T.C.

YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

ULUSLARARASI ÖĞRENCİ DEĞERLENDİRME PROGRAMI 2018 MATEMATİK VE FEN BAŞARILARINDA ÜLKELER ARASI KARŞILAŞTIRMALARIN MAKİNE ÖĞRENMESİ YÖNTEMLERİ İLE İNCELENMESİ

Ezgi GÜLENÇ BAYİRLİ

DOKTORA TEZİ

İstatistik Anabilim Dalı

İstatistik Programı

Danışman

Prof. Dr. Ersoy ÖZ

Eş Danışman

Prof. Dr. Atabey KAYGUN

Temmuz, 2023

T.C.

YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

ULUSLARARASI ÖĞRENCİ DEĞERLENDİRME PROGRAMI 2018 MATEMATİK VE FEN BAŞARILARINDA ÜLKELER ARASI KARŞILAŞTIRMALARIN MAKİNE ÖĞRENMESİ YÖNTEMLERİ İLE İNCELENMESİ

Ezgi GÜLENÇ BAYİRLİ tarafından hazırlanan tez çalışması 20.07.2023 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü İstatistik Anabilim Dalı, İstatistik Programı **DOKTORA TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Prof. Dr. Ersoy ÖZ Yıldız Teknik Üniversitesi Danışman	Prof. Dr. Atabey KAYGUN İstanbul Teknik Üniversitesi Eş-Danışman

Jüri Üyeleri

Prof. Dr. Ersoy ÖZ, Danışman
Yıldız Teknik Üniversitesi _____

Prof. Dr. Filiz KARAMAN, Üye
Yıldız Teknik Üniversitesi _____

Doç. Dr. Gülder KEMALBAY, Üye
Yıldız Teknik Üniversitesi _____

Prof. Dr. Mehmet Hakan SATMAN, Üye
İstanbul Üniversitesi _____

Doç. Dr. Seda BAĞDATLI KALKAN, Üye
İstanbul Ticaret Üniversitesi _____

Danışmanım Prof. Dr. Ersoy ÖZ sorumluluğunda tarafımca hazırlanan "Uluslararası Öğrenci Değerlendirme Programı 2018 Matematik ve Fen Başarılarında Ülkeler Arası Karşılaştırmaların Makine Öğrenmesi Yöntemleri ile İncelenmesi" başlıklı çalışmada veri toplama ve veri kullanımında gerekli yasal izinleri aldığımı, diğer kaynaklardan aldığım bilgileri ana metin ve referanslarda eksiksiz gösterdiğimi, araştırma verilerine ve sonuçlarına ilişkin çarpıtma ve/veya sahtecilik yapmadığımı, çalışmam süresince bilimsel araştırma ve etik ilkelerine uygun davrandığımı beyan ederim. Beyanımın aksinin ispatı halinde her türlü yasal sonucu kabul ederim.

Ezgi GÜLENÇ BAYİRLİ

İmza

Bu çalışma, 100/2000 YÖK Doktora Bursu (Veri Bilimi ve Bulut Bilişim Öncelikli alanı) ile desteklenmiştir.

Hayattaki en büyük şansım olan aileme

ve

ruh eşime

TEŞEKKÜR

Doktora eğitimimin her aşamasında tüm bilgi, birikim ve zamanını benimle cömertçe paylaşan, tez sürecim boyunca her koşulda beni destekleyen, akademik ahlaklarını ve çalışma disiplinlerini her zaman örnek alacağım çok değerli danışman hocalarım Prof. Dr. Ersoy ÖZ'e ve Prof. Dr. Atabey KAYGUN'a en içten teşekkürlerimi sunarım.

Tüm hayatım boyunca aldığım kararlarda bana inanan ve beni destekleyen, varlıklarını en büyük şansım olarak nitelendirdiğim değerli annem Nazife GÜLENÇ'e, kıymetli babam Olgun GÜLENÇ'e ve ebedi ortağım, biricik kardeşim Ozan GÜLENÇ'e teşekkür ederim.

İlk günden itibaren bana hep cesaret veren, çalışmalarım sürecinde sabır ve anlayışla beni destekleyen, hayatıma ortak olmasından sonsuz mutluluk duyduğum ruh eşim Arif BAYİRLİ'ya teşekkür ederim.

Son olarak, sahip olduğum tüm hak ve özgürlükler sayesinde bir kadın olarak bugünlere gelebildiğim için Türkiye Cumhuriyeti'nin kurucusu Mustafa Kemal Atatürk'e teşekkürü bir borç bilirim.

Ezgi GÜLENÇ BAYİRLİ

İÇİNDEKİLER

TEŞEKKÜR v
SİMGE LİSTESİ viii
KISALTMA LİSTESİ ix
ŞEKİL LİSTESİ x
TABLO LİSTESİ xi
ÖZET xii
ABSTRACT xiv
1 GİRİŞ 16
1.1 Literatür Özeti 19
1.2 Tezin Amacı 24
1.3 Hipotez 24
2 ULUSLARARASI ÖĞRENCİ DEĞERLENDİRME PROGRAMI 26
2.1 Uluslararası Öğrenci Değerlendirme Programı (PISA) 26
2.1.1 PISA'nın Tanımı 26
2.1.2 PISA'nın Amacı 27
2.2 PISA'nın Uygunlama Süreci 28
2.3 PISA Değerlendirmesinin Bileşenleri 31
2.3.1 Matematik Okuryazarlığı 31
2.3.2 Fen Okuryazarlığı 32
2.3.3 Okuma Becerileri 33
2.3.4 Anketler 33
2.4 PISA Sonuçları ve Değerlendirme Süreci 34
3 MAKİNE ÖĞRENMESİ 36
3.1 Veri Ön İşleme 36
3.1.1 Veri Temizleme ve Eksik Veri Tamamlama 36
3.1.2 Veri Dönüştürme 37
3.1.3 Veri Normalizasyonu 38
3.2 Makine Öğrenmesi Algoritmaları 38
3.2.1 Lojistik Regresyon 38
3.2.2 Rastgele Orman Algoritması 41
3.2.3 Aşırı Gradyan Arttırma Algoritması 42
3.2.4 Destek Vektör Makineleri 44

3.2.5 Hiyerarşik Kümeleme **49**
3.3 K-Katlı Çapraz Doğrulama **54**
3.4 Model PerformansÖlçütleri **55**
3.4.1 Doğruluk **56**
3.4.2 Hassasiyet **56**
3.4.3 Duyarlılık **56**
3.4.4 F-Ölçütü **57**
3.5 Permütasyon Özelliği Önem Yöntemi **57**
3.6 Kullback-Leibler Uzaklığı **58**
4 UYGULAMA **60**
4.1 Python Programlama Dili **61**
4.2 PISA Veri Seti **62**
4.3 Verilerin Analizi **66**
4.3.1 Sınıflandırma Algoritmalarının Uygulanması **68**
4.3.2 Önem Değeri Yüksek Değişkenlerin Belirlenmesi **68**
4.3.3 Kümeleme Analizi **69**
5 SONUÇ **71**
5.1 Matematik Veri Setine Ait Sonuçlar **71**
5.2 Fen Veri Setine Ait Sonuçlar **82**
5.3 Kümeleme Analizi Sonuçları **93**
6 DEĞERLENDİRME **97**
KAYNAKÇA **101**
A GENİŞLETİLMİŞ SONUÇ TABLOLARI **110**
TEZDEN ÜRETİLMİŞ YAYINLAR **131**

SİMGE LİSTESİ

$\pi(x)$	x Olayının Gerçekleşme Olasılığı
L	XGBoost Algoritmasında Kayıp Fonksiyonu
Ω	XGBoost Algoritmasında Regülarizasyon Terimi
W	Destek Vektör Makinelerinde iki hiper düzlem arasındaki mesafe
L_p	Destek Vektör Makinelerinde Amaç Fonksiyonu
a_i	Lagrange Çarpanı
∂	Kısmi türev
ξ_i	Sınır Değerlerini Aşma Durumunu Simgeleyen Hata
Φ	Destek Vektör Makinelerinde Boyut Değiştirme Fonksiyonu
$K(x_i^T x_j)$	Destek Vektör Makinelerinde Çekirdek Fonksiyonu
$L_p(x_a, x_b)$	Hiyerarşik Kümelemede İki Nokta Arası Uzaklık
ΔEij	Hiyerarşik Kümelemede Kümeler Arası Hata Kareler Farkı
I_j	Permütasyon Özelliği Önem Yönteminde Önem Değeri
D_{KL}	Kullback-Leibler Uzaklığı ifadesi

KISALTMA LİSTESİ

BA	Bayes Ağı
CART	Sınıflandırma ve regresyon ağaçları
CHAID	Otomatik Ki-Kare Etkileşim Belirleme
DVM	Destek Vektör Makineleri
EVM	Eğitsel Veri Madenciliği
KA	Karar Ağaçları
KNN	K-En Yakın Komşu
K-Means	K-Ortalamalar
LR	Lojistik Regresyon
MLP	Çok Katmanlı Perceptron
NB	Naive Bayes
OECD	Ekonomik İş birliği ve Kalkınma Örgütü
ÖBBS	Öğrenci Başarısını Belirleme Sınavı
PISA	Uluslararası Öğrenci Değerlendirme Programı
RA	Regresyon Ağaçları
RO	Rastgele Orman
SA	Sinir Ağı
TIMMS	Uluslararası Matematik ve Fen Eğilimleri Araştırması
XGBoost	Aşırı Gradyan Artırma
YSA	Yapay Sinir Ağları

ŞEKİL LİSTESİ

Şekil 2.1 PISA değerlendirmesinin uygulama alanları ve yıllara göre döngüsü ... **29**
Şekil 2.2 PISA veri setinin bileşenleri ... **34**
Şekil 3.1 Sigmoid Fonksiyon Grafiği ... **40**
Şekil 3.2 Rastgele Orman Akış Şeması ... **42**
Şekil 3.3 İki Sınıfı Ayıran Hiper Düzelemler ... **44**
Şekil 3.4 İki Sınıfı Ayıran Optimal Hiper Düzlemler ... **46**
Şekil 3.5 Çekirdek Fonksiyonu ile Verinin Daha Yüksek Boyuta Dönüştürülmesi ... **48**
Şekil 3.6 Birleştirici ve Ayırıcı Hiyerarşik Kümeleme Yöntemleri ... **51**
Şekil 3.7 10-katlı Çapraz Doğrulama İşlemi ... **55**
Şekil 4.1 Araştırma Akış Şeması ... **61**
Şekil 5.1 Matematik Veri Setine Göre Elde Edilen Dendrogram ... **94**
Şekil 5.2 Fen Veri Setine Göre Elde Edilen Dendrogram ... **95**
Şekil 5.3 Fen Veri Seti (Solda) Ve Matematik Veri Seti (Sağda) Dendrogramlarına Ait Tanglegram ... **96**

TABLO LİSTESİ

Tablo 2.1 PISA değerlendirmesinin Yıllara Göre Katılımcı Sayıları **29**

Tablo 3.1 Sıralı Kodlama ve Dummy Değişken Oluşturma İşlemi **37**

Tablo 3.2 DVM'de Kullanılan Çekirdek Fonksiyonları **49**

Tablo 3.3 Karmaşıklık Matrisi **55**

Tablo 4.1 Örnekleme Ait Açıklayıcı Bilgiler **63**

Tablo 4.2 Çalışmada kullanılan değişkenler ve açıklamaları **65**

Tablo 4.3 Değişkenlerin Türleri ve Değer Aralıkları **66**

Tablo 5.1 Matematik Veri Seti Üzerinde Modellerin Performans Ölçütleri **72**

Tablo 5.2 Matematik Veri Setinde Ülkelere Göre En Başarılı Sınıflandırma Algoritmaları **74**

Tablo 5.3 Matematik Veri Setinde Önem Değeri Yüksek Değişkenler **76**

Tablo 5.4 Matematik Veri Setinde Tüm Değişkenlerle ve Önemli Değişkenlerle Kurulan Modellerin Performans Değerleri **81**

Tablo 5.5 Fen Veri Seti Üzerinde Modellerin Performans Ölçütleri **83**

Tablo 5.6 Fen Veri Setinde Ülkelere Göre En Başarılı Sınıflandırma Algoritmaları **85**

Tablo 5.7 Fen Veri Setinde Önem Değeri Yüksek Değişkenler **87**

Tablo 5.8 Fen Veri Setinde Tüm Değişkenler ve Önemli Değişkenlerle Kurulan Modellerin Performans Değerleri **92**

ÖZET

Uluslararası Öğrenci Değerlendirme Programı 2018 Matematik ve Fen Başarılarında Ülkeler Arası Karşılaştırmaların Makine Öğrenmesi Yöntemleri ile İncelenmesi

Ezgi GÜLENÇ BAYİRLİ

İstatistik Anabilim Dalı

İstatistik Programı

Doktora Tezi

Danışman: Prof. Dr. Ersoy ÖZ

Eş-Danışman: Prof. Dr. Atabey KAYGUN

Eğitim süreçlerinde üretilen ve toplanan büyük miktardaki verileri, makine öğrenmesi yöntemleri kullanılarak anlamak, yorumlamak ve içlerindeki ilişkileri ortaya çıkarmak önemli bir araştırma alanıdır. Eğitsel veri madenciliği çerçevesinde yapılan araştırmalar, öğrenci performansını değerlendirme, öğrenci davranışlarını anlama ve eğitim politikalarını geliştirme amacını gütmektedir. Bu tür araştırmalarda elde edilen çıktılar, araştırmacıların, eğitim planlamacılarının ve eğitim alanında karar alıcıların eğitim politikaları ve stratejileri geliştirmesine imkân sağlamaktadır.

Bu tez çalışmasında, Uluslararası Öğrenci Değerlendirme Programı (PISA) 2018'e katılan 37 OECD ülkesi öğrencilerinin matematik ve fen bilimleri veri setlerine makine öğrenmesi algoritmalarının uygulanması amaçlanmaktadır. Bu amacı gerçekleştirmek için, öğrencilerin matematik ve fen alanlarındaki başarısını

sınıflandırmada Rastgele Orman (RO), Extreme Gradient Boosting (XGBoost), Lojistik Regresyon (LR) ve Destek Vektör Makineleri (DVM) algoritmaları kullanılmıştır. Öğrencilerin matematik ve fen alanlarındaki başarılarını etkileyen yüksek öneme sahip değişkenleri belirlemek amacıyla, permütasyon özelliği önem yöntemi kullanılmıştır. Her bir ülke için hem matematik hemde fen alanındaki başarıları etkileyen önem değeri yüksek değişkenler elde edilmiştir. Ülkeler değişkenlerin matematik ve fen başarısına olan etki değerlerine göre kümelenmek amacıyla hiyerarşik kümeleme algoritması kullanılmıştır.

Ele alınan OECD ülkelerinin tamamı için hem matematik hemde fen alanındaki başarılara göre en yüksek öneme sahip değişkenler, genel olarak yaş, cinsiyet, eğitim, ekonomik düzey ve duygusal faktörler ile ilişkili değişkenler olarak gözlemlenmiştir. Ardından her bir ülkenin sosyo-ekonomik ve demografik özelliklerinin, matematik ve fen başarısına olan etki değerlerine göre ayrı ayrı gerçekleştirilen kümeleme analizi sonuçları karşılaştırılmıştır. Her iki kümeleme analizi sonucunda, hem matematik hem de fen başarılarına göre kümelenen ülkelerden, Amerika ile Meksika ve Kanada ile Avustralya benzer şekilde kümelenmiş ancak diğer ülke gruplarının böyle bir benzerlik göstermedikleri görülmüştür.

Elde ettiğimiz sonuçlar doğrultusunda, 37 OECD ülkesinin matematik ve fen başarısına olan etkinin, sosyo-ekonomik ve demografik özellikler açısından farklılık gösterdiği sonucu ortaya koyulmuştur.

Anahtar Kelimeler: Makine öğrenmesi, eğitsel veri madenciliği, sınıflandırma algoritmaları, kümeleme analizi, PISA.

ABSTRACT

Examining the Comparisons Between Countries in International Student Assessment Program 2018 Mathematics and Science Achievements Using Machine Learning Methods

Ezgi GÜLENÇ BAYİRLİ

Department of Statistics

Doctor of Philosophy Thesis

Supervisor: Prof. Dr. Ersoy ÖZ

Co-supervisor: Prof. Dr. Atabey KAYGUN

Understanding and interpreting large amounts of data from educational environments by using machine learning methods and uncovering important relationships is an important area of research. These studies, conducted within the framework of educational data mining, aim to evaluate student performance, understand student behavior, and improve educational policies. The outputs of these studies enable researchers, educational planners, and educational decision makers to develop useful educational policies and strategies.

This thesis aims to apply machine learning algorithms to mathematics and science datasets of students from thirty-seven OECD countries participating in the Programme for International Student Assessment (PISA) 2018. For this purpose, Random Forest (RF), Extreme Gradient Boosting (XGBoost), Logistic Regression (LR) and Support Vector Machines (SVM) algorithms are used to classify students' achievement in mathematics and science. Permutation feature importance method was used to identify the variables with high importance affecting students' achievement in mathematics and science. For each country, variables with high

importance level affecting both mathematics and science achievement were obtained. Hierarchical clustering algorithm was used to cluster the countries according to the impact values of the variables on math and science achievement.

For all OECD countries, the variables of highest importance in terms of achievement in both mathematics and science were generally observed as variables related to age, gender, emotional factors, education, and economic level. Then, the results of cluster analyses performed separately according to the effect of socio-economic and demographic characteristics of each country on mathematics and science achievement were compared. As a result of both clustering analyses, it was observed that, among the countries clustered according to both mathematics and science achievement, the USA and Mexico and Canada and Australia were clustered in a similar way, but the other groups of countries did not show such a similarity.

In line with the results we obtained, it was concluded that the effect on maths and science achievement of 37 OECD countries differed in terms of socio-economic and demographic characteristics.

Keywords: Machine learning, educational data mining, classification algorithms, clustering analysis, PISA.

1
GİRİŞ

Veri madenciliği, büyük veri kümeleri arasındaki gizli ilişkileri keşfetmek, yeni bilgiler ve anlamlı sonuçlar çıkarmak için çeşitli yöntem ve algoritmaların uygulandığı disiplinlerarası bir çalışma alanıdır. Son yıllarda, eğitim alanındaki bilimsel soruları araştırmak için veri madenciliği kullanımına olan ilgi artmaktadır [1]. Eğitsel veri madenciliği (EVM), eğitim ortamlarından gelen büyük miktardaki veri kümeleri içinde keşifler yapmak ve yöntemler geliştirmek için veri madenciliği yöntemlerinin ve makine öğrenmesi algoritmalarının kullanıldığı bir araştırma alanı olarak tanımlanır [2].

EVM, öğrenci davranışlarını tahmin etme ve başarılarına etki eden önemli faktörleri belirleme, geniş bir çapta öğrenme teorilerine ve eğitim politikalarına yeni yaklaşımlar getirme, sosyo-kültürel ve sosyo-ekonomik çıkarımlar yapabilmek adına birçok alanda araştırma ve iyileştirme imkanı sunmayı amaçlamaktadır [3, 4].

EVM uygulamalarında kullanılan büyük veriler farklı eğitim ortamlarından elde edilebilmektedir. Ülkelerin katılım gösterdiği ulusal ve uluslararası büyük ölçekli değerlendirmeler buna bir örnektir. Birçok ülke bu değerlendirmelere eğitim düzeylerini izlemek, diğer ülkelerle karşılaştırma yapabilmek, akademik performanslarını ölçmek ve eğitim politikalarına yön vermek amacıyla katılım gösterir. Bu değerlendirmelerin en önemli örneklerinden biri İktisadi İşbirliği ve Kalkınma Teşkilatı (Organisation for Economic Co-operation and Development-OECD) tarafından yürütülen Uluslararası Öğrenci Değerlendirme Programı (PISA)`dır.

PISA, onbeş yaş grubundaki öğrencilerin matematik ve fen okuryazarlığı ile okuma becerileri alanlarında uygulanan kapsamlı bir eğitim değerlendirme araştırmasıdır. PISA, ilk olarak 2000 yılında düzenlenmeye başlamış ve ardından üçer yıllık periyotlar halinde düzenlenmeye devam etmektedir. Her periyotta ayrı bir alana ağırlık verilmektedir [5, 6]. Değerlendirme kapsamında öğrencilere uygulanan bilişsel testler dışında, öğrenci, okul ve öğretmenlere yönelik anketler de uygulanmaktadır. Öğrencilerin akademik başarıları ile ilişkili olan faktörleri belirleyebilme açısından bu anketler önem taşımaktadır [7].

Bu araştırmada kullanılan veri seti, PISA değerlendirmesinin 2019 yılında OECD tarafından yayınlanan 2018 uygulamasına aittir [8]. Çalışmanın temel amacı, PISA 2018 değerlendirmesinde 37 OECD ülkesinin her biri için öğrencilerin matematik ve fen başarısını sınıflandırmak, başarıya etki eden önemli sosyo-ekonomik ve demografik değişkenleri belirlemek ve ülkelere göre hem matematik hem de fen başarıları arasında bir ilişki olup olmadığını araştırmak amacıyla makine öğrenmesi algoritmalarından faydalanmaktır.

1.1 Literatür Özeti

EVM, eğitim ortamlarından elde edilen büyük ve karmaşık veri setlerini analiz etmek, veriler arasındaki ilişkileri keşfetmek ve yeni teknikler geliştirmek için makine öğrenmesi ve istatistiksel analiz yöntemlerini kullanan bir disiplindir. EVM, öğrenci öğrenme süreçleri, öğretim stratejileri, öğrenci başarısı ve performansını etkileyen faktörler, öğrenme materyalleri gibi eğitimle ilgili alanlarda bilgi edinmek, bu süreçleri iyileştirmek ve anlamak amacıyla veri madenciliği ve makine öğrenmesi algoritmalarını kullanır [9].

Literatürde EVM'nin amacına göre; sınıflandırma, regresyon, kümeleme ve ilişki analizi gibi yöntemler yaygın olarak kullanılmaktadır. EVM, bu analizler sayesinde öğrenci davranışlarını, öğrenme modellerini, öğrenci performansını ve eğitim fenomenlerini anlamak ve öngörmek için kullanılır.

EVM ve eğitimde makine öğrenmesi algoritmarının kullanımı ile ilgili bir çok meta-çalışma bulunmaktadır. Romero ve Ventura (2007) tarafından yapılan ve 1995-2005 yılları arasında EVM üzerine yayınlanan çalışmaları inceleyen araştırma, veri madenciliği yöntemlerinin geleneksel eğitim sistemlerine ve özellikle web tabanlı öğrenme ve içerik yönetim sistemlerindeki uygulamalarını kapsamaktadır [10]. Çalışmada EVM'nin gelişen ve popülerleşen bir araştırma alanı olduğu vurgulanmıştır. Ardından Romero ve Ventura tarafından (2010) yapılan diğer bir çalışmada ise farklı veri kaynaklarından gelen veriler ile EVM yapılması konusunda çalışmaların arttığı belirtilerek, bu şekildeki amaçlarına yönelik olarak sınıflandırılmıştır [11]. Baker ve Yacef (2009) ise EVM`nin tarihsel sürecini, süreç boyunca meydana gelen değişimleri ve güncel eğilimleri incelemişlerdir [12]. Özellikle tahmin ve mevcut veri madenciliği modellerinin kullanımın zamanla arttığını vurgulamışlardır. Benzer bir çalışma da, Mohamad ve

Tasir (2013) tarafından yapılmış ve çalışma sonucunda araştırmalarda mevcut öğrenme sistemlerinin kullanımına büyük önem verildiğini ve bunun yanı sıra öğrenme amaçları için yeni sistemler geliştirildiğini belirtmişlerdir[13]. Yapılan bir başka literatür araştırmasında ise, yaklaşık 240 EVM örnek çalışması incelenmiş ve EVM için iki yönlü bir yaklaşım sunulmuştur. İlk olarak EVM`nin tarihsel gelişiminine dikkat çekilirken ikinci olarak, yapılan çalışmalarda kullanılan veri madenciliği yöntemleri ve sonuçlarını derleme, analiz etme ve yorumlamaya yönelik kısımlarına değinilmiştir [14]. EVM alanında yapılan bu literatür araştırmalarında eğitsel verileri sınıflandırmak, tahminlemek ve kümelemek amacıyla çeşitli makine öğrenmesi algoritmaları kullanıldığı görülmüştür.

Literatürde eğitim verilerine makine öğrenmesi algoritmalarının uygulanması, kullanılan algoritmaların karşılaştırılması ve performans değerlendirmesi ile ilgili yapılan çeşitli çalışmalar bulunmaktadır. Romero (2010), yaptıkları literatür incelemesinde, yaygın olarak kullanılan eğitim verileri için farklı sınıflandırma yöntemlerinin uygulamasını ve verimliliğini analiz etmişler, bu çalışmanın sonucunda en yaygın sınıflandırma yöntemlerinin Karar Ağaçları (KA), Bayes Ağı (BA), Sinir Ağı (SA), K-En Yakın Komşu (K-NN) sınıflandırıcıları, Destek Vektör Makineleri (DVM) ve farklı regresyon türlerine dayalı çeşitli teknikler olduğunu belirtmişlerdir [11]. Benzer bir çalışmada, Yapay Sinir Ağları (YSA), Rastgele Orman (RO), DVM, Regresyon Ağaçları (RA) ve Lojistik Regresyon (LR) yöntemlerinin EVM'de sınıflandırma ve regresyon için sıklıkla kullanılan yöntemler olduğu belirtilmiştir [15].

En başarılı öğrenciler için performans tahmin yöntemlerini bulmak amacıyla yapılan bir literatür incelemesinde ise YSA, KA, DVM, K-NN algoritmalarının literatürde yaygın olarak kullanılan makine öğrenmesi yöntemleri olduğunu gösterilmiştir [16].

Öğrencilerin performansını sınıflandırmak ve değerlendirmek amacıyla yapılan bir araştırmada ise, Aşırı Gradyan Artırma (Extreme Gradiyent Boosting-XGBoost) algoritmasını kullanarak ve araştırmanın sonucunda XGBoost algoritmasının diğer akademik tahmin algoritmalarıyla karşılaştırıldığında, daha hızlı hesaplama becerisine ve daha yüksek hassasiyete sahip olduğu, ek olarak büyük veri setlerinde geleneksel algoritmaların kullanımından daha avantajlı olduğu belirtilmiştir [17].

EVM bağlamında uygulanabilirliği ve kullanılabilirliği olan kümeleme algoritmaları ile ilgili detaylı bir literatür araştırmasında ise, kümeleme algoritmalarının EVM'deki avantajlarından bahsedilmiş ve araştırmacılara gelecekte yapacakları EVM'de kümeleme algoritmasının kullanımı ile ilgili tavsiyelerde bulunulmuştur [18].

Farklı bir çalışmada, öğrencilerin çevrimiçi bir öğrenme ortamında problem çözme etkinliğine katılırken öğrenme davranışlarının özelliklerini analiz etmek ve öğrenme davranışlarını modelleme konusu üzerine odaklanılmış ve bu çalışmada hiyerarşik kümeleme yöntemlerinden Ward kümeleme algoritmasını ve hiyearşik olmayan kümeleme yöntemlerinden K-Ortalamalar (K-means) algoritmasını kullanarak küme analizinin eğitim teknolojisi araştırmalarında bir veri madenciliği tekniği olarak kullanılmasının avantajları ve sınırlılıkları üzerinde durulmuştur [19].

Cobo (2017) tarafından, çevrim içi tartışma forumları, web-tabanlı öğrenme ve öğretme platformlarında öğrencilerin davranış modellerine yönelik hiyerarşik kümeleme algoritması kullanılmıştır. Öğrenciler etkinlik profillerine göre kümelenmiş ve benzer öğrenciler gruplandırılmıştır. Ayrıca kümeleme analizi sonucunda elde edilen dendogramlara nasıl kesme uygulanacağına dair bazı stratejiler paylaşılmıştır [20].

Araştırmaların amacı doğrultusunda farklı makine öğrenmesi algoritmalarının farklı veri setleri üzerinde kullanımına ve bu algortimaların performanslarının karşılaştırılmasına yönelik literatürde birçok çalışma da yer almaktadır.

Bulut ve Yavuz (2019) PISA 2015 bilimsel okuryazarlık testine ait veriler ile öğrencilerin yeterlilik düzeylerini (düşük veya yüksek) tahmin etmek için sınıflandırma ve regresyon ağaçları (Classification and regression trees-CART), RO ve DVM algoritmalarını kullanmıştır. Bu çalışmada kullanılan programlama diline özel bir paket ile sınıflandırma modellerinin nasıl oluşturulacağı gösterilmiş ve kullanılan algoritmaların performansları karşılaştırılmıştır. Araştırmanın sonucunda RO algoritmasının en iyi performans gösteren algoritma olduğu ortaya çıkmıştır [21].

Benzer bir çalışmada yaş, cinsiyet, derse katılım, internet erişimi, bilgisayara sahip olma ve alınan ders sayısı gibi 16 demografik özellik ile lise öğrencilerinin

akademik performansını, EVM yöntemlerinden RO, LR, YSA ve DVM algoritmalarını kullanarak tahmin edilmiştir. Model performanslarını karşılaştırdıklarında ise RO algoritmasının diğerlerinden daha iyi olduğu değerlendirmesi yapılmıştır [22],

Jalota (2020) ise öğrencilerin performans düzeylerini tahmin etmek amacıyla RO, Naive Bayes (NB), Çok Katmanlı Perceptron (Multi-layer perceptron-MLP), DVM ve J48 veri madenciliği algoritmalarını kullanmıştır. Seçilen beş sınıflandırma algoritması arasındaki doğruluk değerlerine göre karşılaştırmalar yapılmış ve bu karşılaştırmaların sonucunda en iyi sınıflandırıcı MLP olarak belirlenmiştir [23].

Öğrenci performansının tahmin edilmesine ilişkin eğitsel veri madenciliği teknikleri kullanımı ile ilgili ayrıntılı bir literatür araştırmasında ise öğrencilerin ilerlemesini ve performansını tahmin etmek için kurulan modellerde en etkili öğrenci özelliklerini bulmak amacıyla modellerin performansları karşılaştırılmıştır [24].

Bir başka araştırmada ise, İspanya'daki öğrencilerin PISA 2009 matematik sonuçları, Fisher ayırıcı analizi, DVM ve LR algoritmaları kullanılarak sınıflandırmış ve DVM`nin diğer algoritmalara göre daha iyi sınıflandırma performansı gösterdiği sonucuna ulaşılmıştır [25].

Ghorbani (2016) öğrencilerin performanslarını analiz etmek için farklı makine öğrenmesi algoritmalarını (RO, K-NN, YSA), XGBoost, DVM, KA, LR ve NB) kullanmıştır. Ayrıca çalışmada dengesiz sınıf probleminin üzerinde durulmuş, yapılan analizler hem dengesiz sınıfların olduğu veriye hem de dengelenen veri setine uygulanarak model performansları karşılaştırılmıştır. Elde edilen sonuçlara göre, sınıflar dengelendiğinde her bir modelin sınıflandırma performansında artış gözlemlendiği ve kullanılan algoritmalardan RO ve DVM'nin diğer algoritmalara göre sınıflandırma performanslarının yüksek olduğu sonucu elde edilmiştir [26].

Aydoğdu (2016) ise çalışmasında özellikle Türkiye'de yapılan EVM'ye yönelik kapsamlı bir literatür taraması yapılmış ve bu alandaki tezler ve makaleler taranmıştır. Bu araştırmaya göre, EVM alanında yapılan çalışmaların çoğunlukla öğrenci başarısını tahin etmeye yönelik olduğu sonucuna varılmıştır [27]. Bu çalışmada yer alan araştırmalara benzer şekilde farklı makine öğrenmesi

algoritmaları kullanılarak öğrenci başarısını tahmin etmeye yönelik araştırmalar literatürde çokça mevcuttur [28-33].

Uluslararası Matematik ve Fen Eğilimleri Araştırması (Trends in International Mathematics and Science Study-TIMMS) 2015 değerlendirmesinde Türkiye'deki sekizinci sınıf öğrencilerinden toplanan verilere EVM yöntemleri uygulamak amacıyla yapılan araştırmada ise öğrencilerin fen derslerindeki başarılarını sınıflandırmak için en uygun algoritmaları bulmak ve fen başarısına etki eden önemli faktörleri tespit etmek amaçlanmıştır. LR ve DVM'nin en iyi performans gösteren algoritmalar olduğu bulunmuştur. Öznitelik seçme yöntemleri kullanılarak elde edilen "Paylaşılan Bilgisayar ve Tablet", "Ekstra Ders", "Eğitimde Ne Kadar İleri Gitmeyi Bekliyorsunuz", "Ev Eğitim Kaynakları" ve "Fen dersinde Kendine Güvenen Öğrenci" öznitelikler fen başarısında en etkili öznitelikler olarak bulunmuştur [34].

Öğrencilerin başarılarına etki eden faktörlerin belirlenmesi, EVM alanında yaygın olarak amaçlanan araştırma konularından olmuştur. Bu amaçla, birbirinden farklı ülkelere, eğitim ortamlarına ve öğrencilerin başarılarına belirlenen faktörlerin etkileri araştırılmıştır.

Özkan ve Güvendir (2014) ulusal geniş ölçekli değerlendirme olan Öğrenci Başarısını Belirleme Sınavı (ÖBBS) 2009 ve uluslararası geniş ölçekli değerlendirme olan PISA 2009'da öğrencilerin matematik başarılarıyla ilişkili sosyo-ekonomik faktörleri belirlemeyi amaçlamışlardır. Sosyo-ekonomik faktörler okul ve öğrenci düzeyi olmak üzere iki şekilde ele alınmıştır. Her iki değerlendirmeye göre matematik başarısı ile ilişkili bulunan faktörler, öğrencinin "babasının eğitim durumu" ve öğrencinin "sahip olduğu kaynaklar" olduğu sonucuna varılmıştır [35].

Yapılan bir diğer çalışmada, veri madenciliği yöntemleriyle sınıflandırma analizi yapılarak ve elde edilen sonuçlara göre kişisel faktörlerin akademik performansı açıklamada sosyal, aile veya okulla ilgili faktörlerden daha önemli bir rol oynadığı gösterilmiştir [36].

PISA değerlendirmesini, farklı ülkeler ve farklı yıllar açısından belirlenen amaçlar doğrultusunda incelemek için çok sayıda çalışma yapılmıştır. Bu araştırmalarda

farklı makine öğrenmesi algoritmaları ve eğitsel veri madenciliği yöntemleri kullanılmıştır.

[37] yaptıkları çalışmada, TIMSS 1999, PISA 2003 ve PISA 2006 olmak üzere üç uluslararası sınava katılan öğrencilerin değerlendirme sonuçlarına KA ve kümeleme analizi uygulayarak öğrencilerin fen ve matematik başarısını etkileyen değişkenlerin önem sırasını belirlemeyi amaçlamışlardır. Araştırma, okuma becerileri, problem çözme becerileri, bilişsel ve duyuşsal değişkenlerin matematik ve fen başarısını nasıl etkilediğini inceleyerek ve fen veya matematik başarısının sadece derse özgü değişkenlerden değil, aynı zamanda diğer ilgili değişkenlerden de etkilendiğini göstermişlerdir. Öğrencilerin okuma ve problem çözme becerileri hem matematik hem de fen başarısını etkilediğini, matematik başarısının fen başarısını benzer şekilde fen başarısının da matematik başarısını etkilediği sonucuna ulaşmışlardır. Ayrıca, duyuşsal değişkenlerin fen ve matematik başarısı üzerinde eşit derecede önemli etkileri olduğu bulunmuştur.

Bir başka çalışmada, PISA 2000 uygulamasında 41 ülkede öğrenci anketlerinden elde edilen veriler kullanılarak öğrencilerin matematik başarılarını etkileyen değişkenler incelenmiştir. Yapılan analizlerde; sosyo-ekonomik düzey, evdeki eğitsel kaynaklar ve aile desteği yüksek olan öğrencilerin matematiğe daha fazla ilgi duyduklarını, öz yeterliliklerinin yüksek olduğu, daha fazla çaba gösterdiği ve matematik başarı puanlarının daha yüksek olduğu belirtilmiştir [38].

Aksu ve Güzeller (2016), PISA 2012 değerlendirmesine katılan Türk öğrencilerden elde edilen verileri analiz etmek için veri madenciliği yöntemlerini ve Otomatik Ki-Kare Etkileşim Belirleme (CHAID) analizini kullanarak bir çalışma yürütmüştür. Çalışma, “öz yeterlilik algısı”, “çalışma disiplini” ve “derse yönelik tutumlar” öğrencilerin başarılı ya da başarısız olarak sınıflandırılmasında en önemli duyuşsal faktörler olduğunu ortaya koymuştur. Araştırma bulgularına göre, Türkiye örnekleminde matematik okuryazarlığı bağlamında öz yeterlik algısı, çalışma disiplini, konuya yönelik tutum ve kaygı düzeylerine özel önem verilmesi gerektiği vurgulanmıştır [39].

Bir diğer araştırmada ise, PISA 2012 verilerini ve tüm öğrencilerin eğitime yönelik tutum ve davranışlarını girdi olarak kullanılmış ve kümeleme algoritması ile

belirlenen farklı kümelerin, belirli gruplardaki öğrencilerin ülkesi ile açıklanıp açıklanamayacağını araştırılmıştır[40].

Benzer bir çalışmada, PISA 2012 değerlendirmesine katılan Ekonomik İşbirliği ve Kalkınma Örgütü (OECD) ve diğer katılımcı ülkelerin duyuşsal özelliklere göre nasıl kümelendiğini öğrenci anketleri ile araştırılmış, hiyerarşik kümeleme yaklaşımları kullanılarak ülkeler kümelenmiş ve ülkeler arasındaki benzerlik ve farklılıklar ortaya koyulmuştur [41].

Tepehan (2011) PISA 2003, PISA 2006 ve PISA 2009'a katılan Türk öğrencilerin PISA başarılarını tahmin etmek amacıyla YSA ve LR algoritmalarının performanslarını karşılaştırmıştır. Bu çalışmada, her iki yöntemin öğrencileri doğru bir şekilde sınıflandırmadaki performansı incelenerek YSA ile yapılan tahminlerin LR'ye kıyasla daha doğru sonuçlar verdiği ortaya koyulmuştur [42].

Başka bir çalışmada ise, 17 Asya ülkesinin okuma, matematik ve fen bilimleri alanlarındaki PISA 2018 sonuçlarından bir veri seti oluşturarak ülkeleri kümelemiş ve aralarındaki benzerlik ve farklılıkları yorumlamıştır [43].

Gamazo ve Abad (2020), PISA 2018 değerlendirmesine göre ülke, okul ve öğrenci düzeyinde öğrenci performansını ve akademik performansla ilişkili faktörleri tahmin etmede hangi faktörlerin daha yüksek öneme sahip olduğunu belirlemeyi amaçlamıştır. Bu amaçla okuma, matematik ve fen bilimleri alanındaki mevcut öğrenci başarı puanlarını temel alarak K-Ortalamalar kümeleme yöntemi kullanılarak ve hedef değişken olarak belirledikleri okul başarıları KA algoritması ile kategorize edilmiştir. Bu araştırmanın sonucunda ülke düzeyinde yüksek sosyo-ekonomik statüdeki okulların performansı, üstbilişsel stratejiler veya başarı motivasyonu gibi eğitim faktörlerinden etkilenirken, düşük statüdeki okulların performansının sosyo-ekonomik göstergelerden daha fazla etkilendiği sonucu elde edilmiştir [44], Benzer bir çalışma [45] tarafından PISA 2018 değerlendirmesine katılan Türkiye ve Çin ülkeleri öğrencilerine ait veriler kullanılarak, öğrencilerin yüksek başarı düzeyine önemli etkisi olan faktörler belirlenmeye çalışılmıştır. Bu amaçla Türkiye'ye ait sonuçlar, PISA 2018'de en iyi performans gösteren ülke olan Çin ile karşılaştırılmıştır. Üstbilişsel yetkinliklerin ve öğrencilerin sosyo-ekonomik ve kültürel durumlarının hem Türkiye hem de Çin için istatistiksel olarak anlamlı faktörler olduğu belirlenmiştir.

PISA değerlendirmesine ait veriler kullanılarak özellikle öğrencilerin başarılarını etkileyen faktörleri araştıran EVM çalışmaları literatürde oldukça yer almaktadır [46-49]. Bu alanda yapılan araştırmaların çoğu tek bir ülke ya da belli bir coğrafyadaki ülkeleri kapsayacak şekilde yapılmıştır [50, 51]. Farklı amaçlarla yapılan başarıya etki eden faktörleri belirleme araştırmalarında PISA veri setinden amaca yönelik değişken grupları seçilmiş ve makine öğrenmesi algoritmaları ve EVM yöntemleri ile analizler yapılmıştır [52].

1.2 Tezin Amacı

Bu tez çalışmasının amacı, PISA 2018 değerlendirmesine katılan OECD ülkelerinin matematik ve fen alanlarındaki öğrenci başarılarını belirli EVM algoritmaları kullanarak incelemektir. PISA değerlendirmesine ait en güncel veriler ile eğitim verilerine geleneksel yöntemler dışında en yaygın makine öğrenmesi algoritmaları uygulanarak EVM çerçevesinde literatüre katkı sağlanması amaçlanmıştır. Araştırma kapsamında, PISA 2018 veri setinde yer alan, öğrencilere ait sosyo-ekonomik ve demografik özellikler ile öğrencilerin fen ve matematik alanlarındaki başarılarını temsil eden değerler kullanılarak oluşturulan veri setleri üzerinde LR, RO, XGBoost ve DVM algoritmaları uygulanarak, öğrencilerin her iki alandaki başarıları sınıflandırılacaktır.

Öğrenci başarısını etkileyen önemli faktörleri belirleyerek, faydalı eğitim stratejileri için çözümler sunmak amacıyla çalışmanın odak noktası olan fen ve matematik alanlarında öğrenci başarısını etkileyen önem değeri yüksek değişkenler belirlenecektir. Araştırmada yer alan OECD ülkelerine, değişkenlerin önem değerleri kullanılarak fen ve matematik veri setleri üzerinden hiyerarşik kümeleme algoritması uygulanarak kümeleme analizi gerçekleştirilecektir. İki farklı kümeleme analizi sonuçları karşılaştırılarak matematik ve fen başarıları arasında bir ilişki olup olmadığı araştırılacaktır.

1.3 Hipotez

PISA değerlendirmesine yönelik yapılan araştırmaların güncel literatürüne katkıda bulunabilecek bu çalışmada, sosyo-ekonomik ve demografik düzeyler, öğrenci başarıları üzerindeki etkisi hipotezi araştırılacaktır. Bu hipotezi test etmek amacıyla makine öğrenmesi algoritmalarının öğrenci başarılarını sınıflandırmada kullanımı gösterilerek, yüksek performanslı algoritmalar belirlemek, ardından, bu modeller

aracılığıyla ele alınan 37 OECD ülkesinin her biri için PISA 2018 matematik ve fen başarısını etkileyen önemli değişkenler belirlenerek, ülkelerin matematik ve fen başarısını artırmak için hangi değişkenlere odaklanılması gerektiği ortaya konulacaktır.

