



**ABİDE 2016 FEN BAŞARISININ YORDANMASINDA
MARS VE BRT VERİ MADENCİLİĞİ YÖNTEMLERİNİN
KARŞILAŞTIRILMASI**

Hikmet Şevgin

**DOKTORA TEZİ
EĞİTİMDE ÖLÇME VE DEĞERLENDİRME ANABİLİM DALI**

**GAZİ ÜNİVERSİTESİ
EĞİTİM BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

MART, 2020

TELİF HAKKI VE TEZ FOTOKOPİ İZİN FORMU

Bu tezin tüm hakları saklıdır. Kaynak göstermek koşuluyla tezin teslim tarihinden itibaren 24 (yirmi dört) ay sonra tezden fotokopi çekilebilir.

YAZARIN

Adı : Hikmet
Soyadı : ŞEVGİN
Bölümü : Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme
İmza :
Teslim tarihi : .../.../.....

TEZİN

Türkçe Adı : ABİDE 2016 Fen Başarısının Yordanmasında MARS ve BRT Veri Madenciliği Yöntemlerinin Karşılaştırılması

İngilizce Adı : Predicting the ABIDE 2016 Science Achievement: the Comparison of MARS and BRT Data Mining Methods

ETİK İLKELERE UYGUNLUK BEYANI

Tez yazma sürecinde bilimsel ve etik ilkelere uyduğumu, yararlandığım tüm kaynakları kaynak gösterme ilkelerine uygun olarak kaynakçada belirttiğimi ve bu bölümler dışındaki tüm ifadelerin şahsıma ait olduğunu beyan ederim.

Yazar Adı Soyadı: Hikmet ŞEVGİN

İmza :

JÜRİ ONAY SAYFASI

Hikmet ŞEVGİN tarafından hazırlanan “ABİDE 2016 Fen Başarısının Yordanmasında MARS ve BRT Veri Madenciliği Yöntemlerinin Karşılaştırılması” adlı tez çalışması aşağıdaki jüri tarafından oy birliği ile Gazi Üniversitesi Eğitim Bilimleri Anabilim Dalı Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme Bilim Dalı’nda Doktora tezi olarak kabul edilmiştir.

Danışman: Doç. Dr. Emine ÖNEN

(Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme Anabilim Dalı, Gazi Üniversitesi)

Başkan: Prof. Dr. Duygu ANIL

(Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme Anabilim Dalı, Hacettepe Üniversitesi)

Üye: Prof. Dr. Ömay ÇOKLUK BÖKEOĞLU

(Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme Anabilim Dalı, Ankara Üniversitesi)

Üye: Prof. Dr. Hakan Yavuz ATAR

(Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme Anabilim Dalı, Gazi Üniversitesi)

Üye: Prof. Dr. Bayram ÇETİN

(Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme Anabilim Dalı, Gazi Üniversitesi)

Tez Savunma Tarihi:11/02/2020

Bu tezin Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme Anabilim Dalı’nda Doktora tezi olması için şartları yerine getirdiğini onaylıyorum.

Prof. Dr. Selma YEL

Eğitim Bilimleri Enstitüsü Müdürü

.....

Aileme

TEŞEKKÜR

Doktora eğitimim boyunca her daim desteğini ve güvenini yakından hissettiğim ve kendisi ile çalışmaktan gurur duyduğum tez danışmanım, değerli hocam Doç. Dr. Emine ÖNEN'e yaptığı kıymetli yönlendirme ve eleştirilerinden ötürü teşekkürlerimi sunarım.

Tez izleme komitesinde ve tez savunma jürisinde yer alan, araştırma sürecinin şekillenmesinde katkılarını esirgemeyen, bu süreçte her zaman yanımda olan çok kıymetli hocalarım Prof. Dr. Hakan Yavuz ATAR ve Prof. Dr. Ömay ÇOKLUK BÖKEOĞLU'na müteşekkirim. Tez savunma jürimde yer alan ve değerli katkıları ile çalışmamı zenginleştiren Prof. Dr. Bayram ÇETİN ve Prof. Dr. Duygu ANIL'a teşekkür ederim.

Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme alanına yönelmemde büyük emeği olan değerli hocam Prof. Dr. Nihat İNANÇ'a her çalışmamda yanımda olan ve doktora eğitimim için beni yönlendiren, yüksek lisans tez danışmanım ve değerli hocam Prof. Dr. Murat KAYRI'ye ve bu süreçte her türlü desteği esirgemeyen kıymetli hocam Prof. Dr. Şener BÜYÜKÖZTÜRK'e teşekkürü bir borç bilirim.

