



HACETTEPE ÜNİVERSİTESİ EĞİTİM BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

Eğitim Bilimleri Ana Bilim Dalı
Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme Bilim Dalı

HLM VE YSA YÖNTEMLERİNİN PISA 2018 OKUDUĞUNU ANLAMA BECERİLERİNİ YORDAMA
DÜZEYLERİNİN İNCELENMESİ

Eda AKDOĞDU YILDIZ

Doktora Tezi

Ankara, 2022

Liderlik, arařtırma, inovasyon, kaliteli eđitim ve deđiřim ile

Daha ileriye ... En İyiyeye ...



HACETTEPE ÜNİVERSİTESİ EĞİTİM BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

Eğitim Bilimleri Ana Bilim Dalı

Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme Bilim Dalı

HLM VE YSA YÖNTEMLERİNİN PISA 2018 OKUDUĞUNU ANLAMA BECERİLERİNİ YORDAMA
DÜZEYLERİNİN İNCELENMESİ

INVESTIGATION OF PREDICTION ACCURACY OF HLM AND ANN METHODS ON PISA 2018
READING LITERACY

Eda AKDOĞDU YILDIZ

Doktora Tezi

Ankara, 2022

Öz

Bu arařtırmada Uluslararası Öğrenci Deęerlendirme Programı (PISA) 2018 uygulamasında öğrencilerin okuduęunu anlama becerisini tahmin etmede hiyerarşik lineer modelleme ve yapay sinir aęları tahmin yöntemlerinin karşılaştırılması amaçlanmaktadır. Bu amaç doğrultusunda; öğrencilerin PISA okuduęunu anlama beceri puanlarının birey ve okul düzeyinde nasıl tahmin edildięi, tahmin etmede kullanılan yapay sinir aęı ve hiyerarşik lineer modellemenin açıklanan varyans ve hata deęerlerinin belirlenmesi planlanmaktadır. Çalışmanın türü, baęımlı ve baęımsız deęişkenler arasında ilişkilerin bulunduęu modellerin kurulmasından dolayı bir yönüyle ilişkisel arařtırma değildir. Diğer bir yönüyle ise çalışmada örnekleme alınan her ülke için iki yöntemle analizler gerçekleştirilip elde edilen sonuçların açıklanan varyans ve hata deęerleri açısından karşılaştırıldıęı bir çalışmadır. Bu arařtırmada eğitim alanında yeni yeni kullanılmaya başlanan veri madencilięi yöntemlerinden yapay sinir aęları (YSA) ve hiyerarşik lineer modelin (HLM) nasıl performans gösterdięine ilişkin bulgular elde edilmiştir. HLM'in çok düzeyleri verilerin analizinde YSA'ya göre kullanılan veri setinde daha düşük hata ve daha yüksek R^2 ile tahminleme sürecini yürüttüęü belirlenmiştir. Ayrıca HLM deęişkenlerin yordama düzeyi ve modelde yer alan deęişkenler tarafından açıklanmayan varyans hakkında YSA'ya göre daha fazla bilgi sunmaktadır. Bu sebeple çalışmada okuduęunu anlama becerisini etkileyen deęişkenleri incelemek için HLM analizi kullanılmıştır. Sonuç olarak modele eklenen birey düzeyi ve okul düzeyi deęişkenlerinin okuduęunu anlama becerisi üzerinde istatistiksel olarak anlamlı etkisi olduęu görülmüştür. Okuduęunu anlama becerisi üzerinde okuldaki eğitimsel materyal eksiklięi negatif yönlü etkiye sebep olurken ekonomik-sosyal-kültürel durum, üstbiliş stratejileri, sınıftaki disiplin iklimi, öğretmen desteęi, öğretmen yönlendirmeli öğretim, personel eksiklięi deęişkenleri pozitif yönlü etkisi olduęu tespit edilmiştir. Elde edilen sonuçlar genel olarak literatürde yer alan benzer çalışmalarla uyum göstermektedir.

Anahtar sözcükler: hiyerarşik lineer modelleme, veri madencilięi, yapay sinir aęları, okuduęunu anlama, PISA

Abstract

In this research, it is aimed to compare hierarchical linear modeling and artificial neural network estimation methods in predicting students' reading literacy in the Program for International Student Assessment (PISA) 2018 application. In accordance with this purpose; It is planned to determine how students' PISA reading literacy scores are estimated at the individual and school level, and the explained variance and error values of the artificial neural network and hierarchical linear modeling used in estimation. The type of study is, in a way, relational research because of the establishment of models in which there are relationships between dependent and independent variables. On the other hand, it is a study in which analyzes are carried out with two methods for each country sampled in the study and the results obtained are compared in terms of the explained variance and error values. In this research, findings about how artificial neural networks (ANN) which is a data mining method that has just started to be used in the field of education, and hierarchical linear modeling (HLM) perform. It has been determined that HLM carries out the estimation process with lower error and higher R^2 in the data set used in the analysis of multi-level data compared to ANN. In addition, HLM provides more information about the predictive level of the variables and the variance that is not explained by the variables in the model compared to ANN. For this reason, HLM analysis was used to examine the variables that affect reading literacy in the study. As a result, it was seen that the individual level and school level variables added to the model had a statistically significant effect on reading comprehension achievement. While lack of educational material at school cause negative effects on reading literacy, it has been determined that economic-social-cultural situation, metacognitive strategies, disciplinary climate in the classroom, teacher support, teacher-directed instruction, and staff shortage variables have positive effects. The results obtained are generally in agreement with similar studies in the literature.

Keywords: hierarchical linear modeling, data mining, artificial neural networks, reading comprehension, PISA

Teşekkür

Doktora ders sürecimde R yazılımı ile tanışmamı ve bu sayede eğitim aldığım bu alana daha çok bağlanmamı sağlayan sevgili danışmanım Doç. Dr. Kübra ATALAY KABASAKAL'a, tez sürecimde de her an ulaşılabilir olduğu, tüm sorularımı yanıtladığı ve sorularıma cevap bulmamda yol gösterdiği için sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

Ayrıca tez sürecimde zorlandığım zamanlarda verdikleri öneriler ile yoluma ışık tutan kıymetli hocalarım Prof. Dr. Cem Oktay GÜZELLER ve Prof. Dr. Burcu ATAR'a çok teşekkür ederim.

Doktora ders dönemimde alanımızda gelişmemizi sağlamak için her türlü desteği sağlayan Prof. Dr. Nuri DOĞAN, Prof. Dr. Hülya KELECİOĞLU ve Prof. Dr. Selahattin GELBAL'a teşekkürü borç bilirim.

Tez sürecinde stresimi azaltan ve hiçbir konuda desteğini esirgemeyen kıymetli meslektaşlarıma başta kardeşim bildiğim Arş. Gör. Mehmet Can DEMİR'e ve sevgili dostlarım Arş. Gör. Betül ÇİMENLİ, Arş. Gör. Dilek AYDIN ve Arş. Gör. Havva Nur TAŞ'a sevgi dolu teşekkürlerimi sunarım.

Özellikle bu alanda devam edebilmem için bana güç veren değerli hocalarım Doç. Dr. Beyza AKSU DÜNYA ve Dr. Öğr. Üyesi Sema SULAK GÜZEY'e çok çok teşekkür ederim.

En özel teşekkürlerimi ise bugünlere gelmemde büyük fedakarlıklar gösteren canım annem Semiha AKDOĞDU'ya ve hayatıma girdiği andan beri her anımı güzelleştiren, beni her alanda destekleyen, yücelten, bu süreçte yanımda olduğu için sonsuz şükrettiğim ve tezimin bitişindeki gizli kahramanım kıymetli eşim Hüseyin YILDIZ'a sunuyorum.

Canım anneme ve sevgili eşime...

İçindekiler

Öz.....	ii
Abstract.....	iii
Teşekkür.....	iv
Tablolar Dizini.....	viii
Şekiller Dizini.....	x
Simgeler ve Kısaltmalar Dizini.....	xi
Bölüm 1 Giriş.....	1
Problem Durumu.....	1
Araştırmanın Amacı ve Önemi.....	11
Araştırma Problemi.....	13
Sayıtlılar.....	13
Sınırlılıklar.....	14
Tanımlar.....	14
Bölüm 2 Araştırmanın Kuramsal Temeli ve İlgili Araştırmalar.....	15
Okuduğunu Anlama Becerisi.....	15
Çok Düzeyli Modelleme Yöntemleri.....	20
Veri Madenciliği Yöntemleri.....	26
Okuduğunu Anlama Becerisi ile İlgili Araştırmalar.....	37
Hiyerarşik Lineer Model ile İlgili Araştırmalar.....	39
Veri Madenciliği ve Yapay Sinir Ağları ile İlgili Araştırmalar.....	41
Bölüm 3.....	45
Yöntem.....	45
Araştırmanın Evreni ve Örnekleme.....	45
Verilerin Elde Edilmesi.....	46
Veri ve Bağımlı-Bağımsız Değişkenler.....	47
Verilerin Analizi.....	56
Bölüm 4 Bulgular ve Yorumlar.....	73

Yapay Sinir Ağları Analiz Yönteminin Yordama Performansına İlişkin Bulgular	73
Hiyerarşik Lineer Model Analiz Yönteminin Yordama Performansına İlişkin Bulgular.....	78
Analizlerden Elde Edilen Açıklanan Varyans Ve Hata Değerlerine İlişkin Bulgular	84
Yordayıcı Değişkenlerinin Finlandiya, Kosova ve Türkiye'deki Öğrencilerinin Okuduğunu Anlama Beceri Düzeyine İlişkin Bulgular	89
Bölüm 5 Sonuç, Tartışma ve Öneriler	104
Kaynaklar	117
EK-A: Yapay Sinir Ağları Ağırlık Değerleri.....	cxxxii
EK-B: Rastgele Katsayı Modeli Sabit Etkiler Sonuçları	cxxxiii
EK-C: Bağımlı Değişken Olarak Eğitim ve Kesişim Modeli Sabit Etkiler Sonuçları	cxxxiv
EK-Ç: Etik Komisyonu Onay Bildirimi	cxxxvi
EK-D: Etik Beyanı.....	cxxxvii
EK-E: Yüksek Lisans/Doktora Tez Çalışması Orijinallik Raporu	cxxxviii
EK-F: Thesis/Dissertation Originality Report	cxxxix
EK-G: Yayımlama ve Fikrî Mülkiyet Hakları Beyanı	cxl

Tablolar Dizini

Tablo 1 <i>PISA 2018 Okuma Becerileri Yeterlik Düzeyleri</i>	3
Tablo 2 <i>PISA 2018 Uygulamasında Okuduğunu Anlama Becerisini Etkileyen Değişkenler</i>	17
Tablo 3 <i>Bilişsel Süreçler ve Metin Kaynağına Göre Görevlerin Yaklaşık Dağılımı</i>	19
Tablo 4 <i>Yapay Sinir Ağları Türlerinin Sınıflandırılması</i>	32
Tablo 5 <i>Aktivasyon Fonksiyonları</i>	36
Tablo 6 <i>Ülkelere ve Tüm Veri Setine Göre Değişkenlere Ait Ortalama ve Standart Sapma Değerleri</i>	46
Tablo 7 <i>ESCS'nin Göstergeleri</i>	50
Tablo 8 <i>UNDREM Ölçeği</i>	51
Tablo 9 <i>METASUM Ölçeği</i>	52
Tablo 10 <i>METASPAM Ölçeği</i>	52
Tablo 11 <i>DISCLIMA Ölçeği</i>	53
Tablo 12 <i>DIRINS Ölçeği</i>	54
Tablo 13 <i>STIMREAD Ölçeği</i>	54
Tablo 14 <i>STAFFSHORT ve EDUSHORT Ölçeği</i>	55
Tablo 15 <i>Bağımsız Değişkenlerin Okuduğunu Anlama Becerisi Üzerine Etkisi</i>	56
Tablo 16 <i>Temizlenmiş Veri Setine Ait Bilgiler</i>	58
Tablo 17 <i>Tekrar Temizlenmiş Veri Setine Ait Bilgiler</i>	58
Tablo 18 <i>Nihai Veri Setine Ait Bilgiler</i>	61
Tablo 19 <i>Düzy 1 Varyanslarının Homojenliği</i>	68
Tablo 20 <i>Yordayıcı Değişkenlerinin Pearson Korelasyon Matrisi</i>	72
Tablo 21 <i>Eğitim ve Test Veri Setleri İçin Yapay Sinir Ağı Hata ve Açıklanan Varyans Sonuçları</i> ...	75
Tablo 22 <i>Tüm Veri Seti İçin Yapay Sinir Ağı Hata ve Açıklanan Varyans Sonuçları</i>	76
Tablo 23 <i>Rastgele Etkiler ANOVA Modeli Sonuçları</i>	78
Tablo 24 <i>Rastgele Katsayı Modeli Sonuçları</i>	80
Tablo 25 <i>Bağımlı Değişken Olarak Kesişim ve Eğitim Modeli Sonuçları</i>	82
Tablo 26 <i>Hiyerarşik Lineer Modelleme Hata ve Açıklanan Varyans Sonuçları</i>	83
Tablo 27 <i>HLM ve YSA Ait Hata ve Açıklanan Varyans Sonuçları</i>	84
Tablo 28 <i>YSA Modelinde Değişkenler Çıkarıldığında Elde Edilen Hata ve Açıklanan Varyans Sonuçları</i>	85
Tablo 29 <i>HLM Modelinde Değişkenler Çıkarıldığında Elde Edilen Hata ve Açıklanan Varyans Sonuçları</i>	86
Tablo 30 <i>Bağımsız Değişkenlere İlişkin Betimsel İstatistikler</i>	90
Tablo 31 <i>Rastgele Etkiler ANOVA Modeli Sonuçları</i>	91
Tablo 32 <i>Bağımlı Değişken Olarak Ortalamalar Modeli Sonuçları</i>	92
Tablo 33 <i>Rastgele Katsayı Modeli Sonuçları</i>	94
Tablo 34 <i>Rastgele Katsayı Modeli İçin Kesişim ve Eğitim Değerleri İçin Güvenirlik Katsayıları</i>	97
Tablo 35 <i>Bağımlı Değişken Olarak Kesişim ve Eğitim Modeli Sonuçları</i>	98

Tablo 36 <i>Bağımlı Değişken Olarak Kesişim ve Eğim Modeli İçin Kesişim ve Eğim Değerleri İçin Güvenirlik Katsayıları</i>	102
Tablo 37 <i>Tüm Modeller İçin Sapma Değerleri</i>	102

Şekiller Dizini

Şekil 1	Veri Bilimi Süreci.....	7
Şekil 2	Yapay Zekâ, Makine Öğrenme ve Derin Öğrenme Arasındaki İlişki	27
Şekil 3	Veri Madenciliğinde Veri Hazırlama Süreci	29
Şekil 4	Sinir Ağlarında Veri Hazırlama Süreci	30
Şekil 5	Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağı Modeli.....	31
Şekil 6	Basit Bir Yapay Sinir Ağı Hücre Yapısı	34
Şekil 7	Değişkenlere Göre Ülke Bazında Kayıp Veri Yüzdesi	59
Şekil 8	Boruta Özellik Seçim Yöntemine Göre Değişkenlerin Önem Düzeyi	63
Şekil 9	Artıkların Normal P-P Grafiği	67
Şekil 10	Artıkların normal Q-Q grafiği.....	67
Şekil 11	Artıkların Histogram Grafiği	68
Şekil 12	Mahalanobis Uzaklıklarının Ki-Kare Dağılım Grafiği	69
Şekil 13	Kesişim ve Eğim Modellerinin Q-Q Grafiği	70
Şekil 14	Yapay Sinir Ağı Modeli.....	74
Şekil 15	Ağırlıkların Görselleştirildiği Yapay Sinir Ağı Modeli.....	75
Şekil 16	YSA'ya Ait Hata Değerleri Saçılım Grafiği.....	87
Şekil 17	HLM'ye Ait Hata Değerleri Saçılım Grafiği.....	88
Şekil 18	YSA ve HLM'ye İlişkin Mutlak Hata Saçılım Grafiği.....	89
Şekil 19	Varsayımsal Gruplara Ait Gözlem Grafiği.....	106

Simgeler ve Kısaltmalar Dizini

OECD: Organisation for Economic Cooperation and Development (Ekonomik Kalkınma ve İşbirliği Örgütü)

PISA: Programme for International Student Assessment (Uluslararası Öğrenci Değerlendirme Programı)

HLM: Hiyerarşik Lineer Modelleme

VM: Veri Madenciliği

YSA: Yapay Sinir Ağları

ME: Ortalama Hata-Mean Error

MAE: Ortalama Mutlak Hata-Mean Absolute Error

RAE: Göreceli Mutlak Hata-Relative Absolute Error

RMSE: Ortalama Hataların Kare Kökü-Root Mean Square Error

ESCS: Ekonomik, Sosyal ve Kültürel Durum (en yüksek ebeveyn mesleği, ebeveyn eğitimi ve ev eşyaları değişkenlerinden oluşmaktadır)

UNDREM: Öğrencilerin Okuduğunu Anlama ve Hatırlama Becerisi

METASUM: Öğrencilerin Metni Özetleme Becerisi

METASPAM: Öğrencilerin Metinde Yer Alan Bilgilerin İçeriğini ve Güvenirliğini Değerlendirebilme Becerisi

DISCLIMA: Sınıftaki Disiplin İklimi

DIRINS: Öğretmen Yönlendirmeli Öğretim

STIMREAD: Öğretmenin Öğrencileri Okuma Katılımı ve Okuma Becerilerini Geliştirmeye Teşvik Etmesi

EDUSHORT: Okuldaki Eğitimsel Materyal Eksikliği

STAFFSHORT: Okuldaki Personel Eksikliği

Bölüm 1

Giriş

Bu bölümde çalışmanın gerekçesini oluşturan problem durumu, araştırmanın amacı, araştırmanın önemi, alt problemler, sayıtlar ve sınırlılıklar yer almaktadır.

Problem Durumu

Günümüzde bilgiye ulaşma, işleme ve değerlendirmenin teknolojik, bilimsel ve ekonomik bakımdan sağlayacağı gelişmeye vurgu yapılmaktadır (Akkoyunlu, 2008). Temel dil becerileri bakımından okuma ise bilgi edinme yolları içinde önemli bir yere sahiptir. Okuma, yazılı metinlerden anlam oluşturma sürecidir. Birbiriyle ilişkili bilgi kaynaklarının koordinasyonunu gerektiren karmaşık bir beceridir (Anderson vd., 1988). Sonucunda ise öğrenme gerçekleşir. Dolayısıyla bireyin okuduğunu anlamasının önemi ortaya çıkmaktadır. Yalnızca sayı ve sembolleri seslendirerek okuma yapmak bilgiye ulaşma, işleme ve değerlendirmek için tamamen yetersiz kalacaktır (Çelenk, 2003). Okuduğunu anlama, yazılı bir materyalden anlam çıkarmayı ve ayrıntıları kavramayı gerektiren, metindeki bilgiler ve okuyucunun verilen mesajı mantıksal olarak yapılandırdığı üst düzey bir anlama sürecidir (Rose vd., 2000; Radoyevic, 2006). Okuduğunu anlama becerisi ilkokuldan başlayarak yaşamın her döneminde geliştirilebilir bir yapıya sahiptir. Bu sebeple bireylerin okuduğunu anlama beceri düzeyleri/başarıları tespit edilerek bu alanda gelişmeye ihtiyacı olan bireylere yönelik çalışmalar yapılması oldukça önem taşımaktadır.

Ekonomik Kalkınma ve İşbirliği Örgütü (Organisation for Economic Cooperation and Development-OECD) tarafından 15 yaş grubu öğrenciler uluslararası düzeyde okuma, matematik ve fen okuryazarlığı bakımından PISA (Programme for International Student Assessment) uygulaması ile değerlendirilmektedir. Değerlendirme sürecinde ise bireylerin okuryazarlık düzeylerini etkileyebilecek duyuşsal, sosyal, kültürel, ekonomik ve demografik faktörlere ilişkin veriler de elde edilmektedir. PISA uygulamasından elde edilen verilerle ise

bireylerin bilişsel becerilerini etkileyen değişkenleri belirleyerek bu yönde programlar, eğitim öğretim faaliyetleri ve diğer çalışmaların düzenlenebilmesi için fırsat sunmaktadır.

PISA uluslararası ölçekte her üç yılda bir uygulanan izleme çalışmasıdır. İlk uygulamasında okuma becerilerini ağırlıklı alan olarak seçen ve 2000 yılında gerçekleştirilen PISA çalışmalarına Türkiye 2003 yılından itibaren katılım göstermiştir. Dolayısıyla Türkiye okuma becerilerinin ağırlıklı alan olarak belirlendiği 2009 ve 2018 yıllında öğrencilerin okuduğunu anlama düzeyine ilişkin verilere ulaşılabilmektedir. Türkiye her iki uygulamadan okuma becerileri için sırasıyla 428 ve 466 ortalama puan elde etmiştir. Türkiye iki uygulama arasında okuma becerileri ortalamasını 38 puan artırmış olsa da yine ikinci düzey okuma becerilerine sahip olduğu ortaya konmuştur. İkinci düzeyde bireylerin sahip olduğu beceriler Tablo 1’de tanımlanmaktadır.

Okuma becerileri PISA uygulamasında “bireyin hedeflerine ulaşmak, bilgi ve potansiyelini geliştirmek ve topluma katılmak amacıyla çeşitli şekillerde sunulan metinleri anlaması, kullanması, değerlendirmesi, ilişkilendirmesi ve metinler üzerine derinlemesine düşünmesi” olarak tanımlanmaktadır (OECD, 2019). Tanımlamaya uygun olarak ölçülmek istenen okuma becerileri PISA 2018 uygulamasında; farklı metin türleri, okuyucunun bilişsel süreçleri ve farklı zorluk düzeyinde sorular olmak üzere üç boyutta incelenmiştir. İlk boyut olarak farklı metin türleri, dijitalleşme ile gerçek hayatta karışımıza çıkan çeşitli (kaynağa göre, etkileşim şekline göre, metnin şekline göre; betimleme, hikâye, açıklama, tartışma, yönerge, etkileşim) metin türlerini anlama, yorumlama becerilerini belirlemeye yönelik PISA uygulamasına eklenmiştir. İkinci boyut olan bilişsel süreçler, 2009 PISA uygulamasında “bilgiye ulaşma”, “anlama” ve “değerlendirme ve derinlemesine düşünme” çerçevesinde değerlendirilirken, 2018 uygulamasında “akıcı okuma” bilişsel süreci de eklenmiştir. Böylece okuma becerilerini değerlendirme bakımından kapsam genişletilerek bu beceri düzeylerinin daha iyi tanımlanmasına fırsat sağlanmıştır. PISA uygulamasının son boyutu olan farklı zorluk düzeyindeki maddeler, madde tepki kuramına göre kestirilen yetenekler için hatanın azalmasını sağlamaktadır. Yetenek kestirimindeki standart hatanın mümkün

olduğunca az ve daha az sayıda maddeyle kestirimini sağlamak amacıyla çok aşamalı test uygulaması kullanılmıştır. İki aşamalı olarak düzenlenen bu uygulamada her aşamada bireylerin yetenek düzeyine göre kullanılacak farklı zorluk düzeyinde maddeler yer almıştır.

PISA uygulaması sonucunda öğrencilerin elde ettikleri puanlar, okuma becerileri bakımından OECD tarafından belirttiği sekiz yeterlik düzeyinden hangisinde yer aldığını göstermektedir. Okuduğunu anlama için oluşturulan sekiz yeterlik düzeyi (1a, 1b, 1c, 2, 3, 4, 5, 6) öğrencilerin sahip oldukları alt beceriler belirli kesme puanları ile eşleştirilerek tanımlanmıştır. En düşük düzeydeki öğrencinin kısa ve basit cümlelerin anlamını kavrayabilmesi, sınırlı bir süre içinde açık, basit ve somut amaçlar için okuma yapabilmesi beklenmektedir. En yüksek düzeydeki öğrencinin ise uzun ve soyut metinleri anlayabilmesi, bilgiyi kullanmak için çeşitli ölçütler belirlemesi, benzerlik ve zıtlıkları karşılaştırabilmesi, metin üstünde derinlemesine düşünerek tutarsızlıkları belirleyebilmesi istenmektedir. Tüm düzeylere ilişkin yeterliğe sahip öğrenci davranışları ve alt puan limitleri OECD (2019) tarafından Tablo 1'deki gibi açıklanmıştır (akt. MEB, 2019).

Tablo 1

PISA 2018 Okuma Becerileri Yeterlik Düzeyleri

Alt		
Düzyey	Puan	Yeterlik Düzeyinde Bulunan Öğrencilerin Davranışları
Limiti		
6	698	Bu düzeydeki öğrenciler, istenilen bilginin metin içerisinde saklı olduğu uzun ve soyut metinleri anlayabilirler. Bilginin nasıl kullanılacağına karar vermek için çeşitli ölçütler kullanabilir, bilgilerin benzer ve zıt yönlerini karşılaştırabilir ve bu bilgileri bir araya getirebilirler. Dış ölçütler kullanarak metnin kaynağı hakkında derinlemesine düşünebilirler. Bilginin kaynağı ve geçerliğiyle ilgili ipuçları aracılığıyla metinler arasındaki uyumsuzlukları belirleyebilirler. Metinler arası tutarsızlıkları çözebilir, farklı metinlerdeki bilgilerin benzer ve zıt yönlerini karşılaştırabilirler.

5	626	<p>Bu düzeydeki öğrenciler, uzun metinlerde konuyla ilgili saklı bilgileri bularak bu metinleri kavrayabilirler. Kapsamlı metinlere yönelik derin bir anlayış göstererek farklı akıl yürütme yöntemlerini kullanabilirler. Çeşitli metin veya kaynaklarda yer alan bilgiler ile soru arasında ilişkiyi kurarak soruları cevaplayabilirler. Belli bilgilerden yola çıkarak hipotezler oluşturabilir ya da var olan hipotezlere ilişkin değerlendirme yapabilirler. Karışık ve soyut ifadelerin olduğu durumlarda gerçek ile algı arasındaki ayrımı yapabilirler. Çeşitli ipuçlarından yola çıkarak verilen bilginin kaynağının ya da içeriğinin objektifliğini değerlendirebilirler.</p>
4	553	<p>Bu düzeydeki öğrenciler, bir veya birden çok metinde yer alan uzun paragrafları anlayabilirler. Metni bir bütün olarak ele alarak dile dayalı farklılıkları yorumlayabilirler. Çeşitli kaynaklardan yola çıkarak farklı bakış açılarını karşılaştırabilir ve sonuç çıkarabilirler. Metne yerleştirilmiş bilgileri arayabilir, bu bilgilere ulaşabilir ve bir araya getirebilirler. Bilginin uygunluğunu değerlendirmek için çıkarımlar yapabilirler. Metnin dikkat çekici özelliklerinden yola çıkarak yazarların kendi fikirlerini aktarmak için kullandıkları ifadeleri belirleyebilirler. Çeşitli metinlerde açıkça ifade edilen iddiaları kıyaslayabilir ve kriterlere göre bilgi kaynağının güvenilirliğini değerlendirebilirler.</p>
3	480	<p>Bu düzeydeki öğrenciler, açık şekilde sunulmadığı durumlarda da metnin genel anlamını ifade edilebilirler. Bilgileri derleyebilir, basit ve ileri düzeyde çıkarımlar yapabilirler. Çok uzun olmayan metinlerin ana düşüncesini belirlemek, ilişkileri anlamak, bir kelime veya ifadenin anlamını çıkarmak için metnin farklı bölümlerindeki bilgileri bir araya getirebilirler. Çeşitli kriterlere göre elde edilen bilgiler arasındaki ilişkileri anlayabilirler. Bu düzeydeki öğrenciler, bir veya birkaç metin üzerine derinlemesine düşünebilirler. Sunulan bilgilerden yola çıkarak farklı yazarların bakış açılarını kıyaslayabilirler.</p>
2	407	<p>Bu düzeydeki öğrenciler, orta uzunluktaki metinlerin ana düşüncesini belirleyebilirler. Gerekli bilgilerin açıkça verilmediği durumlarda metnin belirli</p>

		<p>bir bölümündeki ilişkileri anlayabilir ve bir bölümünden anlam çıkarabilirler. Birkaç sayfalık metin içerisinde konu ile ilgili sayfayı bulabilir ve konuyla ilgili düzeylerini artırabilirler. Gerekli bilgilerin açıkça verildiği durumlarda orta uzunluktaki metinlerin genel amacı ve belirli detaylar üzerine derinlemesine düşünebilirler. İddiaları karşılaştırabilir ve bu iddiaları destekleyen düşünceleri belirleyebilirler.</p>
1a	335	<p>Bu düzeydeki öğrenciler, cümlelerin veya kısa paragrafların gerçek anlamını kavrayabilirler. Aşına oldukları konularda yazılmış metinlerin ana fikrini ve yazarın amacını anlayabilirler. Metinde verilen bilgiler arasında veya metinde verilen bir bilgiler ile kendi sahip oldukları bilgiler arasında basit bağlantılar kurabilirler. Birkaç sayfalık metinler içinde ilgili sayfayı bulabilir ve kısa metinlerde yer alan bir bilgilere ulaşabilirler. Bilgilerin açıkça sunulması durumunda metinlerin genel amacı ve nispeten önemli bilgileri üzerinde (metnin ana fikri gibi) derinlemesine düşünebilir.</p>
1b	262	<p>Bu düzeydeki öğrenciler, basit cümlelerin gerçek anlamlarını değerlendirebilirler. Soru ve/veya metindeki bilgiler arasında basit bağlantılar kurarak metinlerin gerçek anlamını yorumlayabilirler. Tek bir cümle, kısa bir metin veya basit bir listede istenen bilgileri tarayabilir ve bulabilirler. Açık bir şekilde istendiğinde birkaç sayfalık metin içerisinde ilgili sayfayı bulabilirler.</p>
1c	189	<p>Bu düzeydeki öğrenciler, kısa ve basit cümlelerin anlamını kavrayabilirler. Sınırlı bir süre içinde açık, basit ve somut amaçlar için okuma yapabilirler.</p>

PISA uygulamasına katılan ülkelerin okuduğunu anlama düzeylerine bakıldığında 555 ortalama puan ile B-S-J-Z (Çin) diğer ülkelere göre en yüksek düzeyde (dördüncü düzey) okuma becerisine sahiptir. PISA teknik raporunda yer alan teknik standartlara uygun diğer 76 ülkenin ise 27'si üçüncü düzeyde, 32'si ikinci düzeyde 17'si 1a düzeyinde yer almaktadır. Bu tablo karşısında tüm ülkelerde okuduğunu anlama düzeylerinin geliştirilmesine ihtiyaç duyulduğu ve ülkelere göre okuduğunu anlama becerisini etkileyen

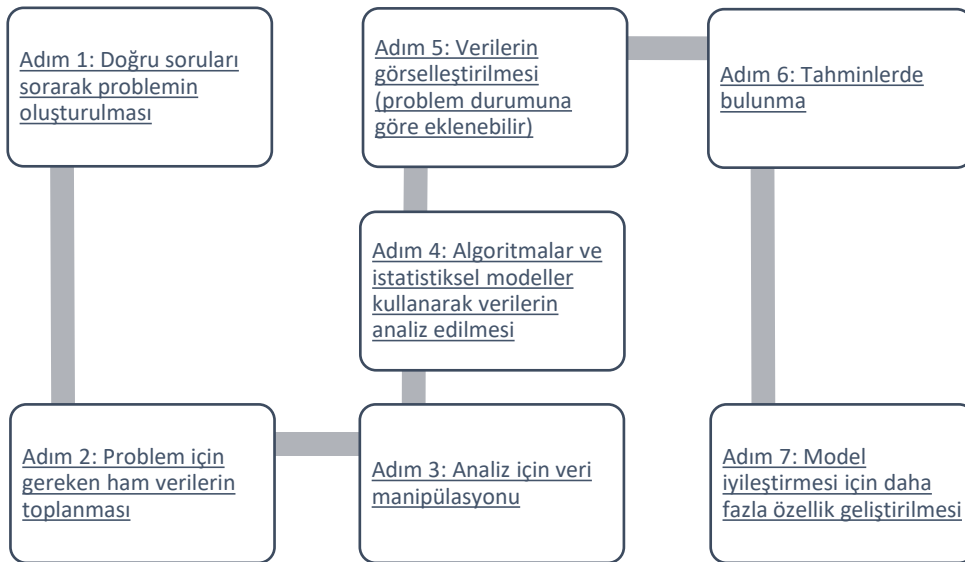
değişkenlerin belirlenerek üzerinde çalışılması gerektiği görülmektedir. PISA 2018 uygulamasına katılmış 79 ülke arasından 40. sırada yer alan Türkiye ise 466 puan ile ikinci düzeyde, OECD ortalamasının (487) altında ve katılımcı ülkelerin ortalamalarının (453) üstünde yer almaktadır. Ülkeler okuduğunu anlama değişkeni bakımından ortalama puanlarına göre sıralandığında Türkiye'nin medyana yakın olduğu görülmektedir. Bu sebeple PISA 2018 uygulamasına katılan ülkeler arasında okuduğunu anlama becerisi bakımından orta düzeyde bir ülke olduğunu söyleyebiliriz. OECD tarafından yapılan bu sıralamaya göre 480 ortalama puanın üzerinde kalanlar üst düzey ve 407 ortalama puanın altında kalanlar ise alt düzeyde ülkeler olarak gruplandırılmaktadır. Üst düzeyde ilk beşte Çin, Singapur, Estonya, Kanada ve Finlandiya, alt düzey son beşte ise Fas, Lübnan, Kosova, Dominik Cumhuriyeti ve Filipinler ülkeleri yer almaktadır. Bu ülkeler arasında Türkiye ($n=6890$, $\bar{X}= 466$) ile benzer örneklem büyüklüğüne sahip ve PISA maddelerini cevaplama oranı en yüksek ülkeler arasında üst ve alt düzeylerde sırasıyla Finlandiya ($n=5649$, $\bar{X}= 520$) ve Kosova ($n=5058$, $\bar{X}= 353$) yer almaktadır.

Okuma becerisini etkileyen değişkenlerin belirlenebilmesi için PISA verileri kullanılmak istendiğinde duyuşsal ve bilişsel ölçmelerin gerçekleştirildiği öğrencilerin sınıf, okul, bölge, ülke gibi vb. organizasyonlar altında yer aldığı bilinmektedir. Literatürde yer alan çalışmalar öğrenci başarısının (becerisinin), çatısında bulunduğu bu değişkenlerden etkilendiğini göstermektedir (Arnold, 1992; Cotton, 1996; Lee & Smith, 1997). Bu sebeple elde edilen verilerin aşamalı olması durumunda çok düzeyli analizlerin kullanılması, bu karmaşık yapıdan kaynaklı yanlış sonuçların oluşmasını engelleyecektir. Ayrıca uluslararası değerlendirmelerden elde edilen veriler, hiyerarşik yapısının yanı sıra çok büyük miktarda olması sebebiyle çeşitli bilgilerin ortaya çıkarılması bakımından derin kaynaklardır. Bu tür veri yapılarının analizinde ekonomi, bilişim, güvenlik, pazarlama vb. birçok alanda olduğu gibi eğitimde de kullanımı hızlı bir artış gösteren veri biliminden destek alınmaktadır. Veri bilimi, verilerden bilgileri çekerek onları eyleme dönüştürme sanatıdır. Bu süreç ham verinin toplanması, hazırlanması ve analizini içerir. Son noktada ise analizlerden elde edilen

sonuçların anlamlandırılarak eyleme dönüştürülmesini kapsamaktadır (Booz Allen Hamilton, 2015). Bir örnek olarak öğrenme yönetim sistemini, yani uzaktan eğitimle verilen bir kursun yönetimi, raporlaştırılması, öğrenciler arası iletişim, içeriğin yayınlanması ve uzaktan değerlendirme yapılmasına destek sağlayan bir yazılım düşünelim. Bu yazılımdan elde edilen veriler arasındaki karmaşık ilişkileri anlayarak kursa ilişkin problemlerin çözümünde bilgi sağlamak ve eğitimi daha da iyileştirmek adına tahminlerde bulunmak, veri biliminin amacını ve sürecini oluşturur diyebiliriz. Bu süreci adımsal olarak Şekil 1'deki gibi ifade edebiliriz.

Şekil 1

Veri Bilimi Süreci



Veri biliminin aşamaları incelendiğinde algoritmalara ve istatistiksel modellere ihtiyaç duyduğu görülmektedir. Yapay zekâ ve onun alt dalları olan makine öğrenme, derin öğrenme algoritmalarını kullanan veri bilimi, istatistiksel modeller ile problem durumlarına ilişkin algoritmaların uyarlamasını ve uygulanmasını sağlamaktadır. Bu sebeple veri biliminin aslında bilgisayar bilimleri (yapay zekâ, makine ve derin öğrenme) ve istatistik üzerine kurulduğunu ifade edebiliriz. "İstatistiksel Öğrenme Teorisi" olarak da ifade edilen istatistik, çözmek istediğimiz problemleri birer istatistiksel modele dönüştürerek optimum

parametreler üzerinden problemlerin çözümüne ulaşmayı hedefler (Bulut, 2018). Veri bilimi, verinin bilgiye dönüştürülmesi ve veriden öğrenme için istatistiğin bir uzantısı ve genişlemesi olan veri madenciliğini kullanmaktadır (Ganesh, 2002; Kuonen, 2004; Zhao, & Luan, 2006). Ayrıca istatistiğin özünde bulunan temel ilkeler, veri hazırlığı ve veri ön işlemlerini içeren veri madenciliği sürecinde kullanılmaktadır.

İstatistikte olduğu gibi veri madenciliği sürecinde çeşitli yöntemler kullanılarak veriler analiz edilmekte ve analize göre veriyi tanımlayan, yorumlanabilir örüntü bulunması ya da tahmin amacıyla var olan verilerden yorum çıkarılması amaçlanmaktadır. Literatürde bir yapay zekâ algoritması olarak da bilinen yapay sinir ağları, veri madenciliğinin tahmin etme için kullanılan yöntemlerinden birisidir. Girdi ve çıktı ilişkisini ifade etmek için doğrusal olmayan haritalama, paralel işleme yöntemini ve sinir ağı yapısını kullanan yapay sinir ağları başlangıçta çok tercih edilmiyordu. Bunun sebepleri arasında sinir ağının karmaşık yapıda olması, yorumlanmasının güç olması ve uzun eğitim süresine sahip olması yer alıyordu. Ancak algoritma ayıklama kurallarının, eğitim algoritmalarının sürekli olarak ilerlemesi ve iyileşmesi, tutarsız ve hatalı verilerde bile yüksek performans sağlaması, düşük hata oranı ile kestirim yapması sebebiyle günümüzde yapay sinir ağları sıklıkla veri madenciliği uygulaması olarak kullanılmaktadır (Ni, 2008).

Hiyerarşik verilerin analizinde araştırmacılar çalışmalarının amaçları doğrultusunda farklı çok düzeyli analizler tercih edebilir. Ancak bilgisayar ve bilişim teknolojilerinin gelişimiyle birlikte hem hiyerarşik hem de çok büyük miktardaki verileri de kullanarak bir araştırma probleminin analizinde uygulanan veri madenciliği yöntemleri araştırmacılara seçenek olmaktadır. Araştırmacılar, çalışmasında kullanmayı tercih edeceği analizlerin sunacağı bilgi ve bu bilginin diğer analizlerle benzerlik ve farklılıklarına ihtiyaç duymaktadırlar. Bu sebeple benzer amaçlarla kullanılacak analizlerin karşılaştırılması büyük önem taşımaktadır. Bu araştırmada ise bireylerin okuduğunu anlama becerilerini etkileyen değişkenlerin yordama düzeyini belirlemek için hiyerarşik verilerde kullanması

uygun olan hiyerarşik lineer modelleme (HLM) ve veri madenciliğinin (VM) altında yer alan yapay sinir ağları (YSA) yöntemlerinin karşılaştırması yapılmıştır.

İstatistik uygulamalarında 1970'lerin başında kullanılmaya başlayan hiyerarşik modeller, eğitim araştırmalarında kullanılmak üzere ilk kez 1980'lerin sonunda geliştirilmiş ve HLM olarak ifade edilmiştir (Toraman, Akay, Özdemir ve Karadağ, 2018). Farklı uzmanlık alanlarında farklı isimlerle (Karma Etkiler Modeli, Rastlantısal Katsayı Regresyon Modeli, Kovaryans Bileşenleri Modeli) bilinen HLM popülarlığını 1990'lı yılların ortalarında kazanmıştır ve 2000'li yıllarda bu durum hızla artış göstermiştir (Twisk, 2006). Günümüzde hiyerarşik yapıdaki verilerin analizinde kullanılan bir diğer analiz yöntemi YSA'nın temelleri ise 1943 yılında, McCulloch ve Pitts'in ilk sinir hücresi modelini oluşturduğu çalışmaya dayanmaktadır. YSA 1980'li yılların ortalarına kadar problemlerin çözümünde yetersiz kalması ve mantıksal hatalar sebebiyle çok yaygınlaşmamıştır. Ancak eğrisel ağların gelişimiyle birlikte YSA'ya olan ilgi artmıştır (Rençber, 2017).

HLM ve YSA analizlerinin uygulanmasında büyük veri setlerine ihtiyaç duyulmaktadır. Ancak bunun yanı sıra getirdiği bazı yöntemsel avantajları bulunmaktadır. Hiyerarşik yapıdaki verilerin çok düzeyli bir yaklaşımla modellenmesi; hiyerarşinin farklı düzeylerindeki yapısal ilişkilerin belirlenmesi, yapının geçerliğinin değerlendirilmesi, standart hataların doğru olarak kestirilmesi gibi birçok avantajı beraberinde getirir. Belirtilen analizlerin birbirine benzerlik ve farklılıkları bulunmaktadır. Bu durum analizlerin birbirinden farklılaşan avantaj ve dezavantajlarını doğurmaktadır. YSA'yı, HLM'den ayıran en önemli farklılardan biri büyük verilerin analizinde varsayımlarının olmamasıdır. YSA'nın getirdiği diğer avantajları da şu şekilde ifade edebiliriz: a) matematik modellemesi olmayan problemleri çözebilmesi, b) doğrusal olmayan problemlere de çözüm üretmesi, c) verilerden öğrenmesi ve öğrendiklerini yeni durumlara uyarlayabilmesi, d) gerçek zamanlı olarak kullanılabilmesi. Bunların yanı sıra dezavantajlarını ise: a) ağ yapısını, katman ve hücre sayısını belirlemek ve eğitim sürecinin sonlandırılması ile ilgili belli kuralların olmaması, b) eğitim verisi iyi örnekler içermediğinde iyi çözüm üretmemesi şeklinde sıralayabiliriz

(Kumova Metin ve Kışla, 2020). Bu farklılıklar göz önüne alındığında aslında avantaj gibi görülen durumların analiz sonuçlarında tahmin başarısını arttırıp attırmadığını ortaya çıkarma amacı çalışmanın önemini arttırmaktadır.

Bir değişkendeki varyansın kaynaklarını açıklamak için farklı istatistiksel yöntemler kullanılmaktadır. Çoklu regresyon ve lojistik regresyon bu amaçla sıklıkla kullanılan istatistik yöntemleridir. Ayrıca tahminleme amacıyla VM algoritmaları da sosyal bilimlerde yeni yeni kullanılmaya başlanmıştır. Bununla birlikte tahminleme için kullanılan algoritmaların performanslarını geleneksel tahminleme yöntemleri ile kıyaslayan çalışmalar da yapılmıştır. VM yöntemlerinden YSA'nın, bilinen regresyon modellerine göre daha iyi performans gösterdiği belirtilmiştir (Noori vd., 2010; Tepehan, 2011; Lin vd., 2012; Rençber, 2017, Aytakin, 2021). Ancak elde edilen bu sonuçlar daha çok tek düzeyli regresyon modelleri ile kısıtlı kalmıştır. HLM gibi çok düzeyli verilerde kullanılan analizlerin YSA ile karşılaştırıldığı çalışmalara az rastlanmıştır. Bu sebeple YSA'nın, tek düzeyli verilerde gösterdiği performansı çok düzeyli veriler için bir eğitim veri setinde de sunup sunmayacağı araştırmacı için ayrıca bir merak konusu olmuştur.

