T.C.

YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

MAKİNE ÖĞRENMESİ YÖNTEMLERİ KULLANILARAK ULUSLARARASI MATEMETİK VE FEN EĞİLİMLERİ ARAŞTIRMASI TÜRKİYE ÖRNEĞİNİN DEĞERLENDİRİLMESİ

Aydan BAYRAK BEKTAŞ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

İstatistik Anabilim Dalı

İstatistik Programı

Danışman

Prof. Dr. Ersoy ÖZ

Haziran, 2024

T.C.

YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

MAKİNE ÖĞRENMESİ YÖNTEMLERİ KULLANILARAK ULUSLARARASI MATEMATİK VE FEN EĞİLİMLERİ ARAŞTIRMASI TÜRKİYE ÖRNEĞİNİN DEĞERLENDİRİLMESİ

Aydan BAYRAK BEKTAŞ tarafından hazırlanan tez çalışması 11.06.2024 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü İstatistik Anabilim Dalı, İstatistik Programı **YÜKSEK LİSANS TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Prof. Dr. Ersoy ÖZ
Yıldız Teknik Üniversitesi
Danışman

Jüri Üyeleri

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

Doç. Dr. Selçuk ALP, Üye
Yıldız Teknik Üniversitesi _____

Prof. Dr. Semra ERPOLAT TAŞABAT, Üye
Mimar Sinan Güzel Sanatlar Üniversitesi _____

Danışmanım Prof. Dr. Ersoy ÖZ sorumluluğunda tarafımca hazırlanan “Makine Öğrenmesi Yöntemleri Kullanılarak Uluslararası Matematik ve Fen Eğilimleri Araştırması Türkiye Örneğinin Değerlendirilmesi” 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.

Aydan BAYRAK BEKTAŞ

İmza

Kız kardeşim İrem

ve

ablam Gözde'ye

TEŞEKKÜR

Yüksek lisans eğitimimin başlangıcında danışman hocam olmasını çok istediğim, bilgi, donanım, sakinlik ve nezaket sahibi değerli danışman hocam Prof. Dr. Ersoy ÖZ'e ve yüksek lisans eğitimine adım attığım ilk zamanlarda bana destek olan Doç. Dr. Aytaç PEKMEZCİ hocama en içten teşekkürlerimi sunarım.

Ayrıca ev ve sosyal hayatımda bana destek olan aileme, arkadaşlarıma ve sevgili eşim Hamza BEKTAŞ' a şükranlarımı sunarım.

Son olarak bir Türk kadını olarak bugünlere gelmemde en büyük payı olan laik Cumhuriyetimizin kurucusu Gazi Mustafa Kemal Atatürk'e minnet ve şükranlarımı bir borç bilirim.

Aydan BAYRAK BEKTAŞ

İÇİNDEKİLER

TEŞEKKÜR iv
SİMGE LİSTESİ vii
KISALTMA LİSTESİ viii
ŞEKİL LİSTESİ ix
TABLO LİSTESİ x
ÖZET xi
ABSTRACT xiii
1 GİRİŞ 1
1.1 Literatür Özeti 1
1.2 Tezin Amacı 6
1.3 Hipotez 6
2 ULUSLARARASI MATEMATİK VE FEN EĞİLİMLERİ ARAŞTIRMASI 7
2.1 Uluslararası Matematik ve Fen Eğilimleri Araştırması (TIMSS) 8
2.1.1 TIMSS'in Tanımı 8
2.1.2 TIMSS'in Uygulanma Süreci 9
2.2 TIMSS Değerlendirmesinin Bileşenleri 10
2.2.1 Fen Bilimleri Başarı Testi 11
2.2.2 TIMSS Fen Bilimleri Başarı Düzeyleri 14
2.3 Türkiye'nin 8. Sınıf Fen Bilimleri Alanında TIMSS Sonuçları 15
3 MAKİNE ÖĞRENMESİ 17
3.1 Makine Öğrenmesi Tanım ve Süreçleri 17
3.2 Makine Öğrenmesi Algoritmaları 19
3.2.1 K-En Yakın Komşu Algoritması 19
3.2.2 Naive Bayes Algoritması 20
3.2.3 Lojistik Regresyon 22
3.2.4 Destek Vektör Makineleri 23
3.2.5 Rasgele Orman Algoritması 26
3.3 Model Performans Ölçütleri 27
3.4 Permütasyon Özelliği Önem Yöntemi 29
4 UYGULAMA 31
4.1 Deneysel Kurulum 31
4.2 Python 32

4.3 TIMSS Fen Bilimleri Veri Seti 32
4.4 Uygulama…… 34
4.4.1 TIMSS 2011 8. Sınıf Fen Bilimleri Veri Seti için Sonuçlar 35
4.4.2 TIMSS 2015 8. Sınıf Fen Bilimleri Veri Seti için Sonuçlar 37
4.4.3 TIMSS 2019 8. Sınıf Fen Bilimleri Veri Seti için Sonuçlar 39
4.4.4 Fen Bilimleri Veri Seti Önem Değeri Yüksek Değişkenler.....41
5 SONUÇ VE DEĞERLENDİRME 43
KAYNAKÇA 47
TEZDEN ÜRETİLMİŞ YAYINLAR 50

SİMGE LİSTESİ

w	Destek Vektör Makinelerinde Ağırlık Vektörü
x	Destek Vektör Makinelerinde Destek Vektörü
ξ_i	Destek Vektör Makinelerinde Zayıflık Değişkeni
b	Destek Vektör Makinelerinde Sapma Değeri

KISALTMA LİSTESİ

DVM	Destek Vektör Makineleri
EVM	Eğitim Veri Madenciliği
FN	Yanlış Negatif
FP	Yanlış Pozitif
IEA	Uluslararası Eğitim Başarılarını Değerlendirme Birliği
IRT	Item Response Theory
IQR	Çeyrekler Açıklığı
KNN	K-En Yakın Komşu Algoritması
LR	Lojistik Regresyon
NB	Naive Bayes
PFI	Permütasyon Özelliği Önemi
RO	Rasgele Orman
ROC	Alıcı İşlem Karakteristiği Eğrisi
SVM	Support Vector Machine
TIMSS	Uluslararası Matematik ve Fen Eğilimleri Araştırması
TN	Doğru Negatif
TP	Doğru Pozitif

ŞEKİL LİSTESİ

Şekil 2. 1 TIMSS Döngüleri ve Türkiye'nin Katılım Durumu.....10
Şekil 2. 2 TIMSS Türkiye 8. sınıf Fen Bilimleri Öğrenme Alanı 11
Şekil 2. 3 TIMSS Türkiye 8. Sınıf Fen Bilimleri Bilişsel Alanı 12
Şekil 2. 4 8. Sınıf Fen Yeterlilik Düzeyleri 15
Şekil 3. 1 Makine Öğrenmesi Yöntemleri 18
Şekil 3. 2 Makine Öğrenmesi Sınıflandırma Yöntemleri 18
Şekil 3. 3 Eğitim Veri Madenciliğinde Sistem Döngüsü.....19
Şekil 3. 4 K En Yakın Komşu Algoritması 20
Şekil 3. 5 Logit Birikimli Dağılım Fonksiyonu ve Probit Model.....23
Şekil 3. 6 Destek Vektör Makineleri 24
Şekil 3. 7 Rasgele Orman Algoritması 27
Şekil 3. 8 Hata Matrisi.....27
Şekil 3. 9 Roc Eğrisi Genel Görünümü 29
Şekil 4. 1 Fen Bilimleri 2011 Veri Seti Sınıflandırma Algoritmaları İçin Roc Eğrileri 36
Şekil 4. 2 Fen Bilimleri 2011 Veri Seti İçin Model Metrikleri Karşılaştırma.....37
Şekil 4. 3 Fen Bilimleri 2015 Veri Seti Sınıflandırma Algoritmaları İçin Roc Eğrileri 38
Şekil 4. 4 Fen Bilimleri 2015 Veri Seti İçin Model Metrikleri Karşılaştırma.....39
Şekil 4. 5 Fen Bilimleri 2019 Veri Seti Sınıflandırma Algoritmaları İçin Roc Eğrileri 40
Şekil 4. 6 Fen Bilimleri 2019 Veri Seti İçin Model Metrikleri Karşılaştırma.....40
Şekil 4. 7 Fen Bilimleri Veri Setlerinde Önem Değeri Yüksek Değişkenler 42

TABLO LİSTESİ

Tablo 2. 1 Fen Bilimleri Öğrenme Alanları 13
Tablo 2. 2 Fen Bilimleri Bilişsel Konu Alanları 14
Tablo 3. 1 Çekirdek Fonksiyonları 26
Tablo 4. 1 Veri Setine Ait Bilgiler 33
Tablo 4. 2 2011 Fen Veri Seti Üzerinde Modellerin Performans Ölçütleri 35
Tablo 4. 3 2015 Fen Veri Seti Üzerinde Modellerin Performans Ölçütleri 38
Tablo 4. 4 2019 Fen Veri Seti Üzerinde Modellerin Performans Ölçütleri 39
Tablo 4. 5 Veri Setlerine Ait Önem Değeri Yüksek Değişkenler 41

ÖZET

Makine Öğrenmesi Yöntemleri Kullanılarak Uluslararası Matematik ve Fen Eğilimleri Araştırması Türkiye Örneğinin Değerlendirilmesi

Aydan BAYRAK BEKTAŞ

İstatistik Anabilim Dalı

İstatistik Programı

Yüksek Lisans Tezi

Danışman: Prof. Dr. Ersoy ÖZ

Eğitim süreçlerinde toplanan verilerin analiz edilmesi, modellenmesi ve sınıflandırılması için makine öğrenmesi yöntemleri kullanılmaktadır. Bu yöntemler sonucunda çıktıların elde edilmesiyle, mevcut eğitim sistemlerinde reformlara, eğitim politikalarında iyileştirme yapmaya yönelik teşvikler sunabilmektedir. Eğitim veri madenciliği alanında yapılan çalışmalarda öğrencinin başarı durumu ev, okul, öğretmen ve aile bağlamında incelenebilmektedir. Bu tez çalışmasında Uluslararası Eğitim Başarılarını Değerlendirme Kuruluşu tarafından yürütülen Uluslararası Matematik ve Fen Bilimleri Eğilimleri Araştırması 2011, 2015 ve 2019 yılı verileri için Türkiye 8. sınıf düzeyindeki öğrencilerin fen bilimleri veri setlerine makine öğrenmesi algoritmaları uygulanmıştır. Çalışmada, öğrencilerin fen başarılarını sınıflandırmak için Lojistik Regresyon (LR), Destek Vektör Makinesi (DVM), Naive Bayes (NB), K En Yakın Komşu (K-NN), ve Rasgele Orman (RO)

algoritmaları kullanılmıştır. Öğrencilerin fen alanındaki başarısını en çok etkileyen değişkenleri belirlemek amacıyla permütasyon özelliği önem yöntemiyle önemlilik kontrolü yapılmıştır. Öğrenci başarı durumunu sınıflandırmada en iyi algoritma, model metriklerine göre bulunmuştur. Ayrıca her bir algoritma için roc eğrileri çizilmiştir. LR ve RO algoritmaları için permütasyon önem kontrolü yapılmıştır. Fen bilimleri 2011, 2015 ve 2019 yıllarına ait veri setleri için LR ve RO en iyi algoritma olarak belirlenmiştir. "Fene duyulan güven" ve "Evdeki eğitim kaynakları" değişkenleri fen başarısında en etkili değişkenler olarak belirlenmiştir. Ayrıca TIMSS 8. Sınıf fen uluslararası başarı ortalamasına göre bakıldığında, Türkiye fen başarı puanında pozitif yönde artış olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Anahtar Kelimeler: TIMSS Türkiye 2011-2015-2019, fen bilimleri başarısı, makine öğrenmesi, sınıflandırma algoritmaları.

ABSTRACT

Evaluation of the Trends in International Mathematics and Science Study Using Machine Learning Methods: Turkey Sample

Aydan BAYRAK BEKTAŞ

Department of Statistics

Master of Science

Supervisor: Prof. Dr. Ersoy ÖZ

Machine learning methods are used to analyze, model and classify training data. With the emergence of these results, it can provide incentives for reforms in existing education systems and implementation in education policies. Student success status structured in the field of education data mining can be accessed by home, school, teacher and family. In this thesis study, machine learning times are rearranged for Turkey 8th grade science data sets for the 2011, 2015 and 2019 data of the International Mathematics and Science Trends Survey (TIMSS) provided by the International Association for the Evaluation of Educational Achievement. Logistic Regression (LR), Support Vector Machines (SVM), K Nearest Neighbor Algorithm (K-NN), Naive Bayes (NB) and Random Forest (RO) companies are used in their studies to reveal science achievements. In order to determine the most common variables in the operation of the science record, materiality control was carried out using the permissive feature importance method. The best choice for student success rates varies depending on model metrics. Also roc curves are drawn to connect it. Permutation importance check was performed for LR and RO applications. LR and RO were determined as the best choice for science data books of 2011, 2015 and 2019. The variables "Students' confidence in science" and

"Home education resources" were determined as the most effective variables in science success. In addition, according to the international success achieved in TIMSS 8th Grade science, it has been found that Turkey's success score has increased positively.

Keywords: TIMSS Turkey 2011-2015-2019, science success, machine learning, classification algorithms.

1
GİRİŞ

E-öğrenim kaynaklarının artması, eğitim için yazılımların kullanımı, internetin eğitimdeki kullanımı ve öğrenci bilgilerinin devlet veritabanlarında toplanması, büyük veri depoları oluşturmuştur. Tüm bu bilgiler, öğrencilerin nasıl öğrendiğini anlamak için keşfedilebilecek ve kullanılabilecek bir eğitim veri yığını sunar. Eğitim veri madenciliği tekniklerini uygulayarak, araştırmacılar eğitimde öğrenci öğrenme davranışları, öğretimlerin etkinliği gibi durumların analizini yapabilir (Cristobal & Vertura, 2013). TIMSS, dördüncü ve sekizinci sınıflarda matematik ve fen alanlarındaki öğrenci başarısının uluslararası bir değerlendirmesidir. 1995'ten bu yana başarı eğilimlerini ölçen TIMSS verileri, dünya çapındaki ülkelerin matematik ve fen bilimleri öğretme ve öğrenmeyle ilgili eğitim politikalarını geliştirmek için kanıta dayalı kararlar almasına imkan sağlamaktadır. TIMSS'in birden fazla döngüsüne katılan ülkeler, müfredatlarında öğrenmeyi etkileyen durumları değerlendirirken öğrenci başarısındaki değişimleri izleyebilir. 2019 döngüsünden itibaren, TIMSS'in yenilikçi bilgisayarlı versiyonu, ülkelerin geleneksel kağıt ve kalem testleriyle ölçülmesi zor olan matematik ve fen çerçevesinin karmaşık alanlarını araştırmasına olanak tanımaktadır. Bu araştırmada kullanılan veri seti, IEA tarafından yayınlanan 2011, 2015 ve 2019 8. Sınıf fen bilimleri Türkiye uygulamasına aittir. Çalışmanın temel amacı öğrencilerin fen bilimleri başarısını sınıflandırmak, başarıya etki eden değişkenleri belirlemek amacıyla makine öğrenmesi algoritmalarından yararlanmaktır.

1.1 Literatür Özeti

Kızılaslan ve Yeşilyurt (2021) çalışmalarında 2020-2021 yılı Kahramanmaraş Göksun ilçesinden 8. sınıf kademesinde 371 öğrenciye yönelik, Fen bilimleri başarısını ölçmek amacıyla, TIMSS 2015 örnek soru (15 soru) ve TIMSS 2011 (15 soru) dikkate alınarak araştırmacılar tarafından hazırlanan “Fen Bilimleri Dersi Akademik Başarı Testi” uygulanmış. Veriler SPSS paket programı kullanılarak test edilmiş ve çalışmanın bulgularına göre 8.sınıf öğrencilerinin fen bilimleri dersi akademik başarı düzeyinin düşük olduğu ortaya çıkmıştır. Ayrıca fen bilimlerini

öğrenme gereksinimi araştırmanın amaçlarından biri olup yapılan analizler doğrultusunda öğrenme gereksinimi fazla seviyede çıkmıştır (Kızılaslan & Yeşilyurt, 2021).

Genç, Güven ve Söğüt (2021), TIMSS 2019 8.sınıf öğrencileriyle yaptıkları çalışmalarında, fen bilimleri dersinde öğrenme amacıyla öğrencilerin tablet ya da bilgisayar kullanımı ile fen başarısı arasındaki ilişkiyi incelemişlerdir. Çalışma Singapur, Türkiye ve Gürcistan öğrencileri ile yapılmıştır. Verilerin analizinde çoklu doğrusal regresyon kullanmışlar ve analiz sonucuna göre her üç ülke içinde öğrencilerin öğrenme amacıyla tablet ya da bilgisayar kullanımı arttıkça başarının azaldığı sonucuna ulaşmışlardır (Genç, Söğüt, & Güven, 2021).