OECD ülkeleri, PISA 2018 matematik ve fen başarısındaki önem değerlerine göre ayrı ayrı kümelenerek, bu iki küme arasındaki benzerlik ve farklılıklar incelenecektir. Buradan yola çıkarak, PISA 2018 sonuçlarına göre matematik ve fen alanlarına arasında bir ilişki bulunup bulunamayacağı araştırılacaktır.

Bu araştırma, en son yayınlanan PISA 2018 veri seti kullanılarak, öğrencilerin başarılarını sınıflandırmada ve kümelemede birden çok makine öğrenmesi algoritmasının birlikte kullanılması, matematik ve fen okuryazarlığı alanlarını farklı ülkeler kapsamında değerlendirmesi açısından literatüre önemli ölçüde katkı sağlayacaktır.

Bu tez ile PISA 2018 değerlendirmesine katılan 37 OECD ülkesinin fen ve matematik başarılarının, EVM yöntemleri ile sınıflandırılabileceği, her bir ülke için önemli özniteliklerin bulunabileceği ve bu özniteliklere ait önem değerlerinin kullanılması ile kümeleme analizlerinin yapılabileceği gösterilecektir.

2
ULUSLARARASI ÖĞRENCİ DEĞERLENDİRME PROGRAMI

2.1 Uluslararası Öğrenci Değerlendirme Programı (PISA)

2.1.1 PISA'nın Tanımı

PISA, dünya genelindeki ülkelerin eğitim sistemlerini ve öğrencilerin becerilerini karşılaştırmak amacıyla kullanılan uluslararası bir değerlendirme programıdır. Ekonomik İş birliği ve Kalkınma Örgütü (OECD) tarafından yürütülmekte olan PISA, sayısı giderek artan OECD üyesi ülkeler ve ortak ekonomiler olarak adlandırılan üye olmayan ülkeler ile işbirliği için de yönetilmekte ve yönlendirilmektedir. PISA, genel olarak her ülkede zorunlu eğitimin sonuna yaklaşan 15 yaşındaki öğrencilerin modern toplumlara tam katılımı için gerekli olan bilgi ve becerileri ne ölçüde edindiklerini değerlendirmektedir. Değerlendirme, öğrencilerin bilgiyi öğrendikleri şekilde kullanmanın ya da yeniden üretip üretemeyeceğini belirlemenin yanında öğrendiklerinden ne kadar iyi çıkarım yapabildiklerini ve bu bilgileri hem okul içinde hem de dışında alışılmadık ortamlarda ne kadar iyi uygulayabildiklerini incelemektedir. Bu yaklaşım, modern ekonomilerde bireylerin sadece sahip oldukları bilgiye göre değil, bilgileriyle ne yapabildiklerine göre değerlendirildiği gerçeğinin yansımasıdır [53]. 1997'de başlatılan ve üçer yıllık periyotlar halinde uygulanan bu değerlendirme okuma becerisi, matematik okuryazarlığı ve fen okuryazarlığı alanlarına odaklanmaktadır. 2000 yılında gerçekleştirilen ilk değerlendirmeyle birlikte her yıl bu üç alandan birine ağırlık verilmiştir. Ağırlıklı alanla ilişkili ekstra sorular öğrenciye sunularak bu alandaki okuryazarlığı veya becerisi daha kapsamlı bir şekilde değerlendirilmekte ve analiz edilmektedir. PISA 2012 döngüsünden itibaren katılımcı ülkeler/ekonomiler uygun gördükçe müfredatlar arası ek yetkinliklere yönelik değerlendirmeler de gerçekleştirmektedir. 21. Yüzyıl yetkinliklerini hedefleyen bu yaklaşım "yenilikçi alan" olarak isimlendirilmektedir. Bu alan, temel alanların dışında öğrencilerin "yaşama hazır bulunuşluğunu" değerlendirmeyi amaçlamaktadır. Örneğin, PISA 2012 döngüsünde "yaratıcı problem çözme", PISA 2015'te "işbirlikçi problem çözme", PISA 2018'de "küresel yeterlikler" ve PISA

2022’de ise "yaratıcı düşünme becerileri" yenilikçi alanlar olarak belirlenmiştir. Bu yenilikçi alanlar ile, öğrencilerin analitik ve eleştirel düşünme yeteneklerini, etkili iletişim becerilerini, iş birliği yapabilme yeteneklerini, kültürlerarası anlayışı ve diğer önemli 21. yüzyıl becerilerini ölçmek için özel ölçekler ve görevler kullanılarak değerlendirilir. Bu sayede, öğrencilerin bilgiyi anlama düzeyinin ötesinde, gerçek hayatta karşılaştıkları karmaşık sorunları çözebilme yeteneklerini ölçmek hedeflenir. Yenilikçi alanlar öğrencilerin geleneksel akademik bilgi ve temel alanlardaki performansının ötesinde, günlük yaşamda karşısına çıkabilecek karmaşık problemleri çözmek için gereken becerileri değerlendirmeye odaklanmaktadır. Böylece PISA, öğrencilerin bilgilerini analiz etme, sentezleme ve gerçek hayatta uygulama becerilerini de ölçmeyi hedeflemektedir [54].

PISA değerlendirmesinin, temel alanlarını ölçen bilişsel testler ve yenilikçi alanlara yönelik değerlendirmelere ek olarak üçüncü bileşeni öğrencilere, okul yöneticilerine ve öğretmenlere sunulan anketlerdir. Bu anketler ile öğrencilerin eğitimine dair genel bir çerçeve sunmak amaçlanmaktadır. Öğrenci anketleri; öğrencilerin öğrenme deneyimlerini, stratejilerini, motivasyonlarını ve sosyal etkileşimlerini değerlendirmek için kullanılmakta, okul yönetici anketleri; okulların kaynakları, öğretim ortamı, okul yönetimi ve politikaları hakkında bilgi sağlamakta, öğretmen anketleri ise öğretmenlerin mesleki gelişimi, ders içeriği, öğrenci değerlendirme yöntemleri ve öğretim stratejileri gibi konuları değerlendirmek için kullanılmaktadır [55].

2.1.2 PISA’nın Amacı

PISA’nın temel amacı, ülkelerin eğitim sistemlerini değerlendirerek, eğitim politikaları ve çıktılarını iyileştirmelerine katkı sağlayacak karşılaştırılabilir veriler elde etmektir. Eğitim sistemlerinin ulusal düzeyde düzenli olarak izlenmesi için ortak bir uluslararası çerçeve kullanarak elde edilen bilgileri daha geniş bir bağlamda analiz etmek amacıyla tasarlanmıştır. Ulusal düzeyde eğitim politikaları oluşturmanın ve değerlendirmenin yanı sıra, uluslararası düzeyde eğitim performansını ve ülkelerin kendi konumlarını belirlemelerine katkı sağlamaktadır [56].

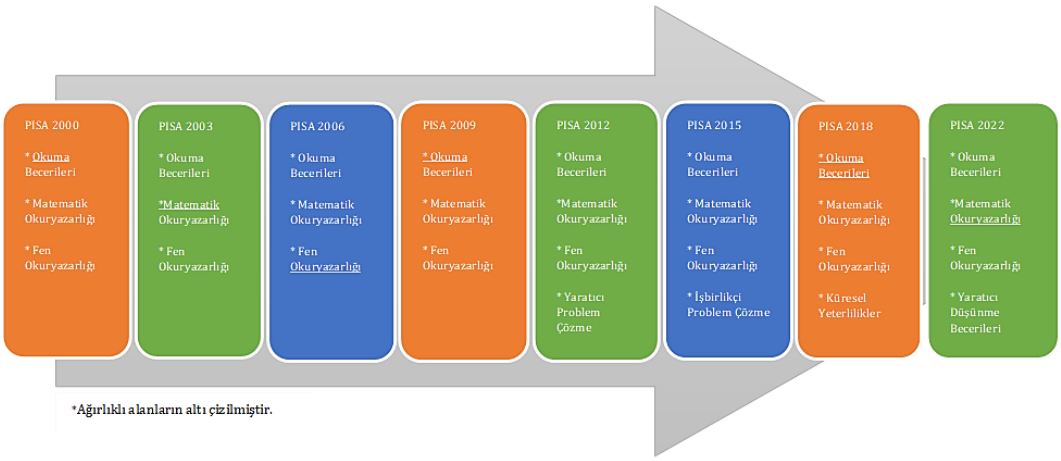
PISA, öğrencilerin sadece akademik bilgi ve becerilerini değil, aynı zamanda öğrenme stratejileri, özgüvenleri, motivasyonları ve öğrenme ortamlarına ilişkin

tutumlarını da ölçtüğünden dolayı, öğrencilerin analitik düşünme, eleştirel düşünme, iletişim, iş birliği gibi önemli 21. yüzyıl becerilerini de değerlendirmektedir. Bu sayede PISA, ülkelerin eğitim politikalarının etkinliğini değerlendirmeye, ulusal ve uluslararası performans farklılıklarının kaynaklarını anlamaya, eğitimdeki güçlü ve zayıf yönleri belirlemeye ve eğitimdeki eşitsizlikleri anlamaya yardımcı olmaktadır. Bu değerlendirme sayesinde, ülkelerin eğitim sistemlerinde yapılan iyileştirmeler ile öğrencilerin daha iyi bir eğitim alabilme hedefi gerçekleşmiş olmaktadır [57].

2.2 PISA'nın Uygulanma Süreci

PISA değerlendirmesi, ilk kez 2000 yılında gerçekleştirilmekte olup, ardından üçer yıllık döngüler halinde sürdürülmektedir. Her döngüde öğrencilerin okuma becerileri, matematik okuryazarlığı ve fen okuryazarlığı alanlarındaki bilgi ve becerileri ölçülürken, aynı zamanda bu üç temel alandan biri ağırlıklı alan olarak seçilmekte ve bu alana dair ek soru ve anketler öğrencilere sunularak daha kapsamlı analizler gerçekleştirilmektedir. 2000 yılında gerçekleştirilen değerlendirmede okuma becerileri ağırlıklı alan, 2003 yılında matematik okuryazarlığı ağırlıklı alan ve 3. döngü olan 2006 yılında yapılan değerlendirmede ise fen okuryazarlığı ağırlıklı alan olarak belirlenmiştir. Benzer şekilde bu süreç döngüsel olarak devam etmektedir. En son gerçekleştirilen PISA 2018 değerlendirmesinde belirlenen ağırlıklı alan okuma becerileri olmuştur. COVID-19 pandemisi sebebiyle uygulaması ertelenen bir sonraki PISA döngüsü, PISA 2022 değerlendirmesinde matematik okuryazarlığı ağırlıklı alan olacaktır [52, 58].

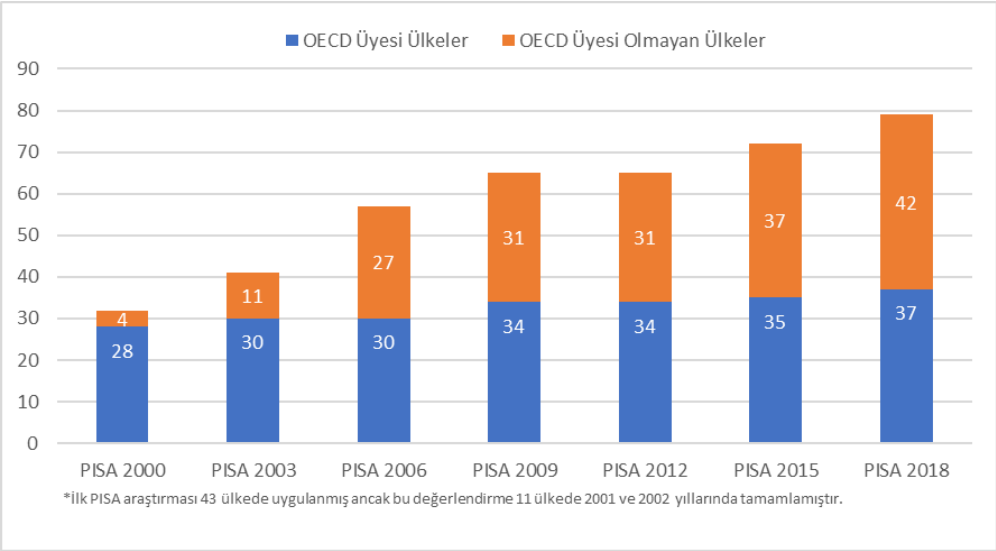
PISA değerlendirmelerinde temel alan ve döngüsel olarak değişen ağırlıklı alanların yanında, 21. Yüzyıl yeterliliklerine odaklanan yenilikçi alan da yer almaktadır. Bu alan öğrencilerin yaşama hazır bulunuşluğu ve geleceğe hazırlığı açısından yetkinliklerini kapsamlı bir şekilde değerlendirmeyi sağlamaktadır. Bu kapsamda 2012 uygulamasında yaratıcı problem çözme becerileri, 2015 uygulamasında işbirlikçi problem çözme becerileri ve 2018 uygulamasında ise küresel yeterlikler yenilikçi alan olarak belirlenmiştir. PISA 2022 uygulamasında ise yaratıcı düşünme becerileri yenilikçi alan olarak değerlendirmeye dahil olacaktır. Yıllara göre gerçekleştirilen PISA uygulamaları temel alanlar, ağırlıklı ve yenilikçi alanlar ile Şekil 2.1'de özetlenmektedir [58].



Şekil 2.1 PISA değerlendirmesinin uygulama alanları ve yıllara göre döngüsü

PISA, öğrencilerin akademik performanslarını ölçerek, katılımcı ülkelerin uluslararası düzeyde konumlarını görmelerini, ülkelerin birbirini karşılaştırabilmelerini ve eğitim sistemlerini değerlendirmelerini sağlayan uluslararası bir değerlendirmedir. Bu sebeple dünya genelinde katılımcı sayısı en fazla olan uygulamadır. PISA 2000 değerlendirmesi, 28'i OECD üyesi olan 32 ülkeden yaklaşık 180.000 öğrencinin katılımıyla gerçekleşmiştir. En son gerçekleştirilen PISA 2018 değerlendirmesine ise 79 ülkeden 600.000'den fazla öğrenci katılım göstermiştir [59]. Katılımcı ülke sayısının zamanla artış göstermesi sonucunda daha geniş bir kapsama sahip hale gelmiştir. Yıllara göre PISA değerlendirmesine katılan ülke sayıları Tablo 2.1' de verilmektedir.

Tablo 2.1 PISA değerlendirmesinin yıllara göre katılımcı sayıları



PISA'ya katılacak olan ülke ve öğrencilerin seçimi, uluslararası kurul ve katılımcı ülkelerin oluşturduğu ulusal kurul ile iş birliği içinde belirlenmektedir. Değerlendiremeye katılacak öğrencilerin PISA örneklemi iki aşamalı tabakalı örnekleme yöntemiyle oluşturulur. İlk olarak, katılımcı ülkelerin ulusal kurulları tarafından tabakalı örnekleme yöntemi ile her ülkede zorunlu eğitimin son aşamasına gelmiş 15 yaş grubundaki öğrencilerin bulunduğu tüm okul türlerini içeren okul evreni oluşturulur ve uluslararası kurula iletilir. Bu evren kapsamında hangi okul ve öğrencilerin değerlendirmeye dahil edildiği ve bu okulların sayıları yer almaktadır. Uluslararası kurul tarafından değerlendirmeye katılacak olan okullar, öğrencilerin temsil edilme oranlarına ve belirlenen tabakalara göre rastgele örneklem yöntemiyle evren içerisinden seçilmektedir. İkinci aşamada, uluslararası kurul tarafından PISA uygulamasına katılması için belirlenmiş okullar ulusal kurullara iletmekte ve ulusal kurul tarafından değerlendirmeye katılacak olan bu okullardaki öğrenciler rastgele örnekleme yöntemiyle belirlenmektedir [60].

PISA değerlendirmesi, başlangıçta uygulamaya kağıt-kalem tabanlı olarak başlamıştır. Öğrencilere temel alanları ölçen bilişsel testler ve anketlerden oluşan kitapçıklar sunularak gerçekleşmiştir. 2015 yılından itibaren tüm alanlarda bilgisayar tabanlı uygulamaya geçilmiştir. Bilgisayar tabanlı uygulamada interaktif ortamda hazırlanan sorular ile bilişsel testler öğrenciye, kendisine ait elektronik kitapçık üzerinden bilgisayar ortamında sunulmaktadır. Bilgisayar tabanlı uygulamaya katılamayan ülkeler kağıt-kalem tabanlı uygulamayı gerçekleştirmeye devam etmektedir [61].

PISA testleri, öğrencilerin bilgi ve becerilerini ölçmek için çeşitli soru türlerini içeren yapılandırılmış bir formatta tasarlanmıştır. Bu testler okuma becerileri, matematik ve fen okuryazarlığı alanlarında öğrencilerin başarılarını değerlendirmektedir. Ayrıca, her döngüde belirlenen yenilikçi bir alan da ölçüm kapsamına dahil edilir. PISA testleri, genellikle çoktan seçmeli sorular ile öğrencilerin kendi becerilerini uygulamayı gerektiren açık uçlu soruları içermektedir. Öğrencilere sunulan test maddeleri, gerçek yaşam durumlarına ve günlük hayata uygulanabilir senaryolara dayanmaktadır [61].

Öğrenciler PISA soru havuzunda bulunan tüm maddeleri yanıtlamamaktadır. Öğrencilere bu havuzda bulunan maddelerin farklı kombinasyonları farklı test

kitapçıkları halinde sunulmakta ve öğrenciler kendilerine sunulan kitapçıklardaki soruları yanıtlamaktadır [59].

Değerlendirme yaklaşık olarak iki saat sürmekte ve ardından 35 dakikalık bir öğrenci anketi uygulanmaktadır. Uygulanan bu ankette öğrencilerin kendileri, aileleri, ev ortamları, okul ve öğrenim deneyimleri hakkında veriler toplanmaktadır. Ayrıca okul müdürlerine de mevcut okulun sistemi ve öğrenme ortamını kapsayan bir anket sunulmaktadır. Bunlara ek olarak tercih eden ülkelerde, öğretmenlerin eğitimleri, mesleki gelişimleri, öğretim uygulamaları ve iş memnuniyetleri hakkında bilgi edinmek amacıyla öğretmenlere, ebeveynlere ise çocuklarının okuluna ilişkin algıları ve katılımları, evde öğrenmeye verdikleri destek, kendilerinin okuma ve diğer alanlarla olan etkileşimleri hakkında ayrı bir ankette sunulmaktadır [62].

2.3 PISA Değerlendirmesinin Bileşenleri

PISA değerlendirmesinin temel bileşenleri üç temel alanın bulunduğu bilişsel testler ve öğrencilere uygulanan anketlerden oluşmaktadır. Bu üç temel alan okuma becerileri, matematik okuryazarlığı ve fen okuryazarlığıdır. PISA değerlendirmesinde yer alan "okuryazarlık" kavramı, öğrencilerin mevcut bilgilerini ve potansiyellerini artırarak, topluma nitelikli bir şekilde katkıda bulunmaları ve bilimsel kaynaklara erişme, bunları kullanma ve değerlendirme becerilerini geliştirmesi olarak tanımlanmaktadır [63].

2.3.1 Matematik Okuryazarlığı

Matematik okuryazarlığı, öğrencilerin çeşitli bağlamlarda matematiksel problemlerin çözümlerini ortaya koyarken, formüle etme, uygulama ve yorulama becerileridir. Benzer şekilde bir problemin çözümüne dair fikirlerini etkili bir şekilde analiz etme, muhakeme etme ve iletme becerisi olarak da tanımlanır [63].

PISA, matematikte bir problemi çözmek için öğrencilerin üç zihinsel sürece dahil olduğunu ve matematiksel yeterliliği bu kategorilere göre değerlendirdiğini belirtmektedir. Bu kategoriler süreç, bağlam ve içerik olacak şekilde ele alınmaktadır [53].

Matematiksel süreç; öğrencinin bir problemi öncelikle matematiksel olarak formüle etmesini, ardından matematiksel kavramları, prosedürleri ve özellikleri kullanarak

elde ettiği sonuçları son aşamada yorumlaması ve değerlendirmesi olarak tanımlanmaktadır. Bu süreçler, öğrencilerin bir problemin bağlamı ile o problemin çözümüne kadar kullanılan matematiksel ilişkilendirmeyi anlatmaktadır. Bu süreç, iletişim kurma, temsil etme, matematikleştirme, akıl yürütme ve muhakeme etme, strateji geliştirme, sembolik dil ve işlemleri kullanma ve matematiksel araçları kullanma olmak üzere yedi temel matematik becerisine dayanmaktadır [53].

Matematiksel bağlam; bir öğrencinin matematik okuryazarlığı çerçevesinde gerçek yaşam problemlerinin belirlendiği ortamlardır. Bu çerçeve, kişisel, eğitimsel, toplumsal ve bilimsel olmak üzere dört bağlamdan oluşmaktadır [63].

Matematiksel içerik; belirlenen bağlamlar çerçevesinde oluşturulan gerçek yaşam problemleri için oluşturulmuş bir dayanaktır. PISA kapsamında 15 yaş grubu öğrencilerin matematik okuryazarlığını ölçmeye uygun içerik konuları dört kategoriden oluşmaktadır. Ele alınan dört kategori; nicelik, uzay ve şekil, belirsizlik ve veri, değişim ve ilişkilerden oluşmaktadır [63].

2.3.2 Fen Okuryazarlığı

PISA değerlendirmesi fen okuryazarlığını öğrencilerin bilimle ilgili konularla ve bilimsel fikirlerle ilgilenme becerisi olarak tanımlamaktadır. Fen okuryazarlığına sahip bir öğrencinin, bir olguyu bilimsel olarak açıklayabilme, bilimsel araştırmaları değerlendirebilme ve tasarlayabilme, verileri ve kanıtları bilimsel olarak yorumlayabilme yetkinliklerini sağlaması beklenmektedir. PISA, fen okuryazarlığı ile öğrencilerin sahip oldukları fen bilgisini gerçek hayatta uygulayabilme ve yaratıcı bir şekilde kullanabilme becerisini ölçmektedir. PISA, öğrencilerin fen okuryazarlığı becerilerini bilimsel bilgi, yetkinlik ve içerik olacak şekilde üç bilimsel bilgi türü kapsamında değerlendirmektedir [58].

Bilimsel bilgi, hem bilginin temellerini oluşturan olgu, kavram ve teorilerin anlaşılması, hem de gerçek yaşam problemlerinde ve teknolojik eserler hakkında bu tür düşüncelerin nasıl üretildiği, bu fikirlerin altında yatan mantık ve gerekçelerin bilgisi olarak tanımlanmaktadır [61].

Yetkinlik, olguları bilimsel olarak açıklama, bilimsel bir araştırmayı değerlendirme ve tasarlama, elde edilen verileri ve kanıtları bilimsel olarak yorumlama becerisi olarak tanımlanmaktadır [61].

İçerik ise, bilim ve teknolojinin anlaşılmasını gerektiren hem güncel hem de kişisel, ulusal ve küresel konuları kapsamaktadır [53].

2.3.3 Okuma Becerileri

Okuma becerisi, bir öğrencinin belli bir hedef çerçevesinde, bilgi ve potansiyelini geliştirmek amacıyla okuduğu metinleri anlama, kullanma, değerlendirme, üzerine düşünme ve metinlerle etkileşim kurma kapasitesi olarak tanımlanmaktadır. PISA öğrencilerin okuma becerilerini okuma süreci, metnin formatı ve amaç olacak şekilde üç farklı boyutta değerlendirmektedir [58].

Öğrenciler en temel okuma becerileri üzerinden değerlendirilmemektedir. Çünkü bulundukları yaş grubunda bu becerilere sahip oldukları varsayılmaktadır. Bu boyutta ölçülmek istenen öğrencinin etkin bir okuyucu olup olmadığına dair gerekli olan bilişsel becerilerdir. Okuma süreci, öğrencinin belirli bir bilgiyi bulma, metne dair genel bir anlayış elde etme, metni yorumlama, kendi bakış açısından metnin içeriği hakkında düşünme ve fikirlerini savunma aşamalarının tümü olarak tanımlanmaktadır [61].

Öğrencinin okuduğu metinde verilen bilgiyi kolay ve rahat bir şekilde anlayabilmesi ve verilen metindeki bilgileri ilişkilendirebilmesi için metnin sunumu çok önemlidir. PISA okuma becerileri alanında değerlendirme yaparken öğrencilere farklı metin türleri sunmakta ve bu metin türleri değerlendirme için belirleyici olmaktadır. Değerlendirmede kullanılan metin türleri; sürekli/süreksiz metinler, tekil/çoklu kaynaklı metinler, statik/dinamik metinler ve karma metinler olarak ele alınmaktadır [63].

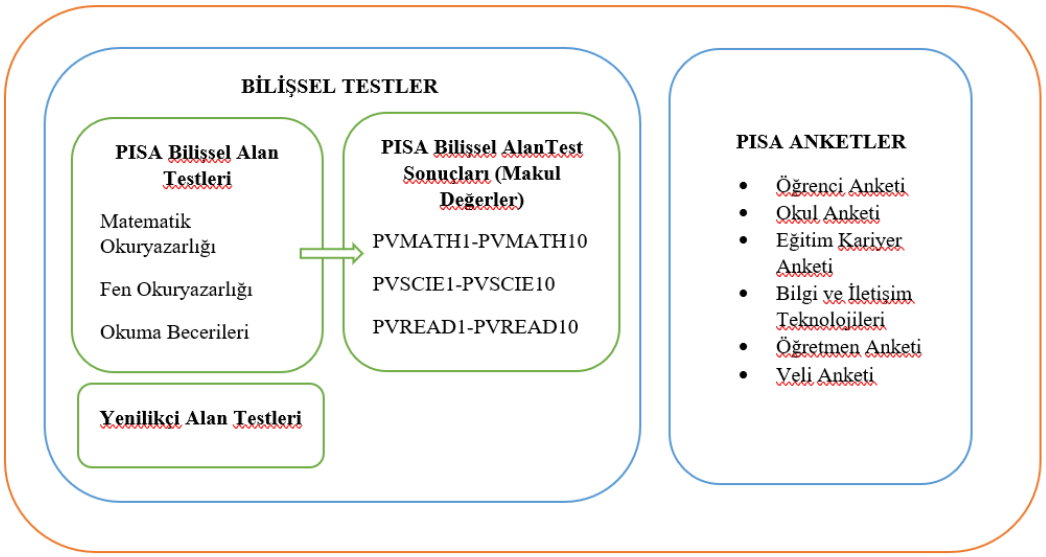
Amaç kavramı ise metni oluşturma sebebiyle ilişkilendirilmektedir. Örneğin, bir roman insanların kişisel kullanımı; resmî belgeler kamusal kullanım veya bir ders kitabı eğitim amaçlı kullanım içindir. Öğrenciler için farklı okuma türleri daha iyi performans göstermelerini sağlayabileceğinden dolayı değerlendirmede farklı tür okuma durumlarına yer verilmiştir [63].

2.3.4 Anketler

PISA'nın temel amacı, politika yapıcıların farklı başarı modellerini ve bu modellerin çıktılarını anlamalarına yardımcı olacak ek bilgiler sunmaktır. Bu amaçla, öğrencilere PISA anketleri uygulanmaktadır. Bu anketler, öğrencilerin okuma becerileri, matematik ve fen okuryazarlığı alanlarındaki becerilerine yönelik

tutumlarını, öğrenmeye olan motivasyonlarını, öğrenme stratejilerini, sosyo-ekonomik ve demografik durumlarını ve okullardaki eğitim politikaları hakkında veri toplamaktadır. Okul ve öğrenci anketleri tüm ülkelerde zorunlu olarak uygulanmakta ancak diğer kapsamdaki anketler ülkelerin tercihine göre uygulanmaktadır [58].

PISA değerlendirmesinin sonucunda elde edilen veri setinin tüm bileşenleri Şekil 2.2'de verilmiştir.



Şekil 2.2 PISA veri setinin bileşenleri

2.4 PISA Sonuçları ve Değerlendirme Süreci

PISA'da öğrenci puanları, öğrencilerin matematik okuryazarlığı ve fen okuryazarlığı ile okuma becerileri alanlarındaki performanslarını ölçmek için kullanılan testlerden elde edilen verilere dayanarak hesaplanmaktadır. PISA değerlendirmesinin ölçme süreci Madde Tepki Kuramı çerçevesinde yürütülmektedir. Sonuçların geçerli ve güvenilir bir şekilde elde edilmesi için tüm süreç psikometrik temellere dayalı olarak gerçekleştirilir. Ülkelerin birbirinden farklı olan dilleri ve kültürleri dikkate alınarak her ülkede eşit düzeyde bir değerlendirmenin hazırlanması; ülkelere göre uygun örneklem seçilerek değerlendirmenin gerçekleştirilmesi; sonuçların değerlendirilmesi, karşılaştırılması ve uygun düzeylerin belirlenmesi bu psikometrik süreçlerin tamamını oluşturmaktadır. PISA'nın puanlama sistemi, her öğrencinin doğru cevaplarını, yanlış cevaplarını ve cevapsız bıraktığı soruları dikkate alan bir puanlama

yönergesine bağlıdır. Bilgisayar tabanlı uygulamalarda puanlar otomatik olarak hesaplanırken, kağıt-kalem tabanlı uygulamalarda puanlar, uzman puanlayıcılar tarafından hesaplanmaktadır [65].

PISA uygulaması, bireylere doğrudan bir puan vermek yerine, genel bir dağılım tahmini yaparak parametreleri belirlemektedir. Bu tahminler, "sonsal dağılım" olarak adlandırılan bir yöntemle elde edilmektedir. PISA sonuçlarında yayınlanan puanlar ise bu tahminlenen dağılımlardan alınan makul değerlerden oluşmaktadır. Makul değerlerin seçilmesinde teknik raporların incelenmesi ve en uygun olanın seçilmesi önemlidir. PISA uygulaması, bireylerin performansını değerlendirmek için karmaşık istatistiksel yöntemler ve tahminler kullanmaktadır [61].

PISA'nın puanlama sistemi öğrencilerin beceri seviyelerini altı farklı seviyede tanımlamaktadır. Seviye 1 en düşük, Seviye 6 ise en yüksek beceri düzeyini temsil etmektedir. Bu beceri seviyeleri, öğrencilerin hangi matematiksel işlemleri yapabildiklerini ve hangi okuma veya fen bilimleri becerilerine sahip olduklarını gösterir [66].

PISA puan ve beceri seviyeleri ile ülkeler arasında karşılaştırmalar yapmaya, eğitim sistemlerini değerlendirmeye ve politika yapıcılarına bilgi sağlamaya yardımcı olur.

3
MAKİNE ÖĞRENMESİ

Tezin bu bölümünde makine öğrenmesi algortimaları ile model kurma, verileri analiz etme ve değerlendirme süreçleri ifade edilmiştir. Tezin amacına uygun olarak literatürde sıklıkla kullanılan makine öğrenmesi algoritmalarından LR, RO, XGBoost ve DVM açıklanacaktır. Ayrıca kümeleme analizinde kullanılan Hiyerarşik kümeleme anlatılacaktır.

3.1 Veri Ön İşleme

Makine öğrenmesi modellerini oluşturma aşamasında veri ön işleme çok önemli bir süreçtir. Üzerinde çalışma yapılacak olan veri setinin gürültülü yani eksik veya yanlış değerler içermesi modellerin tahmin performansını etkiler. Bu sebeple ham verileri kullanmak yerine, makine öğrenmesi sürecinde veri setinin analizi ve modelleme aşamasına başlamadan önce veri ön işleme adımı gerçekleştirilir. Böylece, veri setinin kalitesini artırarak, anlamlı örüntülerin daha iyi ortaya çıkmasını ve modelin daha iyi performans göstermesi sağlanır. Genel olarak bir veri ön işleme süreci, veri seti üzerinde yapılan bir takım düzeltme, eksik veriyi tamamlama ve veri temizleme, veri dönüştürme, veri ölçeklendirme ve veri normalizasyonu gibi adımlardan oluşmaktadır. Bu adımlar gerçekleştirildiğinde hem veriye dair bilgi keşfi yapılmış, hem de elde edilen indirgenmiş veri kümesine uygulanacak makine öğrenmesi modellerinden daha etkin sonuçlar elde edilmiş olur [67].

3.1.1 Veri Temizleme ve Eksik Veri Tamamlama

Veri setinde eksik veya aykırı veriler bulunabilmektedir. Bu gibi durumlarda modelin daha iyi bir sonuç verebilmesi için, veri setindeki eksik verileri tamamlamak, hatalı veya aykırı değerlerin belirlenip veri setindeki tutarsızlıkların giderilmesi gibi işlemler veri temizleme adımında gerçekleştirilmektedir. Eksik verileri düzenleme ve veri temizleme işlemine yönelik başlıca yöntemler aşağıda özetlenmiştir [67].

- Eksik verilere sahip gözlemler veya özellikler veri setinden atılabilir.

- Eksik verilere sahip gözlemler, o özelliğe ait ortalama, medyan veya mod değeriyle tamamlanabilir.
- Eksik verilere sahip biz gözlemi, diğer gözlemler kullanılarak bir regresyon ya da diğer makine öğrenmesi algoritmaları kullanılarak tahmin edip, elde edilen tahmin değeri kayıp gözlem yerine kullanılabilir.

3.1.2 Veri Dönüştürme

Makine öğrenmesi algoritmaları doğrudan metinsel veriler veya kategorik verileri nümerik verilere dönüştürmek için iki farklı yöntem kullanılır. Bu yöntemlerden ilki, kategorik tipteki her bir değişkene sayısal bir değer atama işlemi yapan sıralı kodlama (ordinal encoding) yöntemidir. Bu yöntemde her bir değişkeni temsil eden bir sayısal ifade vardır ancak bu durum modeli eğitim aşamasında problem oluşturabilmektedir. Örneğin; veri setinde yer alan cinsiyet değişkeninin sayısal değere dönüştürüldüğünü farzedelim. Yani cinsiyeti erkek olanlara "1" değeri, cinsiyeti kız olanlara "2" değerini atanmış olsun. Ancak bu durumda, 2>1 olduğundan cinsiyeti kız olan kategori daha üstünmüş gibi görünerek modeli yanıltabilir. Bu problemden kaçınmak için kukla (dummy) değişken yöntemi kullanılır. Dummy değişken yöntemi, her bir değişkene ait kategoriler için ayrı bir sütun oluşturur. Bu sütunlar kategorinin orjinal verilerde var olup olmaması durumuna göre "0" veya "1" değerlerine dönüştürülür. Böylece kategoriler arasındaki üstünlük problemini önler. Ayrıca o kategori hakkında modele daha fazla bilgi sağladığı için model performansını arttırır. Ancak değişkendeki her bir kategori için oluşturulan sütunlar sebebiyle boyutluluk artacağından model hızı düşebilir ve modelin karmaşıklığı artabilir [68]. Tablo 3.1'de sıralı kodlama ve dummy değişken oluşturma işlemleri gösterilmiştir.

Tablo 3.1 Sıralı Kodlama ve Dummy Değişken Oluşturma İşlemi

Boy	**Cinsiyet**	**Kategori**
168	Kız	2
172	Erkek	1

Boy	**Cinsiyet**	**K1**	**K2**
168	Kız	1	0
172	Erkek	0	1

Bu çalışmada veri setinde yer alan kategorik değişkenler dummy değişken yöntemi kullanılarak sayısal verilere dönüştürülmüştür.

3.1.3 Veri Normalizasyonu

Veri setlerinde yer alan farklı değişkenlerin ölçeklerinin birbirinden farklı olması, makine öğrenmesi algoritmaları ile kurulan modellerin performansını etkilemektedir. Bu sebeple veri setinin normalizasyonu modellerin daha iyi sonuçlar vermesine yardımcı olan bir veri ön işleme tekniğidir. Değişkenlerin aldıkları değer aralıkları yada birimleri birbirinden farklı olduğunda geniş ölçeğe sahip olan değişken daha önemli olarak değerlendirilmektedir. Bu tür durumların önüne geçebilmek için tüm değişkenler belirli bir aralığa indirgenmektedir [69].

Min-max normalizasyon yöntemi veri setindeki değişkenleri normal dağılımı esas alarak 0 ile 1 arasında ölçeklendirerek standartlaştırır. Değişkenler farklı ortalamalara ve standart sapmalara sahip olsalarda aynı aralıkta ölçeklenmektedir.

Veri setinde yer alan bir değişkenin, x değeri için min-max normalizasyon yöntemi kullanılarak 0-1 aralığına indirgenme işlemi denklem (3.1)' de verilen formül ile yapılmaktadır [70].

x_{min} ve x_{max} bir değişkene ait en küçük ve en büyük değerler olmak üzere:

$$x_{yeni} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \tag{3.1}$$

3.2 Makine Öğrenmesi Algoritmaları

3.2.1 Lojistik Regresyon

Regresyon analizi, bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki ilişkiyi en iyi modelleyecek doğru denklemini bulmayı ve var olan bu ilişkiyi ortaya koymayı amaçlar. LR' de ise değişkenler kategoriktir ve değişkenler arasındaki ilişkiler doğrusal değildir [71, 72]. LR özellikle sınıflandırma problemlerinde kullanılan bir tür denetimli makine öğrenmesi algoritmasıdır. LR analizi eğitim, tıp, ekonomi, biyoloji ve finans sektörü gibi birçok çalışma alanında kullanılmaktadır [73]. Adını, bağımlı değişkenler ile bağımsız değişkenler arasındaki doğrusal olmayan ilişkiyi logaritmik dönüşümler yardımıyla doğrusal bir yapıya dönüştüren logit fonksiyonundan alır.

LR modelinde, regresyon modelinde aranan, hata terimlerinin normal dağılması, varyans-kovaryans matrislerinin eşitliği ve doğrusallık gibi varsayımlar aranmadığından dolayı çok tercih edilen bir modeldir [74].

LR modelinde, bağımsız değişkenler ile iki veya daha fazla bağımlı değişkenler arasındaki ilişkiler incelenirken aynı zamanda yordayıcı değişkenlerin değerleri verildiğinde sonuç değişkeninin belirli bir değer alma olasılığı hesaplanarak sınıflandırma işlemi de yapılır. Bağımlı değişkenin iki durumu ifade ettiği modeller İkili (Binary) LR, ikiden çok durumu nitelediğinde ise Çoklu (Multinomial) LR olarak adlandırılır.

LR' nin matematiksel ifadesi aşağıdaki gibi verilebilir:

Doğrusal bir regresyon modelinde x bağımsız değişken ve Y bağımlı değişken olmak üzere, x verildiğinde Y`nin koşullu beklenen değeri $E(Y|x)$ olarak ifade edilir. Bu koşullu ortalama:

$$E(Y|x) = \beta_0 + \beta_1 x; -\infty < x < +\infty \quad (3.2)$$

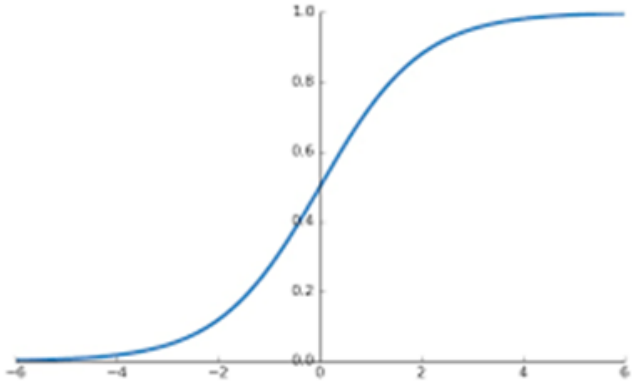
(3.2) şeklinde ifade edilir ve x cinsinden doğrusal bir denklem olduğu varsayılır [75, 76]. LR modelinde bağımlı değişken iki kategorili olduğunda $E(Y|x)$ koşullu ortalaması [0, 1] aralığında bir olasılık değeri alır. Yani modelin $0 \leq E(Y|x) \leq 1$ şartını sağlaması beklenir.

Verilen ifadeyi daha sade ifade etmek amacıyla x olayının gerçekleşme olasılığını $\pi(x)$ ve gerçekleşmeme olasılığını ise $1 - \pi(x)$ şeklinde tanımlansın. Böylece x bağımsız değişken ile $\pi(x)$ arasındaki ilişkiyi veren lojistik regresyon modeli (3.3) şeklinde ifade edilir.

$$\pi(x) = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 x)}} \quad (3.3)$$

$z = \beta_0 + \beta_1 x$ olarak tanımlanırsa lojistik fonksiyon denklem (3.4) şeklinde ifade edilir [77].

$$\pi(x) = \frac{1}{1 + e^{-z}} \quad (3.4)$$



Şekil 3.1 Sigmoid Fonksiyon Grafiği

Bağımlı değişkenin olası iki kategorik değere [0, 1] sahip olduğu durumda, x öznitelikleri kullanılarak oluşturulan lojistik regresyon modelinden elde edilen sınıflandırma sonuçları, (3.5) şeklinde etiketlenir.

$$\pi(x) > 0.5 \text{ ise } Y = 1; \pi(x) < 0.5 \text{ ise } Y = 0 \tag{3.5}$$

Denklem (3.3)' deki β parametrelerini tahmin etmek denklem doğrusal olmadığı için zordur. Bu denklemi doğrusal hale getirmek için bir olayın gerçekleşme olasılığının gerçekleşmeme olasılığına oranı olan bahis oranından (odds ratio) faydalanılır. Bahis oranı denklem (3.6)' deki gibi verilebilir:

$$\frac{\pi(x)}{1-\pi(x)} = \frac{1}{1+e^{-z}} \cdot \frac{1+e^{-z}}{e^{-z}} = e^{z} \tag{3.6}$$

Bu oran kullanılarak ile doğrusal regresyon analizinde kullanılabilir hale gelen lojistik fonksiyonun her iki tarafının doğal logaritması alındığında,

$$g(x) = \ln\left[\frac{\pi(x)}{1-\pi(x)}\right] = \ln(e^{z}) = \beta_0 + \beta_1 x \tag{3.7}$$

Doğrusal yapı denklem (3.7) elde edilmiş olur [78]. β parametrelerinin kestirilmesinde doğrusal regresyonda en küçük kareler yöntemi kullanılırken, lojistik regresyonda β parametrelerini bulabilmek için maksimum olabilirlik yöntemi kullanılır. Maksimum olabilirlik yöntemi bağımlı değişkenin gerçekleşme olasılığını maksimize edecek β parametrelerinin elde edilmesini amaçlamaktadır [79].

3.2.2 Rastgele Orman Algoritması

RO algoritması hem sınıflandırma hem de regresyon problemlerinde kullanılan bir makina öğrenmesi yöntemidir. Veri setinden rastgele seçilen alt uzaylardan oluşan karar ağaçlarının ürettiği tahminleri toplayarak ve değerlendirerek çalışır. Bu yöntem, ilk olarak 2001 yılında Breiman tarafından karar ağaçları ile rastgele altuzay (random subspace) ve torbalama (bagging) fikirlerinin birleştirilmesiyle tasarlanmıştır [80, 81]. RO yönteminde birbirinden bağımsız olarak elde edilen birden çok karar ağacı bir tahminde bulunur. Sınıflandırma problemlerinde bu tahmin sonuçları toplanarak, en çok oy alan sınıf için nihai karara varılır.