Belirtilen yöntemlerin karşılaştırılması ile eğitim alanında 21. yüzyılda kullanılmaya başlanan VM yöntemlerinden YSA'nın ve ileri istatistik yöntemlerinden HLM'in nasıl performans gösterdiğine ilişkin bulgular elde edilmiştir. Aynı zamanda Finlandiya, Kosova ve Türkiye'de öğrenim gören 15 yaş grubu öğrencilerin okuduğunu anlama becerisini etkileyen değişkenlerin yordama düzeyi belirlenmiştir. Belirtilen ülkelerin bu çalışmada seçilmesi sebepleri ise aşağıda verilmiştir:

-Araştırmacının vatandaşı olduğu ülkenin okuduğunu anlama becerisini arttırmaya yönelik önsel bilgileri ortaya çıkarmak ve 2018 PISA uygulamasına katılan ülkeler arasında orta sıralarda yer aldığı için Türkiye,

-Üst ve alt düzeyde yer alan ülkelerde beceriyi etkileyen değişkenlerin neler olduğunu belirlemek ve PISA örneklemini de temsil edebilmek için ek olarak Finlandiya ve Kosova da seçilmiştir. Ayrıca bu ülkeler Türkiye örneklemine benzer örneklem

büyükliklerine sahiptir ve analiz sonuçlarında örneklem büyüklüğü etkisi oluşturmayacağı düşünülmüş ve tercih edilmiştir.

Araştırmanın Amacı ve Önemi

Bu araştırmada 2018 Uluslararası Öğrenci Değerlendirme Programında (PISA) öğrencilerin okuduğunu anlama becerisini tahmin etmede HLM ve YSA yöntemlerinin karşılaştırılması amaçlanmıştır. Bu amaç doğrultusunda;

- Öğrencilerin PISA beceri durumlarını birey ve okul düzeyinde nasıl tahmin edildiği,
- Tahmin etmede kullanılan yapay sinir ağları ve hiyerarşik lineer modellemedeki tahminleme başarısını gösteren parametrelerin benzerlik ve farklılıkların belirlenmesi amaçlanmaktadır.

Çalışmanın amacı doğrultusunda, çalışmadan elde edilen sonuçlar çok yönlü öneme sahiptir. Bu önem okuma becerisini yordayıcı değişkenleri belirlenmesi ve hiyerarşik veriler için uygun analizlerin karşılaştırılması olarak iki açıdan ifade edilebilir. Bu şekilde farklı boyutlardan sonuçlar elde edilerek bu doğrultuda öneriler sunulması çalışmanın güçlü yönlerinden biri olarak söylenebilir.

PISA, TIMSS (The Third International Mathematics and Science Study), PIRLS (The Project of International Reading Language Skills) gibi bilişsel becerileri ölçme amacıyla yapılan çalışmalar büyük örneklem üzerinde gerçekleştirilmektedir. Evreni temsil etmesi beklenen örnekleme dahil edilen bireyler tabakalı örnekleme yöntemiyle belirlenmektedir. Dolayısıyla her bir bireyin seçiminde ait oldukları grup özelliği de önem taşımaktadır. Örnekleme yönteminde grup özelliklerinin dikkate alınması verilerin analiz edilmesinde de hiyerarşik yapının göz ardı edilmemesi gerektiğini göstermektedir. Ancak aşamalı yapıdaki verilere sahip olan araştırmaların birçoğunda tek düzeyli analiz yöntemlerinin kullanıldığına rastlanmaktadır (Anagün, 2011; Çetin ve Gök, 2017; Döş ve Atalmış, 2016; Satıcı, 2008; K. Yıldırım, 2012). Verilerin standart regresyon ile çözülmesi ya da tek düzeyli model ile ilişkilerin belirlenmesi gözlemlerin birbirinden bağımsız olduğu varsayımına dayanmaktadır.

Ancak aşamalı yapıya sahip verilerde bu varsayım sağlanamadığından bilinen yöntemler ile analiz edilmesi uygun değildir. Bu araştırmada ise aşamalı yapıya sahip veriler HLM ve YSA ile analiz edilerek yöntemler birbiri ile karşılaştırılmıştır. Bu sayede çalışmanın, tahmin etmede kullanılabilecek uygun yöntemin belirlenmesine ve tahmin etme performansının ortaya çıkarmaya yönelik çalışmalara katkı sağladığı düşünülmektedir.

Eğitimde veri madenciliği çalışmaları çok yeni bir araştırma alanı olmakla beraber eğitimdeki ihtiyaçları tespit etme ve karşılama bakımından umut verici bir alandır. Ancak bu alanın olgunlaşması için daha birçok çalışma ile bu alanın güçlü yönlerini vurgulayan kanıtların sunulması beklenmektedir (Romero, & Ventura, 2007) Bu çalışmada da VM yöntemlerinden YSA'nın, eğitim alanında sıklıkla kullanılan HLM'e karşı güçlü bir alternatif olup olmayacağına belirlenmesi de çalışmanın önemini, beklentilerin karşılanabilmesi bakımından artırmaktadır.

Okuduğunu anlama becerisi hem günlük hayatta hem de okul hayatında bireylerin istenilen hedefe ulaşmasında en önemli etkenlerden biridir. Özellikle okula dayalı özelliklerin gelişiminde okuduğunu anlama becerisinin önemini ortaya koyan birçok çalışma bulunmaktadır (Francis vd., 1996; Marks vd., 2006). Okuduğunu anlama becerisinin bu derece önemine rağmen ülkemizde bu beceriyi etkileyen değişkenleri inceleme amacıyla sistematik olarak yürütülen geniş ölçekli çalışmalar henüz yürütülmemektedir. Araştırmacılar yalnız PISA ve PIRLS uygulamalarından elde edilen verilerle okuduğunu anlama becerisine yönelik genellenebilirliği yüksek çalışmalar yürütebilmektedir. Bu çalışmada da daha kapsamlı ve en son açıklanan güncel verilere sahip olması bakımından PISA 2018 uygulamasından elde edilen veriler kullanılmıştır. Okuduğunu anlama becerisi ve bu beceriyi yordayan öğrenci ve okul düzeyindeki değişkenler arasındaki ilişki farklı yöntemlerle modellenerek ayrıntılı olarak açıklanmaya çalışılmıştır. Okuduğunu anlama becerisini etkileyen değişkenler HLM ve YSA ile modellenerek değişkenlere ilişkin ayrıntılı olarak bilgi edinilmiştir. Çalışma bu yönüyle okuduğunu anlama becerisini etkileyen değişkenlerin ortaya çıkarılmasına katkı sağlayacağı için önem arz etmektedir.

Araştırma Problemi

HLM ve YSA yöntemlerinin PISA 2018 okuduğunu anlama becerilerini yordama düzeyleri farklılaşmakta mıdır?

Alt Problemler

Bu çerçevede cevap aranan alt problemler aşağıdaki gibidir:

1. Finlandiya, Kosova ve Türkiye'nin PISA 2018 verisinde HLM ve YSA ile gerçekleştirilen analizlerin performansları farklılaşmakta mıdır?

1.1. YSA analiz yönteminin PISA 2018 okuduğunu anlama becerilerini yordama performansı nasıldır?

1.2. HLM analiz yönteminin PISA 2018 okuduğunu anlama becerilerini yordama performansı nasıldır?

1.3. Analizlerden elde edilen açıklanan varyans ve hata değerleri istatistiksel olarak farklılaşmakta mıdır?

2. Okul kaynakları (eğitsel materyal yeterliliği, eğitimcilerin yeterliliği), üst biliş stratejileri (anlama ve hatırlama, özetleme, güvenilirliğin değerlendirilmesi), ekonomik, sosyal ve kültürel durum, öğretmen yönlendirmeli öğretim, disiplin iklimi ve okumaya teşvik etme yordayıcı değişkenlerinin Finlandiya, Kosova ve Türkiye'deki öğrencilerin okuduğunu anlama becerisini yordama gücü ne düzeydedir?

Sayıtlılar

2018 PISA uygulamasında katılan bireylerin anketleri samimiyetle ve bilişsel testleri dikkatle cevaplandıkları varsayılmıştır.

Sınırlılıklar

1. Öğrenci becerilerini tahmin eden değişkeler PISA 2018 uygulamasından elde edilen bireylere ait psikolojik özellikler, demografik bilgiler ve okul yöneticilerinin verileri ile sınırlıdır.

2. Bu araştırma için kullanılan tahmin modelleri R yazılımında yer alan paket programlarla ve HLM ile sınırlıdır.

Tanımlar

OECD: Ekonomik Kalkınma ve İşbirliği Örgütü ya da İktisadi İşbirliği ve Gelişme Teşkilatı, uluslararası bir ekonomi örgütüdür. OECD, 14 Aralık 1960 tarihinde imzalanan Paris Sözleşmesi'ne dayanılarak, 1961'de kurulmuştur. Üyelerinin büyük bir bölümü Avrupa Birliği ve İngiliz Uluslar Topluluğu üyeleridir, çoğunluğu da gözlemci üyelerdir. OECD ülkeleri sanayileşmiş ve geliştirmekte olan 36 ülkeden oluşmaktadır.

Bölüm 2

Araştırmanın Kuramsal Temeli ve İlgili Araştırmalar

Bu bölümde öncelikle okuduğunu anlama becerisi, çok düzeyli modelleme yöntemleri ve veri madenciliği yöntemleri ile ilgili kuramsal çerçeve oluşturulmuştur. Sonrasında ise okuduğunu anlama becerisi, hiyerarşik lineer modelleme, veri madenciliği ve yapay sinir ağları ile ilgili araştırmalara yer verilmiştir.

Okuduğunu Anlama Becerisi

Okulda ve okul dışında sürekli olarak kullandığımız okuma eylemi, öncelikle metin üzerindeki harf ve sembollerin tanınmasıyla başlar ve bu harf ve sembollerin çeşitli psikomotor ve bilişsel süreçlerden geçirilerek çözümlenmesi ve anlamlandırılmasıyla sona erer (Akyol ve Çoban Sural, 2020; Arıcı, 2018; Balcı, 2016). Okuma eyleminin belli bir amacı gerçekleştirmek için etkin bir şekilde gerçekleştirilmesi ise okuma becerisi olarak tanımlanmaktadır (MEB, 2010). Aynı zamanda okuma becerisi; öğrenme, eleştirel düşünme, tartışma ve yorumlamayı içine alan düşünme becerilerini de kapsamaktadır (Batur ve Alevli, 2015; Yılmaz, 2012). Okuma becerisi yüksek olan bireylerin aşağıdaki yeterlikleri karşılaması beklenmektedir (Aşıcı, Baysal, Şahenk Erkan, Apak Tezcan ve Aydemir, 2019; OECD, 2019):

- Düzeyi için yeterli kelime bilgisine sahip olma,
- Ana diline ilişkin dil bilgisi ve işleyişini bilme,
- Düzeyine uygun metinlerin tür, biçim ve yapı özelliklerini ayırt edebilme,
- Genel kültür bilgisinin yüksek olması,
- Okuduğu metne uygun okuma stratejilerini kullanma,

Okuduğunu anlama becerisi kavramı içinde akıcı okuma, bilgiye ulaşma, anlama, değerlendirme ve derinlemesine düşünme gibi bilişsel süreçleri barındırmaktadır (OECD, 2019). Aşıcı vd. (2019) tarafından ifade edilen yeterlikler bireylerin okuma ve bilgiye ulaşma

süreçlerini yansıtmaktadır. Öğrencilerin ayrıca anlama, değerlendirme ve düşünme gibi zihinsel aktiviteleri de gerçekleştirmesi gerekmektedir. Bu sebeple öğrencilerden beklenen yeterlilikler ise aşağıda belirtilmiştir (Aşıcı vd., 2019; OECD, 2019):

- Metinler üzerinde çıkarım yapma ve çıkarımlara dayalı yorumlar yapma,
- Metindeki gerekli bilgileri seçme,
- Metindeki olay örgüsünü özetleme,
- Metinler arası anlam çıkarma ve uyumsuzlukları belirleme,
- Metnin niteliğini ve güvenilirliğini değerlendirme.

Bireylerin sahip olması beklenen okuduğunu anlama becerisi yeterliklerinin önemi, bireysel gelişimin sağlanması ve akademik başarının yakalanması noktasında gün geçtikçe artmaktadır (MEB, 2019). Özellikle akademik anlamda birçok öğrenme sürecinin temelinde okuduğunu anlama becerisi yer aldığından okuduğunu anlama becerisi bireylerin hem okul içindeki hem de okul dışındaki başarılarının yolunu açmaktadır (Ö. Yıldırım, 2012). Okuma becerisine sahip olmayan bireylerin sosyal hayata uyum sağlama, ekonomik katılımı gerçekleştirme, mesleki uzmanlığı sağlama gibi konularda ciddi sorunlarla karşılaşabilir. Bu sebeple bireylerin okuduğunu anlama becerilerinin ve bu beceriyi etkileyen değişkenlerin belirlenmesi, elde edilen sonuçlara göre okuduğunu anlama becerilerini geliştirmek amacıyla makro anlamda eğitimin felsefe ve politikalarının düzenlenmesi ve mikro anlamda uygun eğitim öğretim süreçleri ile okuma stratejilerinin bireylere aktarılması, gerekirse bireye özgü eğitim programlarının geliştirilmesi gerekmektedir. Okuduğunu anlama becerilerinin belirlenmesi, okuduğunu anlama becerisi düşük bireylerin problemlerinin çözümü adına atılması gereken ilk adımdır.

Okuduğunu Anlama Becerilerinin Ölçülmesi

Bireylerin okuma becerilerini ölçen ve bu becerileri etkileyen öğrenci ve okul düzeyindeki değişkenlerin tespit edilebilmesi sağlayan uluslararası programlardan biri PISA uygulamasıdır. 2000 yılından beri her üç yılda bir OECD ülkelerinde uygulanan PISA ilk

uygulanmasında olduğu gibi 2018 yılında da okuduğunu anlama becerisini odak noktasına almıştır. PISA 2018 uygulamasında; bireylerin hedeflerine ulaşmak için metinleri anlaması, kullanması, değerlendirmesi ve metinler üzerine derinlemesine düşünmesi olarak tanımlanan okuma becerisini etkileyen değişkenler; genel, okuduğunu anlama becerisine özgü ve tematik uzantılı değişkenler olarak sınıflanmıştır. Genel değişkenler olarak; öğrenci düzeyinde girdiler, okul düzeyinde bağlamlar/girdiler/süreçler, öğrenmeye bağlılık sonuçları yer almaktadır. Okuma becerisine özgü değişkenler süreç ve bilişsel olmayan sonuç değişkenleri olarak ele alınırken, tematik uzantılı değişkenlere ise farklı tanımlayıcı ve açıklayıcı değişkenler eklenmiştir. Bu değişkenler Tablo 2’de yer almaktadır (Hacettepe Üniversitesi Eğitim Fakültesi, 2020):

Tablo 2

PISA 2018 Uygulamasında Okuduğunu Anlama Becerisini Etkileyen Değişkenler

Genel değişkenler	Okuduğunu anlamaya özgü trend değişkenler	Tematik uzantılı değişkenler
Öğrenci düzeyinde girdiler (sınıf, cinsiyet, ebeveyn eğitimi ve meslek, aile refahı, eğitim kaynakları, kültürel mülkler, göçmenlik durumu, miras dili, ülkeye varış yaşı, aile desteği).	Bilişsel olmayan sonuç değişkenleri (stratejiler ve üstbiliş, alana ilişkin inançlar, kendine ilişkin inançlar, motivasyon).	Uluslararası seçenekler (örneğin 2012’de eğitim kariyeri ile ilgili olarak Bilgi İletişim Teknolojileri Farkındalığı, 2015’te Öğretmen Anketi).
Okul düzeyinde bağlamlar ve girdiler (topluluk büyüklüğü, kaynaklar, öğretim elemanlarının nitelikleri).	Süreç değişkenleri (öğrenme fırsatı, öğretim uygulamaları, öğretim kalitesi, sistem ve okul desteği).	Ek alanlar için içerik değişkenleri (örneğin bilgisayar tabanlı problem çözme için bilgi iletişim teknolojileri ile ilgili deneyimler).
Okul düzeyinde süreçler (karar verme, kabul politikaları, değerlendirme ve		Belirli raporlar için tanımlayıcı ve açıklayıcı değişkenler (örneğin 2012’de: planlanan

değerlendirme politikaları,
mesleki gelişim, öğretmen
katılımı / moral, öğretmen-
öğrenci ilişkileri, ebeveyn
katılımı).

Öğretim süreçleri (öğrenme
zamanı, disiplin iklimi,
öğretmen desteği).

Bilişsel olmayan genel
sonuçlar- Öğrenmeye bağlılık
(davranışsal: okulu asma,
kişisel hedef: eğitim istekleri,
motivasyonel: öğrenme
katılımı, duyuşsal: aidiyet
duygusu).

davranış teorisine dayanan
matematikle ilgili motivasyonlar
ve niyetler).

Tanımlayıcı amaçlar veya
nedensel çıkarımlar için özel
olarak seçilen okul düzeyinde
işlenebilir değişkenler (örneğin
izleme politikaları, öğretmen
sertifikası)

PISA 2018’de okuduğunu anlama becerilerini değerlendirme çerçevesi; farklı metin türleri, okuyucunun metinle etkileşime girdiği bilişsel süreçler, farklı zorluk düzeylerinde sorular ve görevler olmak üzere birbiriyle ilişkili üç boyuttan oluşmaktadır. Okumayı, okuyucunun hem okuduğu metinle hem de metni okurken veya okuduktan sonra gerçekleştirmek istediği görevlerle etkileşime girdiği bir etkinlik olarak kavramsallaştırır (OECD, 2019). Her görev bilgiye ulaşma, anlama ve derinlemesine düşünme-değerlendirme bilişsel süreçlerinden birini çeşitli zorluk seviyelerinde farklı metin türleri kullanılarak değerlendirmektedir. Bireylerden beklenen görevlerin yaklaşık olarak dağılımı Tablo 3’te yer almaktadır (OECD, 2019). Tablo 3 incelendiğinde bireylerin okuma becerisinde “bilgiye ulaşma” bilişsel süreçlerde daha az öneme sahipken “anlama”nın en

yüksek öneme sahip olduğu görülmektedir. Ancak bilişsel süreçlerin aşamalı olarak ilerlediği düşünülürken bir sonraki aşamada yer alan beceri için önceki becerilerin önemi de görülmektedir. Metnin kaynağına göre ise tek kaynaklı metinlerde çok kaynaklı metinlere göre daha fazla görev yer alırken çok kaynaklı metinler daha az görev içermektedir.

Tablo 3

Bilişsel Süreçler ve Metin Kaynağına Göre Görevlerin Yaklaşık Dağılımı

Bilişsel süreçler	%	Metin kaynağı			
		Tek kaynaklı metinler	%	Çok kaynaklı metinler	%
Bilgiye ulaşma	25	Metinde bilgiyi tarama ve bulma	15	İlgili metni arama ve seçme	10
Anlama	45	Gerçek anlamı ifade etme Çıkarımları birleştirme ve çıkarımlar oluşturma	15 15	Çıkarımları birleştirme ve çıkarımlar oluşturma	15
Değerlendirme ve derinlemesine düşünme	30	Niteliği ve güvenilirliği değerlendirmek, içerik ve biçim üzerine derinlemesine düşünme	20	Uyuşmazlıkları belirleme ve uyuşmazlıkların üstesinden gelme	10

Bireylerin okuma becerisinin ölçülmesi ve değerlendirilmesinin amaçlandığı PISA 2018 uygulamasında beceri düzeyleri PISA 2000 uygulamasına benzer olarak oluşturulmuştur. Beceri düzeylerinin tanımlanması iki aşamada gerçekleşmektedir. İlk aşamada beceri sürekliliğinin en iyi şekilde nasıl bölüneceğine karar verilir. Bu aşamada bilişsel maddelerin, okuma becerisinin (reading literacy) hangi boyutuna yük verdiği belirlenerek bireylerin performansını yansıtan beceri tanımları ortaya konmaktadır. İkinci aşamada ise bireylerin bilişsel maddelerden alacakları puanların kesme noktaları belirlenerek elde edilen kesme noktaları performans düzeyleriyle eşleştirilir (Hacettepe Üniversitesi Eğitim Fakültesi, 2020).

Çok Düzeyli Modelleme Yöntemleri

PISA uygulamalarından elde edilen veriler aşamalı bir özellik taşımasına rağmen okuduğunu anlama, fen ve matematik okuryazarlığını etkileyen faktörleri incelemek için bazı çalışmalarda tek düzeyli analiz yöntemlerinin kullanıldığı görülmektedir (Albayrak Sarı, 2015; Taşdelen Teker, Boztunç Öztürk ve Eroğlu, 2014; Özer ve Anıl, 2011). Varyans analizi, regresyon analizi, faktör analizi, yapısal eşitlik modellemesi gibi tek düzeyli analizler, gözlemlerin birbirlerinden bağımsız olması varsayımına dayandığından aşamalı veri yapısına sahip iken kullanılması sorunların çıkmasına yol açmaktadır (Hox, 2002; Çoker, 2009). Tek düzeyli modellerin hiyerarşik verilere uygulanmasında, analiz birimini belirlemede zorunlu seçim yapma, ölçme hassasiyetinin değişimi, parametre tahminleri için yöntem sınırlaması, yanlış kestirimlerin elde edilmesi, grup içi varyasyon göz ardı edilmesinden dolayı anlamlılık testlerinin gücünün azalması gibi sorunlarla karşılaşılır (Draper, 1995; Raudenbush, 1995; Kaplan & Elliott, 1997). Bu sebeple hiyerarşik veri yapısı üzerinde çalışma yürütülüyorsa çok düzeyli analizlerin kullanılması önerilmektedir (Raudenbush & Bryk, 2002).

Çok düzeyli analizler bulunmadan önce, araştırmacılar tek bir düzeyde analiz edilebilecek bir veri kümesi oluşturmak için değişkenleri hiyerarşik bir yapıda ayırması (disaggregation) ya da birleştirmesi (aggregation) gerekiyordu (Heck, 2001). Örneğin, ABD’de tüm eyaletlerde bireylerin yaşam doyumlarını incelemek isteyen bir araştırmacı veri setinde eyaletlere göre yaptığı birleştirme yaklaşımında sadece grup düzeyinde, bireylerin sayısına göre yaptığı ayrışma yaklaşımında ise sadece birey düzeyinde analizleri gerçekleştirebilmekteydi. Her iki yaklaşımda da elde edilen sonuçlar bütün ölçümlerdeki grup (eyalet) üyelikleri bağımsızsa veya etkiler gruplarda farklılık göstermezse geçerlidir. Ancak bu koşullar çoğunlukla sağlanmaz ve sorunlara yol açar (Raudenbush & Bryk, 2002). Birleştirme yaklaşımında bilgi, güç kaybına ve katsayıların yanlış yorumlanmasına, ayırma yaklaşımında gruplar arası değişkenliğin göz ardı edilmesine sebep olur (Raudenbush & Bryk, 2002). Hiyerarşik yapıdaki verilerle tek düzeyli modelleme ile yürütülen çalışmalarda

karşılaşılan istatistiksel ve kavramsal sorunlar çok düzeyli modelleme tekniklerinin gelişimini sağlamıştır (Heck & Thomas, 2015).

Çok düzeyli modelleme tek düzeyli analiz yöntemlerine göre bazı avantajlar sağlamıştır. Bu avantajları şu şekilde ifade edilebilir:

- a) dengeli olmayan ve kayıp veriler kolaylıkla ele alınabilir,
- b) hiyerarşinin farklı düzeylerindeki yapısal ilişkiler belirlenebilir ve ölçülebilir,
- c) analizin farklı düzeylerindeki hipotezler test edilebilir,
- d) önerilen hiyerarşik yapının geçerliği olabilirlik veya Bayes testleriyle değerlendirilebilir,
- e) standart hatalar olduğundan daha düşük değil doğru olarak kestirilir,
- f) çok sayıda modelleme yaklaşımı kullanılabilir (Raudenbush & Bryk, 2002).

Çok düzeyli modeller, analiz edilen verilerin her seviyede yeterli varyasyon sağladığı ölçüde faydalıdır ve gereklidir. Varyansı grup içi ve gruplar arası bileşenlerine bölmek, çok düzeyli bir analizin gerekçelendirilip gerekçelendirilmemesine karar vermek için araştırmacılara kanıt sağlar (Heck & Thomas, 2015). Aynı grupta bulunan birimler arasındaki homojenlik derecesini belirlemek gözlemlerin gruba bağımlılığını vurgulayacaktır. Homojenlik derecesinin, yani sınıf içi korelasyonunun (intraclass) artması çok düzeyli analizleri gerekli kılmaktadır (Can, Somer, Korkmaz, Dural ve Öğretmen, 2011). Sınıf içi korelasyon Eşitlik 1 ile hesaplanmaktadır (Heck & Thomas, 2015).

$$\rho = \frac{\sigma_b^2}{(\sigma_b^2 + \sigma_w^2)} \quad (1)$$

ρ : Sınıf içi korelasyon

σ_b^2 : gruplar arası varyans

σ_w^2 : gruplar içi varyans

Eşitlik 1’de görüldüğü üzere sınıf içi korelasyon (ρ), gruplar arası varyansın toplam varyansa oranıdır (Farmer, 2000). Genel olarak sınıf içi korelasyon 0.05’ten büyük olması durumunda çok düzeyli modellerin kullanılması önerilmektedir (Dyer, Hanges & Hall, 2005). Bazı kaynaklara göre ise 0,01’den az olduğunda (Musca vd., 2011) gözlemlerin bağımsız olduğunu söylenebilir. Ancak 0,70’den büyük olması durumunda ise grupların homojen olduğu söylenebilir. Bu sebeple birleştirme yaklaşımı kullanılarak grup düzeyinde analizlerin yürütülmesi gerekmektedir (Noyan, 2009).

Hiyerarşik Lineer Model

Gruplandırılmış verilerin genel olarak hiyerarşik yapıya sahip oldukları görülmektedir (Osborne, 2000). Örneğin, eğitim alanında veriler genellikle öğrenci, sınıf, okul ve okul bölgesi düzeylerinde düzenlenir. Boylamsal araştırmalarda ise farklı zamanlarda ve farklı koşullarda toplanan veriler, bireyler içinde yuvalanmıştır (Osborne, 2000; Raudenbush ve Bryk, 2002; Woltman, Feldstain, MacKay, Rocchi, 2012).

HLM, yordayıcı değişkenler farklı hiyerarşik düzeylerde olduğunda sonuç değişkenlerindeki varyansı analiz etmek için kullanılan karmaşık bir sıradan en küçük kareler regresyon biçimidir. Hiyerarşik modellemenin arkasındaki temeller, basit doğrusal regresyondaki sürece benzemektedir (Osborne, 2000). Hiyerarşik modellemenin ilk aşaması olan rastgele etkiler ANOVA modeli olarak bilenen modellemenin düzeyleri Eşitlik 2, Eşitlik 3 ve Eşitlik 4’te yer almaktadır (McCoach, 2010; Raudenbush vd., 2004):

$$\begin{array}{l} \text{Düzye1} \\ \text{Yordanan} \\ \text{değişken} \end{array} \quad Y_{ij} \quad = \quad \begin{array}{l} \beta_{0j} \\ \text{Kesişim} \\ \text{(Ortalama Çıktı)} \end{array} \quad + \quad \begin{array}{l} r_{ij} \\ \text{Düzye1} \\ \text{Hata} \end{array} \quad (2)$$

$$\begin{array}{l} \text{Düzye2} \\ \text{Kesişim} \end{array} \quad \beta_{0j} \quad = \quad \begin{array}{l} \gamma_{00} \\ \text{Genel Ortalama} \\ \text{Çıktı} \end{array} \quad + \quad \begin{array}{l} u_{0j} \\ \text{Düzye2} \\ \text{Hata} \end{array} \quad (3)$$

Birleşik model	Y_{ij}	=	γ_{00}	+	u_{0j}	+	r_{ij}	(4)
	Bağımlı değişken		Genel Ortalama Çıktı		Düzyey2 Hata		Düzyey1 Hata	

Rastgele etkiler ANOVA modelinin birinci düzeyinde görüldüğü üzere basit doğrusal regresyon denklemi ile kurulmuştur. Nihai oluşturulan birleşik denklemde yer alan notasyonların açıklamaları aşağıda yer almaktadır.

Y_{ij} : j grubundaki i bireyi için tahmin edilen çıktı değerini belirtmektedir.

β_{0j} : j grubu için kesişim değeri, yani j grubu için ortalama tahmini ifade eder.

γ_{00} :Düzyey 2'deki gruplar arasında ortalama kesişim değeridir. Bir başka ifadeyle genel ortalamayı, her gruptan elde edilen ortalamaların ortalamasını göstermektedir.

u_{0j} :Düzyey 2'ye ait hata teriminin varyansıdır. Gruplar arasındaki değişkenliği ifade eder ve σ^2 ile de gösterilir.

r_{ij} :Düzyey 1'e ait hata teriminin varyansıdır. Grup içi değişkenliği ifade eder ve τ_{00} ile de gösterilir.

Birleşik denklemde, herhangi bir yordayıcı değişken yer almadığından eğim katsayısı bulunmamaktadır. Düzyey 2 kesişim katsayısını yordayan değişkenleri belirlemek amacıyla kurulur ama rastgele etkiler modelinde düzyey 1'de olduğu gibi yordayıcı değişken yer almamaktadır. Düzyeylerde yordayıcı değişken bulunmamasından dolayı tamamen koşulsuz model olarak da bilinmektedir (Raudenbush & Bryk, 2002). Bu modelin kurulmasındaki amaç; genel ortalama için kestirim, kestirime ilişkin güven aralığı, modele eklenen yordayıcı değişken için grup içi-gruplar arası varyans ve sınıf içi korelasyon bilgisine ulaşmaktır (Raudenbush & Bryk, 2002). Sınıf içi korelasyon gruplar arasındaki değişkenliğin sifira eşit olup olmadığını test etmek için kullanılmaktadır. Eğer gruplar arasındaki değişkenlik istatistiksel olarak sifira eşit değilse, gruplar içinde yuvalanan bireylerin haricinde gruplardan kaynaklı varyans olduğu tespit edilir ve çok düzyeyli analizlere ihtiyaç

olduđuna karar vermemizi sađlar. Sınıf ii korelasyon aynı zamanda ikinci dzey deđiřkenlerden kaynaklı aıklanan varyansı da vermektir ve Eřitlik 1'deki denklem ile hesaplanmaktadır.

HLM iki dzeyli bađlamsal modeller iin izlenen diđer ařamalar ise bađımlı deđiřken olarak ortalamalar modeli, rastgele katsayı modeli ve kesiřim ile eđim katsayılarının bađımlı deđiřken olduđu modelin kurulmasıdır. Bađımlı deđiřken olarak ortalamalar modelinin dzeyleri Eřitlik 5, Eřitlik 6 ve Eřitlik 7'de, rastgele katsayı modelinin dzeyleri Eřitlik 8, Eřitlik 9, Eřitlik 10 ve Eřitlik 11'de ve kesiřim ve eđim katsayılarının bađımlı deđiřken olduđu modelin dzeyleri Eřitlik 12, Eřitlik 13, Eřitlik 14 ve Eřitlik 15'te gsterilmiřtir (McCoach, 2010; Raudenbush vd., 2004).

$$\text{Dzey1} \quad Y_{ij} = \beta_{0j} + r_{ij} \quad (5)$$

$$\text{Dzey2} \quad \beta_{0j} = \gamma_{00} + \gamma_{01}W_j + u_{0j} \quad (6)$$

Kesiřim modeli

$$\text{Birleřik model} \quad Y_{ij} = \gamma_{00} + \gamma_{01}W_j + u_{0j} + r_{ij} \quad (7)$$

Eřitlik 7'de birleřik modeli sunulan bađımlı deđiřken olarak ortalamalar modeli, rastgele etkiler ANOVA modelinde aıklanan varyansın ne kadarının gruptan kaynaklı olduđunu belirlemek zere oluřturulmaktadır. Bu sebeple bir nceki modelin varyansından faydalanılarak sınıf ii korelasyon belirlenmektedir. Aynı zamanda kesiřim modeline yordayıcı olduđu dřnlen deđiřkenler eklenerek anlamlılıđı test edilir. Yordayıcı deđiřken iin sıfır anlamlı olmadıđında, kesiřim katsayısını dođru yorumlayabilmek iin genel ortalama merkezleme yapılmaktadır. Rastgele etkiler ANOVA modelinden farklı olarak bu modelde $\gamma_{01}W_j$ gsterimi yer almaktadır. W_j gruplara ait yordayıcı deđiřkeni ifade ederken, γ_{01} ilgili deđiřkenin Y eksenini kestiđi noktayı gstermektedir. Bir bařka ifadeyle yordayıcı deđiřkenin ortalama tahmin (β_{0j}) zerindeki etkisidir. Yordayıcının bir birimlik deđiřiminde ortalama tahminde ka birimlik deđiřim yařanacađına tekabl eder.

$$\text{Düzyey1} \quad Y_{ij} = \beta_{0j} + \beta_{1j}(X_{ij} - \bar{X}_{.j}) + r_i \quad (8)$$

$$\text{Düzyey2} \quad \beta_{0j} = \gamma_{00} + u_{0j} \quad (9)$$

Kesişim modeli

$$\text{Düzyey 2} \quad \beta_{1j} = \gamma_{10} + u_{1j} \quad (10)$$

Eğim modeli

$$\text{Birleşik model} \quad Y_{ij} = \gamma_{00} + \gamma_{10}(X_{ij} - \bar{X}_{.j}) + u_{0j} + u_{1j}(X_{ij} - \bar{X}_{.j}) + r_{ij} \quad (11)$$

Eşitlik 11'de birleşik modeli sunulan rastgele katsayı modelinde ise birinci düzeyde bağımlı değişkenin gruplar içindeki varyansını yordamak için yordayıcı değişken modele eklenmiştir. Yordayıcı değişken için sıfır anlamlı olmadığına ise, kesişim katsayısını doğru yorumlayabilmek için grup ortalamada merkezlenmektedir (Raudenbush & Bryk, 2002). Bu sebeple modele yordayıcı değişken olarak $(X_{ij} - \bar{X}_{.j})$ gösterimi girilmiştir. j grubuna ait ortalama her i bireyine ait X değişkeninden çıkarılarak merkezlenmiştir. Diğer modellerden farklı olarak β_{1j} gösterimi de modelde yer almaktadır ve eğimi ifade etmektedir. Yani j grubunda yordayıcı değişkendeki bir birimlik değişimin yordanan değişkende yaratacağı değişimdir. İkinci düzeyde ise eğim ve kesişim katsayılarının değişkenliği hesaplanır ancak yine yordayıcı bir değişken yer almamaktadır. Bu modelde amaç birinci düzeyde yer alan yordayıcı değişken/değişkenlerin grup içi varyansı açıklama oranını, kesişim ile eğim katsayısını ve güven aralıklarını belirlemektir.

$$\text{Düzyey1} \quad Y_{ij} = \beta_{0j} + \beta_{1j}(X_{ij} - \bar{X}_{.j}) + r_i \quad (12)$$

$$\text{Düzyey2} \quad \beta_{0j} = \gamma_{00} + \gamma_{01}W_j + u_{0j} \quad (13)$$

Kesişim modeli

$$\text{Düzyey 2} \quad \beta_{1j} = \gamma_{10} + \gamma_{11}W_j + u_{1j} \quad (14)$$

Eğim modeli

$$\text{Birleşik model} \quad Y_{ij} = \gamma_{00} + \gamma_{01}W_j + \gamma_{10}(X_{ij} - \bar{X}_{.j}) + \gamma_{11}W_j(X_{ij} - \bar{X}_{.j}) + u_{0j} + u_{1j}(X_{ij} - \bar{X}_{.j}) + r_{ij} \quad (15)$$

Kesişim ve eğim katsayılarının bağımlı değişken olduğu modelde, rastgele katsayılar modeline ek olarak ikinci düzey eşitliklere de yordayıcı değişken eklenmiştir. Bu

modelin kurulmasındaki amaç ise hem birinci hem ikinci düzey için kesişim, eğitim ve hata parametrelerini elde etmektir.

Veri Madenciliği Yöntemleri

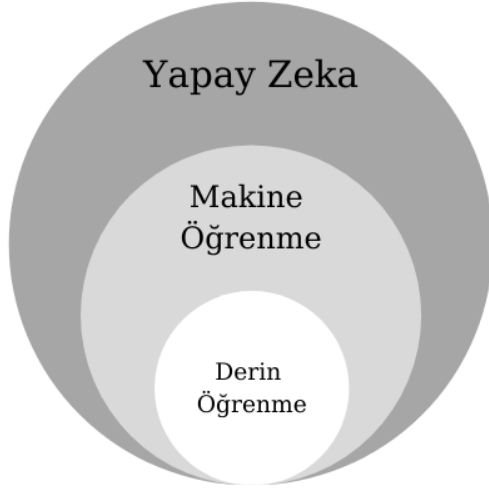
Anlamsız ve karmaşık olarak elimizde var olan verilerden “tahmin etme” büyük bir güçtür. Çünkü genellikle geleceği kontrol altına almak ve bugünü gelecekteki olaylara göre tasarlamak isteriz. Örneğin; eğitim alanında eğitim öğretim sürecinin kurgusunu düzenlemek için bireylerin öğrenme davranış kalıplarını analiz ederek öğrenme çıktıları üzerinde tahminde bulunmak (Hung & Zhang, 2008), sağlık alanında oluşabilecek hastalıkları öngörerek erken müdahale etme şansı bulmak (Albu & Stanciu, 2015; Gandhi & Singh, 2015), mühendislik alanında hava tahminleri yaparak güneş, rüzgâr gibi çeşitli enerji kaynaklarından maksimum düzeyde faydalanmak (Sabzehgar vd., 2020) ya da ekonomi alanında piyasaların geleceğini tahmin ederek ekonomi politikalarını düzenlemek isteyebilirsiniz. Belirtildiği gibi birçok alanda tahmin etme sürecine ihtiyaç duyulmakta ve bunun için istatistiksel analizler kullanılmaktadır. Ancak veri setleri oldukça geniş olduğunda, eksik ve karmaşık verilerle çalışıldığında çok düzeyli ya da ileri istatistik yöntemleri karşılanması güç varsayımlar gerektirdiğinden kullanılamamaktadır. Son yıllarda bu ihtiyacı karşılamak için yapay zekâ, makine öğrenme ve derin öğrenme uygulamaları kullanılmaktadır. Bu uygulamalar yalnızca tahmin etme ile sınırlı kalmaz ve verilerinizi sınıflandırmaya ya da kümelemeye olanak sağlar (Ongsulee, 2017).

Yapay zekâ, insan beyninin çalışma prensiplerini temel aldığından makinelerin de insan beyni gibi işleyebilmesi, düşünebilmesi ve karar verebilmesi için çalışmalar yapan felsefe, matematik ve bilgisayar alanlarından destek alan bir bilimsel bir disiplindir (Panch vd., 2018). Makine öğrenme, büyük verileri işlemek, verileri anlamak ve modeller oluşturmak için karmaşık algoritmalar geliştiren ve kullanıcılarına sonuçlar sağlayan bir tekniktir ve yapay zekanın bir alt dalıdır (Panch vd., 2018). Derin öğrenme ise verilerin öğrenme temsillerini temel alan makine öğrenimi yöntemleri ailesinin bir parçasıdır

(Ongsulee, 2017). Yapay zekâ, makine öğrenme ve derin öğrenme arasındaki ilişki ise Şekil 2'de yer almaktadır.

Şekil 2

Yapay Zekâ, Makine Öğrenme ve Derin Öğrenme Arasındaki İlişki



Yapay zekâ, makine öğrenme ve derin öğrenme sistemleri tarafından veri madenciliği yöntemleri kullanılarak hedeflenen sonuçlara ve çözümlere ulaşılır. VM, bu sistemler için bir temel görevi üstlenen, gerekli bilgi ve verilere sahip programlama kodlarının bir parçasıdır.

VM görevleri üç kategoriye ayrılabilir: kümeleme, sınıflama ve birliktelik kuralı oluşturmaya dayalı veri madenciliği (Tan vd., 2016). Kümelemeye dayalı veri madenciliği, önceden belirlenmiş bir fikir olmadan verilerin içinde neler olduğunu anlamak için bilgi sağlar (Gaur, 2012). Birliktelik kuralı oluşturmaya dayalı veri madenciliğinde ise geniş bir veri setinde yer alan gizli ilişkileri ortaya çıkarmak amaçlanmaktadır (Tan vd., 2016). Sınıflamaya dayalı veri madenciliği, kullanıcının bilinmeyen alan değerlerine sahip kayıtları tanımasına olanak sağlar ve sistem, veri tabanında keşfedilen önceki modellere dayanarak bilinmeyen değerleri tahmin eder (Gaur, 2012). Karar ağaçları, karar destek makinaları, naif bayes ve yapay sinir ağları gibi algoritmalar sınıflamaya dayalı olan, bir başka deyişle tahmin etme amacı güden algoritmaların başında gelmektedir (Tan vd., 2016).

Veri tabanlarında bilgi keşfi olarak da adlandırılan VM, büyük miktarda veriden yeni ve potansiyel olarak yararlı bilgileri keşfetme alanıdır (Baker, 2010). Eğitim alanlarında bilimsel sorunlara çözüm bulmak amacıyla kullanılan veri madenciliği ise eğitimsel veri madenciliği olarak adlandırılmaktadır. Son yıllarda sıklıkla kullanılan eğitimsel veri madenciliği, eğitim ortamlarından gelen benzersiz veri türleri içinde keşifler yapmaya yönelik yöntemlerin geliştirilmesi ve bu yöntemlerin öğrencileri ve içinde öğrendikleri ortamları daha iyi anlamak için kullanılmasını merkeze alan bir bilimsel araştırma alanıdır (Baker, 2010).

Eğitimsel veri madenciliği yöntemleri, eğitim verilerinde birden çok anlamlı hiyerarşi düzeyini ortaya çıkarmada, genellikle VM literatüründen gelen yöntemlerden farklılık gösterir. Psikometri literatüründeki yöntemler, bu amaca ulaşmak için genellikle veri madenciliği literatürlerinden alınan yöntemlere entegre edilir. Örneğin, bir eğitim yazılımının öğrenciler tarafından nasıl kullanıldığı incelenmek istendiğinde, verileri klavyede tuşa basma, cevap, oturum, öğrenci, sınıf, okul düzeylerinde olmak üzere eş zamanlı değerlendirmeler yapılabilir (Baker, 2010).

Eğitimsel veri madenciliğinde genel olarak, sınıflandırma, regresyon ve yoğunluk tahmini olarak üç tür tahmin yolu vardır. Belirtilen tahmin türlerinde girdi değişkenlerinin türüne göre uygun yöntemler test edilebilir. Aynı zamanda yordanan değişken türüne göre de bu üç yoldan biri seçilebilir. Sınıflandırmada, tahmin edilen değişken ikili veya kategorik bir değişkendir. Bazı popüler sınıflandırma yöntemleri arasında karar ağaçları, lojistik regresyon (ikili tahminler için) ve destek vektör makineleri (support vector machines) bulunur. Regresyonda, tahmin edilen değişken sürekli bir değişkendir. Regresyon için sıklıkla kullanılan yöntemler arasında ise doğrusal regresyon, sinir ağları, destek vektör makine regresyonu bulunur. Yoğunluk tahmininde, tahmin edilen değişken bir olasılık yoğunluk fonksiyonudur (Baker, 2010).

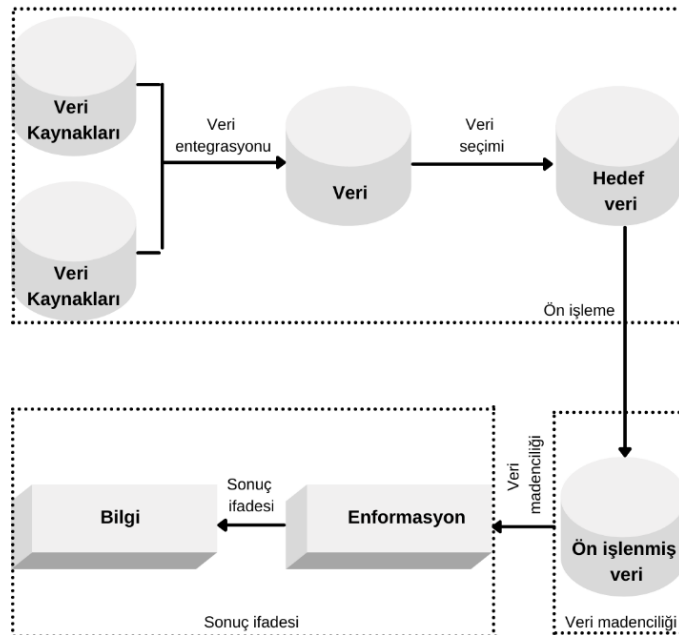
Regresyon tahmin yolu olarak sıklıkla kullanıldığı ifade edilen sinir ağları, bu çalışmanın da ana unsurlarından biri olmuştur. Çünkü sinir ağları; sağlamlığının iyi (good

robustness) olması, kendi kendini organize ederek uyarlanabilmesi, paralel işleme ve hata toleransı özelliklerine sahip olmasından dolayı VM problemlerinin çözümü için oldukça uygundur. Ayrıca büyük ve karmaşık veri setleri (noisy data) için verdiği sonuçlar yüksek doğruluk düzeyine sahiptir (Arif vd., 2015; Gaur, 2012; Lu vd., 1996; Soni vd., 2011).

