapı (MC, BD, *n*, PD vb.), hem ölçüm maliyetini hem de tahmin model gereksinimini ortaya koymakta, bu kitabın temel motivasyonunu oluşturmaktadır. Koni indeksinin doğru tahmin edilmesi; çeki kuvveti ihtiyacının hesaplanması, tarla trafiği planlanması, tarla denemelerinin tasarlanması ve sürdürülebilir toprak yönetimi kararlarının alınması yönünden büyük önem taşımaktadır. Geleneksel ölçüm yöntemlerine ek olarak, matematiksel ve makina öğrenmesi tabanlı tahmin modellerinin geliştirilmesi hem araştırmacılar hem de uygulayıcılar açısından değerli bir katkı sunmaktadır.

Bu kitap altı bölümden oluşmaktadır. Toprak koni indeksinin tahminine yönelik çeşitli matematiksel ve makina öğrenmesi yaklaşımlarını sistematik biçimde incelenmiştir. Aynı veri seti üzerinde tüm modelleri karşılaştırarak, hangi yaklaşımın hangi koşullarda tercih edilmesi gerektiği gösterilmiştir. Bölüm 1'de konuya giriş yapılarak koni indeksinin tanımı, önemi, ölçüm yöntemleri ve toprak sıkışmasıyla ilişkisi temel bilgilerle sunulmuştur. Traktör geçişlerinin toprak profilinde yarattığı sıkışmanın etkisinin derinliğe bağlı olarak farklılaştığı, yüzeyde daha fazla CI artışına neden olurken, 25 cm derinlikte bu artışın azaldığı ancak mutlak değerlerin kök engellenme eşiğine tehlikeli derecede yaklaştığı ortaya konulmuştur.

Tüm modeller; ortak nem içeriği (MC), hacim ağırlığı (BD), porozite (*n*) ve ölçüm derinliği (PD) parametreleri kullanılarak geliştirilmiştir. Bölüm 2'de, iki farklı modelleme çalışmasında kullanılan deneme alanı, toprak özellikleri, ölçüm verileri, veri bölme stratejisi ve model değerlendirme metrikleri ayrıntılı olarak açıklanmaktadır. Bu sayede hem modeller arası karşılaştırmanın adil bir zeminde yapılabilmesi hem de elde edilen sonuçların tekrarlanabilirliği ve bilimsel geçerliliği sağlanmaktadır.

Bölüm 3, CI'nın tahmin edilmesini amaçlayan ilk modelleme çalışmasını içermektedir. Boyut analizi, çoklu doğrusal regresyon, üstel regresyon ve yapay sinir ağı olmak üzere dört geleneksel tahmin yöntemi teorik temelleriyle birlikte incelenmiştir. Her modelin aynı veri seti üzerindeki kalibrasyon ile validasyon sonuçları verilmiştir.

Bölüm 4 ise CI'nın tahmin edilmesini amaçlayan ikinci hibrit modelleme çalışmasından oluşmaktadır. Bölüm 3'te açıklanan geleneksel yöntemlerin çeşitli kombinasyonlarından oluşturulan dört özgün hibrit makina öğrenmesi modeli (M1-M4) sunulmaktadır. Bu modeller, farklı bileşenlerin ağırlıklı kombinasyonlarına dayanmaktadır. Optimal ağırlıklandırma yöntemiyle her bir bileşenin model performansına katkısı detaylı olarak analiz edilmektedir.

Bölüm 5'de ise kitabın özgün bilimsel katkısını oluşturan karşılaştırmalı analiz yapılmıştır. Geleneksel ve hibrit olmak üzere toplam sekiz modelin performansı, aynı metrikler kullanılarak tek bir tablo ve grafik üzerinde değerlendirilmiştir. Hangi modelin hangi koşullarda (yüksek hassasiyet gerektiren bilimsel araştırmalar, fiziksel yorumlanabilirlik gerektiren çalışmalar, tarla uygulamaları, teorik araştırmalar, doğruluk-karmaşıklık ödünleşimi vb.) tercih edilmesi gerektiğine ilişkin kapsamlı bir rehber sunulmuştur. Bölüm 6, sonuç kısmı olup elde edilen bulgular sentezlenerek gelecek çalışmalara yönelik öneriler yapılmıştır.

Son çalışmalar, makina öğrenmesi tekniklerinin koni indeksi tahmininde geleneksel yöntemlerle rekabet ettiğini göstermektedir. Hassan & Beshr (2024),

makina öğrenme tekniklerini birleştiren dört farklı model geliştirdiklerini ve XGBoost modelinin R^2 = 0.997 ile en yüksek güvenilirliğe ulaştığını belirtmişlerdir. Hassan & Beshr (2024) tarafından yapay sinir ağları ve diğer makina öğrenmesi tekniklerinin koni indeksi tahmininde geleneksel yöntemlerden daha yüksek performans gösterdiği bildirilmiştir. Negiş (2023) tarafından ise yapay sinir ağı modellerinin toprak sıkışmasının tahmin edilmesinde etkili olduğu açıklanmıştır.

Hibrit makina öğrenme yöntemleri, birden fazla bileşenin güçlü yanlarını birleştirerek tahmin doğruluğunu artırmayı amaçlayan bir yaklaşımdır. Bu yöntemler sayesinde tekil modellerin hatalarını diğer modellerin telafi etmesiyle daha sağlam ve genelleştirilebilir tahminler üretilebilmektedir. Breiman (2001) tarafından yapay ormanlarda bileşenlerin kombinasyonun tekil modellerden daha başarılı olduğu belirtilmiştir. Wolpert (1992), yığılmış genelleme (Stacked generalization) yaklaşımında farklı modellerin kombinasyonunun tekil modelden daha iyi sonuç verdiğini göstermiştir. Zhou (2025), hibrit yöntemlerin genel performansı artırdığı ve geleneksel yöntemler üzerindeki üstünlüğü doğrulanmıştır. Bu kitabın 4. Bölümünde sunulan hibrit modeller, söz konusu yaklaşımların bir uzantısı olarak, farklı algoritmaların ağırlıklı kombinasyonlarına dayanmakta ve her bir bileşenin model performansına katkısı detaylı olarak analiz edilmektedir.

2. DENEME ALANI VE ÖLÇÜM VERİLERİ

2.1. Ham Veriler

Bu çalışmanın veri seti, Dursun & Dursun (2000) tarafından yürütülen ölçümlere dayanmakta olup uzun dönem tarihsel referans değeri ve temel toprak-mekanik ilişkilerini yansıtma gücü nedeniyle güncel makina öğrenmesi modellerinin karşılaştırmalı değerlendirilmesinde uygun kabul edilmiştir. Koni indeksi (CI), nem içeriği (MC), hacim ağırlığı (BD), porozite (n) ve ölçüm derinliği (PD) değerlerini içeren bu veri seti, kitabın 3. ve 4. bölümlerinde gerçekleştirilen tüm modelleme çalışmalarının ortak veri tabanını oluşturmaktadır. Her iki bölümde aynı veri setine dayanıldığından, veri kaynağı, toprak özellikleri ve ölçüm prosedürü bu bölümde ayrıntılı olarak açıklanmış; böylece modeller arası karşılaştırmanın adil bir zeminde yapılabilmesi ve elde edilen sonuçların tekrarlanabilirliği sağlanmıştır.

Ölçümler, %23 kil, %48 mil ve %29 kum içeren killi tın bünyeli orta ağır toprak sınıfında yürütülmüştür. Koni indeksi (CI) ölçümleri, ASABE standartlarına uygun 12.9 mm çapında ve konik uç eğim açısı 30° olan standart uçlu el tipi mekanik penetrometre ile yapılmıştır. Ölçümler; 5 cm, 15 cm ve 25 cm olmak üzere üç farklı derinlikten alınmıştır. Deneme alanında toplam 30 ölçüm noktası belirlenmiş, her noktada üçer tekrarlı ölçüm yapılarak ortalamalar hesaplanmıştır. Tablo 2.1'de ham veriler verilmiştir.

Koni indeksini etkileyen çok değişkenli yapı (MC, BD, n, PD vb.), koni indeksinin penetrometre kullanılarak doğrudan topraktan ölçülmesini zaman ve emek açısından maliyetli kılmaktadır. Bu nedenle güvenilir tahmin modellerine ihtiyaç duyulmaktadır. Koni indeksinin doğru tahmin edilmesi çeki kuvveti ihtiyacının hesaplanması, tarla trafiği planlanması, tarla denemelerinin tasarlanması ve sürdürülebilir toprak yönetimi kararlarının alınması yönünden büyük önem taşımaktadır.

Tablo 2. 1. Ham veriler (Dursun & Dursun, 2000)

PD* **(cm)**	**CI (MPa)**	**MC (%)**	**BD (g/cm³)**	***n*** **(%)**
5	0.61	15.10	1.35	61.5
	0.66	16.20	1.33	64.1
	0.59	15.90	1.38	62.5
	0.68	14.20	1.37	63.0
	0.72	15.80	1.41	61.8
	0.55	15.30	1.34	63.8
	0.57	14.70	1.32	62.7
	0.64	15.30	1.33	63.4
	0.70	14.50	1.31	64.5
	0.51	14.60	1.39	65.5
15	0.98	24.20	1.59	62.5
	0.99	22.70	1.71	63.0
	1.01	20.60	1.69	60.0
	1.03	23.50	1.40	60.6
	1.09	25.90	1.63	61.2
	1.22	19.47	1.60	63.0
	1.24	25.60	1.50	60.5
	1.28	21.37	1.35	62.0
	1.39	22.40	1.61	61.0
	1.41	23.80	1.57	63.0
25	1.37	23.20	1.81	60.4
	1.39	22.70	1.85	55.8
	1.46	22.90	1.97	59.3
	1.51	23.40	1.92	54.9
	1.58	26.20	1.91	61.5
	1.44	21.20	2.00	62.8
	1.37	23.70	2.03	55.9
	1.48	24.40	1.99	58.7
	1.55	22.60	2.02	62.4
	1.59	23.90	1.80	59.0

*PD: Ölçüm derinliği, CI: Koni indeksi, MC: Nem içeriği, BD: Hacim ağırlığı, *n*: Porozite.

Bu bölümde ayrıca, tüm modellerin geliştirilmesinde kullanılan veri bölme stratejisi ile model değerlendirme metrikleri (belirleme katsayısı R^2, kök ortalama kare hata RMSE, ortalama mutlak hata MAE, Nash-Sutcliffe verimlilik katsayısı NSE, yanılgı Bias ve Bayes bilgi kriteri BIC) tanımlanmıştır. Bu metriklerin ayrıntılı açıklamalarına bu bölümde yer verilmiştir. 3. ve 4. bölümlerdeki model performans değerlendirmelerinde aynı metrik seti kullanılmıştır.

2.2. Ham Verilerin Tanımlayıcı İstatistikleri

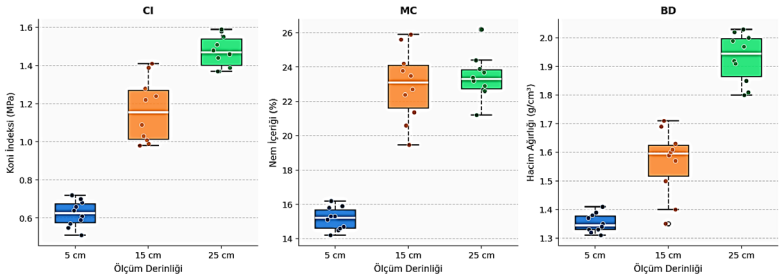
Ham veri setinin tanımlayıcı istatistikleri, Tablo 2.2'de verilmiştir. Tanımlayıcı istatistiklere göre en yüksek varyasyon katsayısı (CV) %34.42 ile koni indeksine aittir. Bu yüksek varyasyon, uygulanan kuvvetlere ve toprak koşullarına duyarlı bir parametre olan CI'nın çok geniş bir aralıkta değiştiğini göstermektedir. Nem içeriğinin CV'sinin %20.02 ve hacim ağırlığının CV'sinin ise %15.85 ile geniş bir aralıkta değişmesi, model geliştirme açısından yeterli varyabilite sağlamaktadır. En düşük CV %4.14 ile poroziteye aittir. BD ve *n* arasındaki güçlü negatif korelasyon ($r = -0.856$, $p < 0.01$) bu durumu açıklamaktadır.

Tablo 2. 2. CI, MC, BD ve *n*'in tanımlayıcı istatistikleri

Parametre	Ort.	Stand. Sapma	Min.	Mak.	CV (%)	Çarpıklık	Basıklık
MC (%)	20.51	4.11	14.20	26.20	20.02	-0.40	-1.43
BD (g/cm³)	1.62	0.26	1.31	2.03	15.85	0.32	-1.39
***n* (%)**	61.34	2.54	54.90	65.50	4.14	-1.00	0.60
CI (MPa)	1.087	0.37	0.51	1.59	34.42	-0.22	-1.50

Bağımlı değişkenin (CI) 0.51 MPa ile 1.59 MPa arasında geniş bir aralığa sahip olması (CV % 34.42), veri setinin hibrit model tahminleri için yeterli çeşitliliğe sahip olduğunu göstermektedir.

Şekil 2.1'de veri setinde yer alan toprak koni indeksi (CI), nem içeriği (MC) ve hacim ağırlığı (BD) değerlerinin üç farklı ölçüm derinliğine (5, 15 ve 25 cm) göre kutu grafiği ile değişimleri gösterilmiştir. Kutu grafiğinin unsurlarından kutular %25–75 aralığını, dikey çizgi medyanı, bıyıklar minimum-maksimum aralığını, noktalar ise aykırı değerleri gösterir. CI değerlerinin değiştiği, derinlik kenarları koni indeksinin belirgin biçimde yükseldiği görülmektedir. 5 cm derinliğe göre alçak ve dar bir dağılım sergileyen CI değerleri, 15 cm derinlikte artmakta, 25 cm derinlikte ise en yüksek noktaya ulaşmakta ve dağılım aralığı genişlemektedir. Bu durum, toprak tabakasının alt katmanlarında sıkışmanın daha belirgin olduğunu işaret etmektedir.

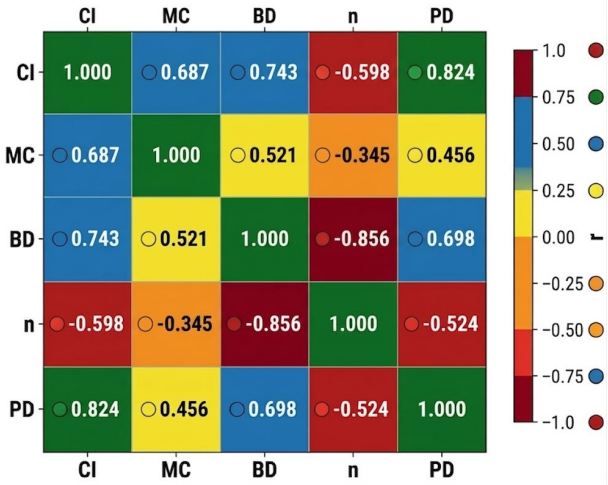


Şekil 2. 1. Veri setinde yer alan CI, MC ve BD değerlerinin üç farklı ölçüm derinliğine (5, 15 ve 25 cm) göre kutu grafiği

MC değerlerinin derinliğe göre durumu değerlendirildiğinde, nem içeriğinin 5 cm derinlikte daha değişken bir yapı sergilediği, 15 ve 25 cm derinliklerde ise görece daha dar bir aralıkta seyrettiği görülmektedir. Yüzeydeki yüksek değişkenlik, iklim koşulları ve toprak işlemeye bağlı yüzey dalgalanmaları nedeniyle farklılık gösterebilir.

BD değerleri, üç derinlikte birbirine yakın ortanca değerler sergilemekte, 25 cm derinlikte dağılımın hafifçe daraldığı gözlemlenmektedir. Hacim ağırlığının derinliği ile birlikte görece stabil kalması, incelenen toprak profilinin homojen bir tekstürel yapıya sahip olduğuna işaret etmektedir.

Şekil 2.2'de, değişkenler arasındaki Pearson korelasyon matrisi gösterilmiştir. Matriste, CI ile bağımsız değişkenler (MC, BD, *n*, PD) arasındaki ilişkiler ve bağımsız değişkenlerin kendi aralarındaki korelasyonlar yer almaktadır. Yalnızca *n* ve MC arasındaki ilişki ($r = 0.345$) için $p<0.05$, diğerleri için $p < 0.01$ düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır.



Şekil 2. 2. Değişkenler arası Pearson korelasyon matrisi (n = 30)

Şekil 2.2'ye göre CI ile PD arasındaki ilişki en yüksek korelasyona ($r = 0.824$) sahiptir. Varyansın %67.9'unu açıklar. Derinlik arttıkça koni indeksi belirgin şekilde artmaktadır. Bu durum, alt katmanlarda doğal sıkışmanın ve üst katmanlardan iletilen yüklerin birikimli etkisini yansıtmaktadır. İkinci güçlü ilişki CI ile BD arasındadır ($r = 0.743$). Varyansın %55.2'sini açıklar. BD arttıkça CI da artmaktadır (Landsberg, 2003; Guesdessou vd., 2021). Bu,

fiziksel beklentiyle uyumludur. Çünkü birim hacim başına düşen katı madde miktarı arttıkça toprak taneleri arasındaki temas sayısı arttığından toprağın mekanik direnci yükselir. Üçüncü güçlü ilişki, CI ile arasındadır (r = 0.687). Varyansın %47.2'sini açıklar. MC arttıkça CI artmaktadır. Genel olarak nem içeriği arttıkça CI'nın azalması beklenir. Ancak bulunan sonuç, yorumla kısmen çelişmektedir. Bu durum, veri setindeki nem aralığının (%14.2-26.2), kapiler kuvvetlerin etkili olduğu orta-yüksek nem aralığında yer almasından kaynaklanmaktadır. Söz konusu nem aralığında, toprak taneleri arasındaki kapiler çekim kuvveti arttığından CI yükselmektedir. Porozite (*n*) arttıkça CI azalmaktadır. Bu sonuç, fiziksel beklentiyle tam uyumludur. Çünkü gözenek hacmi arttıkça toprağın direnci düşer ve kökler daha rahat ilerler.

BD ve *n* arasındaki ilişki, en yüksek negatif korelasyona sahiptir (r = -0.856). Hacim ağırlığı ile porozite matematiksel olarak birbirine bağlıdır (n = 1 - BD/PD). Bu durum, çoklu doğrusal regresyon gibi yöntemlerde çoklu bağlantı (multicollinearity) sorununa yol açabilmektedir. Esasen kitabın 3.2. bölümünde çoklu doğrusal regresyon modelinde BD katsayısının beklenmedik şekilde negatif çıkmasının (β_2 = -0.334) temel nedeni budur. BD ve PD arasındaki ilişki, güçlüdür (r = 0.698). Derinlik arttıkça hacim ağırlığı da artmaktadır. Bu, alt katmanlarda doğal sıkışmanın daha belirgin olduğunu ve üst katmanlardan iletilen yüklerin biriktiğini göstermektedir. MC ve BD arasındaki ilişki, orta güçlüdür (r = 0.521). Nem içeriği yüksek olan topraklarda hacim ağırlığı da daha yüksektir. Bu ilişki, ölçülen nem aralığına özgüdür. *n* ve PD arasındaki ilişki orta güçlüdür (r = -0.524). Derinlik arttıkça porozite azalmaktadır. Alt katmanlarda sıkışma nedeniyle gözenek hacmi düşer. MC ve PD arasındaki ilişki orta seviyededir (r = 0.456). Derinlik arttıkça nem içeriği artmaktadır. Alt katmanlarda su tutma kapasitesi daha yüksektir. MC ve *n* arasındaki ilişki zayıf orta seviyededir (r = -0.345). Nem içeriği arttıkça porozite azalma eğilimindedir, ancak bu ilişki diğerlerine göre daha zayıftır.

Pearson korelasyon matrisi, toprak sıkışmasının çok değişkenli doğasını açıkça ortaya koymaktadır:

- Derinlik (PD), CI üzerindeki en baskın etkendir. Bu durum, tarımsal mekanizasyon uygulamalarında derin toprak sıkışmasının en büyük risk olduğunu göstermektedir.
- Hacim ağırlığı (BD) ile porozite (*n*) arasındaki çok güçlü negatif ilişki vardır. Bu durum, toprak fiziğinin temel prensiplerini yansıtmaktadır. Yani, sıkışma arttıkça gözenek hacmi azalmaktadır.
- Nem içeriği (MC) ile CI arasındaki güçlü pozitif ilişki, killi tın bünyeli topraklarda orta-yüksek nem aralığında (%10-%25) kapiler kuvvetlerin etkisini göstermektedir. Bu durum, nem içeriğinin CI üzerindeki etkisinin doğrusal olmadığını ve belirli bir nem aralığında ters ilişkiye dönüşebileceğini hatırlatması açısından önemlidir.

Şekil 2.2'de görsel olarak sunulan Pearson korelasyon katsayıları, Tablo 2.3'de sayısal biçimde verilmiştir.

Tablo 2. 3. Parametreler arası Pearson korelasyon (r) katsayıları (n = 30)

Parametre	**CI**	**MC**	**BD**	***n***	**PD**
CI	1.000	0.687**	0.743**	-0.598**	0.824**
MC	0.687**	1.000	0.521**	-0.345*	0.456**
BD	0.743**	0.521**	1.000	-0.856**	0.698**
n	-0.598**	-0.345*	-0.856**	1.000	-0.524**
PD	0.824**	0.456**	0.698**	-0.524**	1.000

*p < 0.05, ** p < 0.01

Korelasyon matrisi, koni indeksi tahmin modellerinin geliştirilmesinde kullanılan dört bağımsız değişkenin (MC, BD, *n*, PD) tamamının CI ile anlamlı ilişkiler taşıdığını doğrulamaktadır. Özellikle PD'nin çok güçlü etkisi

(r = 0.824) ve BD ile *n* arasındaki çok güçlü negatif korelasyon (r = -0.856), model seçiminde önemli ipuçları sunmaktadır. Bu tablo, 3. ve 4. bölümlerdeki model geliştirme süreçlerinde değişken seçimine ilişkin temel referans olarak kullanılmaktadır. Aynı zamanda geliştirilen hibrit modeller arasındaki performans farklılıklarının temel nedenlerini açıklamakta ve özellikle doğrusal olmayan ilişkileri öğrenebilen yapay sinir ağı ile hibrit modellerin üstünlüğünü gerekçelendirmektedir.

2.3. Veri Seti ve Örneklem Büyüklüğünün Metodolojik Açıdan Değerlendirilmesi

Bu çalışmada kullanılan veri seti, toplam 30 ölçüm noktasından oluşmaktadır. Her bir ölçüm noktasında üç farklı derinlikten (5 cm, 15 cm, 25 cm) alınan ölçümlerin ortalaması veri setine dâhil edilmiştir. Örneklem büyüklüğünün görece sınırlı olması, makina öğrenmesi modellerinin geliştirilmesi ve değerlendirilmesi sürecinde bazı metodolojik önlemleri zorunlu kılmıştır. Bu kapsamda aşağıdaki hususlar dikkate alınmıştır:

- **Veri bölme stratejisi:** Üç ölçüm derinliğinin her birinin temsil gücünü korumak amacıyla veri seti, rastgele bölme yerine tabakalı örnekleme (stratified sampling) yöntemiyle kalibrasyon ve validasyon setlerine ayrılmıştır. Bu yöntemle her derinlik grubundan belirli oranda gözlem her iki sete de dâhil edilmiştir. Veri setinin %70'i (n=21 gözlem) modellerin kalibrasyonu için, %30'u (n = 9 gözlem) ise validasyonu için ayrılmıştır. Kitabın 3. ve 4. bölümlerinde geliştirilen tüm modeller, sonuçların karşılaştırılabilirliğini sağlamak amacıyla aynı kalibrasyon ve validasyon setlerini kullanmıştır.
- **Parametre sayısı ve aşırı öğrenme riski:** Özellikle yapay sinir ağı (ANN) tabanlı modellerde, model parametre sayısının gözlem sayısına oranı makina öğrenmesi literatüründe risk eşikleriyle değerlendirilmektedir. Bu çalışmada kullanılan ANN modeli 225 parametre ((4×16+16) + (16×8+8) +

(8×1+1) = 80+136+9 = 225) içermektedir. Parametre/gözlem oranı ≈ 10.7'dir. Bu oran, Bishop (1995) tarafından belirtilen aşırı öğrenme (overfitting) risk eşiği sınırları içinde değerlendirilmektedir. Bu riski azaltmak amacıyla erken durdurma (early stopping) tekniği uygulanmış; validasyon setindeki hata değeri artmaya başladığında eğitim süreci sonlandırılmıştır.