Anabilim dalı başkanımız Prof. Dr. Mehtap ÇAKAN başta olmak üzere Gazi Üniversitesi Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme Anabilim Dalında görev yapan hocalarıma ve kıymetli asistan arkadaşlarıma, verilerin düzenlenmesi aşamasında desteğini gördüğüm Arş. Gör. Derya ÇAVDAR'a, hüznümü ve mutluluğumu paylaştığım ve her zaman desteklerini hissettiğim dostlarım ve kardeşlerim Arş. Gör. Mahmut Sami KOYUNCU, Arş. Gör. Mehmet ŞATA, Arş. Gör. Fuat ELKONCA, Arş. Gör. Görkem CEYHAN, Arş. Gör. Ergün Cihat ÇORBACI, Arş. Gör. Cemal TATLI ve Dr. Öğr. Üyesi Bülent Uğur KOCA'ya teşekkür ederim.

Bu günlere gelmemde maddi ve manevi her daim destek olan başta anne ve babam olmak üzere sevgili aileme ve evlendiğim günden bu yana akademik sürecin her aşamasında beni destekleyen ve sabır gösteren eşime çok teşekkür ederim.

**ABİDE 2016 FEN BAŞARISININ YORDANMASI MARS VE BRT
VERİ MADENCİLİĞİ YÖNTEMLERİNİN
KARŞILAŞTIRILMASI
(Doktora Tezi)**

Hikmet Şevgin

GAZİ ÜNİVERSİTESİ

EĞİTİM BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

Mart, 2020

ÖZ

Bu araştırmanın amacı, 8. sınıf öğrencilerinin akademik başarıları ile ilişkili olduğu düşünülen çeşitli faktörlerin başarı ile olası ilişkilerini, veri madenciliği yöntemlerinden MARS ve BRT analiz yöntemlerini kullanarak incelemek, bu yöntemlerin eğitim araştırmalarında kullanılmasının yararını ortaya çıkarmak ve bu yöntemleri sınıflama performansları açısından karşılaştırmaktır. Bu araştırmanın verileri Milli Eğitim Bakanlığının 2016 yılında ülke genelinde gerçekleştirdiği ABİDE uygulaması ile okul türüne bakılmaksızın 8. sınıf öğrencileri arasından tabakalı seçkisiz örnekleme yöntemi ile seçilen 33590 öğrenci, 1420 öğretmen ve 1280 okul yöneticisinden elde edilmiştir. Kayıp veri silme ve atama işlemleri sonrasında, öğrenciler temelinde öğretmenler ve öğretmenler temelinde yöneticiler olmak üzere tüm veri seti aynı grupta yer alacak şekilde 10407 öğrenci veri setini oluşturmaktadır. Araştırma kapsamında öğrenci, öğretmen, okul ve öğretimsel nitelikler arasındaki ilişkileri açıklamaya yönelik Creemers ve Kyriakides (2007) tarafından önerilen “Eğitimsel Etkililiğin Dinamiksel Modeli” kavramsal çerçevesi temel alınmıştır. Ölçümlerin geçerliğine ilişkin kanıt elde etmek için faktör analizi yöntemleri kullanılmıştır. Ölçümlere ilişkin güvenirlik katsayısının hesaplanmasında ise