VM süreci üç ana aşamadan oluşabilir: veri hazırlama, veri madenciliği, sonuçların ifade edilmesi ve yorumlanmasıdır. VM süreci belirtilen üç aşamanın tekrarıdır (Gaur, 2012; Ni, 2008). Bu süreç Ni (2008) tarafından Şekil 3'teki gibi görselleştirilmiştir.

Şekil 3

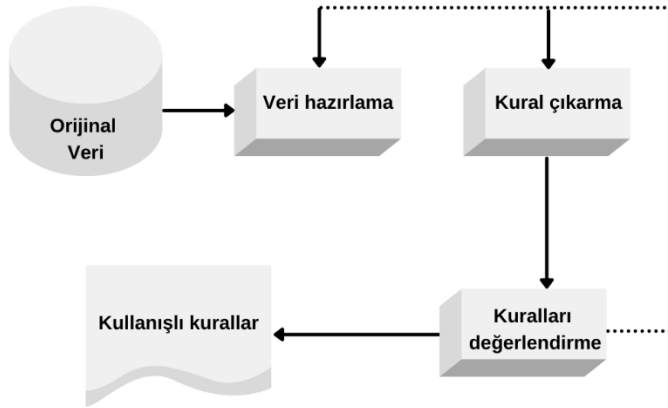
Veri Madenciliğinde Veri Hazırlama Süreci



Şekil 3'te görüldüğü üzere veri madenciliğinde verilerin kullanılabilmesi için ön işleme aşamasından geçmesi gerekmektedir. Bu aşamaları veri temizleme, gürültülü veriyi düzleştirme, veri entegrasyonu, veri indirgeme ve veri dönüştürme olarak ifade edebiliriz. Veri ön işleme aşaması, veri madenciliğinden güvenilir sonuçlar elde edilebilmesi için kritik öneme sahiptir. Bu aşama eksiksiz, güvenilir ve yorumlanabilir kaliteli veriler oluşturabilmek için gereklidir (Han vd., 2011; Hu, 2003). Sinir ağlarına dayalı veri madenciliğini ise veri hazırlama, kural çıkarma ve kural değerlendirme olmak üzere üç aşamada ifade edebiliriz (Arif vd., 2015). Bu aşamaları da Ni (2008) Şekil 4'teki gibi görselleştirmiştir.

Şekil 4

Sinir Ağlarında Veri Hazırlama Süreci



Şekil 4'te görüldüğü üzere yapay sinir ağlarına dayalı veri madenciliğinde kural çıkarma ve kuralları değerlendirme veri hazırlamadan sonra yer almaktadır. Kural çıkarma için alanda kullanılan birçok yöntem bulunmakla beraber, kuralları değerlendirmek için belirli hedeflerin göz önünde bulundurulması gerekir.

Yapay Sinir Ağları

Sinir ağları ile hesaplama, herhangi bir VM araç kitinin önemli bir bileşenidir (Sykora vd., 2019). Sinir ağları, bilgi işlemeye yönelik bir beyin metaforunu temsil eder (Gaur, 2012). Yapay sinir ağları, biyolojik sinir ağlarını simüle eden öğrenme algoritmalarıdır. Belirli bir görev için programlanmazlar, bunun yerine istenen işi yapmayı öğrenirler (Sykora vd., 2019). YSA verilerden "öğrenme" yetenekleri, parametrik olmayan yapıları (katı varsayımları olmaması) ve genelleme yetenekleri nedeniyle birçok tahmin ve sınıflandırma uygulamalarında sıklıkla kullanılırlar (Gaur, 2012; Sykora vd., 2019). Genellemenin yanı sıra hata toleransı, paralel çalışma, uyumluluk ve varsayımsızlık avantajlarından dolayı da oldukça geniş uygulama alanlarında çok çeşitli problemlere çözüm sunmaktadır. YSA'nın sunduğu avantajlar Salur (2015) ve Arıkan Kargı (2013) tarafından şu şekilde ifade edilmiştir:

Genelleme: Eğitilen bir ağın hatalı veya eksik verilerle karşılaştığında da doğru sonuçlar alması olarak ifade edilmektedir. Buna örnek olarak "herhangi bir dilde yazılmış

kelimeyi tanıyan bir sinir ağı oluşturduğumuzda silinmiş harfler olsa da doğru kelimeyi tahmin etmesini" verebiliriz.

Hata toleransı: Oluşturulan yapay sinir ağında sinir hücreleri zarar görmüş olsa da hatalar konusunda toleransı yüksektir.

Uyumluluk: Belli bir duruma yönelik eğitilmiş yapay sinir ağı yeni bilgiler verildiğinde veya farklı bir durumda kullanılmak istendiğinde yeniden eğitilebilme özelliği sayesinde duruma uyarlanmış çözümler elde edebilmektedir.

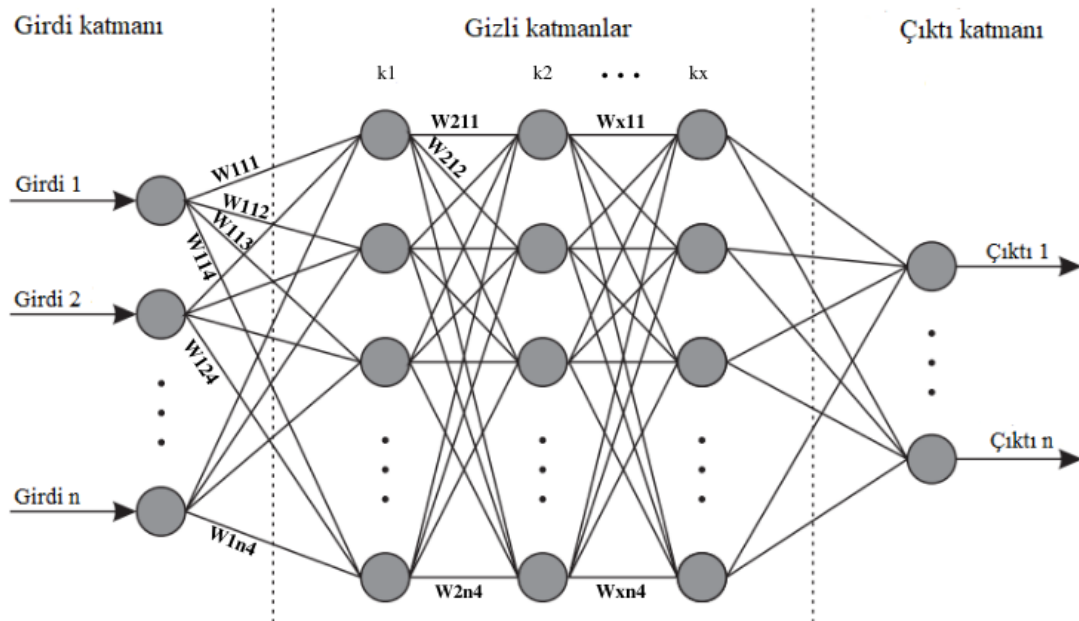
Paralellik: Sinir ağındaki tüm işlem elemanlarının aynı anda çalışarak hızlı ve etkin çözümler sunmasıdır.

Varsayımsızlık: Bir yapay sinir ağı yapısını oluşturduktan sonra ağı eğitimi için herhangi bir varsayıma ihtiyaç duyulmamasıdır.

Sinir ağları, eğitim veri setlerini genel verinin yapısının kalıplarını tanımak için kullanır. Ardından yeni bir benzer veri kümesi için çıktıları tahmin eder. Bu amaçla bir yapay sinir ağı oluşturduğumuzu düşünelim.

Şekil 5

Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağı Modeli



Şekil 5'te de görüldüğü üzere yapay sinir ağında, ağın çekirdek işlem birimi olan nöronlar ve katmanlar yer alır. İlk olarak değişkenlerinin algoritmaya alındığı girdi katmanı yer almaktadır. Bu katman sisteme giren bilgileri üzerinde hiçbir işlem yapmadan gizli katmanlara yönlendirir. Gizli katmanlar bilgileri işleyerek bir sonraki gizli katmana veya çıktı katmanına gönderir. Yani birden fazla gizli katman olabilir ve son gizli katmanda işlenen bilgiler çıktı katmanına yönlendirilmiş olur. Bu katmanda gerçekleşenlerin tam olarak açıklanamaması nedeniyle yapay sinir ağının gizli katmanı kara kutu olarak nitelendirilmektedir (Şen, 2004). En sonda ise çıktı katmanı yer almaktadır ve bu katman ağımızın gerektirdiği hesaplamaların çoğunu gerçekleştiren gizli katmanlar arasındaki son çıktımızı tahmin eder. Katmanları oluşturan nöronlar, basit bir yapay sinir ağı hücresinde net girdi oluşturan fonksiyonlar ile aktivasyon fonksiyonları olarak ifade edilmektedir (Haykin, 2008).

YSA tek bir mimari yapıda (topoloji) olmamakla beraber, YSA'yı oluşturan öğelerin kombinasyonundan kaynaklı oldukça fazla sayıda mimari yapı oluşturulabilmektedir. Mimari yapılar, ağda kullanılan katman sayısı (tek katmanlı, çok katmanlı), öğrenme algoritması (denetimli, denetimsiz, takviyeli), öğrenme kuralı, iletişim yönü (ileri beslemeli, geri beslemeli, yarışmacı) gibi belirleyici özellikleri ile birbirlerinden farklılaşırlar (Bayır, 2006). Günümüzde sıklıkla kullanılmakta olan mimari yapılara ilişkin Bayır (2006) yaptığı çalışmada Tablo 4'te yer alan sınıflandırmayı oluşturmuştur.

Tablo 4

Yapay Sinir Ağları Türlerinin Sınıflandırılması

Denetimli	İleri Beslemeli	Doğrusal	Hebb Algılayıcı Adaptif doğrusal eleman Yüksek dereceli ağlar Fonksiyonel bağlantı
		Çok katmanlı algılayıcı	Geri yayılım Kademeli korelasyon Hızlı yayılım

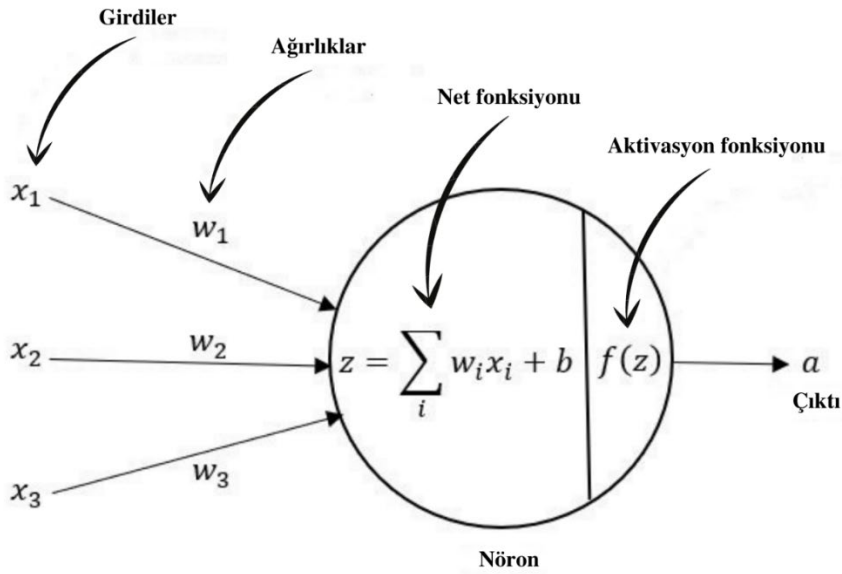
		Esnek yayılım
		Radyal Tabanlı Fonksiyon ağları
		Dikey en küçük kareler
		CMAC: Beyincik Model
		Artikülasyon Kontrolörü
		Sadece sınıflandırma
		Doğrusal vektör inceleme
		Olasılık tabanlı
		Çift yönlü ilişkili hafıza
		Boltzman makinesi
	Gerri Beslemeli	Zaman boyunca geri yayılım
		Elman
		Sonlu dürtü yanıtı
		Gerçek zamanlı yinelemeli ağ
		Yinelemeli geri yayılım
		Zaman gecikmeli sinir ağı
	Yarışmacı	ARTMAP
		Fuzzy ARTMAP
		Gaussian ARTMAP
		Karşı Yayılım
		Neocognitron
	Yarışmacı	Grossberg
		Vektör niceleme
		Kohonen
		Conscience
	Yarışmacı	Kohonen
		Self-Organizing MAP
		Yerel doğrusal
	Yarışmacı	ART1, ART2, ART2-A
		Adaptive resonance theory
		ART3, Fuzzy ART
	Boyut Düşürme	Hebb
		Oja
		Sanger
		Differansiyel Hebb
	Kendinden ilişkili	Doğrusal kendinden ilişkili
		Kutudaki beyin durumu
		Hopfield

Tablo 4'te öğrenme kurallarına ve ağıın iletişim yönüne göre sınıflandırılan yapay sinir ağları tahmin/öngörü, fonksiyon yaklaştırma, örüntü sınıflandırma, veri ilişkilendirme, kavramlaştırma/kümeleme, veri filtreleme, optimizasyon, kontrol gibi amaçlarla

kullanılmaktadır (Anderson & McNeil, 1992). Tablo 4'te verilen tüm YSA modellerinin temelinde ise tek katmanlı algılayıcılar (perceptron) yer almaktadır. Birden fazla girdiyi tek bir katmanda işleyerek yine tek bir çıktı üretmesi temeline dayanan algılayıcıya ait görsel Şekil 6'da yer almaktadır.

Şekil 6

Basit Bir Yapay Sinir Ağı Hücre Yapısı



Yapay sinir ağı hücre yapısı incelendiğinde girdi değişkenlerinin belirli ağırlıklarla net fonksiyonuna doğru yayıldığı görülmektedir. Ağırlıklar, nöronların birbirlerine veri aktarımını sağlayan bağlantılara karşılık gelen değerlerdir. Ağırlıklar, ilgili girdinin hücre üzerindeki etkisini ve hücreye gelen bilginin değerini göstermektedir (Öztemel, 2012). Yapay sinir ağında en iyi ağırlık kümesinin belirlendiği aşama eğitim (öğrenme) aşaması ya da ağı eğitilmesi olarak ifade edilmektedir (Arıkan Kargı, 2015; Hamzaçebi, 2021). Eğitim öncesinde ağırlık değerleri tamamen rastgele atanırken eğitim ya da öğrenme sürecinde ağırlık değerleri değiştirilerek doğru çıktıya ulaşmayı sağlayacak ağırlık değerlerinin elde edilmesi amaçlanır.

Öğrenme sürecinde genel olarak denetimli (danışmanlı/gözetimli) ve denetimsiz (danışmansız/gözetimsiz) öğrenme stratejileri kullanılmaktadır. Denetimli öğrenme

stratejisinde, öğrenmenin gerçekleşebilmesi için girdi ve çıktı değişkenlerinin yer aldığı bir eğitim verisi gerekmektedir. Böylece sinir ağı, verilen girdi değerlerinin nasıl sonuçlanacağını eğitim setinden öğrenerek ve çıktısı belli olmayan yeni veri setinde çıktıyı tahmin edebilmektedir. Denetimsiz öğrenme stratejisinde ise çıktıların yer almadığı bir veri seti verilerek ağın her bir girdiyi inceleyip bilgiyi kendisinin keşfetmesi beklenir. Hem denetimli hem denetimsiz öğrenmede ağırlıklardaki matematiksel güncelleme, beklenen ve gözlenen çıktılar arasındaki fark dikkate alınarak farklı öğrenme kuralları ile gerçekleştirilebilir. Literatürde sıklıkla Kohonen, Hebb, Hopfield ve Delta öğrenme kuralları yer almaktadır (Aydemir, 2018).

Eğitim aşamasında sinir ağına verilen çıktı değişkenleri (beklenen değer) ile tahmin edilen (gözlenen) çıktı arasındaki fark, hata olarak isimlendirilmektedir. İteratif bir süreçte hatanın istenen düzeyin (eşik) altına gelmesiyle ağırlıklar belirlenmiş olur (Mehrotra vd., 1997; Yakut, 2020). Eşik değere ulaşırken ağırlıklarda görülen değişim ise öğrenme oranı olarak ifade edilmektedir. Öğrenme oranının çok küçük ya da çok büyük seçilmesi aşırı öğrenmeye veya en uygun ağırlıkların kaçırılmasına sebep olabilir (Şen, 2004, Akt: Yakut, 2020). Belirlenen “eşik” ve “öğrenme oranı” değerleri sinir ağının eğitim süresini belirlerken, net ve aktivasyon fonksiyonları çıktının yapısını etkilemektedir.

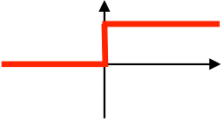
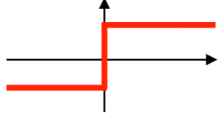
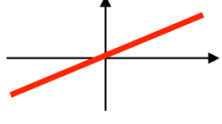

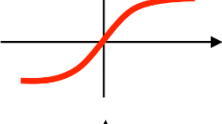
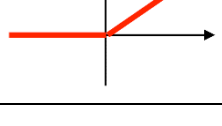
Net girdi fonksiyonları toplama fonksiyonları olarak da ifade edilmektedir (Aydemir, 2018; Elmas, 2010). Ancak girdi değişkenlerinin ağırlık değerleriyle işlenerek net değer elde edilmesi yalnızca toplama fonksiyonu ile sağlanmamaktadır. Bu sebeple bu çalışmada net değer hesaplandığı fonksiyon net fonksiyonu olarak isimlendirilmiştir.

Girdiler ağırlık değerleri ile çarpılarak net (toplama, çarpma, maksimum, minimum) fonksiyonlarının içinde yeni bir girdi değeri oluşturur. Ağırlıklandırılmış değerler belirlenen fonksiyona göre toplanıp ya da çarpılarak net bir girdi değerine dönüştürülebilir veya minimum maksimum değerler seçilerek net girdi değeri belirlenebilir. Elde edilen net girdiler ise aktivasyon fonksiyonunda işlenerek bilgi çıktı katmanına yönlendirilir. Bu işleme süreci, biyolojik sinir hücresinin dışsal etkilere tepki oluşturup oluşturulmayacağını kararını

vermesine benzetilebilir. Aktivasyon fonksiyonu farklı hesaplamalar ile çıktı değerinin belirlenmesine katkıda bulunmaktadır. Bu hesaplamalar arasında doğrusal, basamak, sigmoid tipli, tanjant hiperbolik tipli, düzeltilmiş doğrusal birim fonksiyonları sıklıkla kullanılmaktadır (Elmas, 2010; Haykin, 2008). Bu fonksiyonlara ilişkin gösterimler ve formüller Tablo 5'te yer almaktadır.

Tablo 5

Aktivasyon Fonksiyonları

Gösterim	Formül	Aktivasyon fonksiyonu
	$f(z) = \begin{cases} 0, & z < 0, \\ 0,5, & z = 0, \\ 1, & z > 0, \end{cases}$	Step
	$f(z) = \begin{cases} -1, & z < 0, \\ 0, & z = 0, \\ 1, & z > 0, \end{cases}$	Signum
	$f(z) = z$	Linear
	$f(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}}$	Sigmoid
	$f(z) = \frac{e^z + e^{-z}}{e^z + e^{-z}}$	Tanjant
	$f(z) = \max(0, z)$	ReLU

Aktivasyon fonksiyonlarının her birinin ayrı avantajları ve dezavantajları bulunmaktadır. Ancak bu fonksiyonların seçiminde, öğrenme oranı, eşik değeri, katman ve nöron sayısı belirlemede olduğu gibi kesin kurallar bulunmamaktadır. Bir başka ifadeyle yapay sinir ağının mimari yapısının oluşturulmasında standart bir kural seti bulunmamaktadır. Bu sebeple araştırmacılar probleme en uygun çözüme ulaştıklarını iddia edemez, yalnızca kabul edilebilir çözümler sunduklarını ifade edebilmektedirler (Salur, 2015; Yakut, 2020). Araştırmacılar en uygun modeli, modellere ait değerlendirme metrikleri

(Açıklanan varyans/ R^2 , hata karelerinin ortalamasının karekökü/RMSE, ortalama mutlak hata/MAE, Göreceli mutlak hata/RAE) ile belirleyebilmektedir. Değerlendirme metrikleri modellerin karşılaştırılmasına izin verirken aynı zamanda model başarısı hakkında da bilgi vermektedir.

Okuduğunu Anlama Becerisi ile İlgili Araştırmalar

Willms (2001), Kanada'da 2000 yılı PISA uygulamasına katılan eyaletlerdeki öğrencilerin okuduğunu anlama becerilerinin farklılaşmasını ve bu farkları yaratan değişkenleri incelemiştir. Willms'in çalışmasında eyaletlerin okuduğunu anlama becerileri arasında farklılıklar olduğu en yüksek ve en düşük puana sahip eyaletlerin sırasıyla Finlandiya ve OECD ortalamalarına yakın puanlara sahip olduğu görülmüştür. Öğrencilerin okuduğunu anlama becerisini etkileyen değişkenlerin aileye dayalı faktörler, okul kaynakları, sınıfın ve okulun politikası olduğu belirtilmiştir. Aileye dayalı faktörler bakımından özellikle sosyoekonomik düzeyin okuduğunu anlama becerisiyle pozitif korelasyona sahip olduğu üzerinde vurgu yapılmıştır.

Lietz ve Kotte (2004) Almanya'nın okuduğunu anlama becerilerini incelemeyen önce tüm ülkeler bakımından analizlerin gerçekleştirilebilmesi ve öğrenci düzeyinde beceriyi etkileyen ülkeler arasında hangi faktörlerin benzer veya farklı şekilde çalıştığını ele almak için daha karmaşık analizlere ihtiyaç duyulduğunu belirtmiştir. Bu bakımdan Almanya'nın okuduğunu anlama becerisini inceledikleri çalışmalarında, ortalamasının Finlandiya ve OECD ortalamasından daha düşük seviyelerde olduğunu ifade etmişlerdir. Lietz ve Kotte bu çalışmada öğrenci ve okul düzeyi faktörlerinin öğrenci becerilerini etkileme biçimini incelemiştir. Öğrencilerin eğitim gördükleri okul türüne göre becerilerinde farklılaşma meydana geldiği ve öğrenci becerisindeki toplam varyansın %46'sı öğrenci düzeyindeki değişkenlerden kaynaklandığı sonucuna ulaşılmıştır. Alman politikacılar öğrenci becerilerini artırmak için okul saatlerinin uzatılmasını savunurken Lietz ve Kotte çalışmalarında bu görüşü destekleyecek bir kanıt bulamamış ve öğrencilerin okuduğunu anlama becerisinin,

okulların beceriye, öğrenci çalışmalarına ilişkin yüksek beklentilere ve standartlara verdiği güçlü vurgu ile sağlanacağını belirtmişlerdir.

Linnakylä, Malin ve Taube (2004) çalışmalarında 2000 yılında PISA uygulamasında Finli ve İsveçli öğrenciler OECD ülkeleri arasında oldukça iyi beceri göstermelerine rağmen, Finlilerin %7'sinin ve İsveçli öğrencilerin %12'sinin okuduğunu anlama performansının düşük olmasının sebebini araştırmışlardır. Araştırmacılar, öğrencilerin kişisel, sosyoekonomik ve kültürel faktörleri ve bunların okuduğunu anlama becerisi üzerindeki etkilerini araştıran, karşılaştıran ve tezat oluşturan başka bir karşılaştırmalı çalışmayı rapor etmişlerdir. Sonuç olarak, okuduğunu anlama becerisinin düşme riskinin cinsiyete, çeşitli sosyokültürel faktörlere, öğrencilerin okuldaki ve okul dışındaki kişisel özelliklerine, tutumlarına ve faaliyetlerine göre değiştiği tespit edilmiştir. Öğrencinin cinsiyetinin erkek olması, kalabalık aileden gelmesi, sosyoekonomik durumunun düşük olması, zorunlu kaldığı durumlarda okuması, ebeveynlerinin ayrı olması ve ayrıca ebeveynlerin kültürel konularda çocuklarıyla nadiren tartışma gerçekleştirmesi okuduğunu anlama becerisini azaltan faktörler olarak belirtilmiştir.

PISA 2018'de elde edilen sonuçlar incelendiğinde ise Çin, Singapur ilk sıralarda yer alırken OECD ülkeleri arasında Estonya, Kanada ve Finlandiya en yüksek puanları alan üç ülke olmuştur. PISA teknik standartlarına uygun olan ülke ve ekonomiler arasındaki sıralamada son üçte yer alan ülkeler ise Kosova, Dominik Cumhuriyeti ve Filipinler olmuştur. Türkiye ise tüm ülkeler içinde 40. ve OECD ülkeleri içinde 31. sırada yer alarak orta düzeyde başarıya sahip olmuştur (MEB, 2019). OECD ülkeleri genelinde ortalama olarak öğrencilerin yaklaşık %77'si okumada en az düzey 2 yeterliliğine ulaşmıştır. En azından, bu öğrenciler orta uzunlukta bir metindeki ana fikri belirleyebilir. Açık, bazen karmaşık olsa da kriterlere dayalı bilgileri bulabilir. Açıkça yönlendirildiği zaman metinlerin amacı ve biçimi üzerinde düşünebilir (OECD, 2019)). OECD ülkeleri genelinde ortalama olarak öğrencilerin yaklaşık %8,7'si okumada en iyi performans gösteren kişilerdi, yani PISA okuma testinde düzey 5 veya 6'ya ulaştılar. Bu seviyelerde öğrenciler, uzun metinleri anlayabilir, soyut veya

sezgilere aykırı olan kavramlarla ilgilenebilir ve bilginin içeriği veya kaynağına ilişkin örtük ipuçlarına dayalı olarak gerçek ve görüş arasında ayrımlar kurabilir (OECD, 2019).

Ergül ve arkadaşları (2022) çalışmalarında, katılımcıların anasınıfında değerlendirilen sözel ve görsel çalışma belleği performanslarının birinci ve ikinci sınıftaki okuma akıcılığı ve okuduğunu anlama performanslarını yordama düzeyinin boylamsal olarak incelemiştir. Araştırmayı Ankara ilinde alt-orta ve üst sosyoekonomik düzeyi temsil eden her tabakadan seçkisiz atama yoluyla belirlenen okullarda, 224 kız, 250 erkek olmak üzere 5 yaş grubunda olan 450 çocuk ile yürütmüşlerdir. Yapısal eşitlik modeli kullanılarak çalışma belleği ölçümlerinin okuma akıcılığı ve okuduğunu anlama becerilerini yordama durumunun belirlendiği çalışmadan elde edilen sonuçlar, okuma akıcılığı ve okuduğunu anlama performanslarının birinci sınıftan ikinci sınıfa ve her bir sınıf düzeyinde güz döneminden bahar dönemine artış gösterdiğini ortaya koymuştur. Sonuçlar ayrıca anasınıfındaki sözel ve görsel çalışma belleği performansının birinci ve ikinci sınıfın güz ve bahar dönemlerindeki okuma akıcılığı ve okuduğunu anlama başarısına farklı düzeylerde katkı sağladığını göstermiştir.

Hiyerarşik Lineer Model ile İlgili Araştırmalar

Ma ve Klinger (2000), matematik, fen, okuma ve yazmada 6. sınıf öğrencilerinin becerisi üzerindeki öğrenci geçmişi, okul bağlamı ve okul iklim koşullarını incelemek için HLM yöntemini kullanmışlardır. Araştırmacılar cinsiyet, sosyoekonomik durum ve etnik köken değişkenlerinin akademik başarının önemli yordayıcıları olduğunu belirtmişlerdir. Öğrencilerin öğrenim gördükleri okullar arası varyasyon en az okuduğunu anlama becerisinde yer alırken, matematik becerisinde en büyük varyasyonu göstermiştir. Okulun ortalama sosyoekonomik düzeyi ve disiplin iklimi değişkenleri matematik, okuma ve yazma becerisinde anlamlı düzeyde yordayıcı olduğu görülmüştür. Okul büyüklüğü ve ebeveyn katılımı sadece matematik becerisi ile bireysel sosyo-ekonomik düzey arasındaki ilişkiyi önemli ölçüde etkilemiştir. Ayrıca çalışmada öğrencilerin matematik becerisi ve

sosyoekonomik düzeyi arasındaki ilişkinin okul büyüklüğü ve aile ilgisi değişkenleri tarafından etkilendiği belirtilmiştir.

Ö. Yıldırım (2012) çalışmasında Hollanda, Kore ve Türkiye'den PISA 2009 uygulamasına katılmış 15 yaş grubundaki öğrencilerin okuduğunu anlama becerilerini öğrenci ve okul düzeyinde etkileyen faktörleri belirlemek, ülkeler arasındaki benzerlikleri ve farklılıkları ortaya koymak için iki düzeyli hiyerarşik lineer modelleme kullanmışlardır. Araştırmada, üç ülkede de öğrencilerin okuduğunu anlama becerileri bakımından okullar arasında farklılıklar olduğu ve bu farklılığın Hollanda ile Türkiye'de, Kore'ye göre daha fazla olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Öğrencilerin okuduğunu anlama becerisini etkileyen öğrenci düzeyindeki okumaktan zevk alma, okuduğunu anlama stratejilerini kullanma, ailenin sosyoekonomik ve kültürel durumu; okul düzeyindeki öğretmen niteliği, öğrenci davranışları, okul mevcudu, okulun sosyoekonomik ve kültürel durumu, öğretmenlerin eğitim sistemi ve okul içi görevlerde sorumluluk alması değişkenlerinin üç ülke için de geçerli olduğunu belirtmiştir. Ülkeler için okuduğunu anlama becerisini etkileyen benzer değişkenlerin yanı sıra internete dayalı okuma etkinlikleri, öğrencinin sınıf ortamı ve öğretmen davranışları gibi farklı değişkenlerin de olduğu rapor edilmiştir. Her iki düzeydeki değişkenler aynı anda modele dahil edildiğinde ise Kore'de öğrenci davranışı değişkeninin etkisinin anlamsızlaşması haricinde tüm değişkenlerin benzer etki düzeyi olduğu belirtilmiştir.

Huta (2014) yaptığı çalışmada HLM ile ilgili önceki yayınlar, analizin nasıl gerçekleştirileceği konusunda rehberlik sağlamıştır. Araştırmacı bu rehberliği sağlama amacıyla iki soruyu cevaplamaya çalışmıştır. Analizler yapılmadan önce veri setinin ve araştırma sorularının HLM için uygun olup olmadığı ve eğer uygunsa HLM ve bu durumlarda bazen kullanılan çoklu regresyon, tekrarlanan ölçümler veya karışık ANOVA ve yapısal eşitlik modellemesi veya yol analizi dahil olmak üzere diğer yöntemler arasında nasıl seçim yapılacağına dair kanıtlar sunulmuştur. Bu makale, HLM, tekrarlanan ölçümler ve SEM/yol analizinde kurulabilecek model örneği sağlanmıştır. Her bir yöntem için veri seti ve

analizinin nasıl kurulacağını özetlenmiştir. Hiyerarşideki seviye sayısı, örneklem büyüklüğü, eksik veriler, grup üyelerinin ayırt edilebilirliği, bağımsız değişkenlerin sayısı, incelenecek değişkenlerin doğası, test edilecek modelin bir regresyon yapısına sahip olup olmadığı ve çıktıda beklenen bilgi hususlarına dikkat çekerek analizler arasında seçim yapılmasına yardımcı olmaktadır.

Veri Madenciliği ve Yapay Sinir Ağları ile İlgili Araştırmalar

Aydın (2007) yaptığı çalışmada Anadolu Üniversitesi uzaktan eğitim sisteminde eğitim gören öğrencilerin performanslarına ilişkin veri madenciliğinden yararlanılarak tahmin modeli oluşturmayı amaçlamıştır. Uzaktan eğitim sisteminde yer alan veri kaynaklarından (öğrenci bilgi sistemi, e-öğrenme sistemi) elde edilen veriler ile SPSS Clementine yazılımında C5.0 algoritması ile tahmin modeli oluşturulmuş ve doğruluk oranını %82,1 olarak belirtmiştir. Geliştirilen model ile veri kaynakları çevrimiçi hale getirilerek performansı düşük öğrencilerin önceden kestirilerek becerilerini arttırmaya yönelik çözümler oluşturulabileceği önerilmektedir. Çalışmanın bir diğer bölümünde ise mezun öğrencilere yönelik “K-means” algoritması kullanılarak kümeleme analizi gerçekleştirilmiştir. Analiz sonucunda bilgisayar kullanımı ve beceri arasındaki pozitif yönlü ilişki olduğu belirtilmiştir.

Kurt ve Erdem (2012) yaptıkları çalışmada başarılı ve başarısız öğrencilerin profilleri belirlenerek uygun önlem ve çözümler önermeyi ve öğrencilerin başarılarını etkileyen faktörleri farklı VM yöntemleri ile incelemeyi amaçlamıştır. Öğrencilerin ekonomik, sosyal, kişisel ve çevresel değişkenlerinin etkisi olup olmadığını belirlemek için SPSS Clementine yazılımındaki CRT, Chaid, Neural Network, Apriori, K-Means modelleri denenmiştir. Araştırma sonucunda araçsal güdülenmenin, kişiliğin, istediği bölümde okumanın, lise başarısının öğrencilerin lisans başarıları üzerinde etkisi olduğunu tespit etmişlerdir. Ayrıca VM yöntemlerinin başarıya etki eden faktörlerin saptanmasında farklı bakış açıları sunduğunu saptamışlardır.

Bahadır (2013) öğretmen adaylarının akademik başarılarını tahmin etmede yapay sinir ağları ve lojistik regresyon analizini kullandığı çalışmada, yapay sinir ağlarının etkililiğini ve tahmin performansını belirlemeyi amaçlamıştır. Araştırmacı bireylerin akademik başarılarını yordayıcı değişken olarak tutum, öz yeterlik, motivasyon, kaygı, öğrencilerin derse karşı istek ve ilgi, öğrencilerin lisans eğitimleri süresince belirlenen derslerden aldıkları geçme notları, genel not ortalamaları, üniversiteye giriş puanlarının yanı sıra akademik kariyer yapma hususundaki tutumları gibi değişkenleri ele almıştır ve öğrenci başarıları öngörülme çalışılmıştır. Verilerin hiyerarşik yapısı nedeniyle, araştırma problemini YSA ve LRA (Lojistik Regresyon Analizi) ile modellemeye uygun görülmüştür. Araştırmacı öğretmen adaylarının lisansüstü eğitim başarılarına yönelik tahminlerde YSA'nın Geri Yayılmalı Yapay Sinir Ağları (GYSA) metodu ile yapılan başarı öngörüsünün LRA ile yapılan öngörü tekniğine göre daha işlevsel olduğunu ve YSA'nın öngörü netliğini sağladığını ifade etmiştir.

Martinho, Nunes ve Minussi (2013) tarafından yapılan "yükseköğretimde okulu terk etme riski yüksek grubunun tahmini için yapay sinir ağlarına dayalı akıllı bir sistem" başlıklı çalışmada, araştırmacılar okulu terk etmenin bireylere sosyal, ekonomik, politik ve finansal açıdan zarar verdiği gerçeğinden yola çıkarak okulu bırakma riski altındaki öğrencilerin tahmini için verimli yöntemler geliştirilmesi ve bu durumu en aza indirmek için önleyici eylemlerin benimsenmesi gerektiğini vurgulamışlardır. Araştırmacılar bu noktadan hareketle yaptıkları çalışmada yükseköğretim derslerini bırakma riski taşıyan öğrenci grubunun tahmini için yapay sinir ağlarına dayalı akıllı bir sistem geliştirerek bu sistemin potansiyellerini sunmayı amaçlamışlardır. Çalışma sonucunda geliştirilen akıllı sistem sayesinde okulu bırakma grubunu tespit etme başarı oranını %92 ve genel doğruluğu %85'in üzerinde olduğunu belirlemişlerdir.

Sinharay (2016) oluşturduğu modülde eğitsel ölçümden elde edilen üç gerçek veri seti ve R yazılım paketleri kullanılarak gözetimli öğrenme (sınıflandırma ve regresyon için veri madenciliği) için çeşitli yöntemlerin uygulamasını göstermeyi amaçlamıştır. Gözetimli

öğrenme yöntemlerini (Random forest (rastgele orman), Boosting (yükseltme) ve Classification tree (sınıflandırma ağacı)) eğitimsel ölçümde doğrusal ve lojistik regresyon gibi geleneksel olarak kullanılan yöntemler ile karşılaştırmıştır. Tüm örneklerde rastgele orman yönteminin en iyi performansı sergilediği ve yükseltme yönteminin de geleneksel yöntemlerden daha iyi performans gösterdiği sonucuna ulaşmıştır. Ancak rastgele orman ve yükseltme yöntemlerinin her zaman mükemmel tahminler yapmayacağını belirterek gerçek bir uygulamada, denetimli öğrenme için çeşitli yöntemler uygulaması ve çapraz doğrulama hatasını en aza indiren yöntemin seçilmesini önermiştir.

Çetinkaya ve Baykan (2020) tarafından yapılan “yapay sinir ağları kullanarak ortaokul öğrencilerinin programlama yeteneğinin tahmini” başlıklı çalışmada, araştırmacılar programlamanın temel insan becerilerinden biri olacağından yola çıkarak programlama alanında yetenekli bireylerin erken yaşta belirlenmesini amaçlamışlardır. Bu amaç doğrultusunda da Konya Bilim Merkezi'nden beşinci, altıncı ve yedinci sınıflardan oluşan ortaokul öğrencilerine katılımcı anketi uygulamışlardır. Ayrıca katılımcılar Code.org'da 20 seviyeli Klasik Labirent Kursuna katılmışlar ve katılımcıların kurstaki nihai puanları, tamamladıkları seviyeye ve yazdıkları kod satırlarına göre hesaplanmıştır. Anketlerden elde ettikleri verileri girdi değişkenleri, kurstan elde ettikleri puanları çıktı değişkenleri olarak ele alıp öğrenci yeteneklerini tahmin etmek için YSA algoritmalarını kullanmışlardır. Kullandıkları YSA modellerinin literatürdeki iyi bilinen regresyon yöntemlerinden daha iyi performans gösterdiğini ifade etmişlerdir. Bu regresyonlara ve YSA'ya ait R^2 değerlerini şu şekilde hesaplamışlardır: rasyonel ikinci dereceden gauss süreci regresyonu 0,86, doğrusal regresyon 0,86; doğrusal destek vektör makinesi 0,84 ve YSA'dan ise 0,96 değerini elde etmişlerdir. Elde edilen sonuçlardan, katılımcıların analitik düşünme, problem çözme ve programlama yeteneği gibi becerilerini tahmin etmede YSA'nın uygun bir yöntem olduğunu ifade etmişlerdir.

İlgili araştırmalar bölümünde yer alan tüm araştırmalar incelendiğinde farklı yönlerden literatürü desteklediği görülmektedir. Okuduğunu anlama becerisi üzerinde

yapılan arařtırmalar farklı lkelerin đrencileri zerinde alıřılmakla birlikte tm dnyayı ilgilendirecek geniř apta yapılan alıřmaları da kapsamaktadır. HLM zerine yapılan arařtırmalar ise hem HLM'e iliřkin teknik aıklamalar ierirken hem de bađımlı bađımsız deđiřkenler arasındaki iliřkiyi ortaya ıkaran ve HLM'in ara olarak kullanılmasını rneklendirmektedir. VM yntemlerinden olan YSA zerine yapılan alıřmalar ise genel olarak geleneksel istatistik yntemleri ve YSA'nın karřılařtırması zerine olsa da diđer VM yntemleri ile YSA'nın karřılařtırıldıđı alıřmalara rastlanmıřtır. Bu alıřmada ise arařtırmacı PISA 2018 verisini kullanarak okuduđunu anlama bařarısını incelemek istemiřtir. Ancak bunun iin uygun analiz yntemini belirlemek amacıyla YSA ve HLM analizlerinin performanslarının karřılařtırılması amalanmıřtır.

Bölüm 3

Bu bölümde araştırmanın yöntemi, araştırmanın evreni-örnekleme, verilerin elde edilmesi, veri ve bağımlı-bağımsız değişkenler ve verilerin analizi ile ilgili kısımlara yer verilmiştir.

Yöntem

Bu çalışmada Finlandiya, Kosova ve Türkiye'den PISA 2018'e katılan 15 yaş grubundaki öğrencilerin okuduğunu anlama becerilerini yordayan değişkenler ile ilişki düzeyini belirlemek ve bu süreçte kullanılan HLM ve YSA yöntemlerinin karşılaştırılması amaçlanmaktadır. Çalışmanın türü, bağımlı ve bağımsız değişkenler arasında ilişkilerin bulunduğu modellerin kurulmasından dolayı bir yönüyle ilişkisel araştırmadır (Büyüköztürk vd., 2014; Fraenkel vd., 2012). Diğer bir yönüyle ise çalışmada örnekleme alınan ülkeler için iki yöntemle analizler gerçekleştirilip elde edilen sonuçların açıklanan varyans ve hata değerleri açısından karşılaştırıldığı bir araştırmadır.

Araştırmanın Evreni ve Örnekleme

Bu çalışmanın örneklemini Finlandiya, Kosova ve Türkiye'den 2018 yılında örgün eğitime kayıtlı ve PISA'ya katılan 15 yaş grubu öğrenciler oluşturmaktadır. Çalışmanın evrenini ise PISA'nın evreni olan 2018 yılındaki 15 yaş grubu olan tüm öğrenciler oluşturmaktadır. OECD tarafından düzenlenen PISA araştırmalarında evrenden tabakalı seçkisiz örnekleme yöntemiyle örneklem belirlenmektedir. Tabakalı örnekleme, evrendeki alt grupların (tabakaların) belirlenip bu alt grupların evrendeki büyüklükleri oranlarıyla örnekleme temsil edilmelerini amaçlar (Büyüköztürk vd., 2014). Bu çalışmada da PISA uygulamasına katılan alt orta ve yüksek düzeyde okuduğunu anlama becerisine sahip bireylerden seçim yapılmak istenip bağımlı ve bağımsız değişkenlerdeki varyansın artışı hedeflenmiştir. Bu amaç doğrultusunda seçilen örnekleme Finlandiya'dan 5649, Kosova'dan 5058 ve Türkiye'den 6890 olmak üzere toplamda 17597 öğrenci bulunmaktadır. Veri temizleme süreci sonunda ise Finlandiya'dan 5007, Kosova'dan 4053

ve Türkiye'den 6465 olmak üzere toplamda 15525 bireyden oluşan örneklem büyüklüğüne ulaşılmıştır. Değişkenlerdeki varyansın ülkelere göre ve tüm veri setinde ne derece farklılaştığı değişkenlerin ortalama ve standart sapma değerleri ile incelenmiştir. Elde edilen değerler Tablo 6'da verilmiştir. Tablo 6 incelendiğinde bağımlı ve bağımsız değişkenlerin ortalamalarının ülkelere göre farklılaştığı görülmektedir. PISA 2018 uygulamasına katılan tüm ülkelerde okuma becerileri alanındaki puanların 340 ile 555 arasında değiştiği ve ortalamalarının 453 olduğu göz önüne alındığında seçilen ülkelerin evreni yansıtan bir örneklem olduğunu göstermektedir.

Tablo 6

Ülkelere ve Tüm Veri Setine Göre Değişkenlere Ait Ortalama ve Standart Sapma Değerleri

	Türkiye		Finlandiya		Kosova		Tüm veri	
	\bar{X}	ss	\bar{X}	ss	\bar{X}	ss	\bar{X}	ss
PV_ort	467	82	531	89	360	63	460	103
ESCS	-1.177	1.157	0.326	0.748	-0.435	0.865	-0.500	1.156
UNDREM	-0.065	0.930	-0.069	1.003	-0.131	0.989	-0.084	0.970
METASUM	-0.132	0.945	0.058	0.978	-0.367	0.925	-0.132	0.964
METASPAM	-0.227	0.949	0.208	0.984	-0.576	0.752	-0.178	0.962
DISCLIMA	-0.056	0.925	-0.095	0.905	0.514	1.006	0.080	0.975
DIRINS	0.228	0.971	-0.123	0.909	0.875	0.902	0.284	1.009
STIMREAD	0.075	0.986	-0.190	0.907	0.330	0.906	0.056	0.961
EDUSHORT	-0.568	0.872	0.090	0.777	1.138	0.857	0.090	1.082
STAFFSHORT	0.141	1.084	0.075	0.808	-0.031	0.838	0.075	0.942

Verilerin Elde Edilmesi

PISA 2018'e katılan Finlandiya, Kosova ve Türkiye'den 15-yaş grubu öğrencilerin okuduğunu anlama puanları, ebeveynlerin en yüksek eğitim seviyesi, ebeveynlerin en yüksek mesleki durumu, ev eşyaları, okuduğunu anlama ve akılda tutma stratejilerinin

kullanılması, disiplin iklimi, öğretmen yönlendirmeli öğretim, öğretmenin okumaya teşvik etmesi ve eğitim sürecindeki engeller ölçek puanları veri seti olarak kullanılmıştır. Veri seti SPSS dosyası formatında OECD'nin resmi internet sayfası olan <https://www.oecd.org/pisa/data/2018database/> sayfasından 03.12.2019 tarihinde indirilmiştir.