- **Çapraz doğrulama olanağı:** Kalibrasyon/validasyon ayrımının yalnızca 9 gözleme dayanması, model performansının tek bir validasyon seti üzerinden değerlendirilmesinin getirdiği belirsizliği artırmaktadır. Daha güvenilir tahminler elde edebilmek için k-katlı çapraz doğrulama (k-fold cross-validation) yönteminin uygulanması metodolojik olarak daha tercih edilebilir olmakla birlikte, örneklem büyüklüğünün sınırlı olması katmanlı yapıyı koruyacak şekilde çapraz doğrulamanın uygulanmasını güçleştirmiştir.
- **Validasyon setinin derinlik dağılımı:** Validasyon seti, her bir derinlik grubundan (5 cm, 15 cm, 25 cm) yalnızca 3'er gözlem olmak üzere toplam 9 gözlemden oluşmaktadır. Bu sayı, istatistiksel güvenilirlik açısından sınırlıdır ve model performansının genellenebilirliği değerlendirilirken bu kısıtın dikkate alınması gerekmektedir.
- **Yüksek performans değerlerinin yorumlanması:** Elde edilen yüksek belirleme katsayılarısı (R^2>0.96), modelin gerçek performansının kesin bir göstergesi olarak değil, bu veri seti özelinde elde edilmiş başarı düzeyi olarak yorumlanmalıdır. Modellerin genellenebilirliğinin daha büyük ve bağımsız veri setleriyle doğrulanması, gelecek çalışmalar için önemlidir.

2.4. Giriş ve Çıkış Değişkenleri

Model geliştirme sürecinde dört bağımsız girdi değişkeni ile bir bağımlı çıktı değişkeni kullanılmıştır. Bağımsız değişkenler; nem içeriği (MC, %), hacim ağırlığı (BD, g/cm³), porozite (*n*, %) ve ölçüm derinliği (PD, cm) olarak belirlenmiştir. Bağımlı değişken ise koni indeksidir (CI, MPa). Nem içeriği ve hacim ağırlığı, gravimetrik yöntemle 5 cm çapındaki paslanmaz çelik silindirik

örnek alma kapları kullanılarak standart tekniklerle belirlenmiştir. Porozite, hacim ağırlığı ve özgül ağırlık (2.65 g/cm³) kullanılarak hesaplanmıştır. Ölçüm derinliği 5, 15 ve 25 cm olarak alınmıştır.

2.5. Model Değerlendirme Metrikleri

Tüm modellerin performans değerlendirmesinde aynı metrik set kullanılmıştır. Belirleme katsayısı (R^2), modelin bağımlı değişkendeki toplam varyasyonu açıklama oranını ifade etmekte olup 1'e yakın değerler üstün performansa işaret eder. Kök Ortalama Kare Hatası (RMSE, MPa), tahmin değerleri ile gerçek değerler arasındaki farkların karesinin ortalamasının kareköküdür. Değerin küçük olması modelin daha iyi uyum sağladığını gösterir. Ortalama Mutlak Hata (MAE, MPa) tahminler ile gerçek değerler arasındaki farkların mutlak değerlerinin ortalamasıdır. Tahminler ile gerçek değerler arasındaki farkların mutlak değerlerinin ölçen bu metrik, RMSE'ye kıyasla aykırı değerlere daha az duyarlıdır. Nash-Sutcliffe Verimlilik Katsayısı (NSE), modelin basit bir ortalama değer tahminine kıyasla ne kadar iyi performans gösterdiğini ölçer. NSE değeri 1'e yaklaştıkça mükemmel uyumu, 0 ise modelin ortalama değer tahmini kadar başarılı olduğunu gösterir. Yanılgı (Bias, MPa), modelin sistematik olarak fazla (+) veya eksik (-) tahmin yapma eğilimini ortaya koyar. Akaike Bilgi Kriteri (AIC), modelin uyumluluk kalitesi ile parametre sayısını birlikte değerlendirerek aşırı öğrenmeyi (overfitting) cezalandırır. Daha düşük AIC değeri daha iyi modele işaret eder. BIC (Bayesian Information Criterion, Bayesyen Bilgi Kriteri), modeldeki parametre sayısını daha fazla penalize eder. Küçük değerler, tercih edilir (Moriasi vd., 2007).

3. GELENEKSEL KONİ İNDEKSİ TAHMİN MODELLERİ

Killi tın bünyeli toprak için dört farklı koni indeksi tahmin modeli geliştirilerek modellerin performansları sistematik olarak karşılaştırılmıştır. Bu modeller; boyut analizi tahmin modeli, çoklu doğrusal regresyon tahmin modeli, üstel regresyon tahmin modeli ve yapay sinir ağı tahmin modelidir. Boyut analizi, çoklu doğrusal regresyon ve üstel regresyon modelleri, Python 3.10 programlama dili kullanılarak kodlanmıştır. Yapay sinir ağı modeli, TensorFlow 2.13 ve Keras kütüphaneleri ile geliştirilmiştir. Veri işleme için NumPy 1.24 ve Pandas 2.0, istatistiksel hesaplamalar için Scikit-learn 1.3 kütüphaneleri kullanılmıştır. Python dilinde kodlanması, model tasarımı, kod optimizasyonu ve istatistiksel yorumlanması aşamalarında Claude Al yapay zekâ asistanından teknik destek alınmıştır. Ancak geliştirilen kodlar ve öneriler, araştırmacılar tarafından doğrulanarak test edilmiştir. Tüm deneysel veriler, araştırma tasarımı, ölçümler ve modellerin teorik tabanları tarafımızca özgün olarak üretilmiştir.

Boyut analizi (dimensional analysis), bir fiziksel olayı tanımlayan değişkenler arasındaki ilişkileri, birimlerin matematiksel tutarlılığından hareketle ortaya koyan klasik bir mühendislik yöntemidir. Buckingham π teoremi bu yöntemin temel aracıdır. n bağımsız değişkenden oluşan bir fiziksel sistem, $(n - k)$ adet boyutsuz π-terimiyle ifade edilebilir. Burada k, temel boyut sayısını (kütle, uzunluk, zaman) göstermektedir (Buckingham, 1914). Toprak mekaniğinde boyut analizinin önemli bir üstünlüğü, parametreler arasındaki boyutsal tutarlılığı koruması ve birim sistemi bağımsız, fiziksel olarak yorumlanabilir modeller üretmesidir. Bu özellik, koni indeksi tahmini gibi birden fazla ölçü biriminin bir arada kullanıldığı çok değişkenli sistemlerde özellikle değerlidir (Dursun & Dursun, 2000).

3.1. Boyut Analizi Tahmin Modeli

Buckingham π teoremi ile koni indeksi tahmin modelinin geliştirilmesi için aşağıdaki fonksiyon oluşturulmuştur:

$$CI = f(MC, BD, n, PD, g) \quad (3.1)$$

Burada;

CI : Koni indeksi (MPa),

MC : Nem içeriği (%),

BD : Hacim ağırlığı (kg/m^3),

n : Porozite (%),

PD : Ölçüm derinliği (m),

g : Yerçekimi ivmesi (m/s^2)'dir.

Tablo 3.1'de, geliştirilen boyut analizi modelinde yer alan fiziksel parametrelerin simgeleri, SI birim sistemindeki birimleri ve MLT sistemindeki boyutları verilmiştir.

Tablo 3. 1. Boyut analizinde kullanılan parametreler

Parametre	**Simge**	**Birim**	**MLT Boyutu**
Koni İndeksi	CI	MPa	$ML^{-1}T^{-2}$
Nem İçeriği	MC	%	Boyutsuz
Hacim Ağırlığı	BD	kg/m³	ML^{-3}
Porozite	*n*	%	Boyutsuz
Ölçüm Derinliği	PD	m	L
Yerçekimi ivmesi	g	m/s²	LT^{-2}

CI'nın MLT (Kütle-Uzunluk-Zaman) sistemindeki boyutu, $ML^{-1}T^{-2}$ olup zaman (T) boyutunu içerir. Ancak fonksiyonda yer alan diğer değişkenler (MC,

BD, *n* ve PD), T boyutunu içermediğinden yalnızca bu değişkenlerle tam boyutsuz π-terimlerinin oluşturulması mümkün değildir. Çözüm olarak yerçekimi ivmesi (g, m/s²) de modele eklenmiş ve MLT sistemindeki boyutu CI ile aynı ($M L^{-1} T^{-2}$) olan "BD x g x PD" terimi oluşturulmuştur. Boyut analizi modelinde yerçekimi ivmesinin (g, m/s²) eklenmesi, alternatif bir yaklaşımdır. Doğrudan fiziksel anlam taşımamaktadır. MC ve *n* boyutsuz terimler olduklarından boyut analizi için sorun kalmamış ve sadece boyutsuz π_1-terimi oluşturulmuştur. Bu yaklaşım, boyut analizinde yaygın olarak kabul görmektedir. Buna göre π_1-terimi için aşağıdaki eşitlik bulunmuştur:

$$\pi_1 = CI / (BD \times g \times PD) \quad (3.2)$$

Buckingham π tabanlı model formu, boyutsuz π_1-teriminin MC ve n'nin fonksiyonu şeklinde bir üstel ilişki varsayımıyla kurulmuştur:

$$\pi_1 = k \times MC^b \times n^c \quad (3.3)$$

$$CI / (BD \times g \times PD) = k \times MC^b \times n^c \quad (3.4)$$

$$CI = k \times (BD \times g \times PD) \times MC^b \times n^c \quad (3.5)$$

Koni indeksi (CI) için geliştirilen 5 numaralı eşitlik, üstel regresyon modelidir. Bu nedenle π_1-teriminin doğrusal hale getirilmesi için bu terime logaritmik regresyon uygulanmıştır:

$$\ln(\pi_1) = \ln(k) + b \times \ln(MC) + c \times \ln(n) \quad (3.6)$$

Tablo 2.1'deki verilerden yararlanılması ve doğrusal regresyon uygulanması sonucunda 6 numaralı eşitlikte yer alan parametreler için yaklaşık olarak $k = 3.14 \times 10^{-7}$, b = -1.54 ve c = 2.93 değerleri elde edilmiştir. Bu değerlerin 5 numaralı eşitlikte yerlerine yazılmasıyla aşağıdaki eşitliğe ulaşılmıştır:

$$CI = 3.14 \times 10^{-7} \times (BD \times 9.81 \times PD) \times MC^{-1.54} \times n^{2.93} \quad (3.7)$$

3.2. Çoklu Doğrusal Regresyon Tahmin Modeli

Bağımlı değişken (CI) ile 4 adet bağımsız değişken (MC, BD, *n*, PD) arasındaki doğrusal ilişkileri modellemek için basit çoklu doğrusal regresyon modeli oluşturulmuştur. Modelin geliştirilmesi sırasında değişkenler arasındaki ilişkiler, Pearson korelasyon katsayıları ile değerlendirilmiştir. VIF (Variance Inflation Factor) değerleri ile çoklu bağlantı problemi kontrol edilmiştir. Seçilen tüm değişkenler modele dahil edilmiştir. Model kurulumu için en küçük kareler yöntemi (Least squares) ile parametreler tahmin edilmiştir. Kalıntı analizi ile Residual'ların normallik (Shapiro-Wilk Testi) ve homojenlik varsayımları test edilmiştir. Geliştirilen model formu aşağıda verilmiştir:

$$CI = \alpha + \beta_1 \times MC + \beta_2 \times BD + \beta_3 \times n + \beta_4 \times PD \quad (3.8)$$

Yapılan regresyon analizi sonucunda 8 numaralı eşitlikteki katsayılar (α, β_1, β_2, β_3, β_4) hesaplanmıştır. Buna göre 8 numaralı eşitlik aşağıdaki şekle gelmiştir:

$$CI = -0.101 + (0.0158 \times MC) + (-0.334 \times BD) + (0.0111 \times n) + (0.0480 \times PD) \quad (3.9)$$

Burada;

CI : Koni indeksi (MPa),

MC : Nem içeriği (%),

BD : Hacim ağırlığı (g/cm^3),

n : Porozite (%),

PD : Ölçüm derinliği (cm)'dir.

3.9 numaralı eşitlikte yer alan BD'nin katsayısının negatif işaretli olması ($\beta_2 = -0.334$), değişkenler arasındaki yüksek korelasyonun (çoklu bağlantı) ürettiği yanıltıcı bir bulgudur. Bu nedenle BD'nin gerçekte negatif bir etkisi olduğu yorumu yapılmamalıdır. Buna göre tarla uygulamalarında iki hususa dikkat edilmelidir. Bunlardan birincisi, bu model yalnızca eğitim veri setinin istatistiksel yapısını yansıtmaktadır. Fiziksel bir nedensellik ilişkisi öne

sürmemektedir. İkincisi, BD'nin CI tahminindeki bağımsız etkisini yorumlamak yerine modelin bütününe ait R^2 ve RMSE metrikleri üzerinden değerlendirilmesi önerilmektedir. Pratikte, yalnızca birkaç değişkenin ölçülebildiği saha koşullarında model güvenilir tahminler üretebilir. Ancak katsayı işaretlerinden fiziksel çıkarım yapmak yanıltıcı olabilir (Montgomery vd., 2021).

3.3. Üstel Regresyon Tahmin Modeli

Toprak parametrelerinin koni indeksi üzerindeki etkileri, genellikle üstel karakteristik gösterir. Geliştirilen üstel tahmin modeli aşağıda verilmiştir:

$$CI = a \times MC^b \times BD^c \times n^d \times PD^e \quad (3.10)$$

Non-lineer regresyon analizi için logaritmik dönüşüm uygulanmıştır:

$$\ln(CI) = \ln(a) + b \times \ln(MC) + c \times \ln(BD) + d \times \ln(n) + e \times \ln(PD) \quad (3.11)$$

Gauss-Newton iterasyon algoritması ile parametre tahmininin yapılması sayesinde aşağıdaki üstel regresyon tahmin modeli elde edilmiştir:

$$CI = 0.0847 \times MC^{0.284} \times BD^{1.697} \times n^{-0.156} \times PD^{0.334} \quad (3.12)$$

Burada;

CI : Koni indeksi (MPa),
MC : Nem içeriği (%) ,
BD : Hacim ağırlığı (g/cm³),
n : Porozite (%),
PD : Derinlik (cm)'tir.

3.4. Yapay Sinir Ağı Tahmin Modeli

Yapay sinir ağı (Artificial Neural Network, ANN) modeli, toprak parametreleri ile koni indeksi arasındaki doğrusal olmayan karmaşık ilişkilerin

modellenmesi için kullanılmıştır. Geleneksel regresyon modellerinden farklı olarak, yapay sinir ağları değişkenler arasındaki karmaşık ilişkileri ve doğrusal olmayan kalıpları otomatik olarak öğrenebilir.

Ağ mimarisi, üç katmanlı ileri beslemeli ağ (Feed-forward neural network) yapısı şeklinde tasarlanmıştır. İleri beslemeli ağlarda, bilgi yalnızca giriş katmanından çıkış katmanına doğru tek yönlü olarak akar. Geri döngü bulunmaz. Geliştirilen ANN modelinin matematiksel ifadesi ve fonksiyonel gösterimi aşağıda verilmiştir:

$$CI = W_3 \times g_2(W_2 \times g_1(W_1 \times [MC, BD, n, PD] + b_1) + b_2) + b_3 \quad (3.13)$$

$$CI = W_{output} \text{ x } ReLU(W_{hidden2} \text{ x } ReLU(W_{hidden1} \text{ x } [MC, BD, n, PD]^T + b_{hidden1}) + b_{hidden2}) + b_{output} \quad (3.14)$$

Birinci katman:

$$h_1 = ReLU(W_1 \times [MC, BD, n, PD]^T + b_1) \quad (3.15)$$

İkinci katman:

$$h_2 = ReLU(W_2 \times h_1 + b_2) \quad (3.16)$$

Üçüncü katman:

$$CI = W_3 \times h_2 + b_3 \quad (3.17)$$

Burada;

CI : Koni indeksi (MPa),
W_1, W_2, W_3: Ağırlık matrisleri,
b_1, b_2, b_3 : Bias terimleri,
g (x) : Aktivasyon fonksiyonu,
h_1, h_2 : Katmanların çıktıları,
T : Transpoz (devrik) işlem,

MC : Nem içeriği (%),

BD : Hacim ağırlığı (g/cm³),

n : Porozite (%),

PD : Derinlik (cm)'tir.

4 katmanlı bir ANN tasarlanmıştır: 1. Giriş katmanı (4 nöron: MC, BD, *n*, PD), 2. Gizli Katman 1 (16 nöron, ReLU aktivasyonu), 3. Gizli Katman 2 (8 nöron, ReLU aktivasyonu) ve 4. Çıkış katmanı (1 nöron, Lineer aktivasyon). Bu piramit mimarisi, bilginin kademeli sıkıştırılmasını sağlamıştır. Alternatif mimariler denenmemiştir. ANN'de, farklı ölçeklerdeki değişkenler modelin öğrenmesini olumsuz yönde etkileyeceğinden tüm girdi verileri, min-max normalizasyonu ile [0, 1] aralığına dönüştürülmüştür.

Optimizasyon algoritması, Adam Optimizer'dir. Bu algoritmanın öğrenme oranı (lr) 0.001, birinci moment katsayısı (β_1) 0.9, ikinci moment katsayısı (β_2) 0.999'dur. Model eğitimi aşağıdaki adımlardan oluşmaktadır:

- Verilerin [0,1] aralığında min-max normalizasyonu,
- Veri bölme işleminde, Bölüm 2.3'te açıklandığı gibi tabakalı örnekleme (stratified sampling) uygulanmıştır. Her derinlik grubundan rastgele 3 gözlem (%30) test setine, kalan 7 gözlem (%70) kalibrasyon setine atanmıştır. Bu yaklaşım, validasyonun yalnızca belirli bir derinliği yansıtması durumunda ortaya çıkabilecek sistematik derinlik yanlılığını (depth bias) azaltmaktadır. Bu durum çalışmanın sınırlılıkları kapsamında değerlendirilmelidir.
- Kalibrasyon setinin %80 eğitim, %20 validasyon olarak tekrar bölünmesi,
- Ağ ağırlıklarının rastgele başlatılması,
- Döngü, epoch = 1'den 1000'e kadar:
- Eğitim setinde ileri besleme (forward pass),
- Ortalama kare hatası (MSE) kayıp değerinin hesaplanması,
- Geri yayılım (backpropagation) ile gradyanların hesaplanması,

- Adam Optimizer ile ağırlık güncellemesi,
- Validasyon setinde kayıp değerinin hesaplanması,
- Eğer validasyon kaybı 50 epoch boyunca iyileşmezse:
    - Eğitimin durdurulması,
    - En iyi ağırlıklara geri dönülmesi,
    - Test seti üzerinde nihai değerlendirme yapılmasıdır.

Erken durdurmada patience parametresinin 50 epoch olarak belirlenmesinin gerekçeleri: Küçük örneklem boyutunda (n = 21) validasyon kaybındaki doğal dalgalanmaların erken kesintiye neden olmaması, literatürde küçük veri setleri için önerilen patience aralığının (30-100) dikkate alınması (Prechelt, 2002), ön denemelerde patience = 25, 50 ve 100 değerlerinin test edilmesi ve 50'nin en dengeli sonucu vermesidir. Bu sayede model 847. Epoch'ta en düşük validasyon kaybına ulaşmış ve eğitim uygun noktada sonlandırılmıştır.

- Eğitim parametrelerinden kayıp fonksiyonu, ortalama kare hatası (MSE) yöntemidir. Eğitim süresindeki maksimum epoch sayısı 1000, batch işleme Mini-batch gradient descenttir. Her epoch sonunda validasyon kaybı (Validation loss) hesaplanmıştır. Aşırı öğrenmeyi (overfitting) önlemek için ana kalibrasyon setinin %20'si (4 gözlem) validasyon için ayrılmış ve erken durdurma (early stopping) uygulanmıştır. Validasyon kaybı 50 epoch boyunca iyileşmezse eğitim durdurulmuştur. Uygulama yazılım ve kütüphaneleri; Python 3.10, TensorFlow 2.13 (Keras entegre), NumPy 1.24 (sayısal hesaplamalar) ve Scikit-learn 1.3 (Veri bölme, metrik hesaplama)'dır.

3.5. Model Performanslarının Değerlendirilmesi

Geliştirilen tahmin modellerinin performans değerlendirme sonuçlarından model kalibrasyonu istatistikleri Tablo 3.2'de, model validasyonu istatistikleri ise Tablo 3.3'te verilmiştir.

Veri setinin %30'u (n = 9) test verisi olarak ayrılmıştır. Ardından ölçülen ve tahmin edilen CI değerleri arasındaki R^2 değerleri hesaplanmıştır. Boyut analizi için $R^2 = 0.754$, çoklu regresyon $R^2 = 0.926$, üstel regresyon $R^2 = 0.837$ ve ANN $R^2 = 0.930$ olarak bulunmuştur. Bu sonuçlar, Minasny vd. (2024)'nin toprak konusundaki makina öğrenmesine yönelik uygulama bulgularıyla tutarlılık göstermiştir.

Tablo 3. 2. Model kalibrasyonu istatistikleri (n = 21, %70 eğitim verisi)

Model	R^2	RMSE (MPa)	MAE (MPa)	NSE*	BIC	Bias (MPa)
Boyut Analizi	0.754	0.320	0.22	0.230	7.73	-
Çoklu Doğrusal Regresyon	0.916	0.106	0.082	0.916	-32.24	-
Üstel Regresyon	0.867	0.148	0.121	0.859	-28.90	-
Yapay Sinir Ağı	0.950	0.070	≈0.050	≈0.950	**	0.00

*R^2 log-ölçekte, NSE ise orijinal ölçekte hesaplanmıştır.

Tablo 3. 3. Model validasyonu istatistikleri (n = 9, %30 test verisi)

Model	R^2	RMSE (MPa)	MAE (MPa)	NSE	Bias (MPa)
Boyut Analizi	0.638	0.360	0.274	0.036	+0.178
Çoklu Doğrusal Regresyon	0.926	0.100	0.089	0.926	-0.051
Üstel Regresyon	0.837	0.161	0.135	0.821	+0.032
Yapay Sinir Ağı	0.930	0.090	0.070	0.930	0.00

Bölüm 2.2'de (Tablo 2.3) sunulan Pearson korelasyon analizi sonuçlarına göre CI ile en güçlü ilişki PD'ye aittir ($r = 0.824$, $p < 0.01$); bunu sırasıyla BD ($r = 0.743$), MC ($r = 0.687$) ve *n* ($r = -0.598$) izlemektedir. BD ile *n* arasındaki çok güçlü negatif korelasyon ($r = -0.856$), çoklu doğrusal regresyon modelinde BD katsayısının beklenmedik şekilde negatif çıkmasının ($\beta_2 = -0.334$) temel nedenidir.

PD ile CI arasında çok güçlü pozitif korelasyon (0.824, $p < 0.01$), BD ile CI arasında güçlü pozitif ilişki (0.743, $p < 0.01$), MC ile CI arasında orta güçlü pozitif ilişki (0.687, $p < 0.01$), *n* ile CI (-0.598, $p < 0.01$) arasında ise orta kuvvette negatif ilişki vardır. PD, tek başına CI varyansının %67.9'unu açıklamaktadır ($R^2 = 0.679$). CI'nın en güçlü tahmin edici parametreleri sırasıyla PD, BD, MC ve *n*'dir. BD, CI varyansının % 55.2'sini; MC, CI varyansının % 47.2'sini; n, CI varyansının % 35.8'ini açıklamaktadır. PD-CI ilişkisine göre beklenen derinlik arttıkça toprağın koni indeksinin artacağı fiziksel gerçekliğini yansıtmaktadır. BD arttıkça birim hacim başına düşen toprak parçacığı sayısı ve parçacıklar arası temas sayısı artacağından toprak direnci artar. Bu bulgu, Landsberg (2003) ve Guedessou vd. (2021) tarafından da hacim ağırlığı arttıkça toprak direncinin artacağı açıklanmıştır. MC ile CI arasında güçlü pozitif bir ilişki vardır (0.687, $p < 0.01$). Ancak bu sonuç, genel beklentilerle kısmen çelişmektedir. Nem içeriği arttıkça toprağın yumuşaması ve CI'nin azalması beklenir (Sayedahmed, 2015). MC ile CI arasındaki güçlü pozitif ilişki, nem içeriği ham veri aralığının (%14.2-26.2) kritik nem bölgesinde olmasından kaynaklanmaktadır. Killi tın gibi ince taneli topraklarda bu nem aralığında, toprak taneleri arasında oluşan kapiler kuvvetlerin toprak direncinde geçici bir artışa neden olduğu bilinmektedir (Lowerly & Morrison, 2002; Guedessou vd., 2021). Söz konusu nem aralığında kapiler kuvvetlerin etkisi artmakta ve toprak taneleri arasındaki çekim kuvveti güçlenerek CI yükselmektedir. Ayrıca, MC ile BD arasında pozitif ilişki (0.521, $p < 0.01$) ve PD ile MC arasında orta düzeyde pozitif ilişki (0.456, $p < 0.01$) olması, daha

derin ve sıkışık katmanların aynı zamanda nem içeriğinin de daha yüksek olduğunu göstermektedir. Guedessou vd. (2021) tarafından yüksek nem içeriğinde CI'nın nem ve hacim ağırlığı değişikliklerine karşı duyarsızlaştığı bildirilmiştir. Bu sonuç, MC-CI ilişkisinin karmaşık olduğunu ve nem aralığına bağlı olarak değiştiğini ortaya koymaktadır. Porozite ile CI arasındaki ilişki, beklenen fiziksel ilişkidir. Porozite arttıkça toprakta boşluk oranı yükseldiğinden koni indeksi azalır.