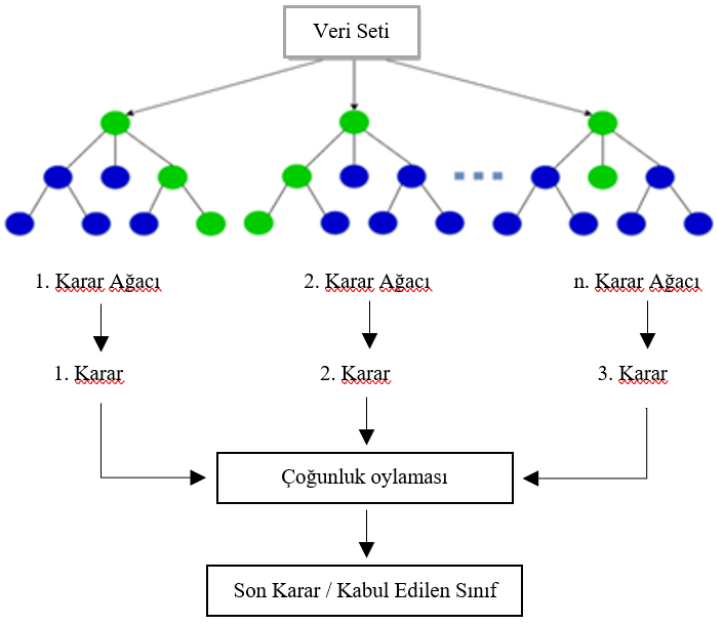
RO algoritmasında başlangıçta, kullanılacak olan eğitim veri setinden birden fazla önyüklemeli altkümeler oluşturularak, bu veri setlerinden birbirinden bağımsız karar ağaçları üretilir. Tüm değişkenler arasından her bir düğümde en iyi dallara ayırıcı değişken altuzay yöntemi ile rassal olarak seçilir ve bunlar eğitilerek model kurulur. Kurulan her bir ağaç modeli test verisini sınıflandırmak için kullanılır ve bir sınıf tahmininde bulunur. Bu tahmin oy olarak adlandırılır ve bu oylar toplanarak en çok oyu alan sınıf için karar verilir. Farklı veri kümeleri üzerinden eğitim gerçekleştiği için varyans ve sapma azalır, böylece sınıflandırma daha doğru sonuç verir. RO algoritmasında ağaçlar budanmaz, aşırı uyumluluğa dayanıklıdır [82]. RO algoritması ağaçları üretirken karar ağacı algoritmalarından CART algortimasını kullanılır. CART algortiması, kök düğümünden itibaren her bir düğümde en geniş sınıfı diğer sınıflardan ikili olarak ayıracak dallanmayı oluşturur. Bu dallanma GINI indeksine göre oluşturulur. GINI indeksi, sınıf homojenliği hakkında bilgi veren ve [0,1] aralığında değer alan bir ölçüttür [82]. Sınıf homojenliği arttıkça GINI indeksi azalır ve sıfıra ulaşınca dallanma işlemi sonlanır [83].

RO algoritmasında, farklı veri kümeleri üzerinden eğitim gerçekleştiği için varyans ve sapma azalır, böylece sınıflandırma daha doğru sonuç verir. Ayrıca oluşturulan ağaçlar budanmaz ve aşırı uyumluluğa karşı dayanıklıdır [82]. Değişkenlerin önem değerlerini belirleyerek modele olan katkısını ve modelin daha iyi anlaşılmasını sağlar. Büyük veri kümelerini işlerken daha doğru tahminler sunar. Bu avantajlarının yanında büyük veri setleri üzerinde işlem yaparken her bir karar ağacı için hesaplama yapıldığından dolayı verileri işlemek uzun zaman almaktadır.

Algoritmanın genel işleyişi aşağıdaki biçimde özetlenebilir:

- Tüm veri setinden eğitim için ayrılan orijinal eğitim veri setinden n tane bootsrap örnekleri seçilir. Rastgele oluşturulan bu örneklerin 2/3'ü eğitim veri seti (in-bag) ve 1/3'ü test veri seti (out-of-bag) olacak şekilde ayrılır. Her bir örnek için belirlenen sayıda karar ağacı oluşturulur.
- M tane bağımsız değişken arasından önce p adet rastgele değişken seçilir ve bu değişkenler arasından en belirgin bölünmeyi sağlayacak olan belirlenerek düğüm iki ayrı alt düğüme ayrılır. Minimum düğüm sayısına erişilene kadar bu adım yinelemeli olarak tekrar edilir.
- Oluşturulan tüm n adet karar ağacından elde edilen tahminler toplanarak bir çıktı değeri oluşturulur. Yeni gelen bir veri setinde tahmin oluşturulmak istenirse regresyon için ortalama, sınıflandırma için ise oy çoğunluğuna bakılarak sınıf tahmini yapılır [84,85].

RO algoritmasına ilişkin ağaç yapısı Şekil 3.2' de verilmiştir:



Şekil 3.2 Rastgele Orman Akış Şeması

3.2.3 Aşırı Gradyan Arttırma Algoritması (Extreme Gradient Boosting-XGBoost)

XGBoost, hem sınıflandırma hem de regresyon problemlerinde kullanılan ve son zamanlarda popülerliği artan etkili bir makine öğrenmesi algoritmasıdır. Temeli, gradient boosting ve karar ağacı algoritmalarına dayanmaktadır. Bu algoritmaların

optimize edilerek daha yüksek performanslı hale gelmiş bir topluluk öğrenme algoritmasıdır.

XGBoost algoritması ilk olarak Friedman (2001) tarafından geliştirilmiş ve ardından yeniden düzenlenerek ve birtakım iyileştirmeler yapılarak Chen ve Guestrin (2016) tarafından makine öğrenmesi literatürüne kazandırılmıştır [86, 87]. XGBoost algoritmasının tahmin gücü yüksek, büyük veri setleri üzerinde kullanımı kolay, popüler algoritmalardan daha hızlı ve aşırı öğrenmenin önüne geçebilme özellikleri sayesinde en çok tercih edilen makine öğrenmesi algoritmalarından biri olmuştur. Ayrıca regülarizasyon, budama, boş değerler ile çalışabilme ve genel performansı iyileştirebilme yeteneklerinden dolayı oldukça avantajlıdır [88].

XGBoost'un temel çalışma mantığı gradient boosting algoritmasıyla benzerdir. XGBoost, gradient boosting algoritmasına göre farklı regülarizasyon teknikleri kullanarak ağaç karmaşıklığını kontrol eder ve model performansını iyileştirir [89]. Algoritma başlangıçta bir karar ağacı oluşturur ve bu ağaç ilk tahmini yapar. Bu tahminin ne kadar iyi yapıldığını modelin hata terimi ifade eder. Hata terimi hedef değer ile tahmin arasındaki fark hesaplanarak bulunur. Her iterasyonda hata değerleri kullanılarak bir sonraki karar ağacı modeli oluşturulur. Oluşturulan her modelde amaç, hata oranı azaltılarak doğru tahmine yaklaşmaktır.

XGBoost algoritmasının, kayıp fonksiyonu ve regülarizasyon terimini içeren amaç fonksiyonu:

$$\mathrm{obj}(\theta) = \mathrm{L}(\theta) + \Omega(\theta) \tag{3.8}$$

Burada L, türevlenebilir kayıp fonksiyonu, **Ω** ise modelin karmaşıklığını kontrol eden ve aşırı öğrenmeyi azaltan regülarizasyon terimidir. Kayıp fonksiyonunun ortalama karesel hatası (3.9) eşitliği ile hesaplanır.

$$L(\theta) = \sum_{i}^{n} \left(y_i - \overline{y}_i\right)^2 \tag{3.9}$$

Lojistik regresyon için kullanılan kayıp fonksiyonunun Ortalama Karesel Hatası ise denklem (3.9)'da verilen şekilde hesaplanır. Aşırı uyumu önlemek için modelin karmaşıklığını cezalandıran, regülarizasyon terimi **Ω**, denklem (3.10) ile verilmiştir.

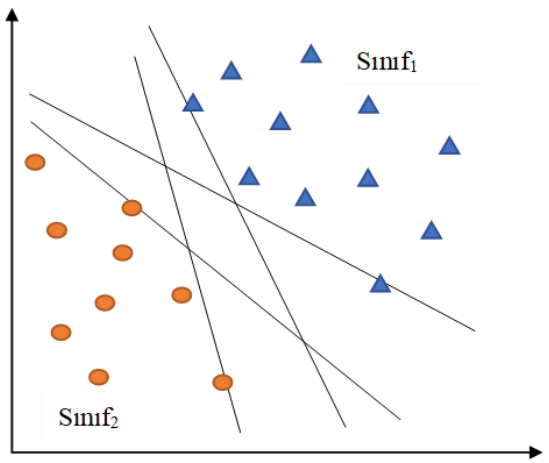
$$\Omega(f) = \gamma T + \frac{1}{2}\lambda \|w\|^2 \quad (3.10)$$

Burada w ağacın yapraklarındaki puanların vektörü ve T ağaçtaki yaprak sayısını gösterir [87, 90]. XGBoost ağacın dallarını ayırırken en başında belirlenen maksimum derinlik parametresi ile ağacın derinliğini belirleyerek ağacın aşağıya doğru fazla ilerlemesi durumunda geriye yönelik budama yapar. Böylece karmaşıklığı azaltarak, performansı artırır. Bu adımlar belirli sayıda karar ağacı modeli oluşturulana kadar tekrar eder ve ardından oluşturulan karar ağacı modelleri bir araya getirilerek final modeli oluşturulur. Elde edilen nihai modeli, test verileri üzerinden değerlendirilir ve işlem sona erdirilir.

3.2.4 Destek Vektör Makineleri

DVM, sınıflandırma, regresyon analizi ve örüntü tanıma problemlerinde yaygın olarak kullanılan bir denetimli makine öğrenmesi algoritmasıdır. İstatistiksel öğrenme teorisi ve yapısal risk minimizasyonu bağlamında geliştirilmiş bir yöntemidir [73]. 1995 yılında Cortes ve Vapnik tarafından örüntü tanıma ve sınıflandırma problemlerinin çözümüne yönelik geliştirilmiştir [91]. Başlangıçta iki sınıflı doğrusal verilerin sınıflandırma problemi için geliştirilmiş olmasına rağmen, daha sonra çok sınıflı ve doğrusal olmayan problemler için genelleştirilmiştir [92].

DVM`nin temel amacı, verilerin dağılımı hakkında herhangi bir ön varsayım olmaksızın, eğitim verilerini iki farklı sınıfa ayıran en uygun n-boyutlu hiper düzlemi elde etmektir. Sınıfları birbirinden ayıracak olan en iyi hiper düzlem, özellik uzayındaki her sınıfın sınırındaki veri noktalarına en uzak mesafede (maksimum marjin) olmalıdır [93].



Şekil 3.3 İki sınıfı ayıran hiper düzlemler

Şekil 3.3'te iki farklı sınıfa ait veriler yer almaktadır. Bu iki sınıfın sınırlarını belirleyecek birden fazla vektör çizilebilmektedir. DVM'nin amacı, bu iki farklı sınıfı olabildiğince keskin bir şekilde ayıracak vektörü (hiper düzlem) belirlemektir. Belirlenecek olan hiper düzlem, sınıfların sınırlarına olan mesafesi eşit uzaklıkta olacak biçimdedir. DVM, veri setinin doğrusal olarak ayrılabilme ve ayrılamama durumuna göre ikiye ayrılmaktadır [94, 95].

3.2.4.1 Doğrusal Destek Vektör Makineleri

Verileri birbirinden doğrusal olarak ayıran fonksiyondan faydalanılarak, farklı sınıflarda yer alan ancak birbirine en yakın olan noktalar arasındaki uzaklığı maksimum hale getirecek optimum hiper düzlemi bulmayı amaçlayan en temel DVM algoritmasıdır [76, 96].

Bir DVM'yi eğitmek için X, xi özellik vektörlerini ve yi sınıf etiketlerini ifade eden n örnekten oluşan bir eğitim kümesi olmak üzere aşağıdaki biçimde olsun.

$$X = \left\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n), x \in R^d, y \in \{-1, +1\}\right\} \tag{3.11}$$

İki sınıfı ayıracak olan optimal hiper düzlem denklem (3.12) şeklinde tanımlanabilir:

$$H_0: wx^T + b = 0 \tag{3.12}$$

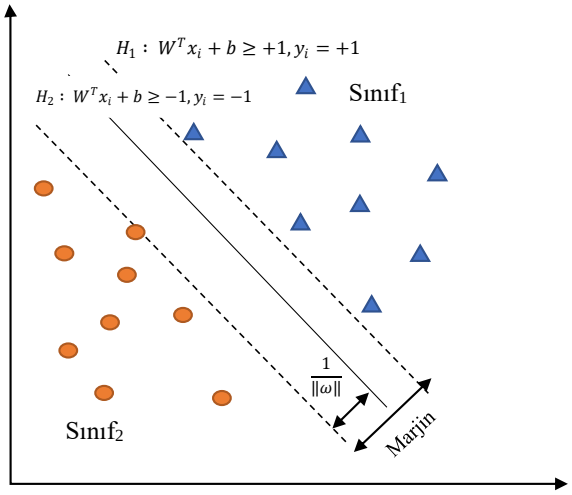
Burada x giriş özellik vektörü, w ağırlık vektörü ve b skalerdir. DVM'nin amacı, marjı (H_1 ve H_2 arasındaki mesafe) maksimize edecek en uygun hiper düzlemi tanımlayan w ve b değerlerini belirlemektir [96, 97].

Hiper düzlem, eğitim setinin tüm elemanları için aşağıdaki denklem (3.13)'te verilen kısıtlamaları sağlar:

$$\begin{aligned} H_1: w^T x_i + b \geq +1, y_i = +1 \\ H_2: w^T x_i + b \leq -1, y_i = -1 \end{aligned} \tag{3.13}$$

Denklem (3.13) ile verilen denklemler özetlenerek denklem (3.14) biçiminde ifade edilir.

$$y_i(w^T x_i + b) \geq +1, i = 1, \dots, n \tag{3.14}$$



Şekil 3.4 İki sınıfı ayıran optimal hiper düzlem

Şekil 3.4'te görüldüğü üzere H_1 ve H_2 hiper düzlemleri H_0 hiper düzlemine eşit uzaklıkta ve marjin olarak ifade edilen aralarındaki bu mesafe $\frac{2}{\|w\|}$ ile hesaplanmaktadır.

Doğrusal olarak ayrılabilen verilerde bu mesafenin maksimizasyonu için $\|w\|$ değerinin minimize edilmesi gerekir. Böylece en uygun hiper düzlemin belirlenmesi için doğrusal kısıtlar denklem (3.15)'i içeren bir optimizasyon probleminin çözümü gerekir [73].

$$\begin{aligned} &\text{Amaç fonksiyonu: } \min\left(\frac{1}{2}\|w\|^2\right) \\ &\text{Koşul: } y_i(w^T x_i + b) \geq +1 \end{aligned} \tag{3.15}$$

Bu problemin çözümü için Lagrange fonksiyonundan yararlanılır. a_i`ler Lagrange çarpanı olmak üzere, fonksiyonun ifadesi denklem (3.16)'da verilmiştir.

$$L_p = \frac{1}{2}\|w\|^2 - \sum_{i=1}^{n} a_i[y_i(w^T x_i + b) - 1] \tag{3.16}$$

Burada amaç, L_p fonksiyonunu minimize edecek *w* ve *b* ile fonksiyonu maksimize edecek $a_i \geq 0$ değerlerinin belirlenmesidir. Bu problem ise denklem (3.17)'de verilen Karush-Kuhn-Tucker (KKT) koşulları kullanılarak çözülür [97].

$$\frac{\partial L_p}{\partial w} = 0 \Rightarrow \sum_{i=1}^{n} a_i y_i x_i = w \tag{3.17}$$

$$\frac{\partial L_p}{\partial b} = 0 \Rightarrow \sum_{i=1}^{n} a_i y_i = 0$$

Denklem (3.17)'de verilen koşullar denklem (3.18)'de yerine yazıldığında ikinci dereceden bir programlama probleminin dual formu elde edilir.

$$L_d = \sum_{i=1}^{n} a_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{n} a_i a_j y_i y_j x_i^T x_j \tag{3.18}$$

Elde edilen L_d dual problemi aşağıdaki (3.19) kısıtlara bağlı olarak 2. dereceden programlama teknikleriyle çözülür.

$$\sum_{i=1}^{n} a_i y_i = 0 \text{ ve } a_i \geq 0 \tag{3.19}$$

Sınıflandırma problemlerinde bazen veriler bu şekilde doğrusal olarak ayrılamayabilir. Bu tür durumlarda bazı örnekler marjin bölgesinde kalarak bir sınıfa dahil olamama ya da hiper düzlemin diğer tarafında kalarak yanlış sınıflandırmadan kaynaklanan problemler oluşabilir. DVM algoritmaları bu tür problemleri çözmek için minimum hata ile sınıfların doğrusal olarak ayrılmasına izin veren soft marjin yaklaşımını kullanır. Bu yaklaşımda DVM, minimum sınıflandırma hatası ile maksimum marjinli hiper düzlemi bulmaya çalışır [98, 99].

Oluşan bu optimizasyon probleminin çözümü için, sınır değerlerini aşma durumunu simgeleyen $\xi i \geq 0$ değişkeni amaç fonsiyonuna eklenerek denklem (3.20) haline dönüştürülür.

$$y_i(w^T x_i + b) \geq 1 - \xi, i = 1, \dots, n \tag{3.20}$$

Hata değerlerinin de amaç fonksiyonuna eklenmesiyle yeni oluşan optimizasyon probleminin çözümü denklem (3.21)'de ifade edilmiştir.

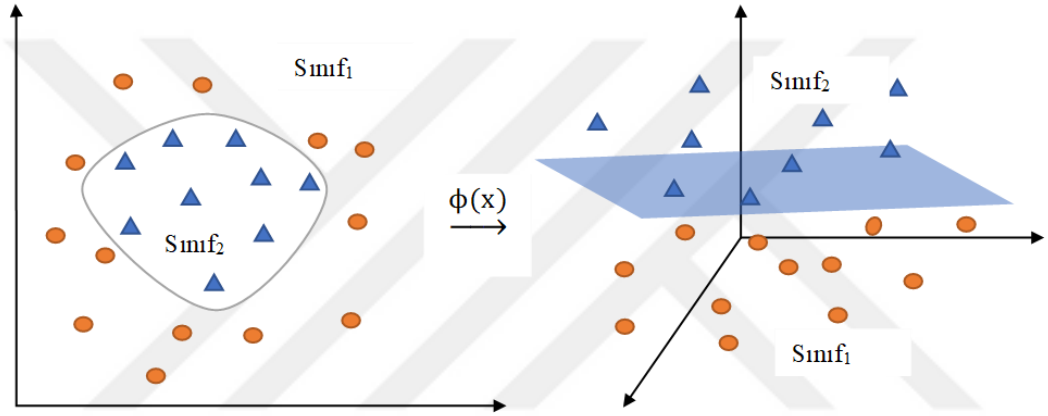
$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^{n} \xi_i \tag{3.21}$$

Buradaki C değeri, yanlış sınıflandırılan örnek sayıları ile destek vektörlerin sayısı arasındaki dengeyi sağlamak amacıyla kullanılan bir hiper parametredir. Denklem (3.21)'de elde edilen optimizasyon problemi, doğrusal olarak ayrılabilen

optimizasyon probleminde olduğu gibi Lagrange çarpanları ve KKT koşulları kullanılarak çözülür.

3.2.4.2 Doğrusal Olmayan Destek Vektör Makineleri

Özellikle gerçek yaşam problemlerine ait veriler her zaman doğrusal bir hiper düzlem ile sınıflarına ayrılamayabilir. Bu tür durumlarda sınıfları eğriler yardımıyla ayırmak mümkün olabilir ancak bu eğri denklemlerini tahmin etmek oldukça zordur. Bunun yerine, veri setinden elde edilen girdi vektörünü, kendisinden daha yüksek boyutta bir uzaya taşıyarak sınıfları doğrusal olarak ayırabilecek bir hiper düzlem bulmak mümkün olur [94, 95].



Şekil 3.5 Çekirdek fonksiyonu ile verinin daha yüksek boyuta dönüştürülmesi

Şekil 3.5'de ifade edilen dönüştürme işleminin matematiksel ifadesi, $x \in R^n$ girdi vektörünü, yüksek boyuttaki uzayda $z \in R^F$vektörüne dönüştürmek için kullanılan $\phi: R^n \rightarrow R^F, z = \phi(x)$ fonksiyonu şeklindedir. Burada boyut değişikliğini sağlayan $\phi(x)$fonksiyonu yerine girdi uzayındaki verileri kullanarak bir çekirdek fonksiyonu işleme dahil edilir. $\phi(x)$fonksiyonu yerine çekirdek fonksiyonlarının kullanılması, destek vektörleri ile özellik vektörleri arasındaki iç çarpımları hesaplamada kolaylık ve düşük maliyet açısından avantaj sağlamaktadır. Giriş vektörlerini içeren çekirdek fonksiyonlarının genel ifadesi denklem (3.22)'de gösterildiği şekildedir [99, 100].

$$K\left(x_i^T x_j\right) = \phi(x_i)^T \phi(x_i) \tag{3.22}$$

DVM ile yapılacak sınıflandırma işlemlerinde kullanılacak olan çekirdek fonksiyonunun seçimi oldukça önemlidir. Farklı çekirdek fonksiyonlarının seçimi

model performanslarında farklılık gösterebilmektedir. Bu sebeple DVM sınıflandırma performansına yönelik çekirdek fonksiyonu gibi veriye en uygun olan parametreleri seçmek çok önemlidir. Literatürde sıklıkla kullanılan çekirdek fonksiyonları Tablo 3.2'de verilmiştir.

Tablo 3.2 DVM' de Kullanılan Çekirdek Fonksiyonları

Çekirdek	$\boldsymbol{K(x_i^T x_j)}$
Doğrusal Çekirdek	$x_i^T x_j$
Radyal Tabanlı Fonksiyon Çekirdek	$exp\left(-\gamma\|x_i - x_j\|^2\right), \gamma > 0$
Sigmoid Çekirdek	$tanh(\gamma x_i^T x_j + r)^d, \gamma > 0$
Polinomyal Çekirdek	$(\gamma x_i^T x_j + 1)^d, \gamma > 0$

3.2.5 Hiyerarşik Kümeleme

Kümeleme, bir veri setindeki verilerin sahip oldukları özelliklerin benzerliklerine göre homojen gruplara ayrılması işlemidir. Kümeleme analizi, denetimsiz bir makine öğrenmesi algoritmasıdır. Kümelemenin amacı, veri setinde bulunan farklı grup ya da sınıfları tespit edip, birbirlerine olan benzerliklerine ve diğer gruplar ile aralarındaki farklara göre birbirlerinden ayırmaktır. Kümeleme analizi yapıldığında oluşan gruplar arasındaki farklılığın ve grup içi benzerliğin yüksek olması beklenir yani küme içinde homojenliğe ve kümeler arasında heterojenliğe sahip olması beklenir [101, 102]. Hiyerarşik kümeleme analizi, hiyerarşik bir yapıyı takip ederek kümeleme işlemlerini gerçekleştiren bir makine öğrenmesi yöntemidir. Veri setinde yer alan örneklerle, bir mesafe metriği veya benzerlik ölçüsü kullanılarak kümeleme analizi gerçekleştirilir. Başlangıçta küme sayısını belirtmeye gerek olmadan verinin içindeki kümeleri kendi oluşturan denetimsiz bir makine öğrenmesi yöntemidir. Temel amacı, verilere ait özelliklerin benzerliklerine göre bir araya gelmesine veya farklılıklarına göre ayrışmasına dayanarak kümeleri oluşturmaktır. Yapılan analizin sonuçları dendrogram adı verilen ağaç formunda hiyerarşik bir yapıyla elde edilir. Dendrogram anlaşılması ve yorumlanması kolay olan bir temsil şeklidir. Yatay ekseni veri noktalarını, dikey ekseni ise veri noktaları ile oluşan kümeler arasındaki mesafeye karşılık gelen değerleri göstermektedir.

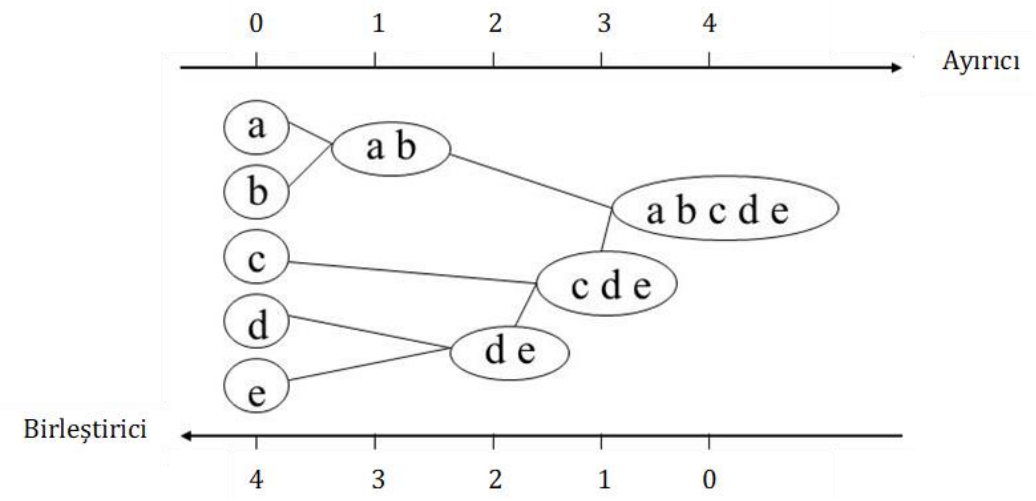
Dendrogramın kesme noktaları kümeleri belirlemede önemli bir role sahiptir böylece farklı noktalardan kesilerek farklı kümeler elde edilebilmektedir [103, 104]. Kümeleme analizinde en önemli adımlardan biri gözlemler arasındaki mesafelerin hesaplanmasıdır. Gözlemler arasındaki bu mesafelerin benzerliğine göre kümeleme işlemi gerçekleştirilir. İki nokta arasındaki mesafeyi hesaplamak için farklı uzaklık ölçümleri bulunmaktadır. En sık kullanılan uzaklık ölçüleri aşağıda tanımlanan Minkowski, Öklid ve Manhattan uzaklığıdır [105].

$$L_p(x_a, x_b) = \left(\sum_{i=1}^{n} \left| x_{i,a} - x_{i,b} \right|^p \right)^{\frac{1}{p}} ; \forall p \geq 1, p \in Z^+ \tag{3.23}$$

Denklem (3.23)'de verilen Minkowski uzaklığının $p = 1$ olduğu durumda Manhattan uzaklığı, $p \to \infty$ Chebyshev uzaklığı ve $p = 2$ olduğu durumda en sık kullanılan Öklid uzaklığı denklem (3.24) elde edilir.

$$L_p(x_a, x_b) = \sqrt{\sum_{i=1}^{n} \left(x_{i,a} - x_{i,b} \right)^2} \tag{3.24}$$

Hiyerarşik kümeleme, ayırıcı hiyerarşik kümeleme ve birleştirici hiyerarşik kümeleme olmak üzere iki farklı yaklaşıma sahiptir. Hiyerarşik ayrışmanın aşağıdan yukarıya ya da yukarıdan aşağıya doğru olmasından dolayı bu yaklaşımlar ortaya çıkmaktadır. Bu durum, her bir aşamada alt seviyeden iki kümeyi birleştirme ya da yüksek seviyeden bir kümeyi ayırma esasına dayanır [106]. Birleştirici ve ayırıcı hiyerarşik kümeleme algoritmalarının genel yapısı Şekil 3.6'da gösterilmiştir. Denklem (3.23) ve denklem (3.24)'te $x_{i,a}$, $x_{i,b}$ a ve b kümelerindeki x vektörlerinin i. elemanı göstermekte olup, L_p (x_a, x_b) ifadesi a ve b kümeleri arasındaki uzaklığı ifade etmektedir.



Şekil 3.6 Birleştirici ve Ayırıcı Hiyerarşik Kümeleme Yöntemleri [107]

3.2.5.1 Birleştirici Hiyerarşik Kümeleme

Birleştirici hiyerarşik kümeleme aşağıdan yukarıya doğru çalışan bir yapıdır. Başlangıçta her bir veri birbirinden bağımsız bir küme kabul edilir. Her iterasyonda kümeler arasındaki mesafeler ölçülerek bir benzerlik matrisi oluşturulur. Birbirine en çok benzerlik gösteren kümeler yani benzerlik matrisinde en yüksek değere sahip olanlar bir sonraki adımda birleştirilir. Benzerlik matrisi her adımda güncellenerek birbiriyle benzerlik gösteren kümeler birleştirilir ve böylece toplam küme sayısı her adımda bir azalmış olur. Bu işlem tüm kümeler bir araya gelerek tek bir küme oluşana kadar devam eder. Ardından kümeleme işleminin sonuçları dendrogram oluşturularak tüm birleşmeyi ve kümeleri gösterecek şekilde görselleştirilir [108]. Birleştirici hiyerarşik kümeleme algoritmasında, iki küme arasındaki benzerlik ve uzaklık ölçütlerini hesaplamak için farklı bağlantı yöntemleri kullanılabilmektedir. Bağlantı yöntemlerinin farklılıkları mevcut kümeler ile oluşturulacak olan yeni kümeler arasındaki benzerlik değerlerinde güncelleme yaparken farklılık göstermektedir [109].

İki küme arasındaki uzaklık hesaplama yöntemlerinden; Tam Bağlantı (Complete Linkage), Tek Bağlantı (Single Linkage), Ortalama Bağlantı (Average Linkage), Merkezi Bağlantı (Centroid Linkage) ve Ward Bağlantı yöntemi en yaygın kullanılan bağlantı yöntemleridir.

- **Tek bağlantı yöntemi**

Tek bağlantı yöntemi, en yakın komşu algoritması olarak da bilinmektedir. İki küme arasındaki benzerliği, bu kümelere ait gözlem çiftleri arasındaki minimum

uzaklık değerini herhangi bir uzaklık ölçme yöntemi ile ölçerek belirler. Birbirine en yakın olarak belirlenen iki kümeye birleştirme işlemini gerçekleştirir [108].

- **Tam bağlantı yöntemi**

Tam bağlantı yöntemi tek bağlantı yöntemine benzer olarak, kümeler arası benzerliği iki küme arasındaki en büyük uzaklık dikkate alarak ölçmektedir. Yani, her bir kümedeki en uzak noktalar arasındaki mesafe, küme birleştirme kararını belirlemek için kullanılmaktadır [108]. İki küme arasındaki en uzun mesafe $\max\{d(x, y): x \in A, y \in B\}$ şeklinde ifade edilir. İki küme arasındaki en kısa mesafe $\min\{d(x, y): x \in A, y \in B\}$ şeklinde ifade edilir.

- **Ortalama bağlantı yöntemi**

Ortalama bağlantı yöntemi, iki küme arasındaki mesafeyi, ilk kümedeki tüm örnekler ile ikinci kümedeki örnekler arasındaki her bir uzaklığı hesaplayarak ve bu uzaklıkların ortalamasını alarak ölçmektedir. Ardından bu mesafe ölçüsüne göre birleştirme işlemini gerçekleştirir. Ortalama bağlantı yöntemine göre iki küme arasındaki uzaklık denklem (3.25)'de verildiği şekilde hesaplanmaktadır [108].

$$\frac{1}{|A||B|}\sum_{x\in A}\sum_{y\in B} d(x, y) \tag{3.25}$$

- **Merkezi bağlantı yöntemi**

Merkezi bağlantı yöntemi, iki kümenin merkezleri arasındaki mesafeyi kullanarak birleştirme işlemini gerçekleştirir. Bir kümeye ait tüm gözlemlerin ortalamaları alınır ve bu değer kümenin merkezi olarak kabul edilir. Ardından kümeler arasındaki mesafe kareli Öklid uzaklığı kullanılarak hesaplanır ve bu değere göre kümeler birleştirilir. Kümelerler birleştikçe küme merkezleri yer değiştirmektedir. Merkezi bağlantı yöntemi ve ortalama bağlantı yönteminin benzer avantajı, bu yöntemler uç değerlerden, diğerler yöntemlere göre daha az etkilenmektedir [110]. Merkezi bağlantı yöntemine göre iki küme arasındaki mesafeyi hesaplamak için A ve B iki küme, $m_A$ve m_B bu kümelerin merkezi denklem (3.26) kabul edilsin.

$$m_A = \frac{1}{|A|}\sum_{x\in A} x, m_B = \frac{1}{|B|}\sum_{y\in B} y \tag{3.26}$$

Merkezleri m_A ve m_B olan iki küme arasındaki uzaklık, denklem (3.27) kullanılarak hesaplanmaktadır.

$$d(A,B) = \|m_A - m_B\|^2 \tag{3.27}$$

- **Ward bağlantı yöntemi**

Ward tarafından 1963 yılında ortaya atılan ve küme içi varyansı minimize etmeyi amaçlayan istatistiksel bir yöntemdir. Bu yöntem, bir kümeye ait her bir gözlemin küme merkeziyle arasındaki ortalama uzaklığı dikkate alarak, hata kareler toplamını hesaplar. Amacı, hata kareler toplamını minimize edecek yani küme içinde homojen, kümeler arasında ise heterojen bir yapı elde edecek şekilde birleştirme işlemini gerçekleştirerek kümeler oluşturmaktır [111]. Ward bağlantı yöntemine göre hata kareler toplamını hesplamak için önce kümelerin ortalaması denklem (3.28) ile hesaplanır [112].

$$\mathrm{m_i} = \frac{1}{|\mathrm{A_i}|}\sum_{\mathrm{x}\in \mathrm{A_i}} \mathrm{x} \tag{3.28}$$

Her kümeye ait gözlemler ile küme merkezi arasındaki hata kareler toplamı:

$$\mathrm{E} = \sum_{\mathrm{k}=1}^{\mathrm{K}} \sum_{\mathrm{x}\in \mathrm{A_k}} \|\mathrm{x_i} - \mathrm{m_k}\|^2 \tag{3.29}$$

Denklem (3.29) ile hesaplanmaktadır. Birleşen iki kümenin, diğer kümeler ile aralarındaki hata kareler farkı ise denklem (3.30)'da verilmiştir.

$$\Delta \mathrm{E_{ij}} = \frac{\mathrm{A_i A_j}}{\mathrm{A_i + A_j}} \left\|\mathrm{m_i} - \mathrm{m_j}\right\|^2 \tag{3.30}$$

$\Delta \mathrm{E_{ij}}$ ile ifade edilen farkın en az olduğu kümeler birleştirilerek kümeleme işlemi gerçekleştirilir.

3.2.5.2 Ayrıştırıcı Hiyerarşik Kümeleme

Ayırıcı hiyerarşik kümeleme yöntemi birleştirici yönteminin tersi olan yukarıdan aşağıya doğru çalışan bir yapıdadır. Başlangıçta tüm veriler tek bir küme kabul edilir ve her iterasyonda mevcut kümelerden birini yukarıdan aşağıya doğru yinelemeli olarak iki alt kümeye böler. Bu yineleme sonunda tüm kümeler yalnızca tek bir eleman içerene kadar devam eder [107]. Ayrıştırıcı hiyerarşik kümeleme

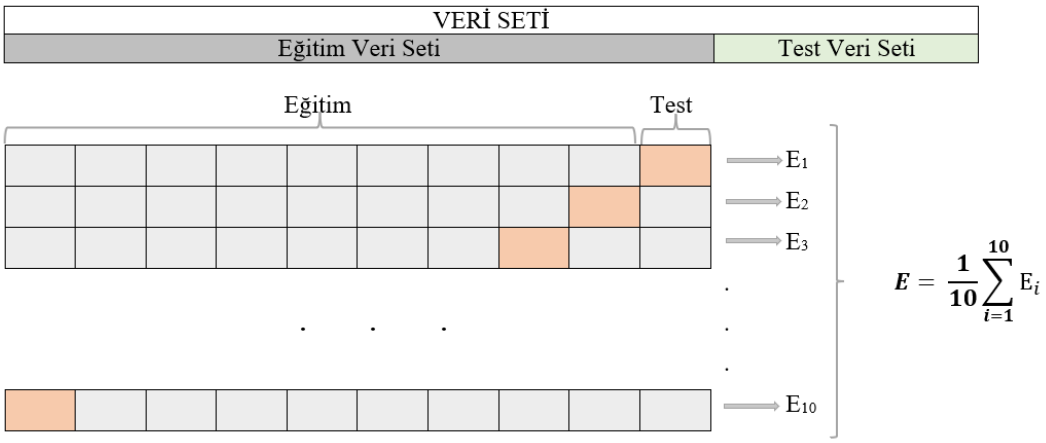
algoritması, önce tüm örneklerden oluşan kümedeki elemanların birbirleriyle olan mesafelerini hesaplar ardından en uzak mesafede olan bir örneği seçerek onu başka bir kümeye atarak ayrıştırma işlemini gerçekleştirir. Başlangıçtaki kümede yer alan gözlemlerden yeni oluşan kümeye daha yakın olanlar atanarak her bir gözlem tek bir küme olana kadar bu işlem tekrarlanır [113].

3.3 K-Katlı Çapraz Doğrulama

Makine öğrenmesi yöntemleri uygulanırken, veri setinin eğitim ve test verisi olarak iki bağımsız kümeye ayrılması temel adımlardan biridir. Bu yönteme bekletme (Hold-out) yöntemi denir. Bu yöntemde veriler iki bağımsız kümeye ayrılır. Eğitim seti üzerinden model kurulur yani eğitilir, ardından test veri seti üzerinden eğitilen modelin performansı değerlendirilir [114]. Bir modeli oluştururken tahmin fonksiyonunun parametrelerini öğrenmek ve ardından aynı veriler üzerinden test etmek metodolojik bir hataya sebep olur. Çünkü tüm örneklerin etiketlerini bilerek onları tahmin etmeye çalışan bir model mükemmel bir performans gösterir. Bu duruma aşırı uyumluluk denir. Aşırı uyumlu bir model yeni gelen veriler üzerinde doğru tahminler yapamaz. Bu durumdan kaçınmak için başlangıçtaki veri setinde test verileri eğitim verilerinden ayrılır.

K-katlı çapraz doğrulama yöntemi, bekletme yönteminin geliştirilmiş bir halidir. Bu yöntem veri setini k eşit alt kümeye böler ve bekletme yöntemini k kez tekrarlar. Veri setinin kaç tane altkümeye bölüneceği k ile temsil edilir. k değeri genellikle 3, 5 yada 10 olarak seçilir. Bu değer arttıkça model eğitim aşamasını çok fazla tekrar edeceği için oldukça pahalı bir hesaplamaya ve zaman kaybına sebep olacaktır.

Bölünen k tane altkümeden her seferinde k-1 tanesi eğitim veri seti, kalan kısım ise test veri seti olarak kullanılır. Bu prosedür k kez tekrarlanır ve her seferinde farklı bir eğitim kümesi üzerinden oluşturulan model, birbirinden farklı olan test kümeleriyle değerlendirilir. Bu süreç sonunda k tane test hatası elde edilir. Bu test hatalarının ortalaması alınarak modelin performansı tahmin edilir [115]. Şekil 3.7 `de k=10 için 10-katlı çapraz doğrulama süreci verilmiştir.



Şekil 3.7 10-katlı Çapraz Doğrulama işlemi

3.4 Model Performans Ölçütleri

Makine öğrenmesi algoritmalarının model performanslarının değerlendirilmesi sürecin önemli bir aşamasıdır. Performansı yüksek bir model oluşturmak hem modeli geliştirmede hem de daha sonra oluşabilecek problemlerden kaçınmak için oldukça önemlidir. Sınıflandırma veya kümeleme algoritmaları ile kurulan modellerin sonucunda model başarısının ne kadar olduğu, birden çok model arasında hangisinin daha başarılı olduğunu belirleyebilmek için bazı model performans ölçütleri kullanılmaktadır. Bu ölçütler karmaşıklık matrisi üzerinden elde edilmektedir. Karmaşıklık matrisi, hedef niteliğe ait tahminlerin ve gerçek değerlerin kesiştiği bir matris şeklindedir. Bu matris, model performansını değerlendirmek için kullanılan diğer metriklerin hesaplanmasına olanak sağlar [116]. Tablo 3.3`de örnek bir karmaşıklık matrisi verilmiştir.

Tablo 3.3 Karmaşıklık Matrisi

		Tahmin değerleri	
Gerçek değerler		Pozitif	Negatif
	Pozitif	Doğru Pozitif (DP)	Yanlış Negatif (YN)
	Negatif	Yanlış Pozitif (YP)	Doğru Negatif (DN)

Karmaşıklık matrisinde satırlar gerçek durumu temsil ederken, sütunlar tahmin değerlerini temsil etmektedir. Matris üzerinde yer alan kavramlar:

- Doğru Pozitif (DP): Gerçek durumu pozitif olan ve model tarafından pozitif olarak tahmin edilen verilerin sayısıdır.
- Yanlış Pozitif (YP): Gerçek durumu negatif olan fakat model tarafından pozitif olarak tahmin edilen verilerin sayısıdır.
- Yanlış Negatif (YN): Gerçek durumu pozitif olan fakat model tarafından negatif olarak tahmin edilen verilerin sayısıdır.
- Doğru Negatif (DN): Gerçek durumu negatif olan ve model tarafından da negatif olarak tahmin edilen verilerin sayısıdır.

Karmaşıklık matrisinde yer alan bu değerler kullanılarak model performans ölçütleri hesaplanmaktadır. Başlıca kullanılan model performans ölçütleri doğruluk oranı (accuracy), hassasiyet (precision), duyarlılık (recall), F-skoru (F-measure) şeklindedir.