Güngör ve Bekmezci çalışmalarında TIMSS 2019 8.sınıf düzeyinde araştırmaya katılmış tüm ülkelerin verilerini kullanarak fen başarısı puanlarındaki varyansın okullar arası farklılıkları ne kadar etkilediğini araştırmışlardır. Çalışmalarında hiyerarşik lineer modelleme (HLM); anova, resgresyon analizi yöntemlerini kullanmışlar ve çalışma sonucunda fen başarısı puanlarındaki varyansın, okullar arası farklılıklara göre en yüksek ABD ve en düşük Kore şeklinde sonucuna ulaşıp, eğitimde fırsat eşitsizliği konusunda öğrencinin farklı okullarda eğitim görmesi başarıyı etkileyeceği konusunda farklı incelemeler yapılıp bu konunun araştırılabileceğini önermişlerdir (Güngör & Bekmezci, 2023).

Bütüner ve Güler (2017) Türkiye'nin matematik başarısının geçmişten günümüze değişimini ilk beş sırada bulunan ülkeler ve Türk öğrencilerinin matematiğe yönelik tutumları, haftalık olarak ev ödevine ayırdıkları süre, evdeki eğitsel kaynak sayıları ve öğretmenlerinin eğitim düzeyi ile matematik başarıları açısından karşılaştırmalarını yapmışlardır. Araştırmalarında doküman analizi yaparak, 1999, 2007, 2011 ve 2015 TIMSS verilerini kullanmışlardır. Türkiye'nin TIMSS başarısında yıllara göre artışlar olduğu fakat uluslararası ortalamanın altında kaldığı sonucuna ulaşmışlardır (Bütüner & Güler, 2017).

Suna ve Özer (2021), TIMSS 2011, 2015 ve 2019 verilerini kullanarak Türkiye'de öğrencilerin sosyoekonomik seviye ve okulların başarı farklarının akademik başarı ile ilişkisinin belirlenmesi amacıyla çalışma yapmışlardır. Çok düzeyli regresyon analizi ile ulaştıkları sonuca göre 2011-2019 yılları arasında başarı puanının arttığı ancak sosyoekonomik düzey ile okullar arası başarı ilişkisinin stabil kaldığı ancak

2019 verilerine göre ise azalma olduğu sonucuna ulaşmışlardır (Suna & Özer, 2021).

Zilyas ve Yılmaz (2023), farklı ortaokul öğrencilerinden 519 örneklem ile 13 sorudan oluşan anket çalışması ile yaptıkları çalışmada Türkçe başarı notu aracılığıyla eğitim başarısını tahmin etmişlerdir. İlgili çalışmada makine öğrenmesi yöntemlerinden, K-En Yakın Komşu , Rastgele Ormanlar , Lineer Regresyon, Torbalanmış Ağaçlar, Gradyan Arttırıcı Regresyon ve Karar Ağaçları algoritmaları kullanılmışlar ve analiz sonuçlarına göre rastgele orman algoritması 0,88 doğruluk oranı ile en iyi sonucu vermiştir. Türkçe başarı notuna göre eğitim başarısını en çok etkileyen değişkenler, aile geliri ve ders çalışma saati olmuştur (Zilyas & Yılmaz, 2023).

Soysal (2019), makale çalışmasında TIMSS 2015 4. Sınıf öğrencilerinin matematik ve fen bilimleri performanslarını, evdeki eğitim kaynakları ve okul öncesi eğitim alma değişkenleri açısından incelemiştir. 6456 örneklem ile yaptığı çalışmasını ANOVA ile analiz etmiştir. Araştırmanın sonucunda evdeki öğrenme kaynakları arttıkça matematik ve fen bilimleri başarısının da aynı yönde arttığı ve 4. Sınıf öğrencilerinden okul öncesi eğitim alanların almayanlara göre matematik ve fen bilimleri başarısının daha iyi olduğu sonucuna ulaşmıştır (Soysal, 2019).

Elalmış, Demirkıran ve Doğan (2023), TIMSS 2019 verileri ile 8. Sınıf düzeyindeki öğrencilerin matematik dersine olan tutumları ile matematik başarısı arasındaki ilişkiyi incelemişlerdir. Türkiye, İngiltere ve Bahreyn ülkelerinden 8.sınıf öğrencileri ile yaptıkları çalışmada matematik dersine olan tutum ile başarı arasında anlamlı ve pozitif bir ilişki olduğu ayrıca çalışmaya katılan üç ülke öğrencilerinin de matematik öğrenmekten keyif aldıkları ve bu tutumun matematik başarısını arttırdığı sonucuna ulaşmışlardır (Elalmış, Demirkıran, & Doğan, 2023).

Abazaoğlu ve Taşar (2011) Singapur, Türkiye, İngiltere, Japonya ve Güney Kore ülkelerinden TIMSS 2011 yılı 8. Sınıf öğrencileri ile yapılan çalışmalarında fen başarısıyla, öğrenci özellikleri ve öğretmen özellikleri arasında nasıl bir etkileşim olduğunu araştırmışlardır. Yöntem olarak Hiyerarşik lineer modelleme tekniğini kullanmışlardır. Türkiye için fen başarısında %28 oranla öğretmen özellikleri etkilerken kalan kısmını ise öğrenci özellikleri etkilemektedir (Abazaoğlu & Taşar, 2016).

Gök (2017), akademik başarıyı makine öğrenmesi algoritmaları kullanarak incelemiştir. 24 soruluk anket, ortaöğretim düzeyindeki öğrencilere uygulanmıştır. Yöntem olarak regresyon ve sınıflandırma ile yapılan çalışmada lojistik regresyon en iyi sonucu vermiştir (Gök, 2017).

Aydoğan ve Karcı (2018) , makine öğrenmesi yöntemleri ile Bingöl Üniversitesi Teknik Bilimler Meslek Yüksekokulu öğrencilerinin başarı durumlarını araştırmıştır. Anket yoluyla veriler toplanmış ve Pyhton ile analizler yapılmıştır. Öğrencinin orta öğretim eğitimi alması, öğrenci geliri başarıyı etkileyen değişkenler olarak ortaya çıkmıştır (Aydoğan & Karcı, 2018).

Sarıer (2020), yaptığı çalışmada Türkiye'nin TIMSS alanındaki başarısını incelemek amacıyla doküman analizi yapmıştır. Doküman analizinde 20 tane bilimsel çalışmadan yararlanmıştır. İlgili bilimsel çalışmalarda öğrenci başarısı, okul, aile, öğrenci ve öğretmen açısından incelenmiştir. Taramanın sonucunda öğrenci başarısını en çok etkileyen değişkenler ev bağlamında anne-baba eğitim düzeyi, ev imkanları ve sosyoekonomik seviye; öğrenci bağlamında duygusal özellikler; okul bağlamında okulun statüsü ve okulun öğrenci başarısını takdir etmesi başarıyı güçlü yönde etkilerken, öğretmen bağlamında ise mesleki tecrübe ve diğer öğretmenlerle ortak çalışma etkili olmuştur (Sarıer, 2020).

Sarı, Arıkan ve Yıldızlı (2017), çalışmalarında TIMSS 2015 Türkiye 8.sınıf düzeyindeki öğrencilerin matematik başarısı ile okul, öğretmen ve öğrenci özelliklerinin etkisini incelemişlerdir. Yöntem olarak analizlerinde hiyerarşik regresyon analizini kullanmışlardır. Araştırma bulgularına göre matematik başarısını etkileyen değişkenler ev eğitimsel kaynaklar, öğrenci zorbalığı, öğrencinin okula aidiyet duygusu, okul şartları olurken; en önemli etkileyen değişkenler öğrenci problemleri ve okulda matematik başarısına verilen önem olmuştur (Sarı, Arıkan, & Yıldızlı, 2017).

Çiftçi, Kaleli ve Günal (2018), makine öğrenmesi yöntemleri ile eğitmenlerin performanslarını araştırmışlardır. Çalışmada 2013 yılına ait Gazi Üniversitesi öğrencileri ile yapılan anket verileri kullanılmıştır. İlgili anket 2850 öğrencinin katılımıyla gerçekleştirilmiş olup, öğrencilerin kendilerine ders veren 3 akademisyeni değerlendirmesini içermektedir. Çalışmada 33 tane açıklayıcı değişken kullanılmış ve makine öğrenmesi algoritmalarından Karar ağacı, Derin

öğrenme, K en yakın komşu ve Naive Bayes ile analizler yapılmıştır. Genetik algoritma ile değişken sayısı indirgenmiş ve 19 değişken ile analizler yapılmıştır. Model performanslarına göre en iyi sonucu veren algoritma derin öğrenme olmuştur (Çiftçi, Kaleli, & Günal, 2018).

Pektaş (2010), TIMSS 2007 uygulaması Türkiye 8.sınıf öğrencileri fen bilimleri veri seti ile yaptığı çalışmada, öğrencinin fen bilimlerine karşı tutumu, ebeveyn eğitim düzeyi, fen bilimlerini önemsemesi ve fen bilimlerindeki öz-yeterlik tutumları değişkenleri ile fen başarısına etkisini araştırmıştır. Çalışmada çoklu regresyon analizi kullanılmıştır ve açıklayıcı değişkenlerin fen başarı puanı üzerinde anlamlı sonuçlar verdiği bilgisine ulaşılmıştır (Pektaş, 2010).

Şahin (2021), makine öğrenmesi yöntemleri ile yaptığı çalışmada ortaokul öğrenci başarılarını etkileyen faktörleri incelemiştir. Analizinde özellik seçimi yapıp, başarıyı en çok etkileyen değişkenler saptanmış ve modellemeler bu şekilde oluşturulmuştur. En başarılı sonucu Rasgele Orman algoritması vermiştir. Başarıyı en çok etkileyen değişkenler ise devamsızlık durumu, Türkçe ve Matematik dersi ortalamaları olmuştur (Şahin, 2021).

Batı (2021), TIMSS 2019 Türkiye 4. ve 8. Sınıf öğrencileri, matematik başarı puanları ile başarıyı etkileyen aile-ev değişkenleri ile yaptığı çalışmada IEA tarafından geliştirilen IDB Analyzer programını kullanmıştır. Çalışmanın bulgularına göre aile-ev değişkenlerinin matematik başarı puanını anlamlı olarak etkilediği sonucuna ulaşmıştır (Batı, 2021).

Koç (2019), çalışmada TIMSS 2015 Türkiye veri seti 4. ve 8. Sınıf öğrenci düzeyinde matematik başarı puanlarına öğrenci, sınıf ve okul bağlamındaki değişkenlerin etkisi araştırılmıştır. Çoklu doğrusal regresyon ile yapılan analizler sonucunda matematik başarısını en çok etkileyen değişkenler öğrenci zorbalığı ve matematik dersine ait özgüven duygusu olmuştur (Koç, 2019).

Depren, Aşkın ve Öz (2017), TIMSS 2011 verileri ile yaptıkları çalışmada, 8. Sınıf Türk öğrencileri için matematik başarısını sınıflandırmada lojistik regresyonun en iyi performansı sağladığı ayrıca öğrenci güveninin matematik başarı puanında en etkili değişken olduğunu tespit etmişlerdir (Depren, Aşkın, & Öz, 2017).

Yoo (2018), TIMSS 2011 Kore 4. Sınıf öğrencileri ile yaptığı çalışmada matematik başarısını tahmin etmek için Elastic Net, Lasso, Ridge ve Lojistik regresyon

algoritmalarını kullanmıştır. Çalışmada Elastic Net algoritması ile büyük ölçekli verilerde iyi sonuçlar verdiği sonucuna ulaşılmıştır (Yoo, 2018).

1.2 Tezin Amacı

Bu tez çalışmasının amacı, 2011, 2015 ve 2019 TIMSS Türkiye için 8. Sınıf öğrencilerinin fen alanındaki başarılarını bazı EVM yöntemleri kullanılarak incelemektir. Bu çalışma, TIMSS verilerini kullanarak literatüre katkı sağlamayı amaçlamaktadır. Araştırma kapsamında TIMSS 2011, 2015 ve 2019 veri setinde yer alan öğrencilere ait fen alanındaki başarılarını temsil eden değerler ile ev, okul ve sınıf bağlamına ait özellikler kullanılarak makine öğrenmesi algoritmalarından NB, K-NN, LR, RO ve DVM uygulanacaktır. Bu amaç doğrultusunda aşağıdaki problemlere cevap aranmıştır:

- 8.sınıf öğrencilerinin fen bilimlerinde başarı durumu nasıl?
- 8. Sınıf öğrencilerinin fen bilimleri başarısını en çok etkileyen değişkenler nelerdir?
- Yapılan son TIMSS çalışmaları içinde fen başarı durumu nasıl?
- Fen bilimleri başarı durumu nasıl geliştirilebilir?
- Diğer ülkelere göre Türkiye'nin fen başarı durumu nasıl?

Bu amaçla bu çalışmayla başarının sınıflandırılmasında hangi EVM yönteminin daha uygun olduğu tespit edilecek ve başarıyı etkileyen değişkenler belirlenip, üç yıl için kıyaslama yapılarak eğitim politikalarını iyileştirmek, yeni stratejiler geliştirmeye yönelik faydalar sağlamak amaçlanmaktadır.

1.3 Hipotez

TIMSS alanında yapılan araştırmalara katkı sağlayacak olan bu çalışmada, öğrenci başarılarını sınıflandırabilmek için makine öğrenmesi algoritmalarının kullanılabileceği gösterilmektedir. Ev, okul ve sınıf bağlamlarına ait özelliklerin fen başarısına olan etkisi hipotezi araştırılacaktır. Bu hipotezi test etmek için makine öğrenmesi yöntemlerinden yüksek performanslı algoritmaları belirleyerek , başarıyı etkileyen değişkenler belirlenecek ve başarıyı artırmak için odaklanılması gereken değişkenler ortaya çıkarılacaktır.

Bu çalışmada Türkiye'nin katıldığı TIMSS 2011, TIMSS 2015 ve TIMSS 2019 veri setleri kullanılarak, öğrencilerin fen başarılarını sınıflandırmada çeşitli makine öğrenmesi yöntemlerinin kullanılması ve zaman içinde başarı durumundaki değişimin incelenmesine de imkan sağlamaktadır.

2
ULUSLARARASI MATEMATİK VE FEN EĞİLİMLERİ ARAŞTIRMASI

2.1 Uluslararası Matematik ve Fen Eğilimleri Araştırması (TIMSS)

Dünya çapındaki eğitim sistemlerine ilişkin değerlendirmeler yapmak, anlamak ve geliştirmek için IEA tarafından çalışmalar yapılmaktadır. Uluslararası matematik ve fen eğilimleri araştırması (TIMSS), uluslararası okuma okuryazarlığı araştırması (PIRLS), erken çocukluk eğitimi araştırması (ECES), uluslararası yurttaşlık ve vatandaşlık eğitimi araştırması (ICCS) gibi araştırmalar IEA tarafından yürütülmektedir. TIMSS Boston College'da bulunan TIMSS&PIRLS uluslararası çalışma merkezi tarafından yürütülen bir çalışmadır (International Association for the Evaluation of Educational Achievement, 2024).

2.1.1 TIMSS'in Tanımı

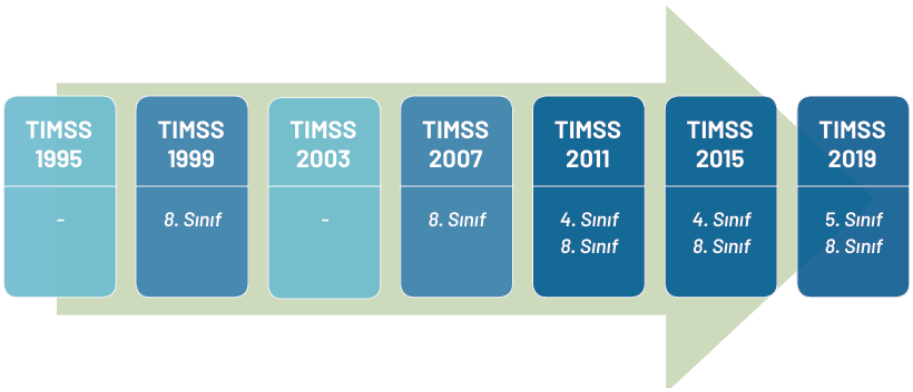
TIMSS, uluslararası alanda öğrencilerin fen ve matematik başarılarının değerlendirildiği ve geleceğe yönelik eğitim politikalarına yön veren bir çalışmadır. TIMSS, IEA'nın bir projesidir. IEA, akademisyen, sosyolog ve eğitim psikologlarının UNESCO Eğitim Enstitüsü'nde, eğitimdeki sorunları muhakeme etmek üzere bir araya geldiği 1958 yılına dayanmaktadır. IEA büyük ölçekli bir çalışmadır ve eğitimdeki uygulamalar, süreç ve politikaları araştırmaktadır. İlk IEA araştırması 1960'da 12 ülkenin katılımıyla gerçekleşmiş olup, 13 yaş grubundaki öğrencilerin matematik, okuduğunu anlama, coğrafya, fen bilimleri ve sözel olmayan yeteneklerdeki başarıları araştırılmıştır.