PISA uygulamaları her dönem farklı bir performansı ölçmeye ağırlık vererek üç yılda bir gerçekleştirilmektedir. 2000 yılında okuduğunu anlama performansına ağırlık verilerek başlayan PISA uygulamaları 2018 yılında da yine ağırlıklı olarak ele alınan performans okuduğunu anlama alanı olmuştur. PISA'da 15 yaş grubu bireylerin performanslarını ölçmek için bilişsel alan testi, öğrenci, okul, öğretmen, ebeveyn, iyi oluş, eğitimsel kariyer, finansal okuryazarlık, bilgi iletişim teknolojisi bilgisi anketleri uygulanmıştır. Bu çalışmada ise bilişsel alan testi, öğrenci, okul anketlerinden elde edilen veriler kullanılmıştır.

PISA uygulamalarına katılan her öğrenci bilişsel alan testinde bütün sorulara yanıt vermemektedir. Bu sebeple öğrencilerin okuduğunu anlama bilişsel alan testinden aldıkları puanları belirleyebilmek için OECD tarafından on farklı olası değer (plausible values-PV) kestirilmektedir (OECD, 2009). Bu çalışmada da Finlandiya, Kosova ve Türkiye örneklemini oluşturan her öğrencinin on olası değeri yordama performansı en yüksek olan özellik seçim yöntemi analizinde birlikte çözümlenmiştir. Yöntem karşılaştırılması için gerçekleştirilen analizlerde olası değerlerin ortalaması kullanılmıştır.

Veri ve Bağımlı-Bağımsız Değişkenler

Bu araştırmada okuduğunu anlama PISA 2018 bilişsel alan testi, öğrenci ve okul anketlerinden elde edilmiş veriler kullanılmıştır. Testler ve anketler 80 farklı OECD ülkesinin fikirleri dikkate alınarak oluşturulmaktadır (OECD, 2016). Öğrencilerin bilişsel alan testinden aldıkları puanlar okuduğunu anlama puanları olarak kullanılmıştır. Okuduğunu anlama puanları HLM ve YSA analizlerinde yordanan değişken olarak kullanılmıştır. Yordayıcı değişkenlerin belirlenmesinde ise eksik verilerle başa çıkma, özellik seçim yöntemleri

(feature selection) ve literatürde yer alan değişkenler etkili olmuştur. Öncelikle Finlandiya, Kosova ve Türkiye'nin PISA 2018 uygulamasından elde edilen ve araştırmaya konu olan analizlere uygun veriler çekilmiştir. Bunun için eksik verilerin oranına göre değişkenler araştırmadan çıkarılmıştır. Verilerin temizlenmesine ilişkin bu bilgiler verilerin analizi bölümünde yer almaktadır. Ardından özellik seçim yöntemi kullanılarak yordayıcı değişkenler belirlenmiştir. Son olarak kalan değişkenlerden literatürde okuduğunu anlama becerisine etkisi olacağı belirtilen değişkenler çalışmaya dahil edilmiştir. Değişkenlerin belirlenmesine ilişkin ayrıntılar verilerin analizi bölümünde yer almaktadır. Sonuç olarak yordayıcı değişkenlere ait veriler öğrenci anketinde; “ekonomik, sosyal ve kültürel durum (ESCS)”, “anlama ve hatırlama (UNDREM)”, “özetleme (METASUM)”, “güvenirliğin değerlendirilmesi (METASPAM)”, “disiplin iklimi (DISCLIMA)”, “öğretmen yönlendirmeli öğretim (DIRINS)” ve “öğretmenin okumaya teşvik etmesi (STIMREAD)” ölçekleri, okul anketinde; “eğitimsel materyal eksikliği (EDUSHORT)”, “personel eksikliği (STAFFSHORT)” ölçeklerinden elde edilmiştir. Belirtilen ölçeklere ait isimlendirmeler araştırmacı tarafından içeriği yansıtacak şekilde ve çalışmanın anlaşılabilirliğini artırmak amacıyla belirlenmiştir. Bu ölçeklerden alınan puanlar PISA 2018 uygulamasında ortalaması sıfır standart sapması bire denk olan tek bir değişkene indirgenerek indeks değişkenler olarak adlandırılmaktadır. Ölçeklerden alınan puanların yükselmesi belirtilen özelliğin bireylerde arttığı anlamına gelmektedir.

Okuduğunu Anlama Bilişsel Alan Testi

PISA 2018 uygulamasında okuduğunu anlama becerisini ölçmek amacıyla farklı boyutlar yer almaktadır (OECD, 2019). Bu boyutlar OECD (2019) tarafından “farklı metin türleri”, “farklı zorluk düzeyinde sorular ve görevler” ve “bilişsel süreçler” olarak belirtilmiştir. Ancak belirtilen boyutlarda öğrencilerin okuduğunu anlama becerilerini ölçmek için bilişsel alan testinin tamamı uygulanmamaktadır. Öğrenciler bilişsel alan testinde yer alan bir ya da birkaç alt testi yanıtlamaktadırlar. PISA 2018’de bu uygulama çok aşamalı test tekniği ile gerçekleştirilmiştir. Çok aşamalı testler, önceden oluşturulmuş madde setlerinin bireye

uyarlanabilir bir şekilde uygulandığı ve bir birim olarak puanlandığı testlerdir (Hendrickson, 2007). Çok aşamalı testlerde, maddeler yerine madde setleri bireye uyarlandığından belirli madde grupları farklı bireyler tarafından cevaplanmaktadır. Cevaplar yoluyla bireylerin kestirilen yeteneklerinin sonsal dağılımından rastgele puanlar çekilmektedir (von Davier, Gonzales & Mislevy, 2009). Bu puanlar ise bireylerin okuduğunu anlama puanları olarak da görülen on olası değerdir (PV1READ, PV2READ, PV3READ, PV4READ, PV5READ, PV6READ, PV7READ, PV8READ, PV9READ, PV10READ). En yüksek olabilirlik, ağırlıklandırılmış en yüksek olabilirlik, birleşik en yüksek olabilirlik, beklenen en yüksek olabilirlik gibi öğrenci yetenekleri ile ilgili nokta kestirim yapan yöntemlerden farklı olarak makul değer yönteminde her öğrencinin yetenek düzeyini temsil eden birden fazla puan ortaya konmaktadır. Bu puanların sayısı genellikle beş ya da olarak on adet olabilmektedir (von Davier vd., 2009; Wu, 2005).

Ekonomik, Sosyal ve Kültürel Durum (ESCS)

ESCS değişkeni üç göstergeye dayalı bir indeks değişkendir. Bu göstergeler ise yine PISA 2018 uygulamasından elde edilen en yüksek ebeveyn mesleği (HISEI), ebeveyn eğitimi (PAREDINT) ve evdeki kitaplar dahil olmak üzere ev eşyaları (HOMEPOS) değişkenlerinden oluşmaktadır. HISEI ve PAREDINT değişkenleri de kendi içinde alt bileşenler içermektedir. HISEI, PAREDINT ve HOMEPOS göstergeleri sosyo-ekonomik statünün genellikle eğitim, mesleki statü ve gelire dayalı görülmesinden dolayı kullanılmıştır. PISA verilerinde doğrudan bir gelir ölçüsü bulunmadığından, hane halkı maddelerinin varlığı aile servetinin bir göstergesi olarak kabul edilmiştir (OECD, 2020). Ancak temelde bu değişkenler PISA 2018 uygulamasında yer alan ST005, ST006, ST007, ST008, ST011, ST012, ST013, ST014, ST015 maddelerine dayalı olarak ölçülmektedir. HISEI ölçeğine ait maddeler kısa cevaplı açık uçlu maddeler olarak öğrencilere uygulanmıştır. PAREDINT ölçeğine ilişkin öğrencilerden ebeveynlerinin eğitim durumunu var olan seçenekler arasından seçmeleri, niteliklere sahip olup olmadıklarını ise “evet, hayır” şeklinde belirtmeleri istenmiştir. Son olarak ise HOMEPOS ölçeğinde ise her maddede farklı bir

cevap beklenmiştir. ST011 maddesi için liste halinde sunulan ev eşyalarından öğrencilerin evinde olma durumuna göre “evet, hayır” şeklinde cevaplaması beklenmektedir. ST012 maddesi için yine liste halinde sunulan ev eşyalarından kaç tane bulunduğunu “Hiç”, “Bir”, “İki”, “Üç veya daha fazla” seçeneklerini işaretleyerek belirtmesi istenmiştir. Son olarak ST013 maddesi için liste halinde verilmiş ve belirli aralıklarla sunulmuş kitap sayılarından (ör. 0-10, 11-25...) öğrencilerin seçim yapması beklenmektedir. Bu maddelere ait içerikler aşağıdaki tabloda Tablo 7’de verilmiştir.

Tablo 7

ESCS'nin Göstergeleri

HISEI	Meslek	ST014	Annenizin asıl işi nedir?
	ISCO		Annen asıl işinde ne yapıyor?
HISEI	ISEI	ST015	Babanızın asıl işi nedir?
			Baban asıl işinde ne yapıyor?
PAREDINT		ST005	Annenizin tamamladığı en yüksek eğitim seviyesi nedir? (ISCED level 1, 2, 3A, 3B, 3C, tamamlamadı)
	Okul eğitimi	ST006	Anneniz aşağıdaki niteliklerden herhangi birine sahip mi? (ISCED level 4, 5A, 5B, 6)
	Mesleki eğitim		Babanızın bitirdiği en yüksek okul derecesi nedir?
	ISCED	ST007	ISCED level 1, 2, 3A, 3B, 3C, tamamlamadı)
PAREDINT	HISCED	ST008	Babanız aşağıdaki niteliklerden herhangi birine sahip mi? (ISCED level 4, 5A, 5B, 6)
HOMEPOS		ST011	Evinizde aşağıdakilerden hangisi var? (çalışma masası, internet bağlantısı, sözlük vb.)
	Ev eşyaları	ST012	Evinizde bunlardan kaç tane var? (araba, TV, müzik aleti, bilgisayar, e-kitap okuyucular vb.)
		ST013	Evinizde kaç kitap var?

ISCO: mesleklerin uluslararası standart sınıflandırması; ISEI: anne ve babanın mesleki durumu;

ISCED: uluslararası standart eğitim sınıflandırması; HISCED: ebeveynlerin en yüksek eğitimi

Üstbilişsel Okuma Becerileri

PISA 2018 uygulamasında öğrencilerin üstbilişsel okuma becerileri “anlama ve hatırlama”, “özetleme” ve “güvenirliğin değerlendirilmesi” olmak üzere üç bileşenle incelenmiştir. Her bir birleşimde ise okuma görevi olan bir madde kökü ve stratejilerden oluşan seçenekler yer almaktadır. Öğrencilerden bu seçeneklerde verilen tepki kategorilerine işaretleme yapması beklenmektedir.

Anlama ve Hatırlama (UNDREM). Öğrencilerin okuduğunu anlama ve hatırlama becerisini ölçmek için öğrencinin kullanacağı strateji belirlenmek istenmektedir. Bunun için öğrencilerden, “Hiç kullanışlı değil” 1 puan, “Çok kullanışlı” 6 puan olacak şekilde yanıtlar alınmıştır. Bu amaçla oluşturulan ST164 numaralı madde Tablo 8’de yer almaktadır.

Tablo 8

UNDREM Ölçeği

Okuma görevi	Bir metindeki bilgileri anlamanız ve hatırlamanız gerekmektedir.
ST164	Metni anlamak ve hatırlamak için aşağıdaki stratejilerin yararlılığını nasıl değerlendirirsiniz?
ST164Q01IA	Metnin anlaşılması kolay kısımlarına odaklanırım.
ST164Q02IA	Metni iki kez hızlıca okurum.
ST164Q03IA	Metni okuduktan sonra içeriğini diğer insanlarla tartışırım.
ST164Q04IA	Metnin önemli kısımlarının altını çizerim.
ST164Q05IA	Metni kendi kelimelerimle özetlerim.
ST164Q06IA	Metni başka birine yüksek sesle okurum.

Özetleme (METASUM). Öğrencilerin özetleme becerisini ölçmek için öğrencinin kullanacağı strateji belirlenmek istenmektedir. Bunun için öğrencilerden, “Hiç kullanışlı değil” 1 puan, “Çok kullanışlı” 6 puan olacak şekilde yanıtlar alınmıştır. Bu amaçla oluşturulan ST165 numaralı madde Tablo 9’da yer almaktadır.

Tablo 9**METASUM Ölçeği**

Okuma görevi	Afrika'daki bir gölün su seviyesindeki dalgalanmalar hakkında uzun ve oldukça zor iki sayfalık bir metin okudunuz. Özet yazmanız gerekiyor.
ST165	Bu iki sayfalık metnin bir özetini yazmak için aşağıdaki stratejilerin yararlılığını nasıl değerlendirirsiniz?
ST165Q01IA	Bir özet yazarım. Ardından, her paragrafın içeriğinin dahil edilmesi gerektiği için her paragrafın özetinde yer alıp almadığını kontrol ederim.
ST165Q02IA	Mümkün olduğu kadar çok cümleyi doğru bir şekilde kopyalamaya çalışırım
ST165Q03IA	Özeti yazmadan önce metni olabildiğince çok okurum.
ST165Q04IA	Metindeki en önemli gerçekleri özetinde verip vermediğimi dikkatlice kontrol ederim.
ST165Q05IA	Metni baştan sona okurum, en önemli cümlelerin altını çizerim. Sonra bunları kendi kelimelerimle özet olarak yazarım.

Güvenirliğin Değerlendirilmesi (METASPAM). Öğrencilerin metinde yer alan bilgilerin içeriğini ve güvenilirliğini değerlendirebilme becerisini ölçmek için öğrencinin kullanacağı strateji belirlenmek istenmektedir. Bunun için öğrencilerden, “Hiç uygun değil” 1 puan, “Çok uygun” 6 puan olacak şekilde yanıtlar alınmıştır. Bu amaçla oluşturulan ST166 numaralı madde Tablo 10'da yer almaktadır.

Tablo 10**METASPAM Ölçeği**

Okuma görevi	Tanınmış bir cep telefonu operatöründen gelen kutunuza, akıllı telefonun kazananlarından biri olduğunuzu söyleyen bir mesaj geldi. Gönderici, akıllı telefonu size gönderebilmeleri için verilerinizle bir form doldurmak üzere bağlantıya tıklamanızı istedi.
ST166	Sizce bu e-postaya tepki olarak aşağıdaki stratejiler ne kadar uygun?
ST166Q01HA	E-postayı yanıtlarım ve akıllı telefon hakkında daha fazla bilgi isterim.

ST166Q02HA	Gönderenin e-posta adresini kontrol ederim.
ST166Q03HA	Formu en kısa sürede doldurmak için linke tıklarım.
ST166Q04HA	Bağlantıya tıklamadan e-postayı silirim.
ST166Q05HA	Akıllı telefon teklifinden bahsedilip bahsedilmediğini görmek için cep telefonu operatörünün web sitesini kontrol ederim.

Disiplin İklimi (DISCLIMA)

Test dili sınıfındaki disiplin iklimini değerlendirmek için öğrencilerden, “Her ders”, “Çoğu ders”, “Bazı dersler” ve “Asla veya neredeyse hiç” olacak şekilde yanıtlar alınmıştır. ST097 numaralı madde ile veriler elde edilmiştir. DISCLIMA için madde ifadeleri Tablo 11’de yer almaktadır.

Tablo 11

DISCLIMA Ölçeği

ST097	Bu şeyler test dili derslerinde ne sıklıkla oluyor?
ST097Q01TA	Öğrenciler öğretmenin ne dediğini dinlemezler.
ST097Q02TA	Gürültü ve düzensizlik var.
ST097Q03TA	Öğretmenin öğrencilerin sakinleşmesi için uzun süre beklemesi gerekir.
ST097Q04TA	Öğrenciler iyi çalışamazlar.
ST097Q05TA	Öğrenciler ders başladıktan sonra uzun süre çalışmaya başlamazlar.

Öğretmen Yönlendirmeli Öğretim (DIRINS)

Test dili derslerinde öğretmen uygulamalarına odaklanan ST102 numaralı madde ile öğretmen yönlendirmeli öğretim değerlendirilmiştir. Bu değerlendirme sürecinde öğrencilerden “Her ders”, “Çoğu ders”, “Bazı dersler” ve “Hiç ya da neredeyse hiç” kategorilerinde yanıtlar alınmıştır. DIRINS için madde ifadeleri Tablo 12’de verilmiştir.

Tablo 12*DIRINS Ölçeği*

ST102	Bu şeyler test dili derslerinde ne sıklıkla oluyor?
ST102Q01TA	Öğretmen, öğrenmemiz için net hedefler belirler.
ST102Q02TA	Öğretmen, öğretileni anlayıp anlamadığımızı kontrol etmek için sorular sorar.
ST102Q03TA	Bir dersin başında öğretmen bir önceki dersin kısa bir özetini sunar.
ST102Q04TA	Öğretmen bize ne öğrenmemiz gerektiğini söyler.

Öğretmenin Okumaya Teşvik Etmesi (STIMREAD)

Öğretmenlerin öğrencilerin okuma katılımını ve okuma becerilerini nasıl teşvik ettiği hakkında bilgi sağlamak için ST152 numaralı madde kullanılmıştır. Öğrenciler maddeye “Hiç veya neredeyse hiç”, “Bazı derslerde”, “Çoğu derste” ve “Tüm derslerde” kategorilerinde yanıt vermiştir. STIMREAD için madde ifadeleri Tablo 13’te verilmiştir.

Tablo 13*STIMREAD Ölçeği*

ST152	Test dili derslerinde aşağıdakiler ne sıklıkla oluyor?
ST152Q05IA	Öğretmen, öğrencileri bir metin hakkında fikirlerini ifade etmeye teşvik eder.
ST152Q06IA	Öğretmen, öğrencilerin okudukları hikayeleri hayatlarıyla ilişkilendirmelerine yardımcı olur.
ST152Q07IA	Öğretmen öğrencilere metinlerdeki bilgileri var olan bilgileri üzerine nasıl inşa edeceğini gösterir.
ST152Q08IA	Öğretmen, öğrencileri aktif olarak katılmaya motive eden sorular sorar.

Okul Kaynakları

Öğrencilerin sahip oldukları okul kaynakları belirlemek için okul yöneticilerine farklı ölçekler yönlendirilmiştir. Bu ölçeklerden elde edilen verilerle öğrencilerin deneyimlediği eğitimsel materyal eksikliği ve personel sıkıntısı araştırılmıştır.

Eğitimsel Materyal Eksikliği (EDUSHORT) ve Personel Sıkıntısı (STAFFSHORT). PISA 2018'de okul müdürünün okulda eğitim verilmesini engelleyen potansiyel faktörlere ilişkin algılarını ölçen okul kaynakları ile ilgili SC017 numaralı madde yer almaktadır. Bu maddeye “Hiç”, “Çok az”, “Bir dereceye kadar” ve “Çok” şeklinde dört yanıt kategorisinde yanıt istenmiştir. Hem personel sıkıntısı hem de eğitim materyali eksikliği ölçeklerine ait dörder ifade bulunmaktadır. STAFFSHORT ve EDUSHORT'a ait madde ifadeleri Tablo 14'te yer almaktadır.

Tablo 14

STAFFSHORT ve EDUSHORT Ölçeği

	SC017	Okulunuzun eğitim verme kapasitesi aşağıdaki sorunlardan herhangi biri tarafından engelleniyor mu?
STAFFSHORT	SC017Q01NA	Öğretim elemanı eksikliği.
	SC017Q02NA	Yetersiz veya yetersiz nitelikli öğretim kadrosu.
	SC017Q03NA	Yardımcı personel eksikliği.
	SC017Q04NA	Yetersiz veya yetersiz kalifiye yardımcı personel.
EDUSHORT	SC017Q05NA	Eğitim materyali eksikliği (örneğin ders kitapları, BT ekipmanı, kütüphane veya laboratuvar materyali).
	SC017Q06NA	Yetersiz veya düşük kaliteli eğitim materyali (örneğin ders kitapları, BT ekipmanı, kütüphane veya laboratuvar materyali).
	SC017Q07NA	Fiziksel altyapı eksikliği (örneğin bina, zemin, ısıtma/soğutma, aydınlatma ve akustik sistemler).
	SC017Q08NA	Yetersiz veya kalitesiz fiziksel altyapı (ör. bina, zemin, ısıtma/soğutma, aydınlatma ve akustik sistemler).

Seçilen bağımsız değişkenlerin bağımlı değişken üzerindeki etkisi hakkında ön bilgi edinmek amacıyla da her bir bağımsız değişkenin bağımlı değişken üzerindeki etkisinin ayrı ayrı incelendiği doğrusal regresyon analizi yapılmıştır. Analiz sonuçları Tablo 15'te yer almaktadır. Sonuçlar incelendiğinde tüm değişkenlerin anlamlı etkisi olduğu görülmektedir ve etki düzeyleri farklılaşmaktadır.

Tablo 15

Bağımsız Değişkenlerin Okuduğunu Anlama Becerisi Üzerine Etkisi

	ESCS	UNDREM	METASUM	METASPAM	DISCLIMA	DIRINS	STIMREAD	EDUSHORT	STAFFSHORT
R^2	0,106	0,083	0,164	0,260	0,004	0,083	0,003	0,114	0,0003
F	1837	1404	3039	5446	61	1405	48	1989	6728
p	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,009

Verilerin Analizi

Bu araştırmada kullanılan PISA 2018 verileri iç içe geçmiş hiyerarşik bir yapıya sahiptir. Öğrenciler okulların içinde okullar ise ülkeler içinde yer almaktadır. Belirli grupların (düzey) altında yer alan bireyler ait oldukları grupların özelliklerini taşımaktadır. Bu sebeple öğrenci özellikleri ait oldukları grup içinde, bütün örnekleme de yer alan öğrenci özelliklerine göre daha homojen bir yapı göstermektedir. Bu durum öğrenci özelliklerinin ait oldukları grup özelliklerinden bağımsız olarak düşünülemeyeceğini göstermektedir. Bu sebeple verilerin analizinde birimler arası bağımsızlık varsayımını göz ardı etmeyen çözümlene tekniklerinin kullanılması tercih edilmelidir (Moerbeek vd., 2002). Bu çalışma ise iki düzeye göre planlanmıştır; öğrenciler birinci düzeyi (Düzey1), okullar ise birinci düzeyi de kapsayan

ikinci düzeyi (Düzyey2) oluşturmaktadır. Veri yapısına uygun olarak HLM ve YSA ile okuduğunu anlama becerisini etkileyen değişkenler incelenmiştir.

Verilerin analizine başlanmadan önce bireylerin okuduğunu anlama becerisini etkileyebileceği düşünülen öğrenci düzeyinden elde edilen 7, okul düzeyinden elde edilen 2 değişken belirlenmiştir. Değişkenlerin belirlenme sürecinde eksik veriler, özellik seçim yöntemi ve literatürde okuduğunu anlama becerisini etkilediği ifade edilen değişkenler tercih edildiği “veri ve bağımlı-bağımsız değişkenler” bölümünde ifade edilmiştir. Bu çalışmada yordayıcı değişkenlerin seçiminde istatistiksel bir yöntemin kullanılmasının temelinde ise iki gerekçe yer almaktadır. İlk gerekçe HLM ve YSA analizlerinin birbirleri ile karşılaştırılması için aynı değişkenlerin yordayıcı değişken olarak kullanılacak olmasıdır. Bir diğer sebep ise YSA'nın veri işleme sürecinde varyans ve yanlılığa dair uygun noktayı bulabilmek için model karmaşıklığının optimum seviyesinin belirlenmesi gerekmektedir. Bunu yapmak için değişken seçimine ihtiyaç duyulmasıdır.

Oluşan ihtiyaçlar doğrultusunda veri setinin yapısı incelenmiştir. Finlandiya, Kosova ve Türkiye ait veriler PISA 2018 veri setinden çekilmiştir. Bu ülkelere ait örneklem büyüklükleri sırasıyla 5649, 5058 ve 6890'dır. Ardından eksik veri yapısı gözlenmiştir. PISA 2018 okul veri seti ve öğrenci düzeyinde veri setleri veri düzenleme aşamasında ayrı dosyalarda düzenlendikten sonra birleştirilmiştir. Veri düzenleme işleminde öğrenci verisi daha fazla değişkene ve daha fazla eksik veriye sahip olduğu için öğrenci verisi esas alınarak veriler düzenlenmiştir. Öğrenci veri setindeki eksik veriler incelenirken bazı indeks değişkenlerde ve bireylerde analize dahil edilemeyecek sayıda eksik veri olduğu görülmüştür. Bu sebeple bu değişkenler ve bireyler direkt olarak veri setinden çıkarılmıştır. Çıkarma işleminde öncelikle değişken bazında 5000'den fazla eksik veriye sahip değişkenler veri setinden çıkarılmıştır. Çünkü yaklaşık 5000'den fazla bireyde eksik olan değişkenler tamamen bir ülkeye dayalı olarak eksik görülmekteydi. Ayrıca yine değişken bazında %10'dan fazla ve birey bazında %25'ten fazla eksik veri olduğunda ve bu değişkenlere tahminleme yöntemleri ile atama yapıldığında sonuçlar yanlı olacağından

(Bennett, 2001) deęişken bazında ve birey bazında belirtilen yüzdelerden fazla kayıp veriye sahip satır ve sütunlar veri setinden çıkarıldı. Son durumda oluşan temizlenmiş veri setine ait bilgiler Tablo 16'da yer almaktadır.

Tablo 16

Temizlenmiş Veri Setine Ait Bilgiler

Ülke	Okul sayısı	Birey sayısı	Oran
Finlandiya	206	5303	25,7
Kosova	210	4602	21,9
Türkiye	186	6781	36,5

Tablo 16 incelendiğinde Finlandiya örnekleminde 346, Kosova örnekleminde 456 ve Türkiye örnekleminde 109 bireyin eksildiği gözlenmiştir. Bu eksilme ülkeler için sırasıyla %6, %9 ve %2'lik bir örnekleme denk gelmektedir ve kabul edilebilir görünmektedir. Tablo 16, Tablo 17 ve Tablo 18'de yer alan "oran" sütunu birey sayılarının okul sayısına bölünmesinden elde edilen değere karşılık gelmektedir. Verilen temizlenmesinin ardından bireylerin okullara dağılımı incelendiğinde her okulda yaklaşık 20'den fazla öğrenci yer aldığı görülmektedir. Bu oran, her düzeyde en az 10 birim yer alması gerektiğinden (Hox, 2010) veri setinin çok düzeyli analizler yapılması için de uygun olduğunu göstermektedir. Ancak elde edilen bu değer ortalama değeri verdiğinden her bir okul başına düşen birey sayısı 10'dan küçük olan okullar da incelenmiş ve veri setinden çıkarılmıştır. Bu veri setine ait veriler ise Tablo 17'de yer almaktadır.

Tablo 17

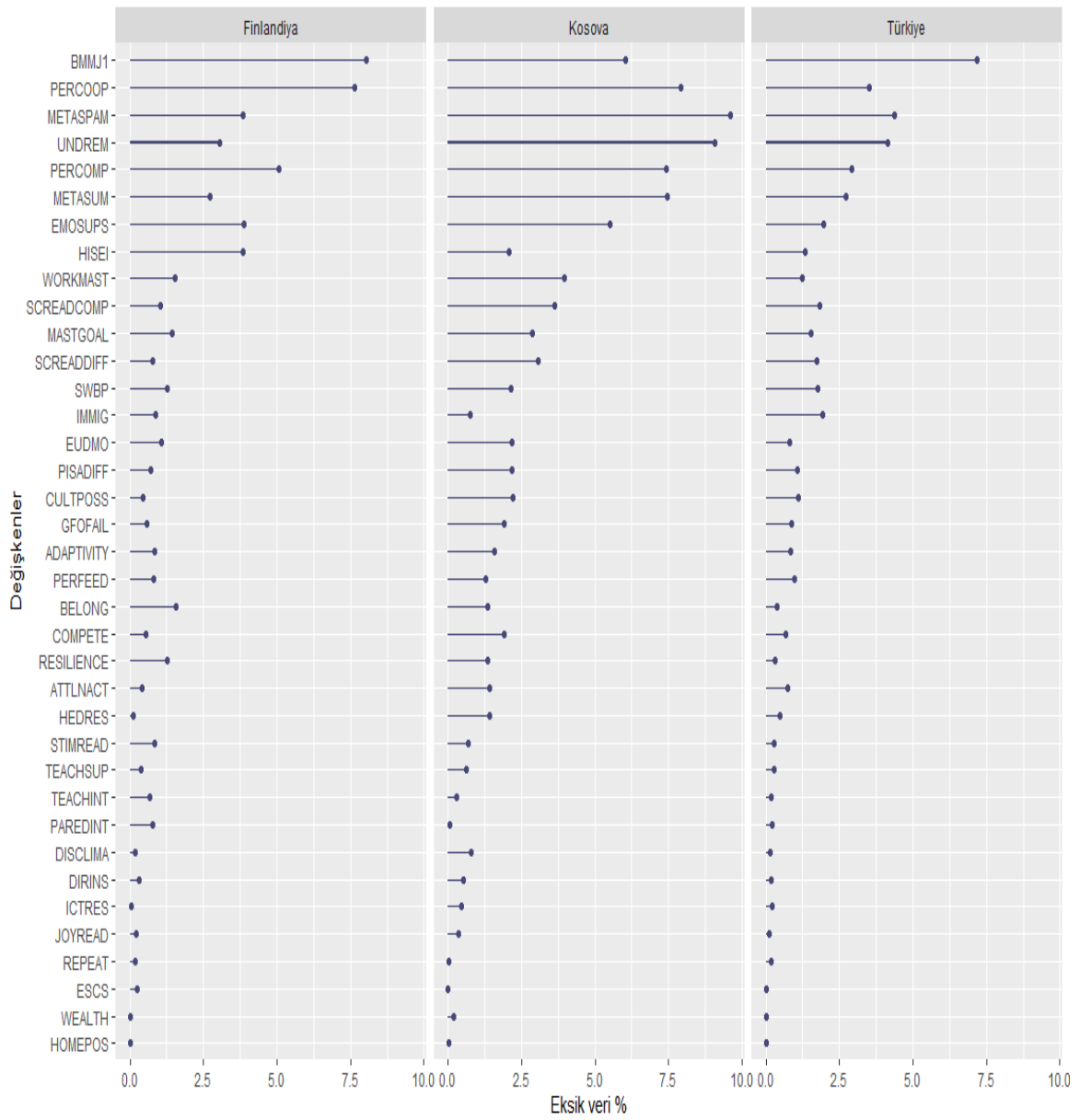
Tekrar Temizlenmiş Veri Setine Ait Bilgiler

Ülke	Okul sayısı	Birey sayısı	Oran
Finlandiya	198	5272	26,6
Kosova	135	4256	31,5
Türkiye	179	6758	37,8

Tablo 17 incelendiğinde okullarda yer alan bireylerin oranı artmıştır. Finlandiya örnekleminde 31, Kosova örnekleminde 346 ve Türkiye örnekleminde 23 bireyin temizlendiği gözlenmiştir. Her ne kadar veri seti temizlenmiş olsa da hala veri setinde kayıp veriler yer almaktadır. Değişkenlere göre ülke bazında kayıp veri yüzdeleri Şekil 7’de görselleştirilmiştir.

Şekil 7

Değişkenlere Göre Ülke Bazında Kayıp Veri Yüzdesi



Şekil 7 incelendiğinde veri temizlemesinden sonra veri setinde kalan indeks değişkenler görülmektedir. Bu değişkenlerin Finlandiya, Kosova ve Türkiye örneklemlerinde kayıp veriye sahip olma oranı %10'dan azdır. Şekil 7'de sunulan kayıp verilerin dağılımının rastlantısallığını incelemek için ülkelere göre gerçekleştirilen Little'ın MCAR testi gerçekleştirilmiştir. Finlandiya ($\chi^2 = 2569,826$; $df = 11112$; $p = 1$), Kosova ($\chi^2 = 4301,171$; $df = 20484$; $p = 1$) ve Türkiye ($\chi^2 = 2269,526$; $df = 13535$; $p = 1$) veri setlerinde eksik verilerin tamamen rastlantısal dağıldığı tespit edilmiştir. Dolayısıyla eksik verilerle başa çıkma amacıyla tahmin etme yöntemi kullanılmıştır. Tahminleme yöntemi olarak da veri madenciliğinin veri işleme süreçlerinde kullanılan ve tahminlemede yüksek doğruluğa sahip olan rastgele orman (random forest) eksik veri algoritması tercih edilmiştir (Hong, & Lynn, 2020). Rastgele orman algoritması eksik veri problemini yeni bir tahmin problemi olarak ele alır. Eksik veriler bağımlı değişkenleri, veriler ise bağımsız değişkenlerin yerini almaktadır. Kayıplar, her bir değişken için diğer tüm değişkenlere dayalı olarak ve uygun orman yöntemi belirlenerek atanır. (Tang, & Ishwaran, 2017). Rastgele orman algoritması, farklı ölçek düzeyindeki (mixed types) eksik verileri atamak için cazip yaklaşımdır. Ayrıca doğrusal olmayan değişkenlerle başa çıkma ve etkileşim etkisini hesaba katma yönünde avantajlara sahip (Tang, & Ishwaran, 2017) olduğu için bu araştırmada kullanılmıştır. Eksik verilerin ataması ülkelere göre ayrı ayrı gerçekleştirilmiştir. Böylece eksik veriler ülkelerin değişkenlerdeki kendi varyansı gözetilerek atanmıştır. Veri temizleme sürecinin bir diğer basamağında uç değer incelenmesi gerçekleştirilmiştir. Uç değerler de ülkelere göre belirlenmiştir. Kategorik değişkenler için kategorilerdeki birey sayılarının oranların uygun olup olmadığı incelenirken sürekli verilerde Mahalanobis uzaklıkları belirlenmiştir. "IMMIG" (göçmenlik geçmişi) ve "REPEAT" (sınıf tekrarı) değişkenleri belirli bir kategoride bireylerin %90'ına ve daha fazlasına sahip olmasından dolayı çıkarılmıştır. Mahalanobis uzaklıkları $p=0,001$ düzeyinde ve 35 serbestlik derecesinde 66,62 kesme değerinden büyük olan bireyler veri setinden çıkartılmıştır. Birey bazında gerçekleştirilen son temizleme işleminin ardından veri setine ait bilgiler Tablo 18'de yer almaktadır.

Tablo 18*Nihai Veri Setine Ait Bilgiler*

Ülke	Okul sayısı	Birey sayısı	Oran
Finlandiya	198	5007	25,3
Kosova	135	4053	30,0
Türkiye	179	6465	36,1

Tablo 18 incelendiğinde ülkelere ait okul sayısında bir değişiklik olmadığı görülmektedir. Birey sayısında ve oranda ise az miktarda da olsa azalmalar olmuştur. Sonuç olarak karşılaştırılması planlanan analizler için gerekli kriterleri (yakın örneklem büyükleri, her bir düzeyde 10'den fazla birim) sağlayan temiz bir veri seti elde edilmiştir. Ayrıca bu veri setinde yer alan bireylerin ait oldukları okullara ait, eksik verileri yine rastgele orman yöntemiyle tamamlanmış indeks değişkenler de veri setine eklenmiştir.

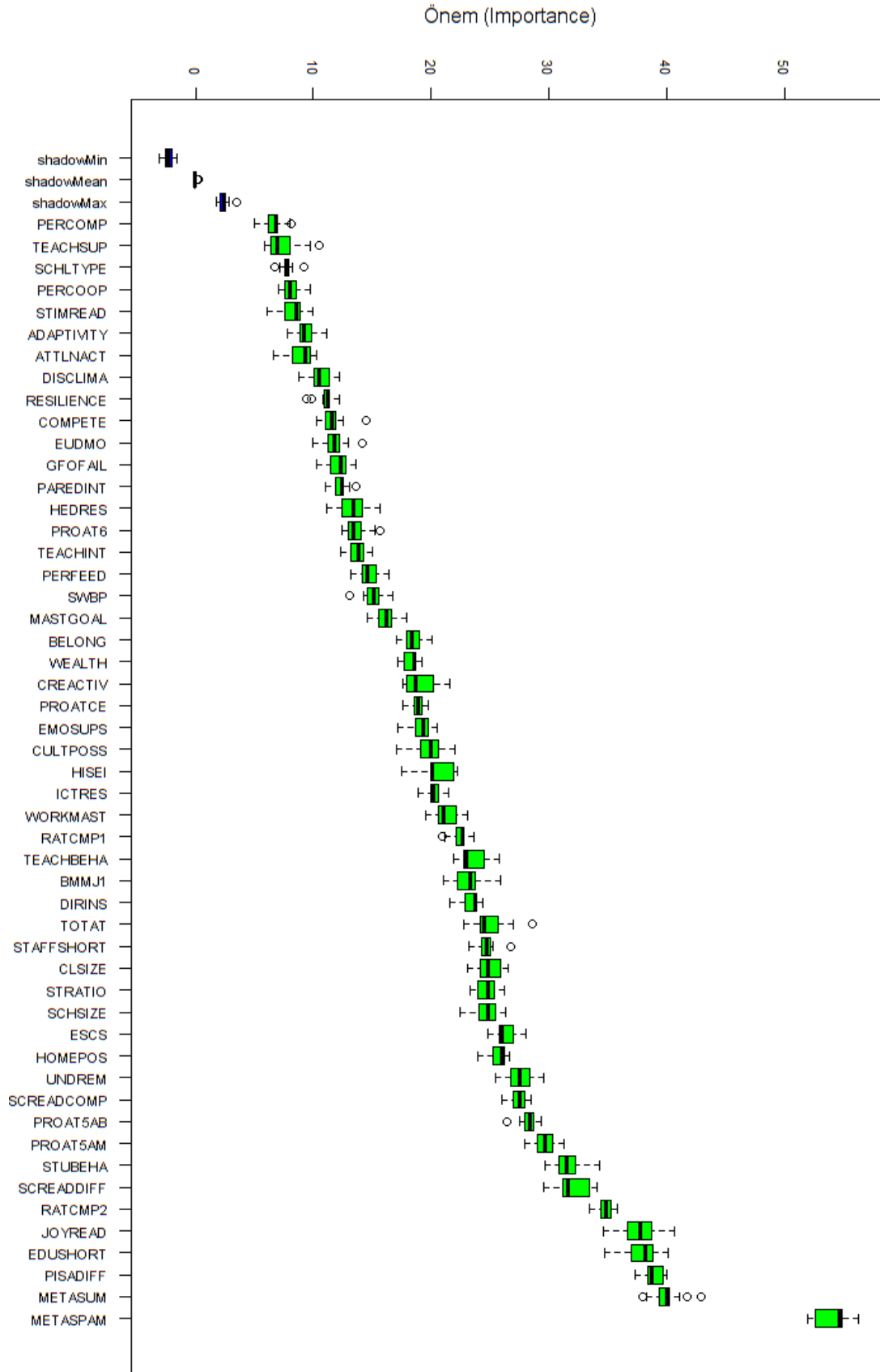
Özellik Seçim Yönteminin Kullanılması

Her ne kadar veri seti temizlenmiş ve düzenlenmiş de olsa bu veri setinden hangi değişkenlerin yordayıcı değişken olarak seçileceğine karar vermek için de özellik seçim yöntemi analizinin uygulanmasına ihtiyaç duyulmaktadır. Munson ve Caruana (2009) özellik seçim yöntemlerinin yanlılık-varyans değerleri için en uygun kesişim noktasını bulmamıza yardımcı olacağını belirtmiştir. Başka bir deyişle özellik seçim yöntemleri model karmaşıklığını optimize etmede yardımcı olacaktır. Model karmaşıklığının optimize edilebilmesi için ise yordama gücü yüksek olmayan değişkenlerin modelden çıkartılması, yani uygun özelliklerin belirlenmesi gerekmektedir. Özellik seçim yöntemleri de tam da bu noktada işe koşulmaktadır. Tüm bu ihtiyaçların temelinde ise aşırı uyum (over fitting) problemi ile baş etme amacı yer almaktadır. Aşırı uyum; VM algoritmalarının eğitim sürecinde veriyi ezberlemesi olarak ifade edilebilir. Öğrenme algoritması eğitim verisiyle eğitilerek tahmin modeli oluşturulur. Daha sonra yeni veri setinde yordanan değişkeni tahmin etmek için eğitilen model kullanılır. Buradaki amaç, yeni veri noktalarındaki tahmin doğruluğunu en üst düzeye çıkarmaktır. Ama eğitim verilerine en uygun olanı bulmak için

çok deęişken (özelliđ) eklenirse eęitilen model, özelliđleri ezberleyerek yeni verilerde yordanan deęişken için tahmin doęruluęunun azalmasına sebep olacaktır (Dietterich, 1995). Özelliđ seęim yöntemleri yordanan deęişken ile iliřkili bu özelliđleri belirlemek ve yordanan deęişken ile iliřkili olmayanları göz ardı etmek için yaygın olarak kullanılmaktadır (Hawkins, 2004). Özelliđ seęim yöntemleri filtreleme (filter), sarmal (wrapper) ve gömülü (embedded) olmak üzere üç farklı řekilde sınıflandırılmaktadır (Saeys, 2007). Sarmal yöntemler, en iyi alt özelliđ kümesinin tespit edilmesinde oldukça başarılıdır (Budak, 2018). Boruta özelliđ seęim algoritması da rastgele orman çerçevesinde sarmal bir algoritma olarak çalışır ve bu çalışmada özelliđ seęimi için kullanılmıştır. Boruta algoritmasının çalışma prensibinin temelinde gölge özelliđler (shadow features) adı verilen deęişkenler yer almaktadır. Öncelikle tüm özelliđlerin kendi içinde rastgele karıştırlmasıyla birer kopyası olan gölge deęişkenler oluşturularak veri setine eklenir. Elde edilen genişletilmiş veri seti ile rastgele orman sınıflandırma algoritması eęitilir ve her bir özelliđ için ortalama azalma doęruluęu (mean decrease accuracy) özelliđ önem ölçüsü hesaplanır. İteratif olarak yürütölen bu süreçte her bir iterasyonda gölge özelliđ ve gerçek özelliđler önem ölçüleri karşılaştırılarak önemli olan gerçek özelliđler belirlenmektedir. Bu arařtırmada Boruta özelliđ seęim yönteminin oluşturduęu gölge deęişkenlere ait en küçük, ortalama ve en büyük deęerler ve deęişkenlerin önem düzeyleri řekil 8'de yer almaktadır.

Şekil 8

Boruta Özellik Seçim Yöntemine Göre Değişkenlerin Önem Düzeyi



Şekil 8 incelendiğinde Boruta özellik seçim analizine dahil edilen tüm değişkenler, gölge değişkenlerin önem düzeyinden fazla öneme sahip olduğu için tüm değişkenlerin önemli olduğu tespit edilmiştir. Ancak tüm değişkenlerin modele dahil edilmesi model karmaşıklığını artıracığı ve yorumlamayı zorlaştıracığı için araştırmacı tarafından önemli olduğu düşünülen ve literatürde incelenmiş bazı değişkenler yordayıcı değişken olarak belirlenmiştir (Hu, & Wang, 2022; Koyuncu ve Fırat, 2020; Lim, & Jung, 2014; Ning vd., 2013; Thomson vd., 2013; Vazquez-Lopez, & Huerta-Manzanilla, 2021). Bu değişkenler okul düzeyinde “eğitimsel materyal eksikliği (EDUSHORT)” ve “personel eksikliği (STAFFSHORT)” öğrenci düzeyinde ise “ekonomik, sosyal ve kültürel durum (ESCS)”, “anlama ve hatırlama (UNDREM)”, “özetleme (METASUM)”, “güvenirliğin değerlendirilmesi (METASPAM)”, “disiplin iklimi (DISCLIMA)”, “öğretmen yönlendirmeli öğretim (DIRINS)” ve “öğretmenin okumaya teşvik etmesi (STIMREAD)” olarak seçilmiştir. Araştırmacı bu değişkenlerin seçiminde öncelikle okuduğunu anlamada etkisi olabilecek bilişsel ve dışsal etkenleri incelemek istemiştir. Bu sebeple bilişsel etkenleri araştırmak için okuduğunu anlama stratejileri seçilirken, öğretmen öğrenci etkileşiminden ve öğrenme ortamından kaynaklı değişkenler dışsal etkenleri incelemek amacıyla tercih edilmiştir. Son olarak alan yazında akademik başarı üzerindeki etkisinin oldukça yüksek olduğu belirtilen ESCS değişkeni araştırmaya dahil edilmiştir.