3.4.1 Doğruluk (Accuracy) Oranı

Doğruluk oranı, model tarafından doğru sınıflandırılan veri noktalarının sayısının tüm veri kümesinin toplam veri noktası sayısına oranıyla (3.31) hesaplanır. Doğru sınıflandırılan örneklerin oranını gösterir. Sınıflandırma problemlerinde yaygın olarak kullanılan performans ölçütüdür. Modelin sınıflandırma başarısını ölçmek için sadece doğruluk değerine bakmak her zaman yeterli olmayabilir. Eğer sınıflar arası dağılım düzensiz olduğunda, yani dengesiz veri seti ile model kurulduğunda modelin performansının ölçümünde doğruluk değeri yanıltıcı olabilir [52].

$$\text{Doğruluk} = \frac{\text{DP} + \text{DN}}{\text{DP} + \text{YN} + \text{YP} + \text{DN}} \tag{3.31}$$

3.4.2 Hassasiyet (Precision)

Hassasiyet ölçütü, doğru sınıflandırılan pozitif örneklerin sayısının pozitif olarak tahmin edilen toplam örnek sayısına oranıdır. Bu oran, [0, 1] aralığında bir değer alır [52].

$$\text{Hassasiyet} = \frac{\text{DP}}{\text{DP} + \text{YP}} \tag{3.32}$$

3.4.3 Duyarlılık (Recall)

Duyarlılık, doğru sınıflandırılmış pozitif örneklerin sayısının gerçek sınıfı pozitif olan tüm örneklerin sayısına oranıdır. Duyarlılık, gerçekte pozitif olan durumları

pozitif olarak etiketleme performansıdır, gerçek pozitif oranı olarak da adlandırılır. Bu oran [0, 1] aralığında bir değer alır [52].

$$\text{Duyarlılık} = \frac{\text{DP}}{\text{DP} + \text{YN}} \tag{3.33}$$

3.4.4 F-Ölçütü

Hassasiyet ve duyarlılık değerlerini tek başına anlamlı sonuçlar çıkarmak için yeterli olmayabilir. F-ölçütü bu iki değerin harmonik ortalaması alınarak hesaplanır (Denklem (3.34)). Hassasiyeti ve duyarlılığı bir arada değerlendiren F-ölçütü sayesinde daha anlamlı sonuçlar üretebilmektedir. Sınıflar arası dağılım düzensiz olduğunda F-ölçütünün tercih edilmesi daha iyi bir değerlendirme sağlar. F-ölçütü, 0 ile 1 arasında değerler almaktadır. Doğru tahminlerde bulunan bir sınıflandırıcının F-ölçütü değerinin 1'e yakın olması beklenir [52].

$$\text{F} - \text{Ölçütü} = \frac{2 \cdot \text{Hassasiyet.Duyarlılık}}{\text{Hassasiyet} + \text{Duyarlılık}} \tag{3.34}$$

3.5 Permütasyon Özelliği Önem Yöntemi

Makine öğrenmesi algoritmaları ile regresyon ya da sınıflandırma yaparken iki önemli amaç vardır. Bunlardan ilki, bir dizi özellik değişkenini kullanarak belirli bir değişkeni tahmin etmek ya da sınıfını belirlemek için model kurmak, ikincisi ise tahmin edici özelliklerin ilgilenilen değişken üzerinde nasıl bir etkiye sahip olduğunu belirlemektir. Bu ikinci özellik, verideki ilişkileri ortaya çıkarmayı, veri setinde yer alan değişkenlerin model üzerinde en etkili olanlarını ve anlamlı olmayan özellikleri belirlemeyi sağlamaktadır. Ayrıca önem değeri düşük olan değişkenlerin belirlenip modelden çıkarılması kullanılan örnek sayısının az ancak nitelikli olmasını sağlar. Böylece model performansını arttırmaya fayda sağlamaktadır [117].

Permütasyon özelliği önemi, makine öğrenmesi uygulamalarında değişkenlerin önem değerlerini ölçmek için kullanılan bir model sonrası analiz tekniğidir. Doğrusal ve doğrusal olmayan tahmin ediciler için oldukça başarılı bir tekniktir. Bu yöntemin arkasındaki fikir oldukça basittir. Örneğin, bir değişkenin model üzerindeki önemi tespit edilmek isteniyorsa, o değişken veri setinden kaldırılarak modelin doğruluğunu kontrol edilir. Bu modelin doğruluk değeri ile orijinal modelin doğruluk değeri arasındaki değişkenin önem değerini verir. Permütasyon

özelliği önem yöntemi de bu teknikle çalışır ancak önem değeri belirlenmek istenen değişken modelden çıkarılmak yerine modelin doğruluğundaki tutarsızlığı ölçmek amacıyla o değişkenin rastgele değeri kullanılır [118].

Önem değerini tahmin etme yöntemi 3 temel adımda uygulanır. İlk olarak kullanılacak olan makine öğrenme algoritması eğitilir ve test edilir. Modelin belirlenen performans ölçütleri kaydedilir. Ardından veri setindeki özellik önemi belirlenecek olan değişken, geriye kalan tüm değişkenler sabit kalacak şekilde rastgele karıştırılır. Model karıştırılmış olan değişkene dayalı yeni bir tahmin oluşturur ve performans ölçütleri kaydedilir. Son adımda ise yeni tahminin, orijinal modelin tahminine göre düşüşü hesaplanarak özelliğin önem değeri belirlenmiş olur. Bu işlemler tüm özellikler için tekrarlanır.

Değiştirilen özellik bağımlı değişken ile güçlü bir ilişkiye sahipse, tahmin hatasının önemli ölçüde arttığı ve model puanının düştüğü gözlemlenir [82]. Bu teknik, modelden bağımsız olmanın avantajını kullanır ve özelliğin önemi üzerindeki hatayı tahmin etmek için özelliğin farklı permütasyonlarıyla birden çok kez hesaplanabilir. Permütasyon özellik önem yönteminin algoritması aşağıda veriliştir [119]:

- Girdiler: m uygun tahmin modeli, D veri seti (eğitim ya da test).
- Modelin başarısı (s) hesaplanır (Örneğin, sınıflandırma algoritması için doğruluk değeri).
- Her bir j özelliği için (D veri setinin kolonları):
  - Her $k \in K$ için (K rastgele karıştırma tekrar sayısı)
    - j sütunu rastgele karıştırılır, $D_{k,j}$ oluşturulur. ($D_{k,j}$, veri setinin karıştırılan değişkeni içeren versiyonu)
    - m modelinin $D_{k,j}$ veri seti üzerinde $s_{k,j}$ başarısı hesaplanır.
  - f_j özelliğinin, I_j önem değerini hesaplanır (Denklem (3.35)).

$$I_j = s - \frac{1}{K}\sum_{k=1}^{K} s_{k,j} \tag{3.35}$$

3.6 Kullback-Leibler Uzaklığı (KL Divergence)

Kullback-Leibler uzaklığı, olasılık dağılımları arasındaki farklılığın bilgiye dayalı bir ölçüsüdür. İlk olarak Solomon Kullback ve Richard Leibler tarafından (1951)

"iki tür arasındaki ayrım için ortalama bilgi" olarak tanımlanmış olan bu ölçüt, aynı zamanda bir sistemin düzensizliğini ölçen Boltzmann`ın entropi kavramının negatif değerli hali ve Shannon`un bilgi teorisinde geçen bilgi tanımının bir uzantısıdır [120].

KL uzaklığı, bir x değişkeni üzerindeki iki olasılık dağılımı arasındaki farkı ölçmek için kullanılan istatistiksel bir uzaklıktır. Bu uzaklık, iki dağılım arasında asimetriktir ve üçgen eşitsizliğini sağlamaz, bu nedenle teknik olarak bir mesafe ölçüsü değildir. P ve Q iki olasılık dağılımı arasındaki KL uzaklığının gösterimi, $D_{KL}(P \parallel Q)$ şeklindedir. Burada $\parallel$ notasyonu P'nin Q'dan ıraksamasını gösterir. Bilgi teorisinde ve makine öğrenmesinde, P dağılımının yerine alternatif bir Q dağılımının kullanılmasıyla elde edilen bilgi kazancı veya kaybı anlamına gelen entropi olarak adlandırılır [120].

Bir X örnek uzayında aynı x rastgele değişkeni üzerindeki $P(x)$ ve $Q(x)$ olasılık dağılımlarının KL uzaklığı denklem (3.36) ve denklem (3.37)'de verildiği gibi tanımlanır:

Kesikli dağılımlar durumunda;

$$D_{KL}(P \parallel Q) = \sum_{x \in X} P(x) \log\left(\frac{P(x)}{Q(x)}\right) \tag{3.36}$$

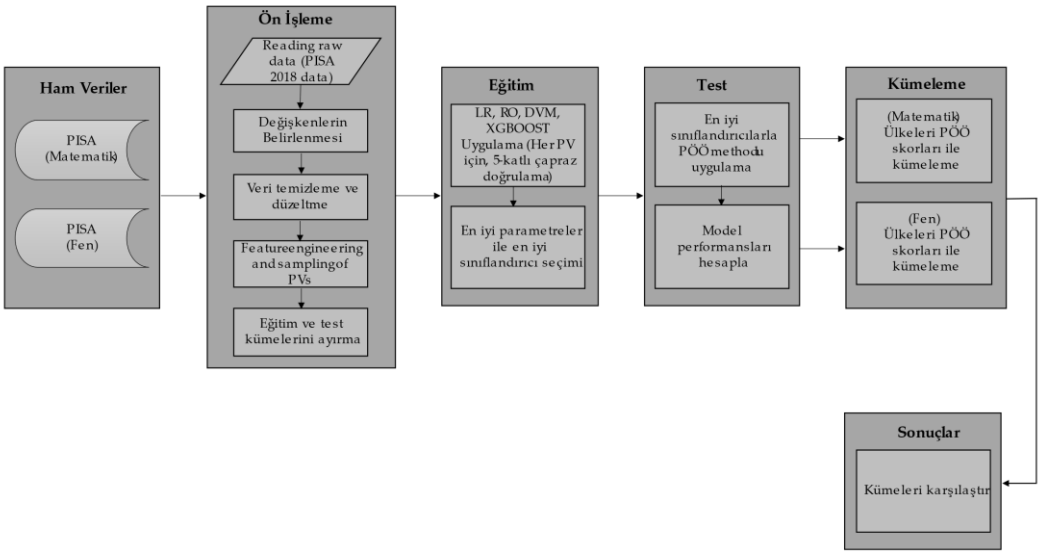
Sürekli olasılık dağılımlar durumunda;

$$D_{KL}(P \parallel Q) = \int_{-\infty}^{\infty} P(x) \log\left(\frac{P(x)}{Q(x)}\right) dx \tag{3.37}$$

KL uzaklığı simetrik olmadığı için $D_{KL}(P \parallel Q)$ değeri ile $D_{KL}(Q \parallel P)$ değeri eşit değildir. Bu uzaklık değeri pozitif ya da 0 değerini alır. $D_{KL}(P \parallel Q) = 0$ olduğu durumda iki olasılık dağılımı birbirine eşittir [121].

4
UYGULAMA

Bu tez çalışmasında 2020 yılında OECD'nin web sayfasında yayınlanan PISA 2018 değerlendirmesine ait veriler kullanılmıştır [122]. Araştırmada kullanılan ham veri seti, PISA 2018 değerlendirmesindeki 37 OECD ülkesinin matematik okuryazarlığı ve fen okuryazarlığı alanındaki bilişsel testlerin ve öğrenci anketlerinin cevaplarından oluşmaktadır. Bu çalışmanın uygulama kısmı üç bölümde incelenmiştir. İlk olarak, PISA 2018 değerlendirmesine katılan 37 OECD ülkesinin örneklemine dayalı olarak öğrencilerin matematik okuryazarlığı ve fen okuryazarlığı alanlarındaki başarı puanları, sosyo-ekonomik ve demografik özellikleri kullanılarak bu iki alandaki başarı düzeylerinin LR, RO Algoritması, DVM ve XGBoost Algoritmaları ile sınıflandırma performanslarının belirlenmesine yöneliktir. İkinci aşamada, öğrencilerin matematik okuryazarlığı ve fen okuryazarlığı alanlarındaki başarılarında sosyo-ekonomik ve demografik özelliklerin etkileri hesaplanarak, matematik okuryazarlığı ve fen okuryazarlığı başarısına etki eden önem değeri yüksek değişkenler belirlenecektir. Son aşamada ise ülkeler değişkenlerin matematik ve fen okuryazarlığı başarısı üzerindeki etkilerine göre ayrı ayrı kümelenerek, ülkeler arasındaki benzerlik ve farklılıklar yorumlanacaktır. İki ayrı kümeleme analizi sonucunda oluşan küme grupları karşılaştırılarak matematik ve fen okuryazarlığı alanları arasında ülkelere göre benzer bir ilişki olup olmadığı yorumlanacaktır. Uygulama bölümünde gerçekleştirilecek olan adımların akış diyagramı Şekil 4.1'de verilmiştir.



Şekil 4.1 Araştırma akış şeması

Bu çalışmada Şekil 4.1'de verilen tüm işlemler Python programlama dili kullanılarak gerçekleştirilmiştir. PISA 2018 verileri OECD'nin web sitesinden SPSS formatında elde edildikten sonra, ham veri CSV dosyasında dönüştürülmüş ve araştırmada kullanılacak olan bağımlı ve bağımsız değişken değerlerini içeren veriler için ayrı bir CSV dosyası oluşturularak Python programlama dili ile kodlamalar yapılmıştır.

4.1 Python Programlama Dili

Python, geniş kullanım alanına sahip yüksek seviyeli bir programlama dilidir. İlk olarak Guido Van Rossum tarafından 1990'lı yılların başında geliştirilmeye başlanmış, nesne tabanlı, modüler, etkileşimli ve açık kaynak kodlu bir yazılımdır [123]. Özellikle bilimsel hesaplamalarda kullanılmasıyla birlikte, veri analizi, makine öğrenmesi, yapay zeka, oyun geliştirme ve daha pek çok alanda kullanımı ve öğrenme kolaylığı sebebiyle popüler bir dil haline gelmiştir. Programlama yapısı içerisinde zengin bir kütüphane desteğine sahiptir. Sonradan eklenebilen modülleri sayesinde hızlı ve etkili bir şekilde masaüstü ya da web üzerinde çalışan uygulamalar geliştirmek mümkündür [124]. Python'ın bilimsel hesaplamalar için NumPy, grafik ve görselleştirme için Matplotlib, makine öğrenmesi ve veri madenciliği için Scikit-Learn, derin öğrenme ve yapay sinir ağları için TensorFlow, veri işleme ve analizi için Pandas ve web uygulamaları için ise Django en popüler kütüphaneleri yaygın olarak kullanılmaktadır [125, 126].

Bu çalışmada Python programlama dilinin NumPy, Pandas ve Scikit-learn sayısal veri analizi kütüphaneleri kullanılmış, ek olarak kümeleme analizlerinin sonucunda elde edilen dendogramları karşılaştırmak için R programlama dilinin den-dextend paketindeki araçlardan faydalanılmıştır.

4.2 PISA Veri Seti

PISA 2018 değerlendirmesine 79 ülke ve ekonomiden yaklaşık 612.000 öğrenci katılmış olup, bu sayı okullardaki 15 yaşındaki yaklaşık 32 milyon öğrenciyi temsil etmektedir. Değerlendirmeye katılan öğrencilerin yaklaşık 295.000`i OECD ülkelerinden katılım sağlamıştır. PISA değerlendirmesine katılacak olan okul ve öğrencilerin seçimi OECD tarafından yapılmaktadır.

PISA değerlendirmesi iki ana bölümden oluşmaktadır. İlk bölüm matematik okuryazarlığı ve fen okuryazarlığı ile okuma beceri düzeylerini ölçen bilişsel alan testleri, ikinci bölüm ise öğrenciyi bir bütün olarak değerlendirmek amacıyla hazırlanmış; öğrencilerin kendileri, tutumları ve eğilimleri, sosyo-ekonomik ve demografik özelikleri hakkında bilgi toplanan anketleri içermektedir.

Bu araştırmada kullanılan veriler 37 OECD ülkesinin PISA 2018 değerlendirmesine katılan öğrencilerin, Matematik okuryazarlığı ve Fen okuryazarlığı bilişsel testlerinin başarı değerlerini temsil eden makul değerleri bağımlı değişken, öğrencilere uygulanan anketlerin sosyo-ekonomik ve demografik özelliklere ait değişkenlerini ise bağımsız değişken kabul ederek oluşturulmuştur. OECD ülkelerine ve kullanılan veri setine ait tanımlayıcı bilgiler Tablo 4.1’de özetlenmiştir.

Tablo 4.1 Örnekleme Ait Açıklayıcı Bilgiler

	Öğrenci Sayısı				Öğrenci Sayısı		
Ülke	**Toplam**	**Kız**	**Erkek**	**Ülke**	**Toplam**	**Kız**	**Erkek**
Avustralya (AUS)	14273	7075	7198	İtalya (ITA)	11785	5680	6105
Avusturya (AUT)	6802	3321	3481	Japonya (JPN)	6109	3120	2989
Belçika (BEL)	8475	4271	4204	Kore (KOR)	6650	3191	3459
Kanada (CAN)	22651	11307	11344	Litvanya (LTU)	6885	3377	3508
İsviçre (CHE)	5822	2789	3033	üksemburg(LUX)	5230	2594	2636
Şili (CHL)	7621	3814	3807	Letonya (LVA)	5303	2685	2618
Kolombiya (COL)	7522	3857	3665	Meksika (MEX)	7299	3826	3473
İspanya (ESP)	35943	17956	17987	Hollanda (NLD)	4765	2330	2435
Almanya (DEU)	5451	2525	2926	Norveç (NOR)	5813	2880	2933
Danimarka (DNK)	7657	3816	3841	Yeni Zellanda (NZL)	6173	3154	3019
Estonya (EST)	5316	2651	2665	Polonya (POL)	5625	2857	2768
Finlandiya (FIN)	5649	2772	2877	Portekiz (PRT)	5932	2944	2988
Fransa (FRA)	6308	3078	3230	Slovakya (SVK)	5965	3002	2963
Yunanistan (GRC)	6403	3178	3225	Slovenya (SVN)	6401	2993	3408
Macaristan (HUN)	5132	2605	2527	İsveç (SWE)	5504	2763	2741
İrlanda (IRL)	5577	2777	2800	Türkiye (TUR)	6890	3396	3494
İzlanda (ISL)	3296	1656	1640	Amerika (USA)	4838	2376	2462
İsrail (ISR)	6623	3544	3079	Çek Cumhuriyeti (CZE)	7019	3518	3501
Birleşik Krallık (GBR)	13818	6996	6822				

Araştırma kapsamında kullanılan veri setinde, bağımlı değişken olarak nitelendirilen makul değerler öğrencilerin matematik okuryazarlığı ve fen okuryazarlığı testlerinden elde ettikleri gerçek puanlar değil, öğrencilerin sahip olabileceği başarı puanlarının dağılımına karşılık gelen 10 olası değerin temsilidir. PISA gibi büyük ölçekli değerlendirmelerde asıl amaç, bireylerin aldığı puanı belirlemekten ziyade evrenin veya içinde yer alan alt grupların performanslarını belirlemektir [127, 128]. Bu nedenle, büyük ölçekli testlerde test sonuçları makul değerler olarak raporlanır. Makul değerin en genel tanımı, bir öğrencinin makul olarak sahip olacağı bir yetenek aralığının temsilidir. Öğrencinin P yeteneğini doğrudan tahmin etmek yerine, öğrencinin P yeteneği için bir olasılık dağılımı tahmin edilir. Yani, P için bir nokta tahmini yapmaktansa, onun yerine bir dizi olası değer ve bu değerlerin her biri için ilişkili bir olasılık tahmin edilir. Makul

değerlerde bir öğrencinin P'si için bu dağılımdan rastgele seçilen değerlerdir [129, 130].

PISA 2015 Teknik Raporunda bu makul değerlerin nasıl hesaplandığı ve olasılık dağılımından nasıl çekildiği ile ilgili ayrıntılı bilgiler yer almaktadır [129]. Yayınlanan raporda belirtilen makul değerlerin kullanımına ilişkin bölümde, makul değerlerin öğrencilerin bireysel puanları olmadığından, öğrencinin başarısına karşılık gelecek şekilde makul değerlerin ortalamasının kullanılmaması gerektiği özellikle belirtilmiştir. Ayrıca Von Davier (2009) ve Wu (2005) tarafından yapılan çalışmalarda makul değerlerin ortalamalarının kullanımının, bu değerlerin her biri ile yapılan analizlerin sonucunda elde edilen istatistiklerin ortalamasının kullanımına göre daha yanlı kestirimler yaptığı ifade edilmiştir [128, 131].

Bu nedenle bu çalışmada matematik okuryazarlığı alanındaki başarı puanlarını temsilen veri setinde bulunan 10 farklı makul değer (PV1MATH, PV2MATH, …, PV10MATH) arasından her bir alan için rastgele beşer makul değer (RS1MATH, RS2MATH, …, RES5MATH) seçilerek bağımlı değişken olarak belirlenmiştir. Aynı seçim fen okuryazarlığı alanındaki başarı puanlarını temsilen veri setinde bulunan 10 farklı makul değer (PV1SCIE, PV2SCIE, …, PV10SCIE) arasından her bir alan için rastgele beşer makul değer (RS1SCIE, RS2SCIE, …, RES5SCIE) seçilerek bağımlı değişken olarak belirlenmiştir. Her bir makul değer bağımlı değişken olarak ele alınmış ve ayrı ayrı analizler yapılarak sonuçlar değerlendirilmiştir. Seçilen her bir makul değere OECD matematik başarı ortalamasından (489) ve fen başarı ortalamasından (489) yüksek ise başarılı, düşük ise başarısız etiketleri atanmıştır. Bu etiketler sırasıyla 0 ve 1 olarak kodlanmıştır. Yani çalışmada, matematik okuryazarlığı ve fen okuryazarlığı için rastgele seçilmiş beşer tane bağımlı değişken (0 ve 1) yer almaktadır.

Araştırma kapsamına PISA 2018 verilerine ait demografik ve sosyo-ekonomik bilgileri içeren 43 bağımsız değişken, matematik ve fen okuryazarlığı alanındaki başarı düzeylerine karşılık gelen 10 makul değerin yerine atanan 5 rastgele makul değer bağımlı değişken olarak alınmıştır. Tablo 4.2'de bağımlı değişkenler olan makul değerler ve bu çalışmada kullanılan demografik ve sosyo-ekonomik bilgileri içeren değişkenler, PISA anketindeki tanımları ve değişken kodlarıyla birlikte gösterilmektedir.

Tablo 4.2 Çalışmada kullanılan değişkenler ve açıklamaları

PISA Anket Kodu	Değişkenler	Değişkenlerin Tanımı
Age	Age	Yaş
ST004D01T	Gender	Cinsiyet
ST005Q01TA, ST007Q01TA	Mothers' Education, Fathers' Education	Anne - baba eğitim seviyesi
ST006Q01TA, ST006Q02TA, ST006Q03TA, ST008Q01TA, ST008Q02TA, ST008Q03TA	Mother qualifications, Father qualifications	Anne - babaların nitelikleri (ISCED* seviyesine göre)
ST125Q01NA	ISCED0	Kreş ya da anaokulu başlama yaşı (ISCED0)
MISCED, FISCED	MISCED, FISCED	Anne – Baba eğitim düzeyi (ISCED seviyesine göre)
HISCED	HISCED	Anne – Babanın en yüksek eğitim düzeyi (ISCED)
ST011Q01TA, ST011Q02TA, ST011Q03TA, ST011Q04TA, ST011Q05TA, ST011Q06TA, ST011Q07TA, ST011Q08TA, ST011Q09TA, ST011Q10TA, ST011Q11TA, ST011Q12TA, ST011Q16NA	Desk, Room, Quite Place, PC for School, Edu Software, Internet, Books at home (Classic literature, Books of poetry, Works of art, Books for school, technical books, Dictionary, Art Books)	Evde bulunan: Çalışma masası; Kendinize ait oda; Çalışmak için sessiz bir yer; Okul için kullanılabilecek bir bilgisayar; Eğitim yazılımı; İnternet bağlantısı; Kitaplar (Edebiyat klasikleri, Şiir kitapları, Sanat eserleri, Okul için kaynak kitaplar, Teknik içerikli kitaplar, Sözlük, Müzik, sanat veya tasarım kitapları)
ST012Q01TA, ST012Q02TA, ST012Q03TA, ST012Q05NA, ST012Q06NA, ST012Q07NA, ST012Q08NA, ST012Q09NA, ST013Q01TA	TV, Cars, Bath, Smartphones, Computers, Tablet, E-book, Musical instruments, Books	Evde kaç tane bulunmakta: Televizyon; Araba; Banyo yada duşlu oda; Akıllı Telefon; Bilgisayar; Tablet bilgisayar; Elektronik kitap okuyucu; Müzik aleti; Kitap
ST123Q02NA, ST123Q03NA, ST123Q04NA	Support achievements, Support difficulties, Encourage.	Bu öğretim yılına göre: Ailem, eğitim çabalarımı ve başarılarımı destekler. Ailem, okulda zorluklarla karşılaştığımda bana destek olur. Ailem, kendime güvenmem konusunda beni cesaretlendirir.
ST059Q01TA, ST059Q02TA, ST059Q03TA, ST059Q04HA	PerWeek_TLanguage, PerWeek_Math, PerWeek_Science, PerWeek_FLanguage	Katılmanız gereken haftalık ders saati: Test dili dersi (Ülkelere göre); Matematik dersi; Fen bilimleri dersi; Yabancı dil dersi
PV1SCIE-PV10SCIE	PV1SCIE-PV10SCIE	Fen Okuryazarlığı Başarısına ait Makul Değerler
PV1MATH-PV10MATH	PV1MATH-PV10MATH	Matematik Okuryazarlığı Başarısına ait Makul Değerler
Bağımlı Değişkenler		
Fen Okuryazarlığı Başarısı	RS1SCIE-RS5SCIE	Rastgele seçilen makul değerler
Matematik Okuryazarlığı Başarısı	RS1MATH-S5MATH	Rastgele seçilen makul değerler

(*ISCED: Uluslararası Standart Eğitim Sınıflandırması)

Tablo 4.2'de yer alan değişkenlerin türleri ve değer aralıkları Tablo 4.3'te verilmiştir.

Tablo 4.3 Değişkenlerin Türleri ve Değer Aralıkları

Kategorik Değişkenler		**Nümerik Değişkenler**	
PISA Anket Kodu	**Değer Aralığı**	**PISA Anket Kodu**	**Değer Aralığı**
ST004D01T	Kız:1, Erkek:2	Age	14-16
ST011Q01TA, ST011Q02TA, ST011Q03TA, ST011Q04TA, ST011Q05TA, ST011Q06TA, ST011Q07TA, ST011Q08TA, ST011Q09TA, ST011Q10TA, ST011Q11TA, ST011Q12TA, ST011Q16NA	Evet:1, Hayır:2	ST012Q01TA, ST012Q02TA, ST012Q03TA, ST012Q05NA, ST012Q06NA, ST012Q07NA, ST012Q08NA, ST012Q09NA, ST013Q01TA	1-4
ST123Q02NA, ST123Q03NA, ST123Q04NA	1-4	ST059Q01TA, ST059Q02TA, ST059Q03TA, ST059Q04HA	0-40
MISCED, FISCED, HISCED	0-6	PV1SCIE - PV10SCIE	0-600
ST006Q01TA, ST006Q02TA, ST006Q03TA, ST008Q01TA, ST008Q02TA, ST008Q03TA	1-5	PV1MATH - PV10MATH	0-600
ST125Q01NA	1-8		
ST005Q01TA, ST007Q01TA	Evet:1, Hayır:2		
Bağımlı Değişkenler			
RS1MATH-S5MATH RS1SCIE-RS5SCIE	Başarılı:1 Başarısız:0		

4.3 Verilerin Analizi

37 OECD ülkesinin PISA 2018 değerlendirmesinde yer alan öğrenci anketlerinden elde edilen veriden, öğrencilerin sosyo-ekonomik ve demografik bilgilerine ilişkin değişkenler ile matematik okuryazarlığı ve fen okuryazarlığı alanındaki bilişsel testlerin sonuçlarından elde edilen değişkenler kullanılmıştır. Araştırmanın hem matematik başarılarına hem de fen başarılarına yönelik yapılması hedeflendiğinden dolayı iki farklı veri seti üzerinde analizler gerçekleştirilmiştir. Bu iki veri setinde de kullanılan bağımsız değişkenler ortaktır ve bu değişkenler öğrencilerin sosyo-ekonomik ve demografik özelliklerini temsil eden 43 özellikten oluşmaktadır. Matematik veri seti olarak isimlendirilen ilk veri seti, bağımlı değişkenleri

matematik alanındaki başarıyı temsil eden makul değerlerden, Fen veri seti olarak isimlendirilen ikinci veri seti ise fen alanındaki başarıyı temsil eden makul değerlerden oluşmaktadır.

Başlangıçta, oluşturulan veri setlerinde 294.527 örnek bulunmaktadır. Herhangi bir makine öğrenimi modelini uygulamadan önce ham verilerin ön işlemden geçirilmesi gerekmektedir. İlk olarak, her iki veri setinde herhangi bir özelliğin değeri eksikse (yani boşsa), ilgili öğrencinin verileri atılır ve dikkate alınmaz. Bu işlem sonunda ham veri setlerinden geriye 263.356 örnek kalmıştır. Ayrıca, "Soruyu Atlama", "Uygulanamaz", "Geçersiz" ve "Yanıt Yok" gibi değerlendirmeler, ilgili sütun için mod değeri ile doldurularak impute edilmiştir.

Bağımlı değişken olarak belirlenen matematik başarı değeri ve fen başarı değeri veri setlerinde yer alan her bir öğrenci için o alandaki başarısını temsil eden 10 makul değer arasından rastgele ve birbirinden bağımsız olarak seçilen 5 makul değer ile oluşturulmuştur. Seçilen rastgele makul değerler OECD matematik ortalamasına (489) ve fen ortalamasına (489) göre bu değerlere eşit veya büyük ise başarılı (1), küçük ise başarısız (0) olarak belirlenmiştir. Veri setlerine rastgele seçilen 5 makul değere karşılık gelen matematik ve fen başarı değerleri eklenmiştir. Bu değerler yapılacak analizlerde bağımlı değişken olarak kullanılmıştır.

Veri noktaları için sınıf etiketlerini (başarılı/başarısız) atandıktan sonra, farklı sınıflara karşılık gelen örnek sayısının önemli ölçüde farklı olduğu gözlemlenmiştir. Sınıflandırma problemlerinde, bir sınıf diğerinden daha yoğun bir şekilde temsil edildiğinde eğitim seti dengesizdir. Bu problem ile istatistik ve makine öğrenimi alanındaki çalışmalarda çok fazla karşılaşılmaktadır [132-137]. Problemin çözümüne dair çeşitli yaklaşımlar, azınlık sınıfını mevcut veri seti içinden yapay veriler üreterek yukarı örnekleyerek (up sampling) ya da çoğunluk sınıfını aşağı örnekleyerek (down sampling) eğitim kümesindeki sınıf dağılımını dengelemeye çalışır. Bu araştırmada, dengeli bir örnekleme elde etmek için aşağı örnekleme yaklaşımı kullanılmış ve böylece azınlık ve çoğunluk sınıf örneklerinin sayısını eşitlenerek sınıflar arası denge sağlanmıştır [138].

Her iki alana ait nihai veri setleri hem sayısal hem de kategorik özelliklerden oluşmaktadır. Kategorik özellikler, dummy değişken yöntemi (One-hot encoding) kullanılarak ikili kategorik özelliklere yani 0 veya 1 değerlerine dönüştürülmüştür.

Nümerik değişkenler ise min-max normalizasyon yöntemi ile [0, 1] aralığına eşlenerek normalleştirilmiştir. Bu ölçeklendirme özellikle lojistik regresyon modeli için gereklidir.

4.3.1 Sınıflandırma Algoritmalarının Uygulanması

Öğrencilerin PISA matematik okuryazarlığı ve fen okuryazarlığı alanlarındaki performanslarını tahmin edecek sınıflandırma modelleri kurmaktır. Öğrencilere ait başarı değerleri "Başarılı (1)" ve "Başarısız (0)" şeklinde etiketlendiği için bu bir ikili sınıflandırma problemidir. Literatürde sıklıkla sınıflandırma amacıyla kullanılan, LR, DVM, XGBoost ve RO algoritmaları kullanılarak analizler yapılacaktır. Öncelikle veri seti %90 eğitim seti ve %10 test seti olmak üzere ayrılmıştır. Daha sonra, her model ve her ülke için ızgara arama yöntemi (Grid Search) ile hiper-parametre optimizasyonu gerçekleştirerek en iyi modeli bulmak amacıyla eğitim veri setleri üzerinde 5-katlı çapraz doğrulama işlemi yapılmıştır. Ardından, her ülke için her bir test veri seti üzerinde modellerin performans değerlendirmeleri yapılmıştır. Veri setini sabit eğitim ve test setlerine bölmenin neden olabileceği olası yanlılığı ortadan kaldırmak amacıyla, aynı adımları farklı eğitim ve test seti kombinasyonları oluşturularak beş kez uygulanmıştır. Çoklu test seti varyasyonlarını kullanarak ızgara arama yöntemi ile elde edilen en iyi parametreler ile kurulan modellerle tahminler yapılmış ve ortalama başarı performansları elde edilmiştir. Her bir sınıflandırma algoritması kullanılarak yapılan analizler sonucunda, her bir ülke için 5 farklı makul değer kullanılarak kurulan modellerin performans değerlerinin çıktısı elde edilmiş olur. Bu analizler hem matematik hem de fen veri seti için ayrı ayrı yapılmıştır.

4.3.2 Önem Değeri Yüksek Değişkenlerin Belirlenmesi

Bu adımda en iyi parametreler kullanılarak kurulan modeller üzerinden sınıflandırma başarısında önem değeri yüksek olan değişkenler belirlenmiştir. Değişkenlerin önem değerlerini belirlemek amacıyla permütasyon özelliği önem yöntemi kullanılmıştır.

Permütasyon özelliği önem yönteminde, test veri setindeki değişkenlerden her biri kendi içinde rastgele karıştırılır. Ardından, değiştirilmiş veri seti kullanılarak model performansı değerlendirilir. Bağımsız değişken ile bağımlı değişken (hedef) arasındaki ilişkinin kesilmesiyle oluşan model performansındaki değişim, modelin

söz konusu değişkene ne kadar bağlı olduğunu gösterir ve değişkenin önem derecesini belirler. Bu yöntem modelin türünden bağımsızdır ve değişkenin öneminin sayısal bir tahminini verir [139]. Daha iyi istatistiksel sonuçlar elde etmek için her bir değişkenin permütasyon özelliği önem puanları birden fazla kez hesaplanmıştır. Her bir değişken için tekrarlanan hesaplamaların sonucunda, elde edilen önem puanlarının ortalaması alınarak o değişkenin nihai önem puanı belirlenmiştir. Bu işlemler her ülkenin hem matematik hem de fen alanındaki başarılarını temsil eden 5 farklı makul değer için ayrı ayrı yapılmış ve her bir değişkenin önem değeri hesaplanmıştır.

Ardından önem değerleri belirlenen tüm değişkenlerden, sadece önem derecesi yüksek olan değişkenler kullanılarak analizler tekrar yapılmış ve modellerin performans ölçütleri hesaplanmıştır.

4.3.3 Kümeleme Analizi

Ülkelerin her bir makul değerine göre permütasyon özelliği önem yönteminin uygulanmasıyla elde edilen tüm değişkenlerin önem puanları kullanılmıştır. Her bir değişkenin her makul değere göre elde edilen 5 farklı değişken önem puanı mevcuttur. Bu önem değerleri toplanarak her bir değişken için nihai bir önem puanı elde edilmiş ve her ülkenin değişkenlerin önem puanları bir araya getirilerek listelenmiştir. Eğer bir değişken o ülkenin değişkenlerinin önem puanı listesinde yer almıyorsa ya da önem puanı negatif ise o değişkenin önem puanı sıfır olarak belirlenmiştir. Böylece ülkelerin sabit uzunlukta bir özellik vektörü ile temsil edilmesi sağlanmıştır. Ardından her ülkenin önem puan vektörleri normalize edilmiş ve böylece belirli bir ülke için özellik önem değerlerinin toplamı 1 olmuştur.

Her ülkenin normalize edilen vektörleri birer histogram olarak temsil edilir ve ayrık olasılık dağılımları olarak ele alınır. Burada, değişkenler ayrık durumlar ve değişkenlerin önem değerleri bu durumlara karşılık gelen olasılık değerleridir. İki olasılık dağılımı arasındaki uzaklığı hesaplayan KL ıraksaması ile önem değerleri arasındaki ikili benzerlikler hesaplanmıştır. İki ülkenin özellik önem vektörleri arasındaki KL uzaklığı hesaplanarak elde edilen mesafe, bu ülkeler arasındaki benzerlik skoru olarak kullanılmıştır. Bir ülkenin diğer tüm ülkelerle olan ikili KL uzaklığı kullanılarak her ülke için yeni bir benzerlik vektörü oluşturulmuştur. Elde

edilen bu benzerlik vektörleri, hiyerarşik kümeleme algoritması uygulanarak ülkeleri kümelemek için kullanılmıştır. Böylece, matematik ve fen başarısına göre makine öğrenimi modelleri tarafından elde edilen değişkenlerin önem değerleri ile ülkeler kümelenmiştir.

5
SONUÇ

Bu bölümde OECD ülkelerinin PISA 2018 değerlendirmesine katılan öğrencilerinin matematik okuryazarlığı ve fen okuryazarlığı alanındaki başarılarını, sosyo-ekonomik ve demografik özelliklerini kullanarak sınıflandırma ve başarıya etki eden önem değeri yüksek değişkenleri belirlemek amacıyla yapılan analizlere yer verilecektir. Sonuçlar ve yorumları "Matematik Veri Seti Sonuçları" ve "Fen Veri Seti Sonuçları" olacak şekilde ayrı ayrı değerlendirilmiştir. Python programlama dili kullanılarak gerçekleştirilen sınıflandırma analizlerinin model performansları, "Uygulama" bölümünde belirtilmiş olan model performans ölçütleri hesaplanarak sonuçlar yorumlanmıştır. Ardından ülkelerin matematik ve fen başarılarına göre değişkenlerin önem puanları kullanılarak yapılan kümeleme analizi sonuçları "Kümeleme Analizi Sonuçları" kısmında verilecektir.

5.1 Matematik Veri Setine Ait Sonuçlar

Öğrencilerin matematik okuryazarlığı alanındaki başarılarını temsil eden on makul değer arasından rastgele seçilen beş makul değerin her biri için sınıflandırma algoritmaları ile modeller kurulmuştur. Her bir makul değer için kurulan modellerin model performans ölçütleri hesaplanmış ve ardından elde edilen performans değerlerinin ortalamaları alınmıştır. Her bir ülkenin veri seti ile kurulan modellerin performans ölçütleri (doğruluk, hassasiyet, duyarlılık, F-ölçütü) ve en başarılı sınıflandırma algoritmasını belirlemek amacıyla, ülkelere göre verilen model performans değerlerinin ortalamaları Tablo 5.1'de gösterilmiştir.

Tablo 5.1 Matematik Veri Seti Üzerinde Modellerin Performans Ölçütleri*

	LR				RO				XGBoost				DVM			
Ülke	**Acc**	**Prcsn**	**Rcall**	**F-M**	**Acc**	**Prcsn**	**Rcall**	**F-M**	**Acc**	**Prcsn**	**Rcall**	**F-M**	**Acc**	**Prcsn**	**Rcall**	**F-M**
AUS	0.677	0.691	0.689	0.690	0.669	0.675	0.681	0.678	0.675	0.679	0.687	0.683	**0.678**	0.674	0.673	0.673
AUT	0.717	0.723	0.739	0.730	0.726	0.726	0.723	0.725	**0.734**	0.731	0.731	0.731	0.696	0.693	0.721	0.707
BEL	0.747	0.736	0.758	0.747	0.764	0.774	0.799	0.786	**0.775**	0.753	0.802	0.776	0.718	0.710	0.751	0.730
CAN	0.656	0.644	0.665	0.654	0.658	0.658	0.659	0.659	**0.662**	0.663	0.676	0.669	0.653	0.646	0.682	0.664
CHE	0.715	0.728	0.741	0.734	0.711	0.714	0.696	0.705	**0.718**	0.712	0.703	0.708	0.709	0.714	0.711	0.712
CHL	0.724	0.727	0.748	0.737	**0.728**	0.728	0.706	0.716	0.724	0.738	0.741	0.739	0.719	0.719	0.718	0.718
COL	**0.735**	0.697	0.705	0.699	0.719	0.759	0.742	0.749	0.732	0.700	0.738	0.718	0.726	0.711	0.725	0.717
CZE	0.723	0.708	0.732	0.719	0.727	0.709	0.688	0.698	**0.735**	0.740	0.696	0.717	0.699	0.721	0.710	0.715
DEU	0.730	0.740	0.738	0.739	0.743	0.768	0.751	0.759	**0.749**	0.739	0.708	0.723	0.714	0.727	0.770	0.747
DNK	**0.683**	0.668	0.682	0.675	0.675	0.695	0.688	0.691	0.682	0.674	0.709	0.691	0.680	0.658	0.683	0.670
ESP	0.687	0.679	0.672	0.676	0.692	0.699	0.690	0.695	**0.695**	0.695	0.710	0.702	0.684	0.683	0.673	0.678
EST	**0.674**	0.669	0.677	0.673	0.664	0.671	0.641	0.655	0.664	0.663	0.677	0.670	0.669	0.662	0.715	0.688
FIN	**0.670**	0.666	0.689	0.677	0.664	0.656	0.598	0.626	0.660	0.678	0.673	0.675	0.659	0.658	0.632	0.645
FRA	0.742	0.735	0.744	0.740	**0.752**	0.754	0.741	0.747	0.750	0.760	0.770	0.765	0.730	0.715	0.724	0.720
GBR	**0.695**	0.697	0.679	0.688	0.691	0.704	0.667	0.685	**0.695**	0.716	0.687	0.701	**0.695**	0.684	0.676	0.680
GRC	**0.668**	0.676	0.707	0.691	**0.668**	0.650	0.634	0.642	**0.668**	0.664	0.686	0.674	**0.668**	0.658	0.687	0.672
HUN	0.746	0.727	0.748	0.737	0.749	0.767	0.732	0.749	**0.752**	0.747	0.755	0.751	0.739	0.725	0.770	0.747
IRL	**0.672**	0.667	0.679	0.673	0.663	0.651	0.700	0.675	0.667	0.663	0.676	0.669	0.668	0.669	0.664	0.666
ISL	0.662	0.632	0.679	0.655	**0.664**	0.631	0.660	0.644	0.660	0.653	0.692	0.671	0.642	0.629	0.689	0.657
ISR	0.736	0.722	0.771	0.746	0.736	0.725	0.756	0.740	**0.743**	0.742	0.754	0.748	0.730	0.730	0.758	0.744

Tablo 5.1 (Devamı) Matematik Veri Seti Üzerinde Modellerin Performans Ölçütleri*

	LR				RO				XGBoost				DVM			
Ülke	**Acc**	**Prcsn**	**Rcall**	**F-M**	**Acc**	**Prcsn**	**Rcall**	**F-M**	**Acc**	**Prcsn**	**Rcall**	**F-M**	**Acc**	**Prcsn**	**Rcall**	**F-M**
ITA	0.676	0.668	0.708	0.687	0.673	0.676	0.674	0.675	**0.681**	0.688	0.704	0.696	0.674	0.662	0.696	0.678
JPN	0.686	0.704	0.673	0.688	**0.695**	0.702	0.634	0.666	0.691	0.715	0.708	0.711	0.684	0.695	0.702	0.698
KOR	**0.667**	0.660	0.653	0.657	0.666	0.659	0.658	0.658	**0.667**	0.663	0.718	0.689	0.658	0.654	0.713	0.683
LTU	0.671	0.667	0.667	0.667	0.672	0.655	0.661	0.658	0.672	0.658	0.718	0.687	**0.673**	0.639	0.677	0.657
LUX	0.734	0.733	0.702	0.717	0.734	0.729	0.720	0.724	**0.738**	0.725	0.705	0.715	0.729	0.730	0.739	0.734
LVA	**0.658**	0.677	0.651	0.664	0.654	0.642	0.616	0.628	0.650	0.633	0.658	0.645	0.655	0.656	0.662	0.659
MEX	**0.678**	0.658	0.668	0.663	0.672	0.666	0.666	0.665	0.670	0.656	0.671	0.662	0.660	0.664	0.686	0.675
NLD	0.758	0.725	0.786	0.754	0.766	0.768	0.804	0.785	**0.768**	0.755	0.810	0.782	0.747	0.716	0.820	0.765
NOR	**0.670**	0.664	0.709	0.685	0.667	0.647	0.633	0.640	0.666	0.661	0.674	0.667	0.666	0.674	0.683	0.677
NZL	**0.692**	0.682	0.685	0.683	0.685	0.682	0.698	0.690	0.685	0.698	0.725	0.711	0.689	0.673	0.678	0.675
POL	**0.676**	0.692	0.660	0.675	0.673	0.683	0.661	0.671	0.675	0.680	0.691	0.685	0.671	0.702	0.651	0.675
PRT	0.720	0.730	0.705	0.717	**0.745**	0.738	0.722	0.729	0.743	0.752	0.756	0.754	0.718	0.748	0.679	0.712
SVK	**0.719**	0.699	0.758	0.727	**0.719**	0.709	0.732	0.720	0.716	0.705	0.764	0.733	0.710	0.683	0.764	0.721
SVN	0.702	0.676	0.696	0.685	**0.721**	0.731	0.690	0.710	0.720	0.730	0.704	0.716	0.676	0.686	0.688	0.687
SWE	**0.700**	0.685	0.732	0.708	0.689	0.699	0.697	0.698	0.691	0.694	0.704	0.699	0.694	0.692	0.722	0.707
TUR	**0.708**	0.721	0.713	0.717	0.703	0.727	0.728	0.727	0.705	0.713	0.704	0.708	0.707	0.697	0.701	0.699
USA	**0.699**	0.685	0.717	0.701	0.695	0.683	0.678	0.680	0.696	0.691	0.690	0.691	0.694	0.709	0.711	0.710
Ortalama Performans Ölçütleri (%95 Güven Aralığı)																
	0.699 [0.69, 708]	0.694	0.706	0.699	0.700 [0.689,711]	0.700	0.693	0.696	**0.702 [0.691, 0.713]**	**0.701**	**0.713**	**0.706**	0.691 [0.682, 0.70]	0.688	0.706	0.696

*Doğruluk (Acc), Hassasiyet (Prcsn), Duyarlılık (Rcall), F-ölçütü (F-M) olarak kısaltılmıştır.