IEA, daha kapsamlı araştırmalar yapmak için çeşitli coğrafyalardan, sosyo-ekonomik faktörlerden ve kültürel özellikteki bireyleri çalışmalarına dahil etmektedir. Küresel alanda erişimin çoğalması için çeşitli bölge ve eğitim sistemlerinde çalışmalarını yaymakmaktadır. Kaynakları çoklu dilde sunmak, çevrimiçi platform ve dijital kanallar ile çalışmanın kapsamı artırılıp ve geniş kitlelere ulaşması amaçlanmaktadır. Çalışmalara katılımın esnek olması için

çevrimiçi anket ve yüz yüze görüşmeler sunmaktadır. IEA tarafından yürütülen TIMSS 4. ve 8. Sınıflarda fen ve matematik alanlarında öğrencilerin başarı durumlarının uluslararası alanda değerlendirilmesinin yapıldığı bir çalışmadır. 1995'ten bu yana yürütülen TIMSS çalışmaları uluslararası matematik ve fen bilimleri alanında öğrenme ve öğretme politikaları ile ilgili alınacak kararlara olanak tanımaktadır. Matematik ve fen çalışmalarına ilave olarak okul, öğretmen, öğrenci ve ev anketleri; öğrenme ve öğrencilerin başarısıyla ilişkili okul ve evdeki bağlamsal faktörler hakkında kapsamlı bilgi vermektedir (MEB TIMSS 2019 Türkiye Ön Raporu, 2020).

2.1.2 TIMSS'in Uygulanma Süreci

TIMSS öğrencilerin temsili örnekleme seçimi 4. Ve 8. Sınıflarda tüm ülkeyi temsil edecek şekilde rasgele seçilen ve ağırlıklandırılan hem devlet hem de özel okulları içermektedir. Çalışmada iki aşamalı, tabakalı küme örnekleme yöntemi kullanılmaktadır. İlk adımda okulları seçmek için orantılı olasılık yöntemi kullanılır. İkinci aşamada ise örneklenen okullardaki sınıfların seçilmesi işlemidir. TIMSS çalışmasında matematik ve fen bilimlerinde birçok alanda değerlendirilmeler yapılmaktadır. 4.sınıfta matematik alanında sayılar, geometrik şekiller, ölçü ve veri; 8. sınıfta sayı, cebir, geometri, veri ve olasılık alanlarıdır. Fen bilimlerinde 4. sınıfta hayat bilgisi, yer bilimi ve fizik; 8. sınıfta kimya, biyoloji, fizik ve yer bilimine odaklanır. TIMSS 4 yılda bir uygulanmaktadır ve dört aşamadan oluşmaktadır. Bunlar hazırlık süreci, pilot uygulama, nihai uygulama ve raporlaştırmadır. Hazırlık sürecinde test maddeleri geliştirilir, maddeler uluslararası koordinatörlüktarafından incelenir ve ölçme araçları uygulanacak dile çevrilir. Pilot uygulamanın yapılması, analiz ve ölçeklerin son halini almasıyla ikinci aşama tamamlanır. Nihai uygulama ile ölçeklere çeviri ve uygulamalar yapılır. Son aşama olarak ise uluslararası çalışma merkezi tarafından ulusal raporlar ve ulusal araştırma koordinatörlüğü tarafından da ülke raporları yayınlanmaktadır (TIMSS-Uluslararası Matematik ve Fen Eğilimleri Araştırması, 2024).



Şekil 2. 1 TIMSS Döngüleri ve Türkiye'nin Katılım Durumu

TIMSS çalışması ilk kez 1995 yılında yapılmış olup, 40'tan fazla ülkede beş sınıf düzeyinde yürütülmüştür. Öğrencilerin matematik ve fen bilimleri başarısı araştırılmış, öğretilmesi ve öğrenilmesi üzerine bilgiler toplanmıştır.

1999 yılında yapılan TIMSS 8.sınıf düzeyindeki öğrencilerin fen ve matematik alanındaki başarısı, öğrenci, öğretmen, okul müdürü, müfredat, ev bağlamları, okul özellikleri ve politikalar hakkında bilgi toplanmıştır.

Şekil 2.1'de TIMSS döngüleri ve Türkiye'nin katılım durumu gösterilmiştir. Türkiye TIMSS çalışmasına 1999 yılında 8.sınıf düzeyinde ilk defa katılım sağlamıştır. 2011 yılı itibariyle 4. ve 8. Sınıf düzeyinde çalışmaya katılmıştır (MEB TIMSS 2019 Türkiye Ön Raporu, 2020).

8.sınıf düzeyinde 2011 yılında 239, 2015'te 238 ve 2019'da 181 okulun katılımıyla TIMSS çalışmasında yer almıştır.

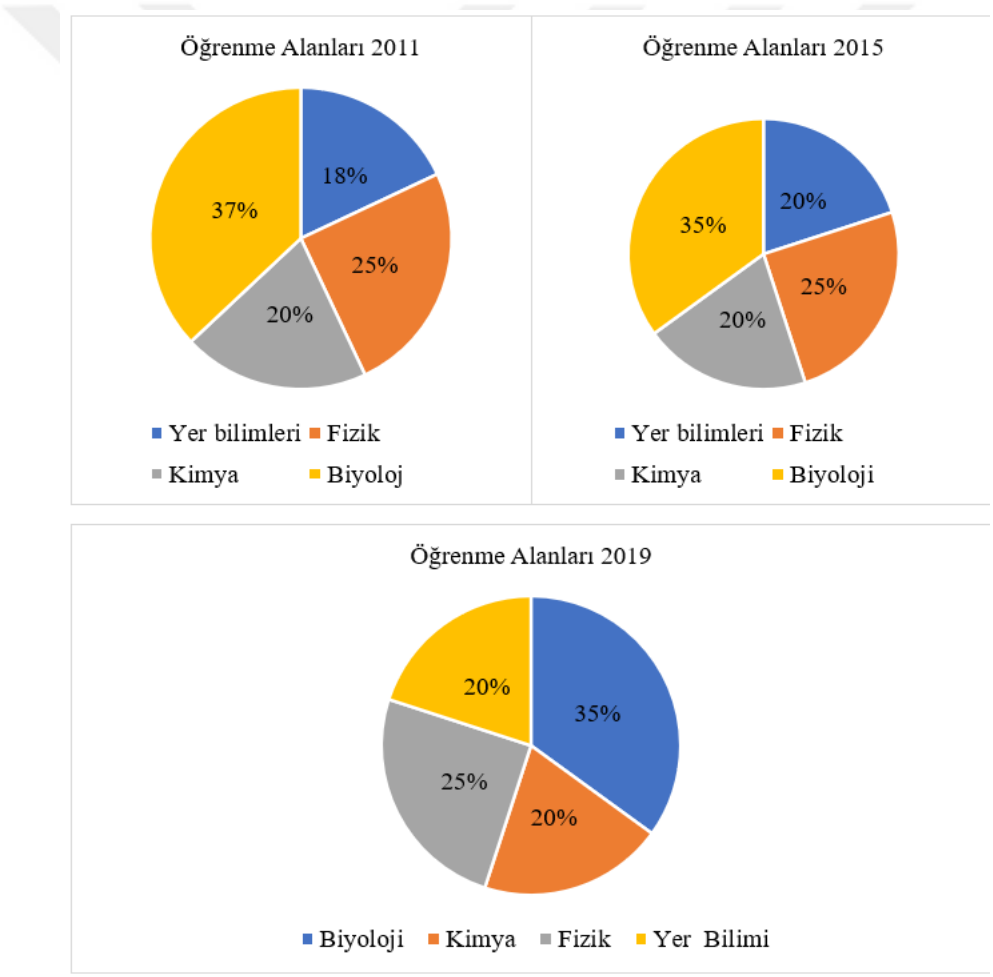
2.2 TIMSS Değerlendirmesinin Bileşenleri

TIMSS değerlendirmesi yapılırken iki temel ölçme aracı kullanılmaktadır. Bunlar başarı testi ve anket uygulamalarıdır. Başarı testleri fen ve matematik alanları olmak üzere; anket uygulamaları ise öğretmen anketi, okul anketi ve öğrenci anketleridir.

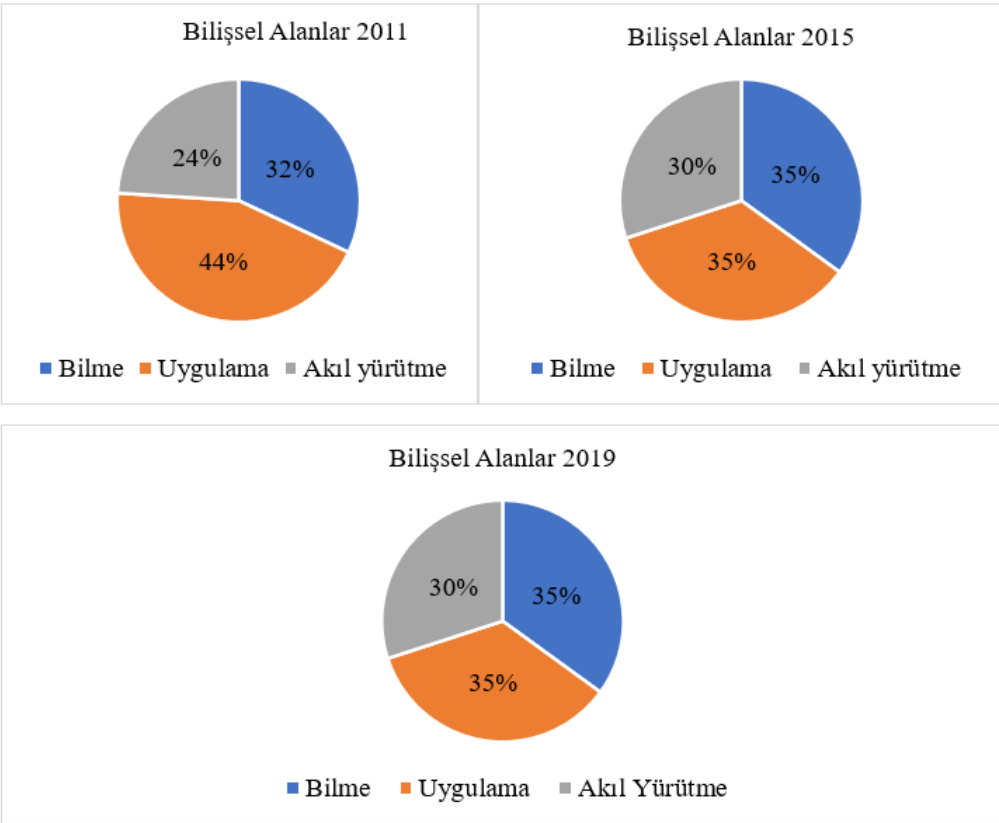
TIMSS 2011, 2015 ve 2019 çalışmalarındaki fen bilimleri değerlendirme bileşenleri benzer olup katılımcıların eğitim programlarındaki güncellemeler ve 2019 yılında e-TIMSS sistemine geçilmesiyle bazı güncellemeler yapılmıştır (MEB TIMSS 2019 Türkiye Ön Raporu, 2020).

2.2.1 Fen Bilimleri Başarı Testi

Fen bilimleri öğretim programının iki temel bileşeni vardır. Bunlar öğrenme boyutu ve bilişsel boyutlardır. Şekil 2.2'de 2011, 2015 ve 2019 8. Sınıf fen bilimleri öğrenme boyutuna ait oranlar verilmiştir. Fen bilimleri başarı testi öğrenme alanında 2019 yılında %35 biyoloji, %25 fizik, %20 kimya ve yer bilimi; 2015 yılında %35 biyoloji, %25 fizik, %20 yer bilimi ve kimya; 2011 yılında ise %37 biyoloji, %25 fizik ,%20 kimya ve %18 yer bilimleri konularının uygulandığı görülmektedir.



Şekil 2. 2 TIMSS Türkiye 8. Sınıf Fen Bilimleri Öğrenme Alanı



Şekil 2. 3 TIMSS Türkiye 8. Sınıf Fen Bilimleri Bilişsel Alanı

Şekil 2.3'te fen bilimleri bilişsel alanlar verilmiştir. 2011 yılında bilme %32, uygulama %44, akıl yürütme%24; 2015 ve 2019 yılında bilme %35, uygulama %35 ve akıl yürütme %30 olarak uygulanmıştır. Tablo 2.1' de 8. Sınıf fen bilimleri düzeyinde öğrenme alanları verilmiştir.

Tablo 2. 1 Fen Bilimleri Öğrenme Alanları

Biyoloji	Kimya	Fizik	Yer Bilimi
• Organizmaların özellikleri ve yaşam süreçleri	• Maddenin yapısı	• Maddenin fiziksel durumları ve maddedeki değişimler	• Yerkürenin yapısı ve fiziksel özellikleri
• Hücreler ve fonksiyonları	• Maddenin özellikleri	• Enerji dönüşümü ve transferi	• Yerküredeki süreçler, döngüler ve yerkürenin tarihi
• Yaşam döngüleri, üreme ve kalıtım	• Kimyasal değişim	• Işık ve ses	• Yeryüzü kaynakları, bu kaynakların kullanımı ve korunması
• Çeşitlilik, adaptasyon ve doğal seleksiyon		• Elektrik ve manyetizma	• Yerkürenin Güneş sistemi ve evrendeki yeri
• Ekosistemler		• Hareket ve kuvvetler	
• İnsan sağlığı			

Tablo 2.2'de 8.sınıf fen bilimleri düzeyinde bilişsel konu alanları verilmiştir.

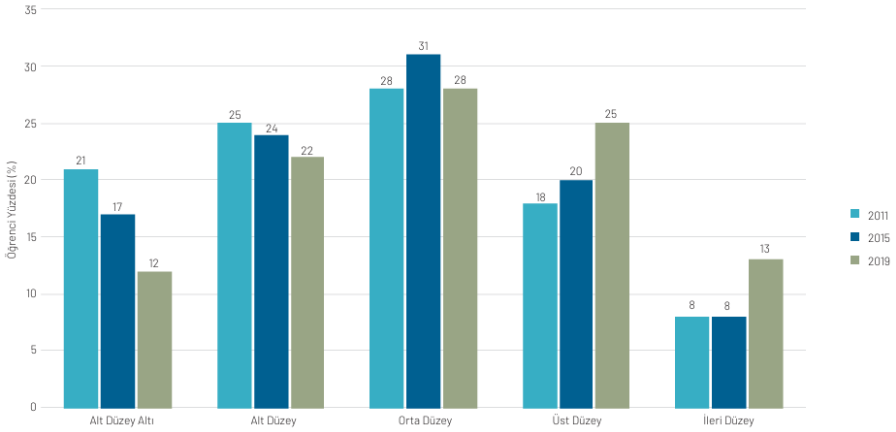
Tablo 2. 2 Fen Bilimleri Bilişsel Konu Alanları

Bilme	Uygulama	Akıl Yürütme
• Hatırlama • Tanımlama • Örnekler Verebilme	• Karşılaştırma • İlişkilendirme • Modeller Kullanma • Bilgiyi Yorumlama • Açıklama Yapma	• Analiz • Sentez • Hipotez Kurma • Araştırma Tasarlama • Değerlendirme • Sonuç Çıkarma • Genelleme • Doğrulama

2.2.2 TIMSS Fen Bilimleri Başarı Düzeyleri

Yeterlilik düzeyi, öğrencinin aldığı puana göre fen ve matematik alanında hangi konularda neler yapabileceklerini göstermesidir. Taban puan 400 olmak üzere, 400'ün altında kalan öğrenciler alt düzeye erişemeyen olarak tanımlanmaktadır. TIMSS fen ve matematik yeterlilik düzeylerini değerlendirirken dört uluslararası düzey tanımlamaktadır:

- 625 puan ileri düzey
- 550 puan üst düzey
- 475 puan orta düzey
- 400 alt düzey



Şekil 2. 4 8. Sınıf Fen Yeterlilik Düzeyleri

Şekil 2.4'te görüldüğü gibi zaman içinde üst ve ileri düzey öğrenci yüzdesinde artış görülmektedir. 2011 ve 2015'te ileri düzey fen yeterlilik oranları %8 iken bu oran 2019 yılında %13 seviyelerine çıkmıştır. Diğer olumlu göstergenin ise 2011 yılında %21 olan alt düzey altı oranının 8 yıl sonunda %12 oranına düşmesidir. Dolayısıyla 8.sınıf fen bilimleri başarı düzeyinin artışında üst ve ileri düzeydeki artışlar ile alt düzey altı oranındaki düşüşler etkili olmuştur. TIMSS 2019 döngüsünde her iki uç noktada da olumlu yönde iyileşmeler olduğu görülmektedir (MEB TIMSS 2019 Türkiye Ön Raporu, 2020).