McDonald's ω güvenilirlik katsayısı kullanılmıştır. Verilerin analizi aşamasında 8. sınıf öğrencilerinin öğrenci, aile ve okula ilişkin çeşitli faktörlerin fen başarısı ile olası ilişkilerini veri madenciliği yöntemlerinden MARS ve BRT analiz yöntemleri SPM 8.2 programı ile incelenmiştir. Bu analiz yöntemleri “doğruluk, özgüllük, duyarlılık, kesinlik, F1-istatistiği” oranları ile “ROC eğrisi altında kalan alan (AUC)” olarak sınıflama performansları açısından karşılaştırılmıştır. Araştırma sonucunda doğru sınıflama oranı, özgüllük oranı, duyarlılık oranı, kesinlik oranı, F1 istatistik değeri ve ROC eğrisi altında kalan alan açısından BRT analiz yöntemi MARS analiz yöntemine göre daha başarılı bulunmuştur. Yordayıcı önem düzeyine göre fen başarısının en önemli yordayıcıları her iki analiz yönteminin çıktılarında da benzerlik göstermiştir. Fen başarısını etkileyen faktörler her iki analizde de eğitimsel etkililiğin dinamiksel modeli kapsamında, öğrenci, öğretmen ve okul düzeyinde ele alınmıştır. Öğrenci düzeyinde; öz yeterlik algısı, baba mesleği, aylık gelir, ebeveyn yaklaşımı, akran zorbalığı, anne mesleği, fen bilimleri dersine verilen değer, hoşlanma ve okula aitlik en önemli değişkenler olarak bulunmuştur. Öğretmen düzeyinde ise; öğretmenin öğretimsel etkinlikleri, öğretmenin meslekteki yılı ve öğretmenin derse hazırlığı en önemli değişkenler olarak bulunmuştur. Okul düzeyindeki en önemli değişken ise; yöneticilerin öğrenci odaklı okul iklim algısı olarak bulunmuştur. MARS analiz yöntemi, eğitim alanında psikolojik yapıların ölçülmesi için bağımlı değişkenle doğrusallık özelliği sağlamayan değişkenleri, parçalı doğrusallar olarak tanımlayıp analize dâhil edebilmesi yönüyle çok daha fazla değişkenin birbirleriyle ilişkisini ortaya koymakta güçlü bir kestirim sağlamaktadır. Yine BRT analiz yönteminin birden çok regresyon ağacının eklemeli birleşimi ile hatalardan öğrenme yoluna gitmesi, sınıflamada yapılacak hataları minimum seviyeye indirgeyerek daha güçlü bir sınıflama performansı sağlamaktadır. Dolayısıyla bu veri madenciliği yöntemlerinin eğitim, psikoloji ve ölçme-değerlendirme alanında yapılacak araştırmalara katkı sağlayacağı düşünülmektedir.

Anahtar Kelimeler :Fen Başarısı, ABİDE 2016, Veri Madenciliği, Çok Değişkenli Uyarlamalı Regresyon Uzanımları – MARS, Artırılmış Regresyon Ağaçları – BRT,
Sayfa Adedi :150
Danışman :Doç. Dr. Emine ÖNEN

**PREDICTING THE ABIDE 2016 SCIENCE ACHIEVEMENT:
THE COMPARISON OF MARS AND BRT
DATA MINING METHODS
(Doctoral Dissertation)**

Hikmet ŞEVGİN

GAZI UNIVERSITY

GRADUATE SCHOOL OF EDUCATIONAL SCIENCES

March, 2020

ABSTRACT

The aim of this study is to examine the probable relationships of various factors which are considered to affect the academic achievements of eighth-grade students by using the MARS and BRT analysis methods among the data mining methods, to reveal the benefits of using these methods in educational studies, and to compare these methods in terms of classification performances. The data of the present study consists of the ABIDE application which was conducted countrywide by the Ministry of National Education in 2016 33590 students which were chosen with stratified random sampling among eighth-grade students regardless of school types, 1420 teachers, and 1280 principals. After the procedures of missing data deletion and imputation, the data merge process was performed by distributing teachers and principals on 10407 students in a way that all of the data set would be included in the same data set as teachers on the basis of students and principals on the basis of teachers. “Dynamic Model of Educational Effectiveness” conceptual framework which was suggested by Creemers and Kyriakides (2007) for explaining the relationships between students, teachers, schools, and educational qualifications was taken as a basis within the scope of the study. Factor analysis methods were used in order to

obtain proof for the validity of the measurements that constitute the data set. McDonald's ω reliability coefficient was used in the calculation of the reliability coefficient for the measurements. In the analysis of the data, the probable relationships between the science achievement of eighth-grade students with various factors regarding student, family, and school were examined with MARS and BRT analysis methods among data mining methods and SPM 8.2 program. These analysis methods were compared in terms of classification performances as "accuracy, specificity, sensitivity, precision, F1-statistics" rates and "area under ROC curve (AUC)". As a result of the research, it was determined that the BRT analysis method was more successful than the MARS analysis method in terms of correct classification rate, specificity rate, sensitivity rate, precision rate, F1 statistics value, and area under the ROC curve. It was found that BRT is a more successful method than MARS. The factors affecting science achievement were discussed on the student, teacher, and school levels within the scope of the dynamic model of educational effectiveness in both analysis methods. Self-efficacy perception, father's occupation, monthly income, parent approach, peer victimization, mother's occupation, the value that is given to the science lesson, favoring the lesson, and belonging to the school were determined as the most significant variables on the student level. Educational effectiveness of teachers, service duration of the teachers, and the preparation of the teacher to the lesson were determined as the most significant variables on the teacher level. The most significant variable on the school level was determined as the student-focused school environment perception of principals. Since the MARS analysis method includes variables that are not linear with the dependent variable to the analysis by defining them as piecewise linear in order to measure the psychological structures in the field of education, a more precise estimation can be provided in determining the relationship of several variables. The fact that BRT analysis method learns from mistakes with the additive union of several regression trees provides a stronger classification performance by minimizing the mistakes that would occur in classification. Therefore, it is considered that these data mining methods would contribute to the studies that would be conducted in the fields of education, psychology, and measurement-assessment.