Tablo 5.1'de verilen dört farklı sınıflandırma algoritmasının performans ölçütleri incelendiğinde yaklaşık %70 doğruluk değerlerine sahip oldukları ve her ülke için matematik başarı sınıflandırma performansı ölçütlerinin birbirine yakın değerler aldığı görülmektedir. Tablodan da görüleceği gibi tüm ülkeler dikkate alındığında XGBoost algoritması %70 doğruluk değeri ile en başarılı sınıflandırma algoritması olarak belirlenmiştir. Ardından RO, LR ve DVM algoritmaları sınıflandırma başarılarına göre sıralanmıştır. Doğruluk değerlerinin yanında diğer performans ölçütleri incelendiğinde XGBoost algoritmasının hassasiyet, duyarlılık ve F-ölçütününde tutarlı bir şekilde doğruluk değeri sonuçlarnı desteklediği görülmektedir. Modellerin F-ölçütleri ile doğruluk değerlerinin birbirine yakın değerler alması, bu modellerin matematik veri seti üzerinde iyi bir performans gösterdiği anlamına gelmektedir. Uygulama bölümünde anlatılan veri setindeki sınıfların dağılımını dengeleme işlemi yapılmamış olduğu durumda, F-ölçütünün dengesiz sınıflar üzerinden yapılan sınıflandırma işlemlerinde düşük olması beklenebilirdi.

Algortimaların performanslarını ülkelere göre değerlendirdiğimizde ise, hangi algoritmanın hangi ülkenin verilerini sınıflandırmada doğruluk değerlerine göre daha başarılı olduğu Tablo 5.2'de özetlenmiştir.

Tablo 5.2 Matematik Veri Setinde Ülkelere Göre En Başarılı Sınıflandırma Algoritmaları

Sınıflandırma Algortimaları	**Ülkeler**
LR	COL, DNK, EST, FIN, GBR, GRC, IRL, KOR, LVA, MEX, NOR, NZL, POL, SVK, SWE, TUR, USA
RF	CHL, FRA, GRC, ISL, JPN, PRT, SVK, SVN
XGBoost	AUT, BEL, CAN, CHE, CZE, DEU, ESP, GBR, GRC, HUN, ISR, ITA, KOR, LUX, NLD
DVM	AUS, GBR, GRC, LTU

Tablo 5.2'de dört farklı algortimanın en başarılı sınıflandırma sonuçları verdiği ülkeler özetlenmiştir. LR ve XGBoost algortimaları çoğu ülkede en başarılı sınıflandırma algoritmaları olarak belirlenmiştir. Yunanistan (GRC) için her algoritma, Birleşik Krallık (GBR) için LR, XGBoost ve DVM, Kore (KOR) için ise LR ve XGBoost algortimalarının sınıflandırma başarıları aynı doğruluk değerlerine sahiptir. Ancak model performansları birbirine çok yakın olduğundan , daha fazla makul değer kullanarak tekrarlanacak sınıflandırma işlemlerinin sonucunda, Tablo 5.2'de verilen en başarılı sınıflandırma algoritmalarının ülkelere göre değişkenlik gösterebileceği öngörülebilir.

Her bir ülkeye ait veri seti üzerinde, her model için ızgara arama (Grid Search) yöntemi kullanılarak sınıflandırma algoritmalarının parametre optimizasyonu gerçekleştirilerek her bir algoritmanın en iyi parametre değerleri elde edilmiştir. En iyi parametre değerleri kullanılarak kurulan modeller üzerinden, sınıflandırma başarısında önem değeri yüksek olan değişkenler, permütasyon özelliği önem yöntemi uygulanarak belirlenmiştir. Bu yöntem ile algoritma tabanlı olarak açıklayıcılığı en yüksek değişkenler belirlenmiştir. Bu sebeple, algoritma bazında değişken sayıları farklılık göstermektedir. Bunun nedeni, tezin makine öğrenmesi bölümünde anlatıldığı üzere her bir değişkenin algoritma içerisinde gösterdiği etkiden/etkisizlikten kaynaklanmaktadır. Ülkelere ve algoritmalara göre matematik başarısını sınıflandırmada önem değeri yüksek olan değişkenlerin ilk beş tanesi Tablo 5.3'te verilmiştir. EK-A.1'de ise önem değerlerine göre sıralanmış tüm değişkenlerin listesi yer almaktadır.

Tablo 5.3 Matematik Veri Setinde Önem Değeri Yüksek Değişkenler

Ülke	LR	RO	XGBoost	DVM
AUS	Support difficulties, TV PerWeek_Math, Father qualifications, Fathers' Education	Father qualifications, Book, Mother qualifications, Internet, Fathers' Education	Book, Father qualifications, TV, ISCED0, HISCED	Mothers' Education, Fathers' Education, TV, Support achievements, HISCED
AUT	Encourage, Book, Support achievements, Edu Software, Support difficulties	Support achievements, Mothers' Education, Gender, Fathers' Education, PerWeek_FLanguage	Father qualifications, HISCED, Mother qualifications, Book, PerWeek_FLanguage	Tablet, Support achievements, Support difficulties, Encourage, Computer
BEL	Support difficulties, Encourage, Support achievements, PerWeek_FLanguage, PerWeek_Math,	PerWeek_Math, Father qualifications, Support achievements, Support difficulties, PerWeek_FLanguage	Mothers' Education, PerWeek_Math, Support achievements, Father qualifications, Desk	Car, Fathers' Education, Support achievements, Support difficulties, Encourage
CAN	Book, Tablet, TV, Desk, Computer	Tablet, Mother qualifications, Father qualifications, TV, Book	Desk, Mother qualifications, Tablet, Mothers' Education, Computer	Book, Desk, Mother qualifications, Computer, TV
CHE	HISCED, Tablet, Fathers' Education, ISCED0, Support difficulties	Mothers' Education, Book, Father qualifications, Musical instruments, HISCED	HISCED, Smartphones, Mothers' Education, Fathers' Education, Bath	Fathers' Education, Mothers' Education, Support difficulties, Quite Place, Works of art
CHL	HISCED, Bath, Internet, Support achievements, Book	Bath, Encourage, Desk, HISCED, Mothers' Education	Father qualifications, Support achievements, HISCED, Support difficulties, Edu Software	Bath, Mother qualifications, Father qualifications, Internet, Gender
COL	HISCED, Internet, ISCED0, Fathers' Education, Bath,	Internet, Computer, Fathers' Education, ISCED0,	Quite Place, Encourage, Room, Bath, Fathers' Education,	Computer, ISCED0, Fathers' Education, HISCED
CZE	Room, Book, Fathers' Education, Edu Software, Mothers' Education	Book, HISCED, Room, Mothers' Education, Mother qualifications	Book, Works of art, HISCED, Fathers' Education, Room	Mothers' Education, Fathers' Education, Works of art, Encourage, Book
DEU	Quite Place, Support difficulties, Mother qualifications, Father qualifications, Book	Fathers' Education, Tablet, Mothers' Education, PerWeek_FLanguage, Book	Support achievements, Support difficulties, Father qualifications, Room, PerWeek_FLanguage	Support difficulties, Book, Fathers' Education, HISCED, Age
DNK	HISCED, Support difficulties, Book, Mothers' Education, E-book	Father qualifications, Support difficulties, Mothers' Education, Age, Room	Book, Support difficulties, Mothers' Education, Encourage, Car	Room, Fathers' Education, Mother qualifications, Mothers' Education, Father qualifications

Tablo 5.3 (Devamı) Matematik Veri Setinde Önem Değeri Yüksek Değişkenler

Ülke	LR	RO	XGBoost	DVM
ESP	Mothers' Education, PerWeek_FLanguage, PerWeek_Science, Support achievements, Book	Fathers' Education, PerWeek_Science, HISCED, Mothers' Education, Gender	Support difficulties, HISCED, Mothers' Education, PerWeek_Science, Fathers' Education	Mothers' Education, PerWeek_FLanguage, PerWeek_Science, Book, PerWeek_TLanguage
EST	Book, Quite Place, Age, TV, Support achievements	Fathers' Education, Encourage, Support achievements, Support difficulties Book	Support achievements, Father qualifications, Book, Mothers' Education, Mother qualifications	Support achievements, Fathers' Education, PerWeek_Science, Encourage, Works of art
FIN	Encourage, Book, Support achievements, Support difficulties, Gender	Book, Car, Support difficulties, Quite Place, Encourage	Book, Fathers' Education, HISCED, Father qualifications, Mothers' Education	Fathers' Education, HISCED, Father qualifications, Book, Support achievements
FRA	Fathers' Education, Mothers' Education, Book, Tablet, PerWeek_Science	Mothers' Education, PerWeek_Science, Book, Gender, Encourage	Mothers' Education, Fathers' Education, Book, Desk, PerWeek_Science	Fathers' Education, Mothers' Education, Book, Support difficulties, Support achievements
GBR	Support difficulties, Age, PerWeek_Science, Fathers' Education, Encourage	Fathers' Education, Father qualifications, PerWeek_Science, Gender, Mother qualifications	HISCED, Fathers' Education, Mother qualifications, Mothers' Education, Tablet	Fathers'Education, PerWeek_Science, Support difficulties, PerWeek_TLanguage, PerWeek_FLanguage
GRC	HISCED, Mothers' Education, Age, Tablet, Room	Father qualifications, E-book, Mother qualifications, Gender, HISCED	Tablet, Book, E-book, Edu Software, Support difficulties	HISCED, Book, Mothers' Education, Tablet, Smartphones
HUN	Mothers' Education, Fathers' Education, PerWeek_FLanguage, Gender, Computer	PerWeek_FLanguage, Fathers' Education, HISCED, Book, Gender	Support difficulties, Gender, PerWeek_FLanguage, Fathers' Education, ISCED0	PerWeek_FLanguage, Fathers' Education, Support achievements, ISCED0, TV
IRL	Mother qualifications, HISCED, Fathers' Education, Support achievements, Support difficulties	Fathers' Education, Book, Works of art, Father qualifications, Quite Place	Mother qualifications, Book, Mothers' Education, Quite Place, Support difficulties	Support achievements, Mothers' Education, Mother qualifications, Book, HISCED
ISL	Father qualifications, Mother qualifications, Support difficulties, Encourage, Support achievements	Support achievements, Mothers' Education, Support difficulties, HISCED, TV	Encourage, Mothers' Education, HISCED, Support achievements, Fathers' Education	Fathers' Education, Mothers' Education, HISCED, Book, Father qualifications

Tablo 5.3 (Devamı) Matematik Veri Setinde Önem Değeri Yüksek Değişkenler

Ülke	LR	RO	XGBoost	DVM
ISR	Father qualifications, PerWeek_Math, Cars, Book, HISCED	PerWeek_Math, Father qualifications, Works of art, Mothers' Education, Computer	Mothers' Education, PerWeek_Math, Father qualifications, Works of art, Cars	Father qualifications, Computer, PerWeek_Math, Fathers' Education, Mothers' Education
ITA	Fathers' Education, Book, PerWeek_TLanguage, PerWeek_Math, Mother qualifications	HISCED, Fathers' Education, Encourage, Support difficulties, Gender	Fathers' Education, Book, Gender, HISCED, Computer	PerWeek_TLanguage, Fathers' Education, PerWeek_Math, Mothers' Education, Internet
JPN	Mothers' Education, PerWeek_TLanguage, PerWeek_Math, Book, Car	Works of art, E-book, PerWeek_Math, Support difficulties, HISCED	Book, Mother qualifications, E-book, ISCED0, Fathers' Education	Book, Encourage, Father qualifications, Support difficulties, Mothers' Education
KOR	Mothers' Education, Internet, Support achievements, Musical instruments, Book	Smartphones, Mothers' Education, Book, Mother qualifications, PerWeek_Math	Internet, Fathers' Education, Encourage, Father qualifications, Smartphones	Smartphones, Mother qualifications, Mothers' Education, Fathers' Education, Support difficulties
LTU	Works of art, Mothers' Education, Book, Fathers' Education, Mother qualifications	Mother qualifications, Support achievements, Book, Support difficulties, Works of art	Encourage, Fathers' Education, HISCED, Mothers' Education, Mother qualifications	Works of art, Support difficulties, Mothers' Education, Book, Father qualifications
LUX	Encourage, Fathers' Education, Mothers' Education, PerWeek_FLanguage, Book	HISCED, Mothers' Education, Support difficulties, Fathers' Education, PerWeek_FLanguage	Fathers' Education, Quite Place, Father qualifications, Mothers' Education, Support achievements	PerWeek_FLanguage, HISCED, Mothers' Education, Musical instruments, Encourage
LVA	Support achievements, HISCED, Mother qualifications, Desk, Encourage	Mother qualifications, Mothers' Education, Computer, Support achievements, Works of art	Mother qualifications, Mothers' Education, Book, Fathers' Education, Quite Place	Support achievements, Fathers' Education, Mother qualifications, Mothers'Education, Smartphones
MEX	Encourage, Fathers' Education, Support difficulties, Support achievements, Room	Fathers' Education, Room, Encourage, Computers, Mothers' Education	Mothers' Education, Computer, Cars, HISCED, Encourage	Desk, Gender, Quite Place, Encourage, Support achievements
NLD	Support difficulties, Encourage, Support achievements, Book, Fathers' Education	Encourage, Support difficulties, Support achievements, Book, Fathers' Education	Support achievements, Support difficulties, Book, Edu Software, HISCED	Book, HISCED, Book, Support achievements, Support difficulties

Tablo 5.3 (Devamı) Matematik Veri Setinde Önem Değeri Yüksek Değişkenler

Ülke	LR	RO	XGBoost	DVM
NOR	HISCED, Smartphones, Mothers' Education, Fathers' Education, Support difficulties	Mothers' Education, Cars, Father qualifications, Mother qualifications, Book	HISCED, Mothers' Education, Encourage, Father qualifications, Book	HISCED, Support difficulties, Mothers' Education, Mother qualifications, Encourage
NZL	Computers, Mothers' Education, Smartphones, Support achievements, Quite Place	Fathers' Education, Desk, Book, Mothers' Education, Computers	Fathers' Education, Book, Mothers' Education, Computers, Desk	Mothers' Education, Mother qualifications, Computers, Fathers' Education, HISCED
POL	Book, Support difficulties, Computer, Edu Software, Support achievements	Edu Software, Book, ISCED0, Fathers' Education, Encourage	Edu Software, Support difficulties, Book, HISCED, Bath	Book, ISCED0, Edu Software, Encourage, Father qualifications
PRT	Father qualifications, Mothers' Education, E-book, PerWeek_TLanguage, PerWeek_Science	PerWeek_TLanguage, HISCED PerWeek_Science, Mothers' Education, Support achievements	PerWeek_Science, PerWeek_TLanguage, Fathers' Education, E-book, Encourage	Father qualifications, PerWeek_Math, Mothers' Education, PerWeek_Science, Support difficulties
SVK	Mother qualifications, Room, Father qualifications, Edu Software, Book	Works of art, Mothers' Education, Support achievements, Age, Book	Mothers' Education, Works of art, Support difficulties, E-book, Book,	HISCED, Age, Mothers' Education, Fathers' Education, Book
SVN	Fathers' Education, Book, HISCED, Mother qualifications, Quite Place	HISCED, Support difficulties, Father qualifications, Support achievements, Encourage	Quite Place, PerWeek_TLanguage, Support difficulties, Computer, Gender	HISCED, Mothers' Education, Support achievements, Support difficulties, Smartphones
SWE	Cars, Fathers' Education, Book, E-book, Encourage	Father qualifications, Fathers' Education, Encourage, E-book, Cars	Support difficulties, Fathers' Education, Mothers' Education, HISCED, Book	Cars, Mothers' Education, HISCED, E-book, Works of art
TUR	Mothers' Education, Internet, Encourage, Smartphones, Age	Mothers' Education, HISCED, Age, Internet, Room	Mothers' Education, Internet, Fathers' Education, Smartphones, Encourage	PerWeek_Science, HISCED, Mothers' Education, Fathers' Education, Book
USA	Mother qualifications, Desk, Book, Computer, Father qualifications	Book, Father qualifications, Musical instruments, Internet, Support difficulties	Computer, Book, Musical instruments, Works of art, Desk	Mothers' Education, Internet, Mother qualifications, Musical instruments, Computer

Tablo 5.3'e göre matematik başarısına etki eden önemli değişkenler tüm ülkeler incelendiğinde genel olarak, öğrencinin yaşı ("Age"), cinsiyeti ("Gender") ile ekonomik, duygusal ve eğitimle ilişkili faktörler şeklinde üç gruba ayrılan değişkenlerden oluşmaktadır. Eğitim ile ilişkili değişkenleri içeren grupta; anne ve babanın eğitim durumları ("Mothers' Education", "Fathers' Education"), yetkinlikleri ("Mother qualifications", "Father qualifications") ve en yüksek eğitim seviyeleri ("HISCED"); öğrencinin çalışmaya ayırdığı zaman ("PerWeek_Math", "PerWeek_FLanguage", "PerWeek_Science"); öğrencinin okul öncesi eğitime başlama yaşı ("ISCED0") yer almaktadır. Ekonomik düzey ile ilişkili olan değişkenler, evdeki bilişim teknolojisi kaynakları ve teknolojik eşyalar ("Edu Software", "Internet", "Tablet", "Computer", "E-book", "TV", "Smartphones"); evde bulunan çalışma olanakları ve ortamı ("Book", "Desk", "Quite Place") ve sahip olunan ekonomik ve kültürel seviye ile ilişkili olanaklar ("Cars", "Room", "Bath" "Musical instruments", "Works of art") olarak gruplanmıştır. Duygusal faktörler ile ilişkili değişkenleri içeren grupta ise ailenin öğrenciye olan desteğini ("Support difficulties", "Encourage", "Support achievements) ifade eden değişkenler yer almaktadır.

Matematik başarısını etkileyen değişkenler ülkelere göre ayrı ayrı incelendiğinde, özellikle duygusal faktörlerin Kanada, Çek Cumhuriyeti ve İsrail dışındaki tüm ülkelerde başarıya önemli bir etkisi olduğu görülmektedir.

"Cinsiyet" değişkeni ise özellikle Macaristan ve İtalya için matematik başarısında önem değeri en yüksek değişkenlerden biri olduğu sonucuna varılmaktadır.

Eğitim ile ilişkili değişken grubunda yer alan, evde sahip olunan kitap sayısı "Book", anne ve babanın eğitim durumları ile yetkinliklerini gösteren "Mothers' Education", "Fathers' Education", "Mother qualifications", "Father qualifications" değişkenlerinden en az biri her ülke ve algoritmaya göre matematik başarısı üzerinde önem değeri yüksek değişkenlerden biri olarak bulunmuştur.

Eğitim ve ekonomik düzey ile ilişkili değişkenlerin ülkelerin çoğunda matematik başarısı üzerinde yüksek öneme sahip olduğu görülmektedir. Ancak matematik başarısı üzerinde sadece eğitim ile ilişkili değişkenlerin etkili olduğu ülkeler Belçika, İspanya, Birleşik Krallık, İzlanda, Lüksemburg ve Portekiz; benzer şekilde

sadece ekonomik düzey ile ilişkili değişkenlerin en yüksek öneme sahip olduğu ülkeler ise Kanada, Kolombiya, Polonya ve Amerika olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Permütasyon özelliği önem yöntemi kullanılarak hesaplanan ve önem değeri sıfırdan büyük olan değişkenler, önem değeri yüksek değişkenler olarak değerlendirilmiştir. Her bir ülke ve algoritmaya göre önem değeri yüksek değişkenler belirlendikten sonra, sadece önem değeri yüksek değişkenler kullanılarak sınıflandırma işlemleri tekrarlanmıştır. Değişken sayısının azaltılması durumunda model performansında nasıl bir etkiye sahip olacağı araştırılmıştır. Daha az değişken kullanılarak kurulan modellerin, sınıflandırma performansları (doğruluk), tüm değişkenler kullanılarak kurulan modellerin sınıflandırma performansları (doğruluk-Acc) ile karşılaştırılmak amacıyla Tablo 5.4'te verilmiştir. Önem değeri yüksek değişkenler ile kurulan modellerin tüm performans ölçütlerine ait sonuçlar EK-A.2'de yer almaktadır.

Tablo 5.4 Matematik Veri Setinde Tüm Değişkenlerle ve Önemli Değişkenlerle Kurulan Modellerin Performans Değerleri

	LR (Acc)		**RO (Acc)**		**XGBoost (Acc)**		**SVM (Acc)**	
Ülke	**Tüm**	**Önemli**	**Tüm**	**Önemli**	**Tüm**	**Önemli**	**Tüm**	**Önemli**
AUS	0.677	0.643	0.669	0.629	0.675	0.641	**0.678**	0.621
AUT	0.717	0.698	0.726	0.695	**0.734**	0.693	0.696	0.655
BEL	0.747	0.687	0.764	0.751	**0.775**	0.708	0.718	0.645
CAN	0.656	0.619	0.658	0.621	**0.662**	0.624	0.653	0.628
CHE	0.715	0.674	0.711	0.637	**0.718**	0.687	0.709	0.668
CHL	0.724	0.686	**0.728**	0.663	0.724	0.663	0.719	0.629
COL	**0.735**	0.597	0.719	0.684	0.732	0.620	0.726	0.657
CZE	0.723	0.696	0.727	0.679	**0.735**	0.690	0.699	0.662
DEU	0.730	0.698	0.743	0.716	**0.749**	0.676	0.714	0.656
DNK	**0.683**	0.617	0.675	0.647	0.682	0.637	0.680	0.577
ESP	0.687	0.663	0.692	0.679	**0.695**	0.683	0.684	0.658
EST	**0.674**	0.621	0.664	0.597	0.664	0.609	0.669	0.583
FIN	**0.670**	0.642	0.664	0.587	0.660	0.626	0.659	0.618
FRA	0.742	0.699	**0.752**	0.732	0.750	0.722	0.730	0.662
GBR	**0.695**	0.668	0.691	0.671	**0.695**	0.668	**0.695**	0.656
GRC	**0.668**	0.624	**0.668**	0.595	**0.668**	0.620	**0.668**	0.601
HUN	0.746	0.734	0.749	0.733	**0.752**	0.736	0.739	0.722
IRL	**0.672**	0.611	0.663	0.642	0.667	0.633	0.668	0.636
ISL	0.662	0.604	**0.664**	0.602	0.660	0.596	0.642	0.568
ISR	0.736	0.702	0.736	0.683	**0.743**	0.679	0.730	0.696
ITA	0.676	0.643	0.673	0.643	**0.681**	0.622	0.674	0.633
JPN	0.686	0.661	**0.695**	0.644	0.691	0.672	0.684	0.573
KOR	**0.667**	0.614	0.666	0.625	**0.667**	0.607	0.658	0.608
LTU	0.671	0.630	0.672	0.623	0.672	0.620	**0.673**	0.607
LUX	0.734	0.635	0.734	0.704	**0.738**	0.692	0.729	0.684
LVA	**0.658**	0.605	0.654	0.578	0.650	0.613	0.655	0.596
MEX	**0.678**	0.601	0.672	0.631	0.670	0.638	0.660	0.581

Tablo 5.4 (Devamı) Matematik Veri Setinde Tüm Değişkenlerle ve Önemli Değişkenlerle Kurulan Modellerin Performans Değerleri

	LR (Acc)		RO (Acc)		XGBoost (Acc)		SVM (Acc)	
Ülke	**Tüm**	**Önemli**	**Tüm**	**Önemli**	**Tüm**	**Önemli**	**Tüm**	**Önemli**
NLD	0.758	0.740	0.766	0.744	**0.768**	0.725	0.747	0.670
NOR	**0.670**	0.642	0.667	0.639	0.666	0.629	0.666	0.600
NZL	**0.692**	0.634	0.685	0.655	0.685	0.647	0.689	0.598
POL	**0.676**	0.637	0.673	0.631	0.675	0.647	0.671	0.638
PRT	0.720	0.631	**0.745**	0.717	0.743	0.723	0.718	0.676
SVK	**0.719**	0.699	**0.719**	0.694	0.716	0.689	0.710	0.669
SVN	0.702	0.634	**0.721**	0.683	0.720	0.663	0.676	0.652
SWE	**0.700**	0.670	0.689	0.665	0.691	0.645	0.694	0.660
TUR	**0.708**	0.691	0.703	0.684	0.705	0.685	0.707	0.686
USA	**0.699**	0.664	0.695	0.666	0.696	0.662	0.694	0.636
Ortalama Doğruluk Değerleri (%95 Güven Aralığı)								
	0.699 [0.690, 0.708]	0.654 [0.642, 0.666]	0.700 [0.689, 0.711]	0.661 [0.647, 0.675]	**0.702 [0.691, 0.713]**	0.659 [0.647, 0.671]	0.691 [0.682, 0.700]	0.637 [0.625, 0.649]

Tablo 5.4'e göre sadece önem değeri yüksek değişkenler kullanılarak kurulan sınıflandırma algoritmalarının doğruluk oranlarının %60 ile %75 geniş bir yelpazede değişkenlik gösterdiği ve tümünde bu doğruluk oranlarının tüm değişkenler kullanılarak kurulan modellere göre istisnasız bir şekilde düşük oldukları gözlemlenebilir. Tüm değişkenler ile kurulan modellere göre model performanslarında LR, RF ve XGBoost için yaklaşık olarak %4, DVM için ise %6 oranında bir düşüş gözlemlenmektedir. Performanslardaki bu düşüş, genel olarak değişken sayısının azaltılması ya da modellerin teknik altyapısı ile ilişkili olduğu (örn: LR için değişkenler arasında korelasyon olması) şeklinde açıklanabilir.

5.2 Fen Veri Setine Ait Sonuçlar

Öğrencilerin fen okuryazarlığı alanındaki başarılarını temsil eden makul değerlerden rastgele seçilen beş makul değerin her biri için sınıflandırma algoritmaları ile modeller kurulmuştur. Her bir makul değer için kurulan modellerin model performans ölçütleri hesaplanmış ve ardından elde edilen performans değerlerinin ortalamaları alınmıştır. Her bir ülkeye göre, kullanılan sınıflandırma algoritmalarının performans ölçütleri (doğruluk, hassasiyet, duyarlılık, F-ölçütü) ve en başarılı sınıflandırma algoritmasını belirlemek amacıyla, ülkelere göre verilen algoritmaların model performans değerlerinin ortalamaları Tablo 5.5'te gösterilmiştir.

Tablo 5.5 FenVeri Seti Üzerinde Modellerin Performans Ölçütleri*

	LR				RO				XGBoost				DVM			
Ülke	**Acc**	**Prcsn**	**Rcall**	**F-M**	**Acc**	**Prcsn**	**Rcall**	**F-M**	**Acc**	**Prcsn**	**Rcall**	**F-M**	**Acc**	**Prcsn**	**Rcall**	**F-M**
AUS	0.667	0.670	0.673	0.671	0.663	0.655	0.667	0.661	**0.670**	0.671	0.693	0.682	0.666	0.646	0.688	0.666
AUT	0.710	0.712	0.735	0.723	0.727	0.732	0.719	0.725	**0.736**	0.719	0.729	0.724	0.695	0.678	0.701	0.689
BEL	0.744	0.731	0.781	0.755	0.756	0.748	0.766	0.757	**0.765**	0.777	0.813	0.795	0.720	0.723	0.770	0.745
CAN	0.646	0.642	0.655	0.649	0.648	0.644	0.657	0.650	**0.653**	0.651	0.666	0.658	0.645	0.637	0.672	0.654
CHE	0.710	0.710	0.730	0.720	0.704	0.705	0.717	0.710	**0.711**	0.717	0.707	0.712	0.708	0.705	0.710	0.708
CHL	**0.713**	0.706	0.716	0.711	**0.713**	0.697	0.682	0.689	0.712	0.734	0.705	0.718	0.708	0.718	0.701	0.710
COL	**0.715**	0.714	0.712	0.712	0.707	0.713	0.678	0.695	0.706	0.711	0.696	0.703	0.706	0.706	0.685	0.695
CZE	0.722	0.742	0.712	0.726	0.724	0.722	0.693	0.707	**0.732**	0.751	0.706	0.728	0.705	0.697	0.708	0.702
DEU	0.730	0.724	0.720	0.721	0.728	0.732	0.723	0.727	**0.733**	0.736	0.742	0.738	0.707	0.715	0.733	0.724
DNK	0.685	0.669	0.704	0.686	0.679	0.669	0.708	0.687	**0.686**	0.692	0.730	0.711	0.682	0.667	0.728	0.696
ESP	0.671	0.678	0.679	0.678	0.676	0.678	0.668	0.673	**0.685**	0.682	0.690	0.686	0.670	0.666	0.667	0.667
EST	**0.674**	0.644	0.667	0.655	0.662	0.694	0.667	0.680	0.668	0.680	0.661	0.670	0.673	0.671	0.652	0.661
FIN	0.673	0.667	0.667	0.667	0.670	0.678	0.645	0.660	**0.681**	0.675	0.652	0.663	0.658	0.670	0.668	0.668
FRA	0.749	0.748	0.772	0.760	0.760	0.743	0.743	0.743	**0.765**	0.752	0.773	0.762	0.741	0.731	0.739	0.735
GBR	0.692	0.694	0.674	0.684	0.685	0.688	0.691	0.690	**0.695**	0.697	0.698	0.697	0.692	0.703	0.694	0.699
GRC	**0.681**	0.642	0.687	0.663	0.673	0.684	0.684	0.683	0.676	0.666	0.686	0.675	0.675	0.648	0.714	0.679
HUN	0.741	0.737	0.766	0.751	0.745	0.770	0.765	0.767	**0.753**	0.760	0.790	0.774	0.739	0.731	0.792	0.760
IRL	0.670	0.666	0.673	0.669	0.668	0.670	0.694	0.682	**0.678**	0.668	0.722	0.694	0.669	0.664	0.685	0.674
ISL	**0.661**	0.649	0.707	0.676	0.656	0.650	0.723	0.684	0.659	0.649	0.695	0.671	0.657	0.638	0.695	0.665
ISR	0.729	0.716	0.716	0.716	0.735	0.729	0.750	0.739	**0.747**	0.746	0.771	0.758	0.721	0.720	0.733	0.726

Tablo 5.5 (Devam) Fen Veri Seti Üzerinde Modellerin Performans Ölçütleri

	LR				RO				XGBoost				DVM			
Ülke	**Acc**	**Prcsn**	**Rcall**	**F-M**	**Acc**	**Prcsn**	**Rcall**	**F-M**	**Acc**	**Prcsn**	**Rcall**	**F-M**	**Acc**	**Prcsn**	**Rcall**	**F-M**
ITA	0.665	0.655	0.668	0.661	0.663	0.665	0.666	0.665	**0.671**	0.672	0.670	0.671	0.661	0.651	0.691	0.670
JPN	0.673	0.680	0.685	0.683	0.684	0.706	0.643	0.672	**0.692**	0.679	0.673	0.676	0.674	0.679	0.645	0.661
KOR	0.670	0.661	0.688	0.674	0.656	0.655	0.673	0.663	**0.671**	0.657	0.685	0.670	0.658	0.661	0.706	0.682
LTU	0.665	0.657	0.638	0.648	0.667	0.644	0.678	0.660	**0.671**	0.658	0.679	0.668	0.664	0.656	0.668	0.662
LUX	0.743	0.754	0.747	0.750	0.743	0.767	0.711	0.738	**0.749**	0.743	0.747	0.744	0.736	0.747	0.743	0.744
LVA	0.659	0.665	0.683	0.674	0.652	0.651	0.647	0.648	**0.659**	0.648	0.654	0.651	0.657	0.658	0.659	0.658
MEX	0.675	0.693	0.724	0.707	0.670	0.693	0.697	0.695	**0.680**	0.676	0.684	0.680	0.665	0.685	0.694	0.688
NLD	0.751	0.726	0.823	0.771	0.762	0.733	0.779	0.755	**0.765**	0.766	0.777	0.772	0.739	0.694	0.813	0.749
NOR	**0.670**	0.654	0.676	0.664	0.662	0.638	0.655	0.646	0.664	0.664	0.684	0.674	0.667	0.641	0.678	0.659
NZL	0.689	0.701	0.684	0.692	0.685	0.688	0.677	0.681	**0.692**	0.661	0.678	0.669	0.687	0.688	0.691	0.689
POL	0.679	0.676	0.656	0.666	0.676	0.681	0.658	0.669	**0.679**	0.689	0.697	0.693	0.674	0.695	0.690	0.691
PRT	0.706	0.716	0.669	0.692	0.723	0.740	0.721	0.730	**0.724**	0.723	0.732	0.727	0.704	0.726	0.653	0.687
SVK	0.713	0.706	0.717	0.712	0.715	0.692	0.721	0.706	**0.716**	0.713	0.745	0.728	0.699	0.683	0.742	0.711
SVN	0.705	0.715	0.696	0.705	0.723	0.728	0.719	0.723	**0.729**	0.729	0.714	0.722	0.685	0.682	0.696	0.689
SWE	**0.698**	0.695	0.703	0.699	0.686	0.697	0.706	0.701	0.694	0.698	0.736	0.716	0.695	0.692	0.718	0.705
TUR	0.712	0.708	0.710	0.709	0.706	0.711	0.683	0.697	**0.714**	0.715	0.688	0.701	0.712	0.694	0.700	0.696
USA	0.681	0.680	0.706	0.693	0.679	0.673	0.694	0.683	**0.687**	0.678	0.684	0.681	0.678	0.704	0.687	0.695
Ortalama Performans Ölçütleri (%95 Güven Aralığı)																
	0.696 [0.687, 0.705]				0.696 [0.685, 0.707]				**0.702 [0.691, 0.713]**	**0.700**	**0.710**	**0.704**	0.689 [0.681, 0.697]	0.686	0.703	0.694

*Doğruluk (Acc), Hassasiyet (Prcsn), Duyarlılık (Rcall), F-ölçütü (F-M) olarak kısaltılmıştır.

Tablo 5.5'te verilen dört farklı sınıflandırma algoritmasının, her bir ülkenin fen başarılarını sınıflandırma performanslarına ait ölçütlerin birbirine yakın değerler aldığı görülmektedir. Tüm algoritmaların sınıflandırma ölçütleri incelendiğinde tüm modellerin yaklaşık %70 doğruluk değerlerine sahip oldukları görülmektedir. Tüm ülkeler dikkate alındığında XGBoost algortiması ortalamada en başarılı sınıflandırma algoritması olarak belirlenmiştir. Ardından LR, RO ve DVM algoritmaları sınıflandırma başarılarına göre sıralanmıştır. Doğruluk değerlerinin yanında diğer performans ölçütleri incelendiğinde XGBoost algoritmasının hassasiyet, duyarlılık ve F-ölçütününde tutarlı bir şekilde çoğunlukla en iyi sonuçları verdiği görülmektedir. Modellerin F-ölçütleri ile doğruluk değerlerinin birbirine yakın değerler alması, bu modellerin fen veri seti üzerinde iyi bir performans gösterdiği anlamına gelmektedir. Algortimaların performanslarını ülkelere göre değerlendirdiğimizde ise, hangi algoritmanın hangi ülkenin verilerini sınıflandırmada doğruluk değerlerine göre daha başarılı olduğu Tablo 5.6'de özetlenmiştir.

Tablo 5.6 Fen Veri Setinde Ülkelere Göre En Başarılı Sınıflandırma Algoritmaları

Sınıflandırma Algortimaları	**Ülkeler**
LR	CHL, COL, EST, GRC, ISL, LVA, NOR, POL, SWE
RF	CHL
XGBoost	AUS, AUT, BEL, CAN, CHE, CZE, DEU, DNK, ESP, FIN, FRA, GBR, HUN, IRL, ISR, ITA, JPN, KOR, LUX, LVA, MEX, NLD, NZL, POL, SVK, SVN, TUR, USA
DVM	-

Tablo 5.6'da dört farklı algortimanın en başarılı sınıflandırma sonuçları verdiği ülkeler özetlenmiştir. XGBoost algortiması ülkelere göre yapılan değerlendirmede çoğunlukla en başarılı sınıflandırma algoritması olarak belirlenmiştir. LR algoritması, XGBoost'dan sonra ülkelere göre yapılan değerlendirmede en başarılı sınıflandırma algoritmasıdır. Litvanya (LVA) ve Polonya (POL) için LR ve

XGBoost, Şili (CHL) için LR ve RO algortimalarının sınıflandırma başarıları aynı doğruluk değerlerine sahiptir. Yine matematik sınav sonuçlarında görüldüğü gibi, model performanslarının birbirine çok yakın olması yüzünden, daha fazla makul değer kullanarak tekrarlacak sınıflandırma işlemlerinin sonucunda, Tablo 5.6'da verilen en başarılı sınıflandırma algoritmalarının ülkelere göre değişkenlik gösterebileceği öngörülebilir.

Her bir ülkeye ait veri seti üzerinde, kurulan modellerin ızgara arama (Grid Search) yöntemi kullanılarak en iyi parametre değerleri elde edilmiş ve bu parametre değerleri kullanılarak kurulan modeller üzerinden, sınıflandırma başarısında önem değeri yüksek olan değişkenler, permütasyon özelliği önem yöntemi uygulanarak belirlenmiştir. Ülkelere ve algoritmalara göre fen başarısını sınıflandırmada önem değeri yüksek olan değişkenlerin ilk beş tanesi Tablo 5.7'de verilmiştir. EK-A.3'de ise önem değerlerine göre sıralanmış tüm değişkenlerin listesi yer almaktadır.