2.3 Türkiye'nin 8. Sınıf Fen Bilimleri Alanında TIMSS Sonuçları

TIMSS 2011 çalışmasında 8. Sınıf düzeyinde 42 ülke katılmış ve ortalama başarı puanı 500 olarak belirlenmiştir. Türkiye 21. Sırada ve 483 puan ile ortalama başarının altında kalmıştır. 2011 yılında Türkiye ile benzer düzeyde olan ülkeler Kazakistan ve İran olmuştur. En yüksek başarı puanına sahip ülke 590 puan ile Singapur iken, 306 puan ile Gana en düşük puana sahiptir. Uluslararası yeterlilik düzeyinde 2011 yılında 8. Sınıf öğrencilerinin %4'ü ileri yeterlilik düzeyine sahipken, Türkiye için bu oran %8 belirlenmiştir. Fen bilimleri alanında soruları doğru cevaplama oranı %43 olurken bu oran uluslararası alanda %42 oranındadır. Türkiye 2011 yılında , fizik, kimya ve biyoloji alanında orta düzey; yer bilimlerinde ise alt düzey yeterliliğe sahiptir. Bilişsel düzeyde bakıldığında ise bilme, uygulama ve akıl yürütme alanlarında başarı oranı %43 olmuştur. Ev eğitim kaynakları bakımından başarı durumu incelendiğinde, ailenin eğitim düzeyi, evde bulunan kitap sayısı ile başarı arasında pozitif yönde ilişki olduğu görülmüştür. 2011 TIMSS ortalamasına katılan 8.sınıf öğrencilerinin, %32'sinin ebeveynlerinden en az biri

üniversite mezunu olduğu, Türkiye için bu oranın %9 olduğu görülmektedir (MEB TIMSS 2011 Ulusal Matematik ve Fen Raporu: 8. Sınıflar, 2014). TIMSS 2015 çalışmasına 8. Sınıf düzeyinde 39 ülke katılım sağlamıştır. Türkiye 2015 yılında fen başarı puanını 10 puan artırıp 493 puan olmuştur fakat uluslararası ortalamanın altında kalmıştır. Yeterlilik düzeylerinde, ileri düzey başarılı öğrenci oranı %8 olup 2011 ile aynıdır. Evdeki eğitim kaynakları bakımından çok kaynak erişimi olan öğrenci oranı %7 ve 593 başarı ortalamasına sahipken; az kaynağa sahip öğrenci oranı %40 ve başarı ortalaması 455 olarak belirlenmiştir. Bu sonuçlara göre evdeki eğitim kaynakları azaldıkça başarının da düştüğünü göstermektedir (MEB TIMSS 2015 Türkiye Ön Raporu, 2016). 2019 TIMSS çalışması sonuçlarına göre, Türkiye 8. Sınıf fen alanında 39 ülke arasından 515 puan ile 15.sırada yer almıştır. 2019 yılında ilk defa uluslararası ortalamanın üzerinde performans göstermiştir. 8. Sınıf düzeyinde 1999 yılında ilk kez TIMSS uygulamasına katılan Türkiye'nin, 20 yılda fen başarı puanı 433 puandan 515 puana ulaşmıştır. Başarı puanları incelendiğinde fen performansında iyileşme olduğu görülmektedir. İleri fen yeterliliğine sahip öğrenci oranı %13 olmuş ve bu oranla 9. sırada yer almıştır (MEB TIMSS 2019 Türkiye Ön Raporu, 2020).

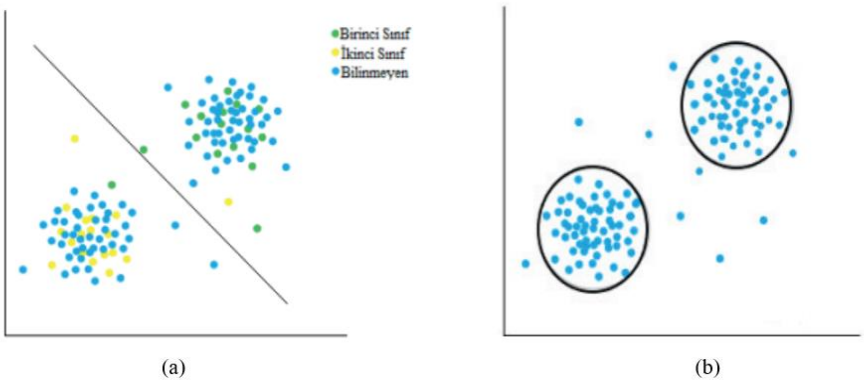
3
MAKİNE ÖĞRENMESİ

Tezin bu bölümünde makine öğrenmesi tanım ve aşamaları ile literatürde sıklıkla kullanılan makine öğrenmesi algoritmalarından LR, K-NN, NB, DVM ve RO açıklanacaktır. Ayrıca model performans ölçütleri de bu bölümde ifade edilmiştir.

3.1 Makine Öğrenmesi Tanım ve Süreçleri

Yapay zeka insanlar gibi davranmak, düşünmek ve taklit etmek üzere tasarlanmış insan zekasının simülasyonudur.Yapay zekanın araçları bilgi ve mantıktır. Yapay zeka sürekli gelişmekte olup, matematik, bigisayar bilimi, dil bilimi, psikoloji alanlarını desteklemek için sürekli olarak gelişmektedir. Yapay zekanın en önemli katkılarından biri, bir amaç doğrultusunda alınabilecek optimal kararları rasyonelleştirmek ve uygulama kapasitesini yükseltmektir. Öğrenme, dış faktörlere göre değişebilme ve geçmişteki deneyimleri hatırlayabilme yeteneğidir. Makine öğrenmesi ilgili verilerle eğitilebilen, matematiksel ve istatistiksel modelleri kullanarak geleceğe dair çıkarımlarda bulunan, tasarlayan ve geliştiren bir yöntemdir. Makine öğrenmesi yapay zeka alanının bir koludur. Makine öğrenmesi bir sonucun tahmin edilmesi ve belli kalıpların ortaya çıkarılmasında kullanılır. Bilgisayar programlarının insani yardım olmadan, verilerden otomatik olarak öğrenebileceği ve bunlara yanıt verebileceği bir alandır (Guiseppe, 2017).

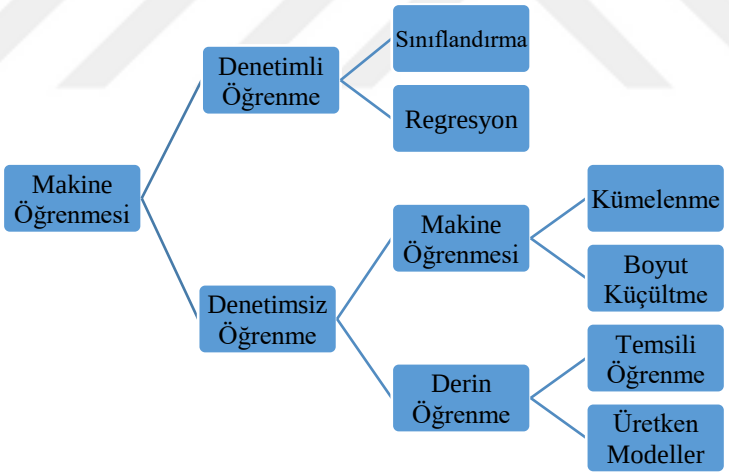
Makine öğrenmesinde algoritmalar denetimsiz ve denetimli olmak üzere iki gruba ayrılır. Denetimsiz algoritmada amaç, veri seti ile ilgili bilgi olmadan tüm değişkenler arasındaki desen ve yapıları ortaya çıkarmaktır. Denetimli algoritmalarda amaç ise önceden bilinen sınıflara ait verileri kullanarak model kurmak ve tahminler yapmaktır (Zilyas & Yılmaz, 2023).



Şekil 3. 1 Makine Öğrenmesi Yöntemleri

Şekil 3.1 (a)' da denetimli , (b)'de denetimsiz makine öğrenmesi yöntemini temsil etmektedir.

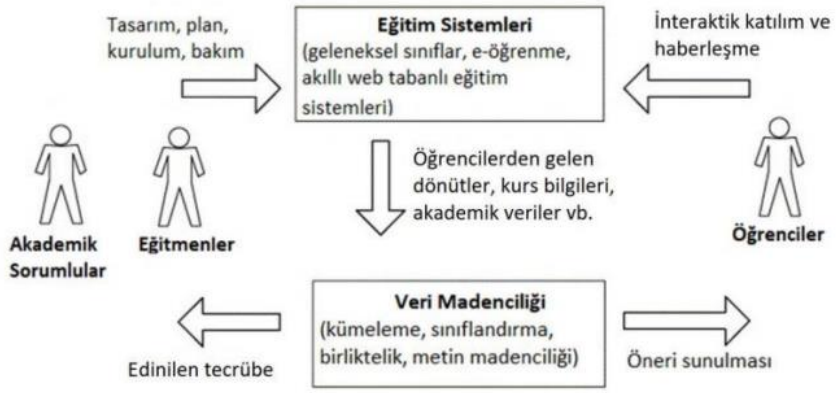
Literatürde birçok sınıflandırma yöntemi bulunmaktadır. Şekil 3.2'deki gibi regresyon ve sınıflandırma denetimli öğrenme yöntemi; kümelenme, boyut küçültme, metin, görüntü gibi yeni içerikler oluşturma işlemi denetimsiz öğrenmenin alanıdır (Tosunoğlu, Yılmaz, Özeren, & Sağlam, 2021).



Şekil 3. 2 Makine Öğrenmesi Sınıflandırma Yöntemleri

Eğitim veri madenciliğinde çoğu araştırmalarda öğrenci başarısı üzerinde durulmuştur fakat eğitimci performansı, okul-ev bağlamında başarıyı etkileyen faktörleri araştıran çalışmalarda mevcuttur. Şekil 3.3' te EVM'nin sistem döngüsü anlatılmaktadır. Döngüye göre, akademisyen ve eğitimciler tarafından tasarlanan kaynakların, geleneksel sınıf, e-öğrenme, web tabanlı eğitim gibi yöntemlerle öğrenci ile buluştuğu eğitim sistemlerini kullanıp öğrencilerden gelen çıktıların

makine öğrenmesi yöntemleri ile analizleri yapılıp çıktılar sayesinde öneri, yenilik ve iyileştirme çalışmaları yapılmaktadır.



Şekil 3. 3 Eğitim Veri Madenciliğinde Sistem Döngüsü

3.2 Makine Öğrenmesi Algoritmaları

3.2.1 K-En Yakın Komşu Algoritması

Sınıflandırma yapmak amacıyla değişkenler arasındaki en yakın komşuları bulan algoritma k en yakın komşu algoritmasıdır. Bu sınıflandırmadaki en önemli husus yakınlığın nasıl ölçüleceğinin ve komşu sayısının belirlenmesidir. Yakınlık ölçütleri için en sık kullanılan ölçütler Öklid uzaklığı, Manhattan, Mahalanobis ve Minkowski olmak üzere bazı ölçütler mevcuttur. K değerinin seçimi algoritma performansı için önemlidir. Literatürde en fazla kullanılan ölçüt Öklid uzaklığıdır (Filiz, 2019).

$$d_{\ddot{o}}(x_i, x^*) = \sqrt{\sum_{j=1}^{n} \left(x_{ij} - x_j^*\right)^2} \qquad (3.1)$$

Denklemde $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \ldots, x_{in}]$ verideki girdi, $x^* = [x_1^*, x_2^*, \ldots, x_n^*]$ rasgele bir örnektir. Diğer uzaklık ölçütü Manhattan uzaklığıdır.

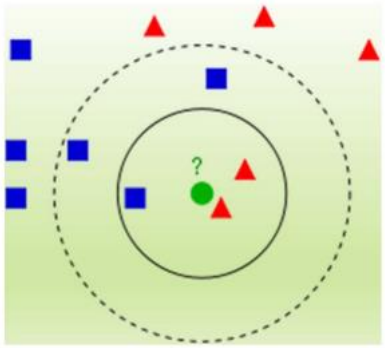
(3.2)

$$d_{man}(x_i, x^*) = \sum_{j=1}^{n} | x_{ij} - x_j^* |$$

Bu iki ölçütün genelleştirilmiş hali Minkowski uzaklığıdır.

$$d_{man}(x_i, x^*) = \left(\sum_{j=1}^{n} \left| x_{ij} - x_j^* \right|^h \right)^{1/h} \quad (3.3)$$

Şekil 3.4'te K en yakın komşu algoritmasında k değeri 3 olmak üzere, en yakın komşu 2 tane kırmızı ve 1 tane mavi sınıfa aittir. Buna göre k en yakın komşu algoritası kırmızı sınıf olarak belirlenecektir.



Şekil 3. 4 K En Yakın Komşu Algoritması

3.2.2 Naive Bayes Algoritması

Naive Bayes algoritması, sınıflandırma analizlerinin yapılması için araştırmacılar tarafından en sık kullanılan yöntemlerdendir. Naive Bayes algoritması iyi performans göstermesi, kolay yorumlanabilme ve sınıflandırma özellikleri nedeniyle pek çok araştırmacı tarafından tercih edilir.

Naive Bayes, yanıt değişkeni ile açıklayıcı değişkenler arasındaki ilişkiyi olasılık teorisi kapsamında tanımlayan ve sınıflandıran algoritmadır. Thomas Bayes tarafından ortaya atılan bu teorem olasılık kuramaları tarafından desteklenmektedir (Yumak, 2011).

Koşullu olasılık denklemdeki gibi tanımlanır:

$$P(A \setminus B) = \frac{P(A \cap B)}{P(B)} \tag{3.4}$$

A ve B olaylarının birlikte gerçekleşme olasılığı;

$$P(A \cap B) = P(A \setminus B).P(B) \tag{3.5}$$

A olayının gerçekleştiği bilindiğinde B olayının koşullu olasılığı;

$$P(B \setminus A) = \frac{P(A \cap B)}{P(A)} \tag{3.6}$$

Bu eşitlik ile birlikte tekrar A ve B olaylarının birlikte gerçekleşme olasılığı;

$$P(A \cap B) = P(B \setminus A).P(A) \tag{3.7}$$

$$P(A \setminus B).P(B) = P(B \setminus A).P(A) \tag{3.8}$$

Naive Bayes teoremine göre $P(A \setminus B)$ koşullu olasılık değeri maksimum yapılabilir. E, A olayının bütün durumlarının kümesi olmak üzere;

$$A_{max} = arg\,max\, P(A \setminus B) \tag{3.9}$$

$$= arg\,max\, \frac{P(B \setminus A).P(A)}{P(B)} \tag{3.10}$$

$$= arg\,max\ P(B \setminus A).P(A) \tag{3.11}$$

Denklemde P(B) sabittir ve bu sınıflandırma yönteminin amacı, yeni örnek için doğru sınıfı tahmin etmektir.

3.2.3 Lojistik Regresyon

Yanıt değişkeninin kategorik ve birden fazla düzeyli olduğu, sınıflandırma yapabilen bir regresyon yöntemidir. Lojistik regresyon analizinde normallik, süreklilik, açıklayıcı ve yanıt değişkeni arasında süreklilik varsayımları yoktur. Bağımlı değişkenin kategorik olduğu durumlarda lojistik regresyon analizi ile çalışmalar yapılabilir (Taya, 2022).

Lojistik regresyonda bağımlı değişkenin ikili, sıralı veya ölçekli olmasına göre yöntemler vardır. Kategorili olan binomial olarak adlandırılır ve bağımlı değişken etkili-etkisiz, yaşıyor-öldü gibidir. Kategorili fakat sırasız şeklinde adlandırılan multinomialdir ve çalışıyor, çalışmıyor, emekli şeklindedir. Son olarak kategorili ordinal olabilir ve çok iyi, orta dereceli iyi ve iyi değil gibi değişkenlerdir (Aktaş S. , 2022).

Lojistik regresyonda odds oranı kullanılır. Odds oranı gerçekleşme olasılığının, gerçekleşmeme olasılığına oranıdır.