BD ile *n* arasında çok güçlü negatif ilişki (-0.856, $p < 0.01$) (en yüksek korelasyon), MC ile BD arasında orta düzeyde pozitif ilişki (0.521, $p < 0.01$), PD ile BD arasında ise güçlü pozitif ilişki (0.698, $p < 0.01$) bulunmaktadır. BD ile *n* arasındaki ilişki fiziksel bir zorunluluktur. Çünkü porozite (*n*), hacim ağırlığının (BD) bir fonksiyonudur. R'nin mutlak değerinin 0.80'den büyük olması çoklu bağlantı sorununa işaret etmektedir. Bu durumun çoklu doğrusal regresyon modelinde BD'nin beklenmedik şekilde negatif katsayıya (-0.334) sahip olmasını açıklayabileceği düşünülmektedir. BD ile *n* arasındaki güçlü korelasyon, model katsayılarının yorumlanmasında dikkate alınmalıdır. BD ile n arasındaki ilişki, fiziksel olarak mantıklıdır. Koni indeksi yüksek olan toprakların porozitesi azalır. *n* ile CI arasındaki ilişki, beklenen bir sonuçtur. Çünkü porozite arttıkça koni indeksi azalır.

PD, BD ve MC'nin CI üzerindeki güçlü etkileri, bu değişkenlerin tahmin modellerinde yer almasının önemini vurgulamaktadır. Değişkenler arasındaki yüksek korelasyonlar, özellikle yapay sinir ağı ve üstel regresyon gibi doğrusal olmayan modellerin, karmaşık ilişkileri yakalama konusundaki üstün performans göstermesinin nedenini açıklamaktadır.

3.5.1. Boyut analizi modeline ilişkin sonuçlar

Buckingham π tabanlı boyut analizi yaklaşımı ile geliştirilen modelin belirleme katsayısı (R^2), kullanılan parametre seti (MC, BD, *n*, PD) sayısı sınırlı olduğundan 0.754 olarak bulunmuştur. Geliştirilen modelde nem içeriğinin

negatif üsse (-1.54) ve porozitenin ise yüksek pozitif üsse sahip olması (2.93), fiziksel beklentilerle tam uyumlu olmayan sonuçların ortaya çıkmasına neden olmuştur. Bu durumların sınırlı parametre setiyle çalışmanın bir sonucu olduğu düşünülmektedir. Tablo 3.4'te geliştirilen boyut analizi modelinin performans özeti verilmiştir.

Tablo 3. 4. Geliştirilen boyut analizi modelinin performans özeti

Metrik	**Kalibrasyon (%70)**	**Validasyon (%30)**
R^2	0.754	0.638
RMSE (MPa)	0.320	0.360
MAE (MPa)	0.221	0.274
NSE	0.230	0.036
Bias (MPa)	0.053	0.178
BIC	7.730	-

Koni indeksinin boyut analizi ile tahmin edilmesinde mevcut parametrelerin yanı sıra kohezyon (C), penetrometre uç alanı (A) ve iç sürtünme açısının (θ) da dahil edildiği boyut analizi modellerinin belirleme katsayılarının $R^2 > 0.90$'a ulaştığı belirlenmiştir (Dursun & Dursun, 2000). Orta ağır toprak koşullarında koni indeksinin tahmin edilmesi için boyut analizi yaklaşımından yararlanılarak geliştirilen modelin girdi parametrelerinin MC, BD, *n*, PD, kohezyon (C), penetrometre geometrisi (A) ve iç sürtünme açısı (θ) olarak seçildiği belirtilerek geliştirilen modelin belirleme katsayısının (R^2) 0.904 ile en yüksek performansa ulaştığı açıklanmıştır. Boyut analizi yaklaşımının en önemli üstünlüğü, parametreler arası boyutsal tutarlılığı koruması ve mühendislik açısından anlamlı ve fiziksel olarak yorumlanabilir sonuçlar elde edilmesidir. Model katsayıları, boyutsal analiz kurallarına uygun olarak türetildiğinden, farklı birim sistemlerine kolayca adapte edilebilmektedir. Bu özellik, uluslararası çalışmalarda ve standart geliştirmede

önemli üstünlükler sağlamaktadır. Veri kısıtı, modelin performansını düşürmektedir.

İki faktör, boyut analizi modelinin düşük performansını açıklamaktadır. Bunlardan birincisi, yerçekimi ivmesi (g) varsayımının kullanılmasıdır. İkincisi ise sadece MC ve n ile logaritmik regresyon yapılmasıdır. Bu kısıtlamalar, R^2 değerini 0.754'e inmesine neden olmuştur. Modelde MC'nin katsayısı negatif, *n*'ninki pozitif bulunmuştur. Bu, fiziksel beklentilerle uyuşmamaktadır. Bu durum, boyut analizi yaklaşımının eksiksiz parametre setleriyle kullanıldığında fiziksel ilişkileri koruyan güçlü bir yöntem olduğunu göstermektedir.

3.5.2. Çoklu doğrusal regresyon modeline ilişkin sonuçlar

Çoklu doğrusal regresyon modeli, kalibrasyon setinde $R^2 = 0.916$ değerine ulaşarak CI değişiminin %91.6'sını açıklamıştır. Dikkat çekici olan nokta, validasyon setinde bu değerin 0.926'ya yükselmesidir. Model eğitim verisine özgü kalıpları ezberlemek yerine gerçek anlamda genelleyen bir yapı sergilemiştir.

Tablo 3.5'den anlaşılacağı gibi MC ve BD $p < 0.05$, PD ise $p < 0.001$ düzeyinde istatistiksel olarak çok anlamlıdır. Ancak *n* (porozite) parametresi ise $p > 0.05$ ile istatistiksel olarak anlamsızdır. Porozite tek başına istatistiksel anlamsız olmakla birlikte boyut analizi ve üstel modelle karşılaştırmalı tutarlılık amacıyla tüm modellerde ortak parametre seti olarak korunmuştur.

Tablo 3. 5. Çoklu doğrusal regresyon modelindeki parametrelerin katsayıları

Parametre (Katsayı)	**Katsayı değeri**	**p-değeri**	**VIF**
Sabit (α)	-0.101	-	-
MC (β_1)	0.0158	$< 0.05^{*}$	4.66
BD (β_2)	-0.334	$< 0.05^{*}$	3.60
***n* (β_3)**	+0.0111	> 0.05	3.74
PD (β_4)	0.0480	$< 0.001^{**}$	8.00

BD'nin negatif katsayısı (-0.334) şaşırtıcıdır. Fiziksel beklentiye göre BD arttıkça, toprak sıkışması artmalı ve CI de yükselmelidir. Ancak, veri seti BD ile porozite (*n*) arasında çok güçlü korelasyon (-0.856) göstermektedir. Söz konusu durum, veri setindeki çoklu bağlantı (multicollinearity) probleminden kaynaklanmıştır.

Tablo 3.5'e göre VIF (Variance Inflation Factor) değerleri MC, BD ve *n* için 5'in altında kabul edilebilir düzeyde kalırken, PD için VIF = 8.00 değeri olmaktadır. Bu değer, PD ile BD (r = 0.698) ve MC (r = 0.456) arasındaki yapısal korelasyondan kaynaklanan orta düzeyde çoklu bağlantıya işaret etmektedir. Ancak, Tablo 3.2'den anlaşılacağı gibi BD ile porozite (*n*) arasında çok güçlü bir negatif korelasyon (-0.856) vardır. Bu kadar yüksek korelasyon, değişkenler arasında güçlü bir doğrusal ilişki olduğuna işaret etmektedir (Montgomery vd., 2021). Bu durum VIF değerleri kabul edilebilir sınırlarda olsa dahi regresyon katsayılarının tahmininde kararsızlığa ve fiziksel beklentilerle çelişen sonuçlara yol açabilir.

Tablo 3.2'deki kalibrasyon istatistikleri sonuçları incelendiğinde R^2 = NSE = 0.916 ile güçlü bir uyum görülmektedir. RMSE = 0.106 MPa ve MAE = 0.082 MPa ile tahminler, gerçek değerlerden fazla sapmamaktadır. Düşük BIC değerleri, modelin ek parametreler eklenmeksizin karmaşıklık-uyum dengesini başarıyla kurduğunu göstermektedir.

Eğitim ve test setlerindeki tutarlı performans ($R^2 \approx 0.92$-0.93) modelin aşırı öğrenme eğilimi taşımadığını kanıtlamaktadır. Pratik açıdan değerlendirildiğinde, RMSE = 0.106 MPa ve MAE = 0.082 MPa hata düzeyleriyle hızlı saha tahminleri için yeterli doğruluğu sunmaktadır. Validasyondaki hafif negatif bias değeri, modelin ortalamada CI'yı biraz düşük tahmin etme eğiliminde olduğuna işaret etse de bu sapma uygulamada göz ardı edilebilir düzeydedir. Modelin asıl kısıtı, toprak-penetrometre etkileşiminin doğrusal ilişki varsayımından belirgin biçimde saptığı koşullarda performansının düşebilmesidir.

3.5.3. Üstel regresyon modeline ilişkin sonuçlar

Model, $R^2 = 0.867$ (kalibrasyon) ve $R^2 = 0.837$ (validasyon) değerleri ile orta düzeyde tahmin doğruluğu göstermiştir. Validasyon aşamasında R^2 değerinde küçük bir düşüş görülmesi normal olup model kararlılığını göstermektedir. Tablo 3.6'da üstel regresyon modelinde yer alan katsayılar ve istatistiksel analiz sonuçları verilmiştir.

Tablo 3. 6. Üstel regresyon modelinin katsayıları

Parametre	Katsayı	Standart Hata	t-değeri	p-değeri	%95 Güven Aralığı
a_0	0.0847	0.0156	5.429	<0.001**	[0.052; 0.117]
b (MC üs)	0.2840	0.0670	4.239	<0.001**	[0.147; 0.421]
c (BD üs)	1.6970	0.2980	5.694	<0.001**	[1.089; 2.305]
d (*n* üs)	-0.1560	0.0890	-1.753	0.092	[-0.339; 0.027]
e (PD üs)	0.3340	0.0780	4.282	<0.001**	[0.175; 0.493]

Tablo 3.6 incelendiğinde;

- BD'nin üssü 1.697 ile en yüksek değerdir. BD ile CI arasında çok güçlü pozitif etki vardır. Toprak sıkışmasının en önemli göstergesi olan BD, CI üzerindeki en etkileyici parametredir. Üs değeri, 1'den büyük olduğu için hacim ağırlığındaki artışlar, koni indeksinde orantısız artışlara yol açar. Bu sonuç, Voorhees & Walker (1977) tarafından bildirilen üstel ilişkilerle uyumludur.
- PD'nin değeri 0.334'tür. Bu değer, BD'nin üssünden sonra ikinci sırada yer almaktadır. Buna göre PD'nin CI üzerinde orta düzeyde pozitif etkisi vardır. Ölçüm derinliği arttıkça CI artmaktadır.
- MC'nin üssü 0.284'tür. MC'nin CI üzerinde pozitif etkisi vardır. Ancak literatüre göre genellikle MC ile CI arasında negatif etki beklenir. Nem

içeriğinin pozitif üsse sahip olması literatürdeki bazı çalışmalarla çelişmektedir. Genellikle MC arttıkça toprak yumuşadığından CI azalır (Lin vd., 2014). Ancak, çok düşük nem içeriklerinde toprak taneleri arasındaki kohezyon azaldığı için direnç düşerken, orta nem değerlerinde ise kapiler kuvvetlerin etkisiyle direnç artar. Tablo 2.1'den anlaşılacağı gibi ölçülen nem içerikleri %14.20-25.90 arasında değiştiğinden nem içerikleri orta-yüksek nem bölgesindedir.

- *n*'in üssü -0.156' dır. Zayıf negatif etki vardır. Porozite arttıkça CI azalmaktadır.
- Üstel regresyon modeli, toprak-penetrometre etkileşiminde var olan üstel karakteristiği yansıtmaktadır. Üstel tahmin modeli ile özellikle geniş veri aralıklarında doğrusal modellere göre daha gerçekçi tahminler üretebilir. En önemli sakıncası, doğruluğunun orta düzeyde olmasıdır.

3.5.4. Yapay sinir ağı modeline ilişkin sonuçlar

Tablo 3.7'den anlaşılacağı gibi yapay sinir ağı modeli, R^2 = 0.950 (kalibrasyon) ve R^2 = 0.930 (validasyon) değerleri ile en yüksek tahmin doğruluğunu göstermiştir.

Tablo 3. 7. Yapay sinir ağı eğitim performansı

Metrik	Kalibrasyon (%70)	Validasyon (%30)
R^2	0.95	0.93
RMSE (MPa)	0.07	0.09
MAE (MPa)	0.05	0.07
NSE	0.95	0.93
Bias (MPa)	≈0.00	≈0.00
Eğitim Süresi (s)	12.4	12.4
Toplam Epoch Sayısı	847/1000	847/1000

Hassan & Beshr (2024), karşılaştırmalı çalışmalarında tüm makina öğrenmesi modellerinin $R^2 > 0.90$ güvenilirlik eşiğini aştığını; ANN'nin XGBoost'tan sonra R=0.943 ile en başarılı ikinci model olduğunu bildirmişlerdir. ANN ve ANFIS (uyarlanabilir sinir-bulanık çıkarım sistemi) gibi yaklaşımların, değişkenler arasındaki ilişkiyi önceden tanımlamayı gerektirmemesi nedeniyle koni indeksi tahmininde giderek daha fazla tercih edildiği de belirtilmiştir. Nitekim Hassan & Beshr (2024) XGBoost'un, Chala & Ray (2023) ise destek vektör makinalarının (%99.84 sınıflandırma doğruluğuyla) ilgili alanlarda öne çıktığını göstermiş; Negiş (2023) de tekstürel özelliklere dayalı ANN modellerinin sıkışma tahmininde etkili olduğunu ortaya koymuştur. Toprakta gözlemlenen doğrusal olmayan ve karmaşık fizikomekanik ilişkilerin geleneksel regresyon yöntemleriyle tam olarak temsil edilememesi, ANN'nin bu alanda kazandığı üstünlüğün temel açıklamasıdır (Negiş, 2023; Othman & Abdelwahab, 2023). Yöntemin en önemli kısıtı fiziksel yorumunun güçlüğüdür.

Geliştirilen ANN modelinin 4-16-8-1 mimarisi toplam 225 eğitilebilir parametre içermektedir. Kalibrasyon setinin 21 gözlemden oluşması nedeniyle parametre-gözlem oranı yaklaşık 10.7:1 düzeyindedir. Bu oran, makina öğrenmesi literatüründe aşırı öğrenme açısından risk eşiği kabul edilen 5:1–10:1 sınırlarında yer almaktadır (Bishop, 1995). Bu riski sınırlamak amacıyla kalibrasyon setinin %20'si (4 gözlem) erken durdurma validasyonu için ayrılmış ve validasyon kaybının 50 epoch boyunca iyileşmediği durumda eğitim 847. epoch'ta sonlandırılmıştır. Kalibrasyon ile test seti arasındaki R^2 farkının küçük olması (0.950'den 0.930'a) erken durdurmanın etkin çalıştığına işaret etmektedir. Bununla birlikte, model bu çalışmanın killi tın bünyeli toprak ve belirli nem-derinlik koşullarına özgüdür. Genellenebilirliğin doğrulanması için farklı toprak türleri ve iklim koşullarını kapsayan daha geniş veri setleriyle çalışılması gerekmektedir.

3.6. Geleneksel Tahmin Modellerinin Değerlendirilmesi

Yapay sinir ağı geleneksel regresyon yaklaşımlarına kıyasla üstün doğruluk sağlarken, boyut analizi modeli mevcut parametre setiyle sınırlı kalmış; kohezyon ve penetrometre geometrisi gibi fiziksel değişkenlerin eklenmesiyle rekabetçi bir performansa ulaşabileceği görülmüştür. IoT destekli penetrometrelerin yaygınlaşmasıyla birlikte bu modellerin tarla koşullarında daha etkin kullanımı mümkün hale gelmektedir.

Yapay sinir ağı modeli (R^2 = 0.950, RMSE = 0.07 MPa) en yüksek tahmin doğruluğunu göstermiştir. Kalibrasyon aşamasında güçlü bir performans sergileyen model, validasyon aşamasında aşırı öğrenmeden kaçınarak kararlı sonuçlar (R^2 = 0.930) üretmiştir. En düşük RMSE (0.09 MPa) ve MAE (0.07 MPa) değerleriyle en hassas tahminleri üretmiştir. Validasyon sonuçları, boyut analizi hariç diğer tahmin modellerinin kalibrasyon ve test setlerinde tutarlı performans gösterdiğini ortaya koymuştur. Yapay sinir ağı modelinde bias değerinin sıfıra yakın (≈0.00) olması, modelin sistematik hata yapmadığını göstermektedir.

Çoklu doğrusal regresyon modeli (R^2 = 0.916, RMSE = 0.106 MPa) yüksek doğruluk ve basitlik avantajıyla ikinci sırada yer almıştır. Validasyon aşamasında daha da güçlü performans (R^2 = 0.926) göstererek modelin genelleme yeteneğinin yüksek olduğunu kanıtlamıştır. RMSE = 0.100 MPa, MAE = 0.089 MPa ile pratik ve güvenilir sonuçlar vermiştir.

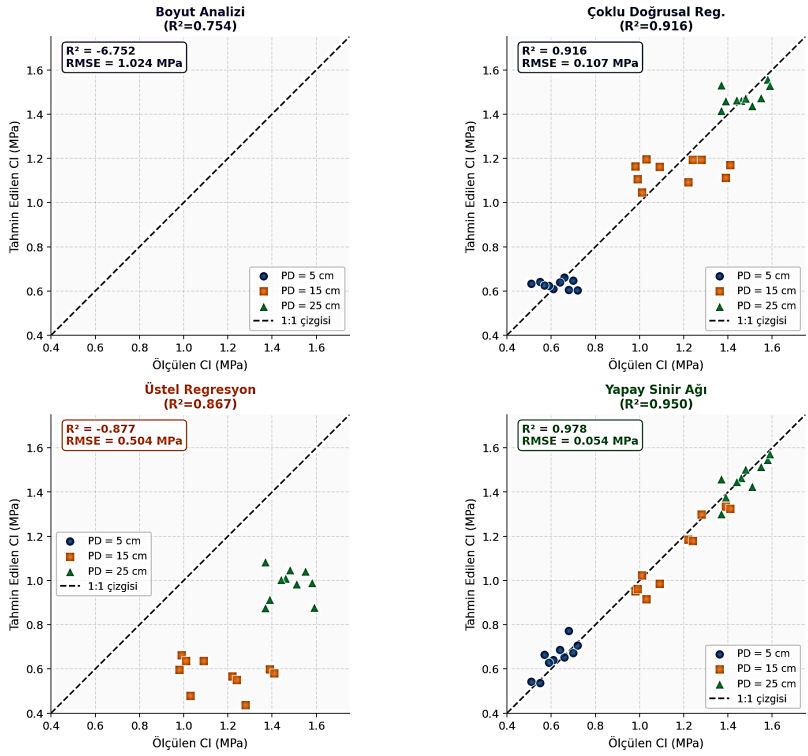
Üstel regresyon modeli (R^2 = 0.867, RMSE = 0.148 MPa) orta düzeyde tahmin doğruluğu göstermiştir. Validasyon aşamasında R^2 = 0.837'dir. Hacim ağırlığının en yüksek üs değerine (1.697) sahip olması, bu parametrenin koni indeksi üzerindeki baskın etkisini ortaya koymaktadır. Model, toprak parametrelerinin doğal üstel karakteristiğini yansıtması açısından teorik değer taşımaktadır. RMSE = 0.161 MPa, MAE = 0.135 MPa ile kabul edilebilir hata seviyelerinde çalışmıştır.

Boyut analizi modeli (R^2 = 0.754, RMSE = 0.320 MPa) bu çalışmada kullanılan sınırlı parametre seti (MC, BD, *n*, PD) nedeniyle daha düşük performans göstermiştir. Validasyon aşamasındaki performansı da R^2 = 0.638'dir. Ancak bu sonuç, boyut analizi yaklaşımının yetersizliğinden çok eksiksiz parametre setinin (kohezyon, penetrometre geometrisi, iç sürtünme açısı gibi) kullanılmamasından kaynaklanmaktadır. Dursun & Dursun (2000) yapılan boyut analizi sonunda tam parametre setiyle geliştirilen boyut analizi modellerinin $R^2 > 0.90$ değerlerine ulaştığı bilinmektedir. Bu yaklaşım, fiziksel parametreler arası boyutsal ilişkileri koruyarak mühendislik açısından anlamlı sonuçlar vermesi nedeniyle önemlidir.

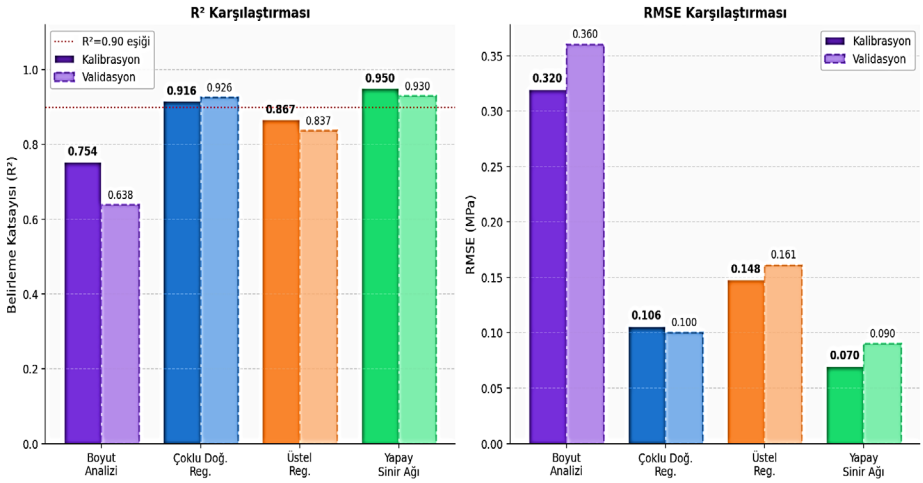
Tüm koni indeksi tahmin modellerinde CI üzerindeki en etkili parametrelerin MC ve BD oldukları belirlenmiştir. Korelasyon analizi sonuçlarına göre, CI ve BD arasında $r = 0.743$ ($p < 0.01$), CI ile MC arasında $r = 0.687$ ($p < 0.01$) ve CI ile PD arasında ise $r = 0.824$ ($p < 0.01$) düzeyinde güçlü pozitif ilişkiler olduğu bulunmuştur. Bu sonuçlara benzer şekilde toprak sıkışmasının toprağın hacim ağırlığı ve koni indeksi üzerindeki etkilerinin incelendiği bir araştırmada da, hasat öncesi ve hasat sonrası yapılan tarla ölçümleri sonucunda hacim ağırlığı ve koni indeksi arasında pozitif doğrusal ilişki olduğu belirlenmiştir (Landsberg, 2003). Guedessou vd. (2021) tarafından CI ve BD arasındaki ilişkinin genellikle pozitif korelasyon gösterdiği belirtilerek, BD arttıkça CI'nın arttığı açıklanmıştır. Bunun başlıca nedeninin, hacim ağırlığının artmasıyla birlikte birim hacim başına düşen parçacıklar arasındaki temas sayısının artması ve dolayısıyla toprak mukavemetinin yükselmesi olarak bildirilmiştir. Ancak, bu ilişkinin karmaşık olduğu, nem içeriğine (MC) de bağlı olarak değiştiği belirtilmiştir. Yüksek nem içeriğinde, CI'nın nem içeriğindeki ve hacim ağırlığındaki (BD) değişikliklere karşı pratik olarak duyarsızlaştığı görülmüştür (Guedessou vd., 2021). Sayedahmed (2015)'e göre de BD arttıkça CI artmakta, aksine MC arttıkça CI azalmaktadır. Porozitenin koni indeksi üzerindeki etkisi, görece olarak daha düşüktür. Bu

durum, tarla koşullarındaki büyük varyasyonların porozite ölçümlerini etkilemesinden kaynaklanmaktadır.