Key Words :Science Success, ABİDE 2016, Data Mining, Multivariate Adaptive Regression Splines - MARS, Boosted Regression Trees – BRT
Page Number :150
Supervisor :Associate Professor Emine ÖNEN

İÇİNDEKİLER

TELİF HAKKI VE TEZ FOTOKOPİ İZİN FORMU	i
ETİK İLKELERE UYGUNLUK BEYANI.....	ii
JÜRİ ONAY SAYFASI.....	iii
ÖZ	vi
ABSTRACT	viii
İÇİNDEKİLER.....	x
TABLolar LİSTESİ.....	xiii
ŞEKİLLER LİSTESİ.....	xv
SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ.....	xviii
BÖLÜM I	1
GİRİŞ.....	1
Problem Durumu	1
Araştırmanın Amacı	5
Araştırmanın Önemi.....	5
Sınırlılıklar.....	6
BÖLÜM II.....	7
ARAŞTIRMANIN KURAMSAL TEMELİ VE İLGİLİ	
ARAŞTIRMALAR.....	7

Veri Madenciliği	7
MARS-Çok Değişkenli Uyarlamalı Regresyon Uzanımları	9
BRT-Artırılmış Regresyon Ağaçları.....	15
Eğitimsel Etkililiğin Dinamiksel Modeli	20
İlgili Araştırmalar	24
MARS Analiz Yöntemi İle İlgili Araştırmalar	24
BRT Analiz Yöntemi İle İlgili Araştırmalar	30
BÖLÜM III	34
YÖNTEM.....	34
Araştırmanın Modeli	34
Çalışma Grubu	34
Verilerin elde edilmesi	36
Veri Setine Ait Önsel İşlemler.....	40
Veri Setine Ait Varsayımların Sınanması.....	40
Ölçümlerin Geçerliliği.....	42
Ölçümlerin Güvenirliği.....	47
Verilerin Analizi.....	48
Karışıklık Matrisi, Olabilirlik Çizelgesi.....	48
BÖLÜM IV	52
BULGULAR VE YORUM	52
MARS ve BRT Analiz Yöntemlerinin Sınıflama Performanslarının Karşılaştırılması.....	52
MARS analiz yöntemine dayalı olarak fen başarısının en önemli yordayıcıları	57
BRT analiz yöntemine dayalı olarak fen başarısının en önemli yordayıcıları	71

Fen başarısının MARS ve BRT analiz yöntemlerine dayalı olarak belirlenen en önemli yordayıcıları	82
BÖLÜM V	85
SONUÇ TARTIŞMA VE ÖNERİLER	85
Sonuç ve Tartışma.....	85
Öneriler	97
Uygulayıcılar İçin Öneriler	97
Araştırmacılar İçin Öneriler	99
KAYNAKLAR.....	101
EKLER	123
EK 1. Sürekli değişkenlere ilişkin Z puan değerleri	124
EK 2. Kategorik Değişkenlere İlişkin Alt Kategorilerde Yer Alan Bilgiler ...	125
Ek 3. Varyansların Homojenliği (Test of Homogeneity of Variance)	126
Ek 4. Standardize Edilmiş Artık Değerler	127
Ek 5. Bağımlı değişken ile bağımsız değişkenlerin Saçılım Grafikleri.....	128
Ek 6. Değişkenlere Ait VIF ve Tolerance Değerleri.....	130
EK 7. Temel Fonksiyonlara ait F-İstatistiği ve p Değerleri	131
EK 8. Öğrenci Anketi.....	132
EK 9. Öğretmen Anketi.....	134
EK 10. Okul Anketi.....	135
EK 11. Çalışma Kapsamında Yapılan Açımlayıcı Faktör Analizi Sonuçları.	136
EK 12. ABİDE Uygulaması Kapsamında Değişkenlere İlişkin Test Edilen Ölçme Modelleri	143
EK 13. Milli Eğitim Bakanlığı Ölçme Değerlendirme ve Sınav Hizmetleri Genel Müdürlüğü Veri Kullanım İzin Belgesi.....	149
Ek 14. Öz Geçmiş	150