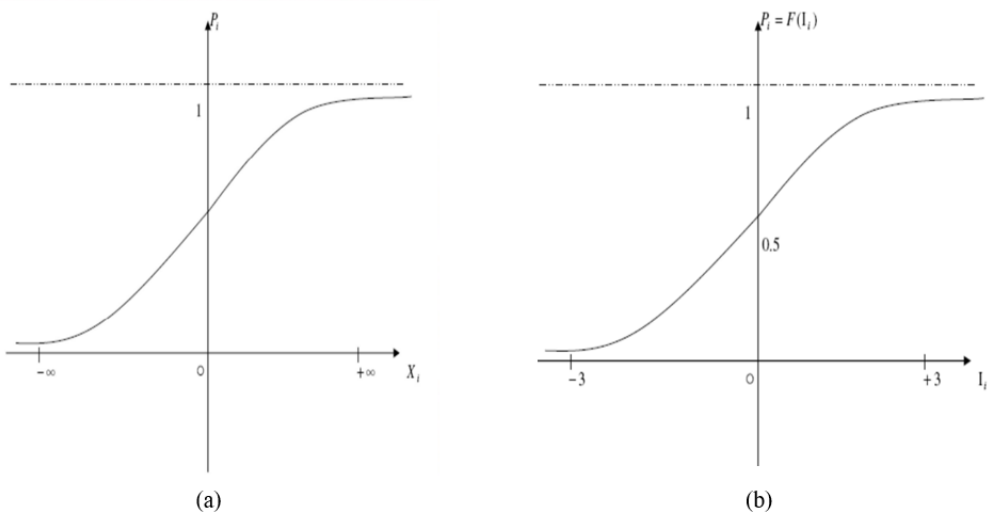
$$ODDS = \frac{P}{1-P} \tag{3.12}$$

Denklemde *P*, gerçekleşme olasılığı; *1-P*, gerçekleşmeme olasılığı.

Odds ratio, iki değişken arasındaki ilişkinin ölçüsü olmak üzere lojistik regresyonda lojit fonksiyonu odds rationun algoritmasıdır ve denklem 3.13' teki gibidir:

$$Lojit\ (P) = In\left(\frac{P}{1-P}\right) = In(OR) \tag{3.13}$$

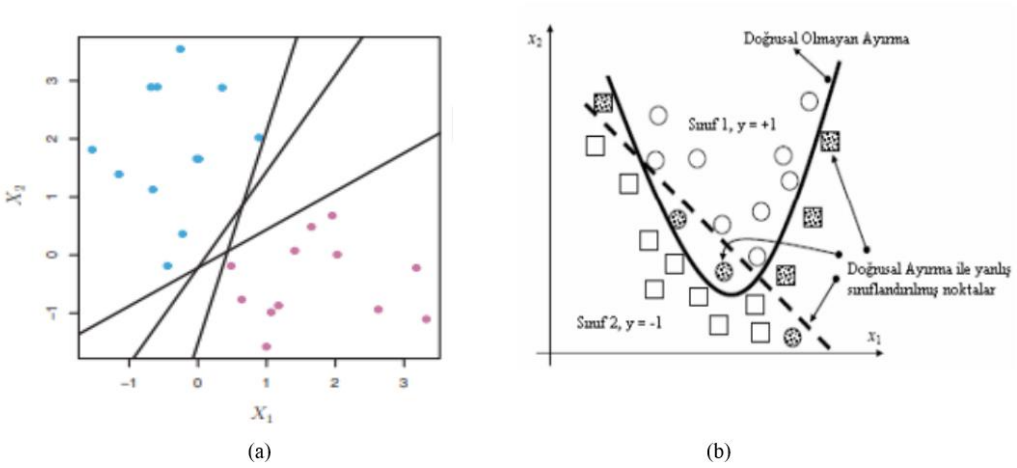
Lojistik regresyonda bağımlı değişken ikili değerler alır ve bu yönüyle sıfır ortalamalı hata terimine sahip, P(1-P) varyanslı binom dağılımlıdır.



Şekil 3. 5 Logit Birikimli Dağılım Fonksiyonu ve Probit Model

3.2.4 Destek Vektör Makineleri

Vapnik ve Cortes (1990) tarafından veri setine ait en uygun hiperdüzlemi bulmak amacıyla geliştirilen yöntemdir. İki sınıfa ait verileri sınıflandırmak için kullanılan DVM' de sınıflandırma yapılırken hiperdüzlem ile veri noktalarına ait uzaklık maksimum olacak şekilde yapmaktadır. DVM, doğrusal ve doğrusal olmayan olmak üzere ikiye ayrılır. Doğrusal olmayan durumda kernel fonksiyonları kullanılır (Taya, 2022).



Şekil 3. 6 Destek Vektör Makineleri

Şekil 3.6'da (a) doğrusal dvm, (b) doğrusal olmayan dvm' yi temsil etmektedir.

$$X = (X_1, X_2, \dots, X_n) \; ve \; y_i \epsilon \{-1, 1\}, \quad i = 1,2,\dots,n \; ve \; X_i \epsilon R^n \tag{3.14}$$

olmak üzere; X: eğitim verileri, $y_i = -1$ hiperdüzlemin bir tarafı ve $y_i = +1$ hiperdüzlemin kalan bir tarafıdır.

Optimal hiperdüzlem (3.15) şeklinde tanımlanır.

$$(w'.x) + b = 0 \tag{3.15}$$

Hiper düzlemin karar fonksiyonu (3.16) şeklinde ifade edilir.

$$f(x) = (w'.x) + b \tag{3.16}$$

Denklemlerde w ağırlık vektörü, x destek vektörü , b ise sapma değeri.

$$H_1 = (w'.x) + b = +1$$
$$H_2 = (w'.x) + b = -1 \tag{3.17}$$
$$M = H_1 - H_2$$

$$(w'(X_1 - X_2)) = 2 \tag{3.18}$$

$$\frac{w'}{\| w \|}(X_1 - X_2) = \frac{2}{\| w \|} \tag{3.19}$$

$$y_i = -1\,(w'x) + b \leq -1$$
$$y_i = +1\,(w'x) + b \geq +1 \qquad (3.20)$$
$$y_i = ((\,(w'x) + b) - 1) \geq 0$$

Amaç fonksiyonu ;

Min: $\| w \|$

Kısıtlar;

$y_i = ((\,(w'x) + b) - 1) \geq 1,\ i = 1,2,\ldots,n$ şeklindedir.

Doğrusal olmayan dvm için zayıflık değişkeni ξ_i modele eklenir.

$$y_i = +1\ için\,(w'x) + b \geq +1 - \xi i\,, \qquad \xi i \geq 0$$
$$y_i = -1\,için\,(w'x) + b \leq -1 + \xi i, \qquad (3.21)$$
$$\xi i \geq 0$$

Amaç fonksiyonu min ;

$$f(w,\xi) = \frac{1}{2} \| w \| 2 + C \sum_{i=1}^{n} \xi i \qquad (3.22)$$

Kısıtlar;

$$y_i\,(w'x_i + b) \geq +1 - \xi_i\ , \qquad (3.23)$$
$$i = 1,2,\ldots,n$$
$$\xi i \geq 0$$

Doğrusal olmayan DVM'de farklı çekirdek fonksiyonlarının seçimiyle farklı DVM sonuçları ve performanslar ortaya çıkmaktadır. Çalışmada kullanılan çekirdek fonksiyonları tablo 3.1'de verilmiştir (Bayırlı, 2023).

Tablo 3. 1 Çekirdek Fonksiyonları

Çekirdek	$\boldsymbol{K(X_i^T X_j)}$
Doğrusal	$X_i^T X_j$
Radyal tabanlı fonksiyon	$exp(-\gamma\|X_i - X_j\|^2), \gamma > 0$
Sigmoid çekirdek	$tanh(\gamma X_i^T X_j + r), \gamma > 0$
Polinomyal çekirdek	$(\gamma X_i^T X_j + 1)^d, \gamma > 0$

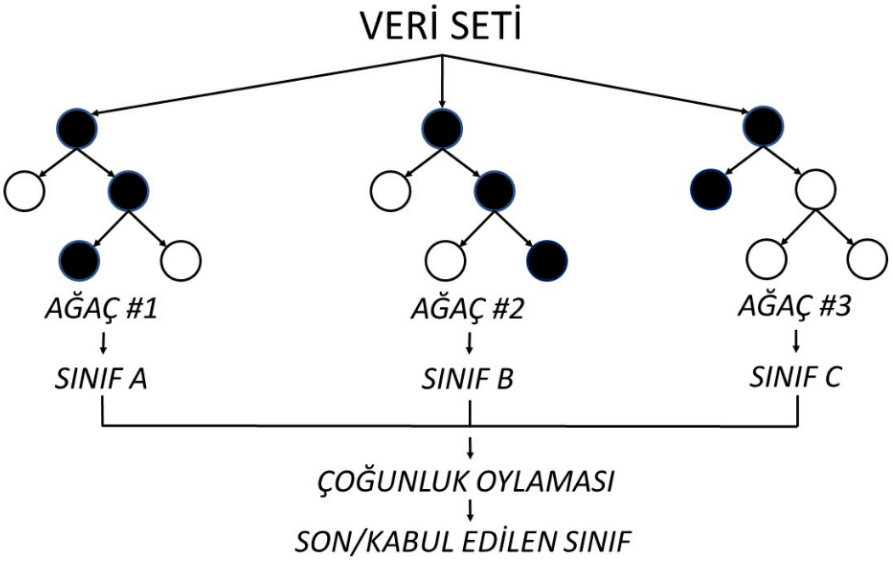
3.2.5 Rasgele Orman Algoritması

Rasgele orman (RO), Breiman ve Cutler tarafından geliştirilen ve tek bir sonuca ulaşmak için birden fazla karar ağacı çıktılarını birleştiren bir makine öğrenmesi algoritmasıdır. RO, birden fazla karar ağacının üretilmesinin sonucudur ve bu yüzden "orman" olarak adlandırılır. RO algoritmasında, kullanıcıya her bir düğümde kullanılacak ağaçların sayısı (N) ve değişkenlerin sayısı (m) sorulur. Her bir ağaç, eğitim verilerinden rastgele seçilen değişkenlerle oluşturulur ve bu algoritmanın neden "rastgele" olarak adlandırıldığının sebebidir. RO algoritmasının ilk aşaması, eğitim verisinin oluşturulmasıdır. RO eğitim verisi, modeli hesaplamak için kullanılır ve kalan test verilerinin sonuçları bu model kullanılarak elde edilir (Breiman, 2001). Algoritmanın adımları şu şekildedir:

- RO algoritmasınının ilk adımı için iki parametreye ihtiyaç vardır. Bu parametreler, değişkenlerin sayısı (m) ve oluşacak ağaç sayısı N'dir.
- İlk adımda tüm veriden eğitim için ayrılan orijinal eğitim veri setinden n tane bootsrap örnekleri seçilir ve 2/3'ünden eğitim veri seti oluşturulur. Out of-bag verisi olarak tanımlanan, 1/3'lük geri kalan kısmı ile test veri seti oluşturulup hatalar test edilir.
- Tüm değişkenler arasından rastgele olarak m değişkenleri seçilir ve bu değişkenler içinden en iyi olan dal tespit edilir. (Bayırlı, 2023).

CART (Classification and Regression Tree) algoritması ağaç üretmek amacıyla kullanır. Her bir düğümdeki dallar sınıf homojenliğini ölçen gini indeksine göre

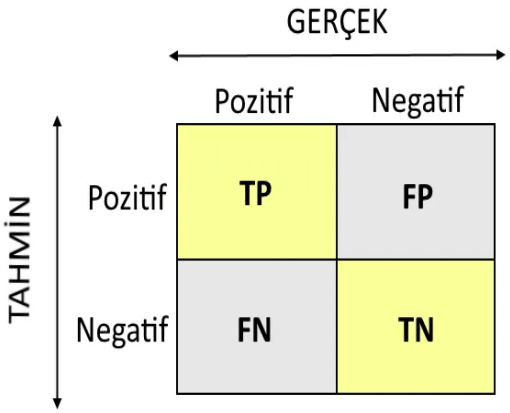
oluşturulur. Şekil 3.7'de RO algoritmasını temsil eden ağaç yapısı verilmiştir (https://www.ibm.com/topics/random-forest, 2024).



Şekil 3. 7 Rasgele Orman Algoritması

3.3 Model Performans Ölçütleri

Makine öğrenmesi algoritmalarının model performans başarılarının incelenmesi için bazı model performans değerlendirme yöntemleri bulunmaktadır. Hata matrisi, yanıt değişkenine ait gerçek ve tahmin değerlerinin kıyaslandığı, makine öğrenmesi algoritmalarının model performanslarının değerlendirilmesi amacıyla kullanılır. Tablo şeklinde tasarımı olmak üzere şekil 3.8'deki gibidir.



Şekil 3. 8 Hata Matrisi

Hata matrisinde yer alan unsurlar : Doğru pozitif (TP) ve doğru negatif (TN), doğru sınıflandırılmış sınıf örneği sayıları; yanlış negatif (FN) ve yanlış pozitif (FP) yanlış

sınıflandırılmış sınıf örnekleri sayısıdır. Hata matrisindeki bu unsurlar ile model performans ölçütleri hesaplanmaktadır.

- Doğruluk Oranı (Accuracy): Doğru sınıflandırılmış verilerin, test edilen toplam veri sayısına oranıdır.

$$Doğruluk = \frac{TP + TN}{TP + TN + FN + FP} \tag{3.24}$$

- Hassasiyet (Precision): Doğru sınıflandırılan pozitif örneklerin, TP ve FP'nin toplamına oranıdır.

$$Hassasiyet = \frac{TP}{TP + FP} \tag{3.25}$$

- Duyarlılık (Recall): Örneklerin pozitif sınıflandırmasının, yani TP'nin TP ve FN'nin toplamına oranıdır.

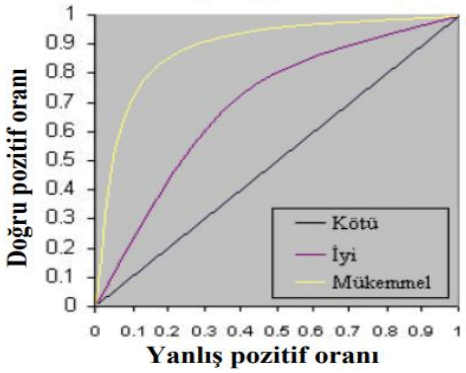
$$Duyarlılık = \frac{TP}{TP + FN} \tag{3.26}$$

- F1 Score: Recall ve Precision ölçütlerinin harmonik ortalamasıdır.

$$F1\ score = \frac{2 * Recall * Precision}{Recall + Precision} \tag{3.27}$$

- Roc eğrisi

Duyarlılık değerlerinin, yanlış pozitif oranı değerlerine karşı grafiğidir. Roc eğrisi algoritmalar arası karşılaştırmalar yapmaya olanak sağlamaktadır.



Şekil 3. 9 Roc Eğrisi Genel Görünümü

Şekil 3.9'da iyi, kötü ve mükemmel performanslı roc eğrileri gösterilmiştir.

3.4 Permütasyon Özelliği Önem Yöntemi

Bu yaklaşım, bir özelliğe model çıktısı ile ilişkiye dayalı olarak rastgele bir değer atayarak çalışır. PFI, bir modelin sonucunu etkileyen özellikleri belirleme ve modelin performansını yorumlama açısından avantajlı bir uygulamadır. PFI, modelden bağımsız olarak özelliklerin önemini hesaplamak için kullanılan bir yaklaşımdır. Bu yaklaşımla, her bir özelliğin önemini, sınıflandırma üzerinde makine öğrenme modelinin etkisine dayanarak belirler. PFI'nin amacı, modelin performans ölçüsünün veri setinden özelliklerin rastgele çıkarılmasıyla ne kadar azaldığını hesaplamaktır. Permütasyon özelliği önemi, veri setinde belirli bir istatistiksel performans üzerindeki her bir özelliğin katkısını ölçen bir model inceleme tekniğidir. Permütasyon özelliği önem yönteminin bir diğer avantajı, modelden bağımsız olmasıdır ve farklı permütasyonlarıyla birden fazla kez hesaplanabilir. Permütasyon önem özelliği yöntemi algoritmasının adımları aşağıda verilmiştir:

- Tahmin modeli (m) ve veri seti (D) .
- Modelin başarısı (s) hesaplanır.

Veri setinin (D) kolonlarındaki her bir özellik j için; j sütunu rastgele karıştırılıp $D_{k,j}$ oluşturulur. ($k \in$ K, K rastgele karıştırma tekrar sayısı)

- Tahmin modelinin, $D_{k,j}$ üzerinde model başarısı $s_{k,j}$ hesaplanır (scikit-learn, 2024). Denklem 3.28'de önem değeri hesaplanır.

$$I_j = s - \frac{1}{K}\sum_{k=1}^{K} S_{k,j} \tag{3.28}$$

4
UYGULAMA

Bu tez çalışmasında TIMSS and PIRLS web sayfasında yayınlanan uluslararası veritabanlarından Türkiye'ye ait 2011, 2015 ve 2019 TIMSS verileri kullanılmıştır. Çalışmada kullanılan veri seti, TIMSS 2011, 2015 ve 2019 8. Sınıf öğrencilerinin fen alanındaki test ve anketlerin cevaplarından oluşmaktadır. Her 4 yılda bir uygulanan bu çalışmaya Türkiye'den 8. Sınıf düzeyinde 2011 yılında 239, 2015'te 238 ve 2019'da 181 okul ile katılım sağlamıştır. Bu çalışmanın uygulama kısmı iki bölümde incelenmiştir. İlk olarak TIMSS Türkiye 8.sınıf öğrencilerinin fen alanındaki örneklemine ait başarı puanlarının öğrenci, ev ve okul bağlamında özellikleri kullanılarak başarı düzeylerinin LR, NB, K-NN, DVM ve RO algoritmaları ile sınıflandırma performanslarının belirlenmesidir. İkinci aşamada ise fen alanında başarıya etki eden önem değeri yüksek değişkenler tespit edilecektir. TIMSS 2011, 2015 ve 2019 8. Sınıf öğrencilerinin fen bilimleri başarılarını, öğrenci, okul ve aile özelliklerini içeren verileri kullanarak sınıflandırma ve başarıyı etkileyen önem değeri yüksek değişkenleri belirlemek amacıyla yapılan analiz sonuçları bu bölümde verilecektir. Python programı ile yapılan analizler sonucunda, daha önceki bölümde belirtilmiş olan model metriklerine göre algoritmaların sınıflandırma performansları verilmiştir. Ayrıca her bir algoritma için roc eğrisi grafikleri de verilmiştir. Doğruluk oranı yüksek olan algoritmalar ile önem değeri yüksek değişkenleri bulmak amacıyla uygulanan permütasyon önem kontrolünün sonuçları da bu bölümde verilmiştir.