Belirlenen yordayıcı ve yordanan değişkenlere ait HLM ve YSA analizleri R programında yer alan “writexl” (Ooms, 2021), “haven” (Wickham & Miller, 2021), “dplyr” (Wickham vd., 2022), “plyr” (Wickham, 2011), “tibble” (Müller, & Wickham, 2021), “naniar” (Tierney vd., 2021), “ggplot2” (Wickham, 2016), “tidyverse” (Wickham vd., 2019), “missForest” (Stekhoven, 2013), “Boruta” (Kursa, & Rudnicki, 2010), “mlbench” (Leisch & Dimitriadou, 2021), “caret” (Kuhn, 2022), “randomForest” (Liaw, & Wiener, 2002), “neuralnet” (Fritsch vd., 2019) paketleri kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Ek olarak HLM analizi için gerekli bazı sonuçları yalnızca R paketleri kullanılarak ya da HLM programı kullanılarak elde edilemediğinden HLM’ye ait sonuçlar HLM 6.0 programı ile de

desteklenmiştir ve çapraz doğrulması yapılmıştır. Elde edilen sonuçlar açıklanan varyans ve hata değerleri bakımından karşılaştırılmıştır. Ayrıca okuduğunu anlama becerisini yordayan değişkenleri incelemek için de HLM 6.0 (Michela, 2006) programı kullanılmıştır. Çünkü okuduğunu anlama değişkeni olası değerlerden oluşmakta ve HLM 6.0 olası değerlerle çalışma fırsatı sunmaktadır.

Sonuçların Karşılaştırılması İçin Değerlendirme Metrikleri

YSA ve HLM'den elde edilen sonuçların karşılaştırılabilmesi için ortalama hata (Mean Error-ME), ortalama mutlak hata (Mean Absolute Error-MAE), göreceli mutlak hata (Relative Absolute Error-RAE), ortalama hataların kare kökü (Root Mean Square Error-RMSE) ve açıklanan varyans oranı (R^2) kullanılan metriklerdir. Değerlendirmede kullanılan metriklerle ilişkin notasyonlar ve açıklamalar aşağıda yer almaktadır. Eşitlik 16'den Eşitlik 20'ye kadar olan notasyonlarda y_i gözlenen değeri ifade ederken \hat{y}_i tahmin edilen değeri göstermektedir:

ME (Ortalama Hata): Bir hesaplama modelinin tahmin ettiği değer ile gözlenen değer arasındaki ortalama hatadır.

$$ME = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i) \quad (16)$$

MAE (Ortalama Mutlak Hata): Beklenen değerlerle, gözlenen değerler arasındaki farkların mutlak değerlerinin ortalamasıdır. Bir kestirimdeki ortalama hata miktarını temsil eder.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (17)$$

RAE (Göreceli Mutlak Hata): Bir ortalama hatayı (artık) önemsiz veya saf bir model tarafından üretilen hatalarla karşılaştıran bir oran olarak ifade edilir. Kabul edilebilir bir model birden az ve sıfıra yakın bir oranla sonuçlanacaktır (Cichosz, 2014).

$$RAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|}{\sum_{i=1}^n |\bar{y} - \hat{y}_i|} \quad (18)$$

RMSE (Ortalama Hataların Kare Kökü): Model parametrelerinin evren kovaryansları ile ne derece uyumlu olduğunu gösteren uyum indeksidir (Byrne, 1998).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (19)$$

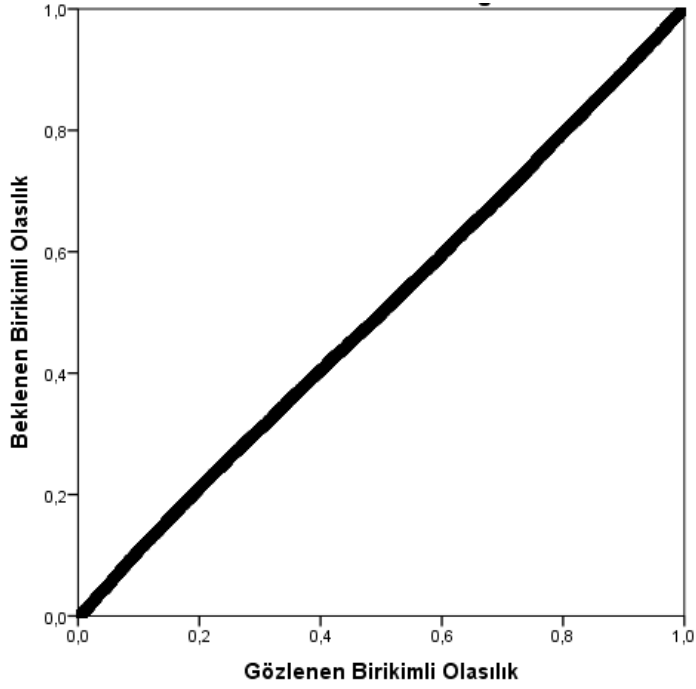
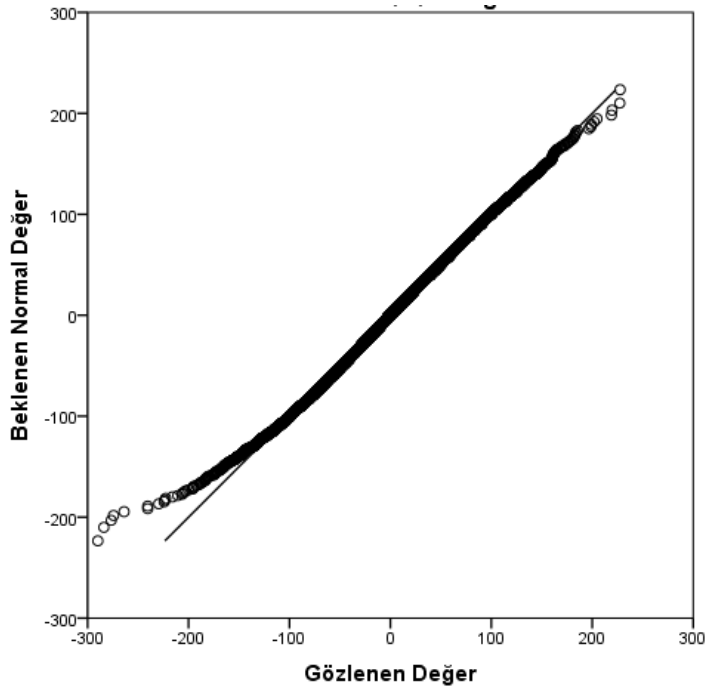
R^2 (Açıklanan Varyans): Modelde bağımlı değişkenin (çıktı değerinin) bağımsız değişkenler (girdi değerleri) tarafından ne oranda açıklandığını göstermektedir.

$$R^2 = \left[\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y}_i)(y_i - \bar{y}_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y}_i)^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2}} \right]^2 \quad (20)$$

Çalışmada beş farklı değerlendirme metriği model karşılaştırılması için kullanılmıştır. Bu metriklerden her biri kestirim hatalarını farklı bir açıdan ele almakta olup modeli hatalarının yönü, miktarı, dağılımı gibi açılardan değerlendirmeye imkân tanımaktadır. Bu sayede modelleri değerlendirme bakımından bütünsel bir bakış açısı oluşturmayı sağlamaktadır.

Varsayımların Sınanması

Okuduğunu anlama becerisini yordayan değişkenleri HLM ile incelemek için artıkların normalliği, varyansların homojenliği, çoklu bağlantı varsayımları test edilmiştir. Varsayım testlerini yapabilmek için HLM analizi sırasında HLM programı tarafından SPSS dosyası olarak üretilen Düzey 1 ve Düzey 2'ye ait artıklar kullanılmıştır. Varsayım testleri SPSS ile yürütülmüş elde edilen grafikler Şekil 9, Şekil 10 ve Şekil 11'de sunulmuştur.

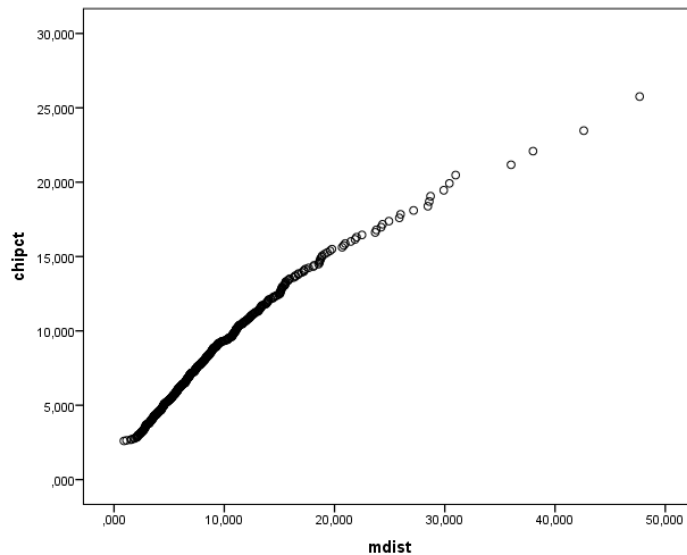
Düzey 1'e Ait Normallik Varsayımı.**Şekil 9***Artıkların Normal P-P Grafiği***Şekil 10***Artıkların normal Q-Q grafiği*

Tüm olası değerler (PV'ler) analize dahil edilerek düzey 1'e ait varsayımlarının homojenliği incelendiğinde her bir PV için varyansların homojenliği sonucu elde edilmektedir. Elde edilen sonuçlar Tablo 19'da yer almaktadır ve ilgili tablo incelendiğinde düzey 1 için varyansların homojenliğinin sağlanmadığı görülmektedir ($p < 0.001$). Düzey 1 varyanslarının homojenliği testinin sonucunun anlamlı olması düzey 2 birimleri arasında varyansların heterojenliğini belirtmektedir. Sonuçlar 512 okul arasında okul içi varyans açısından anlamlı değişkenlik olduğunu göstermektedir. Bu durum zaten HLM analizinin yürütülmesi için ön şart olarak görülmektedir.

Düzey 2'ye Ait Normallik Varsayımı. HLM programının her bir düzey için sunduğu artık dosyalarında çeşitli özet istatistikler yer almaktadır. Bu istatistikler arasında yer alan MDIST istatistiğinin ki-kare dağılımı sergilemesi normallik sayılıştısını doğrulamaktadır. MDIST bir düzeye ait Deneysel Bayes (Empirical Bayes-EB) tahminlerinin mesafesinin tek bir özet ölçüsünü sağlamaktadır (Raudenbush, 2004). Her bir okul için MDIST istatistiğinin ki-kare dağılımı gösterip göstermediğini incelemek için yine düzey 2 artık dosyasında yer alan CHIPCT istatistiğinin serpm grafiği incelenebilir. CHIPCT ise ki-kare dağılımı gösteren evrenden J büyüklüğünde seçilen örneklem için sıra istatistiklerinin (order statistics) beklenen değeri olarak açıklanmaktadır (Raudenbush, 2004).

Şekil 12

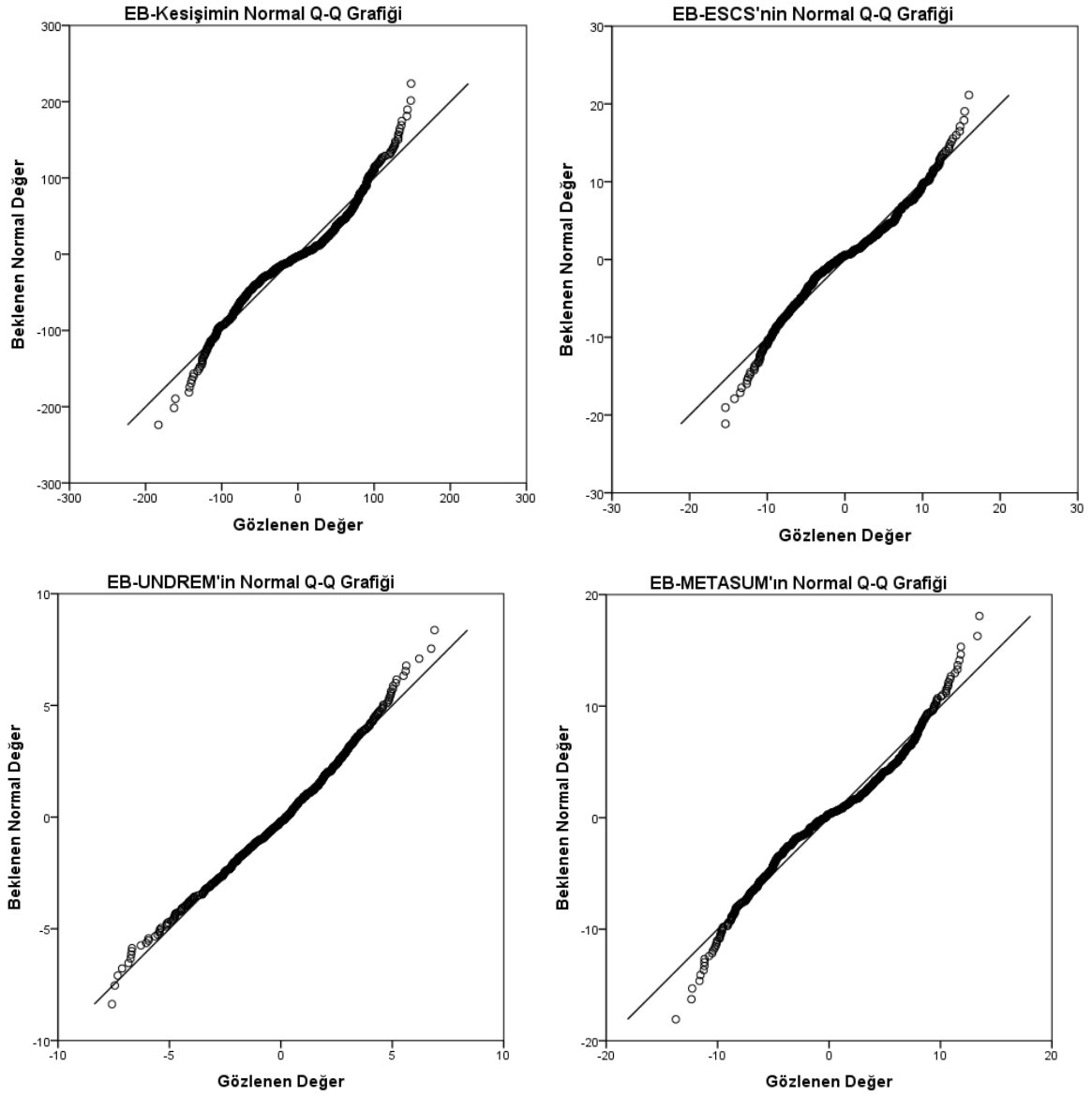
Mahalanobis Uzaklıklarının Ki-Kare Dağılım Grafiği

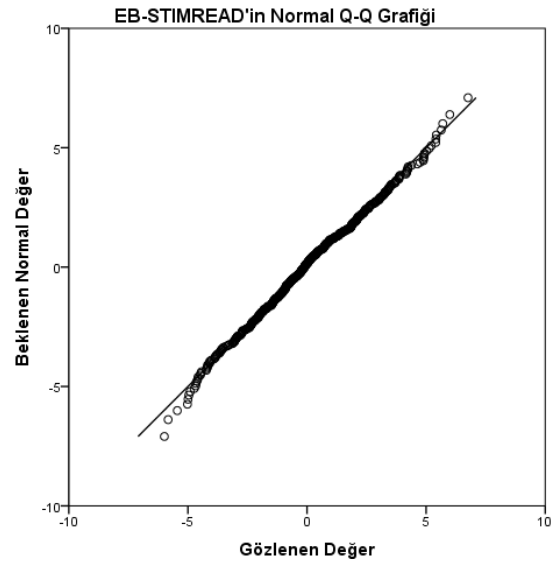
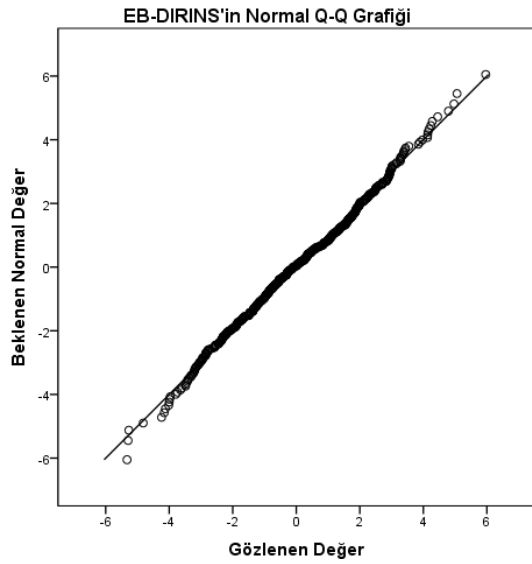
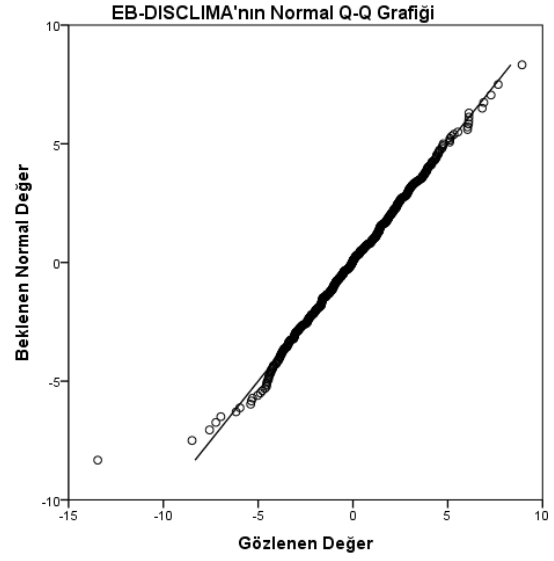
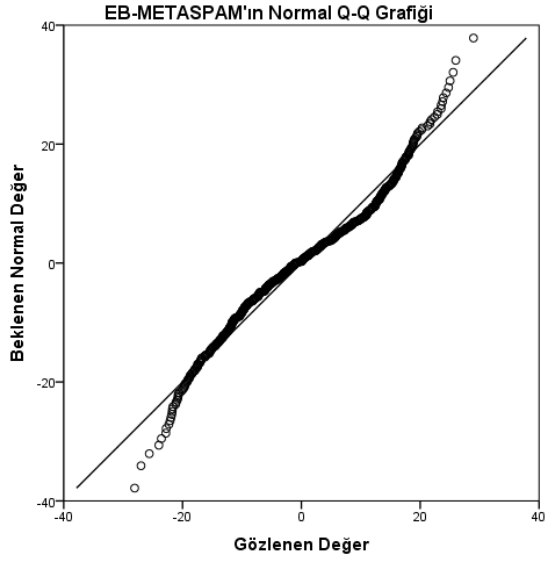


Düzyey 2'ye ait normallik varsayımını test etmek için oluşturulan Şekil 12'deki grafik incelendiğinde dağılımın yaklaşık olarak 45 derecelik doğruya benzediği görülmektedir. Ayrıca kesişim ve eğim modellerinin Şekil 13'te yer alan Q-Q grafiklerinin doğrusallığı da normalliğe kanıt olarak sunulabilir. Dolayısıyla normalliğin sağlandığı söylenebilir.

Şekil 13

Kesişim ve Eğim Modellerinin Q-Q Grafiği





Çoklu Bağlantı Varsayımı. Çalışmada okuduđunu anlama becerisini etkilediđi düşünölen deđişkenlerin kendi aralarında çoklu bağlantı sorunu olmaması beklenmektedir. Bu sebeple düzey 1 ve düzey 2'de yer alan deđişkenlerin ait oldukları düzeylerdeki deđişkenlerle Pearson korelasyon deđerleri hesaplanmış ve elde edilen deđerler Tablo 20'de yer almaktadır.

Tablo 20*Yordayıcı Değişkenlerinin Pearson Korelasyon Matrisi*

Değişkenler	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1.ESCS	1								
2.UNDREM	,062**	1							
3.METASUM	,131**	,424**	1						
4.METASPAM	,203**	,277**	,395**	1					
5.DISCLIMA	,008	,075**	,013	-,035**	1				
6.DIRINS	-,090**	-,039**	-,108**	-,168**	,270**	1			
7.STIMREAD	-,024**	,039**	,000	-,029**	,285**	,463**	1		
8.EDUSHORT								1	
9.STAFFSHORT								,292**	1

**p<0.01

Değişkenler arasında korelasyon değerinin 0.90 ve üzeri olması çoklu bağlantı problemine işaret etmektedir (Tabachnick, & Fidel, 2013). Tablo 20 incelendiğinde değişkenler arasındaki ilişkiler mutlak değer olarak düşünüldüğünde 0,00 ile 0,46 arasında değiştiği ve ilişkilerin 0,90'dan küçük olduğu görülmektedir. Dolayısıyla değişkenler arasında çoklu bağlantı problemi olmadığı söylenebilir.

Son olarak HLM analizi için kurulan tüm modellerin sabit etkilere ilişkin standart hataların model-dayanımlı kestirimleri ve robust kestirimleri incelenmiştir. Elde edilen kestirimlerin oldukça yakın değerler olduğu gözlemlenmiştir. Dolayısıyla temel varsayımların sağlandığına yönelik genel bir kanıt olduğu söylenebilir.

Bölüm 4

Bulgular ve Yorumlar

Bu bölümde, araştırma kapsamında belirlenen söz konusu alt problemlere uygun olarak elde edilen bulgulara ve yorumlara sırasıyla yer verilmiştir. PISA 2018 verisinde öğrenci becerisini tahmin etmede yordayıcı değişkenlerin yordama düzeyinin incelendiği ve ayrıca hiyerarşik lineer modelleme ile yapay sinir ağlarından elde edilen sonuçlar karşılaştırıldığı bu çalışmada elde edilen bulgular 4 temel başlık altında verilmiştir:

1. Yapay sinir ağları analiz yönteminin yordama performansına ilişkin bulgular
2. Hiyerarşik lineer model analiz yönteminin yordama performansına ilişkin bulgular
3. Analizlerden elde edilen açıklanan varyans ve hata değerlerine ilişkin bulgular
4. Yordayıcı değişkenlerinin Finlandiya, Kosova ve Türkiye'deki öğrencilerinin okuduğunu anlama becerisini yordama düzeyine ilişkin bulgular

Çalışmada YSA yönteminin yordama performansını HLM ile karşılaştırabilmek amacıyla mümkün olduğunca benzer yapıda modeller kullanılmaya çalışılmıştır. Ayrıca karşılaştırma amacıyla YSA modelini kurmak için oluşturulan ortalaması 0 (sıfır) standart sapması 1 olan standartlaştırılmış veri HLM modelinde de kullanılmıştır. Her iki modellemenin sonuçları gösterilip yorumlanmıştır. Yordama performansı yüksek olan analiz yöntemi ile yordayıcı değişkenlerin okuduğunu anlama becerisini yordama gücü incelenmiştir.

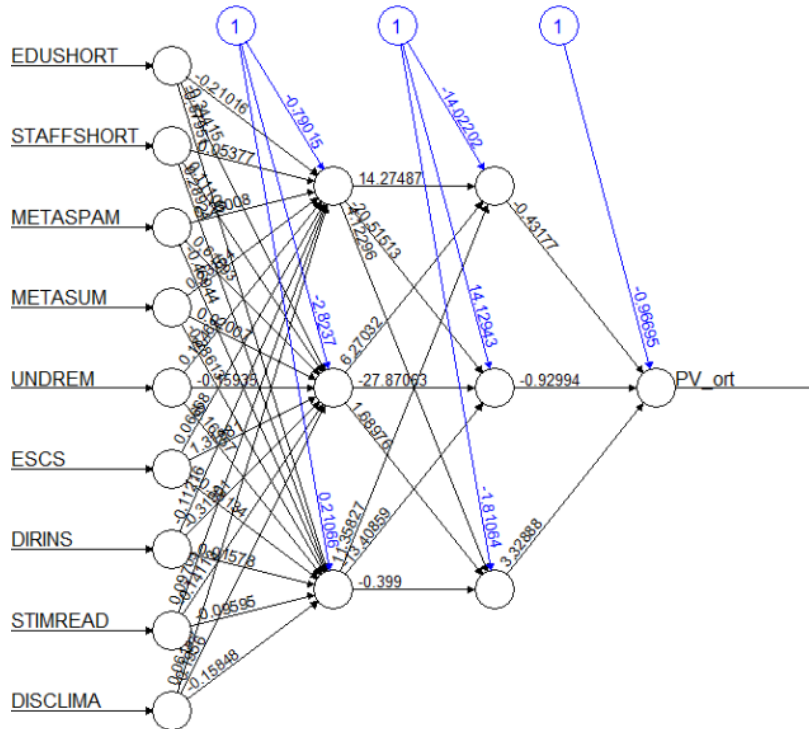
Yapay Sinir Ağları Analiz Yönteminin Yordama Performansına İlişkin Bulgular

YSA modeli oluşturulmadan önce PISA 2018'e katılan 15525 Kosovalı, Fin ve Türk öğrenciye ait veriler analize uygun olarak standartlaştırılmıştır. Bu işlem girdi değişkenlerinin, çıktı değişken üzerindeki etkisinin değişkenin ranjından kaynaklanmaması için ortalaması 0 (sıfır) standart sapması 1 olacak şekilde uygulanmıştır. Ardından veri seti "eğitim veri seti" ve "test veri seti" olmak üzere sırasıyla %75 ve %25 olmak üzere tesadüfi

olarak iki kısma ayrılmıştır. Genel olarak test verisi, veri setinin %20 ile %50 aralığında olacak şekilde tercih edilir (Uçar vd., 2020). Eğitim ve test verisinden elde edilecek metriklerin benzerliği de seçilen oranın uygunluğu hakkında bilgi verecektir. Eğitim veri setinde 11643 birey yer alırken test veri setinde 3882 birey bulunmaktadır. Oluşturulacak modelde eğitim verisi öğrenme süreci için kullanılırken, test verisi oluşturulan modeli değerlendirmek için kullanılmıştır. Eğitim veri setinde modelin oluşturulmasında tüm bağımsız değişkenler modelde girdi değişken olarak yer alırken ve PISA 2018'de yer alan 10 olası değer (plausible value-PV) ortalaması ise çıktı değer olarak belirlenmiştir. Model belirleme sürecinde farklı öğrenme oranı, eşik değer, katman ve nöron yapılarında modeller incelenerek öğrenme süresi ve değerlendirme metrikleri göz önüne alınarak en uygun model tercih edilmiştir. Model için üçer nörondan oluşan üç katmanlı mimari yapı kullanılmıştır. Eşik değer 0,10, öğrenme oranı 0,2 ve tüm nöronlar için aktivasyon fonksiyonu olarak doğrusal fonksiyon belirlenmiştir. Belirtilen mimari yapıda oluşturulan model Şekil 14'te yer almaktadır.

Şekil 14

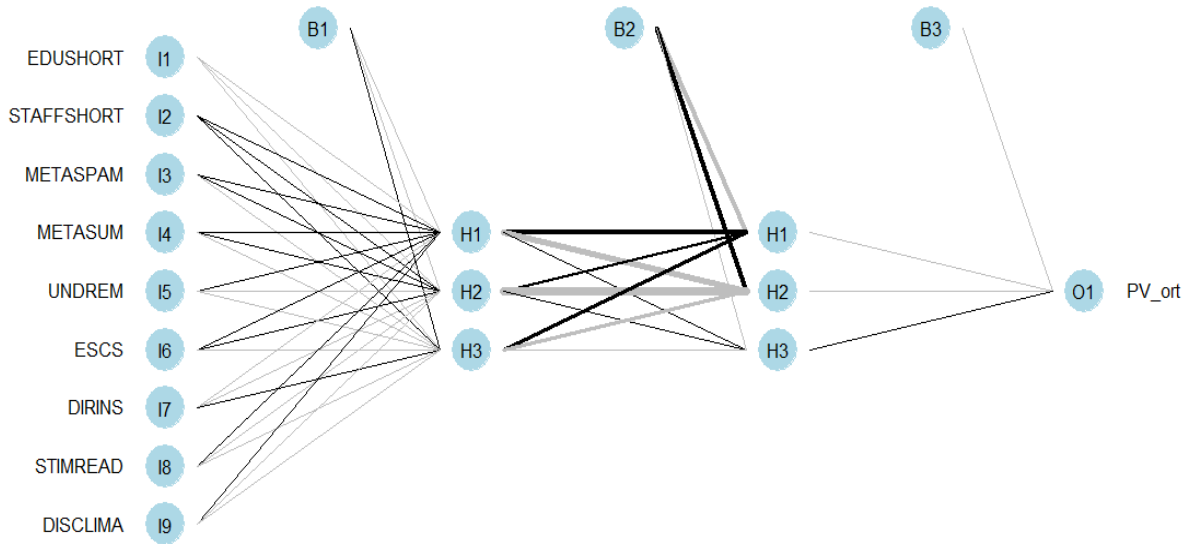
Yapay Sinir Ağı Modeli



Şekil 14 incelendiğinde modele dahil edilen bağımsız değişkenler ve öğrenme sonucunda değişkenlere ait ağırlık değerleri görülmektedir. Hesaplanan bu ağırlık değerleri girdi değişkenlerinin önem derecesine (sıralamasına) ilişkin standart bir bilgi sunmasa da girdi değişkenlerinin çıktı değişkeni üzerindeki etkisine yönelik ağırlığını göstermektedir. Belirlenen ağırlık değerleri EK-A'da yer almaktadır. Modeldeki ağırlıkların görselleştirilmiş hali Şekil 15'te yer almaktadır.

Şekil 15

Ağırlıkların Görselleştirildiği Yapay Sinir Ağı Modeli



Şekil 15'te yer alan modelde çizgilerin kalınlığı ilgili girdinin hücre üzerindeki etkisini ve hücreye gelen bilginin değerini göstermektedir. Model 76510 döngü (İterasyon, Epoch) kullanılarak eğitilmiştir. Oluşturulan modeli değerlendirmek için test veri seti ile tekrar model çalıştırılmıştır. Eğitim ve test veri setinden elde edilen metrikleri Tablo 21'de gösterilmiştir.

Tablo 21

Eğitim ve Test Veri Setleri İçin Yapay Sinir Ağı Hata ve Açıklanan Varyans Sonuçları

Metrikler	Eğitim veri seti	Test veri seti
ME	0,000	-0,007
MAE	0,546	0,538

RAE	0,656	0,651
RMSE	0,691	0,681
R^2	0,525	0,530

Tahminleme amacıyla kurulan modelin metrikleri için belirli bir kesme değeri bulunmazken R^2 değerinin 1'e yaklaşması beklenmekte ve hata değerlerinin 0'a yaklaşması istenmektedir. Ayrıca eğitim ve test veri setinden elde edilen metriklerin benzer olması da eğitilen ağın veriyi ezberlemediğine ya da aşırı uyum problemi yaşanmadığına kanıt sunmaktadır (Ercan, 2021). Tablo 21'de yer alan metrikler incelendiğinde ise eğitim ve test veri setinden elde edilen değerlerin oldukça yakın olduğu görülmektedir. Dolayısıyla kurulan modelin araştırmaya konu olan değişkenler arasındaki ilişkiyi ezberleme olmaksızın tahmin ettiği ifade edilebilir. Bu modele ait sonuçların HLM ile elde edilen sonuçlarla karşılaştırılabilir olması için oluşturulan YSA modelinin tüm veri seti ile göstereceği uyuma ilişkin değerlendirme metrikleri de incelenmiştir.

Tablo 22

Tüm Veri Seti İçin Yapay Sinir Ağı Hata ve Açıklanan Varyans Sonuçları

Metrikler	Tüm veri seti
ME	-0,002
MAE	0,544
RAE	0,655
RMSE	0,689
R^2	0,526

Tablo 22 incelendiğinde ME değerinin 0 (sıfır) değerine oldukça yaklaşık olduğu görülmektedir. Bu değer kurulan YSA modelinin tahminleme sürecinde gözlenen değerlerin üstünde ya da altında olacak şekilde yanlış kestirimler yapmadığını göstermektedir. Bu değerde hataların mutlak değeri alınmadığı için potansiyel değerin sıfır olması hatasız

kestirimlerin yapıldığını değil, pozitif ya da negatif yönlü olacak şekilde yanlış kestirimler yapılmadığını işaret etmektedir. Bir başka deyişle olası kestirim hataların gözlenen değerlerin etrafında hemen hemen simetrik olacak şekilde (yansız) dağıldığını göstermektedir. Diğer hata değeri olan MAE metriği ise her bir bireye ait puan kestirim hatasının mutlak değeri üzerinden hesaplandığı için birey başına yapılan ortalama kestirim hatasını (gözlenen puan-tahmin edilen puan) temsil etmektedir. Kurulan YSA modelinde MAE değeri 0,544 olarak hesaplanmıştır. Yapılan analizde ortalama PV değerlerinin standartlaştırılmış (z puan) hallerinin kullanıldığı düşünüldüğünde bu değer her bir birey için ortalama kestirim hatasının yaklaşık yarım standart sapmalı bir hata olduğuna işaret etmektedir. Hatalara ilişkin bilgi veren bir başka değerlendirme metriği RAE ise 0,655 olarak belirlenmiştir. Bu değer kurulan YSA modelinin tahmin hatasının, ilkel tahmin modelinin hatasıyla oranına eşittir. Burada ilkel tahmin modeli ile ifade edilen durum ise her bir bireye, gruptaki bireylerin ortalama puanının atanmasıdır. Bu tahminleme modeli en basit istatistiksel tahmin modeli olarak düşünülebilir. RAE değeri oluşturulan YSA modelinin söz konusu ilkel tahmin modelinden ne derece başarılı olduğunu ortaya koymaktadır. Elde edilen 0,655 değeri kurulan YSA modelinin hatasının ilkel tahmincinin %65,5'i kadar olduğunu göstermektedir. Bir diğer ifadeyle ilkel tahmin modeli ile kestirim yapılsaydı elde edilecek hata miktarı bu çalışmada elde edilen hatanın yaklaşık olarak 1,5 katı ($1/0,655$) kadar olacağı söylenebilir. Bu değer kurulan YSA modelinin ilkel tahmin modeline göre daha anlamlı kestirim yaptığını göstermektedir. Son olarak hataya ilişkin bilgi veren RMSE metriği ise 0,689 olarak hesaplanmıştır. Bu değer istatistiksel modellerin performansını değerlendirmek için sıklıkla kullanılan metriklerden biridir (Chai, & Draxler, 2014; Wang, & Lu, 2018). RMSE gözlenen ve tahmin edilen değerler arasındaki farkın karesini aldığı için büyük tahmin hatalarından negatif anlamda daha fazla etkilenmektedir. Bu yönüyle RMSE hataların miktarının yanında hataların dağılımıyla ilgili de bilgi vermektedir. Teorik olarak RMSE değeri 0'dan sonsuza kadar değer alabildiğinden YSA modelinden elde edilen 0,689 değeri ancak farklı modellerle kıyaslandığında anlamlı olabilmektedir. Bu çalışmada incelenen değerlendirme metriklerinin sonuncusu olan R^2 , kestirilen değerlerin gözlenen

değerlerdeki varyansın ne kadarını açıkladığını ifade etmektedir ve 0,526 olarak hesaplanmıştır. Buna göre tahmin edilen değerler gözlenen değerlerdeki varyansın yaklaşık %52,6'sını açıklamaktadır. Bir başka ifadeyle tahmin edilen ve gözlenen değerler arasındaki ilişkiyi de gösteren bu değer 0,725'e ($\sqrt{0,526}$) karşılık geldiği söylenebilir. Dolayısıyla tahmin edilen ve gözlenen değerler arasında pozitif yönlü yüksek bir korelasyon olduğu görülmektedir (Guilford, 1950).

Hiyerarşik Lineer Model Analiz Yönteminin Yordama Performansına İlişkin Bulgular

PISA 2018 verilerinin HLM ile analiz edilebilmesi için verinin hiyerarşik yapıyı sergilediğini, yani gruplar arasındaki değişkenliğin sıfıra eşit olup olmadığını belirlemek gerekmektedir. Sınıf içi korelasyon katsayısı, veri hakkındaki bu bilgiyi edinmeyi sağlamaktadır. Bu amaçla rastgele etkiler ANOVA modeli kurulmuş (Model1) ve aşağıda verilmiştir. Model 1 ilişkin sonuçlar Tablo 23'te sunulmuştur.

$$stdPV_{ort_{ij}} = \beta_{0j} + r_{ij}$$

$$\beta_{0j} = \gamma_{00} + u_{0j}$$

Tablo 23

Rastgele Etkiler ANOVA Modeli Sonuçları

Sabit etkiler		Katsayı	sh	t oranı	p değeri	
γ_{00}		0,011	0,035	0,309	0,758	
Rastgele etkiler		ss	σ^2	sd	χ^2	p değeri
u_{0j}		0,794	0,630	511	24101,6	0,000
r_{ij}		0,630	0,397			
Sapma		31690,9				

Bu çalışmada örneklem evrenin tamamını kapsamadığı ve bu tür çalışmalarda rassal etkiler ile ilgilenilmesi gerektiği için (Gelman & Hill, 2007; Green & Tukey, 1960) Tablo

23'teki rastgele etkilere ait anlamlılık değeri gruplar arasındaki değişkenlik hakkında bilgi vermektedir. Rastgele etkilere ait anlamlılık değeri manidar olduğu için ($\chi^2 = 24101,6$; $sd = 511$; $p < 0,05$) okulların ortalama okuduğunu anlama becerilerinde istatistiksel olarak anlamlı farklılıklar gösterdiği söylenebilir. Ayrıca öğrenci düzeyinde, okul ortalaması çevresinde öğrencilerin okuduğunu anlama becerilerinin varyansı (gruplar içi değişkenlik) 0,40 olarak kestirilmiştir. Okul düzeyinde, genel ortalama çevresinde okulların ortalama okuduğunu anlama becerilerinin varyansı (gruplar arası değişkenlik) 0,63 olarak kestirilmiştir. Dolayısıyla sınıf içi korelasyon katsayısı, Eşitlik 1'e göre hesaplandığında ($0,40 / [0,40 + 0,63]$) 0,39 olduğu için ($\rho > 0,05$) verinin hiyerarşik yapı sergilediğini ve çok düzeyli veri analizine uygun olduğu söylenebilir. Ek olarak sınıflar arası korelasyon 0,61 ($0,63 / [0,40 + 0,63]$) olarak hesaplandığından okuduğunu anlama becerilerindeki varyansın yaklaşık %61'i okullar arasındadır. Geri kalan değişkenlik ise öğrencilerden kaynaklı olarak gerçekleşmektedir.

Verilerin HLM ile analiz edilmeye uygun olduğunu belirledikten sonra HLM'nin sonuçlarını YSA sonuçları ile karşılaştırmaya imkân sağlayacak rastgele katsayı modeli (Model 2), bağımlı değişken olarak kesişim ve eğitim modeli (Model3) kurulmuştur. Model 2 aşağıda verilmiştir ve bu modele ilişkin sonuçlar Tablo 24'te yer almaktadır.

$$\begin{aligned} stdPV_{ort_{ij}} = & \beta_{0j} + \beta_{1j}(stdESCS_{ij} - \overline{stdESCS}_{.j}) + \beta_2(stdUNDREM_{ij} + \overline{stdUNDREM}_{.j}) \\ & + \beta_3(stdMETASUM_{ij} + \overline{stdMETASUM}_{.j}) + \beta_4(stdMETASPAM_{ij} \\ & + \overline{stdMETASPAM}_{.j}) + \beta_5(stdDISCLIMA_{ij} + \overline{stdDISCLIMA}_{.j}) \\ & + \beta_6(stdDIRINS_{ij} + \overline{stdDIRINS}_{.j}) + \beta_7(stdSTIMREAD_{ij} + \overline{stdSTIMREAD}_{.j}) \end{aligned}$$

$$\beta_{0j} = \gamma_{00} + u_{0j}$$

$$\beta_{1j} = \gamma_{10} + u_{1j}$$

$$\beta_{2j} = \gamma_{20} + u_{2j}$$

$$\beta_{3j} = \gamma_{30} + u_{3j}$$

$$\beta_{4j} = \gamma_{40} + u_{4j}$$

$$\beta_{5j} = \gamma_{50} + u_{5j}$$

$$\beta_{6j} = \gamma_{60} + u_{6j}$$

$$\beta_{7j} = \gamma_{70} + u_{7j}$$

Tablo 24

Rastgele Katsayı Modeli Sonuçları

Rastgele etkiler	ss	σ^2	sd	χ^2	p değeri
u_{0j}	0,797	0,636	511	34936,7	0,000
ESCS u_{1j}	0,097	0,009	511	781,7	0,000
UNDREM u_{2j}	0,038	0,001	511	550,3	0,111
METASUM u_{3j}	0,063	0,004	511	697,1	0,000
METASPAM u_{4j}	0,130	0,017	511	1021,6	0,000
DISCLIMA u_{5j}	0,055	0,003	511	613,6	0,001
DIRINS u_{6j}	0,033	0,001	511	572,4	0,031
STIMREAD u_{7j}	0,036	0,001	511	580,3	0,018
r_{ij}	0,523	0,274	511		
Sapma	26866,2				

Not: Sabit etkilere ilişkin değerler EK-B'de yer almaktadır.

YSA ile karşılaştırılabilirliğini sağlamak için istatistiksel olarak anlamlı olmayan değişkenlerin modelde yer aldığı HLM sonuçları Tablo 24'te yer almaktadır. Öğrenci düzeyinde, ESCS, UNDREM, METASUM, METASPAM, DISCLIMA, DIRINS, STIMREAD kontrol altına alındıktan sonra öğrencilerin okuduğunu anlama becerilerinin varyansı (artık varyans) 0,274 olarak kestirilmiştir. Okul düzeyinde, ortalama okuduğunu anlama becerilerinin varyansı 0,636 olarak kestirilmiştir. Tablo 23 ve Tablo 24'ten elde edilen değerlerle de bağımsız değişkenler tarafından okuduğunu anlama becerilerindeki okul-içi varyansı açıklama oranı elde edilebilir:

$$\frac{\sigma^2(\text{Model1}) - \sigma^2(\text{Model2})}{\sigma^2(\text{Model1})} = \frac{0,397 - 0,274}{0,397} = 0,31$$

Yukarıdaki hesaplama göre birey düzeyinde modele eklenen değişkenler okuduğunu anlama becerilerindeki varyansın %31'ini açıkladığını ifade edilebilir. Okullar arası varyansın değişkenler tarafından açıklanma oranını elde etmek için ise bağımlı değişken olarak kesişim ve eğitim modeli (Model 3) kurulmuştur. Model 3 aşağıda verilmiştir ve bu modele ilişkin sonuçlar Tablo 25'te yer almaktadır.

$$\begin{aligned} \text{stdPV_ort}_{ij} = & \beta_{0j} + \beta_{1j}(\text{stdESCS}_{ij} - \overline{\text{stdESCS}_{.j}}) + \beta_2(\text{stdUNDREM}_{ij} + \overline{\text{stdUNDREM}_{.j}}) \\ & + \beta_3(\text{stdMETASUM}_{ij} + \overline{\text{stdMETASUM}_{.j}}) + \beta_4(\text{stdMETASPAM}_{ij} \\ & + \overline{\text{stdMETASPAM}_{.j}}) + \beta_5(\text{stdDISCLIMA}_{ij} + \overline{\text{stdDISCLIMA}_{.j}}) \\ & + \beta_6(\text{stdDIRINS}_{ij} + \overline{\text{stdDIRINS}_{.j}}) + \beta_7(\text{stdSTIMREAD}_{ij} + \overline{\text{stdSTIMREAD}_{.j}}) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \beta_{0j} = & \gamma_{00} + \gamma_{01}(\text{stdEDUSHORT}_j - \overline{\text{stdEDUSHORT}}) + \gamma_{02}(\text{stdSTAFFSHORT}_j \\ & - \overline{\text{stdSTAFFSHORT}}) + u_{0j} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \beta_{1j} = & \gamma_{10} + \gamma_{11}(\text{stdEDUSHORT}_j - \overline{\text{stdEDUSHORT}}) + \gamma_{12}(\text{stdSTAFFSHORT}_j \\ & - \overline{\text{stdSTAFFSHORT}}) + u_{1j} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \beta_{2j} = & \gamma_{20} + \gamma_{21}(\text{stdEDUSHORT}_j - \overline{\text{stdEDUSHORT}}) + \gamma_{22}(\text{stdSTAFFSHORT}_j \\ & - \overline{\text{stdSTAFFSHORT}}) + u_{2j} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \beta_{3j} = & \gamma_{30} + \gamma_{31}(\text{stdEDUSHORT}_j - \overline{\text{stdEDUSHORT}}) + \gamma_{32}(\text{stdSTAFFSHORT}_j \\ & - \overline{\text{stdSTAFFSHORT}}) + u_{3j} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \beta_{4j} = & \gamma_{40} + \gamma_{41}(\text{stdEDUSHORT}_j - \overline{\text{stdEDUSHORT}}) + \gamma_{42}(\text{stdSTAFFSHORT}_j \\ & - \overline{\text{stdSTAFFSHORT}}) + u_{4j} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \beta_{5j} = & \gamma_{50} + \gamma_{51}(\text{stdEDUSHORT}_j - \overline{\text{stdEDUSHORT}}) + \gamma_{52}(\text{stdSTAFFSHORT}_j \\ & - \overline{\text{stdSTAFFSHORT}}) + u_{5j} \end{aligned}$$

$$\beta_{6j} = \gamma_{60} + \gamma_{61}(\text{stdEDUSHORT}_j - \overline{\text{stdEDUSHORT}}) + \gamma_{62}(\text{stdSTAFFSHORT}_j - \overline{\text{stdSTAFFSHORT}}) + u_{6j}$$

$$\beta_{7j} = \gamma_{70} + \gamma_{71}(\text{stdEDUSHORT}_j - \overline{\text{stdEDUSHORT}}) + \gamma_{72}(\text{stdSTAFFSHORT}_j - \overline{\text{stdSTAFFSHORT}}) + u_{7j}$$

Tablo 25

Bağımlı Değişken Olarak Kesişim ve Eğitim Modeli Sonuçları

Rastgele etkiler	ss	σ^2	sd	χ^2	p değeri
u_{0j}	0,720	0,518	509	28187,0	0,000
ESCS u_{1j}	0,096	0,009	509	780,8	0,000
UNDREM u_{2j}	0,037	0,001	509	540,2	0,164
METASUM u_{3j}	0,064	0,004	509	698,4	0,000
METASPAM u_{4j}	0,128	0,017	509	1024,7	0,000
DISCLIMA u_{5j}	0,054	0,003	509	612,0	0,001
DIRINS u_{6j}	0,035	0,001	509	573,1	0,025
STIMREAD u_{7j}	0,036	0,001	509	577,6	0,019
r_{ij}	0,523	0,274	509		
Sapma	26839,7				

Not: Sabit etkilere ilişkin değerler EK-C'de yer almaktadır.