TABLÖLAR LİSTESİ

Tablo 1. <i>Gradient Boosting Algoritmasının Gösterimi</i>	18
Tablo 2. <i>Fen Bilimleri Yeterlik Düzeyleri ve Puan Karşılıkları</i>	37
Tablo 3. <i>ABİDE Öğrenci Anketi İçeriği</i>	38
Tablo 4. <i>ABİDE Öğretmen Anketi İçeriği</i>	39
Tablo 5. <i>ABİDE Okul Anketi İçeriği</i>	39
Tablo 6. <i>Bağımlı değişkene ilişkin Normallik Testi</i>	41
Tablo 7. <i>Değişkenlere ilişkin Açımlayıcı Faktör Analizi Sonucu Elde Edilen Değerler</i>	44
Tablo 8. <i>Doğrulayıcı Faktör Analizi Sonuçları</i>	46
Tablo 9. <i>Ölçümlere İlişkin Cronbach α ve McDonald's ω Güvenirlik katsayıları</i>	48
Tablo 10. <i>Karışıklık Matrisi</i>	49
Tablo 11. <i>MARS Analizi Sonucu Belirli Seviyelerde Elde Edilen Karışıklık Matrisi</i>	53
Tablo 12. <i>BRT Analizi Sonucu Belirli Seviyelerde Elde Edilen Karışıklık Matrisi</i>	54
Tablo 13. <i>MARS ve BRT Analizi Sonucu Belirli Seviyelerde Sınıflama Performans Oranları</i>	55
Tablo 14. <i>Maksimum Temel Fonksiyon Sayısının Belirlenmesine İlişkin Test MSE Değerleri</i>	58
Tablo 15. <i>Kurulan MARS Modeli İçin Sonuç Değerleri</i>	60
Tablo 16. <i>En Uygun Model İçin Varyans Çözümlemesi</i>	62
Tablo 17. <i>En Uygun Modele Ait Oluşturulan Final Model</i>	63
Tablo 18. <i>En Uygun Modele İlişkin Temel Fonksiyon Denklemleri</i>	64
Tablo 19. <i>En Uygun Modele İlişkin Fen Başarısı Model Tablosu</i>	65

Tablo 20. <i>En Uygun Modele İlişkin Regresyon Denklemi</i>	65
Tablo 21. <i>MARS Analiz Yöntemi Değişkenlerin Önemlilik Düzey Tablosu</i>	66
Tablo 22. <i>Maksimum Ağaç Sayısını Belirlemek İçin Yapılan BRT Analiz Sonuçları</i>	72
Tablo 23. <i>BRT Analiz Yöntemi Değişkenlerin Önemlilik Düzey Tablosu</i>	73
Tablo 24. <i>MARS ve BRT Analiz Yöntemi Sonucu Önem Düzeylerine Göre Yordayıcı Değişkenler</i>	83

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1. Temel fonksiyonlara karşı ayna değişken	12
Şekil 2. İki düğüm noktalı parçalı doğrusal regresyon örneği	13
Şekil 3. C&RT'lerin eklenmesi ile BRT'nin şekilsel gösterimi	19
Şekil 4. Sınıflama ve regresyon ağaçlarının eklenmesi ile hata oranı arasındaki ilişkinin şekilsel gösterimi	19
Şekil 5. Öğrenci çıktılarının belirleyicilerine ilişkin kavramsal çerçeve	21
Şekil 6. Basit bir ROC eğrisi grafiği	51
Şekil 7a. MARS analizi ROC eğrisi grafiği	57
Şekil 7b. BRT analizi ROC eğrisi grafiği	57
Şekil 8. Öğrenme ve Test verisi ile elde edilen MSE değerinin belirttiği temel fonksiyon sayısı	59
Şekil 9. En iyi modele ilişkin varyans çözümleme grafiği	61
Şekil 10. Yöneticilerin öğrenci odaklı okul iklim algısı ve fen başarısı arasındaki ilişki ve düğüm değerleri	67
Şekil 11. Öz yeterlik algısı ve fen başarısı arasındaki ilişki ve düğüm değerleri	68
Şekil 12. Öğretmenin meslekteki yılı ve fen başarısı arasındaki ilişki ve düğüm değeri	68
Şekil 13. Öğretmenin öğretimsel etkinlikleri-aylık gelir(2) fen başarısı arasındaki ilişki ve düğüm değeri	69
Şekil 14. Ebeveyn yaklaşımının etkileşimde bulunduğu değişkenler ile fen başarısı üzerindeki etkisi	69