4.1 Deneysel Kurulum

Uygulama bölümünde gerçekleştirilen adımlar şu şekildedir:

- TIMSS 2011-2015 ve 2019 8. Sınıf öğrencilerinin fen alanındaki ham verileri TIMSS and PIRLS web sitesinden SPSS formatında alındıktan sonra çalışmada kullanılacak bağımlı ve bağımsız değişkenler için ayrı CSV dosyası oluşturulmuştur.
- Oluşturulan CSV dosyasından, veri setinde olmayan ve eksik gözlemler temizlenmiştir.

- Python programlama dili ile analizler yapılmıştır.

4.2 Python

Nesne tabanlı bir dil olan python 1990 yılında geliştirilmeye başlanmış bir programdır. Guido Van Rossum tarafından ilk çalışmalar yapılmıştır. Popüler bir yazılım dili olan pyhton geniş kullanıcı kitlesine sahiptir (Çamoğlu, 2023).

Büyük veri çalışmalarında ve makine öğrenmesinde en sık kullanılan yazılım dilidir. Paket ve kütüphanelere açık erişim olanakları bulunmaktadır.

Bilimsel ve mühendislik hesaplamalarında sık kullanılan Python da üç temel kütüphane vardır. Bunlar Numpy, Scipy ve Matplotlib olmak üzere bu tez çalışmasında Numpy, Pandas ve Matplotlib kütüphaneleri kullanılmıştır.

4.3 TIMSS Fen Bilimleri Veri Seti

Bu çalışmada kullanılan veriler TIMSS 2011, 2015 ve 2019 Türkiye 8.sınıf öğrencilerine ait fen bilimleri alanındaki başarı değerleri bağımlı değişken, tutumları daha geniş ve güvenilir bir şekilde ölçmek için geliştirilen Madde Yanıt Teorisi (IRT) ile geliştirilen ölçekler bağımsız değişkenler olarak kullanılmıştır. Fen bilimleri 8.sınıf veri setleri 2011 yılında 6928, 2015'te 6079 ve 2019'da 4077 öğrenciden oluşmaktadır. Veri setindeki eksik ve hatalı bilgiler çıkarıldığında sırasıyla 2011 için 6621, 2015 için 5763 ve 2019 için 3972 öğrenci ile uygulama yapılmıştır.

Kullanılan veri setine ait değişken bilgileri tablo 4.1'de verilmiştir. Çalışmada kullanılan veri setinde bağımlı değişken olarak tabloda da görüldüğü üzere BSSCI01 kullanılmıştır. BSSCI01, "fen bilimleri birinci değerlendirme sonucu" olmak üzere fen bilimlerinde öğrenci başarısı olmak üzere bağımlı değişkendir (Filiz, 2019). TIMSS araştırmasında fen bilimleri başarısında ortalama puan 500 olarak belirlenmiştir. Bu bağlamda çalışmada kullanılan veri setindeki bir öğrenicin fen bilimleri puanı 500'den fazla ise başarılı (1), 500'den az ise başarısız (0) olarak kodlanmıştır.

Tablo 4. 1 Veri Setine Ait Bilgiler

Değişken	Tanım	Cevap
BSBGHER	Evdeki eğitim kaynakları	
BSBGSSB	Okula ait olma hissi	
BSBGSB	Öğrencinin zorbalığı uğraması	
BSBGSLS	Fen öğrenmeyi sevmesi	
BSBGESL	Fene duyulan sempati	
BSBGSCS	Fene öğrencinin duyduğu güven	
BSBGSVS	Fene verilen değer	
BSDSLOWP	Tahmin için fen başarı puanı çok düşük	1= evet , 2= hayır
BSDSWKHS	Fen ödevinde harcanan zaman	1= 3 saat ya da daha fazla, 2= 45 dakikadan fazla 3 saatten az, 3= 45 dakikadan az
BSSCI01	Fen başarısı birinci değerlendirme sonucu	0= başarısız, 1= başarılı

Çalışmada açıklayıcı değişken olarak 9 adet ölçek mevcuttur. "Evdeki eğitim kaynakları" (BSBGHER), " Okula ait olma hissi" (BSBGSSB), "Öğrencinin zorbalığa uğraması" (BSBGSB), "Fen öğrenmeyi sevmesi" (BSBGSLS) , "Fene duyulan sempati" (BSBGESL), "Fene öğrencinin duyduğu güven" (BSBGSCS), " Fene verilen değer" (BSBGSVS), "Tahmin için fen başarı puanı çok düşük" (BSDSLOWP), ve "Fen ödevinde harcanan zaman" (BSDSWKHS) şeklindedir. TIMSS 2015 çalışmasında bu 9 ölçeğin tamamı mevcuttur ancak 2011 yılında "Okula ait olma hissi" (BSBGSSB) ölçeği yoktur. Ayrıca 2019 yılındaki ankette "Fene duyulan sempati" (BSBGESL) ve "Fen ödevinde harcanan zaman" (BSDSWKHS) ölçekleri bulunmamaktadır.

Veri setindeki "Evdeki eğitim kaynakları" ölçeği, öğrencilerin evdeki kitap sayılarını ve diğer çalışma desteklerinin yanı sıra ebeveyn eğitim düzeyleri

hakkında bilgileri içermektedir. “Okula ait olma hissi” ölçeği, öğrencilerin okulda olmaktan ne derece hoşlandıklarını, öğretmenleriyle iyi ilişkiler kurmaları gibi okula karşı tutumları ile ilgili içerikler mevcuttur. “Öğrencinin zorbalığa uğraması”, 2011 TIMSS çalışması ile eklenmiş bir ölçek olup, öğrencilere ne sıklıkla akranları tarafından dışlanma, fiziksel olarak yaralanma ve alay edilme gibi davranışlara maruz kaldığı sorulmuştur. “Fen öğrenmeyi sevmesi” ölçeğinde öğrencilerin fen ve çalışmalarına yönelik tutumlarını içeren dokuz madde yer almaktadır. “Fene duyulan sempati”, öğrencinin fen bilimlerine yönelik olarak öğretmeninden beklentilerini içeren bir ölçektir. “Fene duyulan güven” ölçeği, öğrencinin fen bilimlerini ne kadar iyi yapabileceğini içeren düşüncelerine yöneliktir. “Öğrencinin fen bilimlerine verdiği değer” ölçeğinde fen bilimleri öğrenmenin değerini anlamaları ve bu sayede diğer olumsuz tutumlarından bazılarını iyileştirebileceğini gösteren maddeler yer almaktadır. “Tahmin için fen bilimleri başarısı çok düşük” ölçeği kategorik olup evet (1) ve hayır (2) olarak kodlanmıştır. “Fen bilimleri ödevinde haftalık harcanan zaman” ölçeği, öğrencinin fen ödevinde haftalık harcadığı zamanı ifade etmek üzere 3 saat ya da daha fazla ise (1), 45 dakikadan fazla 3 saatten az ise (2), 45 dakikadan az ise (3) olarak kodlanmıştır.

4.4 Uygulama

Türkiye 2011, 2015 ve 2019 8. Sınıf fen bilimleri değerlendirmesinde yer alan öğrenci anketlerinden alınan veriden, öğrencilerin ev, okul ve aile bilgilerine dair ölçekler ile fen bilimleri alanındaki başarı sonucu verileri kullanılmıştır. Sınıflandırma için LR, K-NN, NB, DVM ve RO algoritmaları kullanılmıştır. Çalışmada üç farklı yıla ait veri seti üzerinde analizler yapılmıştır. Veri setlerinde, “okula ait olma hissi”, “fene duyulan sempati” ve “fen ödevine harcanan zaman” hariç diğer tüm değişkenler her üç yıl içinde ortaktır. Yanlış ve eksik değerler veri setinden çıkarılmıştır. Her üç yıla ait veri seti %80 eğitim ve %20 test seti olmak üzere ayrılmış daha sonra her model için ızgara arama yöntemi ile hiper-parametre optimizasyonu gerçekleştirerek en iyi modeli bulmak için eğitim verilerine 5-katlı çapraz doğrulama uygulanmıştır. Daha sonra her üç yıl için test veri setleri üzerinden modellerin performans metrikleri hesaplanmıştır. Değişkenlerin önem değerlerini bulmak amacıyla permütasyon özelliği önem yöntemi kullanılmıştır. Permütasyon özelliği önem yöntemi her bir özelliğin, modelin istatistiksel

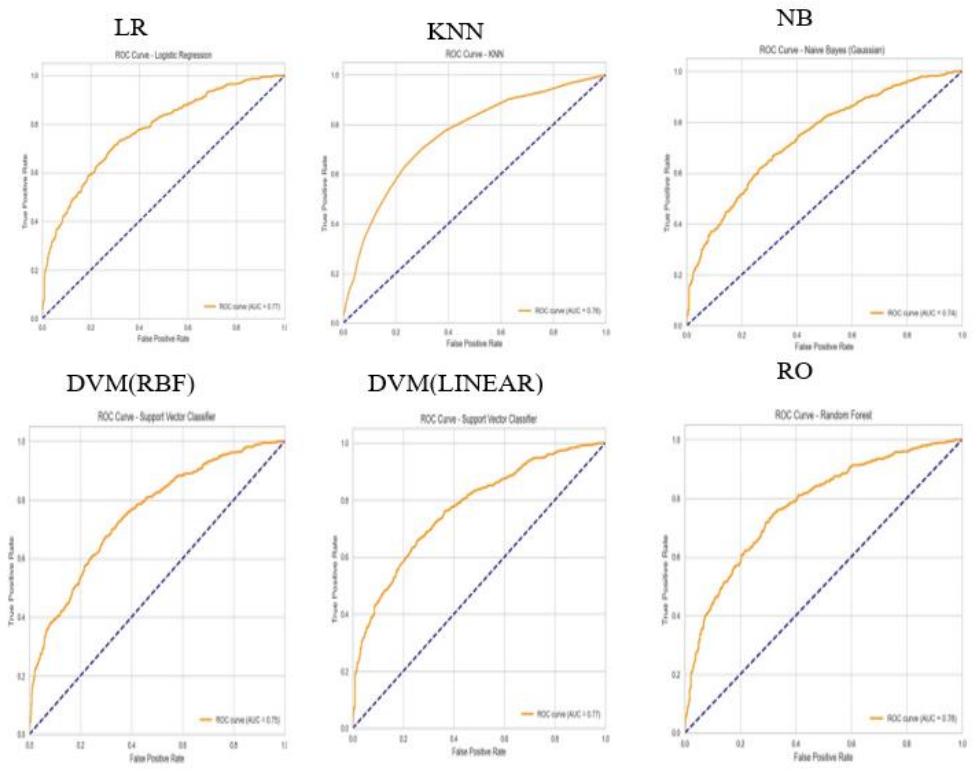
performansına katkısını ölçen bir inceleme tekniğidir. Bu tekniğin en önemli avantajı modelden bağımsız olmasıdır.

4.4.1 TIMSS 2011 8. Sınıf Fen Bilimleri Veri Seti için Sonuçlar

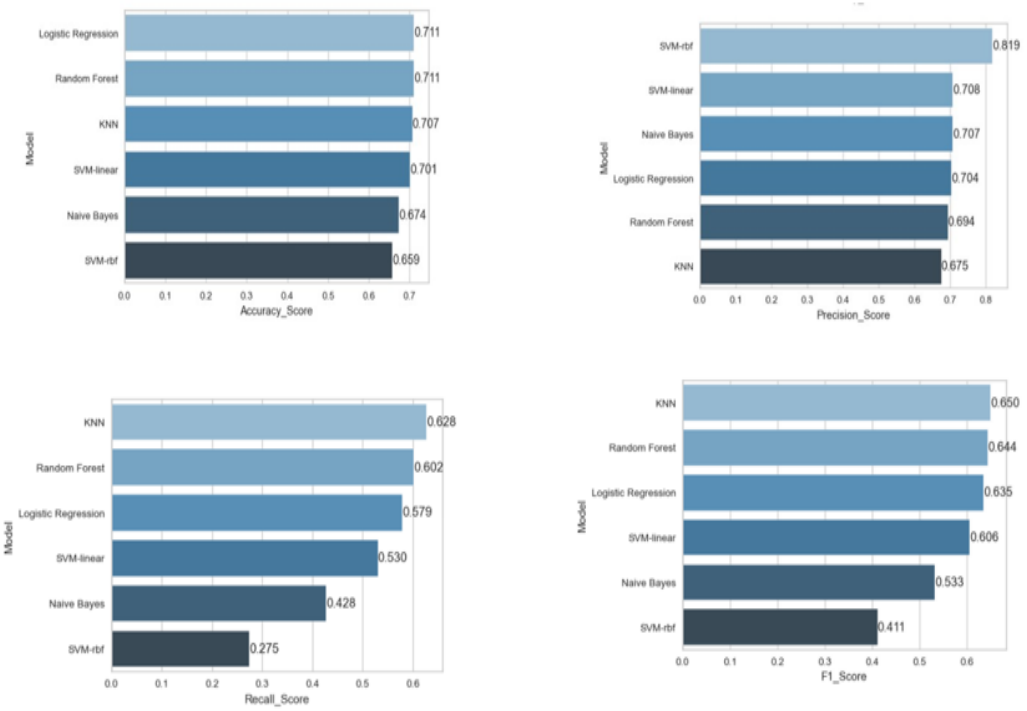
Tablo 4.2'de görüldüğü gibi, accuracy sonucuna göre LR (0.711), RF (0.711) en iyi sonuç veren algoritma olarak bulunmuştur. LR algoritması precision (0.704), recall (0.579) ve F-ölçütü (0.635) olurken RF için precision (0.693), recall (0.602), F-ölçütü (0.644) değerleri bu sonucu vermektedir.

Tablo 4. 2 2011 Fen Veri Seti Üzerinde Modellerin Performans Ölçütleri

Model	Doğruluk	Hassasiyet	Duyarlılık	F1 Değeri
LR	**0.711**	0.704	0.579	0.635
KNN	**0.707**	0.675	0.628	0.650
NB	0.674	0.707	0.428	0.533
DVM (rbf)	0.659	0.819	0.275	0.411
DVM(linear)	0.701	0.708	0.530	0.606
RF	**0.711**	0.693	0.602	0.644



Şekil 4. 1 Fen Bilimleri 2011 Veri Seti Sınıflandırma Algoritmaları için Roc Eğrileri



Şekil 4. 2 Fen Bilimleri 2011 Veri Seti için Model Metrikleri Karşılaştırma

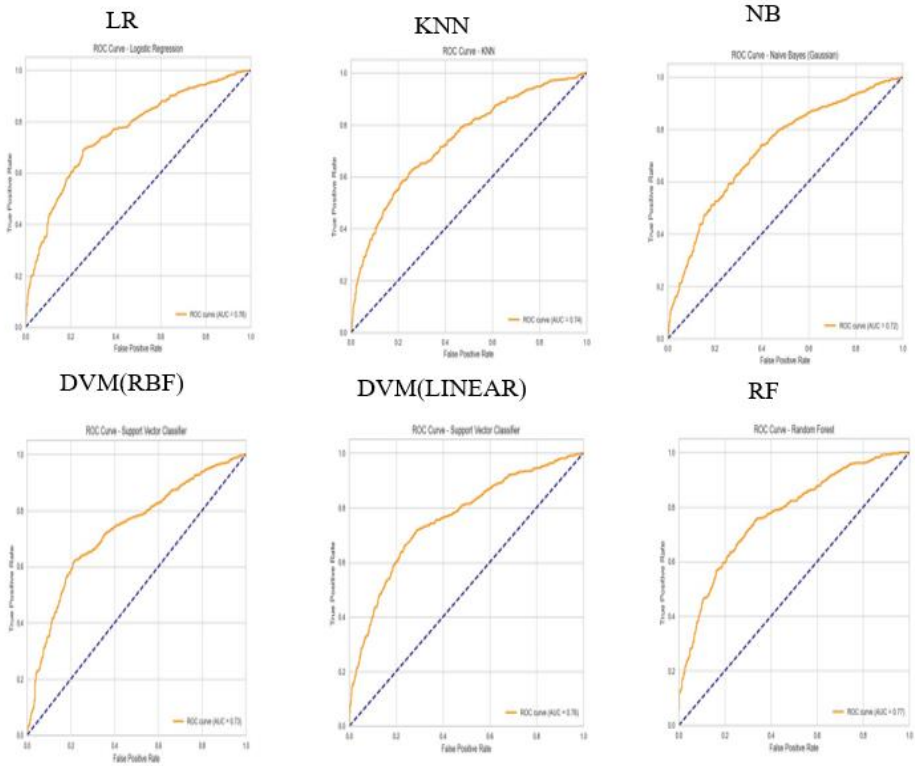
Şekil 4.1 roc eğrisi değerlerine bakıldığında da RF roc alanı (0.78) değeri ile en başarılı algoritma olduğu söylenebilir. Roc alanı tüm algoritmalar için incelendiğinde, sonuçların 0.70'in üzerinde olduğu ve bu durum algoritmaların iyi sınıflandırma yaptığını göstermektedir.