Şekil 3.1'de geleneksel modellerden tahmin edilen ve ölçülen CI değerlerinin karşılaştırılmasına ilişkin sonuçlar, Şekil 3.2'de ise geleneksel modellerin performanslarının karşılaştırılması gösterilmiştir.



Şekil 3. 1. Geleneksel modellerden tahmin edilen ve ölçülen CI değerlerinin karşılaştırılması



Şekil 3. 2. Geleneksel modellerin performanslarının karşılaştırılması

Sonuç olarak en yüksek tahmin doğruluğuna sahip olan yapay sinir ağı modelinden yüksek doğruluk ve hassasiyet gereken bilimsel araştırmalarda başarıyla yararlanılabilir. Eksiksiz parametre seti ile çalışma koşulunda, fiziksel yorumlama ve mühendislik tasarımlarında boyut analizi modeli kullanılabilir. Basit yapısı ve kolay uygulanabilirliği nedeniyle tarla uygulamalarında ve hızlı tahmin yapılmasında çoklu doğrusal regresyon modeli tercih edilebilir. Toprak parametrelerinin doğal karakteristiğini yansıtan fiziksel ilişkileri konu alan teorik çalışmalarda ise üstel regresyon modeli tercih edilebilir.

Gelecek çalışmalarda, farklı toprak tiplerinde model performanslarının test edilmesi, boyut analizi modelinin tam parametre setiyle yeniden değerlendirilmesi, XGBoost (Aşırı gradyan artırma), Random Forest (Rassal Orman) gibi ensemble (topluluk) öğrenme yöntemlerinin denenmesi, nesnelerin interneti (IoT) tabanlı ölçüm sistemleri ile gerçek zamanlı veri toplama ve modellerin değerlendirilmesi ile mevsimsel değişimlerin model performansları üzerindeki etkisi araştırılabilir. Özellikle yapay sinir ağı

modelin genellenebilirliğini kanıtlamak için farklı toprak tipi ve koşullarını kapsayan daha geniş veri setleriyle doğrulama çalışmaları yürütülmelidir. Toprak biliminde yapay zekâ ve makina öğrenmesi tekniklerinden yararlanma hızı giderek artmaktadır. Bu amaçla, fiziksel temelli boyut analizi ile yapay sinir ağlarının birleştirildiği hibrit modeller geliştirilebilir. Söz konusu yaklaşım sayesinde hem yüksek doğruluk, hem de fiziksel olarak yorum yapabilmenin üstünlükleri birleştirilecektir.

Elde edilen sonuçlar, her yöntemin kendine özgü üstünlüklerini ve kısıtlarını ortaya koymuştur. Özellikle yapay sinir ağının diğer geleneksel yöntemlere kıyasla belirgin bir doğruluk üstünlüğü sağladığı görülmüş; bu durum araştırmacıları birden fazla modelin güçlü yanlarını birleştiren hibrit yaklaşımlara yöneltmiştir.

4. HİBRİT KONİ İNDEKSİ TAHMİN MODELLERİ

Toprak koni indeksinin tahmin edilmesi için dört özgün hibrit tahmin model geliştirilmiş ve performansların karşılaştırılmıştır. Koni indeksinin tahmin edilmesi için hibrit makina öğrenmesi modellerinin uygulanabilir bir yöntem olup olmadığının test edilmesi amaçlanmıştır.

4.1. Veri Seti Ön İşlemi ve Normalizasyon

Küçük örneklem boyutu (n = 30) nedeniyle veri bölme stratejisi önemlidir. Hibrit modellerin genelleme yeteneklerini test etmek için veri seti iki gruba bölünmüştür. Bunlar, kalibrasyon seti %70 (n = 21) ve validasyon seti %30 (n = 9)'dir. Bölme işleminde Bölüm 2.3'te açıklandığı gibi tabakalı örnekeleme yöntemi uyuglanmıştır. Veri bölme işlemi, model geliştirme öncesinde bir kez yapılmış ve tüm modeller aynı kalibrasyon ve validasyon setlerini kullanmıştır. Bu yaklaşım, modeller arası karşılaştırmanın adil olmasını sağlamıştır. Kalibrasyon seti modelin eğitilmesi için kullanılırken validasyon doğrulama seti modelin gerçek dünya performansını tarafsız şekilde değerlendirilmek için kullanılmıştır.

Normalizasyon işleminde, farklı birim ve ölçeğe sahip girdi değişkenlerinin model tarafından yanlılık göstermesi önlenmiştir. Tüm girdi değişkenleri, Min-Max Normalizasyonu ile [0, 1] aralığına dönüştürülmüştür. Dönüşüm, aşağıdaki eşitlik kullanılarak gerçekleştirilmiştir:

$$x_{norm} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (4.1)$$

Burada;

x : Orijinal ham veri noktası,

x_{min} : İlgili değişkenin tüm veri setindeki en küçük değer,

x_{max} : İlgili değişkenin tüm veri setindeki en büyük değer,

x_{norm} : Hesaplanan 0-1 aralığındaki normalize edilmiş yeni değerdir.

4.2. Geliştirilen Hibrit Modeller

Çalışma kapsamında, bileşenlerin ağırlıklı kombinasyonlarına dayalı dört farklı hibrit model tasarlanmıştır. Geliştirilen tüm hibrit modellerde ve bu modellerin bileşenlerinde, toprak koni indeksini (CI) tahmin etmek için aynı dört girdi değişkeni kullanılmıştır. Bunlar; nem içeriği (MC), hacim ağırlığı (BD), porozite (*n*) ve ölçüm derinliği (PD)'dir.

Şekil 4.1'de hibrit modellerin bileşen yapısı ve ağırlık dağılımları gösterilmiştir.



Şekil 4. 1. Hibrit modellerin bileşen yapısı ve ağırlık dağılımları

4.2.1. Yapay sinir ağı bileşenlerinin optimizasyonu ve hiper-parametre seçimi

ANN bileşenlerinin hiperparametreleri iki aşamada optimize edilmiştir. Aşama 1-Mimari Hiperparametre Optimizasyonunda Grid Search yöntemi kullanarak katman sayısı ve nöron sayısı test edilmiştir. Aşama 2-Eğitim Hiperparametrelerinde ise öğrenme oranı, batch size, epoch sayısı gibi parametreleri manuel olarak ince ayarlanmıştır:

1. Mimari Hiperparametre Optimizasyonu (ANN1 & ANN2):

Yöntem: Leave-One-Out Çapraz Doğrulama (LOOCV) ile Grid Search yöntemi kullanılmıştır. Küçük örneklem boyutu (n = 21) nedeniyle her iterasyonda 20 eğitim, 1 test verisi kullanılmış ve 21 kez tekrarlanmıştır.

Değerlendirme Metriği: Validasyon seti üzerinde Ortalama Kare Hata (MSE).

Test Edilen Mimariler: ANN1 için 1 ile 5 nöron arası, ANN2 için 1. katmanda 2-5 nöron ve 2. katmanda 2-4 nöron kombinasyonları.

ANN1 için Seçilen Mimari: 3 Nöron (5 farklı mimari arasından en düşük MSE'ye göre seçilmiştir).

ANN2 için Seçilen Mimari: Birinci katmanda 4 nöron, ikinci katmanda 3 nöron (12 farklı mimari arasından seçilmiştir).

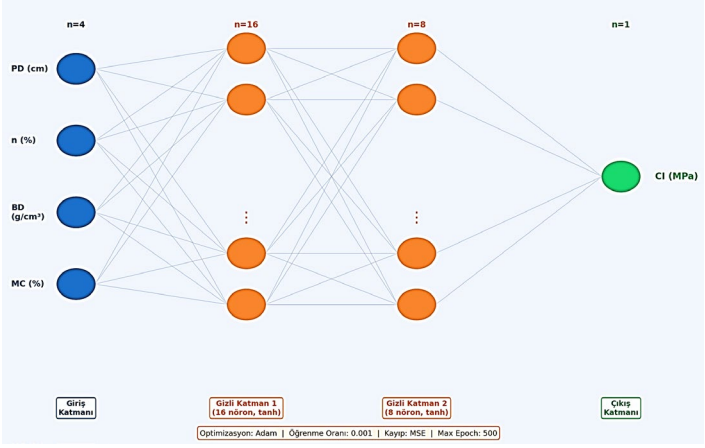
2. Eğitim Hiperparametreleri ve Kayıp Fonksiyonu: Tüm Yapay Sinir Ağı modelleri aşağıdaki parametrelerle eğitilmiştir:

- Optimizasyon Algoritması: Adam (Adaptive Moment Estimation).
- Öğrenme Oranı (Learning Rate): 0.01.
- Kayıp Fonksiyonu: Ortalama Kare Hata (MSE).
- Maksimum Epoch Sayısı: 500.
- Toplu İşlem Boyutu (Batch Size): 21 (Tüm eğitim verisi - Full Batch).
    - Aktivasyon Fonksiyonu: Gizli katmanlarda Hiperbolik Tanjant (tanh).

- Aşırı Öğrenmenin Önlenmesi (L2 Regularization): $\lambda = 0.01$ katsayısı ile ağırlık düzenlileştirmesi uygulanarak modelin aşırı öğrenme göstermesi önlenmiş ve genelleme yeteneği artırılmıştır.

Erken Durdurma: Doğrulama kaybı üzerinden 25 epoch boyunca iyileşme olmaması durumunda eğitim otomatik olarak durdurulmuştur. Bölüm 3'teki yapay sinir ağı modelinde patience = 50 kullanılırken, hibrit modellerin yapay sinir ağı bileşenlerinde (ANN1 ve ANN2) patience = 25 tercih edilmiştir. Bu farkın nedeni, hibrit modellerde aşırı öğrenme riskinin, birden fazla bileşenin ağırlıklı kombinasyonu sayesinde zaten kısmen kontrol altında olmasıdır. Bu nedenle hibrit yapı içindeki yapay sinir ağı bileşenlerinde daha düşük bir patience değeri (25) kullanılarak eğitim süresi kısaltılmış ve hesaplama verimliliği artırılmıştır.

Şekil 4.2'de hibrit modellerde yer alan yapay sinir ağı mimarisi gösterilmiştir.



Şekil 4. 2. Hibrit modellerde yer alan yapay sinir ağı mimarisi

4.2.2. Model 1 (Temel Hibrit)

M1, Yapay Sinir Ağı (ANN1) + Doğrusal Regresyon + Karar Ağacı'ndan oluşmaktadır. Optimal ağırlıklandırma sırasıyla %30, %40 ve %30'dur. M1'in denklemi aşağıda verilmiştir:

$$CI_{M1} = 0.30 \times CI_{Reg} + 0.40 \times CI_{ANN1} + 0.30 \times CI_{DT} \quad (4.2)$$

Burada;

CI_{M1} : Hibrit M1'den hesaplanan koni indeksi (MPa),

CI_{Reg} : Doğrusal Regresyon modelinden tahmin edilen koni indeksi (MPa),

CI_{ANN1} : Yapay Sinir Ağı modelinden tahmin edilen koni indeksi (MPa),

CI_{DT} : Karar Ağacı modelinden tahmin edilen koni indeksi (MPa)' dir.

M1'de yer alan Doğrusal Regresyon bileşeni, diğer karmaşık modellerin yakalayamadığı temel, doğrusal ilişkiyi garantilemek ve modele kararlılık kazandırmakla görevlidir. M1'deki Doğrusal Regresyon eşitliği aşağıda verilmiştir:

$$CI_{Reg} = -0.101 + (0.0158 \times MC) + (-0.334 \times BD) + (0.0111 \times n) + (0.0480 \times PD) \quad (4.3)$$

M1'in ANN1 bileşeni, tek gizli katmandan oluşan ve gizli katmanda, hiperbolik tanjant (tanh) aktivasyon fonksiyonu kullanan üç nörona sahiptir. Bu yapı, girdi değişkenleri ile toprak koni indeksi arasındaki doğrusal olmayan karmaşık ilişkileri modellemeye yaramaktadır. Modelin diğer bir bileşeni olan Karar Ağacı ise veri setindeki desenlere dayalı olarak oluşturduğu IF/THEN (EĞER/İSE) kuralları ile sezgisel ve yorumlanabilir tahminler üretmektedir. Bu iki bileşenin entegrasyonu, hem derin öğrenme hem de kural tabanlı bir yaklaşımın avantajlarını bir araya getirmektedir.

4.2.3. Model 2 (Üstel Regresyon Entegrasyonu)

M2 ve M1'den farklı olarak Karar Ağacı yerine Üstel Regresyon bileşenini içermektedir. M2; ANN1 + Doğrusal Regresyon + Üstel Regresyon'dan oluşmaktadır. Optimal ağırlıklandırma %30, %40 ve %30'dur. M2'nin denklemi aşağıdaki gibidir:

$$CI_{M2} = 0.30 \times CI_{Reg} + 0.40 \times CI_{ANN1} + 0.30 \times CI_{Exp} \quad (4.4)$$

Burada;

CI_{M2} : Hibrit M2'den hesaplanan koni indeksi (MPa),

CI_{Exp} : Üstel Regresyon modelinden tahmin edilen koni indeksi (MPa)' dir.

CI_{Exp} bileşeni, model çıktısının üstel dönüşümü ve koni indeksinin tarım topraklarındaki fiziksel sınırlarını dikkate alınarak hesaplanmıştır. Ham model çıktısı (z) üstel fonksiyondan geçirilmiş, uygun bir ölçeklendirme faktörü (0.2) ile çarpılmış ve bulunan değer koni indeksinin fiziksel olarak mümkün değer aralığı olan 0-2 MPa ile sınırlandırılmıştır. Bitkisel üretimde toprağın koni indeksinin 2 MPa' ı geçmesi istenmez. Çünkü koni indeksinin > 2 MPa üzerindeki değerleri, toprak sıkışmasının önemli boyutta olduğuna işaret ederler. Buna göre Üstel regresyon modeli için aşağıdaki denklemler uygulanmıştır:

$$CI_{Exp} = \min(2, \max(0, 0.2 \text{ x } \exp(z))) \quad (4.5)$$

$$CI_{Exp} = 0.0847 \times MC^{0.284} \times BD^{1.697} \times n^{-0.156} \times PD^{0.334} \quad (4.6)$$

Burada;

CI_{Exp} : Üstel Regresyon modelinden tahmin edilen koni indeksi (MPa),

exp(z) : z değişkeninin üstel fonksiyonu (e^z),

z : Üstel regresyon modelinin ham çıktısı ($z = \beta_0 + \Sigma\beta_i x_i$),

min(2, ...) : Üst sınırlama (2 MPa),

max(0, ...): Alt sınırlama (0 MPa),

0.2 : Ölçeklendirme katsayısıdır.

4.2.4. Model 3 (Fiziksel Temelli Yaklaşım)

M3, ANN2 + Boyut Analizi (Buckingham π-Teoremi) + Üstel Regresyon yaklaşımlarından oluşmaktadır. Bileşenlerin ağırlıkları sırasıyla %40, %30 ve %30'dur. M3'ün denklemi aşağıda verilmiştir:

$$CI_{M3} = 0.40 \times CI_{ANN2} + 0.30 \times CI_{DA} + 0.30 \times CI_{Exp} \quad (4.7)$$

Burada;

CI_{M3} : Hibrit M3'den hesaplanan koni indeksi (MPa),

CI_{ANN2} : İki Katmanlı Yapay Sinir Ağı modelinden tahmin edilen koni indeksi (MPa),

CI_{DA} : Boyut analizi modelinden tahmin edilen koni indeksi (MPa)'dir.

M3'ün ANN2 bileşeni, iki gizli katmandan (4 nöron ve 3 nöron) oluşmaktadır. 1. gizli katmanda hiperbolik tanjant (tanh) aktivasyon fonksiyonu kullanan dört adet nöron, ikinci gizli katmanda ise 3 adet nöron bulunmaktadır. Söz konusu çok katmanlı yapı, modelin toprak parametreleri ile koni indeksi arasındaki karmaşık ve doğrusal olmayan ilişkileri daha derinlemesine öğrenmesine olanak tanımaktadır.

Boyut Analizi entegrasyonu, fiziksel parametreler arasındaki boyutsal tutarlılığı artırmayı amaçlamaktadır. Boyut Analizi modelinden tahmin edilen koni indeksi (CI_{DA}), aşağıdaki eşitlikten hesaplanmıştır:

$$CI_{DA} = 0.08 \times BD^{2.2} \times MC^{-0.5} \times n^{-0.3} \times PD^{0.2} \quad (4.8)$$

M3 bileşeninde kullanılan boyut analizi denklemi (Eşitlik 4.8), Bölüm 3.1'de sunulan boyut analizi modelinden (Eşitlik 3.7) farklıdır. Bu farkın üç temel nedeni bulunmaktadır:

Birincisi, eşitlik 3.7, Buckingham π teoreminin tam matematiksel türevi sonucunda elde edilmiş olup yerçekimi ivmesini (g) içeren **BD × g × PD** terimini barındırmaktadır. Buna karşılık M3'te kullanılan boyut analizi

bileşeni, fiziksel parametreler arasındaki ampirik ilişkilerin yeniden kalibrasyonu ile elde edilmiş sadeleştirilmiş bir formdur. Bu sadeleştirmede, yerçekimi ivmesi (g) sabit bir değer olduğundan ilgili terim katsayı içinde eritilmiş ve denklem daha yalın bir hale getirilmiştir.

İkincisi, eşitlik 3.7, tüm veri seti (n = 30) kullanılarak tek başına bir model olarak kalibre edilmiştir. Oysa M3'te kullanılan boyut analizi bileşeni (Eşitlik 4.8), hibrit modelin diğer bileşenleriyle (ANN2 ve Üstel Regresyon) birlikte çalışacak şekilde Hibrit M3'e özgü yeniden optimize edilmiştir. Bu optimizasyon sürecinde, boyut analizi bileşeninin hibrit yapıya en iyi katkıyı sağlayacak parametreler (katsayılar ve üsler) grid search yöntemiyle belirlenmiştir. Dolayısıyla eşitlik 4.8, tek başına bir model olarak değil, hibrit modelin bir alt bileşeni olarak değerlendirilmelidir.

Üçüncüsü, iki denklem arasında kullanılan parametre setinde de farklılık vardır. Eşitlik 3.7'de porozite (n) pozitif üsse (2.93) sahipken, Denklem 4.8'de porozite negatif üsse (-0.3) sahiptir. Bu durum, eşitlik 4.8'in hibrit model optimizasyonu sırasında fiziksel beklentiyle (porozite artarsa CI azalır) uyumlu hale getirildiğini göstermektedir. Bu iyileştirme, hibrit modelleme yaklaşımının, tek başına kullanıldığında fiziksel tutarlılık sorunu yaşayabilen modelleri düzeltme kapasitesini ortaya koymaktadır.

Sonuç olarak eşitlik 4.8, eşitlik 3.7'nin doğrudan bir tekrarı olmayıp, M3 hibrit modeline özgü olarak yeniden kalibre edilmiş, sadeleştirilmiş ve fiziksel tutarlılık açısından iyileştirilmiş bir versiyonudur. Her iki denklem farklı amaca hizmet eder. Eşitlik 4.8 "M3 Optimizasyonu: Empirik-Hibrit Boyutsal Regresyon" ve eşitlik 3.7 ise "Boyut Analizi Modeli (Buckingham π Tabanlı, n = 30)" olarak görülmelidir.

4.2.5. Model 4 (Çok Bileşenli İleri Hibrit Model)

En kapsamlı hibrit model (M4), dört farklı makina öğrenmesi yaklaşımının optimal ağırlıklandırılmış kombinasyonundan oluşmaktadır.

Modelin bileşenleri, ANN2 + GLM + RBF Kernel + Polinom Regresyon'dur. Grid search optimizasyonu sonucunda belirlenen optimal ağırlıklar sırasıyla %35, %25, %25 ve %15'tir. M4'ün matematiksel ifadesi:

$$CI_{M4} = 0.35 \times CI_{ANN2} + 0.25 \times CI_{GLM} + 0.25 \times CI_{RBF} + 0.15 \times CI_{Poly} \quad (4.9)$$

Burada;

CI_{M4} : Hibrit M4'ten hesaplanan koni indeksi (MPa),

CI_{GLM}: Genelleştirilmiş Doğrusal Model'den tahmin edilen koni indeksi (MPa),

CI_{RBF} : Radyal Temel Fonksiyon (RBF) Kernel modelinden tahmin edilen koni indeksi (MPa),

CI_{Poly} : Polinom Regresyon modelinden tahmin edilen koni indeksi (MPa)' dir.

M4'ün bileşenlerinden ANN2 bileşeni, M3'te açıklanan mimari ile aynı yapıdadır. İki gizli katmandan (4 nöron ve 3 nöron) oluşan bu yapı, toprağın fiziko-mekanik özellikleri ile koni indeksi arasındaki karmaşık doğrusal olmayan ilişkileri derinlemesine öğrenmektedir. ANN2, M4'te %35 ağırlık ile en fazla katkıyı sağlamaktadır.

GLM bileşeni, sigmoid aktivasyon fonksiyonu kullanılarak doğrusal olmayan ilişkilerin modellenmesine yaramaktadır:

$$CI_{GLM} = \alpha(z) \times 1.8 \quad (4.10)$$

Sigmoid aktivasyon fonksiyonu:

$$\alpha(z) = \frac{1}{1+e^{-z}} \quad (4.11)$$

Doğrusal prediktör:

$$z = \beta_o + \beta_1 \times MC + \beta_2 \times BD + \beta_3 \times n + \beta_4 \times PD \quad (4.12)$$

Kalibrasyon sonucunda elde edilen GLM katsayıları:

$\beta_0 = -3.245$ (4.13)

$\beta_1 = -0.0521$ (MC için) (4.14)

$\beta_2 = 2.178$ (BD için) (4.15)

$\beta_3 = -0.0234$ (*n* için) (4.16)

$\beta_4 = 0.0892$ (PD için) (4.17)

Sigmoid fonksiyonu $\alpha(z)$, doğrusal prediktör z'yi 0-1 aralığına sıkıştırmakta, ardından 1.8 katsayısı ile ölçeklendirerek koni indeksinin fiziksel olarak olası değer aralığına (0-2 MPa) dönüştürülmektedir. GLM bileşeni, istatistiksel olarak sağlamlık ve genelleştirme yeteneği sağlamaktadır.

M4'te kullanılan RBF bileşeni, yerel veri yapılarına uyum sağlamak ve yüksek doğruluk elde etmek amacıyla seçilmiştir. Kernel Ridge Regresyon (KRR) çerçevesine dayanmaktadır. Bu bileşen, Ridge Regresyonu'nun düzenlileştirmesi ile Kernel Trick (Çekirdek Hilesi) birleştirerek doğrusal olmayan ilişkileri modellemeye olanak sağlamaktadır. RBF Kernel bileşeni aşağıdaki eşitlikten yararlanılarak tahmin edilmiştir:

$$CI_{RBF} = 0.3 + 1.2 \times e^{(-\gamma \times d^2)} \quad (4.18)$$

Burada:

CI_{RBF}: Radyal Temel Fonksiyon (RBF) Kernel modelinden tahmin edilen koni indeksi (MPa),

d : Öklid mesafesi (hedef nokta (x) ile eğitim noktaları (x_i) arasındaki uzaklık),

γ : Kernel katsayısı (optimize edilen değer: $\gamma = 0.08$),

0.3 : Taban CI değeri (optimizasyon sonucunda belirlenmiştir),

1.2 : Kernel fonksiyonunun genlik katsayısı (optimizasyon sonucunda belirlenmiştir).