Tablo 5.7 Matematik Veri Setinde Önem Değeri Yüksek Değişkenler

Ülke	LR	RO	XGBoost	DVM
AUS	TV, Mothers' Education, Desk, Fathers' Education, Cars	Father qualifications, TV, Book, ISCED0, Fathers' Education	TV, Father qualifications, Book, Fathers' Education, Support difficulties	Fathers' Education, PerWeek_Math, Book, Support achievements, Support difficulties
AUT	Father qualifications, Book, Edu Software, Gender, Mother qualifications	Mothers' Education, HISCED, PerWeek_TLanguage, Book, Fathers' Education	Father qualifications, Gender, Book, Mothers' Education, PerWeek_TLanguage	Book, Support achievements, Support difficulties, Fathers' Education, Mother qualifications
BEL	Encourage, Support achievements, Support difficulties, Fathers' Education, PerWeek_FLanguage	Support achievements, Encourage, Fathers' Education, PerWeek_Math, Support difficulties	Gender, PerWeek_Math, Fathers' Education, HISCED, Father qualifications	Fathers' Education, Cars, Father qualifications, Mothers' Education, Support difficulties
CAN	Mothers' Education, Desk, Book, Tablet, PerWeek_TLanguage	Father qualifications, Desk, Mother qualifications, Tablet, Book	Tablet, Book, Mother qualifications, Mothers' Education, TV	Computer, Mothers' Education, Book, Mother qualifications, Father qualifications
CHE	Mothers' Education, Fathers' Education, HISCED, Book, Tablet	Mothers' Education, HISCED, Mother qualifications, Fathers' Education, Book	Fathers' Education, Edu Software, Book, Mothers' Education, Gender	Mothers' Education, HISCED, PerWeek_Math, Fathers' Education, Tablet
CHL	Bath, Father qualifications, ISCED0, Book, HISCED	Internet, Bath, Desk, Works of art, Book	Bath, Encourage, Gender, Smartphones, Age	Bath, Father qualifications, Mothers' Education, Support achievements, Desk
COL	Internet, ISCED0, Smartphones, Encourage, Tablet	Quite Place, Computer, ISCED0, Gender, Mothers' Education	Quite Place, ISCED0, Bath, HISCED, Tablet	Encourage, Mothers' Education, Tablet, Gender, HISCED
CZE	Mothers' Education, HISCED, Room, Encourage, Quite Place	Book, Encourage, Edu Software, HISCED, Gender	HISCED, Computer, Encourage, Book, Father qualifications	Encourage, Mothers' Education, ISCED0, TV, Mother qualifications
DEU	Quite Place, Support difficulties, Book, Works of art, Mother qualifications	Support difficulties, Support achievements, Encourage, Mothers' Education, PerWeek_FLanguage	Support achievements, Mothers' Education, Age, Edu Software, PerWeek_FLanguage	Mothers' Education, HISCED, Book, Support difficulties, Encourage
DNK	Book, Mothers' Education, Father qualifications, Support achievements, Mother qualifications	Fathers' Education, Bath, Mothers' Education, Book, Father qualifications	HISCED, Father qualifications, Book, Mothers' Education, Room	Fathers' Education, Mothers' Education, Father qualifications, HISCED, Mother qualifications

Tablo 5.7 (Devamı) Fen Veri Setinde Önem Değeri Yüksek Değişkenler

Ülke	LR	RO	XGBoost	DVM
ESP	PerWeek_Math, Tablet, PerWeek_TLanguage, Mothers' Education, PerWeek_Science	Mother qualifications, Fathers' Education, Mothers' Education, HISCED, Bath	Mothers' Education, Support achievements, Works of art, Bath, Tablet	Mothers' Education, Bath, Father qualifications, HISCED, PerWeek_Science
EST	Support achievements, Mothers' Education, HISCED, Book, Internet	Room, Mother qualifications, TV, Support achievements, Age	Cars, Father qualifications, Mothers' Education, Desk, Encourage	HISCED, Support achievements, Fathers' Education, Computer, Room
FIN	Book, Edu Software, Gender, Desk, Encourage	Works of art, Mother qualifications, Support difficulties, Mothers' Education, HISCED	Mother qualifications, Mothers' Education, Room, Book, Musical instruments	Age, Support difficulties, Gender, Book, Mother qualifications
FRA	Mothers' Education, Fathers' Education, Support difficulties, TV, Support achievements	Mothers' Education, Father qualifications, Mother qualifications, Encourage, PerWeek_Science	Mothers' Education, PerWeek_Science, HISCED, Bath, Father qualifications	Mothers' Education, Fathers' Education, Support difficulties, Support achievements, Room
GBR	PerWeek_Science, Support difficulties, Fathers' Education, Quite Place, Musical instruments	Fathers' Education, Support difficulties, Encourage, PerWeek_Science, Tablet	Book, Support difficulties, Fathers' Education, Mothers' Education, Father qualifications	Book, PerWeek_Science, Support difficulties, Fathers' Education, Musical instruments
GRC	E-book, Support achievements, Mother qualifications, Fathers' Education, Age	Support achievements, Support difficulties, HISCED, Room, Book	Fathers' Education, Support difficulties, Mothers'Education, Support achievements, E-book	E-book, Internet, Mothers' Education, Book, HISCED
HUN	PerWeek_FLanguage, Fathers' Education, Computers, Support achievements, Mothers' Education	PerWeek_FLanguage, HISCED, TV, Room, Book	PerWeek_FLanguage, Gender, TV, Desk, Book	PerWeek_FLanguage, Room, Quite Place, Gender, TV
IRL	Mother qualifications, Computer, Support difficulties, Mothers' Education, HISCED	Quite Place, Mother qualifications, Book, Father qualifications, Support achievements	Mothers' Education, HISCED, Mother qualifications, Fathers' Education, Book	Mother qualifications, Fathers' Education, Book, Support difficulties, Support achievements
ISL	Mother qualifications, Father qualifications, Encourage, Mothers' Education, Support difficulties	Mothers' Education, Father qualifications, Support achievements, Encourage, Mother qualifications	Support difficulties, Mother qualifications, Fathers' Education, Father qualifications, Computer	Support difficulties, Mother qualifications, Father qualifications, Works of art, Encourage
ISR	Book, PerWeek_Math, Cars, Fathers' Education, Musical instruments	PerWeek_Math, Mother qualifications, Mothers' Education, Internet, PerWeek_TLanguage	Father qualifications, Cars, Mother qualifications, Mothers' Education, Computers	Mother qualifications, Cars, PerWeek_Math, Mothers' Education, Computers

Tablo 5.7 (Devamı) Fen Veri Setinde Önem Değeri Yüksek Değişkenler

Ülke	LR	RO	XGBoost	DVM
ITA	Fathers' Education, PerWeek_Math, Mothers' Education, HISCED, Support achievements	Mothers' Education, Support achievements, Support difficulties, Internet, Fathers' Education	Mothers' Education, PerWeek_Math, HISCED, Encourage, Gender	Fathers' Education, Mothers' Education, PerWeek_TLanguage, PerWeek_Math, TV
JPN	Book, HISCED, Smartphones, Support achievements, E-book	Book, PerWeek_Math, PerWeek_FLanguage, Mothers' Education, E-book	Book, Room, Edu Software, E-book, PerWeek_Math	Encourage, PerWeek_TLanguage, HISCED, Book, Mothers' Education
KOR	ISCED0, Room, Computer, Quite Place, Support achievements	Book, Father qualifications, Encourage, Musical instruments, Cars	Encourage, Mothers' Education, Internet, Book, Mother qualifications	Fathers' Education, Smartphones, Quite Place, Support difficulties, Support achievements
LTU	Works of art, Mother qualifications, Mothers' Education, Internet, Fathers' Education	Book, Father qualifications, Mothers' Education, Support achievements, Works of art	Support difficulties, Support achievements, Smartphones, HISCED, Fathers' Education	Works of art, PerWeek_TLanguage, Mothers' Education, Encourage, Support difficulties
LUX	Mothers' Education, PerWeek_FLanguage, HISCED, Book, Father qualifications	HISCED, Fathers' Education, Mothers' Education, Encourage, Book	Fathers' Education, Works of art, Mothers' Education, Book, Mother qualifications,	Mothers' Education, Mother qualifications, Support difficulties, PerWeek_FLanguage, Book
LVA	Encourage, Internet, Fathers' Education, HISCED, Support achievements	Support difficulties, Support achievements, Encourage, Age, Tablets	Fathers' Education, Support achievements, Mother qualifications, Mothers' Education, Father qualifications	HISCED, Mothers' Education, Fathers' Education, Internet, Support achievements
MEX	Fathers' Education, Computers, Age, Mothers' Education, Musical instruments	Computers, Smartphones, Fathers' Education, HISCED, Room	Computers, HISCED, Mothers' Education, Fathers' Education, Encourage	Fathers' Education, Computers, Desk, Mothers' Education, Works of art
NLD	Encourage, Support achievements, Support difficulties, Book, EduSoftware	Support difficulties, Fathers' Education, Book, Mothers 'Education, Cars	Support achievements, Desk, Support difficulties, Book, Fathers' Education	Encourage, Support difficulties, Support achievements, Father qualifications, EduSoftware
NOR	HISCED, Age, Support difficulties, Cars, Mothers' Education	HISCED, Mothers' Education, Encourage, Book, Fathers' Education	Fathers' Education, HISCED, Mothers' Education, Quite Place, Encourage	HISCED, Book, Edu Software, Bath, Cars

Tablo 5.7 (Devamı) Fen Veri Setinde Önem Değeri Yüksek Değişkenler

Ülke	LR	RO	XGBoost	DVM
NZL	HISCED, Book, Desk, TV, Support achievements	Fathers' Education, Book, Room, Internet, Mothers' Education	Fathers' Education, Desk, Mother qualifications, HISCED, Internet	Book, Gender, Mothers' Education, Mother qualifications, HISCED
POL	Encourage, Internet, Edu Software, Tablet, Support difficulties	HISCED, Mother qualifications, Edu Software,Mothers' Education, Support achievements	Book, Support difficulties, Edu Software, Mother qualifications, HISCED	Edu Software, ISCED0, Encourage, Book, Works of art
PRT	PerWeek_TLanguage, PerWeek_Science, Mothers' Education, PerWeek_Math, ISCED0	Fathers' Education, PerWeek_Science, PerWeek_TLanguage, HISCED, Encourage	PerWeek_TLanguage, PerWeek_Science, Father qualifications, Mothers' Education, PerWeek_Math	Mothers' Education, HISCED, Support difficulties, PerWeek_Science, Father qualifications
SVK	Fathers' Education, Room, Quite Place, Edu-Software, Book	Encourage, Book, HISCED, Fathers' Education, Father qualifications	Encourage, Mothers' Education, Desk, Book, Support difficulties	Fathers' Education, Support achievements, Encourage, Book, Encourage
SVN	HISCED, Book, Father qualifications, Mother qualifications, Encourage	Support difficulties, Quite Place PerWeek_TLanguage,Fathers' Education, PerWeek_Science	Works of art, Edu-Software, Gender, Support difficulties, Book	Mothers' Education, HISCED, Quite Place, Fathers' Education, TV
SWE	Fathers' Education, Cars, E-book, Internet, Encourage	Fathers' Education, E-book, Support achievements,HISCED, Age	Father qualifications, Encourage, Fathers' Education, E-book, Support difficulties	Fathers' Education, Support difficulties, HISCED, E-book, Encourage
TUR	PerWeek_Science, Support difficulties, Fathers' Education, HISCED, Smartphones	Mothers' Education, Fathers' Education, Edu-Software, Internet, HISCED	Mothers' Education, Smartphones, Internet, HISCED, Support difficulties	Smartphones, HISCED, Fathers' Education, PerWeek_Science, Support achievements
USA	Desk, Computer, Quite Place, Mother qualifications, Book	Musical instruments, Book, Internet, Computer, Mother qualifications	HISCED, Musical instruments, Book, Fathers' Education, Desk	Mother qualifications, Musical instruments, Father qualifications, Mothers' Education, Tablet

Tablo 5.7'ye göre fen başarısına etki eden önemli değişkenler tüm ülkeler incelendiğinde genel olarak, öğrencinin yaşı ("Age"), cinsiyeti ("Gender") ile ekonomik, duygusal ve eğitimle ilişkili faktörler şeklinde üç gruba ayrılan değişkenlerden oluşmaktadır.

Fen başarısını etkileyen değişkenler ülkelere göre ayrı ayrı incelendiğinde, özellikle duygusal faktörlerin Kanada, İsviçre, Meksika ve Amerika dışındaki tüm ülkelerde başarıya önemli bir etkisi olduğu görülmektedir. Matematik başarısını etkileyen değişkenlerde de duygusal faktörlerin olmadığı göz önüne alındığında PISA sınavlarında Kanada'nın ilginç bir örnek teşkil ettiğini söyleyebiliriz.

"Cinsiyet" değişkeni ise özellikle Avusturya, Kolombiya, Finlandiya, Macaristan ve Belçika için fen başarısında önem değeri en yüksek değişkenlerden biri olduğu sonucuna varılmaktadır.

Eğitim ile ilişkili değişken grubunda yer alan, evde sahip olunan kitap sayısı "Book" değişkeni, anne ve babanın eğitim durumu ile yetkinliğini gösteren "Mothers' Education", "Fathers' Education", "Mother qualifications", "Father qualifications" değişkenlerinden en az biri her ülke ve algoritmaya göre fen başarısı üzerinde aynı matematik başarısı üzerinde olduğu gibi önem değeri yüksek değişkenlerden biri olarak bulunmuştur.

Fen başarısını etkileyen değişkenler ülkelere göre ayrı ayrı incelendiğinde, eğitim ve ekonomik düzey ile ilişkili değişkenlerin ülkelerin çoğunda fen başarısı üzerinde yüksek öneme sahip olduğu görülmektedir. Ancak sadece eğitim ile ilişkili değişkenlerin fen başarısı üzerinde en etkili olduğu ülkeler, Avusturya, Belçika, Fransa, Birleşik Krallık, İtalya ve Portekiz; benzer şekilde sadece ekonomik düzey ile ilişkili değişkenlerin başarı üzerinde en yüksek öneme sahip olduğu ülkeler ise Şili, Kolombiya, Japonya ve Amerika olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Ülkelerin matematik ve fen başarısını etkileyen değişkenler karşılaştırıldığında ise özellikle her ülkenin iki alana göre ortak olan önemli değişkenleri, anne ve babanın eğitim durumunu ile ilişkili "Mothers' Education", "Fathers' Education", "Mother qualifications", "Father qualifications" ve evde sahip olunan eğitsel kaynaklardan "Book" değişkeni olarak belirlenmiştir.

Aynı matematik başarısını etkileyen faktörleri incelediğimiz analizde yaptığımız gibi, her bir ülke ve algoritmaya göre önem değeri yüksek değişkenler

belirlendikten sonra, sadece bu değişkenler kullanılarak sınıflandırma işlemleri tekrarlanmıştır. Önem değeri yüksek değişkenler kullanılarak kurulan modellerin sonucunda elde edilen model performansları (doğruluk), tüm değişkenler kullanılarak kurulan modellerin performansları (doğruluk) ile karşılaştırılmak amacıyla Tablo 5.8'te verilmiştir. Önem değeri yüksek değişkenler ile kurulan modellerin tüm performans ölçütlerine ait sonuçlar EK-A.4'te yer almaktadır.

Tablo 5.8 Fen Veri Setinde Tüm Değişkenlerle ve Önemli Değişkenlerle Kurulan Modellerin Performans Değerleri

	LR (Acc)		RO (Acc)		XGBoost (Acc)		SVM (Acc)	
Ülke	**Tüm**	**Önemli**	**Tüm**	**Önemli**	**Tüm**	**Önemli**	**Tüm**	**Önemli**
AUS	0.667	0.628	0.663	0.632	**0.670**	0.630	0.666	0.625
AUT	0.710	0.693	0.727	0.714	**0.736**	0.703	0.695	0.662
BEL	0.744	0.702	0.756	0.733	**0.765**	0.746	0.720	0.681
CAN	0.646	0.617	0.648	0.619	**0.653**	0.622	0.645	0.618
CHE	0.710	0.676	0.704	0.677	**0.711**	0.677	0.708	0.675
CHL	**0.713**	0.665	**0.713**	0.660	0.712	0.679	0.708	0.623
COL	**0.715**	0.646	0.707	0.634	0.706	0.635	0.706	0.633
CZE	0.722	0.692	0.724	0.693	**0.732**	0.687	0.705	0.671
DEU	0.730	0.693	0.728	0.692	**0.733**	0.703	0.707	0.652
DNK	0.685	0.647	0.679	0.646	**0.686**	0.653	0.682	0.629
ESP	0.671	0.655	0.676	0.657	**0.685**	0.671	0.670	0.644
EST	**0.674**	0.576	0.662	0.611	0.668	0.604	0.673	0.619
FIN	0.673	0.616	0.670	0.625	**0.681**	0.621	0.658	0.590
FRA	0.749	0.717	0.760	0.744	**0.765**	0.735	0.741	0.701
GBR	0.692	0.667	0.685	0.670	**0.695**	0.664	0.692	0.672
GRC	**0.681**	0.591	0.673	0.611	0.676	0.617	0.675	0.574
HUN	0.741	0.726	0.745	0.737	**0.753**	0.729	0.739	0.707
IRL	0.670	0.644	0.668	0.646	**0.678**	0.645	0.669	0.637
ISL	**0.661**	0.634	0.656	0.625	0.659	0.615	0.657	0.604
ISR	0.729	0.675	0.735	0.691	**0.747**	0.713	0.721	0.654
ITA	0.665	0.633	0.663	0.637	**0.671**	0.624	0.661	0.625
JPN	0.673	0.614	0.684	0.639	**0.692**	0.599	0.674	0.611
KOR	0.670	0.616	0.656	0.620	**0.671**	0.593	0.658	0.618
LTU	0.665	0.590	0.667	0.638	**0.671**	0.614	0.664	0.607
LUX	0.743	0.718	0.743	0.714	**0.749**	0.709	0.736	0.700
LVA	**0.659**	0.582	0.652	0.623	**0.659**	0.596	0.657	0.603
MEX	0.675	0.631	0.670	0.624	**0.680**	0.608	0.665	0.623
NLD	0.751	0.710	0.762	0.672	**0.765**	0.731	0.739	0.637
NOR	**0.670**	0.629	0.662	0.618	0.664	0.633	0.667	0.597
NZL	0.689	0.639	0.685	0.632	**0.692**	0.609	0.687	0.645
POL	**0.679**	0.629	0.676	0.658	**0.679**	0.641	0.674	0.651
PRT	0.706	0.677	0.723	0.701	**0.724**	0.709	0.704	0.670
SVK	0.713	0.679	0.715	0.684	**0.716**	0.695	0.699	0.654
SVN	0.705	0.669	0.723	0.699	**0.729**	0.674	0.685	0.662
SWE	**0.698**	0.647	0.686	0.669	0.694	0.663	0.695	0.639
TUR	0.712	0.678	0.706	0.688	**0.714**	0.689	0.712	0.647
USA	0.681	0.670	0.679	0.648	**0.687**	0.648	0.678	0.649

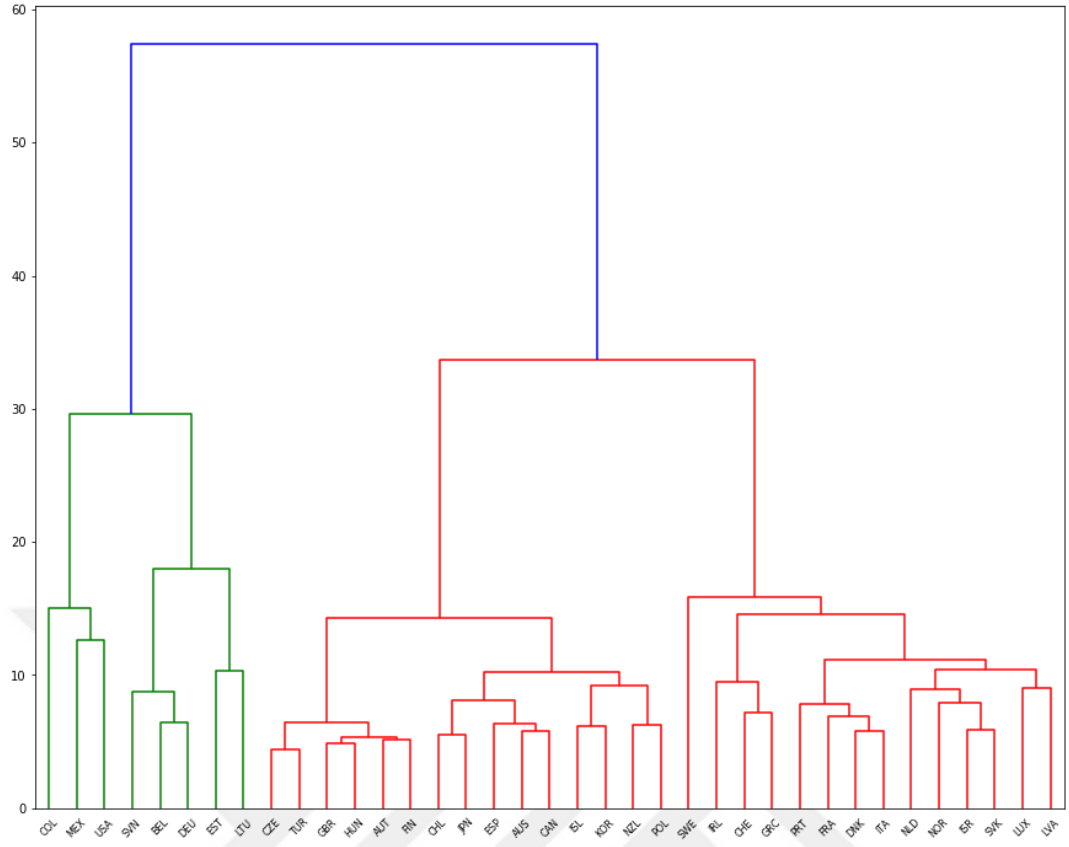
Tablo 5.8 (Devamı) Fen Veri Setinde Tüm Değişkenlerle ve Önemli Değişkenlerle Kurulan Modellerin Performans Değerleri

	LR (Acc)		RO (Acc)		XGBoost (Acc)		SVM (Acc)	
Ülke	**Tüm**	**Önemli**	**Tüm**	**Önemli**	**Tüm**	**Önemli**	**Tüm**	**Önemli**
Ortalama Doğruluk Değerleri (%95 Güven Aralığı)								
	0.696 [0.687, 0.705]	0.653 [0.641, 0.666]	0.695 [0.685, 0.707]	0.662 [0.650, 0.674]	**0.702 [0.691, 0.713]**	0.659 [0.645, 0.673]	0.689 [0.681, 0.697]	0.641 [0.631, 0.651]

Tablo 5.8'e göre sadece önem değeri yüksek değişkenler kullanılarak kurulan tüm sınıflandırma algoritmalarının model performanslarının yaklaşık %65 ortalama doğruluk değerlerine sahip oldukları görülmektedir. Bunun yanında, aynı matematik başarı faktörlerini analiz etmek için kurduğumuz modellerde olduğu gibi, fen başarısını analiz için tüm değişkenler kullanılarak kurulan modellerin istisnasız bir şekilde sadece önemli değişkenler kullanılarak kurulan modellere göre daha yüksek doğruluk oranlarına sahip olduklarını da gözlemliyoruz. Tüm değişkenler ile kurulan modellere göre model performanslarında LR, XGBoost ve DVM için yaklaşık olarak %4, RO için ise %3 oranında bir düşüş gözlemlenmektedir. Daha önce matematik için yapılan analizde gözlemlenen gibi performanslardaki bu düşüş, genel olarak değişken sayısının azaltılması ya da modellerin tekniksel altyapısı ile ilişkili olduğu (örn: LR için değişkenler arasında korelasyon olması) şeklinde açıklanabilir.

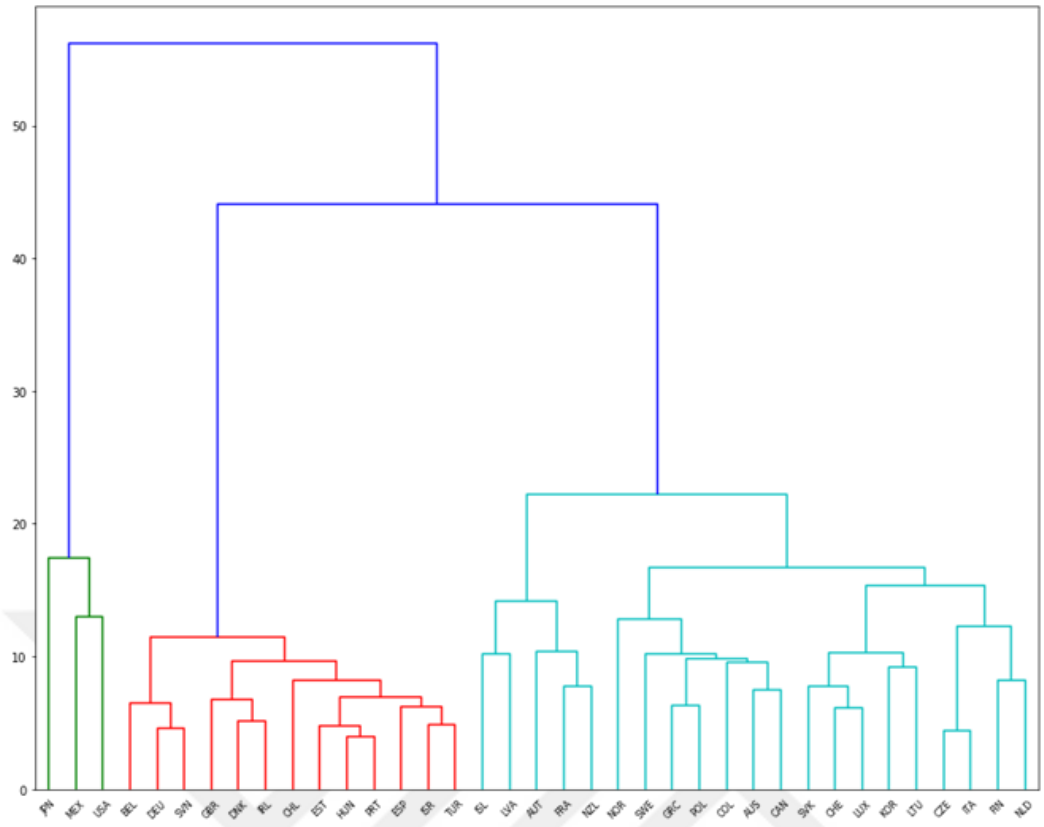
5.3 Kümeleme Analizi Sonuçları

37 OECD ülkesinin öğrencilerinin sosyo-ekonomik ve demografik özelliklerini temsil eden değişkenlerin, permütasyon özelliği önem yöntemi ile matematik ve fen başarıları üzerindeki önem değerleri hesaplanmıştır. Matematik ve fen veri setlerine ait değişkenlerin önem değerlerine göre ülkeler hiyerarşik kümeleme yöntemi kullanılarak kümelenmiştir. İki farklı veri setine ayrı ayrı uygulanan kümeleme analizi sonuçları Şekil 5.1 ve Şekil 5.2'de verilen dendrogramlar ile görselleştirilmiştir



Şekil 5.1 Matematik Veri Setine Göre Elde Edilen Dendrogram

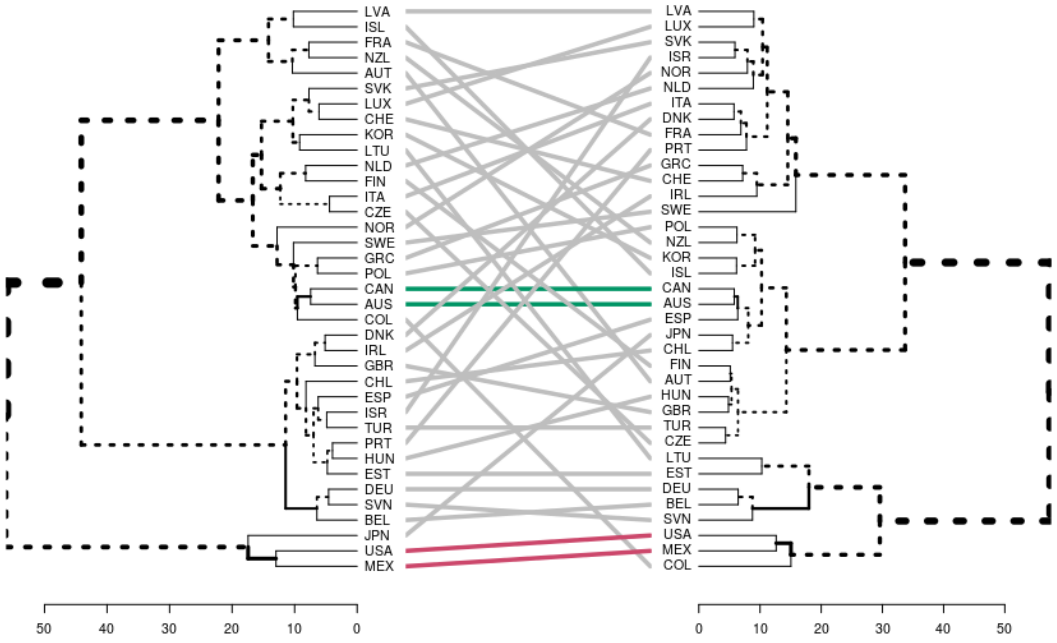
Şekil 5.1'de verilen dendrogram incelendiğinde ülkelerin üç farklı grup halinde kümelendiği görülmektedir. Matematik başarısını etkileyen değişkenlere ilişkin göstergeler açısından Kolombiya, Meksika, Amerika, Slovenya, Belçika, Almanya, Estonya ve Litvanya birinci kümede; Çek Cumhuriyeti, Türkiye, Birleşik Krallık, Macaristan, Avusturya, Finlandiya, Şili, Japonya, İspanya, Avustralya, Kanada, İzlanda, Kore, Yeni Zellanda ve Polonya ikinci kümede; İsveç, İrlanda, İsviçre, Yunanistan, Portekiz, Fransa, Danimarka, İtalya, Hollanda, Norveç, İsrail, Slovakya, Lüksemburg ve Letonya ise üçüncü kümede yer almaktadır.



Şekil 5.2 Fen Veri Setine Göre Elde Edilen Dendrogram

Şekil 5.2'de verilen dendrogram incelendiğinde ise matematik veri setine benzer şekilde ülkelerin üç farklı grup halinde kümelendiği görülmektedir. Değişkenlerin fen başarısı üzerindeki etkisine ilişkin göstergeler açısından Japonya, Meksika, Amerika birinci kümede; Belçika, Almanya, Slovenya, Birleşik Krallık, Danimarka, İrlanda, Şili, Estonya, Macaristan, Portekiz, İspanya, İsrail ve Türkiye ikinci kümede; İzlanda, Litvanya, Avusturya, Fransa, Yeni Zellanda, Norveç, İsveç, Yunanistan, Polonya, Kolombiya, Avustralya, Kanada, Slovakya, İsviçre, Lüksemburg, Kore, Letonya, Çek Cumhuriyeti, İtalya, Finlandiya ve Hollanda ise üçüncü kümede yer almaktadır.

Şekil 5.1 ve Şekil 5.2'de verilen dendrogramları, ülkelerin sosyo-ekonomik ve demografik özelliklerini temsil eden değişkenlerin, matematik ve fen başarılarına olan etkileri arasında bir ilişki olup olmadığını araştırmak amacıyla her iki dendrogramdaki etiketler hizalanarak Şekil 5.3'te verilen tanglegram ile görselleştirilerek karşılaştırılmıştır.



Şekil 5.3 Fen Veri Seti (Solda) Ve Matematik Veri Seti (Sağda) Dendrogramlarına Ait Tanglegram

Şekil 5.3'teki tanglegram gösterimine göre, dallara yerleştirilen etiketler arasındaki eşleşmeler incelendiğinde, ülkelerin sosyo-ekonomik ve demografik özelliklere ait değişkenlerinin hem matematik hem de fen başarılarına olan etkilerine göre Amerika ve Meksika, Kanada ve Avustralya benzer şekilde kümelendiği görülmektedir.

Oluşan kümeler ve kümelerde yer alan ülke grupları incelendiğinde matematik ve fen başarılarında değişkenlerin etkisinin benzerlik göstermediği görülmektedir. Bu sebeple matematik ve fen başarısına olan etkinin sosyo-ekonomik ve demografik özellikler açısından farklılık gösterdiği sonucuna ulaşılmaktadır.

6
DEĞERLENDİRME

Bu tez çalışmasında, makine öğrenmesi yöntemlerinin eğitim verilerine uygulanması ile geleneksel yöntemler yerine, güncel teknolojiler kullanılarak eğitim verilerinin analiz edilmesi amaçlanmıştır. Bu amaçla, PISA 2018 değerlendirmesine katılan 37 OECD ülkesinin sosyo-ekonomik ve demografik özelliklerini içeren değişkenler ile matematik ve fen alanlarındaki başarıları kullanılarak oluşturulan veri setlerine sınıflandırma, kümeleme ve önemli değişkenleri belirlemek amacıyla çeşitli makine öğrenmesi algoritmaları uygulanmıştır. Oluşturulan matematik ve fen veri setleri üzerinde LR, RO, XGBoost ve DVM algoritmaları ile sınıflandırmalar gerçekleştirilmiş, kurulan modeller sonucunda elde edilen model performans ölçütleri karşılaştırılmıştır. Her iki veri seti içinde XGBoost algoritması en başarılı sınıflandırma algoritması olarak belirlenmiştir.

XGBoost algoritmasının, yaygın olarak kullanılan sınıflandırma ve tahmin algoritmaları arasında en iyi model performansına sahip algoritma olarak belirlendiği bir çok çalışma literatürde yer almaktadır. [140] araştırmasında, PISA 2018 değerlendirmesinde öğrencilere uygulanan testlerdeki performans değerleri ve anketlere verdikleri yanıtlar kullanılarak, öğrencilerin öz yeterliliklerini RO ve XGBoost algoritmalarıyla tahmin etmişlerdir. Yapılan araştırmanın sonucunda XGBoost T algoritmasının daha iyi performans gösterdiğini ortaya koymuşlardır. Benzer bir çalışmada ise öğrenci performanslarını tahmin etmek amacıyla topluluk öğrenme yöntemlerinden RO, AdaBoost ve XGBoost algoritmalarını kullanmışlardır. XGBoost algoritmasının diğer algoritmalar ile kurulan modellere göre daha iyi performans gösterdiği sonucunu elde etmişlerdir [141]. Başka bir araştırmada ise, öğrencilerin öğrenme durumları üzerinde yaptıkları araştırmada, öğrenci performanslarını sınıflandırmak ve değerlendirmek amacıyla XGBoost algoritmasını kullanılmış ve bir performans değerlendirme modeli oluşturulmuştur. XGBoost algoritmasının diğer akademik tahmin algoritmalarına göre daha hızlı hesaplama becerisine ve daha yüksek model performansına sahip olduğu belirtilmiştir [17].

Öğrencilerin fen ve matematik başarılarını etkileyen en önemli değişkenleri belirlemek amacıyla her ülkenin matematik ve fen veri setlerine permütasyon özelliği önem yöntemi uygulanmıştır. Matematik ve fen başarılarında etkili olan değişkenler, her iki veri setinde de benzer şekilde elde edilmiştir. Elde edilen sonuçlara göre öğrencinin yaşı ("Age"), cinsiyeti ("Gender") ile birlikte diğer önem değeri yüksek değişkenler, eğitim ile ilişkili, ekonomik düzey ile ilişkili ve duygusal faktörler şeklinde gruplanarak değerlendirilmiştir.

Eğitim ile ilişkili grupta yer alan, anne ve babanın eğitim durumu değişkenleri, her iki başarıya göre tüm ülkelerde en yüksek öneme sahip değişkenler arasında yer almaktadır. Pek çok eğitim araştırmasında öğrenci başarısında anne ve babanın eğitim durumu önemli bir faktör olarak belirlenmiştir [46-48, 142]

Ekonomik düzey ile ilişkili grupta yer alan, matematik ve fen başarısında yüksek öneme sahip olan değişkenler, özellikle sosyo-ekonomik faktörlerin öğrenci performansları üzerindeki etkisini araştıran pek çok çalışmanın sonuçlarıyla benzerlik göstermektedir [34, 44, 143-146].

Belirlenen önem değeri yüksek değişkenler kullanılarak sınıflandırma modelleri tekrar kurulmuş ve model performansları, tüm değişkenler kullanılarak kurulan modellerin performansları ölçütleri ile karşılaştırılmıştır. Modellerin doğruluk değerlerine göre, değişken sayısı azaltıldığı durumda bir düşüş gözlemlenmiştir. Model performanslarındaki bu düşüş, modellerin teknik alt yapısıyla ilişkili olduğu düşünülmüştür. Makine öğrenmesi algoritmalarında değişkenlerin çeşitliliği ve daha fazla veri ile modellerin kurulması, model performansı açısında genellikle daha iyi sonuçlar verebilmektedir. Ancak verinin büyüklüğü veya kullanılan modellerin karmaşıklığı sebebiyle zamandan tassarruf etmek ve daha hızlı sonuçlar elde etmek amacıyla değişken sayısı azaltılabilir.

Son olarak, ülkelerin matematik ve fen başarılarında, araştırmada kullanılan sosyo-ekonomik ve demografik özelliklere ait değişkenlerin önem değerleri kullanılarak ülkeler iki veri seti içinde ayrı ayrı hiyerarşik kümeleme algoritması ile kümelenmiştir. Oluşan kümeleme analizleri sonucunda matematik ve fen başarısına göre kümelenen ülkelerin birbirleriyle benzer gruplar oluşturmadığı görülmüştür. Araştırmada kullanılan ülke sayısının ve çeşitliliğinin fazla olması, matematik ve fen başarısında değişkenlerin etki düzeylerinin ülkelere göre farklılıklar göstermesi

sebebiyle, ülkelerin bu değişkenler çerçevesinde, fen ve matematik başarısı arasında anlamlı bir ilişkiye sahip olmadıkları görülmüştür. Ancak, Asya-Pasifik ülkelerinin matematik başarısı ile sosyo-ekonomik faktörler arasındaki ilişkiyi incelemek amacıyla makine öğrenmesi yöntemlerini kullanmış olan araştırmaya benzer şekilde, ülkelerin matematik ya da fen başarıları ile sosyo-ekonomik düzeyleri arasında bir ilişki olup olmadığı araştırılabilir [52]. Literatürde ülkelerin başarıları ile ekonomik seviyeleri arasındaki ilişkilere yönelik yapılan pek çok araştırma yer almaktadır [18, 40, 43].

Bu tez çalışması, PISA değerlendirmesinin en son yayınlanan veri seti üzerinde çeşitli makine öğrenmesi algoritmaları kullanılarak gerçekleştirilen analizler ile, eğitsel veri madenciliği literatürüne güncel bir katkı sağlamıştır. Çalışmanın, 37 OECD ülkesinin, PISA 2018 matematik ve fen alanlarına göre oluşturulan veri setleri üzerinde gerçekleştirilmesi sebebiyle PISA değerlendirmesine yönelik yapılan araştırmalar çerçevesinde oldukça kapsamlı bir araştırma özelliğine sahiptir. Ayrıca eğitim verileri üzerinde LR, RO, XGBoost ve DVM algoritmaları ile sınıflandırma, hiyerarşik kümeleme analizi ile kümeleme ve permütasyon özelliği önem yöntemi ile değişkenlerin önemlerini belirleme amacıyla çok sayıda makine öğrenmesi algoritmasının kullanılması bu çalışma açısından oldukça önemlidir.

Bu çalışma, makine öğrenmesi algoritmalarının kullanımı, değerlendirmesi ve analiz süreçlerini eğitim verileri üzerinde ele alarak, makine öğrenmesi algoritmalarının eğitim alanında kullanımının yaygınlaşmasına katkı sağlamayı amaçlamaktadır. Ayrıca araştırma kapsamında, ülkelerin matematik ve fen başarılarında önem değeri yüksek değişkenlerin belirlenmesi ile eğitimciler ve politika geliştiricilerin, eğitim sistemlerinde yapacağı iyileştirmelere, var olan problemlerin anlaşılması ya da çözümüne yönelik girişimlere ve başarıyı arttırıcı yeni yaklaşımlar geliştirmelerine katkı sağlaması amaçlanmıştır.

Bu çalışma PISA 2018 matematik ve fen alanlarına ait veriler ve çalışmada yer alan makine öğrenmesi algoritmaları kullanılarak yapılan analizlerle sınırlandırılmıştır. Gelecekte, PISA uygulamasının tüm okuryazarlık alanlarına ait başarı değerleri, farklı özellikleri temsil eden değişkenler ve daha fazla ülkeyi içeren veri setleri üzerinde çeşitli makine öğrenmesi algoritmaları ile araştırmalar gerçekleştirilebilir.

Ayrıca, bu çalışmada, değişkenlerin matematik ve fen başarısına olan etkilerine göre yapılan kümeleme analizi sonucunda gruplanan ülkelerin, eğitim sistemleri ve ekonomileri üzerine bir araştırma yapılarak bu ayrışmanın sebepleri araştırılabilir.

KAYNAKÇA

[1] Romero, C.; Ventura, S.; Pechenizkiy, M.; Baker, R.S. Handbook of Educational Data Mining; CRC Press: Boca Raton, FL, USA, 2010.

[2] Siemens, G.; Baker, R.S.D. Learning analytics and educational data mining: Towards communication and collaboration. In Proceedings of the 2nd International Conference on Learning Analytics and Knowledge, Vancouver, BC, Canada, 29 April–2 May 2012; p. 252–254.

[3] Capuano, N., & Toti, D. (2019). Experimentation of a smart learning system for law based on knowledge discovery and cognitive computing. Computers in Human Behavior, 92, 459-467.

[4] Viberg, O.; Hatakka, M.; Bälter, O.; Mavroudi, A. The current landscape of learning analytics in higher education. Comput. Hum. Behav. 2018, 89, 98–110.

[5] Millî Eğitim Bakanlığı (2019). PISA 2018 Türkiye Ön Raporu. Eğitim Analiz ve Değerlendirme Raporları Serisi, 10, http://pisa.meb.gov.tr/meb_iys_dosyalar/2023_05/15170226_PISA_2018_Turkiye_On_Raporu.pdf , 09.07.2022.

[6] OECD (2016), PISA 2015 Results (Volume I): Excellence and Equity in Education, PISA, OECD Publishing, Paris, https://doi.org/10.1787/9789264266490-en.

[7] Özer, Y.; Anil, D. Examining the factors affecting students'science and mathematics achievement with structural equation modeling. Hacettepe Universitesi Egitim Fakultesi Dergisi-Hacettepe. Univ. J. Educ. 2011, 41, 313-324.

[8] OECD (2019), PISA 2018 Results (Volume I): What Students Know and Can Do, PISA, OECD Publishing, Paris, https://doi.org/10.1787/5f07c754-en.

[9] Pena-Ayala, A. (2016). Educational data mining: applications and trends. Turkish Online Journal of Distance Education, 17(2), 125-128.

[10] Romero, C., & Ventura, S. (2007). Educational data mining: A survey from 1995 to 2005. Expert systems with applications, 33(1), 135-146.

[11] Romero, C., & Ventura, S. (2010). Educational data mining: a review of the state of the art. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (applications and reviews), 40(6), 601-618.

[12] Baker, R. S., & Yacef, K. (2009). The state of educational data mining in 2009: A review and future visions. Journal of educational data mining, 1(1), 3-17.

[13] Mohamad, S. K., & Tasir, Z. (2013). Educational data mining: A review. Procedia-Social and Behavioral Sciences, 97, 320-324.

[14] Peña-Ayala, A. (2014). Educational data mining: A survey and a data mining-based analysis of recent works. Expert systems with applications, 41(4), 1432-1462.

[15] Baker, R. S. J. D. (2010). Data mining for education. International encyclopedia of education, 7(3), 112-118.

[16] Shahiri, A. M., & Husain, W. (2015). A review on predicting student's performance using data mining techniques. Procedia Computer Science, 72, 414-422.

[17] Hu, T., & Song, T. (2019, October). Research on XGboost academic forecasting and analysis modelling. In Journal of Physics: Conference Series (Vol. 1324, No. 1, p. 012091). IOP Publishing.

[18] Dutt, A., Aghabozrgi, S., Ismail, M. A. B., & Mahroeian, H. (2015). Clustering algorithms applied in educational data mining. International Journal of Information and Electronics Engineering, 5(2), 112.

[19] Antonenko, P. D., Toy, S., & Niederhauser, D. S. (2012). Using cluster analysis for data mining in educational technology research. Educational Technology Research and Development, 60, 383-398.

[20] Cobo, G., García-Solórzano, D., Santamaría, E., Morán, J. A., Melenchón, J., & Monzo, C. (2010, June). Modeling students' activity in online discussion forums: a strategy based on time series and agglomerative hierarchical clustering. In Educational data mining 2011.

[21] Bulut, O., & Yavuz, H. C. (2019). Educational data mining: A tutorial for the rattle package in R. International Journal of Assessment Tools in Education, 6(5), 20-36.

[22] Cruz-Jesus, F., Castelli, M., Oliveira, T., Mendes, R., Nunes, C., Sa-Velho, M., & Rosa-Louro, A. (2020). Using artificial intelligence methods to assess academic achievement in public high schools of a European Union country. Heliyon, 6(6), e04081.

[23] Jalota, C., & Agrawal, R. (2019, February). Analysis of educational data mining using classification. In 2019 International Conference on Machine Learning, Big Data, Cloud and Parallel Computing (COMITCon) (pp. 243-247). IEEE.

[24] Kumar, M., Singh, A. J., & Handa, D. (2017). Literature survey on student's performance prediction in education using data mining techniques. International Journal of Education and Management Engineering, 7(6), 40-49.

[25] Gorostiaga, A., & Rojo-Álvarez, J. L. (2016). On the use of conventional and statistical-learning techniques for the analysis of PISA results in Spain. Neurocomputing, 171, 625-637.

[26] Ghorbani, R., & Ghousi, R. (2020). Comparing different resampling methods in predicting students' performance using machine learning techniques. IEEE Access, 8, 67899-67911.