Şekil 15. Öz yeterlik algısının etkileşimde bulunduğu değişkenler ile fen başarısı üzerindeki etkisi	70
Şekil 16. Öğretmenin öğretimsel etkinliklerinin etkileşimde bulunduğu değişkenler ile fen başarısı üzerindeki etkisi	71
Şekil 17. En uygun modele ilişkin ROC eğrisi grafiği	72
Şekil 18a. Öz yeterlik algısı grafiği	74
Şekil 18b. Aylık gelir grafiği	74
Şekil 18c. Baba mesleği grafiği	74
Şekil 18d. Öğretmenin öğretimsel etkinlikleri grafiği	74
Şekil 18e. Ebeveyn yaklaşımı grafiği	74
Şekil 18f. Yöneticilerin öğrenci odaklı okul iklimi algısı grafiği	74
Şekil 18g. Zorbalık grafiği	74
Şekil 18h. Hoşlanma grafiği	74
Şekil 18ı. Okula aitlik grafiği	75
Şekil 18i. Yöneticilerin öğretmen odaklı okul iklim algısı grafiği	75
Şekil 18j. Öğretmenin meslekteki yılı grafiği	75
Şekil 18k. Genel öğretimsel etkinlikler grafiği	75
Şekil 18l. Mesleki gelişim grafiği	75
Şekil 18m. Derse verilen değer grafiği	75
Şekil 18n. Anne mesleği grafiği	75
Şekil 18o. Öğretmenin derse hazırlığı grafiği	75
Şekil 18ö. Kapsamlı öğretimsel etkinlikler grafiği	76
Şekil 18p. Öğretmenin öz yeterliği grafiği	76
Şekil 18r. Öğretmenin mesleki doyum grafiği	76
Şekil 18s. Oturulan ev grafiği	76
Şekil 18ş. Mezun olduğu okul türü grafiği	76
Şekil 18t. Öğretmenin cinsiyet grafiği	76

<i>Şekil 18u.</i> Öğretmenin eğitim düzeyi grafiği	76
<i>Şekil 19.</i> Öz yeterlik algısının etkileşimde bulunduğu değişkenler ile fen başarısı üzerindeki etkisi	77
<i>Şekil 20.</i> Öğretmenin öğretimsel etkinliklerinin etkileşimde bulunduğu değişkenler ile fen başarısı üzerindeki etkisi	79
<i>Şekil 21.</i> Aylık gelirin etkileşimde bulunduğu değişkenler ile fen başarısı üzerindeki etkisi	80
<i>Şekil 22.</i> Baba mesleğinin etkileşimde bulunduğu değişkenler ile fen başarısı üzerinde etkisi	81
<i>Şekil 23.</i> Ebeveyn yaklaşımının etkileşimde bulunduğu yöneticilerin öğrenci odaklı okul iklim algısı değişkeni ile fen başarısı üzerinde etkisi	82

SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ

MARS	: Multivariate Adaptive Regression Splines
BRT	: Boosted Regression Trees
GCV	: Generalized Cross Validation
C&RT	: Classification and Regression Trees
ABİDE	: Akademik Becerilerin İzlenmesi ve Değerlendirme
YKS	: Yüksek Öğretim Kurumları Sınavı
PISA	: Programme for International Student Assessment
TIMSS	: Trends in International Mathematics and Science Study
OECD	: Organization of Economic Cooperation and Development
EACEA	: Education Audiovisual and Culture Executive Agency
AFA	: Açımlayıcı Faktör Analizi
TBA	: Temel Birleşenler Analizi
KMO	: Kaiser-Meyer-Olkin
DFA	: Doğrulayıcı Faktör Analizi
RMSEA	: Root Mean Square Error of Approximation
SRMR	: Standardized Root Mean Square Residual
CFI	: Comparative Fit Index
GFI	: Goodness of Fit Index
NFI	: Normed Fit Index
NNFI	: Non-Normed Fit Index
TP	: True Positive
TN	: True Negative
FP	: False Positive
FN	: False Negative
AUC	: Area Under Curve

BÖLÜM I

GİRİŞ

Bu bölümde araştırmanın problem durumu, amacı, önemi ve sınırlılıkları ele alınmıştır.