Kurulan rastgele etkiler ANOVA modelinin sapma değeri 31690,9 olarak, rastgele katsayı modelinin sapma değeri 26866,2 hesaplanırken bağımlı değişken olarak kesişim ve eğitim modelinin sapma değeri 26839,7 olarak belirlenmiştir. Bu değerler incelendiğinde Model3'ün sapma değeri daha az olduğu için bu modelin veriye Model1 ve Model2'ye göre daha iyi uyum sağladığı görülmüştür. Yani eklenen bağımsız değişkenler okuduğunu anlama becerisini açıklamaktadır.

Okul düzeyinde, EDUSHORT ve STAFFSHORT kontrol altına alındıktan sonra okulların ortalama okuduğunu anlama becerilerinin varyansı (artık varyans) 0,518 olarak kestirilmiştir. Ortalama okuduğunu anlama becerileri için iki modelde kestirilen varyans değerleri karşılaştırılarak açıklanan varyans oranı indeksi elde edilebilir:

$$\frac{\tau_{00}(Model2) - \tau_{00}(Model3)}{\tau_{00}(Model2)} = \frac{0,636 - 0,518}{0,636} = 0,19$$

Elde edilen bu orana göre ortalama okuduğunu anlama becerilerindeki okullar arası varyansın yaklaşık %19'u EDUSHORT ve STAFFSHORT tarafından açıklanmaktadır. Okul düzeyinde, EDUSHORT ve STAFFSHORT kontrol altına alındıktan sonra UNDREM-PV_ort eğitimlerinin varyansında açıklanmayan anlamlı varyans kalmamıştır (p=0,164). (ESCS, METASUM, METASPAM, DISCLIMA, DIRINS, STIMREAD)-PV_ort eğitimlerinin artık varyanslarında ise okul düzeyinde farklı değişkenler tarafından incelenmeye ihtiyaç duyulmaktadır (p<0,05). Ancak farklı okul düzeyindeki değişkenler modele eklenmemiştir. Bu çalışma dahilinde araştırılmaya karar verilen ve YSA analizinde kullanılan tüm değişkenler modele eklenmiştir. Yalnızca bu değişkenler ile kurulacak farklı analiz modelleri karşılaştırılacağından yeni bir değişken modele eklenmemiştir. Tüm değişkenlerin yer aldığı bağımlı değişken olarak kesişim ve eğitim modeli ile tahmin edilen okuduğunu anlama becerileri ve gözlenen okuduğunu anlama becerileri arasındaki ilişki ve hata düzeyleri incelenmiştir.

Tablo 26

Hiyerarşik Lineer Modelleme Hata ve Açıklanan Varyans Sonuçları

Metrikler	Değerler
ME	-0,000
MAE	0,397
RAE	0,477
RMSE	0,506
R ²	0,744

Tablo 26 incelendiğinde ME değerinin neredeyse 0 (sıfır) olduğu görülmektedir. Bu değer kurulan HLM modelinin tahminleme sürecinde gözlenen değerlerden pozitif ya da negatif yönlü olacak şekilde yanlı kestirimler yapılmadığını göstermektedir. MAE metriği ise 0,397 olarak tespit edilmiştir. Bu değer her bir birey için ortalama kestirim hatasının bir standart sapmanın yaklaşık %40'ına karşılık geldiğini göstermektedir. Hatalara ilişkin bilgi veren diğer değerlendirme metriği RAE ise 0,477 olarak elde edilmiştir. Elde edilen bu değer kurulan HLM modelinin hatasının ilkel tahmincinin %47,7'si kadar olduğunu göstermektedir. Başka bir deyişle ilkel tahmin modeli ile kestirim yapılsaydı elde edilecek hata miktarı bu çalışmada elde edilen hatanın yaklaşık olarak 2,1 katı ($1/0,478$) kadar olacağını göstermektedir. Son olarak hataya ilişkin bilgi veren RMSE metriği ise 0,506 olarak hesaplanmıştır. Bu çalışmada incelenen değerlendirme metriklerinin sonuncusu olan R^2 0,744 olarak belirlenmiştir. Buna göre tahmin edilen değerler gözlenen değerlerdeki varyansın yaklaşık %74,4'ünü açıklamaktadır. Bir başka ifadeyle tahmin edilen ve gözlenen değerler arasındaki ilişkiyi de gösteren bu değer 0,863'e ($\sqrt{0,744}$) karşılık geldiği söylenebilir. Dolayısıyla tahmin edilen okuduğunu anlama becerisi ve gözlenen okuduğunu anlama becerisi arasında pozitif yönlü yüksek bir korelasyon olduğu ifade edilebilir.

Analizlerden Elde Edilen Açıklanan Varyans Ve Hata Değerlerine İlişkin Bulgular

YSA ve HLM analizlerinin performanslarını karşılaştırmak amacıyla aynı veri seti üzerinde aynı bağımlı (çıktı değeri) ve bağımsız (girdi) değişkenlerle iki farklı model oluşturulmuştur. Modelleri değerlendirmek için ise açıklanan varyans ve hata değerleri kullanılmıştır. Bu değerlendirme metriklerinden elde edilen değerler YSA ve HLM'nin yordama performansına ilişkin bilgi vereceğinden değerlendirme metrikleri Tablo 27'de karşılaştırılmıştır.

Tablo 27

HLM ve YSA Ait Hata ve Açıklanan Varyans Sonuçları

Metrikler	YSA	HLM
ME	-0,002	-0,000
MAE	0,544	0,397
RAE	0,655	0,477
RMSE	0,689	0,506
R^2	0,526	0,744

Tablo 27 incelendiğinde ME metriği bakımından neredeyse denk oldukları görülmektedir. Her iki analizde de yanlı kestirimler yapılmadığı ifade edilebilir. MAE metriği ise iki analiz arasındaki farkı netleştirmektedir. HLM, YSA'ya göre daha az ortalama mutlak hatayla kestirim yapmaktadır. RAE ve RMSE metrikleri de diğer hata metriklerinde olduğu gibi HLM analizinin daha az hata ile kestirim yaptığını göstermektedir. Son olarak her iki modelin gözlenen değerleri tahmin etme becerisini temsil eden (R^2) HLM'de YSA'ya göre oldukça yüksektir. Dolayısıyla HLM aynı bağımlı ve bağımsız değişkenler kullanıldığında YSA'ya göre kullanılan bu veri setinde daha iyi yordama performansı göstermektedir.

YSA ve HLM analizi için kurulan her iki modelde hangi değişkenlerin yordama performansına daha fazla etkisi olduğunu incelemek için her bir değişkene göre modeller yeniden kurulmuştur. Bir değişkenin modelin açıklanan varyansına sağladığı katkı ve hata değerlerinde sağladığı iyileşmeyi gözlemlemek için her bir değişken modelden çıkarıldıktan sonra modelin değerlendirme metrikleri elde edilmiştir. Bu süreç hem YSA hem de HLM analizlerinde gerçekleştirilmiştir. Buna ilişkin elde edilen sonuçlar Tablo 28 ve Tablo 29'da yer almaktadır.

Tablo 28

YSA Modelinde Değişkenler Çıkarıldığında Elde Edilen Hata ve Açıklanan Varyans

Sonuçları

YSA Değişkenleri	R^2	MAE	RMSE	RAE
Tam Model	0,526	0,544	0,689	0,655

1. EDUSHORT	0,444	0,595	0,746	0,716
2. METASPAM	0,455	0,587	0,738	0,706
3. ESCS	0,465	0,576	0,731	0,694
4. METASUM	0,506	0,556	0,703	0,669
5. DIRINS	0,508	0,554	0,701	0,667
6. STAFFSHORT	0,514	0,552	0,697	0,664
7. UNDREM	0,517	0,549	0,694	0,661
8. STIMREAD	0,524	0,545	0,690	0,656
9. DISCLIMA	0,524	0,545	0,690	0,656

Tablo 29

HLM Modelinde Değişkenler Çıkarıldığında Elde Edilen Hata ve Açıklanan Varyans Sonuçları

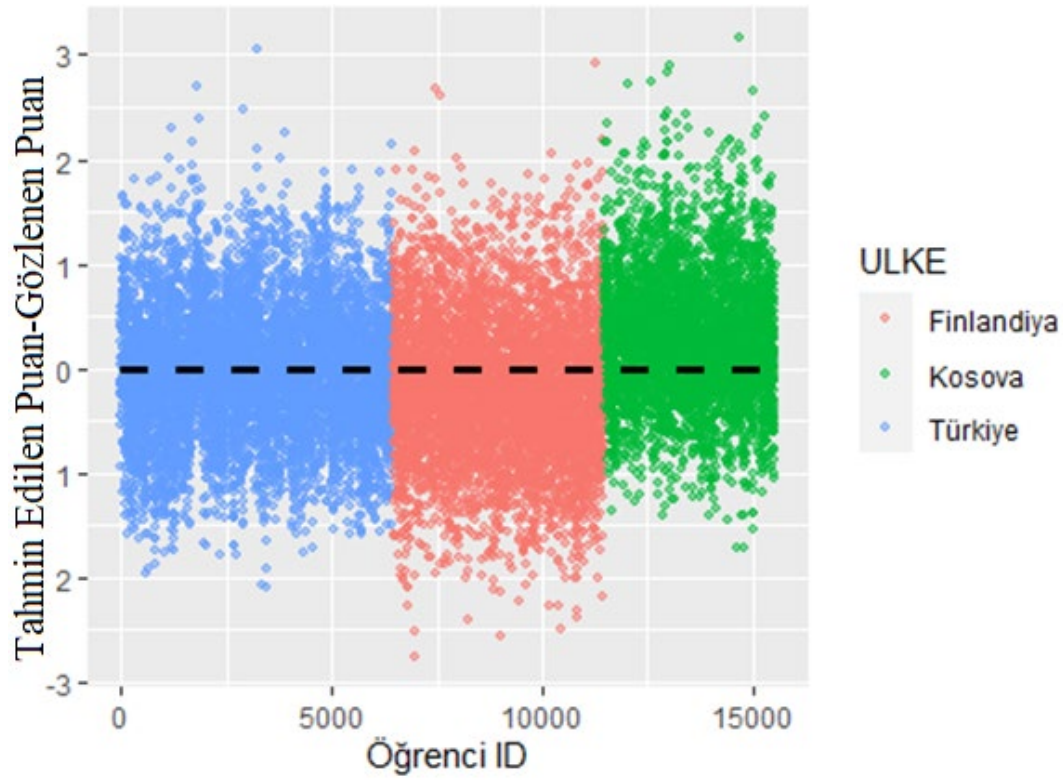
HLM Değişkenleri	R^2	MAE	RMSE	RAE
Tam Model	0,744	0,397	0,506	0,477
1. METASPAM	0,714	0,418	0,535	0,503
2. ESCS	0,734	0,404	0,516	0,486
3. METASUM	0,735	0,403	0,515	0,485
4. UNDREM	0,736	0,403	0,515	0,485
5. DISCLIMA	0,739	0,400	0,511	0,481
6. STIMREAD	0,741	0,399	0,509	0,48
7. DIRINS	0,742	0,398	0,508	0,479
8. EDUSHORT	0,744	0,397	0,506	0,477

Tablo 28 ve Tablo 29'da değişkenler YSA ve HLM için kurulan modellere sağladıkları katkı bakımından sıralanmışlardır. Modelden çıkarıldığında açıklanan varyans değerinde daha fazla azalmayı ve hata değerlerinde daha fazla artışı sağlayan değişkenler belirlenerek sıralama yapılmıştır. Buna göre Tablo 28 ve Tablo 29 iki modele katkı sağlayan değişkenlerin farklı sıralarda yer aldığını ifade etmektedir. Burada en çarpıcı sıralama ise EDUSHORT değişkeninde görülmektedir. EDUSHORT değişkeni YSA modelinde tahmin başarısına en fazla katkıyı sağlarken HLM modelinde neredeyse modele katkı sunmamıştır.

Oluşturulan YSA ve HLM modelleri ile her bir bireye ilişkin puan (PV değerleri) tahmin edilmiştir. Tahmin edilen puanların gözlenen puanlardan ne kadar farklı olduğu incelemek için her bir öğrencinin tahmin edilen puanı ve gözlenen puanı arasındaki farkın saçılım grafiği oluşturulmuştur. Şekil 16'da YSA'ya ait, Şekil 17'de HLM'ye ait hata değerlerinin saçılım grafiği yer almaktadır. Grafiklerin yorumlanabilirliği açısından hata değerleri ülkelere göre renklendirilmiştir. Mavi renk Türkiye'ye, turuncu renk Finlandiya'ya ve yeşil renk Kosova'ya ait hata değerlerini göstermektedir.

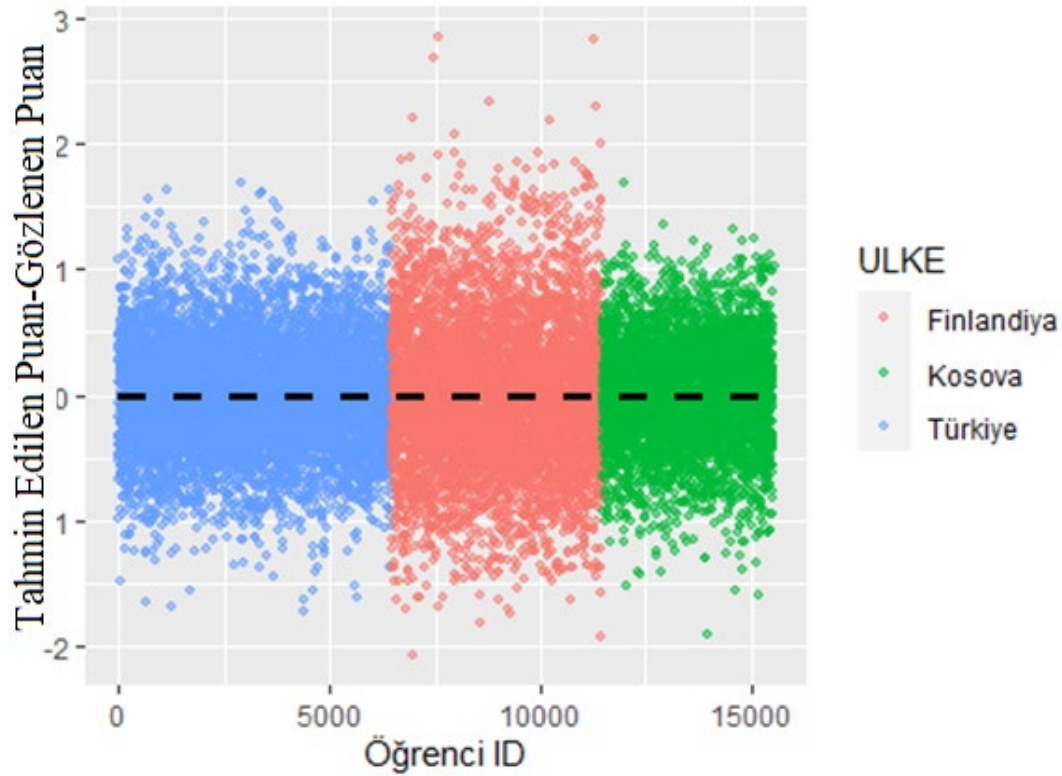
Şekil 16

YSA'ya Ait Hata Değerleri Saçılım Grafiği



Şekil 17

HLM'ye Ait Hata Değerleri Saçılım Grafiği

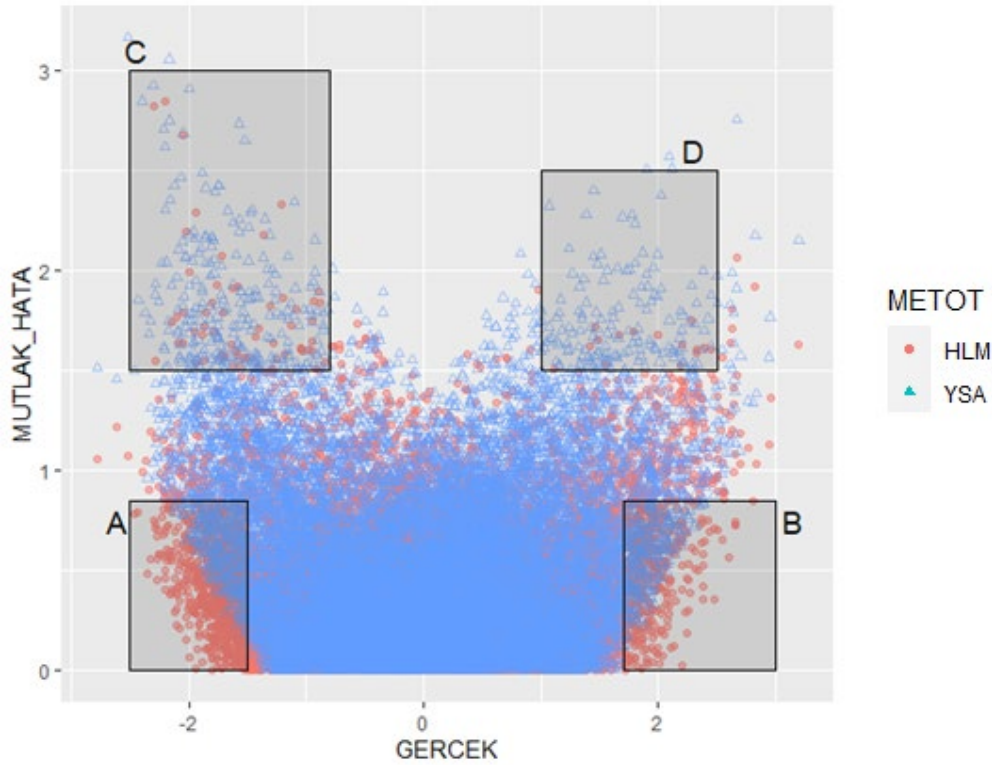


Şekil 16'da YSA modeline ait değerler incelendiğinde Türkiye'ye ait hata değerlerinin sıfırın etrafında neredeyse simetrik olarak dağıldığı görülmektedir. Finlandiya'ya ait hata değerlerinde ise negatif yönlü hata yanlılığının pozitif yönlü hata yanlılığından daha fazla olduğu gözlemlenmiştir. Buna karşın Kosova'ya ait hata değerleri incelendiğinde Finlandiya'nın aksine pozitif yönlü hata değerine sahip katılımcıların çoğunlukta olduğu tespit edilmiştir. Şekil 17'de HLM modeline ait değerler incelendiğinde ise tüm ülkelerde bireylere ait hata değerlerinin sıfırın etrafında neredeyse simetrik dağıldığı gözlemlenmektedir.

YSA ve HLM modellerinden elde edilen mutlak hata değerlerinin gözlenen puan ranjının çeşitli bölgelerinde farklılık gösterip göstermediğini incelemek amacıyla YSA ve HLM'ye ilişkin mutlak hata saçılım grafiği oluşturulmuştur. Oluşturulan grafik Şekil 18'de yer almaktadır. Saçılım grafiğinde YSA modeline ait hatalar mavi renkle, HLM modeline ait hatalar turuncu renkle temsil edilmektedir.

Şekil 18

YSA ve HLM'ye İlişkin Mutlak Hata Saçılım Grafiği



Şekil 18'de yer alan hata değerleri incelendiğinde gözlenen puan ranjının uç kısımlarında hata değerlerinin YSA ve HLM için farklılaştığı görülmektedir. A ve C kutucukları ya da B ve D kutucukları gözlenen puana ait +2 ve -2 değerlerinin çevresinde HLM'nin hata değerlerinin 0 ve 1 aralığında yoğunlaştığını, YSA'nın hata değerlerinin 1,5 ve 3 aralığında dağıldığını vurgulamaktadır. Dolayısıyla A, B, C ve D kutucuklarına göre HLM'den elde edilen hatalar YSA'ya göre uç noktalarda daha azdır.

Yordayıcı Değişkenlerinin Finlandiya, Kosova ve Türkiye'deki Öğrencilerinin Okuduğunu Anlama Beceri Düzeyine İlişkin Bulgular

Finlandiya, Kosova ve Türkiye'deki öğrencilerin okuduğunu anlama becerilerini yordayan değişkenlerin yordama düzeylerini belirlemek amacıyla tüm PV değerleri çalışmaya dahil edilmiştir. Analizlerin karşılaştırılması için kullanılan standartlaştırılmış değerler yerine OECD'nin resmi internet sayfasından

(<https://www.oecd.org/pisa/data/2018database/>) alınan veriler düzenlenerek kullanılmıştır.

Okuduğunu anlama beceri düzeylerini yordadığı düşünülen değişkenlere ait betimsel istatistikler Tablo 30'da yer almaktadır.

Tablo 30

Bağımsız Değişkenlere İlişkin Betimsel İstatistikler

Değişkenler	n	Min.	Maks.	\bar{X}	ss
ESCS	15525	-4,29	2,30	-,4989	1,156
UNDREM	15525	-1,64	1,50	-,0837	,970
METASUM	15525	-1,72	1,36	-,1321	,964
METASPAM	15525	-1,41	1,33	-,1776	,962
DISCLIMA	15525	-2,71	2,03	,0803	,975
DIRINS	15525	-2,94	1,82	,2839	1,009
STIMREAD	15525	-2,30	2,09	,0559	,961
EDUSHORT	512	-1,42	2,96	,1408	1,075
STAFFSHORT	512	-1,46	4,04	,0529	,935

Türkiye'den 6465, Finlandiya'dan 5007 ve Kosova'dan 4053 birey olmak üzere 15525 bireyden elde edilen veri setine ait okul sayısı 512'dir. Bu okulların 179'u Türkiye'ye 198'i Finlandiya'ya ve 135'i Kosova'ya aittir. Tablo 30'da bu okullarda yuvalanan bireylerin ve okul müdürlerinin değişkenlere ait betimsel istatistikleri görülmektedir.

PISA 2018 uygulamasına katılan Türkiye, Finlandiya ve Kosova'ya ait okulların ortalama okuduğunu anlama becerileri arasında bir farklılık olup olmadığını incelemek için aşağıda verilen rastgele etkiler ANOVA modeli (Model4) kurulmuştur. Model 4'e ilişkin sonuçlar Tablo 31'de sunulmuştur.

$$PV_{s_{ij}} = \beta_{0j} + r_{ij}$$

$$\beta_{0j} = \gamma_{00} + u_{0j}$$

Tablo 31*Rastgele Etkiler ANOVA Modeli Sonuçları*

Sabit etkiler		Katsayı	sh	t oranı	p değeri	
γ_{00}		461,281	3,693	124,896	0,000	
Rastgele etkiler		ss	σ^2	sd	χ^2	p değeri
u_{0j}		82,233	6762,315	511	21514,7	0,000
r_{ij}		69,202	4788,950			

Tablo 31 incelendiğinde okuduğunu anlama beceri puanlarının ortalamasının 461 olduğu görülmektedir ve standart hatası 3,693 olarak kestirilmiştir. Dolayısıyla okuduğunu anlama beceri puanlarının ortalamasının gözlenen değerinin %95 olasılıkla 454 ve 469 aralığında $[461 \pm (1,96 \times 3,693)]$ olacağı söylenebilir. Ayrıca birey düzeyinde, okul ortalaması çevresinde bireylerin okuduğunu anlama beceri puanlarının varyansı 4789; okul düzeyinde genel ortalama çevresinde okulların ortalama okuduğunu anlama beceri puanlarının varyansı 6762 olarak kestirilmiştir. Standart sapmasının 82,233 olarak belirlendiği okul ortalamalarının %95 olasılıkla gözlenen değer aralıklarının ise 300 ve 622 aralığında $[461 \pm (1,96 \times 82,233)]$ yer aldığı söylenebilir. Örneklemdaki okulların ortalama okuduğunu anlama beceri puanları arasında büyük farklar olduğu görülmektedir. Ancak istatistiksel olarak test etmek ya da okulların ortalama okuduğunu anlama beceri puanlarının varyansının sıfırdan farklı olup olmadığını belirlemek için anlamlılık değeri incelenmiştir. Okullar arasındaki ortalama okuduğunu anlama beceri puanları farklılığının istatistiksel olarak anlamlı olduğunu belirlenmiştir ($\chi^2=21514,7$; $sd=511$; $p<.001$). Bu farklılığın sınıflar arası korelasyonu ($\rho=0,59$) hesaplandığında $[6762 / (6762+4789)]$ bireylerin okuduğunu anlama beceri puanlarındaki varyansın %59'unun okullar arasında olduğunu söyleyebiliriz.

Ayrıca örneklem ortalamalarının gözlenen ortalamaların göstergeleri olup olmadığını incelemek için düzey 1 katsayılarının güvenilirliği hesaplanmıştır. Elde edilen $\hat{\beta}_q=0,975$ değeri örneklem ortalamalarının gözlenen ortalamaların oldukça güvenilir

göstermeleri olma eğiliminde olduğuna işaret etmektedir. Yuvalandıkları okullar içinde farklı okuduğunu anlama beceri puanlarına sahip olan bireylerin okul ortalama varyanslarını etkileyen değişkenleri incelemek için aşağıda bağımlı değişken olarak ortalamalar modeli (Model 5) kurulmuştur. Model 5'e ait sonuçlar Tablo 32'de yer almaktadır.

$$PV_{S_{ij}} = \beta_{0j} + r_{ij}$$

$$\beta_{0j} = \gamma_{00} + \gamma_{01}(EDUSHORT_j - \overline{EDUSHORT}) + \gamma_{02}(STAFFSHORT_j - \overline{STAFFSHORT}) + u_{0j}$$

Tablo 32

Bağımlı Değişken Olarak Ortalamalar Modeli Sonuçları

Sabit etkiler		Katsayı	sh	t oranı	p değeri
KESİŞİM1, β_0					
KEŞİŞİM2, γ_{00}		461,224	3,347	137,810	0,000
EDUSHORT, γ_{01}		-34,617	3,257	-10,629	0,000
STAFFSHORT, γ_{02}		10,081	3,735	2,699	0,008
Rastgele etkiler	ss	σ^2	sd	χ^2	p değeri
u_{0j}	74,254	5513,632	509	17388,8	0,000
r_{ij}	69,203	4789,021			

Tablo 32'de Model5'e ait sabit etkiler incelendiğinde okulların EDUSHORT ile okuduğunu anlama beceri puanları ve STAFFSHORT ile okuduğunu anlama beceri puanları arasındaki ilişkinin sıfırdan farklı olduğu görülmektedir ($p < 0,001$). Başka bir deyişle EDUSHORT ve STAFFSHORT değişkenlerinin ortalama okuduğunu anlama beceri puanları üzerindeki 0,01 alfa düzeyinde istatistiksel olarak anlamlıdır. Okulların EDUSAHORT düzeyinin bir birimlik artışı okulların okuduğunu anlama beceri puanlarında 34,617 birimlik bir azalmaya sebep olurken ($\gamma_{01} = -34,617$, $sh = 3,257$) STAFFSHORT düzeyindeki bir birimlik artış okuduğunu anlama beceri puanlarında 10,081 birimlik artış ($\gamma_{01} = 10,081$, $sh = 3,735$) sağlamaktadır.

Rastgele etkiler incelendiğinde ise okul düzeyinde, EDUSHORT ve STAFFSHORT kontrol altına alındıktan sonra okulların ortalama okuduğunu anlama beceri puanlarının varyansı 4789,021 olarak hesaplanmıştır. Ayrıca birey düzeyinde, okul ortalaması çevresinde bireylerin okuduğunu anlama beceri puanlarının varyansı 5513,632, standart sapması 74,254 olarak kestirilmiştir. Dolayısıyla EDUSHORT ve STAFFSHORT kontrol altına alındığında okul ortalamaları %95 olasılıkla 316 ve 607 aralığında yer almaktadır. Bu aralık düzey2 değişkenleri kontrol altına alınmadığında elde edilen aralıktan daha dardır (300 ve 622). Bu değişim okul düzeyindeki bağımsız değişkenlerin okul ortalaması çevresinde açıkladığı varyanstan kaynaklanmaktadır. EDUSHORT ve STAFFSHORT'un okullar arasında açıkladığı varyans oranını elde etmek için Model4 ve Model5 karşılaştırılmıştır [(6762-5514) /6762]. Elde edilen 0,18'lik oran okuduğunu anlama beceri puanlarındaki okullar arası varyansın yaklaşık %18'nin EDUSHORT ve STAFFSHORT tarafından açıklandığını göstermektedir. Koşullu sınıflar arası korelasyon incelendiğinde [5514/ (5514+4789)] ise EDUSHORT ve STAFFSHORT kontrol altına alındıktan sonra okuduğunu anlama beceri puanlarındaki varyansın yaklaşık %54'ü okullar arasındadır. Düzey2'ye ait bağımsız değişkenler kontrol altına alındığında dahi okulların ortalama okuduğunu anlama beceri puanlarında anlamlı açıklanacak varyans kalmıştır ($\chi^2=17388,8$; $sd=509$; $p<,001$). Okulların ortalama okuduğunu anlama beceri puanları için güvenilirlik değeri ise 0,970 olarak kestirilmiştir. Buna göre okul ortalamalarının kestirimlerinin oldukça güvenilir olduğu söylenebilir.

Düzey1'deki bağımsız değişkenlerin okuduğunu anlama beceri puanlarındaki varyansın ne kadarını açıkladığını incelemek için rastgele katsayı modeli (Model6) oluşturulmuştur. Kurulan Model6 aşağıda yer almaktadır. Model6'ya ilişkin sonuçlar da Tablo 33'te yer almaktadır.

$$\begin{aligned}
PVs_{ij} = & \beta_{0j} + \beta_{1j}(ESCS_{ij} - \overline{ESCS}_{.j}) + \beta_2(UNDREM_{ij} + \overline{UNDREM}_{.j}) + \beta_3(METASUM_{ij} \\
& + \overline{METASUM}_{.j}) + \beta_4(METASPAM_{ij} + \overline{METASPAM}_{.j}) + \beta_5(DISCLIMA_{ij} \\
& + \overline{DISCLIMA}_{.j}) + \beta_6(DIRINS_{ij} + \overline{DIRINS}_{.j}) + \beta_7(STIMREAD_{ij} \\
& + \overline{STIMREAD}_{.j})
\end{aligned}$$

$$\beta_{0j} = \gamma_{00} + u_{0j}$$

$$\beta_{1j} = \gamma_{10} + u_{1j}$$

$$\beta_{2j} = \gamma_{20} + u_{2j}$$

$$\beta_{3j} = \gamma_{30} + u_{3j}$$

$$\beta_{4j} = \gamma_{40} + u_{4j}$$

$$\beta_{5j} = \gamma_{50} + u_{5j}$$

$$\beta_{6j} = \gamma_{60} + u_{6j}$$

$$\beta_{7j} = \gamma_{70} + u_{7j}$$

Tablo 33

Rastgele Katsayı Modeli Sonuçları

Sabit etkiler	Katsayı	sh	t oranı	p değeri
KESİŞİM1, β_0				
KEŞİŞİM2, γ_{00}	461,366	3,698	124,776	0,000
ESCS, β_1				
KEŞİŞİM2, γ_{10}	10,299	0,807	12,760	0,000
UNDREM, β_2				
KEŞİŞİM2, γ_{20}	10,893	0,642	16,968	0,000
METASUM, β_3				
KEŞİŞİM2, γ_{30}	11,708	0,729	16,058	0,000
METASPAM, β_4				

	KEŞİSİM2, γ_{40}	17,929	0,899	19,935	0,000	
DISCLIMA, β_5						
	KEŞİSİM2, γ_{50}	2,905	0,644	4,509	0,000	
DIRINS, β_6						
	KEŞİSİM2, γ_{60}	-3,390	0,671	-5,054	0,000	
STIMREAD, β_7						
	KEŞİSİM2, γ_{70}	4,401	0,652	6,746	0,000	
Rastgele etkiler	ss	σ^2	sd	χ^2	p değeri	
	u_{0j}	82,627	6827,253	511	29816,1	0,000
ESCS u_{1j}		8,832	78,006	511	745,7	0,000
UNDREM u_{2j}		4,438	19,695	511	547,9	0,125
METASUM u_{3j}		7,045	49,630	511	670,8	0,000
METASPAM u_{4j}		14,164	200,609	511	948,5	0,000
DISCLIMA u_{5j}		5,772	33,311	511	597,8	0,005
DIRINS u_{6j}		3,819	14,584	511	563,5	0,054
STIMREAD u_{7j}		4,362	19,028	511	571,8	0,032
	r_{ij}	58,786	3455,741			

Tablo 33'te yer alan rastgele katsayı modeli sonuçları incelendiğinde okulların ortalama okuduğunu anlama beceri puanları 461 olarak hesaplanmıştır. Buna göre, bir bireyin ESCS, UNDREM, METASUM, METASPAM, DISCLIMA, DIRINS ve STIMREAD değişkenleri grup ortalamasına eşit olduğunda öğrencinin okuduğunu anlama puanının 461 olması beklenmektedir. Tablo 33'e göre ESCS değişkeninin okuduğunu anlama beceri puanları üzerinde pozitif yönlü istatistiksel olarak anlamlı bir etkisi vardır ($\gamma_{10}=10,299$; $sh=0,807$; $p<0,001$). Buna göre bireyin ESCS düzeyi arttıkça okuduğunu anlama beceri puanları artmaktadır. Diğer değişkenler sabit tutulduğunda, ESCS düzeyindeki bir birimlik artış, bireylerin okuduğunu anlama beceri puanları 10,299 birim artırmaktadır. Okuduğunu anlama beceri puanları üzerinde pozitif yönlü istatistiksel olarak anlamlı bir etkisi olan diğer

bir deęişken UNDREM'dir ($\gamma_{20}=10,893$; $sh=0,642$; $p<0,001$). Düzey1'deki dięer baęımsız deęişkenler sabit tutulduğunda, UNDREM düzeyindeki bir birimlik artış, bireylerin okuduğunu anlama beceri puanlarını 10,893 birim artırmaktadır. Okuduğunu anlama beceri puanlarını istatiksel olarak anlamlı ($p<0,001$) ve pozitif yönlü etkileyen dięer deęişkenler ise METASUM, METASPAM, DISCLIMA ve STIMREAD'dir. İlgili deęişkenler dışında tüm deęişkenler sabit tutulduğunda bu deęişkenlerdeki bir birimlik artış okuduğunu anlama beceri puanlarında sırasıyla 11,708; 17,929; 2,905 ve 4,401 birimlik artışa sebep olmaktadır. Yalnızca DIRINS deęişkeninin okuduğunu anlama beceri puanları üzerinde negatif yönlü bir etkisi vardır. Tablo 33'e göre dięer deęişkenler sabit tutulduğunda, DIRINS düzeyindeki bir birimlik artış, bireylerin okuduğunu anlama beceri puanlarını 3,390 birim azalmaktadır.

Tablo 33'teki rastgele etkiler incelendiğinde okul düzeyinde, ortalama okuduğunu anlama beceri puanlarının varyansı 6827 olarak hesaplanmıştır. Bu varyansın okul ortalamaları arasında istatiksel olarak anlamlı olduđu görölmektedir ($p<0,001$). Öğrenci düzeyinde ise düzey1'de yer alan tüm deęişkenler kontrol altına alındıktan sonra bireylerin okuduğunu anlama beceri puanlarının varyansı 3456 olarak kestirilmiştir. Düzey1'de modele dahil edilen deęişkenlerin okul içi varyansın ne kadarını açıkladığını incelemek için Model4 ve Model6 karşılaştırılmıştır [(4789-3456) /4789]. Elde edilen deęer okuduğunu anlama beceri puanlarındaki okul-içi varyansın yaklaşık %28'i düzey1'e eklenen baęımsız deęişkenler tarafından açıklanmaktadır.

Düzey1'de okuduğunu anlama beceri puanları üzerindeki etkisi incelenen deęişkenlerin oluşturduđu eğimin (etkinin) varyansı incelenmiştir. UNDREM ($p=0,125$) ve DIRINS ($p=0,054$) deęişkenleri hariç tüm deęişkenlerin okuduğunu anlama beceri puanları ile olan eğimleri arasında istatiksel olarak anlamlı farklılıklar bulunmaktadır ($p<0,01$). Bir başka ifadeyle UNDREM ve DIRINS deęişkenlerinin okuduğunu anlama beceri puanları üzerindeki etkileri 512 okulda da istatistiksel olarak benzerdir. ESCS, METASUM,

METASPAM, DISCLIMA ve STIMREAD deęişkenlerinin ise okuduęunu anlama beceri puanları üzerindeki etkisi okullar arasında farklılaşmaktadır.

Okuduęunu anlama beceri puanlarını düzey1'de yordama gücü incelenen deęişkenlere ait kesişim ve eğim deęerlerinin rastgele katsayı modelindeki güvenilirlięi incelenmiştir. Kesişim ve eğim deęerleri için güvenilirlik katsayıları Tablo 34'te yer almaktadır. Tablo 34 incelendiğinde okul ortalamaları oldukça güvenilir kestirilirken eğimler düşük güvenilirlikle kestirilmektedir. Yani benzer eğim düzeylerine sahip okullarda eğim katsayıları daha zayıf kestirilmektedir.

Tablo 34

Rastgele Katsayı Modeli İçin Kesişim ve Eğim Deęerleri İçin Güvenirlik Katsayıları

Rastgele düzey1 katsayıları	Güvenirlik tahminleri
Kesişim 1, β_0	0,982
ESCS, β_1	0,246
UNDREM, β_2	0,086
METASUM, β_3	0,171
METASPAM, β_4	0,442
DISCLIMA, β_5	0,135
DIRINS, β_6	0,058
STIMREAD, β_7	0,075

Düzey2'deki bağımsız deęişkenlerin okuduęunu anlama beceri puanlarındaki varyansın ne kadarını açıkladığını incelemek için bağımlı deęişken olarak kesişim ve eğim modeli (Model7) oluşturulmuştur. Kurulan Model7 aşağıda yer almaktadır. Model7'ye ilişkin sonuçlar da Tablo 35'te yer almaktadır.

$$PVs_{ij} = \beta_{0j} + \beta_{1j}(ESCS_{ij} - \overline{ESCS}_{.j}) + \beta_2(UNDREM_{ij} + \overline{UNDREM}_{.j}) + \beta_3(METASUM_{ij} + \overline{METASUM}_{.j}) + \beta_4(METASPAM_{ij} + \overline{METASPAM}_{.j}) + \beta_5(DISCLIMA_{ij} + \overline{DISCLIMA}_{.j}) + \beta_6(DIRINS_{ij} + \overline{DIRINS}_{.j}) + \beta_7(STIMREAD_{ij} + \overline{STIMREAD}_{.j})$$

$$\beta_{0j} = \gamma_{00} + \gamma_{01}(EDUSHORT_j - \overline{EDUSHORT}) + \gamma_{02}(STAFFSHORT_j - \overline{STAFFSHORT}) + u_{0j}$$

$$\beta_{1j} = \gamma_{10} + \gamma_{11}(EDUSHORT_j - \overline{EDUSHORT}) + \gamma_{12}(STAFFSHORT_j - \overline{STAFFSHORT}) + u_{1j}$$

$$\beta_{2j} = \gamma_{20} + u_{2j}$$

$$\beta_{3j} = \gamma_{30} + \gamma_{31}(EDUSHORT_j - \overline{EDUSHORT}) + \gamma_{32}(STAFFSHORT_j - \overline{STAFFSHORT}) + u_{3j}$$

$$\beta_{4j} = \gamma_{40} + \gamma_{41}(EDUSHORT_j - \overline{EDUSHORT}) + \gamma_{42}(STAFFSHORT_j - \overline{STAFFSHORT}) + u_{4j}$$

$$\beta_{5j} = \gamma_{50} + \gamma_{51}(EDUSHORT_j - \overline{EDUSHORT}) + \gamma_{52}(STAFFSHORT_j - \overline{STAFFSHORT}) + u_{5j}$$

$$\beta_{6j} = \gamma_{60} + u_{6j}$$

$$\beta_{7j} = \gamma_{70} + \gamma_{71}(EDUSHORT_j - \overline{EDUSHORT}) + \gamma_{72}(STAFFSHORT_j - \overline{STAFFSHORT}) + u_{7j}$$

Tablo 35

Bağımlı Değişken Olarak Kesişim ve Eğitim Modeli Sonuçları

Sabit etkiler	Katsayı	sh	t oranı	p değeri
KESİŞİM1, β_0				
KEŞİSİM2, γ_{00}	461,335	3,351	137,673	0,000
EDUSHORT, γ_{01}	-34,655	3,262	-10,625	0,000
STAFFSHORT, γ_{02}	10,112	3,740	2,704	0,007
ESCS, β_1				
KEŞİSİM2, γ_{10}	10,400	0,810	12,834	0,000
EDUSHORT, γ_{11}	0,152	0,752	0,202	0,840
STAFFSHORT, γ_{12}	-0,470	0,826	-0,569	0,569

UNDREM, β_2						
	KEŞİSİM2, γ_{20}	10,765	0,605	17,787	0,000	
METASUM, β_3						
	KEŞİSİM2, γ_{30}	11,805	0,729	16,190	0,000	
	EDUSHORT, γ_{31}	0,114	0,662	0,173	0,863	
	STAFFSHORT, γ_{32}	-0,355	0,794	-0,447	0,655	
METASPAM, β_4						
	KEŞİSİM2, γ_{40}	17,994	0,899	20,010	0,000	
	EDUSHORT, γ_{41}	-2,193	0,886	-2,475	0,014	
	STAFFSHORT, γ_{42}	1,126	1,028	1,095	0,275	
DISCLIMA, β_5						
	KEŞİSİM2, γ_{50}	2,862	0,643	4,452	0,000	
	EDUSHORT, γ_{51}	-0,032	0,623	-0,052	0,959	
	STAFFSHORT, γ_{52}	-0,585	0,745	-0,786	0,433	
DIRINS, β_6						
	KEŞİSİM2, γ_{60}	-3,119	0,644	-4,840	0,000	
STIMREAD, β_7						
	KEŞİSİM2, γ_{70}	4,265	0,641	6,653	0,000	
	EDUSHORT, γ_{71}	0,619	0,674	0,918	0,362	
	STAFFSHORT, γ_{72}	0,071	0,718	0,098	0,922	
Rastgele etkiler	ss	σ^2	sd	χ^2	p değeri	
	u_{0j}	74,667	5575,131	509	23918,6	0,000
	ESCS u_{1j}	8,814	77,682	509	752,9	0,000
	METASUM u_{3j}	7,208	51,958	509	703,7	0,000
	METASPAM u_{4j}	14,103	198,904	509	980,2	0,000
	DISCLIMA u_{5j}	5,755	33,116	509	627,9	0,000
	STIMREAD u_{7j}	3,300	10,892	509	549,9	0,102
	r_{ij}	59,009	3482,117			

Model7 incelendiğinde β_{2j} ve β_{6j} eğitim katsayılarına ilişkin yordayıcı düzey2 değişkeni eklenmediği görülmektedir. Çünkü rastgele katsayı modelinde bu değişkenlerin (UNDREM ve DIRINS) okuduğunu anlama beceri puanlarına etkisi okullar arasında benzerdir. Dolayısıyla düzey2 değişkenleri ile açıklanmaya ihtiyaç duyulacak eğitim varyansı bulunmamaktadır.