[27] Aydoğdu, Ş. (2020). Educational data mining studies in Turkey: A systematic review. Turkish Online Journal of Distance Education, 21(3), 170–185. https://doi.org/10.17718/tojde.762046

[28] Baradwaj, B. K., & Pal, S. (2012). Mining educational data to analyze students' performance. arXiv preprint arXiv:1201.3417.

[29] Osmanbegovic, E., & Suljic, M. (2012). Data mining approach for predicting student performance. Economic Review: Journal of Economics and Business, 10(1), 3-12.

[30] Delen, D. (2010). A comparative analysis of machine learning techniques for student retention management. Decision Support Systems, 49(4), 498-506.

[31] B. Schreiber, "Scoring Above the International Average: A Logistic Regression Model of the TIMSS Advanced Mathematics Exam," Multiple Linear Regression Viewpoints, cilt 28, sayı 1, s. 22-30, 2002

[32] Oloruntoba, S. A., & Akinode, J. L. Internatıonal Journal Of Engıneerıng Scıences & Research Technology Student Academıc Performance Predıctıon Usıng Support Vector Machıne.

[33] Cortez, P., & Silva, A. M. G. (2008). Using data mining to predict secondary school student performance.

[34] Filiz, E., & Öz, E. (2019). Finding the Best Algorithms and Effective Factors in Classification of Turkish Science Student Success. Journal of Baltic Science Education, 18(2), 239-253.

[35] Özkan, Y. Ö., & Güvendir, M. A. (2014). Socioeconomic Factors of Students' Relation to Mathematic Achievement: Comparison of PISA and ÖBBS. International Online Journal of Educational Sciences, 6(3).

[36] Martinez Abad, F., & Chaparro Caso López, A. A. (2017). Data-mining techniques in detecting factors linked to academic achievement. School Effectiveness and School Improvement, 28(1), 39-55.

[37] Kiray, S. A., Gok, B., & Bozkir, A. S. (2015). Identifying the factors affecting science and mathematics achievement using data mining methods. Journal of Education in Science Environment and Health, 1(1), 28-48.

[38] Chiu, M. M., & Xihua, Z. (2008). Family and motivation effects on mathematics achievement: Analyses of students in 41 countries. Learning and instruction, 18(4), 321-336.

[39] Aksu, G., & Güzeller, C. O. (2016). Classification of PISA 2012 mathematical literacy scores using decision-tree method: Turkey sampling. Ted Eğitim ve Bilim, 41(185). https://doi.org/10.15390/eb.2016.4766

[40] Saarela, M., & Kärkkäinen, T. (2015). Weighted Clustering of Sparse Educational Data. In ESANN.

[41] Aksu, G., GÜZELLER, C., & Eser, M. (2017). Clustering Study of PISA 2012 Results According to Affective Attributes. Hacettepe Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi-Hacettepe University Journal Of Education, 32(4).

[42] Tepehan, T. (2011). TÜRK Öğrencilerinin PISA Başarılarının Yordanmasında Yapay Sinir Ağı ve Lojistik Regresyon Modeli Performanslarının Karşılaştırılması. Doktora Tezi, Hacettepe Ünivetsitesi, Ankara.

[43] Pratama, D., & Husnayaini, I. (2022). Program For International Student Assessment (PISA) Analysis Of Asian Countries Using K-Mean Clustering Algorithms. Jısae: Journal of Indonesian Student Assessment and Evaluation, 8(1), 35-44.

[44] Gamazo, A., and F. Martínez-Abad. 2020. “An exploration of factors linked to academic performance in PISA 2018 through data mining techniques.” Frontiers in Psychology, 11. https://doi.org/10.3389/fpsyg.2020.575167

[45] Kılıç Depren, S., & Depren, Ö. (2022). Cross-cultural comparisons of the factors influencing the high reading achievement in Turkey and China: Evidence from PISA 2018. The Asia-Pacific Education Researcher, 31(4), 427-437.

[46] Gürsakal, S. (2012). PISA 2009 Öğrenci Başarı Düzeylerini Etkileyen Faktörlerin Değerlendirilmesi. Suleyman Demirel University Journal of Faculty of Economics & Administrative Sciences, 17(1).

[47] Güre, Ö. B., Kayri, M., & Erdoğan, F. (2020). Analysis of Factors Effecting PISA 2015 Mathematics Literacy via Educational Data Mining. Education & Science/Egitim ve Bilim, 45(202).

[48] Jiang, T., Chen, J. G., & Fang, W. (2021). The Generative Mechanism of Secondary School Students' Occupational Expectations in the Baltic Countries: Influence of Family, School, and Individual Science Learning Achievement. Journal of Baltic Science Education, 20(5), 759-774.

[49] Kandeel, R. A. A. (2021). Learners' Mathematics Proficiency Levels on PISA 2018: A Comparative Study. International Journal of Instruction, 14(3), 393-416.

[50] Lay, Y. F., & Ng, K. T. (2021). A Comparison of School Climate with TIMSS 2015 Science Achievement among South-East and East Asian Countries. Journal of Baltic Science Education, 20(5), 790-810.

[51] Henno, I., & Reiska, P. (2013). Impact of the socio-cultural context on student science performance and attitudes: The case of Estonia. Journal of Baltic Science Education, 12(4), 465.

[52] Bayirli EG, Kaygun A, Öz E. An Analysis of PISA 2018 Mathematics Assessment for Asia-Pacific Countries Using Educational Data Mining. Mathematics. 2023; 11(6):1318. https://doi.org/10.3390/math11061318

[53] Kabael, T. (2019). Matematik okuryazarlığı ve PISA [Mathematical literacy and PISA]. In T. Kabael (Ed.), Matematik okuryazarlığı ve PISA (pp. 11–43). Anı Yayıncılık.

[54] Thomson, S., De Bortoli, L., & Buckley, S. (2013). PISA 2012: How Australia measures up: The PISA 2012 assessment of students’ mathematical, scientific and reading literacy.

[55] Taş, U. E., Arıcı, Ö., Ozarkan, H. B., & Özgürlük, B. (2016). PISA 2015 ulusal raporu. Ankara: Milli Eğitim Bakanlığı.

[56] MEB (2019). PISA 2018 Türkiye Ön Raporu: http://pisa.meb.gov.tr/meb_iys_dosyalar/2023_05/15170226_PISA_2018_Turkiye_On_Raporu.pdf.

[57] Anıl, D. (2010). Uluslararası öğrenci başarılarını değerlendirme programı (PISA)’nda Türkiye’deki öğrencilerin fen bilimleri başarılarını etkileyen faktörler. Eğitim ve Bilim, 34(152).

[58] MEB (2022). Uluslararası Öğrenci Değerlendirme Programı (PISA) 2022 Tanıtım Kitapçığı: http://pisa.meb.gov.tr/meb_iys_dosyalar/2022_01/26105818_PISA_2022_TanYtYm_KitapcYYY.pdf.

[59] OECD (2019), PISA 2018 Assessment and Analytical Framework, PISA, OECD Publishing, Paris, https://doi.org/10.1787/b25efab8-en.

[60] Turner, R., & Adams, R. J. (2007). The programme for international student assessment: An overview. Journal of applied measurement, 8(3), 237.

[61] Yilmaz, Ayhan & FER, Seval & Kelecioglu, Hulya & Doğan, Nuri & Yazıcı, Nermin & Oskay, Özge & Yetkin Ozdemir, Iffet & Bati, Kaan & diğerleri, ve & Ötken, şule. (2020). PISA ve Türkiye (2000-2018).

[62] OECD (2020), PISA 2018 Results (Volume IV): Are Students Smart about Money?, PISA, OECD Publishing, Paris, https://doi.org/10.1787/48ebd1ba-en.

[63] OECD (2018), PISA for Development Assessment and Analytical Framework: Reading, Mathematics and Science, PISA, OECD Publishing, Paris, https://doi.org/10.1787/9789264305274-en.

[64] OECD (2019), PISA 2018 Results (Volume I): What Students Know and Can Do, PISA, OECD Publishing, Paris, https://doi.org/10.1787/5f07c754-en.

[65] OECD. (2018). PISA technical report. Retrieved May 23, 2022, from https://www.oecd.org/pisa/data/pisa2018technicalreport/.

[66] Schleicher, A. (2019). PISA 2018: Insights and interpretations. OECD Publishing.

[67] Oğuzlar, A. (2003). Veri ön işleme. Erciyes Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, (21).

[68] Brownlee, J. (2020). Data preparation for machine learning: data cleaning, feature selection, and data transforms in Python. Machine Learning Mastery.

[69] Jason Brownlee, "Why Data Preparation is So Important for Machine Learning", Machine Learning Mastery, 2019. [Online]. Available: https://machinelearningmastery.com/why-data-preparation-is-so-important-for-machine-learning/. Erişim Tarihi: 30.04.2023.

[70] Sebastian Raschka, "Data Preparation for Machine Learning (Part 1): Pre-processing", Packt, 2018. [Online]. Available: https://www.packtpub.com/gb/data/data-preparation-for-machine-learning-part-1-pre-processing. Erişim Tarihi: 30.04.2023.

[71] Menard, S. (2002). Applied logistic regression analysis (No. 106). Sage.

[72] James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2013). An introduction to statistical learning (Vol. 112, p. 18). New York: springer.

[73] Alp, S., & Öz, E. (2019). Makine Öğrenmesinde Sınıflandırma Yöntemleri ve R Uygulamaları. Nobel Akademik Yayıncılık.

[74] Tabachnick, B. G., Fidell, L. S., & Ullman, J. B. (2013). Using multivariate statistics (Vol. 6, pp. 497-516). Boston, MA: pearson.

[75] Murphy, K. P. (2012). Machine learning: a probabilistic perspective. MIT press. (page 21).

[76] Bishop, C. M., & Nasrabadi, N. M. (2006). Pattern recognition and machine learning (Vol. 4, No. 4, p. 738). New York: springer.

[77] Hosmer Jr, D. W., Lemeshow, S., & Sturdivant, R. X. (2013). Applied logistic regression (Vol. 398). John Wiley & Sons.

[78] Hastie, T., Tibshirani, R., Friedman, J. H., & Friedman, J. H. (2009). The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction (Vol. 2, pp. 1-758). New York: springer.

[79] Hilbe, J. M. (2009). Logistic regression models. CRC press.

[80] Biau, G. (2012). Analysis of a random forests model. The Journal of Machine Learning Research, 13(1), 1063-1095.

[81] Akman, M. (2010). Veri madenciliğine genel bakış ve random forests yönteminin incelenmesi: sağlık alanında bir uygulama (Master's thesis, Sağlık Bilimleri Enstitüsü).

[82] Breiman, L. (2001). Random forests. Machine learning, 45, 5-32.

[83] Akar, Ö., & Güngör, O. (2012). Classification of multispectral images using Random Forest algorithm. Journal of Geodesy and Geoinformation, 1(2), 105-112.

[84] Liaw, A., & Wiener, M. (2002). Classification and regression by randomForest. R news, 2(3), 18-22.

[85] Schonlau, M., & Zou, R. Y. (2020). The random forest algorithm for statistical learning. The Stata Journal, 20(1), 3-29.

[86] Friedman, J. H. (2001). Greedy function approximation: a gradient boosting machine. Annals of statistics, 1189-1232.

[87] Chen, T., & Guestrin, C. (2016, August). Xgboost: A scalable tree boosting system. In Proceedings of the 22nd acm sigkdd international conference on knowledge discovery and data mining (pp. 785-794).

[88] Ni, L., Wang, D., Wu, J., Wang, Y., Tao, Y., Zhang, J., & Liu, J. (2020). Streamflow forecasting using extreme gradient boosting model coupled with Gaussian mixture model. Journal of Hydrology, 586, 124901.

[89] Salam Patrous, Z. (2018). Evaluating XGBoost for user classification by using behavioral features extracted from smartphone sensors.

[90] Zhang, L., & Zhan, C. (2017, May). Machine learning in rock facies classification: An application of XGBoost. In International Geophysical Conference, Qingdao, China, 17-20 April 2017 (pp. 1371-1374). Society of Exploration Geophysicists and Chinese Petroleum Society.

[91] Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. Machine learning, 20, 273-297.

[92] Salazar, D. A., Vélez, J. I., & Salazar, J. C. (2012). Comparison between SVM and logistic regression: Which one is better to discriminate?. Revista Colombiana de Estadística, 35(SPE2), 223-237.

[93] Vapnik, V. (1999). The nature of statistical learning theory. Springer science & business media.

[94] Noble, W. S. (2006). What is a support vector machine?. Nature biotechnology, 24(12), 1565-1567.

[95] Hearst, M. A., Dumais, S. T., Osuna, E., Platt, J., & Scholkopf, B. (1998). Support vector machines. IEEE Intelligent Systems and their applications, 13(4), 18-28.

[96] Burges, C. J. (1998). A tutorial on support vector machines for pattern recognition. Data mining and knowledge discovery, 2(2), 121-167.

[97] Campbell, C., & Ying, Y. (2011). Learning with support vector machines. Synthesis lectures on artificial intelligence and machine learning, 5(1), 1-95.

[98] Cervantes, J., Garcia-Lamont, F., Rodríguez-Mazahua, L., & Lopez, A. (2020). A comprehensive survey on support vector machine classification: Applications, challenges and trends. Neurocomputing, 408, 189-215.

[99] Kavzoğlu, T., & Çölkesen, İ. (2010). Destek vektör makineleri ile uydu görüntülerinin sınıflandırılmasında kernel fonksiyonlarının etkilerinin incelenmesi. Harita Dergisi, 144(7), 73-82.

[100] Alpaydin, E. (2020). Introduction to machine learning. MIT press.

[101] Gan, G., Ma, C., & Wu, J. (2020). Data clustering: theory, algorithms, and applications. Society for Industrial and Applied Mathematics.

[102] Höppner, F., Klawonn, F., Kruse, R., & Runkler, T. (1999). Fuzzy cluster analysis: methods for classification, data analysis and image recognition. John Wiley & Sons.

[103] Everitt, B. S., Landau, S., Leese, M. & Stahl, D. (2011). Cluster Analysis (5. Edition). John Wiley & Sons, Ltd. Publication.

[104] Forina, M., Armanino, C., & Raggio, V. (2002). Clustering with dendrograms on interpretation variables. Elsevier, Analytica Chimica Acta 454 (2002) 13–19.

[105] Murtagh, F., & Contreras, P. (2012). Algorithms for hierarchical clustering: an overview. Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery, 2(1), 86-97.)

[106] Özkan, Y., "Kümeleme", Veri Madenciliği Yöntemleri, Papatya Yayıncılık, İstanbul, 131- 148, 2008.

[107] Kaufman, L., & Rousseeuw, P. J. (2009). Finding groups in data: an introduction to cluster analysis. John Wiley & Sons.

[108] Sasirekha, K., & Baby, P. (2013). Agglomerative hierarchical clustering algorithm-a. International Journal of Scientific and Research Publications, 83(3), 83.

[109] Milligan, G. W., & Cooper, M. C. (1985). An examination of procedures for determining the number of clusters in a data set. Psychometrika, 50, 159-179.

[110] Jarman, A. M. (2020). Hierarchical cluster analysis: Comparison of single linkage, complete linkage, average linkage and centroid linkage method. Georgia Southern University.

[111] Murtagh, F., & Contreras, P. (2017). Algorithms for hierarchical clustering: an overview, II. Wiley Interdisciplinary Reviews: Data Mining and Knowledge Discovery, 7(6), e1219.

[112] WARD, J. H. JR. 1963. Hierarchical grouping to optimize an objective function. J. Am. Stat. Assoc. 58, 236–244

[113] Patnaik, A. K., Bhuyan, P. K., & Rao, K. K. (2016). Divisive Analysis (DIANA) of hierarchical clustering and GPS data for level of service criteria of urban streets. Alexandria Engineering Journal, 55(1), 407-418.

[114] Blum, A., Kalai, A., & Langford, J. (1999, July). Beating the hold-out: Bounds for k-fold and progressive cross-validation. In Proceedings of the twelfth annual conference on Computational learning theory (pp. 203-208).

[115] Browne, M. W. (2000). Cross-validation methods. Journal of mathematical psychology, 44(1), 108-132.

[116] Japkowicz, N.; Shah, M. Evaluating Learning Algorithms: A Classification Perspective; Cambridge University Press: Cambridge, UK, 2011.

[117] Altmann, A., Toloşi, L., Sander, O., & Lengauer, T. (2010). Permutation importance: A corrected feature importance measure. Bioinformatics, 26(10), 1340-1347.

[118] Molnar, C., Freiesleben, T., König, G., Casalicchio, G., Wright, M. N., & Bischl, B. (2021). Relating the partial dependence plot and permutation feature importance to the data generating process. arXiv preprint arXiv:2109.01433.

[119] Scikit-learn: Machine Learning in Python, Pedregosa et al., JMLR 12, pp. 2825-2830, 2011.

[120] Kullback, S., & Leibler, R. A. (1951). On information and sufficiency. The annals of mathematical statistics, 22(1), 79-86.

[121] Joyce, J. M. (2011). Kullback-leibler divergence. In International encyclopedia of statistical science (pp. 720-722). Springer, Berlin, Heidelberg.

[122] OECD Resmi İnternet Sayfası. PISA 2018 Database [Data set]. 2020. Erişim adresi: http://www.oecd.org/pisa/data/2018database/ (Erişim tarihi: 9 Ağustos 2021).

[123] Malkoç, B. (2012). Temel bilimler ve mühendislik eğitiminde programlama dili olarak Python. XIV. Akademik Bilişim Konferansı Bildirileri, 201.

[124] Ayvaz, U., Çoban, A., Gürüler, H., & Peker, M. (2016). Python Dilinin Öznitelikleri, Programlama Eğitiminde ve Yazılım Dünyasındaki Yeri.

[125] Python Software Foundation. (2021). Python 3.9.6 Dökümanı. https://docs.python.org/3/.

[126] Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., ... & Duchesnay, E. (2011). Scikit-learn: Machine learning in Python. the Journal of machine Learning research, 12, 2825-2830.

[127] Monseur, C.; Adams, R. Plausible values: How to deal with their limitations. J. Appl. Meas. 2009, 10, 320–334.

[128] Von Davier, M.; Gonzalez, E.; Mislevy, R. What are plausible values and why are they useful. IERI Monogr. Ser. 2009, 2, 9–36.

[129] OECD. PISA Data Analysis Manual: SPSS and SAS, 2nd ed.; OECD Publishing: Paris, France, 2009. https://doi.org/10.1787/9789264056275-en.

[130] Adams, R., & Wu, M. (2002). PISA 2000 Technical Report. Paris: Organisation for Economic Co-operation and Development (OECD).

[131] Wu, M. (2005). The role of plausible values in large-scale surveys. Studies in educational Evaluation, 31(2-3), 114-128.

[132] Chawla, N.V.; Japkowicz, N.; Kolcz, A. Workshop on learning from imbalanced datasets II. In Proceedings of the 20th International Conference on Machine Learning, Washington, DC, USA, 21–24 August 2003.

[133] Kubat, M.; Matwin, S. Addressing the curse of imbalanced training sets. In Proceedings of the International Conference on Machine Learning, San Francisco, CA, USA, 8–12 July 1997; pp. 179–186.

[134] Laurikkaka, J. Improving Identification of Difficult Small Classes by Balancing Class Distribution; Technical Report; Department of Computer and Information Science, University of Tampere: Tampere, Finland, 2001.

[135] Japkowicz, N.; Stephen, S. The class imbalance problem: A systematic study. Intell. Data Anal. 2002, 6, 429–450.

[136] Lee, S. Noisy replication in skewed binary classification. Comput. Stat. Data Anal. 2000, 34, 165–191.

[137] Liu, Y.; Chawla, N.V.; Harper, M.P.; Shriberg, E.; Stolcke, A. A study in machine learning from imbalanced data for sentence boundary detection in speech. Comput. Speech Lang. 2006, 20, 468–494.

[138] Wongvorachan, T.; He, S.; Bulut, O. A Comparison of Undersampling, Oversampling, and SMOTE Methods for Dealing with Imbalanced Classification in Educational Data Mining. Information 2023, 14, 54.

[139] SHARMA, S. Applied Multivariate Techniques; John Wiley & Sons., Inc: New York, NY, USA, 1996.

[140] Tan, B., & Cutumisu, M. (2022). Employing Tree-based Algorithms to Predict Students' Self-Efficacy in PISA 2018. In Proceedings of the 15th International Conference on Educational Data Mining (p. 634).

[141] Asselman, A., Khaldi, M., & Aammou, S. (2021). Enhancing the prediction of student performance based on the machine learning XGBoost algorithm. Interactive Learning Environments, 1-20. https://doi.org/10.1080/10494820.2021.1928235.

[142] Savas, E., Tat, S., & Duru, A. (2010). Factors affecting students' achievement in mathematics. Inonu University Journal of the Faculty of Education (INUJFE), 11(1). Retrieved from https://dergipark.org.tr/tr/pub/inuefd/issue/8703/108670

[143] Topçu, M. S., Erbilgin, E., & Arikan, S. (2016). Factors predicting Turkish and Korean students' science and mathematics achievement in TIMSS 2011. EURASIA Journal of Mathematics, Science and Technology Education, 12(7). https://doi.org/10.12973/eurasia.2016.1530a

[144] Depren, S. K. (2018). Prediction of students'science achievement: An application of multivariate adaptive regression splines and regression trees. Journal of Baltic Science Education, 17(5), 887-903. 10.33225/jbse/18.17.887.

[145] Turmo, A. (2004). Scientific literacy and socio-economic background among 15-year-olds—a Nordic perspective. Scandinavian Journal of Educational Research, 48(3), 287-305. https://doi.org/10.1080/00313830410001695745.

[146] Marks, G. N., Cresswell, J., & Ainley, J. (2006). Explaining socioeconomic inequalities in student achievement: The role of home and school factors. Educational Research and Evaluation, 12(2), 105-128. https://doi.org/10.1080/13803610600587040.

A
GENİŞLETİLMİŞ SONUÇ TABLOLARI

A.1 Matematik Veri Setinde Önem Değeri Yüksek Değişkenler

Ülke	LR	RO	XGBoost	DVM
AUS	Support difficulties, PerWeek_Math, Father qualifications, TV, Fathers' Education, ISCED0, Desk, Car, Support achievements, HISCED, Bath, Book, Mother qualifications, Computer, Smartphones	Father qualifications, Book, Mother qualifications, Internet, Fathers' Education, Age, TV, ISCED0, Car, Encourage, Gender, Mothers' Education, Computer, HISCED, Tablet	Book, Father qualifications, TV, ISCED0, HISCED, Gender, Bath, Computer, Age, Mother qualifications, Support achievements, Support difficulties, Fathers' Education, Tablet, PerWeek_Math	Mothers' Education, Fathers' Education, TV, Support achievements, HISCED, PerWeek_TLanguage, Mother qualifications, Car, Father qualifications, PerWeek_Math, Support difficulties, Book
AUT	Encourage, Book, Support achievements, Edu Software, Support difficulties, Father qualifications, Room, Mother qualifications, Gender, Mothers' Education, Encourage, Support achievements, Computer	Support achievements, Mothers' Education, Gender, Tablet, Fathers' Education, PerWeek_FLanguage, HISCED, PerWeek_TLanguage, Edu Software	Father qualifications, HISCED, Mother qualifications, Book, Tablet, Car, PerWeek_FLanguage, Computer, Fathers' Education, PerWeek_Math, PerWeek_TLanguage, Mothers' Education	Tablet, Support achievements, Support difficulties, Encourage, Computer, Fathers' Education, HISCED, Book, Musical instruments, Mothers' Education,Room
BEL	Support difficulties, Encourage, Support achievements, PerWeek_Science, Car, PerWeek_FLanguage, PerWeek_Math, Fathers' Education, Desk, Book, Father qualifications, Computer, Mother qualifications	PerWeek_Math, Father qualifications, Support achievements, Support difficulties, PerWeek_FLanguage, Encourage, PerWeek_TLanguage, Mothers' Education	Mothers' Education, PerWeek_Math, Support achievements, Father qualifications, Desk, Computer, PerWeek_TLanguage, Support difficulties, PerWeek_FLanguage, Gender, Room, HISCED, Encourage	Car, Fathers' Education, Support achievements, Support difficulties, Encourage, Mothers' Education, HISCED, Smartphones, Computer, Book, E-book

CAN	Book, Tablet, TV, Desk, Computer, Father qualifications, Mother qualifications, Mothers' Education	Tablet, Mother qualifications, Father qualifications, TV, Book, Fathers' Education, Computer, Mothers' Education	Desk, Mother qualifications, Tablet, Mothers' Education, Computer, Book, Fathers' Education, HISCED, TV, Quite Place, Father qualifications, Edu Software, Musical instruments	Book, Desk, Mother qualifications, Age, Computer, TV, Internet, Father qualifications, Tablet, Car, Quite Place, Edu Software, Mothers' Education, HISCED
CHE	HISCED, Tablet, Fathers' Education, ISCED0, Support difficulties, Smartphones, Mothers' Education, PerWeek_TLanguage, Father qualifications, Gender, Desk, Book, PerWeek_Math, Edu Software	Mothers' Education, Book, Father qualifications, Musical instruments, HISCED, Fathers' Education, Support difficulties, PerWeek_TLanguage, Encourage	HISCED, Smartphones, Mothers' Education, Fathers' Education, Bath, Support achievements, Computer, Book, Musical instruments, Tablet	Fathers' Education, Mothers'Education, Support difficulties, Quite Place, Works of art, HISCED, Book, Tablet, Desk, Gender, Works of art, ISCED0
CHL	HISCED, Bath, Internet, Support achievements, Book, Mother qualifications, Computer, Father qualifications, ISCED0, Mothers' Education, Internet, Musical instruments, Support difficulties, Encourage, Smartphones	Bath, Encourage, Desk, HISCED, Mothers' Education, Quite Place, Computer, Book, Mother qualifications, Works of art, Support difficulties, Smartphones, Support achievements, TV	Father qualifications, Bath, Support achievements, HISCED, Support difficulties, Edu Software, Mothers' Education, Fathers' Education, Book, Father qualifications, ISCED0, Musical instruments, Car, Age, Works of art	Bath, Mother qualifications, Book, Father qualifications, Internet, Gender, Room, HISCED, Support difficulties, ISCED0, Mothers' Education, Age, Quite Place, Encourage, Fathers' Education, Edu Software, PerWeek_TLanguage
COL	HISCED, Internet, ISCED0, Fathers' Education, Bath, Encourage, Musical instruments, Quite Place, Gender, Book, Age, Smartphones, Computer, Car, Edu Software, PerWeek_TLanguage, PerWeek_Math, Support achievements, Desk, Father qualifications, Mother qualifications	Internet, Computer, Fathers' Education, ISCED0, Quite Place, Mothers' Education, Gender, Book, HISCED, Father qualifications, Desk, Support difficulties, Car, Age, Encourage	Quite Place, Encourage, Room, Bath, Fathers' Education, ISCED0, Musical instruments, Gender, Book, Father qualifications, Age, HISCED, TV, Computer, Mothers' Education	Computer, ISCED0, Fathers'Education, HISCED, Age, Book, Gender, Mothers' Education, Support achievements, Room, Mother qualifications, Works of art
CZE	Room, Book, Fathers' Education, Edu Software, Mothers' Education, HISCED, Gender, Quite Place, Works of art, Mother qualifications, Edu Software	Book, HISCED, Room, Mothers' Education, HISCED,Encourage, Mother qualifications, Father qualifications, Fathers' Education, Encourage, TV, Room, Support difficulties, PerWeek_Science	Book, Works of art, HISCED, Fathers' Education, Room, Edu Software, Mother qualifications, Father qualifications, Support difficulties, Encourage,PerWeek_TLanguage, ISCED0, Tablet, Car	Mothers' Education, Fathers' Education, Works of art, HISCED, Encourage, Book, Room Bath, TV, Support achievements, Support difficulties, Smartphones, Father qualifications, Computer

DEU	Quite Place, Support difficulties, Mother qualifications, Father qualifications, Book, Room, Internet, Support achievements, Encourage, Edu Software, Desk, Fathers' Education, Encourage, Support difficulties, Room, HISCED, Computer, Gender	Fathers' Education, Tablet, Mothers' Education, PerWeek_FLanguage, Book, Room, Encourage, Gender, Edu Software, Support difficulties, TV, Age	Support achievements, Support difficulties, Father qualifications, Room, PerWeek_FLanguage, Desk, Works of art, Father qualifications, Computer, PerWeek_TLanguage, Mother qualifications	Support difficulties, Book, Fathers' Education, HISCED, Age, Edu Software, Support achievements, TV, Tablet, Room, Computer, Encourage, Musical instruments, PerWeek_Math, PerWeek_TLanguage
DNK	HISCED, Support difficulties, Book, Mothers' Education, E-book, ISCED0, Fathers' Education, Musical instruments, Age, Desk, Computer, Father qualifications, Room, Mother qualifications, Car, Edu Software	Father qualifications, Support difficulties, Mothers' Education, Age, Room, Book, Encourage, Mother qualifications, Gender, Bath, Musical instruments, Mother qualifications	Book, Support difficulties, Mothers' Education, Encourage, Car, Fathers' Education, E-book, Father qualifications, Room, Computer	Room, Fathers' Education, Mother qualifications, Mothers' Education, Father qualifications, E-book, Book, HISCED, TV, Encourage, Support difficulties
ESP	Mothers' Education, PerWeek_FLanguage, PerWeek_Science, Support achievements, Book, Car, Mother qualifications, ISCED0, PerWeek_Math	HISCED, Fathers' Education, Age, PerWeek_Science, Gender, Mothers' Education, Mother qualifications, Support achievements	Support difficulties, HISCED, Mothers' Education, PerWeek_Science, Fathers' Education, Bath, Tablet, Mother qualifications, Age	Mothers' Education, Book, Bath, PerWeek_FLanguage, PerWeek_Science, PerWeek_Math, Fathers' Education PerWeek_TLanguage
EST	Book, Quite Place, Age, TV, Support achievements, HISCED, Mothers' Education, Fathers' Education, Support difficulties, Room, Works of art, Tablet, Mother qualifications, Encourage	Fathers' Education, Book, Encourage, Support achievements, Support difficulties, Mother qualifications, Father qualifications, Smartphones, E-book	Support achievements, Father qualifications, Mothers' Education, Book, Mother qualifications, HISCED, PerWeek_Science, Fathers' Education	Support achievements, Fathers' Education, PerWeek_Science, Encourage, Works of art, Tablet, E-book, PerWeek_FLanguage, Mother qualifications
FIN	Encourage, Book, Support achievements, Support difficulties, Gender, Edu Software, Desk, Mother qualifications, Father qualifications, Quite Place, Room, Fathers' Education	Book, Car, Support difficulties, Quite Place, Encourage, Room, ISCED0, Musical instruments, Fathers' Education, Mothers' Education, Bath, HISCED, Father qualifications, E-book, Encourage	Book, Fathers' Education, HISCED, Father qualifications, Mothers' Education, Bath, Support difficulties, Desk, Encourage, Room, ISCED0, Mother qualifications, Musical instruments, TV	Fathers' Education, HISCED, Father qualifications, Book, Quite Place, Support achievements, Works of art, Encourage, TV, Age, E-book, Support difficulties, Mother qualifications

FRA	Fathers' Education, Mothers' Education, Book, Tablet, PerWeek_Science, HISCED	Mothers' Education, Gender, Book, TV, PerWeek_Science, Encourage, Support difficulties	Mothers' Education, Fathers' Education, Book, Desk, PerWeek_Science, HISCED, Room, Encourage, Support difficulties	Fathers' Education, Mothers' Education, Book, Support difficulties, Edu Software, Support achievements, TV
GBR	Support difficulties, Age, PerWeek_Science, Fathers' Education, Encourage, Desk, Gender, Book, Tablet, Musical instruments, Support achievements	Fathers' Education, Father qualifications, PerWeek_Science, Gender, Mother qualifications, Father qualifications, Room, PerWeek_FLanguage	HISCED, Fathers' Education, Mother qualifications, Mothers' Education, Tablet, PerWeek_Science, Computer, Book, Desk, Father qualifications, Gender, Internet, Support achievements	Fathers' Education, PerWeek_Science, Support difficulties, Mothers' Education, PerWeek_TLanguage, PerWeek_FLanguage, Quite Place, Tablet, Encourage
GRC	HISCED, Mothers' Education, Age, Tablet, Room, Support achievements, Computer, Fathers' Education, TV, E-book, Mother qualifications, Support achievements, Book	Father qualifications, E-book, Mother qualifications, Gender, HISCED, Support achievements, Support difficulties, Room, Age, Encourage, Mothers' Education, Tablet, ISCED0, Edu Software	Tablet, Book, E-book, Edu Software, Support difficulties, Room, Mothers' Education, Support achievements, Age, Gender, Mother qualifications, Fathers' Education, Edu Software, HISCED, PerWeek_Science, Encourage, Internet	HISCED, Book, Bath, Mothers' Education, Tablet, Smartphones, Gender, Fathers' Education, Encourage, Support difficulties, E-book, Computer, Father qualifications, HISCED, Mother qualifications, Musical instruments
HUN	Mothers' Education, Fathers' Education, PerWeek_FLanguage, Gender, Computer	PerWeek_FLanguage, Fathers' Education, HISCED, Book, Gender, Works of art, Mother qualifications, Car, Mothers' Education	Support difficulties, Gender, ISCED0, PerWeek_FLanguage, TV, Works of art, Fathers' Education, Mother qualifications, Encourage	PerWeek_FLanguage, Fathers' Education, Support achievements, ISCED0, TV, Book, Computer, Father qualifications
IRL	Mother qualifications, HISCED, Fathers' Education, Support achievements, Support difficulties, Book, Quite Place, Mothers' Education, Encourage, Tablet, PerWeek_TLanguage	Fathers' Education, Book, Works of art, Father qualifications, Quite Place, Mothers' Education, Desk, HISCED	Mother qualifications, Book, Mothers' Education, Quite Place, Support difficulties, Encourage, Room, Internet	Support achievements, Mothers' Education, Mother qualifications, Book, HISCED, Tablet, Desk, Support difficulties, Quite Place, Encourage, Gender, Car
ISL	Father qualifications, Mother qualifications, Support difficulties, Encourage, Support achievements, Mothers' Education, Fathers' Education, Desk, TV, Age, HISCED, PerWeek_TLanguage, ISCED0	Support achievements, Mothers' Education, Support difficulties, HISCED, TV, Father qualifications, Encourage, Fathers' Education, Edu Software, Book, Works of art	Encourage, Mothers' Education, HISCED, Support achievements, Fathers' Education, Age, Book, Works of art, Support difficulties, Father qualifications, Computer, Desk, Car	Fathers' Education, Mothers' Education, HISCED, Book, Father qualifications, Support achievements, Desk, Support difficulties, Encourage, Age, Works of art, Quite Place, Computer

ISR	Father qualifications, PerWeek_Math, Cars, Book, HISCED, Computer, Mother qualifications, Fathers' Education, Tablet, Mothers' Education, E-book, Internet	PerWeek_Math, Works of art, Father qualifications, Book, Mothers' Education, Fathers' Education, Computer, PerWeek_TLanguage	Mothers' Education, PerWeek_Math, Father qualifications, Works of art, Car, Fathers' Education, E-book, Father qualifications, PerWeek_TLanguage, Mother qualifications, Musical instruments	Father qualifications, Computer, PerWeek_Math, Smartphones, Fathers' Education, Mothers' Education, Musical instruments, PerWeek_Science, Car, Mother qualifications
ITA	Mother qualifications, HISCED, Support difficulties, Support achievements, TV, Mothers' Education, Book, Edu Software, Gender, PerWeek_Math, PerWeek_TLanguage, Room, Fathers' Education, Encourage	Support difficulties, HISCED, Mother qualifications, Support achievements, Internet, Support difficulties, Mothers' Education, Book, PerWeek_Math, PerWeek_TLanguage, Tablet, Gender, Fathers' Education, Encourage, ISCED0	HISCED, Support achievements, Mothers' Education, Book, Gender, PerWeek_Math, PerWeek_TLanguage, Computer, Fathers' Education, Father qualifications, ISCED0	HISCED, Internet, Support achievements, Smartphones, PerWeek_FLanguage, PerWeek_Math, Encourage, Fathers' Education, Father qualifications, Mothers' Education,PerWeek_TLanguage,
JPN	Mother qualifications, Internet, Age, TV, Support difficulties, Mothers' Education, Book, PerWeek_FLanguage, E-book, PerWeek_Math,PerWeek_TLanguage, Musical instruments, Car, Computer, Quite Place, Father qualifications, Encourage	Fathers' Education, Support difficulties, HISCED, Mothers' Education, PerWeek_FLanguage, Book, Quite Place, Edu Software, Computer, PerWeek_Math, Works of art, Gender, E-book, Encourage	Fathers' Education, ISCED0, Mother qualifications, TV, Mothers' Education, Book, Encourage, E-book, PerWeek_FLanguage, Quite Place, Room, PerWeek_Math, Musical instruments, Works of art, Gender	Fathers' Education, Support difficulties, Mother qualifications, HISCED, Support difficulties, Support achievements, Mothers' Education, Book, Smartphones, Bath, Musical instruments, E-book, Father qualifications, Encourage
KOR	Support achievements, Internet, Mothers' Education, Book, Smartphones, Bath, Musical instruments, Fathers' Education, Father qualifications	Mother qualifications, HISCED, Support difficulties, Support achievements, Mothers' Education, Book, Smartphones, Edu Software, PerWeek_Math, Father qualifications	Mother qualifications, HISCED, Internet, Age, Support difficulties, Smartphones, Mothers' Education, Book, Support achievements, Quite Place, Bath, Works of art, E-book, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage	Mother qualifications, HISCED, Support difficulties, Internet, Support achievements, Mothers' Education, Smartphones, Bath, Computer, Fathers' Education
LTU	Mother qualifications, HISCED, Support achievements, Mothers' Education, Book, Smartphones, Tablet, Works of art, Fathers' Education	Mother qualifications, Support achievements, Support difficulties, Mothers' Education, Book, Smartphones, Car, Works of art, Father qualifications	HISCED, Support difficulties, Mother qualifications, Internet, Mothers' Education, Book, PerWeek_FLanguage, Support	Mother qualifications, HISCED, Support difficulties, Support achievements, Mothers' Education, Book, Smartphones, Quite Place,

			achievements, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage	Works of art, E-book, Father qualifications
LUX	Mother qualifications, Support difficulties, TV, Mothers' Education, PerWeek_FLanguage, Book, Desk, Quite Place, Edu Software, Gender, Tablet, Room, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage	HISCED, Support difficulties, Mothers' Education, PerWeek_FLanguage, Book, Tablet, Works of art, PerWeek_Science, Fathers' Education	Mother qualifications, Support achievements, Internet, Age, Mothers' Education, PerWeek_FLanguage, Desk, Smartphones, Quite Place, Book, PerWeek_Science, Works of art, Gender, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage	HISCED, Mothers' Education, PerWeek_FLanguage, Book, Musical instruments, Gender, Fathers' Education, Encourage
LVA	HISCED, Mother qualifications, Support achievements, Internet, TV, Mothers' Education, Book, Desk, Age, PerWeek_Science, Room, Fathers' Education, Encourage	Mother qualifications, HISCED, Support achievements, Support difficulties, Mothers' Education, Gender, Works of art, PerWeek_Science, Computer, Quite Place, Father qualifications, Encourage	Mother qualifications, Support achievements, Internet, Support difficulties, Mothers' Education, Book, Smartphones, Quite Place, Bath, Car, PerWeek_Science, Gender, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage	Mother qualifications, HISCED, Support achievements, Support difficulties, Internet, Smartphones, Mothers' Education, Tablet, PerWeek_Science, Room, Fathers' Education, Encourage
MEX	Support achievements, Support difficulties, Age, Mothers' Education, Book, Smartphones, TV, Quite Place, Musical instruments, Works of art, Room, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage	HISCED, Internet, Support achievements, Support difficulties, Mothers' Education, Book, Desk, Smartphones, Quite Place, Gender, Musical instruments, Room, Fathers' Education, Computers, Encourage	HISCED, Mother qualifications, Book, Support achievements, TV, Mothers' Education, Musical instruments, Room, Computer, ISCED0, Cars, Support difficulties, Gender, Quite Place, Father qualifications, Smartphones, Tablet, Fathers' Education, Encourage,	Fathers' Education, Mother qualifications, Support achievements, Mothers' Education, Desk, Bath, Room, Musical instruments, Tablet, Gender, Quite Place, Encourage
NLD	Support difficulties, Mother qualifications, HISCED, Support achievements, Mothers' Education, Book, Desk, Edu Software, Computer, Works of art, Gender, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage	Support difficulties, Support achievements, Age, Support difficulties, Book, Desk, PerWeek_FLanguage, Edu Software, Works of art, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage	Support difficulties, HISCED, Mother qualifications, Support achievements, Support difficulties, Age, Book, PerWeek_FLanguage, Edu Software, PerWeek_Math, Fathers' Education	Support difficulties, HISCED, Mother qualifications, Support achievements, Support difficulties, Book, Quite Place, Edu Software, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage, ISCED0
NOR	Support difficulties, HISCED, Mother qualifications, Support difficulties, Mothers' Education, Smartphones, Book,	Cars, Mother qualifications, Mother qualifications, Mothers'	HISCED, Mother qualifications, Support difficulties, Mother qualifications, Support achievements,	Support difficulties, HISCED, Support difficulties, Mother qualifications,

	Musical instruments, Car, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage	Education, Book, Fathers' Education, Father qualifications	Mothers' Education, Book, Smartphones, TV, Car, Works of art, Computer, Father qualifications, Encourage	Mothers' Education, Book, Bath, E-book, Father qualifications, Encourage
NZL	Support achievements, Fathers' Education, Internet, TV, Smartphones, Mothers' Education, Room, PerWeek_Science, Gender, Quite Place, Computers	Support difficulties, Age, TV, Mothers' Education, Book, Desk, Internet, Tablet, Car, Fathers' Education, Computers, Encourage	HISCED, Mother qualifications, Support difficulties, Age, TV, Mothers' Education, Book, Desk, Support achievements, Internet, Edu Software, Bath, Car, Computer, Fathers' Education, Computers, Encourage	HISCED, Mother qualifications, Support achievements, Mother qualifications, Age, Mothers' Education, Book, Bath, PerWeek_Science, Works of art, Fathers' Education, Computers
POL	Support achievements, Support difficulties, Support achievements, Mothers' Education, Book, Edu Software, Bath, Musical instruments, Works of art, Computer, E-book, Encourage	HISCED, Support difficulties, Age, Mothers' Education, Book, Edu Software, Bath, Musical instruments, Car, Works of art, Fathers' Education, Encourage, ISCED0	Fathers' Education, Support difficulties, HISCED, Mother qualifications, Support difficulties, Internet, Mothers' Education, Book, Edu Software, Bath, Musical instruments, E-book, Encourage	HISCED, Mother qualifications, Support achievements, Support difficulties, TV, Age, Book, Edu Software, Bath, Tablet, Car, Works of art, Computer, Father qualifications, Encourage, ISCED0
PRT	HISCED, Mothers' Education, Book, PerWeek_Math, PerWeek_TLanguage, PerWeek_Science, E-book, Father qualifications	PerWeek_Science,, HISCED, Support achievements, Support difficulties, Mothers' Education, PerWeek_TLanguage	PerWeek_Science,, HISCED, Mothers' Education, PerWeek_Math, PerWeek_TLanguage, E-book, Gender, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage	Fathers' Education, Support difficulties, Support achievements, Mothers' Education, PerWeek_Math, PerWeek_TLanguage, PerWeek_Science, E-book, Quite Place, Father qualifications
SVK	Fathers' Education, Mother qualifications, HISCED, Support difficulties, Mothers' Education, Book, Desk, Edu Software, Gender, Computer, Works of art, Room, Quite Place, Father qualifications, Encourage	Support difficulties, Support achievements, Age, Mothers' Education, Book, Works of art, Father qualifications	Fathers' Education, Support difficulties, Support achievements, Mothers' Education, Book, PerWeek_TLanguage, Works of art, Computer, E-book, Encourage	HISCED, Support achievements, Age, Support difficulties, Mothers' Education, Book, Smartphones, E-book, Fathers' Education, Encourage, ISCED0
SVN	HISCED, Mother qualifications, Book, Quite Place, Edu Software, Room, Works of art, Gender, Fathers' Education, Father qualifications	Support difficulties, HISCED, Mother qualifications, Support achievements, TV, Support difficulties, Mothers' Education, Age, Book, Edu Software,	Mother qualifications, Support difficulties, TV, Book, Gender, Quite Place, PerWeek_TLanguage, PerWeek_Science, Computer, Quite Place	Fathers' Education, HISCED, Mother qualifications, Support achievements, Support difficulties, TV, Smartphones, Mothers' Education, Book, Quite Place, Room, Computer, E-book