4.4.2 TIMSS 2015 8. Sınıf Fen Bilimleri Veri Seti için Sonuçlar

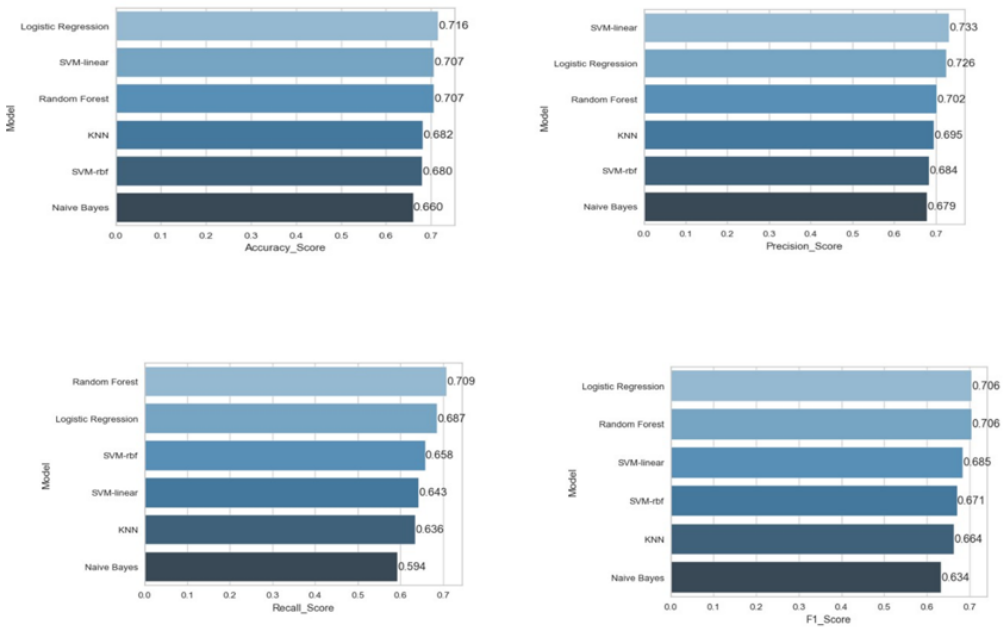
Tablo 4.3 2015 verileri üzerindeki modellerin performans ölçütleri incelendiğinde LR (0.716) accuracy değeriyle en iyi algoritma olmuştur. Ayrıca SVM (linear) ve RF algoritmaları da (0.707) accuracy değeriyle LR'den sonra en başarılı algoritmalar olduğu görülmektedir. Şekil 4.3'te verilen roc alan değerleri de modellerin performans ölçütleri ile tutarlı olmuştur. Şekil 5.3'te her bir algoritma için model metrikleri kıyaslanmıştır.

Tablo 4. 3 2015 Fen Veri Seti Üzerinde Modellerin Performans Ölçütleri

Model	Doğruluk	Hassasiyet	Duyarlılık	F1 Değeri
LR	**0.716**	0.726	0.687	0.706
KNN	0.682	0.695	0.636	0.664
NB	0.660	0.679	0.594	0.634
DVM (rbf)	0.680	0.684	0.658	0.671
DVM(linear)	**0.707**	0.733	0.643	0.685
RF	**0.707**	0.702	0.709	0.706



Şekil 4. 3 Fen Bilimleri 2015 Veri Seti Sınıflandırma Algoritmaları için Roc Eğrileri



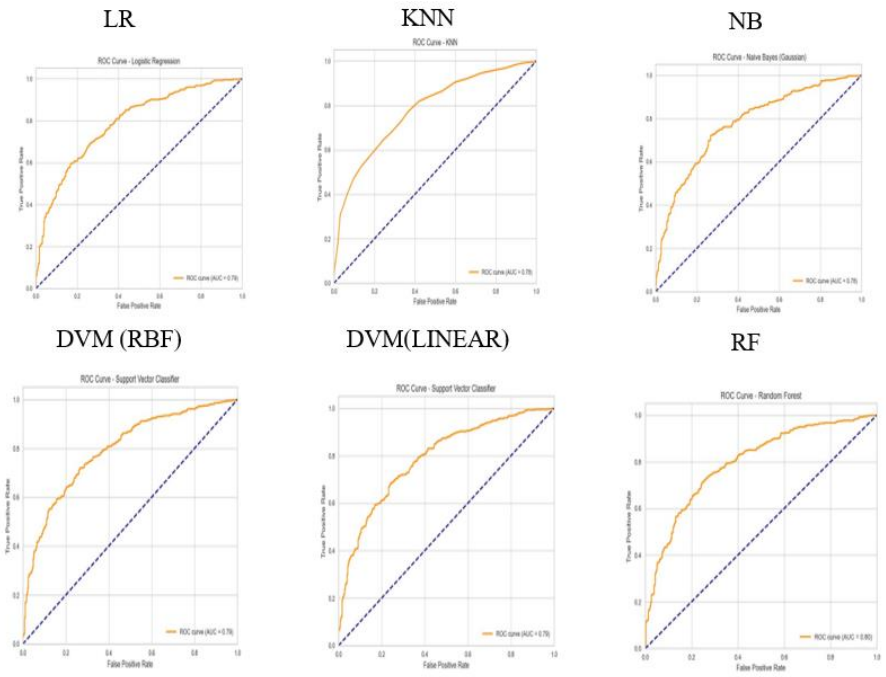
Şekil 4. 4 Fen Bilimleri 2015 Veri Seti için Model Metrikleri Karşılaştırma

4.4.3 TIMSS 2019 8. Sınıf Fen Bilimleri Veri Seti için Sonuçlar

TIMSS 2019 fen bilimleri verileri için model sonuçları incelendiğinde RF (0.727) accuracy değeri ile en iyi performansı gösterirken, SVM (rbf) ,(0.721) ve NB (0.719) sırasıyla RF'den sonra en iyi performans ölçütlerini vermiştir.

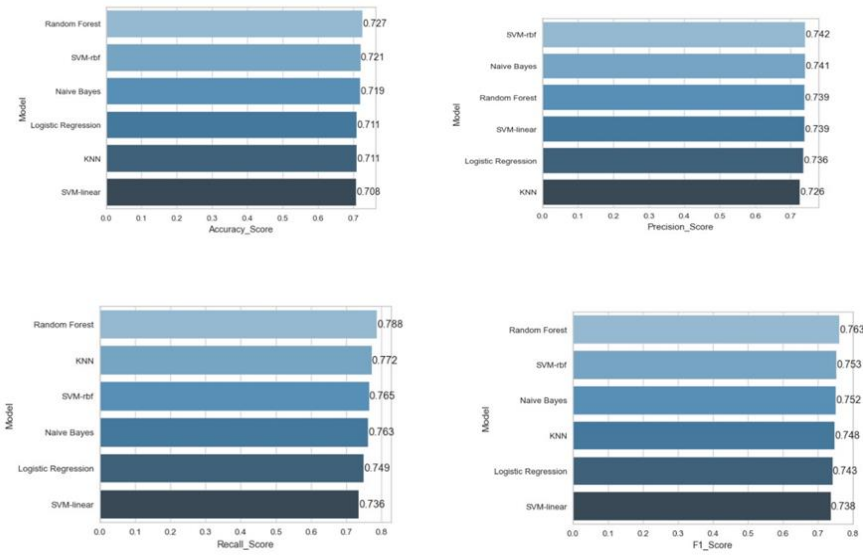
Tablo 4. 4 2019 Fen Veri Seti Üzerinde Modellerin Performans Ölçütleri

Model	Doğruluk	Hassasiyet	Duyarlılık	F1 Değeri
LR	0.711	0.736	0.749	0.743
KNN	0.711	0.726	0.772	0.748
NB	**0.719**	0.741	0.763	0.752
SVM (rbf)	**0.721**	0.742	0.765	0.753
SVM(linear)	0.708	0.739	0.736	0.738
RF	**0.727**	0.739	0.788	0.763



Şekil 4. 5 Fen Bilimleri 2019 Veri Seti Sınıflandırma Algoritmaları için Roc Eğrileri

Şekil 4.5' e göre her bir algoritmanın roc alan değerleri verilmiştir. Roc alan değerlerinin birbirine yakın olduğu söylenebilir. RF (0.80), roc alan değerine sahiptir.



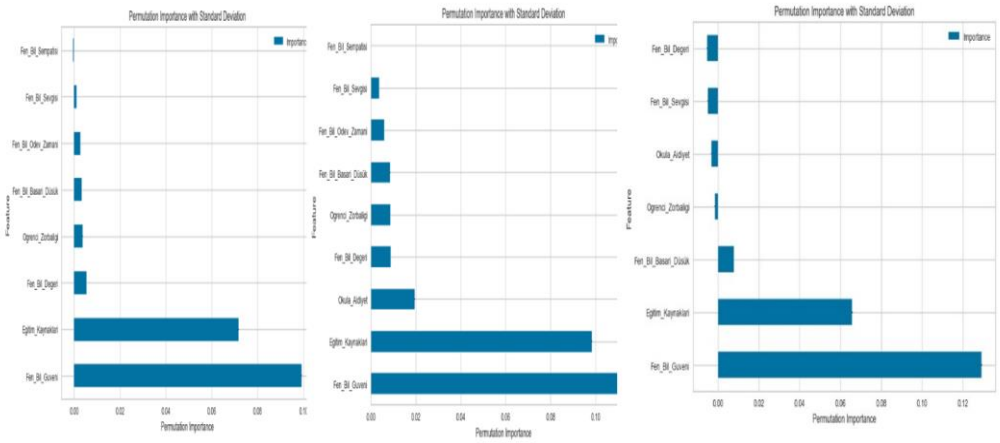
Şekil 4. 6 Fen Bilimleri 2019 Veri Seti için Model Metrikleri Karşılaştırma

4.4.4 Fen Bilimleri Veri Seti Önem Değeri Yüksek Değişkenler

Tablo 4. 5 Veri Setlerine Ait Önem Değeri Yüksek Değişkenler

	2011		2015		2019	
Ölçek	**Önem**	**Standart hata**	**Önem**	**Standart hata**	**Önem**	**Standart hata**
Fen bilimlerine güven	**0.0992**	0.0110	**0.1125**	0.0070	**0.1293**	0.0146
Eğitim kaynakları	**0.0717**	0.0079	**0.0984**	0.0129	**0.0657**	0.0127
Okula aidiyet	-	-	0.0195	0.0051	-0.0033	0.0038
Fen bilimlerine verdiği değer	0.0054	0.0020	0.0088	0.0041	-0.0054	0.0043
Öğrenci zorbalığı	0.0038	0.0022	0.0088	0.0030	-0.0015	0.0048
Fen bilimleri başarısı düşük	0.0034	0.0020	0.0086	0.0023	0.0078	0.0023
Fen bilimleri ödev zamanı	0.0028	0.0040	0.0060	0.0018	-	-
Fen bilimleri sevgisi	0.0011	0.0025	0.0037	0.0015	-0.0050	0.0039
Fen bilimlerine sempatisi	-0.0005	0.0006	0.0002	0.0010	-	-

Tablo 4.5'e göre fen bilimleri başarısına etki eden önemli değişkenler 2011, 2015 ve 2019 için incelendiğinde fen bilimlerine güven ve eğitim kaynaklarının başarıya önemli etkisi olduğu görülmektedir. Yıl bazında baktığımızda 2011 ve 2015 değerlendirmesinde yer alan fen bilimlerine sempati ölçeğinin başarıya önemli etkisi olmadığı ve bu ölçeğin 2019 anketlerinde kullanılmadığı görülmüştür. Şekil 4.7 incelendiğinde 2015 yılında okula aidiyet ölçeğinin, fen bilimlerine güven ve eğitim kaynaklarından sonra önem değerinin yüksek olduğu görülmüştür.



Şekil 4. 7 Fen Bilimleri Veri Setlerinde Önem Değeri Yüksek Değişkenler

5
SONUÇ VE DEĞERLENDİRME

Eğitimde, öğrenci başarılarını etkileyen değişkenler bilindiğinde, başarıyı artıracak çalışmalar yapılabilir. Bu bağlamda bu çalışmanın giriş bölümünde belirtildiği gibi öğrencinin fen başarısını sınıflandırmak için hangi algoritmaların uygun olduğu ve permütasyon özelliği önem kontrolü yöntemiyle başarıyı etkileyen en önemli değişkenlerin olduğunu ortaya çıkarmaktır. Bu amaçlar için TIMSS 2011, 2015 ve 2019 8.sınıf fen bilimleri veri setleri ele alınmıştır. Literatürde yapılan incelemelere göre, Yetişir (2014), fene ilişkin tutum ile ebeveynlerin eğitim düzeyi arasında pozitif yönde ilişki olduğunu belirlemiştir. Bir başka çalışmada Özdemir (2003), öğrencilerin fen başarısının en fazla ailenin sosyo-okonomik durumuyla ilgili olduğunu , ayrıca öğrencinin fen bilimleri dersinde hoşlanmasının başarı ile ilgisi olmadığını gözlemlemiştir. Kahraman (2014), çalışmasında feni sevme ve okul bağlılığının 8.sınıf öğrenci boyutunda TIMSS'e katılma oranı bakımından pozitif yönde olduğunu gözlemlemiştir. Sarıer (2020), başarıyı en fazla derecede etkileyen özelliklerin ev olanakları, ebeveyn eğitim düzeyi olduğu sonucuna araştırmasında ulaşmıştır. Aslan (2005), Singapur ve Türkiye'nin fen başarısını kıyaslamıştır ve fiziki imkanlar, fen öğretiminde kullanılan materyaller ve etkinlikler bakımından Singapur'un daha iyi durumda olduğunu belirtmiştir. Ayrıca başarıyı sınamada her iki ülkeninde değerlendirmeyi önemsedikleri sonucuna ulaşmış olup, Singapur bu değerlendirmeyi yaparken daha fazla öğretmen görüşlerinden yararlandığı görülmüştür. Aktaş (2011), öğretmenlerin mesleki gelişime yönelik etkinliklere katılmış olması ve mesleki doyumun artmasıyla, öğrenci başarısını pozitif yönde artırdığı sonucuna ulaşmıştır. Korkmaz (2012), öğrenci ve öğretmen bağlamındaki etkinlikler ile öğrencinin fene karşı tutumu ile başarının pozitif yönde ilişkili olduğu ancak öğrencilerin fene ihtiyaç duymasının ise başarı ile anlamlı bir ilişkisi olmadığını bulmuştur. Yatağan (2014), fen derslerinde bilgisayar kullanımının artmasının, fen başarısı üzerinde olumlu bir etkisi olmadığını görmüştür. Uzun (2008), öğrenci başarısında, özyeterlilik, tutum, sınıf içi etkinlikler ve konuya verilen önem gibi özelliklerin anlamlı yönde etkisi olduğuna ulaşmıştır. İpekçioğlu Önal (2015), Türkiye, İngiltere ve Finlandiya 8.