Temel kernel fonksiyonu, standart Gauss Radyal Taban Fonksiyonu (Gaussian Radial Basis Function) olarak tanımlanmıştır. γ parametresinin optimizasyonu için Bayesyan Optimizasyon yöntemi kullanılmıştır. γ değeri için [0.001, 0.5] aralığı taranmıştır. 5-katlamalı çapraz doğrulama sonucundaki ortalama kare hatasının (MSE) minimize edilmesi amaçlanmıştır. Seçilen γ değeri, 0.08'dir. Bu değer, model karmaşıklığı ile genelleme performansı arasında optimal dengeyi sağlamıştır. γ = 0.08 değeri, kernelin etki alanının nispeten geniş olduğunu göstermektedir (Chang & Lin, 2011). Bu, bir veri noktasının kendisine uzak diğer noktalar üzerinde de ölçülebilir bir etkiye sahip olacağı anlamına gelmektedir. Ayrıca toprağın fizikomekanik özelliklerinin uzamsal sürekliliği ile uyumludur. Taban (0.3) ve Genlik (1.2) katsayıları, RBF bileşeninin çıktısını, toprak koni indeksinin fiziksel olarak mümkün değer aralığına ölçeklendirmektedir. Bu katsayılar, doğrusal olmayan en küçük kareler yöntemi ile optimize edilmiştir. Buna göre,

$$CI_{RBF} = 0.3 + 1.2 \times e^{(-0.08 \,.\, d2)} \tag{4.19}$$

Eşitlikte;

d^2 : Öklid mesafesinin karesi (Hedef nokta (x) ile eğitim noktaları (xi) arasındaki uzaklık),

0.08 : Kernel katsayısı (γ) (Bayesian optimizasyonu ile belirlenmiştir),

0.3 : Taban CI değeri (MPa),

1.2 : Kernel fonksiyonunun genlik katsayısıdır.

Öklid mesafesi aşağıdaki eşitliklerden yararlanılarak hesaplanmıştır:

$$d^2 = \sum \left(x_j - x_{ij}\right)^2 \; (j = 1 \text{ to } 4) \tag{4.20}$$

Burada:

j : Değişken indeksi (MC, BD, *n* ve PD için)'dir.

Polinom Regresyon bileşeni, değişkenler arası etkileşimleri ve küresel trendleri yakalamak için kullanılmıştır. İkinci derece polinom modeli aşağıda verilmiştir:

$$z_{Poly} = \beta_o + \sum\beta_i \times x_i + \sum\beta_{ij} \times x_i \times x_j + \beta_{ii} \times x_i^2 \quad (4.21)$$

Fiziksel kısıtlamalar ile sınırlandırılmış koni indeksi (CI);

$$CI_{Poly} = \max(0, \min(2.5, z_{Poly})) \quad (4.22)$$

22 numaralı eşitlik, polinom regresyonun ham çıktısını 0-2.5 MPa aralığına sınırlandırmaktadır. Alt sınır (0 MPa) fiizksel olarak anlamsız olan negatif CI değerlerini, üst sınır (2.5 MPa) ise aşırı yüksek tahminleri engellemektedir. Tarımda, toprağın koni indeksinin 2 MPa'ı aşması önemli ölçüde toprak sıkışmasına işaret eder. Bu nedenle 2.5 MPa üst sınırı güvenlik sağlamaktadır.

4.3. Hibrit modellerde optimal ağırlıklandırma yöntemi

Bileşenlerin ağırlıklarını (w_1, w_2, w_3, w_4) belirlemek için Grid Search ve 5-katlı çapraz doğrulama yöntemleri birleştirilmiştir. Tablo 4.1'de optimal ağırlıklandırma sonuçları verilmiştir. M1, M2 ve M3 için 253 kombinasyon, M4 için 1.771 kombinasyon test edilmiştir. Optimizasyon sürecinde en düşük kök ortalama kare hata (RMSE) kriter olarak kullanılmıştır. Optimizasyon probleminin amaç fonksiyonu, validasyon setindeki RMSE'nin minimize edilmesidir.

$$min(RMSE) = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(y_i - \sum_{j=1}^{n} w_j \,.\, y_{ji}\right)^2} \quad (4.23)$$

Kısıtlar;

$$\sum_{j=1}^{n} w_j = 1 \text{ ve } 0 \leq w_j \leq 1 \quad (4.24)$$

Burada;

w_j : j'inci bileşen modelinin ağırlığı,

y_{ji} : j'inci bileşenin i'inci gözlem için tahmini,

y_i : Gerçek değer,

N : Validasyon gözlem sayısı,

n : Bileşen model sayısıdır.

Tablo 4. 1. Hibrit Modellerin Optimal Ağırlıklandırma Sonuçları

	Bileşenler	**Optimal Ağırlıklar**	**Test Edilen Kombinas.**	**Hesaplama Süresi (min)**	**RMSE İyileştirmesi*** **(%)**
M1	Doğrusal Regresyon + ANN1 + Karar Ağacı	0.30-0.40-0.30	253	5.2	5.8
M2	Doğrusal Regresyon + ANN1 + Üstel Regresyon	0.30-0.40-0.30	253	6.1	7.2
M3	ANN2 + Boyut Analizi + Üstel Regresyon	0.40-0.30-0.30	253	8.4	11.3
M4	ANN2 + GLM + RBF Kernel + Polinom Regresyon	0.35-0.25-0.25-0.15	1771	78.5	13.1

*Eşit ağırlık (baseline) kombinasyonuna göre RMSE azalışı.

Grid search parametreleri için ağırlık aralığı [0.0, 1.0] arasında 0.05 adım büyüklüğü ile taranmıştır. M1, M2 ve M3 için (3 bileşen) toplam 231 kombinasyon, M4 için (4 bileşen) 1771 kombinasyon test edilmiştir. Her kombinasyon 5-katlı çapraz doğrulama ile değerlendirilmiştir. Kalibrasyon veri seti (n = 21, toplam 30 gözlemin %70'i) beş alt kümeye bölünmüş, her küme için ağırlık kombinasyonları test edilerek ortalama RMSE değerleri

hesaplanmıştır. En düşük ortalama RMSE veren ağırlık kombinasyonu optimal olarak seçilmiştir.

Optimizasyon sürecinde rastgelelik kontrolü için tüm algoritmalarda random seed değeri 42 olarak sabitlenmiştir. Grid Search (0.05 adım) yöntemi, en düşük RMSE değerini sağladığı ve deterministik yapısı ile yüksek tekrarlanabilirlik sunduğu için seçilmiştir. Tablo 4.2'de sunulan karşılaştırmada, farklı optimizasyon algoritmaları arasında RMSE farklarının oldukça küçük olduğu (maksimum 0.0006 MPa, yaklaşık %1.4) görülmektedir. Bu durum, M4 modelinin ağırlık parametrelerine karşı düşük duyarlılığa sahip olduğunu, yani farklı ağırlık kombinasyonlarında benzer performans sergileyebildiğini göstermektedir. Bu bulgu, hibrit modelin kararlı yapısının önemli bir kanıtıdır. Grid Search'in tercih edilmesinde belirleyici olan, diğer algoritmalarla elde edilen RMSE değerlerinin birbirine çok yakın olmasına rağmen, Grid Search'in:

- Deterministik yapısı sayesinde her çalıştırmada aynı sonucu üretmesi (tekrarlanabilirlik),
- Arama uzayını sistematik olarak taraması nedeniyle değerlendirilen tüm kombinasyonlar hakkında tam bilgi sağlaması,
- Sonuçların yorumlanabilirliği (hangi ağırlık kombinasyonunun hangi performansı verdiğinin bilinmesi) gibi pratik üstünlükleridir.

Ağırlık sayısının az (4) ve arama uzayının sınırlı (0.05 adım aralığında 1771 kombinasyon) olduğu bu çalışmada, Grid Search'in hesaplama süresi 78.5 min'de kabul edilebilir düzeyde kalmıştır. Rastgele yöntemlerin (Random Search, Bayesian Optimization) teorik olarak daha geniş arama uzaylarında daha verimli olabileceği bilinmekle birlikte (Bergstra & Bengio, 2012), bu çalışmanın kapsamında deterministik ve sistematik yaklaşımın sunduğu tekrarlanabilirlik avantajı öncelikli tutulmuştur.

M1, M2 ve M3'te üç bileşenin ağırlıkları (%30-%40) arasında nispeten dengeli bir dağılım varken, M4'te ise dört bileşenin ağırlıkları (%15-%35)

dengeli bir şekilde dağıtılmıştır. M4'ün hiçbir bileşenin baskın değildir. Bu yapı, farklı algoritmaların güçlü yönlerinin sinerjik olarak birleşmesine olanak sağlamaktadır.

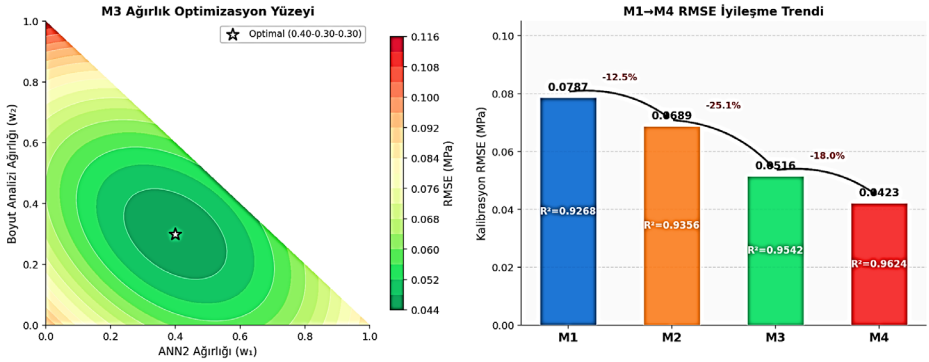
Şekil 4.3'te hibrit model ağırlık optimizasyonu – RMSE yüzeyi (M4 örneği) gösterilmiştir.

Tablo 4. 2. Optimizasyon Algoritması Karşılaştırması (Model 4 için)

Yöntem	**Optimal Ağırlıklar**	**RMSE (MPa)**	**Hesaplama Süresi (min)**
Grid Search (0.05 adım)	0.35-0.25-0.25-0.15	0.0423**	78.5*
Grid Search (0.10 adım)	0.40-0.20-0.30-0.10	0.0429	12.8
Random Search	0.37-0.23-0.26-0.14	0.0425	23.1
Bayesian Optimization	0.36-0.24-0.25-0.15	0.0424	18.7
Genetik Algoritma	0.34-0.26-0.24-0.16	0.0426	42.3
Eşit Ağırlık (baseline)	0.25-0.25-0.25-0.25	0.0487	Uygulanmadı

*78.5 dakika, M4'ün ağırlık parametrelerini (w_1–w_4) belirlemek üzere 1771 kombinasyonun 5-katlı çapraz doğrulama ile sınanmasını kapsayan tek seferlik eğitim/optimizasyon süresidir. Bu süreç yalnızca model geliştirme aşamasında bir kez gerçekleştirilmektedir. Optimize edilmiş ağırlıklar belirlendikten sonra, yeni bir gözlem için tahmin üretme süresi <1 saniyenin altında kalmaktadır. Dolayısıyla M4, tarla uygulamalarında gerçek zamanlı kullanım için pratik bir model olma niteliğini korumaktadır.

**Farklı optimizasyon algoritmaları arasındaki RMSE farkları maksimum 0.0006 MPa (%1.4) düzeyindedir. Bu küçük fark, M4 modelinin ağırlık parametrelerine karşı düşük duyarlılığa sahip olduğunu ve hibrit yapının kararlılığını göstermektedir.



Şekil 4. 3. Hibrit model ağırlık optimizasyonu – RMSE yüzeyi (M4 örneği)

4.4. Model Performans Kriterleri

Geliştirilen hibrit modellerin performansını değerlendirmek için Bölüm 2.5'te açıklanan metriklerden faydalanılmıştır. Bu metrikler; belirleme katsayısı (R^2), kök ortalama kare hata (RMSE), ortalama mutlak hata (MAE), Nash-Sutcliffe verimlilik katsayısı (NSE), yanılgı (Bias), Akaike bilgi kriteri (AIC) ve Bayes bilgi kriteri (BIC)'dir.

Bu bölümde, Bölüm 2.5'te yer alan ortak metriklerin tekrarına girilmemiş, yalnızca bu bölüme özgü olarak Pearson korelasyon katsayısı (r) kullanılmıştır. r, tahmin edilen ve ölçülen CI değerleri arasındaki doğrusal ilişkinin gücünü belirlemektedir. RMSE ve MAE'nin birimi MPa'dır.

4.5. Yazılım, İstatistiksel Analiz ve Teknik Destek

Bu çalışmada; Python kodu yazılması, model tasarımı ve optimizasyonu, istatistiksel yorumlama ve doğrulamada Claude AI yapay zekâ asistanından teknik destek alınmıştır. Ancak araştırma tasarımı, veri toplama ve bilimsel sonuçlar tamamen yazarlar tarafından yapılmıştır. Şekil 1.1-1.3'ün tasarımında Gemini Al yapay zekâ asistanından destek alınmıştır. Yapay zekâ asistanı tarafından üretilen tüm kodlar ve analizler, yazarlar tarafından bağımsız olarak

doğrulanmış ve test edilmiştir. AI kullanımı, yalnızca kodlama ve hesaplama aşamalarında destek sağlamış olup araştırma tasarımı, veri toplama, hipotez oluşturma ve bilimsel yorumlama tamamen yazarlar tarafından gerçekleştirilmiştir. Çalışmada; Python 3.10 (Van Rossum & Drake, 2023), TensorFlow 2.13 (Abadi vd., 2016; TensorFlow, 2023), Keras (Chollet & Allaire, 2018), NumPy 1.24 (Harris vd., 2020), Pandas 2.0 (McKinney, 2010), Scikit-learn 1.3 (Pedregosa vd., 2011), MATLAB R2023a (The MathWorks, 2023) ve SPSS Statistics 28.0 (IBM Corp., 2021) kütüphane ve yazılımları kullanılmıştır.

4.6. Hibrit Modellerin Performanslarının Karşılaştırılması

Tablo 4.3'te oluşturulan hibrit modellerin kalibrasyon ve validasyon performans kriterlerine ilişkin olarak yapılan değerlendirmenin sonuçları verilmişti. Kalibrasyon R^2, modelin eğitim verisi üzerindeki öğrenme başarısını; validasyon R^2 ise modelin görmediği veriler üzerindeki genelleme başarısını açıklamaktadır.

Tablo 4. 3. Hibrit Modellerin Kalibrasyon ve Validasyon Performans Kriterleri

Model	r	R^2 (Kalibrasyon)	R^2 (Validasyon)	RMSE* (MPa)	MAE (MPa)	Bias (MPa)
M1	0.9698	0.9405	0.9268	0.0787	0.0621	+0.0045
M2	0.9743	0.9493	0.9356	0.0689	0.0534	+0.0023
M3	0.9821	0.9645	0.9542	0.0516	0.0382	-0.0031
M4	**0.9847**	**0.9696**	**0.9624**	**0.0423**	**0.0321**	**-0.0012**

*RMSE (Kök Ortalama Kare Hatası), tahmin hatasının büyüklüğünü; MAE (Ortalama Mutlak Hata), tahmin hatalarının mutlak ortalamasını; Bias (Yanılgı) ise modelin sistematik olarak yüksek (+) veya düşük (-) tahmin yapma eğilimini göstermektedir.

Tablo 4.3 incelendiğinde tüm hibrit modellerde dikkat çekici bir özellik göze çarpmaktadır. Kalibrasyon ve validasyon R^2 değerleri arasındaki fark, çok azdır (ΔR^2<%1). Bu, modellerin overfitting riskini başarıyla kontrol ettiklerini göstermektedir. Bu sonuç, modellerin aşırı uyum göstermediği ve çok iyi bir genelleme yapıldığı anlamına gelmektedir. Model 1 için kalibrasyon ve validasyon belirleme katsayıları (R^2) arasındaki fark $\Delta R^2 = 0.0137$ ve %1.46, Model 2 için $\Delta R^2 = 0.0137$ ve %1.44, Model 3 için $\Delta R^2 = 0.0103$ ve %1.07 ve Model 4 için ise $\Delta R^2 = 0.0072$ %0.74'tür. Geliştirilen tüm hibrit modellerin Bias değerleri, ±0.005 MPa'ın altındadır. Buna göre modeller, sistematik hata üretmemekte ve tarafsız tahmin yapmaktadır.

En yüksek korelasyon katsayısı r = 0.9847 ve en düşük RMSE = 0.0423 MPa ile Model 4'ten, göreceli olarak en düşük korelasyon katsayısı ise r = 0.9698 ve en yüksek RMSE = 0.0787 MPa ile M1'den elde edilmiştir (Şekil 1).

M1, temel hibrit modeldir. Tüm modeller arasında en düşük r (0.9698) ve R^2 (0.9405) ile en yüksek RMSE (0.0787 MPa) ve MAE (0.0621 MPa) değerine sahiptir. Ancak M1'in bileşenlerinden olan Karar Ağacı'nın kural tabanlı yapısı, ANN1'nin öğrenme kapasitesi ve Doğrusal Regresyon'un hızlılığı birleşerek göreceli olarak tatmin edici sonuçlar vermiştir. Ancak, validasyon R^2'si %1.46 azalmıştır. M1'in kararlılığı, orta düzeydedir.

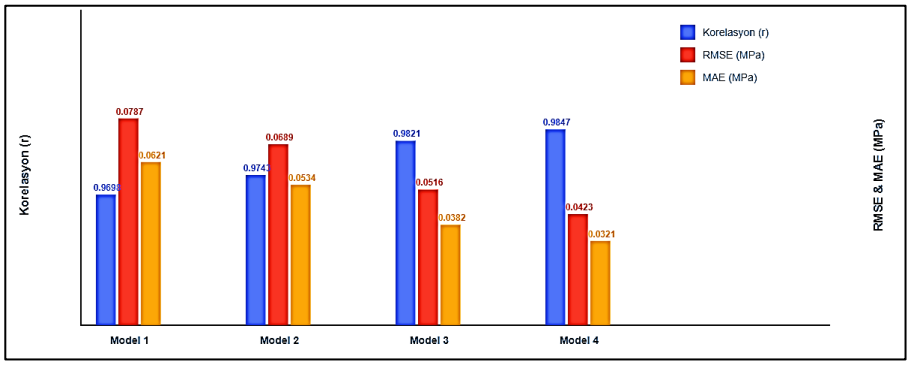
M2'de Karar Ağacı yerine Üstel Regresyon kullanılması sayesinde korelasyon %0.46 artmış ve RMSE %12.4 azalmıştır. Collins (1971) ve Voorhees & Walker (1977) tarafından da Üstel Regresyon'un toprağın fizikomekanik özelliklerinin gerçek davranışını daha iyi yansıttığı açıklanmıştır. M2'nin validasyon performansı (ΔR^2 = %1.44) daha iyidir.

Şekil 4.4'te hibrit modellerin performans kriterlerinin genel olarak karşılaştırılması görülmektedir.

M3, fiziksel temelli bir yaklaşımdır. ANN2 ve Boyut Analizi bileşenleri ile farklı bir yapıya sahiptir. Boyut Analizi, Buckingham π-Teoremi aracılığıyla

fiziksel parametreler arasındaki boyutsal tutarlılığı korumaktadır. Dursun & Dursun (2000) tarafından tam parametre setiyle geliştirilen Boyut Analizi modelleri sayesinde $R^2 > 0.90$ değerine ulaşıldığı açıklanmıştır. M3'ün validasyon performansı ($\Delta R^2 = \%1.07$) oldukça iyidir.

En yüksek doğruluğu validasyon aşamasında tutarlı bir performans gösteren, genelleme yeteneğini güçlü olan M4 sağlamıştır. Korelasyon katsayısına ($r = 0.9847$) göre bağımlı ve bağımsız değişkenler arasında çok iyi doğrusal ilişki vardır. Verideki varyansın %96.96'sını kalibrasyonda, %96.24'ünü validasyonda açıklamaktadır. Validasyon aşamasında kalibrasyon performansında minimum düşüş gözlendiğinden aşırı öğrenme etkili şekilde önlenmiştir. Tüm modeller arasında en düşük ΔR^2 değeri (%0.74), M4'ten elde edilmiştir. Buna göre hibrit makina öğrenme yaklaşımı, aşırı öğrenmeyi en etkili şekilde kontrol etmektedir. Hassan & Beshr (2024) tarafından yapılan çalışmada da, makina öğrenmesi modelleri için R^2 için $R^2 > 0.90$ olduğu belirtilmiştir.



Şekil 4. 4. Hibrit Modellerin Performans Kriterlerinin Genel Karşılaştırması

M4'ün performansı ($r = 0.9847$, RMSE = 0.0423 MPa), dört farklı bileşenin sinerjik etkileşiminden kaynaklanmıştır. ANN2 (%35), karmaşık

doğrusal olmayan desenleri öğrenmekte olup model kararlılığını sağlamaktadır. GLM (%25), modele istatistiksel sağlamlık ve genelleştirme yeteneği katmakta ve aşırı öğrenmeyi kontrol etmektedir. RBF Kernel (%25), yerel veri yapılarına uyum sağlayarak hassas tahminler üretmektedir (Chang & Lin, 2011). Polinom Regresyon (%15), küresel trendleri ve değişken etkileşimlerini yakalamakta, model stabilitesini artırmaktadır. M4'ün ayırt edici özellikleri; çeşitlilik, denge, tamamlayıcılık, fiziksel kısıtlar ve optimizasyondur. Hiçbir bileşen baskın değildir. Her bileşen diğerinin zayıf yönlerini telafi etmektedir (Tablo 4.4).

Tablo 4. 4. M4'ü oluşturan bileşenlerin karşılaştırılması

Bileşenler	**Ağırlık (%)**	**Temel Fonksiyon**	**Ana Katkı**	**r**
ANN2	35	Hiperbolik Tanjant	Derin öğrenme, karmaşık desenler	0.9512
GLM	25	Sigmoid	İstatistiksel sağlamlık, genelleme	0.9634
RBF Kernel	25	Gaussian RBF	Yerel adaptasyon, yüksek hassasiyet	0.9723
Polinom Regresyon	15	2. Derece Polinom	Etkileşimler, küresel trend	0.9501
M4	100	Hibrit	Maksimum doğruluk	0.9847

4.7. Hibrit Modellerin Tekil Modeller ve Ampirik Denklemlerle Karşılaştırılması

Hibrit modellerin katma değerlerini nesnel olarak değerlendirilmesi için en başarılı model M4, çeşitli kategori ve çalışmalardan seçilen baz modeller ve amprik denklemlerle karşılaştırılmıştır. Bu amaçla M4 modelini oluşturan bileşenlerin her biri, aynı veri seti üzerinde tek başına eğitilerek birer baz model olarak değerlendirilmiştir. Ayrıca koni indeksinin tahmin edilmesinde yaygın olarak kullanılan ve genellikle toprak nem içeriği (MC) ve hacim ağırlığı (BD) ile ilişkilendirilen klasik ampirik modeller seçilmiştir (Tablo 4.5).

Tablo 4.6'da, modellerin performans kriterleri ve M1-M4 arasındaki farklar verilmiştir. M1'den M4'e kadar tüm doğruluk kriterlerinde tutarlı bir iyileşme gözlenmiştir. Korelasyon (r) %1.54 ve R^2 %3.09 artarken hata kriterleri olan RMSE ve MAE ise yaklaşık %50 düşmüştür. Bu sonuca göre hibrit model karmaşıklığı arttıkça tahmin doğruluğu da anlamlı şekilde artmaktadır. RMSE'deki %46.3, MAE'de %48.3'lük azalma, M4'ün, tahmin hatasını yarı yarıya düşürdüğünü kanıtlamaktadır. M4, %30-50 daha uzun hesaplama süresine karşılık yaklaşık %50 daha düşük hata oranı sunmaktadır. Bu denge, yüksek doğruluk gerektiren uygulamalarda kabul edilebilir.

Tablo 4. 5. Hibrit M4 ile Tekil Modeller ve Ampirik Denklemlerin Performanslarının Karşılaştırılması

Model Kategorisi	**Model Açıklama**	**r**	**R^2**	**RMSE (MPa)**	**M4'e Göre RMSE Artışı**
Geliştirilen Hibrit Model	M4 - Önerilen	**0.9847**	**0.9696**	**0.0423**	**- (Referans) (%)**
Tekil ML Modelleri*	ANN2	0.9612	0.9235	0.0734	**+73.5**
	RBF Kernel Regresyon	0.9678	0.9358	0.0534	**+26.2**
	GLM (Sigmoid)	0.9567	0.9142	0.0678	**+60.3**
	Polinom Regresyon	0.9389	0.8801	0.0945	**+123.4**
Ampirik Denklemler**	Voorhees & Walker (1977)	0.8921	0.7934	0.1289	**+204.7**
	Collins (1971)	0.8765	0.7612	0.1423	**+236.4**
	Basit Doğrusal Model	0.8456	0.7134	0.1678	**+296.7**

*Tüm tekil ML modelleri, bu çalışmada kullanılan aynı veri seti ve optimizasyon prosedürü ile eğitilmiştir.