Tablo 35'e göre STAFFSHORT kontrol altına alındıktan sonra EDUSHORT değişkeninin ortalama okuduğunu anlama beceri puanları üzerindeki etkisinin -34,655; EDUSHORT kontrol altına alındıktan sonra STAFFSHORT değişkeninin ortalama okuduğunu anlama beceri puanları üzerindeki etkisinin ise 10,112 olduğu görülmektedir ve bu etkiler istatistiksel olarak anlamlıdır ($p < 0,01$). Dolayısıyla okulun EDUSHORT düzeyindeki bir birimlik artış okulların okuduğunu anlama beceri puanlarında 34,655 birimlik azalmaya sebep olurken okulun STAFFSHORT düzeyindeki bir birimlik artış okulların okuduğunu anlama beceri puanlarında 10,112 birimlik artış sağlamaktadır. Okul düzeyin değişkenlerin yanı sıra düzey1'de eklenen ESCS, UNDREM, METASUM, METASPAM, DISCLIMA, DIRINS ve STIMREAD değişkenlerinin ise okuduğunu anlama beceri puanlarına istatistiksel olarak anlamlı etkisi devam etmektedir ($p < 0,001$). DIRINS hariç düzey1 değişkenleri sabit tutulduğunda DIRINS değişkenindeki bir birimlik artış okuduğunu anlama beceri puanlarında 3,119 birimlik azalmaya sebep olmaktadır. Diğer düzey1 değişkenleri için ilgili değişkenler dışında tüm değişkenler kontrol altına alındığında bu değişkenlerdeki bir birimlik artış okuduğunu anlama beceri puanlarında sırasıyla 10,400; 10,765; 11,805; 17,994; 2,862 ve 4,265 birimlik artışa sebep olmaktadır.

Yordama gücü incelenen düzey1 değişkenlerinin okuduğunu anlama beceri puanlarına etkisinin düzey2 değişkenleri tarafından ne derece açıklandığı incelenmiştir. Yalnızca STAFFSHORT değişkeni kontrol altına alındıktan sonra EDUSHORT değişkeninin METASPAM-okuduğunu anlama beceri puanları eğimleri üzerindeki etkisi (γ_{41}) -2,193'tür ve istatistiksel olarak anlamlıdır ($p < 0,05$). EDUSHORT ile STAFFSHORT okuduğunu anlama

beceri puanları ve diğer düzey1 değişkenleri arasındaki eğitimin istatistiksel olarak anlamlı bir yordayıcısı olmamıştır ($p>0,05$).

Bağımlı değişken olarak kesişim ve eğitim modelinin rastgele etkiler sonuçlarına göre okul düzeyinde, EDUSHORT ve STAFFSHORT kontrol altına alındıktan sonra okulların ortalama okuduğunu anlama beceri puanlarının varyansı 5575 olarak kestirilmiştir ve istatistiksel olarak anlamlıdır ($p<0,001$). Ortalama okul okuduğunu anlama beceri puanları için Model6 ve Model7'de kestirilen varyans değerleri karşılaştırılmıştır $[(6827-5575)/ 6827]$. Buna göre okuduğunu anlama beceri puanlarındaki okullar-arası varyansın yaklaşık %18'i EDUSHORT ve STAFFSHORT tarafından açıklanır. Eğitimlerdeki okullar arası varyansın düzey2 değişkenleri tarafından ne derece açıklandığını incelemek için Model6 ve Model7 varyansları karşılaştırılmıştır. Ancak Model7'ye ait sabit etkilerde METASPAM-okuduğunu anlama beceri puanları eğitimi EDUSHORT tarafından anlamlı olarak açıklandığı için yalnızca METASPAM değişkeninin artık varyansları karşılaştırılmıştır [201-199/201]. Buna göre METASPAM-okuduğunu anlama beceri puanları eğitimlerdeki okullar-arası varyansın yaklaşık %1'i EDUSHORT tarafından açıklanır. Düzey2 değişkenleri kontrol altına alındıktan sonra STIMREAD değişkeni hariç tüm düzey1 değişkenlerinin okuduğunu anlama beceri puanları ile oluşturduğu eğitimde açıklanması gereken varyans kalmıştır ($p<0,001$).

Kesişim ve eğitim değerlerinin bağımlı değişken olarak kesişim ve eğitim modelindeki güvenilirliği incelenmiştir. Kesişim ve eğitim değerleri için güvenilirlik katsayıları Tablo 36'da yer almaktadır. Tablo 36 incelendiğinde okul ortalamaları oldukça güvenilir kestirilirken eğitimler düşük güvenilirlikle kestirilmektedir. Rastgele katsayı modeline göre ise daha güvenilir sonuçlar elde edilmiştir.

Tablo 36

Bağımlı Değişken Olarak Kesişim ve Eğim Modeli İçin Kesişim ve Eğim Değerleri İçin Güvenirlik Katsayıları

Rastgele düzey1 katsayıları	Güvenirlik tahminleri
Kesişim 1, β_0	0,978
ESCS, β_1	0,259
METASUM, β_3	0,210
METASPAM, β_4	0,465
DISCLIMA, β_5	0,146
STIMREAD, β_7	0,057

Kurulan Model4, Model5, Model6 ve Model7 arasından veriye daha iyi uyum sağlayan modeli belirlemek için modellerin sapma değerleri incelenmiştir. Bağımlı değişken olarak on farklı olası değer kullanıldığı için her model için on farklı sapma değeri elde edilmiştir. Tüm modellere ilişkin sapma değerleri Tablo 37'de yer almaktadır. Tablo 37 incelendiğinde tüm olası değerler için en düşük sapma değerine sahip olduğu için Model7'nin veriye en iyi uyum sağlayan model olduğunu söyleyebiliriz.

Tablo 37

Tüm Modeller İçin Sapma Değerleri

	Model 4	Model 5	Model 6	Model 7
PV1	177630	177518	173350	173173
PV2	177496	177383	173247	173073
PV3	177564	177455	173315	173132
PV4	177538	177426	173345	173169
PV5	177384	177273	173129	172959
PV6	177612	177498	173290	173118
PV7	177513	177402	173313	173139
PV8	177536	177424	173265	173094
PV9	177569	177457	173275	173099

PV10

177432

177321

173218

173050

Bölüm 5

Sonuç, Tartışma ve Öneriler

Çalışmanın bu bölümünde bulgulara dayalı olarak sonuçlar ifade edilmiş ve literatürde yer alan bilgilere dayalı olarak sonuçlar tartışılmıştır. Ayrıca bu sonuç ve tartışmalar doğrultusunda geliştirilen önerilere yer verilmiştir.

Bu çalışma araştırmacı tarafından iki yönlü olarak tasarlanmıştır. Bu yönlerden birincisinde güdülen amaç HLM ve YSA analizlerinin tahmin başarıları açısından karşılaştırmaktır. Diğer yönde ise amaç karşılaştırılan analizlerden performansı yüksek olan yöntem ile PISA 2018 öğrenci ve okul verileri kullanılarak bireylerin okuduğunu anlama becerisini etkileyen değişkenlerin incelenmesidir. Her ne kadar birinci amacın sonucu ikinci amacı etkiliyor olsa da bu araştırma için problem durumlarının oluşmasında ikinci amaç yönlendirici olmuştur. Araştırılmak istenen “okuduğunu anlama becerisini etkileyen değişkenler” için kullanılan PISA 2018 veri seti hiyerarşik bir yapıya sahiptir. Bu türde veri setiyle çalışmak için kullanılması muhtemel ilk analizler arasında HLM yer almaktadır. Ancak literatürde bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkenler üzerindeki etkisini incelemeye olanak sağlayan analizlerin yerine veri madenciliğinin farklı algoritmalarının kullanılabilmesine dair öneriler bulunmaktadır ve kullanılmaktadır (Dong, & Hu, 2019; Gamazo, & Martínez-Abad, 2020; Oreta, 2004; Slavutskaya, & Slavutskii, 2018; Tepehan, 2011). Bu öneriler analizlerin karşılaştırılmasını amaçlayan araştırma sonuçlarına dayalı olsa da bazı araştırma sonuçları geleneksel analizlerin kullanılmasını da önermektedir (Feng, & Jones, 2015). Ayrıca veri madenciliği yöntemlerinden olan YSA'nın doğrusal olmayan problemlerin çözümünde güçlü bir yöntem olduğu ifade edilmektedir (Kumova Metin ve Kışla, 2020). Bu sebeple okuduğunu anlama becerisini etkileyen değişkenlerin incelenmesinde HLM ya da YSA'nın performansı bu çalışma için araştırma konusu olmuş ve performansı yüksek olan yöntem ile çalışmanın yürütülmesi hedeflenmiştir.

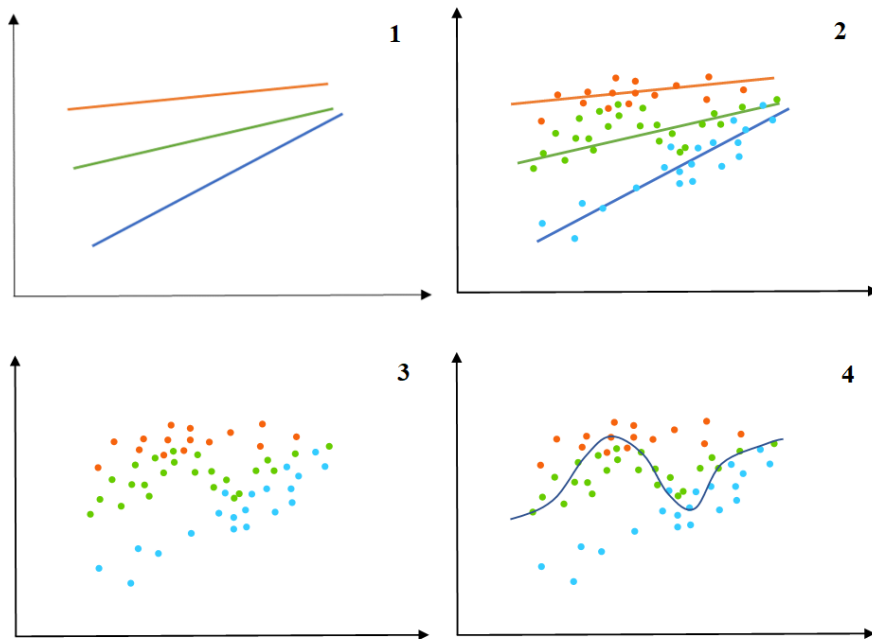
Bu amaçlar doğrultusunda HLM ve YSA analizleri hata metrikleri ve açıklanan varyans bakımından karşılaştırılmıştır. HLM'nin tüm hata metriklerinin YSA'nın hata

metriklerinden daha düşük olduğu tespit edilmiştir. Dolayısıyla HLM analizinin kullanılan veri seti üzerinde daha az hatayla kestirim yapabildiği söylenebilir. Ayrıca okuduğunu anlama becerisi olarak değerlendirilen gözlenen puanların tahmin edilen puanlarla ilişkisini temsil eden açıklanan varyans değerinin de HLM'de daha yüksek olduğu görülmüştür. HLM'nin özel olarak hiyerarşik veri yapısına uygun olacak şekilde geliştirilen bir analiz yöntemi olması bu sonuçların başlıca nedeni olarak düşünülebilir.

Araştırmanın başlangıcında çok düzeyli yapıda olan veri setinden kaynaklı olarak incelenmek istenen durumun doğrusal olmayan bir probleme ait olabileceği öngörülmüştür. Bunun temelinde ise hiyerarşik verilerde birinci düzey yordayıcı değişkenler ile yordanan değişken (çıktı değişkeni) arasındaki ilişkinin ikinci düzey ya da daha üst düzey değişkenlerin değerlerine göre farklılaşması yer almaktadır. HLM analizi yürütüldüğünde kurulan rastgele katsayı modeli ile bağımlı değişken olarak kesişim ve eğimler modelinin sabit etkiler katsayıları incelendiğinde değerlerin birbirinden farklılaştığı görülmektedir. Dolayısıyla iki düzeyli bağlamsal model için düşündüğümüzde ikinci düzeye eklenen yordayıcı değişkenler ele alınan gruba ait doğrunun eğimini değiştirmektedir. İkinci düzeye eklenecek yordayıcı değişken ile aynı gruba ait farklı eğimlerle oluşan doğrular yerine gözlemlere ait eğriyi belirlemenin tahminleme için daha etkili model oluşturabileceği göz önüne alınmıştır. Varsayılan durum Şekil 19'da dört farklı grafikte görselleştirilmiştir.

Şekil 19

Varsayımsal Gruplara Ait Gözlem Grafiği



Şekil 19'un birinci grafiğinde üç farklı varsayımsal gruba ait yordanan ve yordayıcı değişkenler arasındaki ilişkiyi gösteren doğrular yer almaktadır. Bu doğruların temsil ettiği değişkenlere ait saçılım ise ikinci grafikte yer almaktadır. HLM'de yordayıcı değişkenlerin yordama gücü gruplara ait regresyon doğrularının eğim katsayıları ile temsil edilmektedir. Ancak regresyon doğrularının kaldırıldığı sadece değişkenlere ait saçılımın yer aldığı üçüncü grafik incelendiğinde üç farklı grubun tamamına ait yordanan ve yordayıcı değişkenler arasındaki ilişki doğrusal olmayan bir problemin varlığına da işaret etmektedir. Yani üç gruba ait veriler ayrı ayrı incelendiğinde değişkenler arasında doğrusal bir ilişki gözlenebilir de grupların tamamına ait gözlemler incelendiğinde doğrusal olmayan bir ilişkinin oluşabileceği gözlenmektedir. Bu durumu görselleştirmek için ise dördüncü grafik oluşturulmuştur. Dolayısıyla Şekil 19'da yer alan varsayımsal durumun gerçekleşmesi durumunda doğrusal olmayan problemin çözümüne yönelik çok katmanlı YSA'nın tercih edilmesi daha başarılı model oluşturmaya katkı sağlayabilir. Ancak çok katmanlı YSA'nın doğrusal olmayan problemlerin çözümünde performansının yüksek olması ya da farklı regresyon modellerine göre daha iyi ya da benzer performans göstermesine rağmen

(Aytekin, 2021; Rençber, 2017; Tepehan, 2011) YSA çok düzeyli bu veri setinde benzer başarıyı gösterememiştir. Bu sonuca dair metrikler Tablo 27'de yer almaktadır.

Bu çalışmaya benzer olarak Feng ve Jones (2015) da çok düzeyli model ile YSA'yı karşılaştırmışlardır. Çok düzeyli model oluşturabilmek için HLM denkleminin kullanıldığı bu çalışmada 2001-2013 yıllarında Büyük Bristol bölgesinde yer alan mahalleler içinde yuvalanan konut fiyatları tahmin edilmiştir. Tahminleme süreci ise farklı yordayıcı değişkenlerin kullanıldığı üç farklı senaryoda gerçekleşmiştir. Feng ve Jones MAE, MAPE ve R^2 performans göstergelerini inceleyerek çok düzeyli modelin her senaryoda YSA'dan daha iyi performans gösterdiği sonucuna ulaşmışlardır.

Bu çalışmada elde edilen sonuca dair bir açıklamaya ulaşmak amacıyla hata değerleri ülkelere göre ve tüm veri setine göre incelenmiştir. Şekil 16 ve 17'de oluşturulan YSA ve HLM modellerinin tahmin edilen puan ve gözlenen puanlar arasındaki farkını gösteren hata saçılım grafikleri karşılaştırılmıştır. Bunun sonucunda YSA analizinde Türkiye'ye ait hata değerlerinin sıfırın etrafında neredeyse simetrik olarak dağıldığı, Finlandiya'ya ait hata değerlerinde negatif yönlü hata yanlılığının daha fazla olduğu ve Kosova'ya ait hata değerlerinde ise pozitif yönlü hata yanlılığının çoğunlukta olduğu gözlemlenmiştir. HLM'de ise üç ülke için de bireylere ait hata değerlerinin sıfırın etrafında neredeyse simetrik dağıldığı söylenebilir. Okuduğunu anlama becerisi bakımından Türkiye'nin orta düzeyde, Kosova'nın düşük düzeyde ve Finlandiya'nın yüksek düzeyde beceriye sahip olduğu düşünüldüğünde veriler gözlenen puanların ortalama değerinden her iki yönde uzaklaştıkça YSA'nın hata miktarının arttığı, HLM'nin ise bu durumdan etkilenmediği gözlenmiştir. Bir diğer deyişle YSA bireylere ait gözlenen puan açıklığının uç kısımlarında göreceli olarak daha yüksek hatalı kestirimler yapmaktadır. Ayrıca Şekil 18'de ise tüm veri setinde mutlak hata değerleri incelenmiştir. Gözlenen puan ranjının uç kısımlarında hata değerlerinin YSA ve HLM için farklılaştığı tespit edilmiştir. HLM'den elde edilen hataların YSA'ya göre uç noktalarda daha az olduğu görülmüştür. Yani YSA'nın uç noktalarda gözlenen puan tahmininden uzaklaşması HLM'den kullanılan veri setinde daha

düşük bir performans göstermesine sebep olmuştur. Dolayısıyla daha çok merkez etrafında yoğunlaşan gözlemlerin oluşturduğu veri setinde YSA'nın HLM'ye benzer ya da daha yüksek performans gösterme ihtimali olabileceği düşünülmektedir. Bu sebeple uç noktalarda yer alan verilerin YSA'nın tahminleme sürecine etkisi araştırmacılar tarafından incelenebilir. HLM ve YSA'nın kestirim performansları farklı dağılım tiplerinde (basıklık, açıklık) ayrıca incelenerek söz konusu etki için olası kritik değerler ortaya konabilir.

Bu sonuçların elde edilmesindeki bir diğer gerekçe sınıflar arası korelasyonun yüksek olması olarak düşünülebilir. Yani birinci düzeyde yer alan organizasyonların üst düzeylerde yer aldıkları gruplar içinde homojen olarak dağıldığı söylenebilir. Dolayısıyla farklı sınıflar arası korelasyona sahip veriler üreterek simülasyon çalışmalarıyla bu durumun incelenmesi araştırmacılara öneri olarak sunulabilir. Ayrıca üst düzeydeki değişkenlerin yordama düzeyi gruplara ait regresyon doğrularının eğimlerini etkilediği için üst düzey değişkenlerin yordama düzeyleri yapay olarak değiştirilerek bu etkinin sonuçları araştırmacılar tarafından incelenebilir.

Bu çalışmada HLM ve YSA'nın karşılaştırılmasında gözlemlenen bir husus ise HLM'nin YSA'ya göre daha ayrıntılı çıktılar sunmasıdır. YSA yordayıcı değişkenleri kullanarak yordanan değişkenin tahmin edilmesini sağlamakta ve tahminin doğruluğunu anlamaya ilişkin metriklere de ulaşılabilir. HLM ise bunların yanı sıra yordayıcı değişkenlerin yordama gücüne ait katsayıları ve istatistiksel anlamlılığını, birinci ve ikinci düzeyde açıklanmayan varyansı, modele değişken ekleme gerekliliği hakkında bilgiler vermektedir.

HLM ve YSA karşılaştırmasında yordayıcı değişkenlerin yordanan değişken üzerindeki görece önemi incelenmiştir. Yordayıcı değişkenlerinin iki analizde de farklı önem sırasına sahip olduğu görülmüştür. HLM ve YSA tahminleme sürecinde farklı yollar izlemektedir. HLM bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki korelasyona dayalı tahminleme gerçekleştirirken YSA girdi değişkenlerinin çıktı değişkeni üzerindeki ağırlığını

iteratif yöntemlerle kestirmektedir. Bu sebeple iki analizde yordayıcı değişkenlerin farklı önem sırasına sahip olduğu düşünülmektedir.

HLM ve YSA'nın karşılaştırılmasının ardından tahminleme doğruluğu bakımından performansı daha yüksek olan HLM ile okuduğunu anlama becerisi incelenmiştir. Kurulan rastgele etkiler ANOVA modeli ile HLM analizi uygulanması gerekliliği belirlenmiştir. Yani okullar arasındaki ortalama okuduğunu anlama beceri puanlarının farklılığının istatistiksel olarak anlamlı olduğu sonucuna ulaşılmıştır. Ayrıca bireylerin okuduğunu anlama beceri puanlarındaki varyansın %59'unun okullar arasında olduğu görülmüştür. Dolayısıyla farklı düzeyde yordayıcı değişkenlerin farklı modellerde eklendiği bağımlı değişken olarak ortalamalar modeli, rastgele katsayı modeli ve son olarak bağımlı değişken olarak kesişim ve eğimler modeli kurulmuştur. Son kurulan model bağımsız değişkenlerin yordama gücünü ifade etmek için tercih edilmiştir. Çünkü modellerin sapma değerleri incelendiğinde veriye daha iyi uyum sağlayan modelin bağımlı değişken olarak kesişim ve eğimler modeli olduğu görülmüştür. Ayrıca tüm bağımsız değişkenlerin okuduğunu anlama becerisi üzerindeki etkisi bu modele göre yorumlanmıştır. Ancak yine de diğer modellerden elde edilen sonuçlar bağımlı değişken olarak kesişim ve eğitim modeline eklenen değişkenleri etkilemiştir.

Bağımlı değişken olarak ortalamalar modeli kurulduğunda EDUSHORT ve STAFFSHORT değişkenlerinin ortalama okuduğunu anlama beceri puanları üzerinde istatistiksel olarak anlamlı etkisinin olduğu görülmüştür. Rastgele katsayı modelinde ise yalnız birinci düzey değişkenlerin (ESCS, UNDREM, METASUM, METASPAM, DISCLIMA, DIRINS ve STIMREAD) ortalama okuduğunu anlama beceri puanları üzerindeki etkisi incelenmiştir. Tüm değişkenlerin istatistiksel olarak anlamlı etkisi olduğu görülmüştür. Ayrıca değişkenlerin okuduğunu anlama beceri puanları ile olan eğimleri arasındaki farklılıklar da incelenmiştir. UNDREM ile DIRINS hariç tüm değişkenlerin okuduğunu anlama beceri puanları üzerindeki etkisinin okullarda istatistiksel olarak farklılaştığı sonucuna ulaşılmıştır.

Her iki modelden elde edilen sonuçlar doğrultusunda bağımlı değişken olarak kesişim ve eğimler modeline değişkenler eklenmiştir. Bu modelden elde edilen katsayılar

değişkenlerin nihai etkisini göstermiştir ve Tablo 35'te yer almaktadır. Bu tabloya göre okulun EDUSHORT değişkenindeki bir birimlik artış okulların okuduğunu anlama beceri puanlarında 34,655 birimlik azalmaya sebep olurken STAFFSHORT değişkenindeki bir birimlik artış okulların okuduğunu anlama beceri puanlarında 10,112 birimlik artış sağlamaktadır. Oluşturdukları bu anlamlı etki ile EDUSHORT ve STAFFSHORT okullar arası varyansın %18'ini açıklamaktadır. Ancak yine de okulların ortalama okuduğunu anlama beceri puanlarında anlamlı açıklanacak varyans kalmıştır. Bu değişkenler okulların personel (STAFFSHORT) ve materyal eksikliğini (EDUSHORT) ifade etmektedir. Materyal eksikliği olarak ifade edilen EDUSHORT ders kitabı, bilişim teknolojileri ekipmanları, kütüphane, laboratuvar gibi eğitim materyallerinin ve bina, ısıtma/soğutma, aydınlatma ve akustik sistemler gibi fiziksel alt yapı eksikliklerinin bulunması bireylerin okuduğunu anlama beceri puanlarını negatif yönlü etkilemektedir. Arnavutluk ve Kazakistan gibi ülkelerin PISA 2018 uygulamasındaki okuduğunu anlama beceri puanlarının incelendiği farklı çalışmalarda ise materyal eksikliğinin okuduğunu anlama beceri puanları üzerinde etkisinin olmadığı tespit edilmiştir (Muratkyzy, 2020; Shahini, 2021). Bu çalışma sonucunun literatürden farklı çıkmasının sebebi olarak okulların çeşitliliği olduğu düşünülebilir. Yani literatürde yer alan çalışmalar tek ülkeye dayalı çalışma yürüttüğü için okulların sahip olduğu materyal eksikliği benzer düzeydedir. Bu çalışmada ise yüksek, orta ve düşük düzeyde okuduğunu anlama düzeyine sahip ülkeler yer almakta ve okulların sahip olduğu materyal imkanları birbirinden farklılaşmaktadır. Materyal imkanlarının varyansının artması okuduğunu anlama beceri puanları üzerindeki etkisini ortaya çıkartmış olabileceği düşünülmektedir. Bu çalışmadan elde edilen sonuçlar doğrultusunda ise okulların fiziksel ve eğitim materyallerinin eksikliğinin önüne geçmek için eğitim ve ekonomi politikalarının geliştirilmesi önerilmektedir. Bu yönde yapılacak çalışmalar hem ulusal hem uluslararası anlamda eğitimde fırsat eşitliğini de katkı sağlayacaktır.

Öğretim elemanı ve yardımcı personel eksikliği/yetersizliği olarak örneklendirilen personel eksikliğinin (STAFFSHORT) ise bireylerin okuduğunu anlama beceri puanlarını

pozitif yönlü etkilediği sonucuna ulaşılmıştır. Bu durumun sebebini incelemek için yapılan çeşitli çalışmalar incelendiğinde oldukça farklı sonuçlara rastlanmıştır. Shahini (2021) PISA 2018'e katılan Arnavutluk vatandaşı olan bireylerin personel eksikliklerinin okuduğunu anlama beceri puanlarını negatif yönlü etkilediğini ifade ederken Muratkyzy (2020) PISA 2018 uygulamasına katılan Kazakistanlı öğrencilerin personel eksikliğinin okuduğunu anlama beceri puanlarını istatistiksel olarak etkilemediği sonucuna ulaşmıştır. Personel eksikliği ve yetersizliğinin olduğu bir durumda akademik başarının düşebileceği tahmin edildiğinden fen, matematik gibi alanlarda STAFFSHORT değişkenin etkisi de merak konusu olmuştur. Literatürde Courtney ve arkadaşları (2022) tarafından PISA 2009'dan PISA 2018'e kadar uygulamalara katılan tüm ülkelerde STAFFSHORT'un matematik ve fen beceri puanları üzerindeki etkisinin araştırıldığı çalışmaya ulaşılmıştır. Bu çalışmaya göre 2012 yılında personel eksikliği ve yetersizliğinin matematik beceri puanları üzerinde negatif yönlü bir etkisi varken diğer üç uygulamada istatistiksel olarak anlamlı bir etkisinin olmadığı görülmüştür. Fen beceri puanlarına etkisi incelendiğinde ise 2018 yılında istatistiksel olarak anlamlı bir fark bulunmazken diğer üç uygulamada negatif yönlü etkisinin olduğu görülmüştür. Literatürdeki çalışmalar ve bu çalışma karşılaştırıldığında bu çalışmadan elde edilen sonuçların literatürdeki sonuçların neredeyse tam zıttı yönde olduğu görülmektedir. Bu durumun sebebi olarak çalışmalarda kullanılan farklı örnekleme yöntemleri olduğu düşünülmektedir. Başka bir yönden ise bu çalışmada yüksek ve orta düzeyde okuduğunu anlama beceri puanlarına sahip okullarda okul müdürlerinin personel yetersizliği ve eksikliği konusundaki algısı da etkili olmuş olabilir.

Okuduğunu anlama beceri puanlarını etkilediği düşünülen birinci düzey değişkenleri ise ESCS, UNDREM, METASUM, METASPAM, DISCLIMA, DIRINS ve STIMREAD'dir. Tüm değişkenlerin okuduğunu anlama beceri puanları üzerinde pozitif yönlü istatistiksel olarak anlamlı bir etkisi varken DIRINS değişkeni negatif yönlü bir etkiye sahiptir. Tüm diğer değişkenler sabit tutulduğunda DIRINS değişkenindeki bir birimlik artış okuduğunu anlama beceri puanlarında 3,119 birimlik azalmaya sebep olmaktadır. Öğretmen yönlendirmeli

eđitimi ifade eden DIRINS deęiřkeninin okuduđunu anlama beceri puanları üzerindeki etkisini arařtıran diđer alıřmalar incelendiđinde PISA 2018 uygulamasına katılan 51 lkede Vazquez-Lopez ve Huerta-Manzanilla (2021) istatiksels olarak anlamlı bir etki olmadıđını belirtmiřtir. Ancak Hu ve Wang (2022)'in iinde Trkiye ve Finlandiya'nın da yer aldıđı 29 lkede yaptıđı alıřmada, Koyuncu ve Fırat (2020) in, Trkiye ve Meksika'nın PISA 2018 uygulamasından elde ettikleri verileri analiz ettiđi alıřmada đretmen ynlendirmeli eđitimin okuduđunu anlama beceri puanları üzerinde negatif ynl anlamlı bir etkisi olduđu grlmřtr. DIRINS deęiřkeni đretmenin derste "hedef belirlemesi, zet yapması, đrencilerin đrenip đrenmediklerini kontrol etmesi, đrencilerin ne đrenmesi gerektiđi ile ilgili dntler vermesi" gibi temel đretmenlik becerilerini lmektedir. Ancak bu lek ters puanlamaya sahip olduđundan elde edilen sonu bu đretmenlik becerilerinin artmasının đrencilerin okuduđunu anlama beceri puanlarını artıracaktır. Dolayısıyla bu alıřma ve literatrden elde edilen bilgiler genel olarak deđerlendirildiđinde đretmen ynlendirmeli eđitimin okuduđunu anlama beceri puanlarını olumlu etkilediđi dřnlebilir. Bu sonutan yola ıkarak đretmenlerin ders bařında ya da sonunda bir nceki derse ya da o gn iřlenen konuya iliřkin ze bilgileri sunması olduka nemlidir. Ayrıca đrencilere dersin bařında iřlenecek konuya iliřkin bilgi verilmesi, bir bařka deyiřle đrencilerin hedeften haberdar edilmesi gerekmektedir. Yine ders srecinde đrencilerin đrenip đrenmedikleri farklı đretim yntem ve teknikleri kullanılarak srekli kontrol edilmelidir. Eksikliđi belirlenen konularda đrencilere geri bildirimler verilerek đrenmesi gereken konulara vurgu yapılmalıdır.

alıřmada incelenen birinci dzey deęiřkenlerden biri de ESCS deęiřkenidir. Bireylerin ekonomik, sosyal ve kltrel durumunu ifade eden bu deęiřken ebeveynlerin mesleđi, eđitimi ve ev eřyaları gz nne alınarak oluřturulmuřtur. Tm diđer deęiřkenler sabit tutulduđunda ESCS deęiřkenindeki bir birimlik artıř okuduđunu anlama beceri puanlarında 10,400 birimlik artıř sađlamaktadır. ESCS deęiřkeninin okuduđunu anlama beceri puanlarına etkisinin incelendiđi alan yazındaki birok alıřmada da pozitif

yönde istatistiksel olarak anlamlı bir etkisi olduğu görülmüştür (Hu, & Wang, 2022; Lee, & Wu, 2013; Thomson vd., 2013; Yılmaz Koğar, 2021). Ayrıca Dong ve Hu (2019) yaptıkları çalışmada PISA 2015 uygulamasına katılan Singapurlu bireylerin okuduğunu anlama beceri puanlarındaki etkisi incelenen 49 değişken arasında en önemli değişken olduğunu ifade etmişlerdir. Çalışmanın sonuçları ve alan yazın göz önüne alındığında ailelerin ekonomik, sosyal ve kültürel durumunu geliştirmeye yönelik hayat boyu öğrenmeyi ve yetişkin eğitimi sağlama eğitimin temel amaçları arasında yer almalıdır. Ailelerin ekonomik durumlarının gelişimi için ihtiyaç duyulan alanda bireylerin yetiştirilmesi ve dolayısıyla eğitimde talep arz dengesini sağlamaya yönelik uzak hedeflerin planlamasının yapılması gerekmektedir. Ayrıca ekonomik gelişim, kültürel gelişime katkı sağlayacak materyallerin (internet, iletişim araçları, sanat ve eğitim kitapları vb.) temin edilmesinde ya da şartların ve ortamın sağlanmasında da önemli rol oynayacaktır. Kültürel gelişim için okullarda Erasmus projelerinin yaygınlaştırılması, özellikle kırsal bölgelerde kalkındırma projelerinin sıklaştırılması sağlanabilir. Ayrıca ailelerin sosyal faaliyetlere katılımını sağlama amaçlı Kültür ve Turizm Bakanlığı tarafından yürütülen kültürel faaliyetlere tüm bireylerin ulaşılabilirliği sağlanmalıdır.

Üstbiliş stratejileri bilgisi çalışmada okuduğunu anlama beceri puanlarını etkileyen başka bir kavramdır. UNDREM, METASUM ve METASPAM değişkenleri üstbiliş stratejileri çatısı altında yer almaktadır. UNDREM öğrencilerin okuduğunu anlama ve hatırlama becerisini, METASUM öğrencilerin metni özetleme becerisini ve METASPAM metinde yer alan bilgilerin içeriğini ve güvenilirliğini öğrencilerin değerlendirebilme becerisini ifade etmektedir. Art arda ilgili değişkenler hariç tüm değişkenler kontrol altına alındığında UNDREM, METASUM ve METASPAM değişkenlerdeki bir birimlik artış okuduğunu anlama beceri puanlarında sırasıyla 10,765; 11,805 ve 17,994 artış sağlamaktadır. Bu çalışmada olduğu gibi tüm üstbiliş stratejilerinin etkisini inceleyen bir diğer çalışma ise Vazquez-Lopez ve Huerta-Manzanilla (2021) tarafından gerçekleştirilmiştir. İlgili çalışmada üstbiliş stratejileri kullanımının çoğu ülkede (Avustralya, Belçika, Brezilya, Danimarka, Estonya,

Finlandiya, İsveç, Singapur, Türkiye gibi) okuduğunu anlama beceri puanları üzerinde önemli ve pozitif yönlü etkisi olan bir değişken olduğu ifade edilmiştir. Yine UNDREM, METASUM ve METASPAM değişkenlerinin etkisinin birlikte incelendiği Koyuncu ve Fırat (2020) tarafından yürütülen çalışmada da Türk, Çinli ve Meksikalı bireylerin okuduğunu anlama beceri puanlarını olumlu yönde etkilediği belirlenmiştir. Doğu kültürüne (Hong Kong, Japonya, Makao, Singapur vb.) ve Batı kültürüne (Avustralya, Danimarka, Finlandiya, Almanya vb.) ait ülkelerin PISA 2018 uygulamasındaki okuduğunu anlama beceri puanlarına tüm üstbilgi stratejilerin etkisini inceleyen Chen, Lin ve Chen'de (2021) pozitif yönlü istatistiksel olarak anlamlı ve önemli bir etkisinin olduğu sonucuna ulaşmışlardır. Alan yazından ve bu çalışmadan elde edilen sonuçlara göre üstbilgi stratejilerinin kullanımı okuduğunu anlama performansını arttırmada önemli rol oynamaktadır. Bu sebeple Mak ve arkadaşlarının (2017) da ifade ettiği gibi öğrencilere etkili üstbilgi okuma stratejilerini öğretiminin teşvik edilmesi gerekmektedir. Bireyler her okuma görevinde dikkatlice gözlemlenmelidir. Belli amaca, öğrenci seviyesine ve metne yönelik okuma stratejilerini öğretebilmek için bireylerin okuma sürecinde karşılaştıkları problemler belirlenmeli ve birey için uygun okuma stratejisi tespit edilmelidir. Bunun temelinde ise öğretmenlerin hangi stratejinin en iyi nasıl ve hangi durumlarda kullanılacağına doğru karar vermesi yer almaktadır. Okuma yazmanın öğretilip geliştirildiği ilkökul döneminde sınıf öğretmenlerine okuduğunu anlama beceri puanlarının artmasında büyük sorumluluklar düşmektedir. Dolayısıyla sınıf öğretmenlerinin eğitiminde bireyler için uygun okuduğunu anlama stratejilerini tespit edip kullanılmasını sağlama konusunda uygulamalı eğitimlere yer verilmelidir.

Öğretmen ve öğrenci ilişkisine dayalı olan okuduğunu anlama beceri puanlarını etkileyen iki farklı değişken de birinci düzeyde modele eklenmiştir. Bu değişkenlerden biri DISCLIMA'dır ve sınıftaki disiplin iklimini ifade etmektedir. Son olarak çalışmada etkisi incelenen değişken ise STIMREAD'dir. Bu değişken öğretmenin öğrencilerini okumaya ve okuma becerilerini geliştirmeye teşvik etmesini ifade etmektedir. DISCLIMA ve STIMREAD

değişkenlerindeki bir birimlik artış okuduğunu anlama beceri puanlarında sırasıyla 2,862 ve 4,265 birimlik artış sağlamaktadır. Her iki değişkenin literatürde ayrı ayrı incelendiği çalışmalar yer alsa da (Chen vd., 2019; Ma vd., 2022) iki değişkenin de aynı anda okuduğunu anlama beceri puanları üzerindeki etkisini inceleyen çalışmalarda bulunmaktadır (Koyuncu ve Fırat, 2020; Lim, & Jung, 2014; Ning vd., 2013). Chen ve arkadaşları (2019) öğretmen desteğinin etkisini inceledikleri araştırmada ve Ma ve arkadaşlarının sınıftaki disiplin ikliminin etkisini araştırdığı çalışmada pozitif yönlü ve anlamlı bir ilişki olduğunu ifade etmişlerdir. Koyuncu ve Fırat (2020) ile Ning ve arkadaşlarının (2013) yaptıkları çalışmalarda da hem sınıftaki disiplin iklimi hem de öğretmen desteğinin okuduğunu anlama beceri puanlarını olumlu etkilediği sonucuna ulaşılmıştır. Ancak PISA 2009 uygulamasına katılan Koreli öğrencilerin okuma beceri puanlarına etkisini inceleyen Lim ve Jung (2014) yalnızca sınıftaki disiplin iklimi değişkeninin olumlu etkisi olduğunu ve öğretmen desteğinin etkisinin olmadığını ifade etmişlerdir. Bu çalışmadan elde edilen sonuçlar ve alan yazındaki çalışmalar genel olarak değerlendirildiğinde öğretmen ve öğrenci ilişkisinin okuduğunu anlama beceri puanlarını artırmada önem arz ettiği görülmektedir. Dolayısıyla sınıftaki disiplin iklimi artırmak ve öğretmenlerin her öğrenciye daha fazla zaman ayırarak öğrencinin okumasını geliştirmesinde destek olabilmesi için sınıf mevcudiyetlerinin azaltılması ya da sınıfta yardımcı öğretim elemanlarının yer alması sağlanabilir.

Çalışmanın bu bölümünde elde edilen sonuçlara göre araştırmacılara, uygulayıcılara ve politika yapıcılara çeşitli öneriler sunulmuştur. Bu önerilere ek olarak çalışmada okuduğunu anlama beceri puanlarına etkisi olan tüm değişkenler için benzer bir öneri sunulabilir. Bu değişkenlerin 2000 yılından sonra her üç yılda bir uygulanan PISA'nın her bir döngüsünde ve farklı alanlardaki etkileri incelenebilir. Ayrıca araştırma örneğine farklı ülkeler dahil edilerek çalışmalar yürütülebilir. Ek olarak ülke sayısı artırılarak öğrenci, okul ve ülke olmak üzere üç düzeyli bir model üzerinde çalışılabilir. Burada ülke düzeyinde

değişkenler PISA veri setinde yer almasa da okuduğunu anlama beceri puanları bakımından ülkeler arası farklılıklar olup olmadığı incelenebilir.

Bu çalışmada okuduğunu anlama beceri puanları üzerinde etkisi olabilecek değişkenlerin belirlenmesinde seçilen ülkeler ve eksik veriler yönlendirici olmuştur. Ayrıca araştırmacı tarafından bilişsel yapıların ve dışsal etkenlerin (öğretmen öğrenci etkileşimi, sosyal kültürel ekonomik düzey) etkisini incelemek istemiştir. Bağımsız değişkenlerin belirlenmesine sebep olan bu faktörler araştırmacılar tarafından değişimlenebilir. Psikolojik yapılarla ilgilenen araştırmacılar okumaktan zevk alma, yarışmaya karşı tutum, başarısızlık korkusu, görevlerde ustalaşmak için motivasyon gibi değişkenlerin okuduğunu anlama beceri puanları üzerindeki etkisini inceleyebilir. Seçilen ülkeler değiştirildiğinde ülkelerin kültürüne uygun ya da veri setinin eksikliğine göre değişkenler belirlenebilir.

Kaynaklar

- Akkoyunlu, B. (2008, Mayıs). *Bilgi okuryazarlığı ve yaşam boyu öğrenme*. 8th International Educational Technology Conference (IECT) toplantısında sunulan bildiri, Anadolu Üniversitesi, Eskişehir.
- Akyol, H. ve Çoban Sural, Ü. (2020). Okuma, okuduğunu anlama ve okuma motivasyonunun geliştirmesi: Bir eylem araştırması. *Eğitim ve Bilim*, 1-24. doi: 10.15390/EB.2020.8977.
- Albayrak Sarı, A. (2015). Using structural equation modeling to investigate students' reading comprehension skills. *İlköğretim Online*, 14(2), 511-521.
- Albu, A. & Stanciu, L. (2015, Kasım). *Benefits of using artificial intelligence in medical predictions*. 5th E-Health and Bioengineering Conference toplantısında sunulan bildiri (EHB), Iasi, Romania. doi: 10.1109/EHB.2015.7391610.
- Anagün, Ş. S. (2011). PISA 2006 sonuçlarına göre öğretme-öğrenme süreci değişkenlerinin öğrencilerin fen okuryazarlıklarına etkisi. *Eğitim ve Bilim*, 36(162), 84-102.
- Anderson, R.C., Hiebert, E.H., Scott, J.A. & Wilkinson, I.A.G. (1988). Becoming a nation of readers: the report of the commission on reading. *Education and Treatment of Children*, 11(4), 389-396.
- Anderson, D., & McNeill, G. (1992). Artificial neural networks technology. *Kaman Sciences Corporation*, 258(6), 1-83.
- Arıcı, A. F. (2018). *Okuma eğitimi*. Ankara: Pegem Akademi.
- Arıkan Kargı, V. S. (2013). *Yapay sinir ağ modelleri ve bir tekstil firmasında uygulama*. (Doktora tezi). Uludağ Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Bursa.
- Arif, M., Alam, K. A., & Hussain, M. (2015). Application of data mining using artificial neural network: Survey. *International Journal of Database Theory and Application*, 8(1), 245-270.
- Arnold, C. L. (1992). An introduction to hierarchical linear models. *Measurement and Evaluation in Counseling and Development*, 25(2), 58-90.