Problem Durumu

Günümüzde ulusal alanda geniş ölçekli sınavlar, standartları denetleme, aile ve öğrencilere dönüt sağlama, öğretmenlerin aktivitelerine rehberlik etme gibi birçok amaca hizmet etmektedir (EACEA, 2009). Uluslararası alanda gerçekleştirilen geniş ölçekli sınavlar ise farklı düzeylere sahip ve iç içe geçmiş ilişkiler yumağı olarak görünen eğitim sistemleri hakkında bilgi vermektedir. Bu sınavlardan elde edilen sonuçlar; öğrenci, öğretmen, okul gibi düzeyler arasındaki ilişkilerin, bu ilişkiler doğrultusunda ortaya çıkan değişimlerin ve zaman içerisinde gözlemlenebilecek gelişimlerin incelenmesini sağlamaktadır (Nilsen, Gustafsson & Blömeke 2016). Yine bu sınavlar, çok değişkenli analizlerin uygulanması, değişkenlerin standartlaştırılmış tanımlarının ortaya konulması ve birden fazla eğitim sistemi arasından temsili örneklerin seçilmesi için fırsatlar sunmaktadır (Nilsen vd., 2016).

Ülkemizde geniş ölçekli sınavlar adına; Liselere Geçiş Sınavı (LGS), Yüksek Öğretim Kurumları Sınavı (YKS) ve Akademik Becerilerin İzlenmesi ve Değerlendirme araştırması (ABİDE) gibi uygulamalar yapılmaktadır. Uluslararası alanda ise; Uluslararası Öğrenci Başarısını Değerlendirme Programı (Programme for International Student Assessment-PISA), Uluslararası Fen ve Matematik Çalışmaları (Trends in International Mathematics and Science Study-TIMSS), Okuma Becerilerinin Gelişimi Projesi (The Progress in International Reading Literacy Study-PIRLS) ve Uluslararası Öğretme ve Öğrenme Araştırması (Teaching and Learning International Survey- TALIS) gibi geniş ölçekli sınavlar yapılmaktadır.

Uluslararası alanda uygulanan geniş ölçekli sınavlar genellikle; 1) ülkeler arasında eğitimdeki çeşitli konularda karşılaştırmalar yapmak, 2) daha geniş olarak mikro-makro düzeyde etkili olan faktörler hakkında bilgi sahibi olmak, 3) disiplinler arası ve uluslararası işbirliğini teşvik etmek ve 4) eğitim ile gelişim süreçlerini incelemek (Torney-Purta & Amadeo, 2013) için kullanılmaktadır. Ulusal alanda ise öğrenci başarısı ile ilişkili olan öğrenci, öğretmen, okul nitelikleri ve öğretimsel niteliklerin etkilerini göstermek için kullanılmaktadır. Bu sınavların sonuçları öğrenci başarısı üzerinde öğrenci, öğretmen, okul nitelikleri ve öğretimsel niteliklerin etkilerini gösterir.

Alanyazın (Özçınar, 2006; Romero & Ventura, 2007) incelendiğinde geniş ölçekli sınavlar üzerinde öğrenci, öğretmen, okul ve öğretimsel nitelikler arasındaki ilişkileri açıklamaya yönelik kuramsal modellerin geliştirildiği görülmektedir. Bu modellerden biri de Creemers ve Kyriakides (2007) tarafından önerilen “Eğitimsel Etkililiğin Dinamiksel Modeli”dir. Bu model, eğitim sisteminin karmaşıklığını göz önüne alır. Çünkü okul, sınıf ve öğrenci düzeyleri birbirleri arasında doğrudan ya da dolaylı olarak bağlantılıdır (Nilsen vd., 2016). Nilsen ve Gustafsson (2016), geniş ölçekli bir uygulama olan TIMSS’e dayalı çalışmalar temelinde geliştirdikleri kavramsal çerçeve ile ulusal düzey, okul düzeyi, sınıf düzeyi ve öğrenci düzeyini eğitimsel etkililiğin dinamiksel modeline dayalı olarak ele almıştır. Bu araştırmada da doğrudan bu model test edilmemiş olup öğrencilerin fen başarısını etkileyen faktörler öğrenci, öğretmen ve okul düzeyinde, eğitimsel etkililiğin dinamiksel modeli kapsamında incelenmiştir. Diyer bir deyişle bu model araştırmada MARS ve BRT analiz yöntemlerinin fen başarısı üzerinde öğrenci, öğretmen, okul nitelikleri ve öğretimsel nitelikleri etkileyebilecek olası faktörlerin belirlenmesi için temel alınmıştır. Nitekim Döbert ve Sroka (2004) ve Azigwe (2016)’de eğitimsel etkililiğin dinamiksel modeli çerçevesinde uluslararası geniş ölçekli sınavlardan PISA uygulamasını ülkeler bazında karşılaştırmalı olarak ele almışlardır.