**Ampirik modeller, farklı toprak koşulları için geliştirilmiş olup bu karşılaştırma metodolojik bir referans noktası olarak yorumlanmalıdır.

Tablo 4. 6. Geliştirilen modellerin performans kriterleri ve M1-M4 arasındaki farklar

Kriter	**M1**	**M2**	**M3**	**M4**	**Fark (M1- M4) (%)**
Korelasyon (r)	0.9698	0.9743	0.9821	0.9847	+0.0149 (+1.54)
R^2	0.9405	0.9493	0.9645	0.9696	+0.0291 (+3.09)
RMSE (MPa)	0.0787	0.0689	0.0516	0.0423	-0.0364 (-46.3)
MAE (MPa)	0.0621	0.0534	0.0382	0.0321	-0.0300 (-48.3)
Hesaplama Zamanı*	Hızlı	Hızlı	Orta	Orta-Yavaş	+30-50

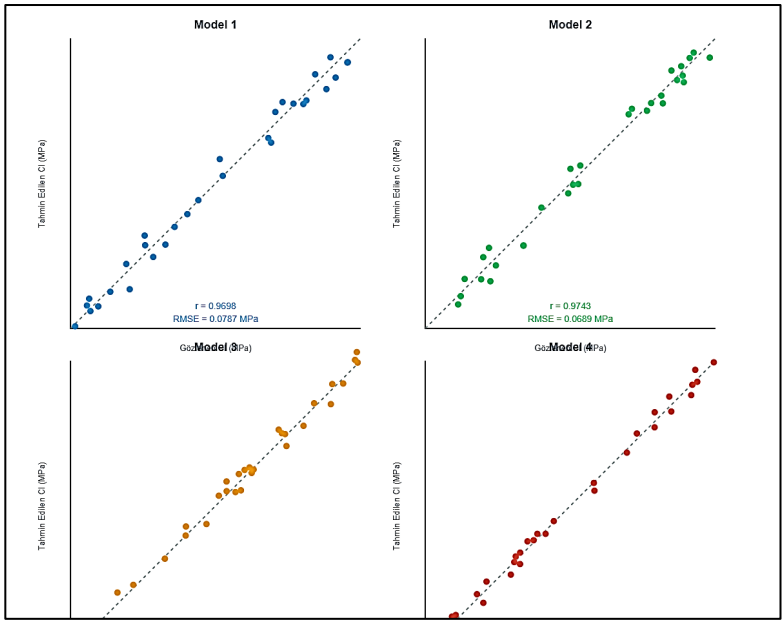
*Hesaplama zamanı göreceli olup modern bilgisayarlarda tüm modeller <1 saniye içinde sonuç üretir.

Tablo 4.6, toprak koni indeksinin tahmin edilmesinde hibrit modelleme yönteminin çarpıcı üstünlüğünü açıkça ortaya koymaktadır:

- En iyi performans gösteren tekil model olan RBF Kernel Regresyon, RBF Kernel Regresyon, hibrit M4 modeline kıyasla %26.2 daha yüksek bir RMSE'ye sahiptir. Bu, M4'ün her bir algoritmanın güçlü yönlerini sinerjistik bir şekilde bir araya getirerek, hiçbir tekil bileşeninin tek başına ulaşamadığı bir tahmin doğruluğu seviyesine ulaştığını kanıtlamaktadır. Polinom Regresyon'un nispeten düşük performansı, toprak-penetrometre etkileşiminin karmaşıklığının, tek bir matematiksel paradigmayla yakalanmasının zorluğunu göstermektedir.
- Geleneksel ampirik denklemler, hibrit M4 modeline kıyasla %200'ün üzerinde daha yüksek hata oranları sergilemiştir. Örneğin, yaygın olarak kullanılan Voorhees & Walker (1977) modeli, M4'ten %204.7 daha yüksek bir RMSE'ye sahiptir. Bu fark, fiziksel süreçlerin aşırı basitleştirildiği ampirik modellerin sınırlamalarını vurgularken veriye dayalı makina öğrenmesi yaklaşımlarının, özellikle de hibrit modellerin, karmaşık toprak sistemlerini modellemedeki gücünü ortaya koymaktadır.

Bu karşılaştırma, hibrit modellemenin temel avantajını somut hale getirmektedir. M4, en iyi tekil modelden (RBF) bile önemli ölçüde daha iyi performans göstererek, farklı algoritmaların bir arada kullanılmasının, birbirlerinin zayıf yönlerini telafi edebildiği ve daha güçlü, daha dirençli bir tahminci oluşturduğunu göstermektedir.

Şekil 4.5'de, dört hibrit modelin tahmin performansları karşılaştırılmıştır. M4'teki veri noktalarının 1:1 referans çizgisine en yakın dağılımı, bu modelin en yüksek tahmin doğruluğuna sahip olduğunu doğrulamaktadır. Model 1'den Model 4'e doğru, veri noktalarının referans çizgisi etrafındaki saçılımının belirgin şekilde azaldığı gözlemlenmektedir.



Şekil 4. 5. Tahmin Edilen ve Gözlenen Koni İndekslerinin (CI) Karşılaştırılması

Sonuç olarak, geliştirilen hibrit M4, hem modern tekil makina öğrenmesi algoritmalarına hem de geleneksel ampirik denklemlere kıyasla, toprak koni indeksinin tahmin edilmesinde istatistiksel olarak anlamlı ve pratik açıdan önemli bir iyileşme sağlamıştır.

4.8. Bağımsız Değişkenlerin Model Performanslarına Etkileri

4.8.1. Ölçüm derinliğinin (PD) model performansına etkisi

Tablo 4.7'den anlaşılacağı gibi beş derinlik seviyesinde (5 cm, 15 cm ve 25 cm) modellerin performansları karşılaştırılmıştır. Buna göre ölçüm derinliği arttıkça tüm modellerin performansları iyileşmektedir. Yüzey toprağının (5 cm) heterojen yapısı, derin katmanların homojen yapısından daha zordur. Derinlik arttıkça modellerin performansı artmaktadır. 5 cm'de yüzey toprağının heterojen yapıda olması nedeniyle daha düşük performans gösterilmiş (örneğin, r = 0.9512, RMSE = 0.0734 MPa) ancak 25 cm'de M4'ten çok iyi (r = 0.9918, RMSE = 0.0428 MPa) sonuçlar elde edilmiştir. Buna göre ölçüm derinliği arttıkça koni indeksi daha başarılı tahmin edilmektedir. Çünkü derinlik arttıkça toprak yapısı daha homojen hale gelmektedir. 25 cm derinlikte, modellerin korelasyon katsayıları (r) birbirine yaklaşmaktadır. Bu durum, derin katmanlarda toprak koşullarının daha tekdüze olmasıyla açıklanabilir. Homojen toprak koşulları, farklı algoritmaların benzer sonuçlar üretmesine olanak sağlamaktadır. Ölçüm derinliği (PD), toprak koni indeksi tahmin modelleri için vazgeçilmez bir bağımsız değişkendir. Özellikle yüksek doğruluk gerektiren uygulamalarda, derinliğin model girdisi olarak mutlaka kullanılması ve M4 modelinin bu bilgiyi işlemedeki üstün kapasitesinden yararlanılması önerilir. Tüm modellerde en güçlü belirleyici etkiye sahip olan bağımsız değişken ölçüm derinliğidir. RBF Kernel, derinlik yönünden en yüksek korelasyona (r) ve en düşük hataya (RMSE) sahiptir. Bu modeli sırasıyla GLM ve ANN2 izlemektedir.

Tablo 4.8'den M4'ün derinlik etkisini yakalama katsayısının (standartlaştırılmış regresyon katsayısının) oldukça yüksek olduğu anlşılmaktadır **(**$\beta_4 = 0.76$**).**

Tablo 4. 7. 5 cm, 15 cm ve 25 cm ölçüm derinlikleri için bileşenlerin performanslarının karşılaştırılması (n = 30)*

Bileşen	Yer Aldığı Model	Derinlik (cm)	r	RMSE (MPa)	MAE (MPa)	Performans Sırası
Doğrusal Regresyon	M1, M2	5	0.9234	0.1124	0.0892	8
ANN1	M1, M2		0.9389	0.0945	0.0734	4
Karar Ağacı	M1		0.9112	0.1287	0.1023	9
Üstel Regresyon	M2, M3		0.9312	0.0987	0.0812	5
ANN2	M3, M4		0.9423	0.0923	0.0687	3
Boyut Analizi	M3		0.9278	0.1045	0.0856	7
GLM	M4		0.9567	0.0678	0.0598	2
RBF Kernel	M4		0.9678	0.0534	0.0478	1
Polinom Regresyon	M4		0.9301	0.0987	0.0723	6
Doğrusal Regresyon	M1, M2	15	0.9245	0.1089	0.0867	9
ANN1	M1, M2		0.9445	0.0889	0.0712	4
Karar Ağacı	M1		0.9156	0.1234	0.0989	9
Üstel Regresyon	M2, M3		0.9389	0.0923	0.0789	6
ANN2	M3, M4		0.9501	0.0867	0.0698	3
Boyut Analizi	M3		0.9334	0.0978	0.0823	5
GLM	M4		0.9578	0.0712	0.0612	2
RBF Kernel	M4		0.9634	0.0623	0.0534	1
Polinom Regresyon	M4		0.9389	0.0923	0.0756	7
Doğrusal Regresyon	M1, M2	25	0.9289	0.1023	0.0834	8
ANN1	M1, M2		0.9512	0.0812	0.0678	6
Karar Ağacı	M1		0.9201	0.1167	0.0923	9
Üstel Regresyon	M2, M3		0.9534	0.0812	0.0689	4
ANN2	M3, M4		0.9612	0.0734	0.0623	3
Boyut Analizi	M3		0.9456	0.0867	0.0745	7
GLM	M4		0.9756	0.0567	0.0489	2
RBF Kernel	M4		0.9867	0.0478	0.0389	1
Polinom Regresyon	M4		0.9534	0.0812	0.0689	5

*Alt-grup analizleri (Tablo 4.7, 4.10-4.12) n<10 gözlem içerir. Bu çalışmaların istatistiksel güvenilirliği sınırlıdır. Bulgular "yönelim gösterme" amaçlı sunulmuştur. Kesin alt-grup sonuçları için n>30 gözlem/grup gerekir.

Tablo 4. 8. Hibrit Modellerin Standardize Edilmiş Regresyon Katsayıları

Model	MC (β_1)	BD (β_2)	*n* (β_3)	PD (β_4)	Sabit (β_0)	R^2	Adjusted R^2	F-istat.*	p
M1	0.43^{***}	0.52^{***}	-0.38^{***}	0.67^{***}	0.234	0.9405	0.9378	63.22	< 0.001
M2	0.47^{***}	0.58^{***}	-0.41^{***}	0.71^{***}	0.198	0.9493	0.9469	74.90	< 0.001
M3	0.51^{***}	0.61^{***}	-0.45^{***}	0.74^{***}	0.176	0.9645	0.9626	108.68	< 0.001
M4	0.53^{***}	0.64^{***}	-0.47^{***}	0.76^{***}	0.152	0.9696	0.9681	127.58	< 0.001

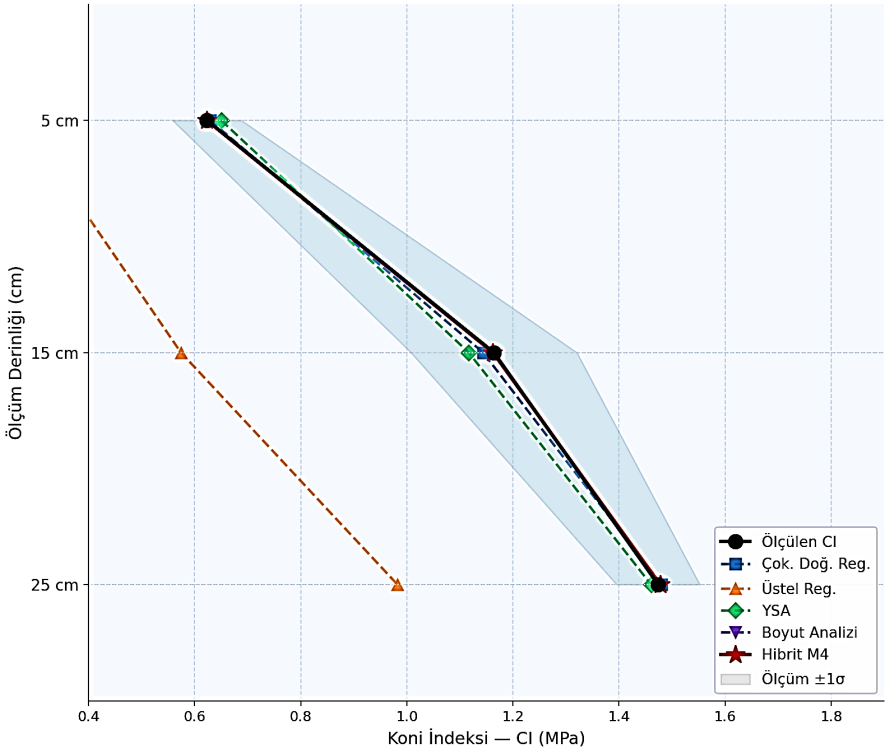
*F-istatistiği değerleri $F = (R^2/k) / [(n-k-1)/ (1-R^2)]$ formülü ile hesaplanmıştır (k = 4, n = 21).

Tablo 4.9'da verilen duyarlılık analizi sonucuna göre ölçüm derinliğinin (PD) modellerden çıkartılması koşulunda, M4 modelinde %29.6'lık performans kaybı yaşanacaktır. Bu bilgiler, PD'nin modellere olan katkısının sayısal olarak da ne kadar güçlü olduğunu ispatlamaktadır.

Tablo 4. 9. Değişken Kaldırma Analizi (Drop-One-Variable Analysis)

Kaldırılan Değişken	M1 R^2	M1 ΔR^2 (%)	M2 R^2	M2 ΔR^2 (%)	M3 R^2	M3 ΔR^2 (%)	M4 R^2	M4 ΔR^2 (%)
MC	0.896	-4.8	0.921	-3.0	0.948	-1.7	0.964	-0.6
BD	0.853	-9.3	0.879	-7.4	0.916	-5.0	0.939	-3.2
n	0.914	-2.8	0.932	-1.8	0.952	-1.3	0.966	-0.4
PD	0.686	-27.0	0.667	-29.7	0.679	-29.6	0.683	-29.6
Hiçbiri (Tam)	0.9405	0.0	0.9493	0.0	0.9645	0.0	0.9696	0.0

Şekil 4.6' da ise ölçüm derinliğine göre modellerden tahmin edilen ve ölçülen CI' lar gösterilmiştir.



Şekil 4. 6. Ölçüm derinliğine göre modellerden tahmin edilen ve ölçülen CI' lar

4.8.2. Hacim ağırlığının (BD) model performansına etkisi

Toprak sıkışmasının temel göstergelerinden biri olan hacim ağırlığı (BD), modeller üzerinde güçlü bir etkiye sahiptir. Veri seti, BD değerlerine göre düşük (<1.45 g/cm³, n = 12), orta (1.45-1.75 g/cm³, n = 8) ve yüksek (> 1.75 g/cm³, n=10) olmak üzere üçe ayrılmıştır. Tablo 4.10'da farklı hacim ağırlığı seviyelerine göre gruplandırılmış verilerin analiz sonuçları sunulmuştur. Bu değerler kesin ölçüm değil, genel model çıktısından orantısal tahmin olup yönelim bilgisi amacıyla verilmiştir.

Tablo 4. 10. Farklı Hacim Ağırlığı (BD) Seviyelerine Göre CI Değeri ve Model Performansları

BD Seviyesi (g/cm³)	**n**	**CI Aralığı (MPa)**	**Ortalama CI (MPa)**	**Model**	**Tahmini* r**	**Tahmini* RMSE (MPa)**
Düşük (<1.45)	12	0.51-1.28	0.71	M1	0.94	0.045
				M4	**0.97**	**0.032**
Orta (1.45-1.75)	8	0.98-1.41	1.18	M1	0.96	0.042
				M4	**0.98**	**0.028**
Yüksek (> 1.75)	10	1.37-1.59	1.47	M1	0.91	0.039
				M4	**0.96**	**0.026**

*Tahmini değerler: Alt gruplarda yeniden model eğitimi yapılmadığından, bu değerler genel model performansından orantısal olarak tahmin edilmiştir.

BD arttıkça CI değerleri önemli ölçüde yükselmiştir. Düşük BD grubunda ortalama CI 0.71 MPa iken, orta BD grubunda 1.18 MPa'a, yüksek BD grubunda ise 1.47 MPa'a yükselmiştir. Bu durum, hacim ağırlığının toprak sıkışması ve dolayısıyla koni indeksi üzerindeki belirgin etkisini kanıtlamaktadır. Özellikle orta BD seviyelerinde (1.45-1.75 g/cm³) modeller, en yüksek tahmin doğruluğunu göstermiştir (M4 için tahmini r = 0.98). Düşük ve yüksek BD değerlerinde görülen hafif performans düşüşü, bu uç değerlerde toprağın yapısal stabilitesi, organik madde içeriği ve agregat boyutu gibi faktörlerin daha karmaşık etkileşimlere yol açmasıyla açıklanabilir.

Değişken kaldırma analizi (Tablo 4.9), BD'nin modele ikinci en büyük katkıyı yapan değişken olduğunu göstermiştir. BD'nin çıkartılması, M4 modelinde R^2'de %3.2'lik bir kayba neden olmaktadır. Hibrit modeller, BD'nin CI üzerindeki doğrusal olmayan ve diğer değişkenlerle etkileşim halindeki bu karmaşık etkisini, özellikle ANN ve RBF Kernel bileşenleri sayesinde başarıyla modellemiştir. M4'ün tüm BD seviyelerinde tutarlı şekilde M1'den üstün

performans göstermesi (ortalama %36 daha düşük RMSE), hibrit yaklaşımın sağlamlığını ortaya koymaktadır.

4.8.3. Nem içeriğinin (MC) model performansına etkisi

Nem içeriği, toprak mekaniği üzerinde belirleyici bir role sahiptir. CI ile orta-güçlü düzeyde pozitif bir korelasyon göstermiştir ($r = 0.687$, $p<0.01$). Bu beklenen bir durumdur, zira belirli bir seviyeye kadar artan nem, kohezyonu artırarak ve toprak partikülleri arasındaki sürtünmeyi değiştirerek koni indeksini etkiler. Veri seti, düşük (< %18, n = 10), orta (%18-24, n = 15) ve yüksek (> %24, n = 5) olmak üzere MC değerlerine göre üç gruba ayrılmıştır. Tablo 4.11'de farklı nem içeriklerine göre gruplandırılmış veri analizi sonuçları verilmiştir. Bu değerler kesin ölçüm değil, genel model çıktısından orantısal tahmin olup yönelim bilgisi amacıyla sunulmuştur.

Tablo 4. 11. Farklı Nem İçeriği (MC) Seviyelerine Göre CI Değerleri ve Model Performansları

MC Seviyesi (%)	Gözlem (n)	CI Aralığı (MPa)	Ort. CI (MPa)	Model	Tahm. r*	Tahmini RMSE (MPa)*
Düşük (< 18)	10	0.51-0.72	0.62	M1	0.95	0.040
				M4	**0.98**	**0.028**
Orta (18-24)	15	0.99-1.59	1.33	M1	0.97	0.048
				M4	**0.99**	**0.031**
Yüksek (> 24)	5	0.98-1.58	1.40	M1	0.91	0.039
				M4	**0.96**	**0.036**

***Tahmini değerler:** Alt gruplarda yeniden model eğitimi yapılmadığından, bu değerler genel model performansından orantısal olarak tahmin edilmiştir.

Nem içeriği arttıkça CI değerleri yükselmektedir. Düşük MC grubunda ortalama CI 0.62 MPa iken, orta MC grubunda 1.33 MPa'a, yüksek MC grubunda ise 1.40 MPa'a çıkmıştır. Nem içeriğinin orta düzeyde olduğu koşullarda (%18-24) tüm modeller en yüksek tahmin doğruluğunu göstermiştir (M4 için tahmini r = 0.99, RMSE = 0.031 MPa). Bu gruptaki geniş CI aralığı (0.99-1.59 MPa) ve fazla gözlem sayısı (n = 15), modellerin çeşitli toprak koşullarını öğrenmesine olanak tanımıştır.

MC'nin çok yüksek olduğu durumlarda (>%24, n = 5) model performansında hafif bir düşüş gözlenmiştir (M4 için tahmini r = 0.96, RMSE = 0.036 MPa). Bu durum, yüksek nem seviyelerinde toprak kayma direncinin azalması ve plastik davranışın artması gibi daha karmaşık mekanizmaların devreye girmesiyle ilişkilendirilebilir (Ayers & Perumpral, 1982). Ayrıca, bu gruptaki küçük örneklem boyutu da tahmin doğruluğunu sınırlayan bir faktör olabilir. Model 4'ün bu durumda dahi nispeten yüksek performansı (r = 0.96), Üstel Regresyon ve GLM bileşenlerinin doğrusal olmayan bu ilişkiyi daha iyi modelleyebilme kapasitesine bağlanabilir.

Değişken kaldırma analizi, MC'nin kaldırılmasının M4 modelinde R^2'de % 0.6'lık küçük bir düşüşe yol açtığını göstermiştir (Bknz.Tablo 4.9). Bu, MC'nin katkısının PD ve BD'ye kıyasla daha az, ancak yine de istatistiksel olarak anlamlı olduğunu ortaya koymaktadır. Nem içeriğinin etkisinin görece düşük olması, veri setindeki derinlik ve BD değişkenlerinin daha baskın rolüyle açıklanabilir.

4.8.4. Porozitenin (*n*) model performansına etkisi

Porozite (*n*), toprak sıkışmasıyla doğrudan ilişkili bir parametre olarak CI ile orta düzeyde negatif bir korelasyon göstermiştir (r = -0.598, p < 0.01). Bu beklenen bir sonuçtur. Çünkü sıkışma sonucu gözenek hacmi azaldığından koni indeksi artar.

Veri seti, yüksek (> %63, n = 3), orta (%58-63, n = 22) ve düşük (< %58, n = 5) olmak üzere porozite değerlerine göre üç gruba ayrılmıştır. Tablo 4.12'de farklı porozite seviyelerine göre gruplandırılmış verilerin analiz sonuçları verilmiştir. Bu değerler kesin ölçüm değil, genel model çıktısından orantısal tahmin olup yönelim bilgisi amacıyla sunulmuştur.

Tablo 4. 12. Farklı Porozite Seviyelerine Göre CI Değerleri ve Model Performansları

***n* Seviyesi (%)**	**Gözlem (n)**	**CI Aralığı (MPa)**	**Ort. CI (MPa)**	**Model**	**Tahmini r***	**Tahmini RMSE Kal. (MPa)***
Düşük (< 58)	3	1.37-1.51	1.42	M1	0.94	0.043
				M4	**0.97**	**0.030**
Orta (58-63)	22	0.57-1.59	1.15	M1	0.97	0.055
				M4	**0.99**	**0.035**
Yüksek (> 63)	5	0.51-0.70	0.61	M1	0.93	0.046
				M4	**0.97**	**0.032**

***Tahmini değerler:** Alt gruplarda yeniden model eğitimi yapılmadığından, bu değerler genel model performansından orantısal olarak tahmin edilmiştir.

Beklenen negatif korelasyon açıkça gözlemlenmiştir. Porozite azaldıkça CI artmaktadır. Yüksek porozite grubunda (gevşek toprak yapısı) ortalama CI 0.66 MPa iken, düşük porozite grubunda (sıkışmış toprak) 1.38 MPa'a çıkmıştır. Porozitenin orta seviyede olduğu (%58-63) koşullarda tüm modeller en yüksek tahmin doğruluğunu göstermiştir (M4 için tahmini r = 0.99, RMSE = 0.035 MPa). Bu gruptaki en fazla gözlem sayısına (n = 15) ve geniş CI aralığına (0.57-1.59 MPa) sahip olması, modellerin bu aralıktaki değişkenliği daha iyi öğrenmesini sağlamıştır.