Sınıf öğrencilerinin fen başarısında ve fene yönelik tutumunda, ev eğitim kaynaklarının etkili olduğu ve fene yönelik tutumda her üç ülke için aile katılımı, cinsiyet ve öğretmen deneyimi açısından anlamlı bulmuştur. Şimşek Turfan (2019), TIMSS ortaokul düzeyindeki fen bilimleri soru içerikleri ile fen bilimleri ders kitaplarında yer alan ünite sonu sorularını içerik bakımından kıyaslamıştır. Yeterlilik düzeyinde yapılan kıyaslamada içerik olarak farklılıklar olduğunu, ünite sonu sorularının TIMSS kazanımlarına uygun olduğunu ve öğretmen görüşlerine göre ise istenilen başarıya ulaşılamama nedenleri olarak öğretim programı, okul donanım eksikliği, ev ve aile düşünce yapısı, öğretmen eğitim eksikliği olduğunu görmüştür. Ünlü (2019), Milli Eğitim Bakanlığı fen bilimleri müfredatı kazanımları ile 2011 TIMSS sınavı soruları arasında karşılaştırma yapmıştır ve bazı sorulara ait kazanımların müfredatta yer almadığı, TIMSS alanındaki başarısızlıkların nedeni olarak müfredat değişimi, öğrencilerin okuduğunu anlamama ve sınav sistemindeki değişiklikler olduğunu gözlemlemiştir. Arifoğlu (2019), öğrenci başarısında okul faktörünün etkisini araştırmıştır. 4. ve 8. sınıf düzeyinde okullar arası başarı farklılıklarında sosyoekonomik düzey ile okulun konumu ve okulun akademik başarıya verdiği önem değişkenlerinin etkili olduğunu görmüştür. Coşkun (2021), öğrencilerin fen başarısında en etkili değişkenler olarak, öğrencinin fen bilimleri öğrenmede kendine olan güveni ve okulun sosyoekonomik konumu ile ev eğitim kaynakları, öğrenci zorbalığı ve öğrencinin fen bilimlerine verdiği değer olduğunu görmüştür. Üstün (2021), 8. Sınıf fen bilimleri öğrenci başarısında en etkili değişkenler olarak sosyoekonomik faktörler, öğrenci zorbalığı ve fen öz yeterliliği ile başarı arasında anlamlı ilişki olduğunu tespit etmiştir.

- Tez çalışmasında literatürde en sık tercih edilen algoritmalar kullanılmıştır. TIMSS literatürü incelendiğinde klasik istatistiksel yöntemlerin çok fazla kullanıldığı görülmüştür. Klasik istatistiksel yöntemlerin kesin varsayımlarından dolayı, makine öğrenmesi algoritmaları tercih edilen yöntem olacaktır. Öğrenci başarıları sınıflandırılırken etkisi en fazla değişkenlerin dikkate alınması gerektiği, tüm değişkenlerin kullanımına gerek olmadığı görülmüştür. Ayrıca araştırmada incelenen yıllara göre öğrenci başarısını en çok etkileyen değişkenler her üç yıl içinde aynı değişkenler olmuştur. Gelecek çalışmalarda öğrenci başarısını en çok

etkileyen değişkenler belirlenip, ülkelerin başarı durumlarının incelenmesinde makine öğrenmesi yöntemleri uygulanabilir.

- IEA tarafından gerçekleştirilen TIMSS çalışmalarından, Türkiye 8. Sınıf fen bilimleri örnekleminden 2011, 2015 ve 2019 yıllarına ait veriler kullanılmıştır. Gerçekleştirilecek çalışmalarda 8. Sınıf düzeyinde matematik alanında olmak üzere, 4. Sınıf düzeyinde her iki alanda da çalışmalar yapılabilir.
- TIMSS uluslararası alanda yapılan bir çalışma olduğundan, diğer ülkeler içinde makine öğrenmesi yöntemleri kullanılarak öğrenci başarısını etkileyen faktörler bulunabilir.
- Uluslararası sınavlardaki başarıyı arttırmak için öğrencinin motivasyonunun artırılması, ailelerin eğitime olan önem düzeylerinin artırılması, öğretmen ve okul müdürlerinin mesleki anlamda kendilerini daha da geliştirmeleri ve okulların fiziksel durumlarında iyileştirmeler yapılabilir.
- TIMSS Türkiye çalışmasına tüm bölgelerden katılım sağlanmaktadır. Bu bağlamda kırsal ve kentsel bölgelerdeki öğrencilerin eğitim alma haklarını eşitleyecek projeler geliştirilerek, okul kaynakları zenginleştirilebilir.
- Öğrenci ve öğretmenler için okul güvenliğinden endişe etmeden iletişim kurabilecekleri bir okul ortamı sağlanmalıdır.
- Bu çalışmada öğrenci, ev ve okul bağlamındaki anketlerde uygulanan değişkenlerden madde yanıt teorisi ile geliştirilen ölçekler ile makine öğrenmesi yöntemleri kullanılarak öğrenci başarısı tahmin edilmeye çalışılmıştır. Gelecek çalışmalarda diğer değişkenlerde kullanılarak çalışmalar yapılabilir. Ayrıca başarılı olan ülkeler ve Türkiye ile aynı başarı sıralamasına yakın ülkeler arasında da bu yöntemler kullanılarak kıyaslamalar yapılabilir.
- Eğitimciler, sosyologlar ve eğitim alanındaki politika yapıcılar, öğretim programlarını geliştirirken yaş ve gelişim alanına uygun olarak hedeflenen kazanımları belirleyebilir ve bu sayede öğrencinin özgüvenlerinde artış sağlayabilir.
- Fen bilimleri eğitim kitaplarındaki konular, öğrencinin günlük hayat ile daha iyi bağdaştırabileceği şekilde revize edilebilir.

- Türkiye son yıllarda 8. Sınıf düzeyinde fen başarısını olumlu yönde arttırmıştır. Bu artışa bölge bazındaki başarının artmasının katkısı olduğu görülmektedir. Türkiye'nin fizik ve kimya alanlarında başarı ortalaması daha yüksek, biyoloji ve canlı bilimlerinde daha düşüktür. Bu sonuç doğrultusunda başarı ortalaması düşük olan alanlara destek eğitimler uygulanabilir.
- TIMSS çalışmasına katılan ve en başarılı olan ülkelerin ünite ve konuları, Türkiye için değerlendirilmeye alınıp öğretim programları güncellenebilir.

KAYNAKÇA

Abazaoğlu, İ., & Taşar, M. F. (2016). Fen Bilgisi Öğretmen Özelliklerinin Öğrenci Fen Başarısı İle İlişkisi: TIMSS 2011 Verilerine Göre Bir Durum Analizi. Elementary Education Online.

Aktaş, I. (2011). TIMSS 2007 Verilerine Göre Öğrencilerin Fen Başarısı İle Öğretmenlerinin Özellikleri Arasındaki İlişkinin İncelenmesi. Yüksek Lisans Tezi.

Aktaş, S. (2022). Lojistik Regresyon Analizi ve Makine Öğrenmesi AIgoritmaları ile Prostat Kanseri Risk Faktörlerinin Belirlenmesi Üzerine Bir Çalışma. Doktora Tezi.

Arifoğlu, A. (2019). Öğrenci Başarısına Okul Etkisinin Araştırılması: TIMSS 2015 Türkiye Verisine Göre Çok Düzeyli Bir Analiz . Doktora Tezi.

Aslan, F. (2005). Türkiye ve Singapur Fen Bilgisi Öğretim Programlarının TIMMS-R'ye Göre Karşılaştırılması . Yüksek Lisans Tezi.

Aydoğan, M., & Karcı, A. (2018). Meslek Yüksekokulu Öğrencilerinin Başarı Performanslarının Makine Öğrenmesi Yöntemleri ile Analizi.

Batı, E. (2021). TIMSS 2019 Uygulamasına Katılan Öğrencilerin Matematik Başarılarının Aile Katılımı Değişkenlerine Göre Yordanması. Yüksek Lisans Tezi.

Bayırlı, E. (2023). Uluslararası Öğrenci Değerlendirme Programı 2018 Matematik ve Fen Başarılarında Ülkeler Arası Karşılaştırmaların Makine Öğrenmesi Yöntemleri ile İncelenmesi. Doktora Tezi.

Breiman, L. (2001). Random forests. Machine learning.

Bütüner, S. Ö., & Güler, M. (2017). Gerçeklerle Yüzleşme: Türkiye'nin TIMSS Matematik Başarısı Üzerine Bir Çalışma . Bayburt Eğitim Fakültesi Dergisi.

Coşkun, B. (2021). Öğrenci ve Okul Özelliklerinin TIMSS 2015 Fen ve Matematik Başarısına Etkisi. Doktora Tezi.

Cristobal, R., & Vertura, S. (2013). Data mining in education.

Çamoğlu, K. (2023). Python Tabanlı Algoritma.

Çiftçi, F., Kaleli, C., & Günal, S. (2018). Öznitelik Seçme ve Makine Öğrenmesi Yöntemleriyle Eğitmen Performansının Tahmin Edilmesi. Anadolu Journal of Educational Sciences International, 419-440.

Depren, S., Aşkın, Ö., & Öz, E. (2017). Identifying the Classification Performances of Educational Data Mining Methods: A Case Study for TIMSS. Kuram ve Uygulamada Eğitim Bilimleri.

Elalmış, S., Demirkıran, F., & Doğan, E. E. (2023). Matematik Dersine Yönelik Tutum ile Başarı Arasındaki İlişki: Bir TIMSS Çalışması. Edebiyat Dilbilim Eğitim ve Bilimsel Araştırmalar Dergisi.

Explore the Institute of Education Sciences. (2024). 2024 tarihinde https://ies.ed.gov/. adresinden alındı

Filiz, E. (2019). Makine Öğrenmesi Yöntemleri ve Eğitim Verisi Üzerine Bir Uygulama: Uluslararası Matematik ve Fen Eğilimleri Araştırması 2015 Türkiye Örneği. Doktora Tezi.

Genç, M., Söğüt, S., & Güven, U. (2021). Fen Bilimleri Dersinde Tablet ve Bilgisayar Kullanımının Öğrenci Başarısı ile İlişkisi: Bir TIMSS Çalışması. Bolu Abant İzzet Baysal Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi, 994-1005.

Gök, M. (2017). Makine Öğrenmesi Yöntemleri İle Akademik Başarının Tahmin Edilmesi. Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi, 139-148.

Guiseppe, B. (2017). Machine learning algorithms.

Güngör, M., & Bekmezci, S. (2023). Fen Başarısı Açısından Okullar Arası Farklar: TIMSS 2019.

https://scikit-learn.org/stable/modules/permutation_importance.html. (2024). Mayıs 2024 tarihinde https://scikit-learn.org/. adresinden alındı

https://timss.meb.gov.tr/. (2024).

https://www.ibm.com/topics/random-forest. (2024). Mayıs 2024 tarihinde https://www.ibm.com/. adresinden alındı

International Association for the Evaluation of Educational Achievement. (2024). 2024 tarihinde https://www.iea.nl/studies/iea/timss: https://www.iea.nl/studies/iea/timss adresinden alındı

İpekçioğlu Önal, S. (2015). TIMSS 2011 Ülkeler Arası Karşılaştırmalar: 8. Sınıf Öğrencilerin Fen Başarısı ve Fene Yönelik Tutumu İle Öğretmen ve Öğrenci Özellikleri Arasındaki İlişki . Doktora Tezi.

Kahraman, N. (2014). Öğrenci Katılımı ve TIMSS 2011 Fen Başarısı Arasındaki İlişkinin Sınıflara Göre Karşılaştırılması.

Kızılaslan, B., & Yeşilyurt, E. (2021). Sekizinci sınıf öğrencilerinin fen bilimleri dersi akademik başarısının yordayıcısı olarak öğrenme ihtiyacı, fen öğrenimine yönelimleri ve genel öğretim ilkelerinin kullanılma durumu. Turkish academic studies, 13-37.

Koç, O. (2019). 4.VE 8. Sınıf Öğrencilerinin TIMSS 2015 Matematik Başarısını Yordayan Değişkenlerinin Belirlenmesi. Yüksek Lisans Tezi.

Korkmaz, F. (2012). Bazı Faktörlerin Türkiye'nin Sekizinci Sınıf Öğrencilerinin Fen Bilgisi Başarısına Katkısı: TIMSS 2007 . Yüksek Lisans Tezi.

MEB TIMSS 2011 Ulusal Matematik ve Fen Raporu: 8. Sınıflar. (2014). Mayıs 2024tarihinde https://timss.meb.gov.tr/TIMSS_2011_Türkiye_Ön_Raporu. adresinden alındı

MEB TIMSS 2015 Türkiye Ön Raporu. (2016). Mayıs 2024 tarihinde https://www.meb.gov.tr/TIMSS_2015_Türkiye_Ön_Raporu. adresinden alındı

MEB TIMSS 2019 Türkiye Ön Raporu. (2020). Mayıs 2024 tarihinde https://timss.meb.gov.tr/TIMSS_2019_Türkiye_Ön_Raporu. adresinden alındı

Özdemir, E. (2003). Modeling of the Factors Affecting Science Achievement of Eighth Grade Turkish Students Based on the Thırd International Mathematics and Science Study – Repeat (TIMSS - R) Data.

Pektaş, M. (2010). UIuslararası Matematik ve Fen Bilimleri Eğilimleri Çalışması (TIMSS) Verilerine Göre Türkiye Örnekleminde Fen Bilimleri Başarısını Etkileyen Bazı Değişkenlerin İncelenmesi. Yüksek Lisans Tezi.

Sarı, M. H., Arıkan, S., & Yıldızlı, H. (2017). 8. Sınıf Matematik Akademik Başarısını Yordayan Faktörler TIMSS 2015. Eğitimde ve Psikolojide Ölçme ve Değerlendirme Dergisi, 246-265.

Sarıer, Y. (2020). TIMSS Uygulamalarında Türkiye'nin Performansı ve Akademik Başarıyı Yordayan Değişkenler. Temel Eğitim Dergisi .

Soysal, S. (2019). Evdeki Öğrenme Kaynakları ve Okul Öncesi Eğitim Almanın TIMSS 2015 Matematik ve Fen Bilimleri Performansı Üzerindeki Etkisi. Academy Journal of Educational Sciences, 101-113.

Suna, E., & Özer, M. (2021). Türkiye'de Sosyoekonomik Düzey ve Okullar Arası Başarı Farklarının Akademik Başarı ile İlişkisi. Eğitimde ve Psikolojide Ölçme ve Değerlendirme Dergisi, 54-70.

Şahin, S. (2021). Makine Öğrenmesi Yöntemleri ile Ortaokul Öğrenci Başarılarının Tespiti ve Bir Uygulama. Yüksek Lisans Tezi.

Şimşek Turfan, M. (2019). Ortaokul Fen Bilimleri Derslerinde ve TIMSS Sınavında Sorulan Fen Bilimleri Sorularının Karşılaştırılması. Yüksek Lisans Tezi.

Taya, Ö. (2022). Destek Vektör Makineleri ve Lojistik Regresyon Yöntemi ile Sınıflandırma: Türkiye' nin İthalat ve İhracat Örneği. Yüksek Lisans Tezi.

Tosunoğlu, E., Yılmaz, R., Özeren, E., & Sağlam, Z. (2021). Eğitimde Makine Öğrenmesi: Araştırmalardaki Güncel Eğilimler Üzerine İnceleme.

Uzun, N. B. (2008). TIMSS-R Türkiye Örnekleminde Fen Başarısını Etkileyen Değişkenlerden Cinsiyetler Arası Değişmezliğinin Değerlendirilmesi. Yüksek Lisans Tezi.

Ünlü, Y. (2019). 2011 Yılı 8. Sınıf TIMSS Fen Bilimleri Sorularının Öğretmen Görüşlerine Göre Değerlendirilmesi . Yüksek Lisans Tezi.

Üstün, N. (2021). TIMSS 2015 Verisine Dayalı Olarak Öğrencilerin Fen Başarısını Etkileyen Faktörlerin İncelenmesi. Yüksek Lisans Tezi.

Yatağan, M. (2014). Fen ve Teknoloji Dersi Öğretim Programının Öğrenci ve Öğretmen Özelliklerine Göre Değerlendirilmesi: TIMSS 2007 ve 2011 Verileri ile Bir Durum Analizi . Doktora Tezi.

Yetişir, M. İ. (2014). Türkiye'de Sekizinci Sınıf Öğrencilerinin Fen Başarısına Öğrenci ve Sınıf Faktörlerinin Çok Düzeyli Etkileri.

Yoo, J. (2018). TIMSS 2011 Student and Teacher Predictors for Mathematics Achievement Explored and Identified via Elastic Net.

Yumak, B. (2011). Elektronik Postaların Ayrıştırılmasında Naive Bayesian ve Bulanık Mantık Yöntemlerinin Karşılaştırılması. Yüksek Lisans Tezi.

Zilyas, D., & Yılmaz, A. (2023). Makine Öğrenmesi Yöntemleri İle Eğitim Başarısının Tahmini Modeli. DUJE (Dicle University Journal of Engineering), 437-447.

TEZDEN ÜRETİLMİŞ YAYINLAR

Konferans Bildirileri

1. Bayrak Bektaş, A., & Öz, E. (2024). Uluslararası Matematik ve Fen Eğilimleri Araştırması 2019 için Türkiye Fen Başarısının Analizinde Makine Öğrenmesi Yöntemlerinin Kullanılması. 3. Uluslararası Sosyal ve Beşeri Bilimlere Multidisipliner Yaklaşımlar Kongresi (s. 77-81). İstanbul: https://www.smykongresi.org/.