		PerWeek_TLanguage, Gender, PerWeek_Science, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage		
SWE	Cars, Mother qualifications, Support difficulties, Support achievements, Age, Book, Musical instruments, E-book, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage, ISCED0	Cars, HISCED, Support difficulties, Support achievements, TV, Mothers' Education, Book, Edu Software, E-book, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage	HISCED, Mother qualifications, Support difficulties, Support achievements, Mothers' Education, Book, Quite Place, Edu Software, Car, Works of art, E-book, Fathers' Education, Father qualifications	Fathers' Education, Cars, HISCED, Mother qualifications, TV, Mothers' Education, Book, Works of art, E-book, Father qualifications
TUR	HISCED, Internet, Age, Support achievements, Smartphones, Mothers' Education, Desk, Book, Quite Place, Support difficulties, PerWeek_Science, Gender, Fathers' Education, Encourage	HISCED, Internet, Age, Mothers' Education, Book, Quite Place, Computer, Gender, PerWeek_Science, Works of art, Room, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage	Mother qualifications, Internet, Age, Support difficulties, Smartphones, Mothers' Education, Book, Quite Place, Edu Software, Gender, PerWeek_Science, Computer, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage	HISCED, Support difficulties, Internet, Support achievements, Mothers' Education, Book, PerWeek_Math, PerWeek_Science, Fathers' Education, Encourage
USA	Fathers' Education, Mother qualifications, HISCED, Internet, Support achievements, Mothers' Education, Book, Desk, Edu Software, Gender, Room, Computer, Quite Place, Father qualifications, Encourage	Mother qualifications, Internet, Support difficulties, TV, Musical instruments, Book, Mothers' Education, Computer, Room, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage	Mother qualifications, HISCED, Internet, Support difficulties, TV, Mothers' Education, Book, Desk, Edu Software, Musical instruments, Car, Works of art, Computer, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage	Mother qualifications, HISCED, Internet, TV, Mothers' Education, Book, Desk, Edu Software, Bath, Musical instruments, Tablet, Works of art, Computer, Father qualifications, Encourage

A.2 Matematik Veri Setinde Önem Değeri Yüksek Değişkenler ile Kurulan Modellerin Performans Ölçütleri

	LR				RO				XGBoost				DVM			
Ülke	**Acc**	**Prcsn**	**Rcall**	**F-M**	**Acc**	**Prcsn**	**Rcall**	**F-M**	**Acc**	**Prcsn**	**Rcall**	**F-M**	**Acc**	**Prcsn**	**Rcall**	**F-M**
AUS	0.643	0.658	0.658	0.657	0.629	0.640	0.646	0.642	0.641	0.658	0.647	0.653	0.621	0.631	0.584	0.605
AUT	0.698	0.705	0.709	0.706	0.695	0.702	0.693	0.698	0.693	0.695	0.690	0.691	0.655	0.670	0.712	0.687
BEL	0.687	0.704	0.701	0.702	0.751	0.761	0.773	0.767	0.708	0.694	0.764	0.727	0.645	0.656	0.642	0.648
CAN	0.619	0.615	0.604	0.609	0.621	0.623	0.620	0.621	0.624	0.630	0.636	0.633	0.628	0.618	0.670	0.643
CHE	0.674	0.693	0.680	0.685	0.637	0.640	0.727	0.671	0.687	0.697	0.710	0.703	0.668	0.657	0.713	0.680
CHL	0.686	0.683	0.700	0.690	0.663	0.662	0.670	0.665	0.663	0.676	0.712	0.692	0.629	0.648	0.655	0.639
COL	0.597	0.617	0.570	0.542	0.684	0.708	0.695	0.700	0.620	0.639	0.520	0.532	0.657	0.677	0.698	0.686
CZE	0.696	0.693	0.688	0.690	0.679	0.680	0.612	0.641	0.690	0.705	0.681	0.691	0.662	0.669	0.715	0.690
DEU	0.698	0.712	0.747	0.729	0.716	0.766	0.677	0.717	0.676	0.701	0.646	0.672	0.656	0.688	0.687	0.685
DNK	0.617	0.616	0.668	0.639	0.647	0.666	0.713	0.688	0.637	0.653	0.687	0.668	0.577	0.564	0.784	0.645
ESP	0.663	0.664	0.638	0.650	0.679	0.685	0.687	0.686	0.683	0.683	0.690	0.687	0.658	0.676	0.617	0.645
EST	0.621	0.640	0.582	0.608	0.597	0.620	0.624	0.621	0.609	0.667	0.581	0.620	0.583	0.592	0.643	0.614
FIN	0.642	0.640	0.664	0.652	0.587	0.600	0.626	0.595	0.626	0.639	0.612	0.625	0.618	0.625	0.622	0.622
FRA	0.699	0.705	0.708	0.707	0.732	0.739	0.723	0.730	0.722	0.736	0.731	0.733	0.662	0.657	0.691	0.672
GBR	0.668	0.677	0.640	0.658	0.671	0.692	0.651	0.671	0.668	0.680	0.656	0.668	0.656	0.674	0.595	0.631
GRC	0.624	0.638	0.654	0.646	0.595	0.601	0.671	0.630	0.620	0.620	0.647	0.631	0.601	0.602	0.693	0.637
HUN	0.734	0.722	0.718	0.720	0.733	0.755	0.718	0.735	0.736	0.745	0.752	0.747	0.722	0.721	0.704	0.711
IRL	0.611	0.624	0.626	0.624	0.642	0.631	0.688	0.658	0.633	0.615	0.734	0.668	0.636	0.645	0.650	0.645
ISL	0.604	0.609	0.649	0.626	0.602	0.577	0.618	0.596	0.596	0.575	0.696	0.623	0.568	0.583	0.652	0.580

ISR	0.702	0.710	0.717	0.714	0.683	0.705	0.635	0.665	0.679	0.697	0.687	0.691	0.696	0.707	0.710	0.709
ITA	0.643	0.654	0.673	0.663	0.643	0.652	0.665	0.658	0.622	0.636	0.689	0.660	0.633	0.640	0.667	0.653
JPN	0.661	0.687	0.672	0.679	0.644	0.674	0.562	0.612	0.672	0.693	0.652	0.672	0.573	0.586	0.730	0.635
KOR	0.614	0.638	0.614	0.624	0.625	0.610	0.636	0.621	0.607	0.624	0.676	0.647	0.608	0.611	0.644	0.626
LTU	0.630	0.642	0.635	0.638	0.623	0.611	0.680	0.638	0.620	0.612	0.686	0.646	0.607	0.607	0.719	0.650
LUX	0.635	0.656	0.551	0.591	0.704	0.701	0.710	0.704	0.692	0.677	0.667	0.669	0.684	0.695	0.677	0.684
LVA	0.605	0.612	0.619	0.612	0.578	0.581	0.654	0.603	0.613	0.633	0.585	0.602	0.596	0.603	0.611	0.605
MEX	0.601	0.626	0.470	0.534	0.631	0.612	0.666	0.635	0.638	0.636	0.634	0.633	0.581	0.589	0.471	0.496
NLD	0.740	0.705	0.785	0.743	0.744	0.746	0.771	0.758	0.725	0.721	0.735	0.724	0.670	0.677	0.710	0.689
NOR	0.642	0.640	0.668	0.653	0.639	0.622	0.638	0.629	0.629	0.628	0.672	0.648	0.600	0.626	0.666	0.637
NZL	0.634	0.639	0.648	0.642	0.655	0.652	0.661	0.655	0.647	0.659	0.691	0.674	0.598	0.585	0.713	0.632
POL	0.637	0.625	0.686	0.651	0.631	0.654	0.668	0.660	0.647	0.648	0.676	0.661	0.638	0.676	0.581	0.624
PRT	0.631	0.670	0.653	0.657	0.717	0.730	0.686	0.705	0.723	0.747	0.720	0.732	0.676	0.753	0.581	0.648
SVK	0.699	0.680	0.762	0.718	0.694	0.690	0.715	0.702	0.689	0.668	0.774	0.716	0.669	0.648	0.719	0.681
SVN	0.634	0.638	0.643	0.640	0.683	0.704	0.652	0.676	0.663	0.655	0.699	0.674	0.652	0.676	0.638	0.656
SWE	0.670	0.662	0.672	0.666	0.665	0.661	0.672	0.666	0.645	0.667	0.697	0.681	0.660	0.673	0.699	0.685
TUR	0.691	0.715	0.710	0.713	0.684	0.703	0.692	0.697	0.685	0.697	0.696	0.695	0.686	0.696	0.691	0.692
USA	0.664	0.663	0.698	0.680	0.666	0.667	0.708	0.686	0.662	0.653	0.683	0.668	0.636	0.635	0.712	0.661
Ortalama Performans Ölçütleri [%95 Güven Aralığı]																
	0.654 [0.642, 0.666]		0.662	0.658	0.661 [0.647, 0.675]		0.673	0.668	0.659 [0.647,0.671]		0.679	0.669	0.637 [0.625, 0.649]		0.667	0.649

A.3 Fen Veri Setinde Önem Değeri Yüksek Değişkenler

Ülke	LR	RO	XGBoost	DVM
AUS	Mother qualifications, HISCED, Support achievements, TV, Mothers' Education, Book, Desk, Musical instruments, Bath, PerWeek_Math, PerWeek_TLanguage, Car, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage	HISCED, TV, Book, Desk, Quite Place, Musical instruments, Car, Fathers' Education, Father qualifications, ISCED0	Support difficulties, Support achievements, TV, Book, Musical instruments, Car, Computer, Fathers' Education, Father qualifications	Support achievements, Bath, Support difficulties, TV, Musical instruments, Book, Mothers' Education, Fathers' Education, PerWeek_Math, Father qualifications, Encourage
AUT	Fathers' Education, Mother qualifications, Support difficulties, Mother qualifications, Support achievements, Mothers' Education, Book, Desk, Gender, Room, Works of art, Edu Software, Quite Place, Father qualifications, Encourage	HISCED, Mother qualifications, Mothers' Education, Book, PerWeek_FLanguage, PerWeek_TLanguage, Car, Gender, Fathers' Education, Father qualifications	HISCED, Support difficulties, Mothers' Education, Book, PerWeek_FLanguage, PerWeek_TLanguage, Computer, PerWeek_Math, Gender, Father qualifications	Support achievements, Support difficulties, HISCED, Mother qualifications, Support difficulties, Mother qualifications, Support achievements, Mothers' Education, Book, Computer, Room, Tablet, Gender, Fathers' Education, Encourage
BEL	Support difficulties, HISCED, Support achievements, Mothers' Education, PerWeek_FLanguage, Desk, Book, Quite Place, PerWeek_Math, PerWeek_Science, Room, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage	Support difficulties, HISCED, Support achievements, Mothers' Education, PerWeek_FLanguage, PerWeek_Math, PerWeek_TLanguage, Fathers' Education, Encourage	Support difficulties, HISCED, Support achievements, Age, Car, Gender, PerWeek_FLanguage, Desk, Quite Place, PerWeek_Math, Mothers' Education, PerWeek_TLanguage, Fathers' Education, Father qualifications	Support difficulties, Cars, HISCED, Support difficulties, Support achievements, Mother qualifications, Mothers' Education, Book, Smartphones, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage
CAN	Mother qualifications, Mother qualifications, Age, Mothers' Education, Book, Desk, Musical instruments, Tablet, PerWeek_TLanguage, Computer, Fathers' Education, Father qualifications	Internet, Mother qualifications, Age, Mothers' Education, Book, Desk, Tablet, Fathers' Education, Father qualifications	Mother qualifications, HISCED, Age, Mother qualifications, TV, Mothers' Education, Book, Musical instruments, Tablet, Computer, Works of art, PerWeek_TLanguage, Fathers' Education, Father qualifications	Mother qualifications, HISCED, Mother qualifications, Mothers' Education, Book, Musical instruments, Tablet, Works of art, Computer, Fathers' Education, Father qualifications, ISCED0
CHE	HISCED, Mother qualifications, Support achievements, Mothers' Education, Book, Tablet, PerWeek_Science, Computer, Fathers' Education	HISCED, Mother qualifications, Mothers' Education, Book, Desk, Musical instruments, Gender, Fathers' Education	HISCED, Support achievements, Mothers' Education, Book, Edu Software, Computer, Father	HISCED, Support achievements, Mothers' Education, Book, Desk, PerWeek_Math, Tablet, Fathers' Education, PerWeek_TLanguage

			qualifications, PerWeek_TLanguage, Gender, Fathers' Education	
CHL	HISCED, Support achievements, Mothers' Education, Book, Smartphones, Bath, Computer, Fathers' Education, Father qualifications, ISCED0	Mother qualifications, Internet, Support difficulties, Mothers' Education, Book, Desk, Quite Place, Bath, Works of art, Musical instruments, Encourage, PerWeek_Science, Fathers' Education, Father qualifications,	HISCED, Mother qualifications, Support difficulties, Age, Internet, Smartphones, Book, Mothers' Education, Edu Software, Bath, Musical instruments, Works of art, Gender, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage, ISCED0	Support achievements, Age, TV, Mothers' Education, Support difficulties, Desk, Edu Software, Bath, Musical instruments, Father qualifications
COL	HISCED, Internet, Support difficulties, Smartphones, Mothers' Education, Book, PerWeek_FLanguage, Quite Place, Gender, Room, Tablet, Musical instruments, Car, Computer, Fathers' Education, Encourage, ISCED0	Fathers' Education, HISCED, Mother qualifications, Internet, Support achievements, Mothers' Education, Book, Desk, Gender, Room, Computer, Quite Place, Father qualifications, Encourage, ISCED0	HISCED, Mother qualifications, Support achievements, Musical instruments, ISCED0, Support difficulties, Edu Software, Book, PerWeek_Science, Quite Place, Father qualifications, Internet, Age, Smartphones, Desk, Bath, Tablet, Fathers' Education, Encourage	HISCED, Support achievements, Mothers' Education, Book, Smartphones, Computer, Tablet, Car, Works of art, E-book, Gender, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage, ISCED0
CZE	HISCED, Support difficulties, Support achievements, Mothers' Education, Book, Edu Software, Gender, Computer, Quite Place, Room, Fathers' Education, Encourage	HISCED, Mother qualifications, Support difficulties, Age, TV, Book, Edu Software, Bath, PerWeek_TLanguage, Car, Works of art, Gender, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage	HISCED, TV, Book, PerWeek_Math, Room, PerWeek_TLanguage, PerWeek_Science, Computer, Father qualifications, Encourage	Fathers' Education, Mother qualifications, HISCED, Support achievements, TV, Mothers' Education, Book, Computer, Quite Place, Father qualifications, Encourage, ISCED0
DEU	Mother qualifications, HISCED, Support achievements, Mothers' Education, Computer, Support difficulties, Support difficulties, Edu Software, Gender, Quite Place, Father qualifications, Internet, Desk, Works of art, Fathers' Education, Encourage, Book, Room	Support achievements, Support difficulties, HISCED, Support achievements, Age, Mothers' Education, PerWeek_FLanguage, Book, Edu Software, Encourage, PerWeek_TLanguage, Works of art, Room, Fathers' Education	Support achievements, Support difficulties, HISCED, Support difficulties, Age, Mothers' Education, PerWeek_FLanguage, Book, Quite Place, Computer, Room, Tablet, PerWeek_TLanguage, Edu Software, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage	Support difficulties, HISCED, Support achievements, Age, Internet, Mothers' Education, Book, Support difficulties, Computer, Tablet, Musical instruments, Room, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage

DNK	Support achievements, Internet, Mother qualifications, Age, Mothers' Education, Book, E-book, Room, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage	Cars, Mother qualifications, Age, Support difficulties, Book, E-book, Support achievements, Bath, Mothers' Education, Tablet, HISCED, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage	HISCED, Mother qualifications, Support difficulties, Mothers' Education, Book, Room, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage, ISCED0	HISCED, Support achievements, Mother qualifications, Age, Mothers' Education, Book, Support difficulties, Works of art, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage
ESP	TV, Mothers' Education, Book, PerWeek_FLanguage, PerWeek_TLanguage, Edu Software, Bath, PerWeek_Math, Tablet, Car, PerWeek_Science, Father qualifications	Mother qualifications, HISCED, Mothers' Education, Book, Bath, PerWeek_Science, Fathers' Education, Father qualifications	Support achievements, Mother qualifications, Mothers' Education, Book, Bath, Works of art, Tablet, PerWeek_Science, Gender, Fathers' Education	HISCED, Mother qualifications, Support difficulties, Bath, Support achievements, Mothers' Education, Book, PerWeek_FLanguage, PerWeek_TLanguage, Father qualifications, PerWeek_Science
EST	HISCED, Support achievements, Internet, Mothers' Education, Book, Computer, Fathers' Education, Father qualifications	Mother qualifications, Support achievements, Age, Mother qualifications, TV, Mothers' Education, Support difficulties, Book, Edu Software, Computer, Room, Quite Place, Father qualifications, Encourage	Fathers' Education, Cars, HISCED, Support achievements, Age, Mother qualifications, Mothers' Education, Book, Desk, PerWeek_FLanguage, Support difficulties, Edu Software, Tablet, Works of art, Gender, Quite Place, Father qualifications, Encourage	HISCED, Mother qualifications, Support achievements, Support difficulties, Mothers' Education, PerWeek_FLanguage, Book, Room, Tablet, Computer, Fathers' Education, Encourage
FIN	HISCED, Support achievements, Mothers' Education, Book, Smartphones, Bath, Computer, Fathers' Education, Father qualifications, ISCED0	Mother qualifications, Internet, Support difficulties, Mothers' Education, Book, Desk, Quite Place, Bath, Works of art, Musical instruments, Encourage, PerWeek_Science, Fathers' Education, Father qualifications	HISCED, Mother qualifications, Support difficulties, Age, Internet, Smartphones, Book, Mothers' Education, Edu Software, Bath, Musical instruments, Works of art, Gender, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage, ISCED0	Support achievements, Age, TV, Mothers' Education, Support difficulties, Desk, Edu Software, Bath, Musical instruments, Father qualifications
FRA	Mother qualifications, Support difficulties, Support achievements, Book, Desk, Edu Software, Computer, Works of art, Gender, Quite Place, Father qualifications, Encourage	Support difficulties, HISCED, Mother qualifications, Support achievements, Works of art, Mother qualifications, Mothers' Education, Book, Bath, Musical instruments, Fathers' Education,	Fathers' Education, Mother qualifications, HISCED, Mother qualifications, Mothers' Education, Book, PerWeek_FLanguage, Gender, Bath, Musical instruments, Works of art, Room, E-book	HISCED, Mother qualifications, Support achievements, Mothers' Education, Support difficulties, Gender, E-book, Quite Place, Father qualifications, Internet, Age, Tablet, Works of art, Fathers' Education,

		Father qualifications, Encourage, ISCED0		Encourage, Mother qualifications, Book, Room
GBR	Support difficulties, Mother qualifications, HISCED, Support achievements, Mother qualifications, TV, Mothers' Education, Smartphones, Desk, Bath, Room, Fathers' Education, Encourage	PerWeek_Science, TV, Support difficulties, Mother qualifications, HISCED, Support achievements, Mother qualifications, Encourage, Mothers' Education, Book, Bath, Fathers' Education, Father qualifications	PerWeek_Science, HISCED, Mother qualifications, Mothers' Education, Book, Bath, Room, Fathers' Education, Father qualifications	Support difficulties, Support achievements, Mother qualifications, Mothers' Education, Book, Room, Fathers' Education, Father qualifications
GRC	PerWeek_Science, Support difficulties, Fathers' Education, HISCED, Support achievements, Mothers' Education, PerWeek_FLanguage, Book, Desk, Musical instruments, Computer, Quite Place	PerWeek_Science, Support difficulties, Age, Book, Quite Place, Tablet, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage	PerWeek_Science, Support difficulties, Mother qualifications, Support difficulties, Mothers' Education, Book, Computer, Tablet, Gender, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage	PerWeek_Science, Support difficulties, Support difficulties, Mothers' Education, Book, Bath, Musical instruments, Tablet, PerWeek_TLanguage, Fathers' Education
HUN	HISCED, Mother qualifications, Support achievements, Mothers' Education, Computer, ISCED0, Support difficulties, E-book, Father qualifications, Internet, Age, Tablet, Car, Fathers' Education, Encourage, Mother qualifications, Book, Room	Fathers' Education, Support difficulties, HISCED, Mother qualifications, Support achievements, Mothers' Education, Book, Computer, Bath, Works of art, Room, E-book, Father qualifications	Support difficulties, Mother qualifications, Support achievements, Age, Internet, Mothers' Education, Book, Smartphones, Quite Place, Edu Software, Works of art, E-book, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage, ISCED0	Fathers' Education, HISCED, Internet, Support achievements, Support difficulties, Mothers' Education, Book, Quite Place, E-book, Father qualifications, Encourage
IRL	HISCED, Support achievements, Support difficulties, TV, Mothers' Education, PerWeek_FLanguage, Quite Place, Tablet, Gender, Fathers' Education, Computers	HISCED, Age, TV, PerWeek_FLanguage, Book, Edu Software, Gender, Room, Fathers' Education, Encourage	Mother qualifications, HISCED, Age, TV, PerWeek_FLanguage, Desk, Book, Gender, Fathers' Education	Fathers' Education, HISCED, Support achievements, Support difficulties, TV, Mothers' Education, PerWeek_FLanguage, Book, Room, Gender, Quite Place, Encourage
ISL	Support difficulties, HISCED, Support achievements, Mother qualifications, TV, Mothers' Education, Book, PerWeek_TLanguage, Musical instruments, Computer, Fathers' Education	Fathers' Education, ISCED0, TV, Mother qualifications, Book, Room, Support achievements, Mother qualifications, Support difficulties, Mothers' Education,	HISCED, Support achievements, Mother qualifications, TV, Mothers' Education, Book, Quite Place, Gender, Works of art, Room, Fathers' Education, Father qualifications, ISCED0	Support difficulties, Mother qualifications, Support achievements, Mother qualifications, Support difficulties, Book, Desk, PerWeek_TLanguage, Room, Fathers' Education, Father qualifications

		Edu Software, Tablet, Quite Place, Father qualifications		
ISR	Support difficulties, HISCED, Support difficulties, Mother qualifications, Mothers' Education, Book, Edu Software, Gender, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage	Mother qualifications, Support achievements, Mother qualifications, Support difficulties, Mothers' Education, Book, Desk, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage	Support difficulties, HISCED, Support achievements, Mother qualifications, Age, Mothers' Education, TV, Smartphones, Book, Edu Software, Gender, Works of art, Computer, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage	Support difficulties, HISCED, Support achievements, Mother qualifications, Support difficulties, Desk, Mothers' Education, Book, Works of art, Fathers' Education, Encourage, Father qualifications
ITA	Cars, Mother qualifications, Internet, HISCED, Mothers' Education, Book, Smartphones, PerWeek_Math, Musical instruments, Tablet, PerWeek_TLanguage, PerWeek_Science, Computer, Fathers' Education, Father qualifications	Internet, Mother qualifications, Mothers' Education, Smartphones, PerWeek_Math, PerWeek_TLanguage, Tablet, Car, Musical instruments, Computer, Fathers' Education, Father qualifications	Cars, Mother qualifications, Internet, Mother qualifications, HISCED, Mothers' Education, Book, Quite Place, Edu Software, PerWeek_Math, Tablet, PerWeek_TLanguage, Fathers' Education, Computers, Father qualifications, ISCED0	Cars, HISCED, Mother qualifications, Mothers' Education, Book, PerWeek_Math, Tablet, E-book, Fathers' Education, Computers
JPN	Fathers' Education, HISCED, Mother qualifications, Support achievements, Smartphones, Book, Mothers' Education, Edu Software, E-book, Father qualifications	Support achievements, Mothers' Education, Book, PerWeek_FLanguage, Edu Software, PerWeek_Math, PerWeek_TLanguage, Musical instruments, Room, E-book, Encourage	HISCED, Internet, Support difficulties, Support achievements, Mothers' Education, Book, Quite Place, Edu Software, Computer, PerWeek_Math, Musical instruments, Room, E-book	HISCED, Mother qualifications, Support difficulties, Internet, Mothers' Education, Book, PerWeek_Math, PerWeek_TLanguage, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage, ISCED0
KOR	Mother qualifications, Support achievements, Age, Support difficulties, Smartphones, Book, Desk, Mothers' Education, Computer, Bath, Musical instruments, PerWeek_TLanguage, E-book, Room, Quite Place, Father qualifications, Encourage, ISCED0	Cars, Mother qualifications, Support difficulties, Age, Smartphones, Book, Mothers' Education, Edu Software, PerWeek_Math, Musical instruments, Works of art, Computer, Quite Place, Father qualifications, Encourage	HISCED, Internet, Mother qualifications, Support difficulties, Mothers' Education, Book, TV, Support achievements, Computer, PerWeek_Math, Car, Works of art, Room, Fathers' Education, Encourage	Support difficulties, Support achievements, Internet, TV, Smartphones, Book, Mothers' Education, Quite Place, PerWeek_TLanguage, Musical instruments, Car, E-book, Gender, Fathers' Education, Encourage
LTU	Mother qualifications, HISCED, Internet, Mother qualifications, Support difficulties,	Mother qualifications, HISCED, Support achievements, Support	Support difficulties, HISCED, Mother qualifications, Support	Support difficulties, HISCED, Mothers' Education, Book,

	Mothers' Education, Book, Quite Place, Works of art, E-book, Fathers' Education, Encourage	difficulties, Mothers' Education, Book, Smartphones, Gender, PerWeek_TLanguage, Works of art, Computer, Fathers' Education, Father qualifications	achievements, Support difficulties, TV, Smartphones, Mothers' Education, Book, Internet, Quite Place, Car, Computer, Fathers' Education	PerWeek_Math, Room, PerWeek_TLanguage, Works of art, Gender, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage
LUX	HISCED, TV, Mothers' Education, PerWeek_FLanguage, Book, Quite Place, Tablet, Musical instruments, Computer, Fathers' Education, Father qualifications	HISCED, Mother qualifications, Support difficulties, Mothers' Education, Book, Encourage, PerWeek_FLanguage, Bath, Car, Fathers' Education, Father qualifications	Mother qualifications, HISCED, Support achievements, Mother qualifications, Support difficulties, Mothers' Education, Book, Gender, PerWeek_FLanguage, Internet, Room, Works of art, Fathers' Education	Support difficulties, Internet, Mother qualifications, TV, Mothers' Education, PerWeek_FLanguage, Book, Gender, Room, Fathers' Education
LVA	HISCED, Mother qualifications, Internet, Support achievements, Age, Mothers' Education, Book, Support difficulties, Tablet, PerWeek_TLanguage, Computer, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage, ISCED0	Support difficulties, HISCED, Support achievements, Age, Mothers' Education, Edu Software, Car, PerWeek_Science, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage, Tablets	Mother qualifications, Support achievements, Mother qualifications, Mothers' Education, Book, Works of art, PerWeek_Science, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage	HISCED, Mother qualifications, Internet, Support achievements, Mothers' Education, Book, Desk, PerWeek_Science, Fathers' Education
MEX	HISCED, Support difficulties, Age, Mothers' Education, Smartphones, Computer, Room, Musical instruments, Gender, Fathers' Education, Computers, ISCED0	HISCED, Mother qualifications, TV, Mothers' Education, Room, Computer, Support difficulties, Edu Software, Gender, Quite Place, Smartphones, Desk, Bath, Tablet, Fathers' Education, Encourage, Book, Computers	HISCED, Mother qualifications, Support achievements, Support difficulties, Internet, Mothers' Education, Book, Desk, Edu Software, Bath, Works of art, Fathers' Education, Computers, Father qualifications, Encourage	HISCED, Support achievements, Support difficulties, Age, Mothers' Education, Book, Desk, Works of art, Gender, Fathers' Education, Computers, Encourage
NLD	Support difficulties, Mother qualifications, Support achievements, Mothers' Education, Book, Desk, Quite Place, Edu Software, Works of art, Gender, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage	Support difficulties, Cars, HISCED, Support achievements, Support difficulties, Mother qualifications, Mothers' Education, Book, PerWeek_FLanguage, Edu Software, PerWeek_Math, PerWeek_TLanguage, Fathers' Education	Support difficulties, HISCED, Support achievements, Age, Book, Desk, PerWeek_FLanguage, PerWeek_Math, Works of art, Fathers' Education	Support difficulties, HISCED, Support achievements, Support difficulties, TV, Mothers' Education, Book, Age, Desk, Quite Place, Edu Software, PerWeek_TLanguage, Room, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage

NOR	Support difficulties, Cars, HISCED, Mother qualifications, Age, Mothers' Education, Book, Quite Place, Bath, E-book, Computer, Fathers' Education	HISCED, Mothers' Education, Book, Fathers' Education, Encourage	HISCED, Mother qualifications, Support difficulties, Mothers' Education, Book, Quite Place, Car, Works of art, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage, ISCED0	HISCED, Cars, Mother qualifications, Age, Support difficulties, Mothers' Education, Book, Edu Software, Bath, PerWeek_TLanguage, E-book, Fathers' Education, ISCED0
NZL	HISCED, Mother qualifications, Support achievements, Internet, TV, Mothers' Education, Book, Desk, Gender, Musical instruments, Car, PerWeek_Science, Computer	Mother qualifications, Internet, Support difficulties, Mothers' Education, Book, Quite Place, Edu Software, Gender, Computer, Works of art, Room, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage	HISCED, Mother qualifications, Internet, Mother qualifications, Support achievements, Mothers' Education, Book, Desk, Bath, Car, Works of art, Room, Fathers' Education, Father qualifications	HISCED, Mother qualifications, Mother qualifications, TV, Mothers' Education, Book, Computer, Tablet, Musical instruments, Car, Gender, Fathers' Education
POL	Fathers' Education, Support difficulties, Mother qualifications, Internet, Support difficulties, TV, Support achievements, Book, Edu Software, Tablet, Musical instruments, E-book, Room, Quite Place, Encourage	HISCED, Support achievements, Mother qualifications, Mothers' Education, Book, Edu Software, Bath, Works of art, PerWeek_Science, Fathers' Education	Support difficulties, HISCED, Support difficulties, Mother qualifications, Mothers' Education, Book, Edu Software, Musical instruments, Works of art, Father qualifications	HISCED, Support difficulties, TV, Book, Edu Software, Tablet, Works of art, Room, Encourage, ISCED0
PRT	PerWeek_Science, HISCED, Support difficulties, Support achievements, Mothers' Education, Book, PerWeek_Math, PerWeek_TLanguage, E-book, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage, ISCED0	PerWeek_Science, HISCED, Support achievements, Mothers' Education, Book, Car, Father qualifications, Encourage, PerWeek_TLanguage, E-book, Room, Fathers' Education	PerWeek_Science, Mothers' Education, PerWeek_Math, PerWeek_TLanguage, Gender, Fathers' Education, Father qualifications	PerWeek_Science, Support difficulties, HISCED, Support difficulties, Support achievements, Mothers' Education, E-book, Father qualifications, Encourage
SVK	Mother qualifications, Support difficulties, Support achievements, Book, Desk, Quite Place, Edu Software, Gender, Computer, Works of art, Room, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage	HISCED, Mothers' Education, Book, E-book, Gender, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage	Support difficulties, HISCED, Support achievements, Age, Mothers' Education, Book, Desk, PerWeek_TLanguage, Car, Fathers' Education, Encourage	HISCED, Mother qualifications, Support achievements, Support difficulties, Book, Room, Fathers' Education, Encourage, ISCED0
SVN	HISCED, Mother qualifications, Support difficulties, Mother qualifications, Support achievements, Mothers' Education, Book,	PerWeek_Science, Support difficulties, Support difficulties, TV, Quite Place, Fathers' Education, PerWeek_TLanguage	Support difficulties, Support difficulties, Support achievements, Book, Edu Software, Computer, PerWeek_TLanguage, Works of art,	HISCED, Support difficulties, Age, TV, Mothers' Education, Book, Support achievements, Quite Place, Fathers' Education, Encourage

	Edu Software, Room, Gender, Quite Place, Father qualifications, Encourage		PerWeek_Science, Gender, Quite Place, Encourage, ISCED0	
SWE	Cars, HISCED, Internet, Support achievements, Support difficulties, TV, Book, Bath, Musical instruments, E-book, Computer, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage	HISCED, Support achievements, Age, TV, Mothers' Education, Book, Edu Software, Works of art, E-book, Gender, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage	Support difficulties, Mother qualifications, Support achievements, Mothers' Education, Book, Edu Software, Car, E-book, Room, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage	Support difficulties, HISCED, Support achievements, Support difficulties, Smartphones, Mothers' Education, Book, Car, E-book, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage
TUR	PerWeek_Science, Support difficulties, HISCED, Support achievements, TV, Smartphones, Mothers' Education, Book, Quite Place, Bath, Fathers' Education, Encourage	HISCED, Mother qualifications, Internet, Support difficulties, Mothers' Education, Book, Desk, Smartphones, Edu Software, Gender, PerWeek_Science, Computer, Fathers' Education, Father qualifications, Encourage	Support difficulties, HISCED, Mother qualifications, Internet, Support difficulties, Age, Room, Smartphones, Mothers' Education, Desk, Book, Tablet, Fathers' Education, PerWeek_Science, Encourage	PerWeek_Science, HISCED, Support achievements, Smartphones, Mothers' Education, Book, Fathers' Education, Encourage
USA	Fathers' Education, Mother qualifications, Internet, Mother qualifications, Support difficulties, Mothers' Education, Book, Desk, Edu Software, Gender, Room, Works of art, Computer, Quite Place, Father qualifications, Encourage	Mother qualifications, Internet, Mother qualifications, Support achievements, Musical instruments, Book, Computer	HISCED, Internet, Support achievements, Support difficulties, Musical instruments, Book, Desk, Mothers' Education, Works of art, Computer, Fathers' Education	Mother qualifications, Support difficulties, Mother qualifications, Internet, Mothers' Education, Musical instruments, Book, Tablet, Computer, Father qualifications

A.4 Fen Veri Setinde Önem Değeri Yüksek Değişkenler ile Kurulan Modellerin Performans Ölçütleri

	LR				RO				XGBoost				DVM			
Ülke	**Acc**	**Prcsn**	**Rcall**	**F-M**	**Acc**	**Prcsn**	**Rcall**	**F-M**	**Acc**	**Prcsn**	**Rcall**	**F-M**	**Acc**	**Prcsn**	**Rcall**	**F-M**
AUS	0.628	0.655	0.611	0.628	0.632	0.632	0.653	0.642	0.630	0.630	0.685	0.656	0.625	0.608	0.687	0.645
AUT	0.693	0.694	0.710	0.702	0.714	0.726	0.706	0.716	0.703	0.701	0.695	0.698	0.662	0.657	0.693	0.674
BEL	0.702	0.703	0.726	0.714	0.733	0.744	0.737	0.740	0.746	0.755	0.794	0.774	0.681	0.697	0.737	0.716
CAN	0.617	0.619	0.616	0.617	0.619	0.618	0.666	0.641	0.622	0.632	0.680	0.655	0.618	0.614	0.643	0.628
CHE	0.676	0.689	0.661	0.674	0.677	0.675	0.732	0.700	0.677	0.673	0.718	0.694	0.675	0.687	0.667	0.676
CHL	0.665	0.688	0.619	0.650	0.660	0.643	0.664	0.651	0.679	0.683	0.654	0.667	0.623	0.654	0.494	0.559
COL	0.646	0.666	0.528	0.561	0.634	0.657	0.622	0.636	0.635	0.662	0.708	0.677	0.633	0.647	0.558	0.589
CZE	0.692	0.699	0.675	0.686	0.693	0.683	0.689	0.684	0.687	0.714	0.706	0.709	0.671	0.666	0.685	0.675
DEU	0.693	0.687	0.694	0.690	0.692	0.706	0.710	0.707	0.703	0.729	0.687	0.706	0.652	0.683	0.655	0.669
DNK	0.647	0.645	0.666	0.655	0.646	0.648	0.692	0.669	0.653	0.667	0.669	0.668	0.629	0.626	0.703	0.660
ESP	0.655	0.667	0.650	0.658	0.657	0.664	0.655	0.659	0.671	0.673	0.682	0.678	0.644	0.656	0.621	0.638
EST	0.576	0.574	0.708	0.627	0.611	0.655	0.549	0.592	0.604	0.624	0.578	0.599	0.619	0.646	0.553	0.594
FIN	0.616	0.627	0.621	0.624	0.625	0.676	0.577	0.611	0.621	0.657	0.532	0.579	0.590	0.588	0.643	0.603
FRA	0.717	0.728	0.736	0.732	0.744	0.727	0.706	0.716	0.735	0.732	0.745	0.738	0.701	0.694	0.739	0.715
GBR	0.667	0.676	0.648	0.662	0.670	0.677	0.675	0.676	0.664	0.667	0.675	0.671	0.672	0.694	0.660	0.677
GRC	0.591	0.587	0.632	0.604	0.611	0.618	0.701	0.652	0.617	0.619	0.651	0.633	0.574	0.572	0.700	0.626
HUN	0.726	0.714	0.742	0.727	0.737	0.766	0.751	0.758	0.729	0.778	0.709	0.741	0.707	0.737	0.731	0.734
IRL	0.644	0.649	0.646	0.647	0.646	0.633	0.683	0.656	0.645	0.651	0.692	0.670	0.637	0.646	0.644	0.644
ISL	0.634	0.622	0.663	0.641	0.625	0.627	0.684	0.654	0.615	0.599	0.626	0.611	0.604	0.575	0.744	0.640

ISR	0.675	0.683	0.658	0.670	0.691	0.681	0.706	0.693	0.713	0.714	0.738	0.725	0.654	0.667	0.637	0.649
ITA	0.633	0.637	0.624	0.630	0.637	0.648	0.673	0.660	0.624	0.629	0.626	0.626	0.625	0.621	0.623	0.622
JPN	0.614	0.616	0.567	0.586	0.639	0.659	0.616	0.637	0.599	0.622	0.623	0.618	0.611	0.625	0.614	0.618
KOR	0.616	0.629	0.675	0.650	0.620	0.622	0.627	0.624	0.593	0.576	0.646	0.603	0.618	0.644	0.636	0.639
LTU	0.590	0.588	0.686	0.624	0.638	0.614	0.701	0.654	0.614	0.614	0.663	0.633	0.607	0.603	0.593	0.597
LUX	0.718	0.737	0.733	0.735	0.714	0.718	0.709	0.713	0.709	0.710	0.740	0.724	0.700	0.720	0.720	0.718
LVA	0.582	0.598	0.643	0.618	0.623	0.643	0.640	0.641	0.596	0.621	0.579	0.595	0.603	0.633	0.580	0.604
MEX	0.631	0.679	0.631	0.653	0.624	0.661	0.637	0.635	0.608	0.641	0.533	0.554	0.623	0.624	0.558	0.583
NLD	0.710	0.695	0.807	0.747	0.672	0.655	0.640	0.646	0.731	0.737	0.817	0.772	0.637	0.618	0.594	0.603
NOR	0.629	0.638	0.693	0.664	0.618	0.604	0.677	0.638	0.633	0.641	0.667	0.654	0.597	0.578	0.641	0.608
NZL	0.639	0.652	0.653	0.652	0.632	0.639	0.747	0.680	0.609	0.602	0.756	0.662	0.645	0.666	0.657	0.661
POL	0.629	0.631	0.638	0.631	0.658	0.656	0.706	0.679	0.641	0.653	0.707	0.676	0.651	0.668	0.661	0.662
PRT	0.677	0.682	0.633	0.657	0.701	0.719	0.701	0.709	0.709	0.709	0.703	0.705	0.670	0.719	0.605	0.651
SVK	0.679	0.684	0.724	0.702	0.684	0.657	0.735	0.693	0.695	0.690	0.735	0.710	0.654	0.642	0.731	0.682
SVN	0.669	0.682	0.672	0.677	0.699	0.703	0.696	0.699	0.674	0.697	0.658	0.677	0.662	0.649	0.745	0.693
SWE	0.647	0.653	0.705	0.675	0.669	0.678	0.697	0.687	0.663	0.667	0.742	0.702	0.639	0.638	0.682	0.658
TUR	0.678	0.684	0.688	0.685	0.688	0.690	0.677	0.683	0.689	0.704	0.673	0.688	0.647	0.654	0.613	0.618
USA	0.670	0.666	0.685	0.675	0.648	0.653	0.674	0.663	0.648	0.650	0.680	0.664	0.649	0.656	0.674	0.664
Ortalama Performans Ölçütleri [%95 Güven Aralığı]																
	0.653 [0.641, 0.666]	0.660	0.667	0.660	0.662 [0.650, 0.674]	0.667	0.679	0.670	0.659 [0.645, 0.673]	0.668	0.680	0.671	0.641 [0.631,0.651]	0.648	0.652	0.646

TEZDEN ÜRETİLMİŞ YAYINLAR

Konferans Bildirileri

1. Bayirli EG, Öz E., "PISA 2018 Sonuçları Üzerine Bir Sınıflandırma Uygulaması," International Conference on Data Science and Applications, 3, Volume 1, 176.

2. Bayirli EG, Öz E., "A Classification on Pisa 2015 Results with Support Vector Machines," Proceedings Of The 20th International Symposium On Econometrics, Operations Research And Statistics, Ankara, TÜRKiYE, 2020, no.1, p.308.

Makaleler

1. Bayirli EG, Kaygun A, Öz E. An Analysis of PISA 2018 Mathematics Assessment for Asia-Pacific Countries Using Educational Data Mining. Mathematics. 2023; 11(6):1318. https://doi.org/10.3390/math11061318.