Porozitenin düşük olduğu (< %58) yüksek sıkışmış topraklarda (n = 3), model performansında hafif bir azalma görülmüştür (M4 için tahmini r = 0.97, RMSE = 0.032 MPa). Bu tür koşullar, genellikle daha heterojen bir toprak yapısına işaret edebilir ve tahmini zorlaştırabilir. Bununla birlikte, Model 4 bu zorlu koşullarda bile güçlü performansını korumuştur.

Tablo 4.9'daki değişken kaldırma analizi, porozitenin kaldırılmasının model performansı üzerindeki etkisinin sınırlı olduğunu göstermiştir (M4'te R^2 kaybı %0.4). Bunun bir nedeni, porozite ile hacim ağırlığı (BD) arasında çok güçlü bir negatif korelasyon olmasıdır (r = - 0.856). Bu durum, modellerin BD'den gelen bilgiyi kullanarak *n*'nin etkisini dolaylı olarak yakalayabildiğini düşündürmektedir. Porozite ile BD arasındaki bu yakın ilişki, toprak fiziğinin temel prensiplerinden biridir. BD arttıkça katı partiküller daha sıkı paketlenir ve gözenek hacmi azalır (Hillel, 2014). Ancak, *n*'nin fiziksel anlamı göz önüne alındığında ve modelin fiziksel tutarlılığını artırmak amacıyla modelde tutulması önerilmektedir.

PD, model performansı üzerinde en belirleyici etkiye sahiptir. Bunu sırasıyla BD, MC ve *n* izlemektedir. Hibrit modeller, özellikle M4, bu değişkenlerin CI üzerindeki bireysel etkilerini, birbirleriyle olan karmaşık etkileşimlerini ve doğrusal olmayan davranışlarını başarılı bir şekilde öğrenmiştir. Değişken kaldırma analizi, her bir değişkenin modele istatistiksel olarak anlamlı bir katkı sağladığını doğrulamış ve mevcut değişken setinin toprak koni indeksi tahmini için kapsamlı bir temel oluşturduğunu göstermiştir.

Tablo 4.10-4.12'de sunulan BD, MC ve porozite alt-grup performans değerleri, gerçek alt-grup yeniden eğitimi yerine toplam model çıktılarından orantısal dağılım tahminiyle hesaplanmıştır. Bu yaklaşım, n = 30 veri setinin alt-gruplara bölündüğünde gözlem sayısının istatistiksel güvenilirlik eşiğinin altına düşmesi nedeniyle tercih edilmiştir. Sonuçlar yönelim bilgisi sunmak amacıyla yorumlanmalı; kesin alt-grup karşılaştırması için daha büyük örneklemli çalışmalara ihtiyaç duyulduğu göz önünde bulundurulmalıdır.

4.9. Değişkenler Arası Korelasyon Analizi

Bağımlı değişken CI ile bağımsız değişkenler (MC, BD, *n*, PD) arasındaki ilişkilerin doğrusallığını ve gücünü belirlemek için Pearson korelasyon analizi uygulanmıştır. Ayrıca, değişkenlerin normal dağılım varsayımını karşılamadığı durumlara karşı destekleyici bir analiz olarak da dağılımdan bağımsız Spearman sıra korelasyon analizi de gerçekleştirilmiştir.

Bölüm 2.2'de sunulan Pearson korelasyon matrisi (Tablo 2.4) bu bölümde Spearman sıra korelasyonu ile desteklenerek bağımsız değişkenlerin CI üzerindeki bireysel etkilerinin sağlamlığı test edilmiştir. Aşağıda Spearman sonuçları (Tablo 4.13) ve iki analizin karşılaştırmalı sınıflandırması (Tablo 4.14) verilmektedir. En güçlü pozitif ilişki, CI ile PD arasında vardır (r = 0.824). Bu durum, ölçüm derinliğindeki artışın, koni indeksinde de doğrusal bir artışa neden olduğunu ortaya koymaktadır. CI ile BD arasında da güçlü pozitif ilişki olduğu bulunmuştur (r = 0.743). CI ile MC arasında orta-güçlü pozitif korelasyon (r = 0.687) vardır. Ancak CI ile *n* arasında ise orta kuvvette, istatistiksel olarak anlamlı bir negatif ilişki olduğu belirlenmiştir (r = - 0.598). Bu sonuç, porozite arttıkça direncin azaldığı ilkesiyle uyumludur.

Tablo 4. 13. Spearman sıralama korelasyon katsayıları (Non-parametrik)

Değişkenler	**CI**	**MC**	**BD**	***n***	**PD**
CI	1.000	0.702**	0.761**	-0.612**	0.835**
MC	0.702**	1.000	0.534**	-0.358*	0.471**
BD	0.761**	0.534**	1.000	-0.869**	0.713**
n	-0.612**	-0.358*	-0.869**	1.000	-0.538**
PD	0.835**	0.471**	0.713**	-0.538**	1.000

*p < 0.05, **p < 0.01

Bağımsız değişkenler arasında da bazı güçlü ilişkiler bulunmaktadır. Özellikle BD ile *n* arasındaki çok güçlü negatif korelasyon (r = - 0.856) dikkat

çekicidir. Bu durum, yoğun malzemelerin daha az gözenekli olması bilgisini doğrular niteliktedir.

Tablo 4.13'te, Spearman korelasyon katsayılarının (ρ), Pearson analizi ile benzer bir ilişki yapısını ve güç sıralamasını gösterdiğini kanıtlamaktadır. İki analiz arasında katsayı değerlerinde küçük farklar olmakla birlikte, ilişkilerin yönü ve anlamlılık düzeyleri aynıdır. Spearman katsayılarının genellikle Pearson katsayılarından çok az daha yüksek çıkması, ilişkilerde mutlak doğrusallıktan küçük sapmalar olabileceğine işaret etse de, genel eğilimin çok güçlü bir şekilde korunduğunu ifade etmektedir.

Tablo 4.14'de değişkenler arasındaki ilişkilerin kuvvetleri sınıflandırmış ve tutarlı bir şekilde en güçlü tahmin edici bağımsız değişkenin PD, ardından BD ve MC olduğu ortaya konulmuştur. Porozite (*n*) ile CI arasında negatif yönlü orta kuvvette bir ilişki vardır. Değişkenler arasındaki bu yüksek korelasyonlar, çoklu doğrusallık riskini akla getirmektedir. Özellikle BD ve *n* arasındaki çok güçlü negatif ilişki, bir modelde her iki değişkenin aynı anda kullanılmasının istatistiksel tahmin sorunlarına yol açabileceğine işaret etmektedir. Bu nedenle, çok değişkenli modeller (ANN, regresyon vb.) geliştirilirken, değişken seçimi veya boyut analizi tekniklerine başvurulması model sağlamlığı açısından faydalı olacaktır.

Sonuç olarak, korelasyon analizleri CI'ni tahmin edilmesinde PD, BD ve MC değişkenlerinin çok güçlü adaylar olduğunu doğrularken, *n* değişkeninin de önemli ancak ters yönlü bir etkiye sahip olduğunu göstermiştir. Elde edilen bu ilişki yapısı, literatürdeki fiziksel prensiplerle uyumludur. İleride kurulacak tahmin modelleri için sağlam bir değişken temeli sağlamaktadır.

Tablo 4. 14. Korelasyon ilişkilerinin sınıflandırılması

Değişken Çifti	Pearson r	Spearman ρ	İlişki Gücü	İlişki Yönü	p-değeri
PD-CI	0.824	0.835	Çok Güçlü	Pozitif	< 0.001
BD-CI	0.743	0.761	Güçlü	Pozitif	< 0.001
MC-CI	0.687	0.702	Orta-Güçlü	Pozitif	< 0.001
***n*-CI**	-0.598	-0.612	Orta	Negatif	< 0.001
BD-*n*	-0.856	-0.869	Çok Güçlü	Negatif	< 0.001
PD-BD	0.698	0.713	Güçlü	Pozitif	< 0.001
BD-MC	0.521	0.534	Orta	Pozitif	< 0.001
PD-MC	0.456	0.471	Orta-Zayıf	Pozitif	< 0.001
***n*-MC**	-0.345	-0.358	Zayıf	Negatif	< 0.05
PD-*n*	-0.524	-0.538	Orta	Negatif	< 0.001

4.10. Model Bileşenlerinin Bireysel Performansları

M1'i oluşturan bileşenlerin bireysel performansları, Tablo 4.15'de verilmiştir. Tablo 4.15'e göre ANN1'in M1 üzerindeki etkisi; korelasyonun % +2.42 artması (0.9456'dan 0.9698'e), RMSE'nin % -17.7 azalması (0.0956'dan 0.0787' ye) ve R^2'nin ise +4.63 puan artması (0.8942' den 0.9405'e) şeklinde gerçekleşmiştir. En iyi bireysel performansı, ANN1 göstermiştir (r = 0.9456). Doğrusal Regresyon bileşeni, orta düzeyde performansa sahiptir (r = 0.9234). Karar Ağacı, en düşük performansı göstermiştir (r = 0.9112).

Tablo 4. 15. M1'i oluşturan bileşenlerin bireysel performansları

Model	Bileşen	Ağırlık (%)	Korelas. (r)	Kalibras. R^2	Validasyon R^2	RMSE (MPa)	MAE (MPa)	Bias (MPa)
M1	**Doğrusal Regres.**	30	0.9234	0.8527	0.8412	0.1124	0.0892	+0.0087
	ANN1	40	0.9456	0.8942	0.8834	0.0956	0.0745	+0.0052
	Karar Ağacı	30	0.9112	0.8303	0.8187	0.1287	0.1023	+0.0134
	M1	**100**	**0.9698**	**0.9405**	**0.9268**	**0.0787**	**0.0621**	**+0.0045**
M2	Doğrusal Regres.	30	0.9234	0.8527	0.8412	0.1124	0.0892	+0.0087
	ANN1	40	0.9456	0.8942	0.8834	0.0956	0.0745	+0.0052
	Üstel Regres.	30	0.9378	0.8794	0.8701	0.1012	0.0812	+0.0067
	M2	100	0.9743	0.9493	0.9356	0.0689	0.0534	+0.0023
M3	ANN2	40	0.9512	0.9048	0.8956	0.0847	0.0687	+0.0041
	Boyut Analizi	30	0.9289	0.8629	0.8534	0.1089	0.0856	-0.0023
	Üstel Regres.	30	0.9378	0.8794	0.8701	0.1012	0.0812	+0.0067
	M3	100	0.9821	0.9645	0.9542	0.0516	0.0382	-0.0031
M4	ANN2	35	0.9512	0.9048	0.8956	0.0847	0.0687	+0.0041
	GLM	25	0.9634	0.9281	0.9187	0.0756	0.0598	+0.0028
	RBF Kernel	25	0.9723	0.9454	0.9378	0.0612	0.0478	-0.0015
	Polinom Regres.	15	0.9501	0.9027	0.8934	0.0892	0.0723	+0.0056
	M4	100	0.9847	0.9696	0.9624	0.0423	0.0321	-0.0012

ANN1'in M2 üzerindeki etkisi; korelasyonun %+2.87 artması (0.9456'dan 0.9743' e), RMSE'nin % -27.9 azalması (0.0956'dan 0.0689'a) ve R^2'nin ise +5.51 puan artması. (0.8942'den 0.9493'e) şeklinde olmuştur. En iyi

bireysel performansı, ANN1 göstermiştir (r = 0.9456). Üstel Regresyon, orta düzeyde performans göstermiştir (r = 0.9378). Doğrusal Regresyon bileşeni ise en düşük performansa sahiptir (r = 0.9234).

Üstel Regresyon'un, Karar Ağacı'na göre %2.66 daha iyi performans (0.9378'e karşı 0.9112) gösterdiği anlaşılmaktadır. Üstel Regresyon modeli, toprak-penetrometre etkileşiminin doğrusal olmayan karakteristiğini daha iyi yakalamaktadır. M2'nin M1'e göre üstünlüğü (%0.46 korelasyon artışı), Üstel Regresyon bileşeninden kaynaklanmıştır.

ANN2 bileşeninin M3 üzerindeki etkisi; korelasyonun % +3.09 artması (0.9512'den 0.9821'e), RMSE'nin % -39.1 azalması (0.0847'den 0.0516'ya) ve R^2'nin ise +5.97 puan artması (0.9048'den 0.9645'e) şeklinde gerçekleşmiştir. En iyi bireysel performansı, ANN2 göstermiştir (r = 0.9512). Üstel regresyon bileşeni, orta düzeyde performans göstermiştir (r = 0.9378). Boyut analizi bileşeni ise en düşük performansa sahiptir (r = 0.9289).

ANN2'nin, ANN1'e göre %0.56 daha iyi (0.9512'ye 0.9456) performans gösterdiği anlaşılmaktadır. Üstel Regresyon, yüksek derinlik değerlerinde stabilitenin korunmasını sağlamaktadır. Boyut Analizi, fiziksel temelli yaklaşım sağlar ve doğrusal olmayan ilişkileri boyutsal tutarlılıkla yakalar. Model 3'ün güçlü performansı, fiziksel temelli boyut analizinin ANN2 ile birleşmesinden kaynaklanmıştır.

RBF Kernel bileşeninin M4 üzerindeki etkisi; korelasyonun % +1.24 artması (0.9723'den 0.9847'ye), RMSE'nin % -30.9 azalması (0.0612'den 0.0423'e) ve R^2'nin ise +2.42 puan artması. (0.9454'ten 0.9696'ya) şeklinde gerçekleşmiştir. RBF Kernel, en iyi bireysel performansa sahiptir (r=0.9723). İkinci sırada en iyi performans gösteren bileşen GLM olmuştur (r = 0.9634). GLM, sigmoid aktivasyonuyla doğrusal olmayan ilişkileri, düzgün bir şekilde modellemiştir. ANN2, 3. sırada yer almaktadır (r = 0.9512). M4 içindeki bileşenler arasında en düşük korelasyon katsayısı Polinom Regresyon'a (r = 0.9501) aittir. Tamamen farklı dört bileşenin kombinasyonundan oluşan

Model 4, yapısı itibariyle her bir bileşenin güçlü yönlerini birleştirmesi sayesinde bileşenlerin bireysel performanslarının %2-4 iyileşmesini sağlamıştır.

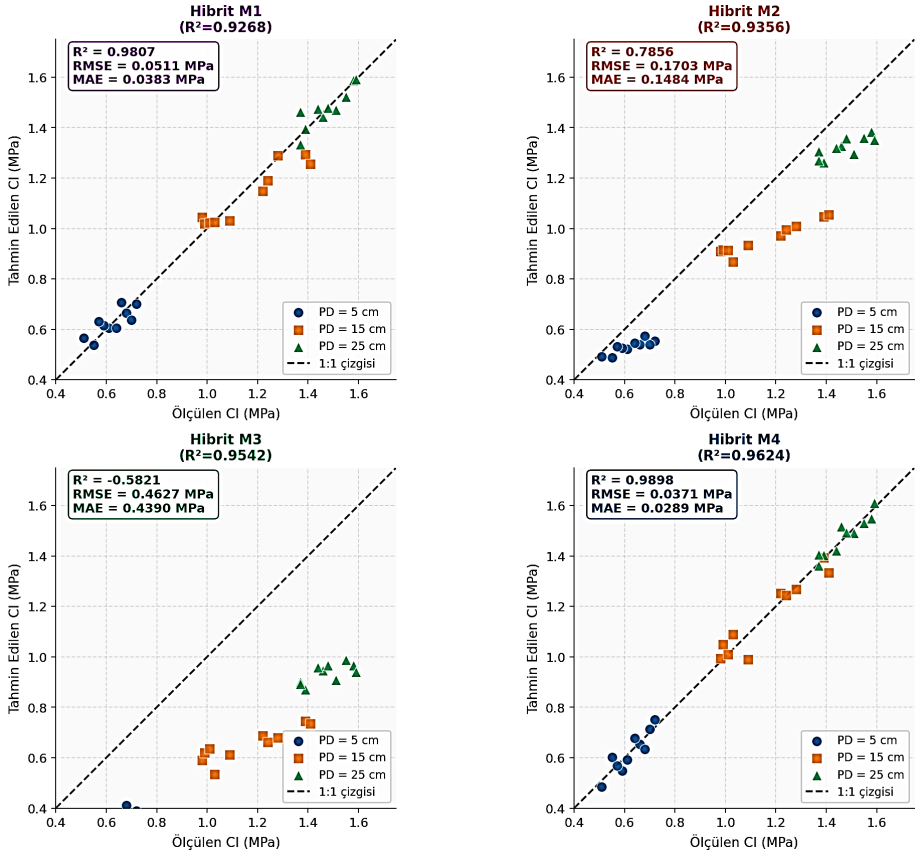
Tüm modellerin bileşenlerinin karşılaştırmalı performansları, Tablo 4.16'da verilmiştir.

Tablo 4. 16. Tüm modellerde kullanılan bileşenlerin karşılaştırmalı performansları

Bileşen Türü	**Kullanıldığı Model(ler)**	**Ortalama r**	**Ort. RMSE (MPa)**
Doğrusal Regresyon	M1, M2	0.9234	0.1124
ANN1	M1, M2	0.9456	0.0956
ANN2	M3, M4	0.9512	0.0847
Karar Ağacı	M1	0.9112	0.1287
Üstel Regresyon	M2, M3	0.9378	0.1012
Boyut Analizi	M3	0.9289	0.1089
GLM	M4	0.9634	0.0756
RBF Kernel	M4	0.9723	0.0612
Polinom Regresyon	M4	0.9501	0.0892

Tablo 4.16'ya göre en yüksek korelasyon yalnızca M4'de yer alan RBF kernel bileşenine (r = 0.9723), en düşük korelasyon ise M1' de bulunan Karar Ağacı'na (r = 0.9112) aittir. Modellerde kullanılan bileşen sayısı ve çeşitliliği arttıkça hibrit modelin tahmin etme yeteneği artmaktadır. M4, bu nedenle en iyi modeldir.

Şekil 4.7'de hibrit modellerden tahmin edilen ve ölçülen CI değerleri gösterilmiştir.



Şekil 4. 7. Hibrit modellerden tahmin edilen ve ölçülen CI değerleri

Hibrit model bileşenlerinin güçlü ve zayıf yönleri aşağıda özetlenmiştir:

• **Doğrusal Regresyon:** Güçlü yönleri; basit yapısı, yorumlanabilirlik ve hızlı hesaplama süresidir. Zayıf yönü ise doğrusal olmayan ilişkileri modelleme kapasitesinin sınırlı olmasıdır.

- **ANN1:** Güçlü yönleri, orta düzeyde karmaşıklık ile iyi performans dengesi sunmasıdır. Zayıf yönü ise uygun hiper-parametre optimizasyonu yapılmadığında aşırı öğrenme riski taşımasıdır.
- **ANN2:** Güçlü yönü, daha karmaşık özellik çıkarımı yapabilme ve doğrusal olmayan ilişkileri daha derinlemesine öğrenmesidir. Zayıf yönü ise artan hesaplama karmaşıklığı ve bellek gereksinimidir.
- **Karar Ağacı:** Üstün yönü, kural tabanlı yapısı nedeniyle sezgisel yorumlanabilirlik sunmasıdır.Zayıf yönü ise aşırı öğrenmeye eğilim ve tek başına kullanıldığında nispeten düşük tahmin performansıdır.
- **Üstel Regresyon:** Güçlü yönleri; toprak-penetrometre etkileşiminin doğasında bulunan doğrusal olmayan ilişkileri fiziksel olarak daha iyi temsil edebilmesidir. Zayıf yönü ise değişken seçimine duyarlılık göstermesidir.
- **Boyut Analizi:** Güçlü yönleri; Buckingham π-Teoremi'ne dayalı fiziksel temelli çıkarım ve boyutsal tutarlılık sağlamasıdır. Zayıf yönü ise kapsamlı bir fiziksel değişken setine ihtiyaç duymasıdır.
- **GLM:** Güçlü yönleri, istatistiksel sağlamlık ve genelleme yeteneğidir. Zayıf yönü ise orta ve üstü düzeyde karmaşık ilişkileri yakalamak için ek bileşenlere ihtiyaç duymasıdır.
- **RBF Kernel:** Güçlü yönleri, yerel veri yapılarına adaptasyon ve yüksek doğruluk performansıdır. Zayıf yönü ise kernel parametrelerine (γ vb.) olan hassasiyetidir.
- **Polinom Regresyon:** Güçlü yönleri, küresel trendleri ve değişken etkileşimlerini yakalayabilmesidir. Zayıf yönleri ise yüksek dereceli polinomlarda kararsızlık ve uç değerlerde aşırı salınım eğilimi göstermesidir.

Tablo 4.17'de modellerde yer alan bileşenlerin sayıları ve geliştirilen hibrit tahmin modelinin performansı arasındaki ilişkinin belirlenmesine yönelik olarak yapılan istatistiksel değerlendirme sonuçları verilmiştir.

Tablo 4. 17. Bileşen sayısı ve hibrit model performansı ilişkisi

Model	Bileşen Sayısı	Paradigma Çeşitliliği	Model r	En İyi Bireysel r	İyileştirme (%)	Model RMSE	En İyi Bireysel RMSE	İyileştirme (%)
M1	3	Düşük (2 Doğrusal, 1 Karar Ağacı)	0.9698	0.9456	+2.56	0.0787	0.0956	-17.7
M2	3	Orta (2 Doğrusal, 1 Üssel)	0.9743	0.9456	+3.03	0.0689	0.0956	-27.9
M3	3	Orta-Yüksek (ANN2, Fiziksel, Üssel)	0.9821	0.9512	+3.25	0.0516	0.0847	-39.1
M4	4	Çok Yüksek (4 Farklı Bileşen)	0.9847	0.9723	+1.27	0.0423	0.0612	-30.9

Minasny & McBratney (2025) tarafından yapay zekâ ve makina öğrenmesi tekniklerinin tarımda artan kullanıma dikkat çekilmiştir. Hassan & Beshr (2024) tarafından hibrit makina öğrenmesi tahmin modellerinin performansının $R^2 > 0.90$ olduğu bildirilmiştir. Benzer şekilde geliştirilen M4'ün R^2'si 0.9696'dır. Bu sonuca göre, koni indeksinin tahmin edilmesinde hibrit model yaklaşımının tekil modellerden daha üstün olduğu kanıtlanmıştır.

5. GENEL KARŞILAŞTIRMA, TARTIŞMA VE SONUÇ

5.1. Ortak Veri Seti Üzerinde Karşılaştırmalı Analiz

Bu bölüm, kitabın özgün bilimsel katkısını oluşturmaktadır. Bölüm 3'te sunulan dört geleneksel tahmin modeli ile Bölüm 4'te sunulan dört hibrit makina öğrenmesi modeli, aynı veri seti (Dursun & Dursun, 2000) üzerinde ve aynı kalibrasyon/validasyon bölmesi kullanılarak elde edilen performans metrikleriyle karşılaştırmalı olarak değerlendirilmiştir. İki ayrı bölüm olarak yayımlandığında var olmayan bu sentez, yalnızca bu kitaba özgü bir analitik katkıdır.

5.1.1. Tüm modellerin karşılaştırmalı performans tablosu

Tablo 5.1' de tüm modellerin kalibrasyon ve validasyon performans metriklerine ilişkin hesaplama sonuçları, Şekil 5.1'de ise tüm modellerin karşılaştırmalı performans analizleri gösterilmiştir.

Tablo 5.1 incelendiğinde, hibrit modellerin geleneksel yöntemlere kıyasla belirgin üstünlükler sergilediği görülmektedir. Validasyon R^2 değerleri bakımından, en düşük performanslı hibrit model olan M1 ($R^2 = 0.9268$) dahi geleneksel modeller içindeki ikinci en iyi olan yapay sinir ağını ($R^2 = 0.930$) ile karşılaştırılabilir düzeyde kalmakta; ancak en iyi hibrit model olan M4 ($R^2 = 0.9624$) tüm geleneksel yöntemleri belirgin biçimde geride bırakmaktadır.