- Aşıcı, M., Baysal Z.N., Şahenk Erkan, S. S., Apak Tezcan, Ö. ve Aydemir, Z. (2019). *PISA Uluslararası öğrenci değerlendirme programı öğretmen kılavuzu: okuma becerileri okuryazarlığı*. Ankara: Pegem akademi.
- Aydemir, E. (2018). *Weka ile yapay zekâ*. Ankara: Seçkin yayınevi.
- Aydın, S. (2007). *Veri madenciliği ve Anadolu Üniversitesi uzaktan eğitim sisteminde bir uygulama*. (Doktora tezi). Anadolu Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Eskişehir.
- Aytekin, N. M. (2021). *Yapay sinir ağları ve regresyon yöntemleri ile hisse senedi getirilerinin tahmini: Bist-30 üzerine bir uygulama* (Yüksek Lisans Tezi). Hacettepe Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara
- Bahadır, E. (2013). *Yapay sinir ağları ve lojistik regresyon analizi yaklaşımları ile öğretmen adaylarının akademik başarılarının tahmini*. (Doktora tezi). Marmara Üniversitesi Eğitim Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- Baker, R. S. J. D. (2010). Data mining for education. *International encyclopedia of education*, 7(3), 112-118.
- Balçı, A. (2016). *Okuma ve anlama eğitimi*. Ankara: Pegem akademi.
- Batur, Z. ve Alevli, O. (2015). Okuma becerileri dersinin PISA okuduğunu anlama yeterlilikleri açısından incelenmesi. *Okuma Yazma Eğitimi Araştırmaları*, 2(1), 22-30.
- Bennett, D. A. (2001). How can I deal with missing data in my study?. *Australian and New Zealand Journal of Public Health*, 25(5), 464-469. <https://doi.org/10.1111/j.1467-842X.2001.tb00294.x>
- Booz Allen Hamilton. (2015). *The field guide to data science*. Retrieved from https://www.boozallen.com/content/dam/boozallen_site/sig/pdf/publications/2015-field-guide-to-data-science.pdf
- Budak, H. (2018). Özellik seçim yöntemleri ve yeni bir yaklaşım. *Süleyman Demirel Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 22, 21-31.
- Bulut, Y.E. (2018, Ağustos 29). *Veri bilimi nedir ve nasıl öğrenilebilir?* Medium. <https://medium.com/datajarlabs/veri-bilimi-nedir-ve-nas%C4%B1l-%C3%B6%C4%9Frenilebilir-b5ff8c581bbc>

- Büyüköztürk, Ş., Kılıç Çakmak, E., Akgün, Ö.E., Karadeniz, Ş., ve Demirel, F. (2014). *Bilimsel araştırma yöntemleri*. Ankara: Pegem Akademi.
- Byrne, B. M. (1998). *Structural equation modeling with LISREL, PRELIS and SIMPLIS: Basic concepts, applications and programming*. Mahwah, New Jersey: Lawrence Erlbaum Associates.
- Can, S., Somer, O., Korkmaz, M. ve Dural, S. (2010). Çok düzeyli yapısal eşitlik modelleri üzerine örnek bir uygulama. *Eğitimde ve Psikolojide Ölçme ve Değerlendirme Dergisi*, 1(1), 9-15.
- Chai, T., & Draxler, R. R. (2014). Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE). *Geoscientific Model Development Discussions*, 7(1), 1525-1534.
- Chen, J., Lin, C. H., & Chen, G. (2021). A cross-cultural perspective on the relationships among social media use, self-regulated learning and adolescents' digital reading literacy. *Computers & Education*, 175, 104322.
- Chen, Q., Lei, Y., Wen, Z., Li, S., Li, J., & Kong, Y. (2019). Teacher support, reading strategy and reading literacy: A two-level mediation model. *Best Evid Chin Edu*, 2(1), 157-170.
- Cichosz, P. (2014). *Data mining algorithms: explained using R*. John Wiley & Sons.
- Cotton, K. (1996). School size, school climate, and student performance. *School Improvement Research Series*. Erişim: <https://educationnorthwest.org/sites/default/files/SizeClimateandPerformance.pdf>
- Courtney, M., Karakus, M., Ersozlu, Z., & Nurumov, K. (2022). The influence of ICT use and related attitudes on students' math and science performance: Multilevel analyses of the last decade's PISA surveys. *Large-Scale Assessments in Education*, 10(1), 1-26.
- Çelenk, S. (2003). Okul aile iş birliği ile okuduğunu anlama başarısı arasındaki ilişki. *Hacettepe Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi*, 24, 33-39.
- Çetin, S. ve Gök, B. (2017). Öğrencilerin matematik okuryazarlık puanlarını etkileyen faktörlerin modellenmesi: PISA 2012 örneği. *Hacettepe Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi*, 32(4), 982-998.

- Çetinkaya, A. ve Baykan, Ö. K. (2020). Prediction of middle school students' programming talent using artificial neural networks. *Engineering Science and Technology, an International Journal*, 23(6), 1301-1307.
- Çoker, E. (2009). *Çok-düzeyle regresyon modelleri ile çok-düzeyle yapısal eşitlik modellerinin uygulamalı karşılaştırılması*. (Doktora tezi). Mimar Sinan Güzel Sanatlar Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- Dietterich, T. (1995). Overfitting and undercomputing in machine learning. *ACM computing surveys (CSUR)*, 27(3), 326-327.
- Dong, X., & Hu, J. (2019). An exploration of impact factors influencing students' reading literacy in Singapore with machine learning approaches. *International Journal of English Linguistics*, 9(5), 52-65.
- Döş, İ. ve Atalmış, E. H. (2016). OECD verilerine göre PISA sınav sonuçlarının değerlendirilmesi. *Abant İzzet Baysal Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi*, 16(2), 432-450.
- Draper, D. (1995). Inference and hierarchical modeling in the social sciences. *Journal of Educational Statistics*, 20(2), 115-148.
- Dyer, N. G., Hanges, P. J., & Hall, R. J. (2005). Applying multilevel confirmatory factor analysis techniques to the study of leadership. *The Leadership Quarterly*, 16(1), 149-167. doi:10.1016/j.leaqua.2004.09.009
- Elmas, Ç. (2010). *Yapay zekâ uygulamaları*. Seçkin Yayıncılık
- Ercan, U. (2021). Ev dışı gıda tüketim sınıflarının yapay sinir ağları ile tahmin edilmesi. *İşletme Araştırmaları Dergisi*, 13(4), 3265-3277.
- Ergül, C., Akoğlu, G., Akçamuş, M. Ç. Ö., Tülü, B. K., Kudret, Z. B., & Demir, E. (2022). Çalışma belleğinin okuma akıcılığı ve okuduğunu anlama performansına katkısı: boylamsal sonuçlar. *Eğitim ve Bilim*, 47(211), 249-271.
- Farmer, G. L. (2000). Use of multilevel covariance structure analysis to evaluate the multilevel nature of theoretical constructs. *Social Work Research*, 24(3), 180-191. doi:10.1093/swr/24.3.180.

- Feng, Y., & Jones, K. (2015, Temmuz). Comparing multilevel modelling and artificial neural networks in house price prediction. *2015 2nd IEEE international conference on spatial data mining and geographical knowledge services* toplantısında sunulan bildiri, 108-114
- Fraenkel, J. R., Wallen, N. E., & Hyun, H. H. (2012). *How to design and evaluate research in education*. New York, NY: McGraw Hill.
- Francis, D. J., Shaywitz, S. E., Stuebing, K. K., Shaywitz, B. A., & Fletcher, J. M. (1996). Developmental lag versus deficit models of reading disability: A longitudinal, individual growth curves analysis. *Journal of Educational psychology*, *88*(1), 3-17.
- Fritsch, S., Guenther, F., & Wright, M. N. (2019). neuralnet: Training of Neural Networks. R package version 1.44.2. <https://CRAN.R-project.org/package=neuralnet>
- Gamazo, A., & Martínez-Abad, F. (2020). An exploration of factors linked to academic performance in PISA 2018 through data mining techniques. *Frontiers in Psychology*, *11*, 575167.
- Gandhi, M. & Singh, S. N. (2015, Şubat). *Predictions in heart disease using techniques of data mining*. 1st International Conference on Futuristic Trends on Computational Analysis and Knowledge Management toplantısında sunulan bildiri (IEEE), Noida, India. doi: 10.1109/ABLAZE.2015.7154917
- Ganesh, S. (2002, Temmuz). Data mining: Should it be included in the statistics curriculum. *6th international conference on teaching statistics* toplantısında sunulan bildiri (ICOTS 6), Cape Town, South Africa.
- Gaur, P. (2012). Neural networks in data mining. *International Journal of Electronics and Computer Science Engineering (IJECSSE, ISSN: 2277-1956)*, *1*(03), 1449-1453.
- Gelman, A., & Hill, J. (2007). *Data analysis using regression and multilevel/hierarchical models*. Cambridge university press.
- Green, B. F., & Tukey, J. W. (1960). Complex analyses of variance: general problems. *Psychometrika*, *25*(2), 127-152.
- Guilford, J. P. (1950). *Fundamental statistics in psychology and education*. New York: McGraw-Hill.

Hacettepe Üniversitesi Eğitim Fakültesi (2020). PISA ve Türkiye (2000-2018). Hacettepe Üniversitesi, Ankara.

https://www.researchgate.net/publication/346843625_PISA_ve_Turkiye_2000_-_2018

Hamzaçebi, C. (2021). *Matlab uygulamalı yapay sinir ağları*. Seçkin Yayıncılık.

Han, J., Pei, J., & Kamber, M. (2011). *Data mining: concepts and techniques*. Elsevier.

Hawkins, D. M. (2004). The problem of overfitting. *Journal of Chemical Information and Computer Sciences*, 44(1), 1–12. doi:10.1021/ci0342472

Haykin, S. (2008). *Neural networks: a comprehensive foundation*. New Jersey: Prentice-Hall.

Heck, R. H. (2001). Multilevel modeling with SEM. J. A. Marcoulides ve R. E. Schumacker (Ed.), *New developments and techniques in structural equation modeling* içinde (89-127). Lawrence Erlbaum Associates.

Heck, R. H., & Thomas, S. L. (2015). An introduction to multilevel modeling techniques: MLM and SEM approaches using Mplus. Routledge.

Hendrickson, A. (2007). An NCME instructional module on multistage testing. *Educational Measurement: Issues and Practice*, 26(2), 44-52.

Hong, S., & Lynn, H. S. (2020). Accuracy of random-forest-based imputation of missing data in the presence of non-normality, non-linearity, and interaction. *BMC Medical Research Methodology*, 20(1). doi:10.1186/s12874-020-01080-1

Hox, J. (2002). *Multilevel analysis: Techniques and applications*. Mahwah, NH: Lawrence Erlbaum Associates.

Hox, J. J. (2010). *Multilevel analysis: Techniques and applications* (2. basım): New York: Routledge.

Hu, X. (2003). DB-HReduction: A data preprocessing algorithm for data mining applications. *Applied Mathematics Letters*, 16(6), 889-895.

Hu, J., & Wang, Y. (2022). Influence of students' perceptions of instruction quality on their digital reading performance in 29 OECD countries: A multilevel analysis. *Computers & Education*, 189, 104591.

- Huta, V. (2014). When to use hierarchical linear modeling. *The quantitative methods for psychology*, 10(1), 13-28.
- Hung, J. L., & Zhang, K. (2008). Revealing online learning behaviors and activity patterns and making predictions with data mining techniques in online teaching. *MERLOT Journal of Online Learning and Teaching*, 4(4), 426-437. http://jolt.merlot.org/vol4no4/hung_1208.pdf
- Jain, A. K., Mao, J., & Mohiuddin, K. M. (1996). Artificial neural networks: A tutorial. *Computer*, 29(3), 31-44.
- Kaplan, D., & Elliott, P.R. (1997). A didactic example of multilevel structural equation modeling applicable to the study of organizations. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 4(1), 1-24, doi:10.1080/10705519709540056.
- Koyuncu, İ., & Fırat, T. (2020). Investigating reading literacy in PISA 2018 assessment. *International Electronic Journal of Elementary Education*, 13(2), 263-275.
- Kuhn, M. (2022). caret: Classification and Regression Training. R package version 6.0-91. <https://CRAN.R-project.org/package=caret>
- Kumova Metin, S. ve Kışla, T. (2020). Yapay sinir ağları. T. Güyer, H. Yurduğül ve S. Yıldırım (Ed.), *Eğitsel veri madenciliği ve öğrenme algoritmaları içinde*, (127-146). Anı Yayıncılık.
- Kuonen, D. (2004). Data mining and Statistics: What is the connection?. *The Data Administration Newsletter*, 30, 1-6.
- Kursa, M. B., & Rudnicki, W. R. (2010). Feature Selection with the Boruta Package. *Journal of Statistical Software*, 36(11), 1-13. URL <http://www.jstatsoft.org/v36/i11/>.
- Kurt, C. ve Erdem, O. A. (2012). Discovering the Factors Effect Student Success Via Data Mining Techniques. *Politeknik Dergisi*, 15(2), 111-116.
- Lee, V. E., & Smith, J. B. (1997). High School Size: Which Works Best, and for Whom?. *Educational Evaluation and Policy Analysis*, 19(3), 205-227.
- Lee, Y. H., & Wu, J. Y. (2013). The indirect effects of online social entertainment and information seeking activities on reading literacy. *Computers & Education*, 67, 168-177.

- Leisch, F., & Dimitriadou, E. (2021). mlbench: Machine Learning Benchmark Problems. R package version 2.1-3.
- Liaw, A., & Wiener, M. (2002). Classification and Regression by randomForest. *R News* 2(3), 18-22.
- Lietz, P., & Kotte, D. (2004). Factors influencing reading achievement in Germany and Finland: Evidence from PISA 2000. [Özet]. Web: http://works.bepress.com/petra_lietz/14/ adresinden 9 Şubat 2020'da alınmıştır.
- Lim, H. J., & Jung, H. K. (2014). Students' reading engagement in print and digital reading achievement: Using a multilevel structural equation modeling. *The Journal of Curriculum and Evaluation*, 17(2), 123-151.
- Lin, M. I. B., Groves, W. A., Freivalds, A., Lee, E. G., & Harper, M. (2012). Comparison of artificial neural network (ANN) and partial least squares (PLS) regression models for predicting respiratory ventilation: an exploratory study. *European Journal of Applied Physiology*, 112(5), 1603-1611.
- Linnakylä, P., Malin, A., & Taube, K. (2004) Factors behind low reading literacy achievement. *Scandinavian Journal of Educational Research*, 48(3), 231-249.
- Lu, H., Setiono, R., & Liu, H. (1996). Effective data mining using neural networks. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 8(6), 957-961.
- Ma, L., Xiao, L., & Hau, K. T. (2022). Teacher feedback, disciplinary climate, student self-concept, and reading achievement: A multilevel moderated mediation model. *Learning and Instruction*, 79, 101602.
- Ma, X., & Klinger, D.A. (2000). Hierarchical linear modeling of student and school effects on academic achievement. *Canadian Society for the Study of Education*, 25(1), 41-55.
- Mak, S. K., Cheung, K. C., Soh, K., Sit, P. S., & Ieong, M. K. (2017). An examination of student-and across-level mediation mechanisms accounting for gender differences in reading performance: A multilevel analysis of reading engagement. *Educational Psychology*, 37(10), 1206-1221.

- 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(02), 105-128.
- Martinho, V. R. D. C., Nunes, C., & Minussi, C. R. (2013, Kasım). *An intelligent system for prediction of school dropout risk group in higher education classroom based on artificial neural networks*. 25th International Conference on Tools with Artificial Intelligence toplantısında sunulan bildiri (IEEE), Herndon, VA, USA.
- McCoach, D. B. (2010). Hierarchical linear modeling. G. R. Hancock, L. M. Stapleton ve R. O. Mueller (Ed.), *The reviewer's guide to quantitative methods in the social sciences* (123-140) içinde New York: Routledge.
https://books.google.com.tr/books?hl=tr&lr=&id=O3GMAgAAQBAJ&oi=fnd&pg=PA123&dq=Advantages+of+hierarchical+linear+modeling&ots=qWte_16TjV&sig=7gheM4GJn0787OYrqP9kTcLTyZQ&redir_esc=y#v=onepage&q=Advantages%20of%20hierarchical%20linear%20modeling&f=false
- MEB (2010). *PISA 2009 ulusal ön raporu*. MEB, Ankara. <http://pisa.meb.gov.tr/wp-content/uploads/2013/07/PISA-2009-Ulusal-On-Rapor.pdf>
- MEB (2019). *PISA 2018 Türkiye ön raporu*. MEB, Ankara. http://www.meb.gov.tr/meb_iys_dosyalar/2019_12/03105347_PISA_2018_Turkiye_On_Raporu.pdf
- Mehrotra, K., Mohan, C. K., & Ranka, S. (1997). *Elements of artificial neural networks*. MIT Press.
- Michela, J. L. (2006). Software review: HLM 6. *Organizational Research Methods*, 9(1), 119-122.
- Moerbeek, M., Breukelen, G.J.P. & Berger, M.P.F. (2003). A comparison between traditional methods and multilevel regression for the analysis of multicenter intervention studies. *Journal of Clinical Epidemiology*, 56(4), 341-350.
- Munson, M.A., Caruana, R. (2009). On Feature Selection, Bias-Variance, and Bagging. Buntine, W., Grobelnik, M., Mladenić, D., Shawe-Taylor, J. (Eds.), *Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases. ECML PKDD Lecture Notes in Computer Science*, vol 5782 içinde. Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-04174-7_10

- Muratkyzy, A. (2020). *Equity and excellence in the Kazakhstani Education System: A multilevel analysis of the personal and contextual factors contributing to students' reading literacy performance on PISA 2018*. (Yüksek lisans tezi). Nazarbayev Üniversitesi Eğitim Bilimleri Enstitüsü, Astana.
- Musca, S. C., Kamiejski, R., Nugier, A., Méot, A., Er-Rafiy, A., & Brauer, M. (2011). Data with hierarchical structure: Impact of intraclass correlation and sample size on type-I error. *Frontiers in Psychology, 2*, 74.
- Müller, K., & Wickham, H. (2021). tibble: Simple Data Frames. R package version 3.1.6. <https://CRAN.R-project.org/package=tibble>
- Ni, X. (2008). Research of data mining based on neural networks. *World Academy of Science, Engineering and Technology, 39*, 381-384.
- Ning, B., Van Damme, J., Liu, H., Vanlaar, G., & Gielen, S. (2013). Students' individual perceptions of school climate predict reading achievement in Shanghai. *International Journal of School & Educational Psychology, 1(3)*, 188-198.
- Noori, R., Khakpour, A., Omidvar, B., & Farokhnia, A. (2010). Comparison of ANN and principal component analysis-multivariate linear regression models for predicting the river flow based on developed discrepancy ratio statistic. *Expert Systems with Applications, 37(8)*, 5856-5862.
- Noyan, F. (2009). *Çok aşamalı yapısal eşitlik modellerinin iş tatmini ile örgütsel bağlılık arasındaki ilişki üzerine bir uygulaması*. (Doktora tezi). Marmara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul.
- OECD. (2009). *PISA data analysis manual: SPSS, second edition*. Erişim https://read.oecd-ilibrary.org/education/pisa-data-analysis-manual-spss-second-edition_9789264056275-en#page1
- OECD. (2019). *PISA 2018 results volume I: What students know and can do*. Paris: OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/5f07c754-en>.
- OECD. (2016, Ekim 27). *How does PISA work?* [Video dosyası]. Erişim adresi: <https://www.youtube.com/watch?v=i4RGqzaNEtg&feature=youtu.be>

- OECD. (2020). *PISA 2018 Results (Volume VI): Are Students Ready to Thrive in an Interconnected World?*, PISA, OECD Publishing, Paris, <https://doi.org/10.1787/d5f68679-en>.
- Ooms, J. (2021). writexl: Export Data Frames to Excel 'xlsx' Format. R package version 1.4.0. <https://CRAN.R-project.org/package=writexl>
- Ongsulee, P. (2017, Kasım). *Artificial intelligence, machine learning and deep learning*. 15th International Conference on ICT and Knowledge Engineering toplantısında sunulan bildiri (IEEE), Bangkok, Thailand. doi: 10.1109/ICTKE.2017.8259629
- Oreta, A. W. C. (2004). Simulating size effect on shear strength of RC beams without stirrups using neural networks. *Engineering Structures*, 26(5), 681-691.
- Osborne, J. W. (2000). Advantages of hierarchical linear modeling. *Practical Assessment, Research, and Evaluation*, 7(1), 1-3.
- Özen, N. S., Saraç, S. ve Koyuncu, M. (2021). COVID-19 Vakalarının Makine Öğrenmesi Algoritmaları ile Tahmini: Amerika Birleşik Devletleri Örneği. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 22, 134-139.
- Özer, Y. ve Anıl, D. (2011). Öğrencilerin fen ve matematik başarılarını etkileyen faktörlerin yapısal eşitlik modeli ile incelenmesi. *Hacettepe Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi*, 41, 313-324.
- Öztemel, E. (2012). *Yapay sinir ağları*. İstanbul: Papatya Yayıncılık.
- Panch, T., Szolovits, P., & Atun, R. (2018). Artificial intelligence, machine learning and health systems. *Journal of Global Health*, 8(2), 020303. doi: 10.7189/jogh.08.020303
- Radoyevic, N. (2006). Exploring the use of effective learning strategies to increase students' reading comprehension and test taking skills (Yüksek lisans tezi). Brock Üniversitesi Eğitim Fakültesi, St. Catharines, Ontario.
- Raudenbush, S. W. (2004). *HLM 6: Hierarchical linear and nonlinear modeling*. Scientific Software International.
- Raudenbush, S. W., & Bryk, A. S. (2002). *Hierarchical linear models: Applications and data analysis methods (İkinci basım)*. Newbury Park, CA: Sage Publications.

- Raudenbush, S. W., Bryk, A. S., Cheong, Y. F., & Congdon, R. T. (2004). *HLM6: Hierarchical linear and nonlinear modeling*. Lincolnwood, IL: Scientific Software International.
https://books.google.com.tr/books?hl=tr&lr=&id=VdmVtz6Wtc0C&oi=fnd&pg=IA6&dq=HLM&ots=kVQP9VSP46&sig=L56trj-xVVIH7Q70VRaKayllqz8&redir_esc=y#v=onepage&q=HLM&f=false
- Raudenbush, S.W. (1995). Reexamining, Reaffirming, and improving application of hierarchical models. *Journal of Educational Statistics*, 20(2), 210–220.
- Rençber, Ö. F. (2017). *Sınıflandırma problemlerinde çoklu lojistik regresyon, yapay sinir ağı ve ANFIS yöntemlerinin karşılaştırılması: İnsani gelişmişlik endeksi üzerine uygulama* (Doktora Tezi). Aksaray Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Aksaray.
- Romero, C., & Ventura, S. (2007). Educational data mining: A survey from 1995 to 2005. *Expert systems with applications*, 33(1), 135-146.
- Rose, D. S., Parks, M., Androes, K., & McMahan, S. D. (2000). Imagery-based learning: Improving elementary students' reading comprehension with drama techniques. *The Journal of Educational Research*, 94(1), 55-63.
- Sabzehgar, R., Amirhosseini, D. Z., & Rasouli, M. (2020). Solar power forecast for a residential smart microgrid based on numerical weather predictions using artificial intelligence methods. *Journal of Building Engineering*, 32, 101629.
- Saeys, Y., Inza, I., & Larranaga, P. (2007). A review of feature selection techniques in bioinformatics. *Bioinformatics*, 23(19), 2507–2517. doi:10.1093/bioinformatics/btm344
- Salur, M. N. (2015). *İşletmelerde finansal başarısızlık tahmini ve yapay sinir ağları modelinin kullanımı: Borsa İstanbul'da bir uygulama*. (Doktora tezi). Marmara Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul.
- Satıcı, K. (2008). *PISA 2003 sonuçlarına göre matematik okuryazarlığını belirleyen faktörler: Türkiye ve Hong Kong-Çin* (Yüksek lisans tezi). Balıkesir Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Balıkesir.
- Şen, Z. (2004). *Yapay sinir ağları*. Su Vakfı.

- Shahini, A. (2021). Inequalities in Albanian education: Evidence from large-scale assessment studies. *Kultura i Edukacjës*, 4(134), 40-70.
- Sinharay, S. (2016). An NCME instructional module on data mining methods for classification and regression. *Educational Measurement: Issues and Practice*, 35(3), 38–54.
- Slavutskaya, E., & Slavutskii, L. (2018, Mayıs). Preteen age: The analysis of the multilevel psychodiagnostic data based on neural network models. *Proceedings of the International Scientific Conference*, 5, 455-464. <http://dx.doi.org/10.17770/sie2018vol1.3348>
- Stekhoven, D. J. (2013). missForest: Nonparametric Missing Value Imputation using Random Forest. R package version 1.4.
- Soni, J., Ansari, U., Sharma, D. & Soni, S. (2011). Predictive data mining for medical diagnosis: An overview of heart disease prediction. *International Journal of Computer Applications*, 17(8), 43-48.
- Sykora, P., Sinko, M., Vrskova, R., Kamencay, P., & Hudec, R. (2019, Kasım). *Artificial Neural Networks in Educational Process*. 17th International Conference on Emerging eLearning Technologies and Applications (IEEE) toplantısında sunulan bildiri, Starý Smokovec, Slovakia, Slovakia.
- Tabachnick, B. G., & Fidell L. S. (2013). *Using Multivariate Statistics*. 6. Baskı Pearson Education
- Tan, P. N., Steinbach, M., & Kumar, V. (2016). *Introduction to data mining*. Pearson Education India.
- Tang, F., & Ishwaran, H. (2017). Random forest missing data algorithms. *Statistical Analysis and Data Mining: The ASA Data Science Journal*, 10(6), 363-377.
- Taşdelen Teker, G., Boztunç Öztürk, N. ve Eroğlu, M. G. (2014). PISA 2009'a göre okuma becerisi ile öğrenme stratejileri arasındaki ilişkinin belirlenmesi. *Hacettepe Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi*, 29(4), 244-255.
- Tepehan, T. (2011). *Türk öğrencilerinin PISA başarılarının yordanmasında yapay sinir ağı ve lojistik regresyon modeli performanslarının karşılaştırılması* (Doktora tezi). Hacettepe Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Ankara.

- Tierney, N., Cook, D., McBain, M., & Fay, C. (2021). naniar: Data Structures, Summaries, and Visualisations for Missing Data. R package version 0.6.1. <https://CRAN.R-project.org/package=naniar>
- 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.
- Toraman, Ç., Akay, E., Özdemir, H. F. ve Karadağ, E. (2018). *Çok düzeyli regresyon modelleri HLM uygulamaları*. Ankara: Nobel.
- Uçar, M. K., Nour, M., Sindi, H. & Polat, K. (2020). The effect of training and testing process on machine learning in biomedical datasets. *Mathematical Problems in Engineering*. <https://doi.org/10.1155/2020/2836236>
- Vazquez-Lopez, V., & Huerta-Manzanilla, E. L. (2021). Factors related with underperformance in reading proficiency, the case of the programme for international student assessment 2018. *European Journal of Investigation in Health, Psychology and Education*, 11(3), 813-828.
- Von Davier, M., Gonzalez, E., & Mislevy, R. (2009). What are plausible values and why are they useful. *IERI monograph series*, 2(1), 9-36.
- Wang, W., & Lu, Y. (2018, Mart). Analysis of the mean absolute error (MAE) and the root mean square error (RMSE) in assessing rounding model. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 324(1), 1-10. doi:10.1088/1757-899x/324/1/012049
- Wickham, H. (2011). The split-apply-combine strategy for data analysis. *Journal of Statistical Software*, 40(1), 1-29. URL <http://www.jstatsoft.org/v40/i01/>.
- Wickham, H. (2016). ggplot2: Elegant Graphics for Data Analysis. Springer-Verlag New York.
- Wickham, H., Averick, M., Bryan, J., Chang, W., McGowan, L. D., François, R., Golemund G., Hayes, A., Henry, L., Hester, J., Kuhn, M., Pedersen, T. L., Miller, E., Bache, S. M., Müller, K., Ooms, J., Robinson, D., Seidel, D. P., Spinu, V., Takahashi, K., Vaughan, D, Wilke, C., Woo, K., & Yutani, H. (2019). Welcome to the tidyverse. *Journal of Open Source Software*, 4(43), 1686, <https://doi.org/10.21105/joss.01686>
- Wickham, H., François, R., Henry, L., & Müller, K. (2022). dplyr: A Grammar of Data Manipulation. R package version 1.0.8. <https://CRAN.R-project.org/package=dplyr>

- Wickham, H., & Miller, E. (2021). haven: Import and Export "SPSS", "Stata" and "SAS" Files. R package version 2.4.3. <https://CRAN.R-project.org/package=haven>
- Willms, J. D. (2001). Monitoring school performance for "Standards-based reform". *Evaluation and Research in Education*, 14(4), 237-253.
- Woltman, H., Feldstain, A., MacKay, J. C., & Rocchi, M. (2012). An introduction to hierarchical linear modeling. *Tutorials in Quantitative Methods for Psychology*, 8(1), 52-69.
- Wu, M. (2005). The role of plausible values in large-scale surveys. *Studies in Educational Evaluation*, 31(2-3), 114-128.
- Yakut, E. (2020). Veri madenciliği teknikleri ve yapay sinir ağları işletmelerde finansal başarısızlık tahminlemesi. Akademisyen Kitabevi.
- Yıldırım, K. (2012). PISA 2006 verilerine göre Türkiye'de eğitimin kalitesini belirleyen temel faktörler. *Türk Eğitim Bilimleri Dergisi*, 10(2), 229-255.
- Yıldırım, Ö. (2012). *Okuduğunu anlama başarısıyla ilişkili faktörlerin aşamalı doğrusal modellemeyle belirlenmesi (PISA 2009 Hollanda, Kore ve Türkiye karşılaştırması)* (Doktora tezi). Ankara Üniversitesi Eğitim Bilimleri Enstitüsü, Ankara.
- Yılmaz, B. (2012). *Okuma alışkanlığının okul başarısına etkisi: Ankara Keçiören Atapark İlköğretim Okulu öğrencileri üzerine bir araştırma*. Külcü, Ö., Çakmak, T., Özel, N. (Ed.), Prof. Dr. K. Gülbün Baydur'a armağan (s. 210-218) içinde. Ankara: Özyurt Matbaacılık. <http://www.bby.hacettepe.edu.tr/akademik/bulentyilmaz/byilmaz1.pdf>.
- Yılmaz Koğar, E. Y. (2021). An investigation of the mediating role of various variables in the effect of both gender and economic, social and cultural status on reading literacy. *International Journal of Progressive Education*, 17(1), 376-391.
- Zhao, C. M., & Luan, J. (2006). Data mining: Going beyond traditional statistics. *New Directions for Institutional Research*, 131, 7-16.

EK-A: Yapay Sinir Ağları Ağırlık Değerleri

Gizli Katman 1	Nöron 1	Nöron 2	Nöron 3
Bias	-0.79014668	-2.82369807	0.21065755
EDUSHORT	-0.21015740	-0.34414895	-0.57951030
STAFFSHORT	0.05376815	0.11109187	0.28924074
METASPAM	0.25008078	0.61692879	-0.46944052
METASUM	0.23154456	0.02007401	-0.28612976
UNDREM	0.18461432	-0.15934544	-0.16156518
ESCS	0.06668278	1.31981115	-0.38133737
DIRINS	-0.11215628	-0.31901357	0.01578280
STIMREAD	0.09704740	-0.14112933	-0.09594895
DISCLIMA	0.06147616	-0.19559692	-0.15848283
Gizli Katman 2	Nöron 4	Nöron 5	Nöron 6
Bias	-14.022022	14.12943	-1.8106384
Nöron 1	14.274865	-20.51513	4.1229644
Nöron 2	6.270319	-27.87063	1.6897583
Nöron 3	11.358275		
Çıktı Katmanı	Nöron 7		
Bias	-0.9669477		
Nöron 4	-0.4317690		
Nöron 5	-0.9299415		
Nöron 6	3.3288752		

EK-B: Rastgele Katsayı Modeli Sabit Etkiler Sonuçları

Sabit etkiler		Katsayı	sh	t oranı	p değeri
KESİŞİM1, β_0					
	KEŞİŞİM2, γ_{00}	0.012	0.035	0.330	0.742
ESCS, β_1					
	KEŞİŞİM2, γ_{10}	0.116	0.007	15.443	0.000
UNDREM, β_2					
	KEŞİŞİM2, γ_{20}	0.102	0.005	20.243	0.000
METASUM, β_3					
	KEŞİŞİM2, γ_{30}	0.109	0.006	18.592	0.000
METASPAM, β_4					
	KEŞİŞİM2, γ_{40}	0.167	0.008	21.596	0.000
DISCLIMA, β_5					
	KEŞİŞİM2, γ_{50}	0.027	0.006	4.928	0.000
DIRINS, β_6					
	KEŞİŞİM2, γ_{60}	-0.033	0.006	-5.982	0.000
STIMREAD, β_7					
	KEŞİŞİM2, γ_{70}	0.041	0.005	7.623	0.000

EK-C: Bağımlı Değişken Olarak Eğitim ve Kesişim Modeli Sabit Etkiler Sonuçları

Sabit etkiler	Katsayı	sh	t oranı	p değeri
KESİŞİM1, β_0				
KEŞİŞİM2, γ_{00}	0.011	0.032	0.355	0.722
EDUSHORT, γ_{01}	-0.364	0.032	-11.502	0.000
STAFFSHORT, γ_{02}	0.094	0.034	2.801	0.006
ESCS, β_1				
KEŞİŞİM2, γ_{10}	0.117	0.008	15.453	0.000
EDUSHORT, γ_{11}	0.002	0.007	0.216	0.829
STAFFSHORT, γ_{12}	-0.005	0.007	-0.635	0.525
UNDREM, β_2				
KEŞİŞİM2, γ_{20}	0.102	0.005	20.284	0.000
EDUSHORT, γ_{21}	0.012	0.005	2.362	0.019
STAFFSHORT, γ_{22}	-0.015	0.005	-3.065	0.003
METASUM, β_3				
KEŞİŞİM2, γ_{30}	0.109	0.006	18.762	0.000
EDUSHORT, γ_{31}	-0.002	0.005	-0.426	0.670
STAFFSHORT, γ_{32}	0.001	0.005	0.213	0.832
METASPAM, β_4				
KEŞİŞİM2, γ_{40}	0.166	0.008	21.619	0.000
EDUSHORT, γ_{41}	-0.025	0.008	-3.171	0.002
STAFFSHORT, γ_{42}	0.012	0.007	1.699	0.090
DISCLIMA, β_5				
KEŞİŞİM2, γ_{50}	0.027	0.005	4.959	0.000
EDUSHORT, γ_{51}	-0.001	0.005	-0.303	0.762
STAFFSHORT, γ_{52}	-0.005	0.005	-0.956	0.340
DIRINS, β_6				
KEŞİŞİM2, γ_{60}	-0.033	0.006	-5.941	0.000
EDUSHORT, γ_{61}	-0.003	0.006	-0.629	0.529

STAFFSHORT, γ_{62}	-0.002	0.005	-0.384	0.701
STIMREAD, β_7				
KEŞİSİM2, γ_{70}	0.041	0.005	7.761	0.000
EDUSHORT, γ_{71}	0.007	0.005	1.497	0.135
STAFFSHORT, γ_{72}	0.002	0.005	0.406	0.685

EK-Ç: Etik Komisyonu Onay Bildirimi



Hacettepe Üniversitesi
Eğitim Bilimleri Enstitüsü
Tez Çalışması/Araştırma Etik Komisyon İzin Muafiyeti Formu

F46

10/02/2021

Hacettepe Üniversitesi
Eğitim Bilimleri Enstitüsü
Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme Ana Bilim Dalı Başkanlığına

Tez/Araştırma Başlığı	Eğitim Verisinde Çok Düzeyli Modelleme ve Veri Madenciliği Yöntemlerinin Karşılaştırılması
-----------------------	--

Yukarıda başlığı/konusu verilen tez/araştırma çalışmam,

1. İnsan ve hayvan üzerinde deney niteliği taşımamaktadır.
2. Biyolojik materyal (kan, idrar vb. biyolojik sıvılar ve numuneler) kullanılmasını gerektirmemektedir.
3. Beden bütünlüğüne veya ruh sağlığına müdahale içermemektedir.
4. Anket, ölçek (test), mülakat, odak grup çalışması, gözlem, deney, görüşme gibi teknikler kullanılarak katılımcılardan veri toplanmasını gerektiren nitel ya da nicel yaklaşımlarla yürütülen araştırmalar niteliğinde değildir.
5. Diğer kişi ve kurumlardan temin edilen veri kullanımını (kitap, belge vs.) gerektirmektedir. Ancak bu kullanım, diğer kişi ve kurumların izin verdiği ölçüde Kişisel Bilgilerin Korunması Kanuna riayet edilerek gerçekleştirilecektir.

Çalışmada kullanacağım veriler:

(X) Kamusal erişime açık (buraya yazınız): 2018 yılında Uluslararası Öğrenci Değerlendirme Programı'nda OECD tarafından elde edilen ve kamusal erişime açılan veriler kullanılacaktır. Verilerin ulaşıldığı bağlantı adresi:
<https://www.oecd.org/pisa/data/2018database/>

- () Özel izin ve onaya tabi (buraya yazınız):
() Üretilmiş veri (buraya yazınız):
() Diğer (buraya yazınız):

Yükseköğretim Kurumları Etik Kurulları ve Komisyonlarının Yönergelerini inceledim ve bunlara göre çalışmamın yürütülebilmesi için herhangi bir Etik Komisyondan/Kuruldan izin alınmasına gerek olmadığını; aksi durumda doğabilecek her türlü hukuki sorumluluğu kabul ettiğimi ve yukarıda vermiş olduğum bilgilerin doğru olduğunu beyan ederim.

Gereğini saygılarımla arz ederim.

Eda AKDOĞDU

Araştırmacı Bilgileri

Adı Soyadı	Eda Akdoğdu
Öğrenci İse No	N18141626
Ana Bilim Dalı	Eğitim Bilimleri
Programı	Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme
Statüsü	<input type="checkbox"/> Yüksek Lisans <input checked="" type="checkbox"/> Doktora <input type="checkbox"/> Bütünleşik Dr. <input type="checkbox"/> Diğer

Danışman Görüşü ve Onayı*

Doç. Dr. Kübra ATALAY KABASAKAL

*Tez ve tezden üretilen yayınlarda gerekli

EK-D: Etik Beyanı

Hacettepe Üniversitesi Eğitim Bilimleri Enstitüsü, tez yazım kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmasında,

- * tez içindeki bütün bilgi ve belgeleri akademik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi,
- * görsel, işitsel ve yazılı bütün bilgi ve sonuçları bilimsel ahlak kurallarına uygun olarak sunduğumu,
- * başkalarının eserlerinden yararlanması durumunda ilgili eserlere bilimsel normlara uygun olarak atıfta bulunduğumu,
- * atıfta bulunduğum eserlerin bütününe kaynak olarak gösterdiğimi,
- * kullanılan verilerde herhangi bir tahrifat yapmadığımı,
- * bu tezin herhangi bir bölümünü bu üniversitede veya başka bir üniversitede başka bir tez çalışması olarak sunmadığımı

beyan ederim.

26/09/2022

Eda AKDOĞDU YILDIZ

EK-E: Doktora Tez Çalışması Orijinallik Raporu

26/09/2022

HACETTEPE ÜNİVERSİTESİ
Eğitim Bilimleri Enstitüsü
Eğitim Bilimleri Ana Bilim Dalı Başkanlığına,

Tez Başlığı : Eğitim Verisinde Çok Düzeyli Modelleme ve Veri Madenciliği Yöntemlerinin Karşılaştırılması

Yukarıda başlığı verilen tez çalışmamın tamamı (kapak sayfası, özetler, ana bölümler, kaynakça) aşağıdaki filtreler kullanılarak **Turnitin** adlı intihal programı aracılığı ile kontrol edilmiştir. Kontrol sonucunda aşağıdaki veriler elde edilmiştir:

Rapor Tarihi	Sayfa Sayısı	Karakter Sayısı	Savunma Tarihi	Benzerlik Oranı	Gönderim Numarası
26/09/2022	139	202972	10/10/2022	%12	1909364278

Uygulanan filtreler:

- Kaynaklar hariç
- Alıntılar dâhil
- 5 kelimedenden daha az örtüşme içeren metin kısımları hariç

Hacettepe Üniversitesi Eğitim Bilimleri Enstitüsü Tez Çalışması Orijinallik Raporu Alınması ve Kullanılması Uygulama Esasları'nı inceledim ve çalışmamın herhangi bir intihal içermediğini; aksinin tespit edileceği muhtemel durumda doğabilecek her türlü hukuki sorumluluğu kabul ettiğimi ve yukarıda vermiş olduğum bilgilerin doğru olduğunu beyan eder, gereğini saygılarımla arz ederim.

Ad Soyadı: Eda AKDOĞDU YILDIZ

Öğrenci No.: N18141626

Ana Bilim Dalı: Eğitim Bilimleri

Programı: Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme

Statüsü: Y.Lisans Doktora Bütünleşik Dr.

İmza

DANIŞMAN ONAYI

UYGUNDUR.

Doç. Dr. Kübra ATALAY KABASAKAL

EK-F: Dissertation Originality Report

26/09/2022

HACETTEPE UNIVERSITY
Graduate School of Educational Sciences
To The Department of Educational Sciences

Thesis Title: A Comparison of Multilevel Modelling and Data Mining Methods in Education Data

The whole thesis that includes the *title page, introduction, main chapters, conclusions and bibliography section* is checked by using **Turnitin** plagiarism detection software take into the consideration requested filtering options. According to the originality report obtained data are as below.

Time Submitted	Page Count	Character Count	Date of Thesis Defense	Similarity Index	Submission ID
26/09/2022	139	202972	10/10/2022	12%	1909364278

Filtering options applied:

1. Bibliography excluded
2. Quotes included
3. Match size up to 5 words excluded

I declare that I have carefully read Hacettepe University Graduate School of Educational Sciences Guidelines for Obtaining and Using Thesis Originality Reports; that according to the maximum similarity index values specified in the Guidelines, my thesis does not include any form of plagiarism; that in any future detection of possible infringement of the regulations I accept all legal responsibility; and that all the information I have provided is correct to the best of my knowledge.

I respectfully submit this for approval.

Name Lastname: Eda AKDOĞDU YILDIZ

Student No.: N18141626

Department: Educational Sciences

Program: Measurement and Evaluation in Education

Status: Masters Ph.D. Integrated Ph.D.

Signature

ADVISOR APPROVAL

APPROVED
Assoc. Prof. Dr. Kübra ATALAY KABASAKAL

EK-G: Yayımlama ve Fikrî Mülkiyet Hakları Beyanı

Enstitü tarafından onaylanan lisansüstü tezimin/raporumun tamamını veya herhangi bir kısmını, basılı (kâğıt) ve elektronik formatta arşivleme ve aşağıda verilen koşullarla kullanıma açma iznini Hacettepe Üniversitesine verdiğimi bildiririm. Bu izinle Üniversiteye verilen kullanım hakları dışındaki tüm fikri mülkiyet haklarım bende kalacak, tezimin tamamının ya da bir bölümünün gelecekteki çalışmalarda (makale, kitap, lisans ve patent vb.) kullanım hakları bana ait olacaktır.

Tezin kendi orijinal çalışmam olduğunu, başkalarının haklarını ihlal etmediğimi ve tezimin tek yetkili sahibi olduğumu beyan ve taahhüt ederim. Tezimde yer alan telif hakkı bulunan ve sahiplerinden yazılı izin alınarak kullanılması zorunlu metinlerin yazılı izin alınarak kullandığımı ve istenildiğinde suretlerini Üniversiteye teslim etmeyi taahhüt ederim.

Yükseköğretim Kurulu tarafından yayınlanan "**Lisansüstü Tezlerin Elektronik Ortamda Toplanması, Düzenlenmesi ve Erişime Açılmasına İlişkin Yönerge**" kapsamında tezim aşağıda belirtilen koşullar haricince YÖK Ulusal Tez Merkezi / H.Ü. Kütüphaneleri Açık Erişim Sisteminde erişime açılır.

- Enstitü/Fakülte yönetim kurulu kararı ile tezimin erişime açılması mezuniyet tarihinden itibaren 2 yıl ertelenmiştir. ⁽¹⁾
- Enstitü/Fakülte yönetim kurulunun gerekçeli kararı ile tezimin erişime açılması mezuniyet tarihimden itibaren ... ay ertelenmiştir. ⁽²⁾
- Tezimle ilgili gizlilik kararı verilmiştir. ⁽³⁾

26/09/2022

Eda AKDOĞDU YILDIZ

"Lisansüstü Tezlerin Elektronik Ortamda Toplanması, Düzenlenmesi ve Erişime Açılmasına İlişkin Yönerge"

- (2) Madde 6. 1. Lisansüstü teze ilgili patent başvurusu yapılması veya patent alma sürecinin devam etmesi durumunda, tez danışmanının önerisi ve enstitü anabilim dalının uygun görüşü üzerine enstitü veya fakülte yönetim kurulu iki yıl süre ile tezimin erişime açılmasının ertelenmesine karar verebilir.
- (3) Madde 6. 2. Yeni teknik, materyal ve metotların kullanıldığı, henüz makaleye dönüşmemiş veya patent gibi yöntemlerle korunmamış ve internetten paylaşılması durumunda 3 şahıslara veya kurumlara haksız kazanç; imkânı oluşturabilecek bilgi ve bulguları içeren tezler hakkında tez danışmanının önerisi ve enstitü anabilim dalının uygun görüşü üzerine enstitü veya fakülte yönetim kurulunun gerekçeli kararı ile altı ayı aşmamak üzere tezin erişime açılması engellenebilir.
- (4) Madde 7. 1. Ulusal çıkarları veya güvenliği ilgilendiren, emniyet, istihbarat, savunma ve güvenlik, sağlık vb. konulara ilişkin lisansüstü tezlerle ilgili gizlilik kararı, tezin yapıldığı kurum tarafından verilir*. Kurum ve kuruluşlarla yapılan işbirliği protokolü çerçevesinde hazırlanan lisansüstü tezlere ilişkin gizlilik kararı ise, ilgili kurum ve kuruluşun önerisi ile enstitü veya fakültenin uygun görüşü üzerine üniversite yönetim kurulu tarafından verilir. Gizlilik kararı verilen tezler Yükseköğretim Kuruluna bildirilir.

Madde 7.2. Gizlilik kararı verilen tezler gizlilik süresince enstitü veya fakülte tarafından gizlilik kuralları çerçevesinde muhafaza edilir, gizlilik kararının kaldırılması halinde Tez Otomasyon Sistemine yüklenir

* Tez danışmanının önerisi ve enstitü anabilim dalının uygun görüşü üzerine enstitü veya fakülte yönetim kurulu tarafından karar verilir.