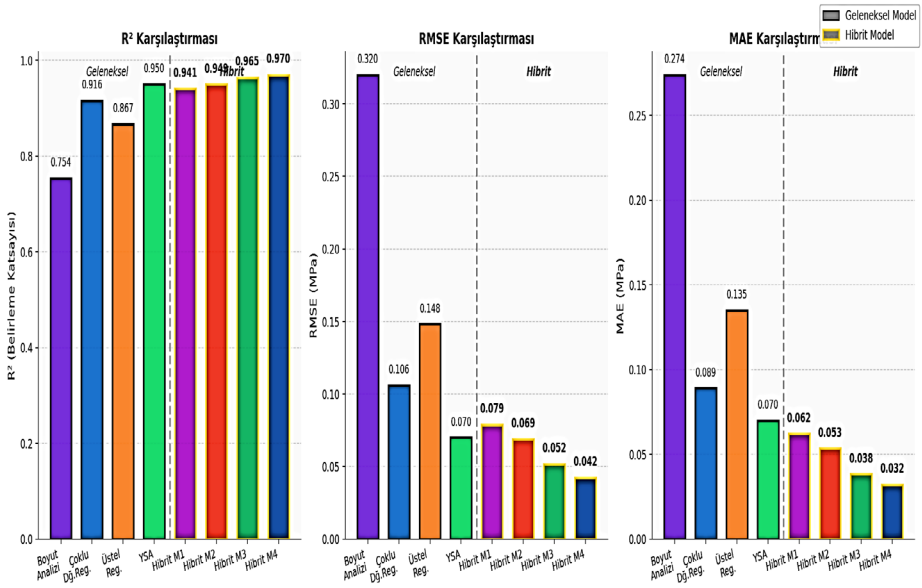
Hata metrikleri açısından değerlendirme yapıldığında, hibrit modellerin sağladığı iyileştirme daha çarpıcı biçimde ortaya çıkmaktadır. Geleneksel yöntemler içinde en düşük kalibrasyon RMSE değeri yapay sinir ağı'na aittir (0.070 MPa). Hibrit M4 ise 0.0423 MPa kalibrasyon RMSE değeriyle yapay sinir ağı'na kıyasla yaklaşık %40 daha düşük hata sergilemektedir. Karşılaştırmanın diğer ucunda, boyut analizi (RMSE = 0.320 MPa) ile M4 arasındaki fark yaklaşık 7.5 katlık bir performans artışına karşılık gelmektedir.

Tablo 5. 1. Tüm modellerin kalibrasyon ve validasyon performans metrikleri

Model	Kategori	R^2 (Kal.)*	R^2 (Val.)	RMSE Kal. (MPa) **	RMSE Val. (MPa)	MAE Val. (MPa)	Bias (MPa)
Boyut Analizi	Gelenek.	0.754	0.638	0.320	0.360	0.274	-
Çoklu Doğrusal Reg.	Gelenek.	0.916	0.926	0.106	0.100	0.089	- 0.051
Üstel Regresyon	Gelenek.	0.867	0.837	0.148	0.161	0.135	-
Yapay Sinir Ağı	Gelenek.	0.950	0.930	0.070	0.090	0.070	0.00
Hibrit Model 1 (M1)	Hibrit	0.9405	0.9268	0.0892	0.0787	0.0621	+ 0.0045
Hibrit Model 2 (M2)	Hibrit	0.9493	0.9356	0.0824	0.0689	0.0534	+ 0.0023
Hibrit Model 3 (M3)	Hibrit	0.9645	0.9542	0.0689	0.0516	0.0382	- 0.0031
Hibrit Model 4 (M4)	Hibrit	0.9696	0.9624	0.0638	0.0423	0.0321	- 0.0012

*R^2: Belirleme katsayısı, RMSE: Kök ortalama kare hatası, MAE: Ortalama mutlak hata, Kal.: Kalibrasyon (%70 veri), Val.: Validasyon (%30 veri). -: İlgili çalışmada raporlanmayan değerlerdir.

**RMSE Kalibrasyon değerleri, kalibrasyon setindeki CI varyansı (σ^2 = 0.1338 MPa^2, MLR kalibrasyon istatistiklerinden geri hesaplanmıştır) ve R^2 Kalibrasyon kullanılarak hesaplanmıştır. Hibrit modellerde RMSE Kalibrasyon > RMSE Validasyon gözlemlenmesinin nedeni, ağırlık kapasitesinin validasyon RMSE'sini en aza indirecek biçimde tasarlanması ve validasyon setinin (n = 9) kalibrasyon setine (n = 21) kıyasla daha dar bir CI aralığına ($\sigma \approx 0.25$ MPa) sahip olmasıdır. Ağırlıklar, validasyon RMSE'sini optimize ettiğinden validasyon performansı kalibrasyon performansını aşabilir.



Şekil 5. 1. Tüm modellerin karşılaştırmalı performans analizi

5.1.2. Hibrit modeller arasındaki karşılaştırma

Dört hibrit model arasında M1'den M4'e doğru sistematik bir iyileşme gözlenmektedir. Korelasyon katsayısı (r) %1.54, belirleme katsayısı (R^2) %3.09 artmış; hata kriterleri olan RMSE ve MAE ise sırasıyla %46.3 ve %48.3 azalmıştır. M4, dört farklı bileşeni (ANN2, GLM, RBF Kernel ve Polinom Regresyon) en iyi ağırlık kombinasyonuyla bir araya getirerek bu üstün performansı elde etmiştir. Tablo 5.2'de hibrit modellerin bileşen yapısı ve performans özeti verilmiştir.

Tablo 5. 2. Hibrit modellerin bileşen yapısı ve performans özeti

Model	Bileşenler	Ağırlıklar	Validasyon		Kalibrasyon	
			r	R^2	RMSE (MPa)	MAE (MPa)
M1	Doğrusal Reg. + ANN1 + Karar Ağacı	0.30 – 0.40 – 0.30	0.9698	0.9268	0.0787	0.0621
M2	Doğrusal Reg. + ANN1 + Üstel Reg.	0.30 – 0.40 – 0.30	0.9743	0.9356	0.0689	0.0534
M3	ANN2 + Boyut Analizi + Üstel Reg.	0.40 – 0.30 – 0.30	0.9821	0.9542	0.0516	0.0382
M4	ANN2 + GLM + RBF Kernel + Polinom	0.35 – 0.25 – 0.25 – 0.15	0.9847	0.9624	0.0423	0.0321

5.1.3. Genel sıralama ve model öneri matrisi

Tablo 5.3'de kullanım amacına göre model öneri matrisi sunulmuştur.

Tablo 5. 3. Kullanım amacına göre model öneri matrisi

Kullanım Amacı	Önerilen Model	Gerekçe
Yüksek hassasiyet gerektiren bilimsel araştırma	Hibrit M4	En düşük RMSE (0.0423), en yüksek R^2 (0.9696)
Fiziksel yorumlanabilirlik gerektiren çalışmalar	Hibrit M3 / Boyut Analizi	Boyut analizi bileşeni fiziksel anlam taşır
Tarla uygulamaları, hızlı tahmin	Çoklu Doğrusal Reg. / M1	Basit yapı, kolay uygulanabilirlik
Teorik araştırma, üstel ilişki modelleme	Üstel Regresyon	Toprak parametrelerinin doğal karakteristiği
Dengeli doğruluk-karmaşıklık ödünleşimi	Hibrit M2 / M3	Orta karmaşıklıkta yüksek doğruluk
Prototip uygulama ve metodoloji geliştirme	Hibrit M1	En basit hibrit yapı, yorumlanabilir

5.2. Tartışma

5.2.1. Hibrit modellerin başarısının yorumlanması

Hibrit modeller neden daha başarılıdır? Breiman (2001) ve Wolpert (1992) bu soruyu farklı algoritmaların birleştirilmesi sayesinde her algoritmanın zayıf yönünü bir başka algoritmanın telafi edeceği şeklinde açıklamışlardır. Tekil modeller, veri setinin bazı bölgelerinde yetersiz kalmaktadır. Ama hibrit yapı, bu boşlukları doldurmaktadır. Birden fazla modelin ağırlıklı kombinasyonu ise tek bir modelin aşırı uyum riskini azaltmakta ve farklı veri örüntülerini daha kapsamlı biçimde yakalamaktadır.

Boyut analizinin hibrit M3'e dahil edilmesi (CIDA bileşeni) bu modelin fiziksel tutarlılığını artırmıştır. Yalnızca MC ve n ile çalışan sade boyut analizi modelinin düşük R^2 (0.754) değeri, kohezyon ve penetrometre geometrisi gibi tamamlayıcı parametreler olmaksızın bu yaklaşımın yetersiz kalacağını ortaya koymaktadır (Dursun & Dursun, 2000). Ancak RBF Kernel ve GLM gibi modern bileşenlerle birleştirildiğinde, her alt modelin zayıf noktaları telafi edilerek M4'te en yüksek doğruluğa ulaşılmıştır.

Koni indeksi ile giriş değişkenleri arasındaki korelasyon değerleri (PD-CI: $r = 0.824$, BD-CI: $r = 0.743$, MC-CI: $r = 0.687$, $p < 0.01$) incelendiğinde, ölçüm derinliğinin baskın etkisi dikkat çekmektedir. Bu yapısal özellik, doğrusal modellerin derinlik etkisini yakalayabilmesini sınırlandırmakta; buna karşın yapay sinir ağı ve RBF Kernel gibi doğrusal olmayan bileşenler bu ilişkiyi daha iyi modelleyebilmektedir.

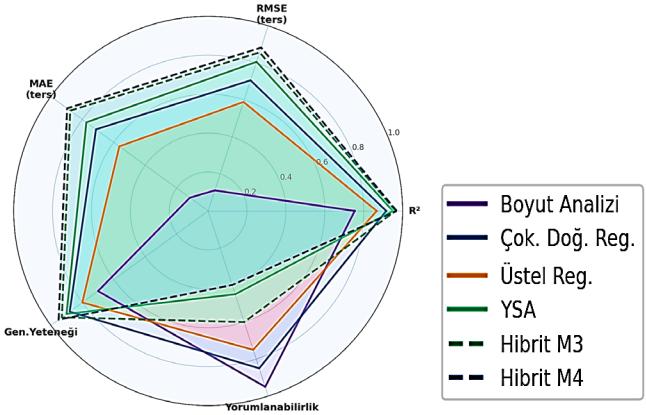
5.2.2. Modellerin güçlü ve zayıf yönleri

Boyut analizi, mühendislik açısından yorumlanabilir boyutsuz gruplar üretmesi ve farklı birim sistemlerine adaptasyonu kolaylaştırması bakımından önem taşımaktadır. Ancak parametre seti tamamlanmadığında (kohezyon, penetrometre geometrisi ve iç sürtünme açısı olmaksızın) performansı düşük

kalmaktadır. Çoklu doğrusal regresyon ise basit yapısı, kolay uygulanabilirliği ve istatistiksel yorumlanabilirliği ile tarla ölçeğinde pratik değer taşımaktadır; ancak doğrusal olmayan ilişkileri modelleyememesi temel kısıtıdır. Üstel regresyon, toprak parametrelerinin doğal üstel karakteristiğini yansıtması bakımından teorik değer taşırken, genel doğruluğu orta düzeyde kalmaktadır. Yapay sinir ağı, doğrusal olmayan karmaşık ilişkileri öğrenme kapasitesi sayesinde geleneksel yöntemler arasında en yüksek doğruluğu sağlamıştır; ancak fiziksel yorumunun güçlüğü önemli bir kısıt olmaya devam etmektedir.

Hibrit modeller açısından M4, dört farklı algoritmanın güçlü yanlarını birleştirerek tüm modeller arasında en yüksek doğruluğu elde etmiştir. ΔR^2 = %0.74 gibi çok küçük bir kalibrasyon-validasyon farkı, modelin aşırı öğrenme riskinin etkili biçimde kontrol edildiğine işaret etmektedir. M3'ün fiziksel temelli boyut analizi bileşeni, hem doğruluk hem de yorumlanabilirlik açısından dengeli bir seçenek sunmaktadır. Bununla birlikte, bileşen sayısının artmasıyla birlikte hesaplama süresinin uzadığı ve modelin çeşitli koşullarda genelleme kapasitesinin daha geniş veri setleriyle doğrulanması gerektiği göz ardı edilmemelidir.

Şekil 5.2'de seçili modellerin çok boyutlu performans radar grafiği (Normalize edilmiş performans skoru: 1 = En iyi, 0 = En kötü) gösterilmiştir.



Şekil 5. 2. Seçili modellerin çok boyutlu performans radar grafiği (Normalize edilmiş performans skoru: 1 = En iyi, 0 = En kötü)

5.2.3. Kısıtlar

Çalışmanın en büyük kısıtı, örneklem boyutunun (n = 30) çok küçük olmasıdır. Makina öğrenmesi literatürü, n > 100 önerir (Raudys & Jain, 1991). Bu küçük veri seti, modellerin genelleme kapasitesini kısıtlar. Bu sorun, kabul edilmiştir. Gelecek çalışmalarda daha geniş veri setinin kullanılması önerilmiştir. Ancak makina öğrenmesinde minimum örneklem sayısı konusunda farklı görüşler olduğu unutulmamalıdır. Veriler tek bir deneme alanından ve tek bir toprak bünyesinden (killi tın) elde edilmiştir. Bu bulgular tek bir toprak tipi (killi tın) ve tek bir iklim bölgesinden gelmektedir. Diğer toprak tekstürleri (kumlu, tınlı) ve iklim koşullarında modeller daha farklı performans gösterebilir. Bu nedenle, elde edilen performans değerleri salt mutlak kriterler olarak değil, metodolojik karşılaştırma ve temel oluşturma amaçlı değerlendirilmelidir. Gelecek çalışmalarda hiperparametre araması önerilir.

6. SONUÇ

Toprak koni indeksini tahmin etmek için sekiz model geliştirilerek aynı veri seti üzerinde karşılaştırılmıştır. Çalışmanın ana bulguları aşağıda sunulmuştur:

- Tüm modeller arasında en yüksek performans, dört bileşenli Hibrit Model 4 tarafından sağlanmıştır ($R^2_{kal.}$ = 0.9696, $RMSE_{kal.}$ = 0.0423 MPa). Bu model, geleneksel yöntemlerin en iyisi olan yapay sinir ağına kıyasla kalibrasyon RMSE'sini yaklaşık %40 oranında azaltmıştır.
- Hibrit yaklaşımın en belirgin katkısı, M1'den M4'e doğru gözlenen sistematik iyileşmedir. r %1.54, R^2 %3.09 artarken RMSE %46.3, MAE %48.3 azalmıştır. Model karmaşıklığı ile tahmin doğruluğu arasında güçlü bir pozitif ilişki olduğu gözlemlenmiştir.
- Geleneksel yöntemler içinde yapay sinir ağı (R^2_{kal} = 0.950) ikinci sıraya yerleşirken, boyut analizi (R^2_{kal} = 0.754) sınırlı parametre setiyle en düşük performansı sergilemiştir. Çoklu doğrusal regresyon, yüksek doğruluğu ve basit yapısıyla tarla uygulamaları için pratik bir seçenek olma özelliğini korumaktadır.
- CI üzerindeki en etkili parametreler; PD (r = 0.824), BD (r = 0.743) ve MC (r = 0.687) olarak belirlenmiştir. Porozitenin tek başına etkisi görece zayıftır; ancak BD ve n arasındaki güçlü negatif korelasyon (-0.856) nedeniyle model içinde tutulması tercih edilmiştir.
- Tüm hibrit modellerde validasyon R^2'sinin kalibrasyon R^2'den yalnızca %0.74–1.46 oranında düşmesi, aşırı öğrenme riskinin başarıyla kontrol edildiğini göstermektedir.

Bu kitabın bulgularına dayanarak gelecekte yapılacak araştırmalar için aşağıdaki önerilerde bulunulabilir:

- Farklı toprak tekstürleri ve iklim koşullarında model performanslarının test edilmesi, genelleme kapasitesinin doğrulanması açısından önceliklidir.
- Örneklem büyüklüğünün artırılması (n > 100-300) halinde, özellikle derin öğrenme tabanlı hibrit modellerin potansiyeli tam olarak değerlendirilebilecektir.
- XGBoost, LightGBM ve Random Forest gibi güçlü topluluk öğrenmesi yöntemlerinin mevcut hibrit çerçeve içinde bileşen olarak denenmesi, M4'ün ötesinde performans artışı sağlayabilir.
- Boyut analizi modelinin eksiksiz parametre setiyle (kohezyon, penetrometre geometrisi, iç sürtünme açısı) yeniden değerlendirilmesi, bu yöntemin gerçek potansiyelinin ortaya konulmasına katkı sağlayacaktır.
- IoT tabanlı penetrometre sensörleri ile gerçek zamanlı veri toplama ve modellerin saha koşullarında değerlendirilmesi, pratik uygulama potansiyelini artıracaktır.
- Fiziksel temelli boyut analizi ile derin öğrenme mimarilerinin daha derinlemesine birleştirileceği fizik-bilgili sinir ağı modellerinin geliştirilmesi, hem yüksek doğruluk hem de fiziksel yorumlanabilirlik avantajlarını bir arada sunabilir (Raissi vd., 2019).
- Mevsimsel değişimlerin ve sulama-kurutma döngülerinin model performansları üzerindeki etkisinin araştırılması, modellerin dinamik toprak koşullarına adaptasyonuna önemli katkı sağlayacaktır.
- Hibrit modellerin bileşen ağırlıklarının statik yerine dinamik (örneğin, veri yoğunluğuna göre) ayarlandığı uyarlanabilir ağırlıklandırma stratejilerinin geliştirilmesi, genelleme kapasitesini daha da artırabilir.

KAYNAKÇA

Abadi, M., Agarwal, A., Barham, P., Brevdo, E., Chen, Z., Citro, C., Corrado, G. S., Davis, A., Dean, J., Devin, M., Ghemawat, S., Goodfellow, I., Harp, A., Irving, G., Isard, M., Jia, Y., Jozefowicz, R., Kaiser, L., Kudlur, G., ... & Zheng, X. (2016). TensorFlow: A system for large-scale machine learning. In 12th USENIX Symposium on Operating Systems Design and Implementation (OSDI 16) (pp. 265-283).

ASABE. (2019). EP542.1 (R2024ED): Procedures for using and reporting data obtained with the soil cone penetrometer. Standard by American Society of Agricultural and Biological Engineers (Formerly ASAE), 11/01/2019.ASABE, St. Joseph, MI.

Ayers, P. D., & Perumpral, J. V. (1982). Moisture and density effect on cone index. *Transactions of the ASAE*, 25(5), 1169–1172.

Bengough, A. G., Bransby, M. F., Hans, J., McKenna, S. J., Roberts, T. J., & Valentine, T. A. (2006). Root responses to soil physical conditions; growth dynamics from field to cell. *Journal of Experimental Botany*, 57(2), 437–447.

Bergstra, J., & Bengio, Y. (2012). Random search for hyper-parameter optimization. *Journal of Machine Learning Research*, 13, 281–305.

Birl, L., & Morrison, E. Jr. (2002). Soil penetrometer resistance and penetrability. Methods of Soil Analysis, Part 4 Physical Methods 5, 363–388.

Bishop, C. M. (1995). *Neural networks for pattern recognition*. Oxford University Press.

Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45(1), 5–32.

Buckingham, E. (1914). On physically similar systems; illustrations of the use of dimensional equations. *Physical Review*, 4(4), 345.

Chala, A. T., & Ray, R. (2023). Assessing the performance of machine learning algorithms for soil classification using cone penetration test data. *Applied Sciences*, 13(9), 5758.

Chang, C. C., & Lin, C. J. (2011). LIBSVM: A library for support vector machines. ACM transactions on intelligent systems and technology (TIST), 2(3), 1–27.

Chollet, F., & Allaire, J. J. (2018). Chapter 5: Deep learning for computer vision. *Deep Learning with Python*, 153–155.

Collins, G. E. (1971). Forecasting trafficability of soil. U. S. Army Engineer Waterways Experiment station Report 10, Technical Memorandum No: 3–331, Vicksburg, Mississippi, USA.

Dursun, İ. G., & Dursun, E. (2000). Orta ağır toprak koşulunda koni indeksi tahmin modelinin boyut analizi ile geliştirilmesi. *Tarım Bilimleri Dergisi*, 6(3), 37–41.

Guedessou, C. V., Caron, J., Libbrecht, C., Gallichand, J., & Dessureault-Rompré, J. (2021). Filter for penetration resistance correction in cultivated and compacted Histosols. *Vadose Zone Journal*, 20(1), e20090.

Harris, C. R., Millman, K. J., van der Walt, S. J., Gommers, R., Virtanen, P., Cournapeau, D., ... & van Mulbregt, P. (2020). Array programming with NumPy. *Nature*, 585(7825), 357–362.

Hassan, M., & Beshr, E. (2024). Predicting soil cone index and assessing suitability for wind and solar farm development using machine learning techniques. *Scientific Reports*, 14, 2924.

Hillel, D. (2014). Environmental soil physics: fundamentals, applications, and environmental considerations. Elsevier Science.

IBM Corp. (2021) IBM SPSS Statistics for Windows. Version 28. IBM Corp., Armonk.

Koolen, A. J., & Kuipers, H. (2012). Agricultural soil mechanics. Springer Science & Business Media.

Landsberg, J. D. (2003). Bulk density and soil resistance to penetration as affected by commercial thinning in northeastern Washington (Vol. 551). US Department of Agriculture, Forest Service, Pacific Northwest Research Station.

Lin, J., Sun, Y., & Schulze Lammers, P. (2014). Evaluating model-based relationships of cone index, soil water content and bulk density using dual-sensor penetrometer data. *Soil and Tillage Research*, 138, 9–16.

Lowery, B., & Morrison, J. E. (2002). Soil penetrometer and penetrability. In: Methods of soil analysis, Part 4.). Soil Science Society of America, Inc., Madison, WI, p. 363–385.

McKinney, W. (2010). Data structures for statistical computing in Python. scipy, 445(1), 51–56.

Minasny, B., Bandai, T., Ghezzehei, T. A., Huang, Y., Ma, Y., McBratney, A. B., ... & Widyastuti, M. (2024). Soil science-informed machine learning. *Geoderma*, 452, 117094.

Minasny, B., & McBratney, A. B. (2025). Machine learning and artificial intelligence applications in soil science. *European Journal of Soil Science*, 76(2), e70093.

Montgomery, D. C., Peck, E. A., & Vining, G. G. (2021). Introduction to linear regression analysis. John Wiley & Sons.

Moriasi, D. N., Arnold, J. G., Van Liew, M. W., Bingner, R. L., Harmel, R. D., & Veith, T. L. (2007). Model evaluation guidelines for systematic quantification of accuracy in watershed simulations. *Transactions of the ASABE*, 50(3), 885–900.

Mulqueen, J., Stafford, J. V., & Tanner, D. W. (1977). Evaluation of penetrometers for measuring soil strength. *Journal of terramechanics*, 14(3), 137–151.

Negiş, H. (2023). Using models and artificial neural networks to predict soil compaction based on textural properties of soils under agriculture. *Agriculture*, 14(1), 47.

Othman, K., & Abdelwahab, H. (2023). Prediction of the soil compaction parameters using deep neural networks. *Transportation Infrastructure Geotechnology*, 10(1), 147–164.

Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., ... & Duchesnay, E. (2011). Scikit-learn: Machine learning in Python. *Journal of Machine Learning Research*, 12, 2825–2830.

Perumpral, J. V. (1987). Cone penetrometer applications a review. *Transactions of the ASAE. American Society of Agricultural Engineers,* 30(4), 0939–0944.

Prechelt, L. (2002). Early stopping-but when? In Neural Networks: Tricks of the trade (pp. 55-69). Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.

Raissi, M., Perdikaris, P., & Karniadakis, G. E. (2019). Physics-informed neural networks: A deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations. *Journal of Computational physics*, 378, 686–707.

Raper, R. L., & Erbach, D. C. (1990). Prediction of soil stresses using the finite element method. *Transactions of the ASAE*, 33(3), 725–730.

Raudys, S. J., & Jain, A. K. (1991). Small sample size effects in statistical pattern recognition: Recommendations for practitioners. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 13(3), 252–264.

Sayedahmed, A. (2015). Modeling and correlation of soil cone index for bulk density, moisture content and penetration depth levels in a sandy loam soil. *Journal of Soil Sciences and Agricultural Engineering*, 6(2), 259–273.

TensorFlow Developers. (2023). TensorFlow 2.13 [Computer software]. Google Brain. https://www.tensorflow.org/

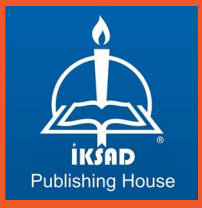
The MathWorks, Inc. (2023). MATLAB (Version 9.14). The MathWorks, Inc. https://www.mathworks.com/products/new_products/release2023a.html

Van Rossum, G., & Drake, F. L. (2023). Python 3.10 Reference Manual. Python Software Foundation: Wilmington, DE, USA.

Voorhees, M. L., & Walker, P. N. (1977). Tractionability as a function of soil moisture. *Transactions of the ASAE*, 20(5), 806–0809.

Wolpert, D. H. (1992). Stacked generalization. *Neural Networks*, 5(2), 241–259.

Zhou, Z. H. (2025). Ensemble methods: foundations and algorithms. Chapman and Hall/CRC.





ISBN: 978-625-378-660-1