Öğretim sisteminin bileşenleri olan öğrenci, öğretmen ve okul düzeyi ancak PISA ve TIMSS benzeri araştırmalar ile incelenebilmektedir. Bu araştırmalar uluslararası alanda uygulandığı için asgari müşterekler üzerine yapılandırılmış ortak bir müfredat programını esas alır (OECD, 2016). Dolayısıyla uluslararası öğrenci başarı standartlarını olabildiğince tespit etmeye yöneliktir. Bu tip araştırmalar sonucunda ortaya çıkan tablo ulusal eğitim programlarının başarısını tespit etme noktasında yeterli görülmeyebilir. Bu sorunu gündemine alan Milli Eğitim Bakanlığı (MEB), PISA ve TIMSS araştırmalarına benzer bir çalışmanın ulusal alanda geliştirilmesine ve uygulanmasına ihtiyaç hissetmiştir ve bu

doğrultuda ABİDE projesini geliştirerek ulusal düzeyde öğrencilerin bilgi ve becerilerini değerlendirme ihtiyacının karşılanmasını planlamaktadır.

MEB ilk olarak 2015 yılında pilot uygulamayı, 2016 yılında ise Türkiye genelinde ABİDE 2016 uygulamasını gerçekleştirmiştir. ABİDE araştırması, seçilen örneklem üzerinde, öğrencilerin okulda öğrendikleri akademik bilgileri günlük hayata transfer edebilme becerilerinin ölçüldüğü bir çalışmadır. ABİDE ile farklı madde formatlarını kullanarak üst düzey düşünme becerilerini ölçmeye yönelik beceri testlerinin geliştirilmesi amaçlanmaktadır. Bu bağlamda öğrencilerin üst düzey düşünme becerilerine sahip olma durumlarının belirlenmesi de araştırmanın hedefleri arasındadır (MEB, 2016). Araştırma kapsamında Türkçe, matematik, fen ve sosyal bilgiler olmak üzere dört dersi ihtiva eden maddeler yer almaktadır. Her derste başarıyı ölçmek üzere 20 maddeden oluşan testler hazırlanmıştır. Testlerdeki maddelerin yarısı çoktan seçmeli, diğer yarısı ise açık uçlu madde formatındadır. Bu yönüyle de ilk defa açık uçlu maddelerin yer aldığı merkezi bir sınav olma özelliğine sahiptir. Bununla beraber ilk defa bir merkezi uygulamayla birlikte, uygulamaya katılan öğrencilere, ders öğretmenlerine ve okul yöneticilerine ait çeşitli demografik değişkenlerin yer aldığı veriler toplanmıştır. PISA ve TIMSS uygulamaları gibi bu uygulama da öğrencilerin akademik başarılarını ve bu başarıyla ilişkisi olduğu düşünülen değişkenlerle ilgili bilgi elde etmeyi amaçlayan bir uygulamadır. Çünkü ABİDE uygulaması becerilerin ölçülmesine odaklanması yönüyle PISA, kazanımları temel alması yönüyle de TIMSS ile benzerlik göstermektedir (ABİDE 8. Sınıflar Raporu, 2017).

Ulusal düzeyde ABİDE, uluslararası düzeyde PISA, TIMSS ve PIRLS gibi geniş ölçekli sınavlar ile eğitim alanında ölçülen özelliklere ilişkin elde edilen verilerin önemli bir bölümü; normallik, doğrusallık ve varyansların homojenliği gibi parametrik yöntemlerin varsayımlarını sağlamama eğilimindedir. Varsayımların sağlanmadığı veri setleri üzerinde, çeşitli analiz yöntemlerinin kullanılamaması ise bir sınırlılık olarak karşımıza çıkmaktadır. Non-parametrik yöntemlerde böyle bir sınırlılık söz konusu değildir. Dolayısıyla varsayımların sağlanmaması halinde söz konusu araştırmaların daha doğru ve güvenilir sonuç üretmesi için yeni non-parametrik yaklaşım ve yöntemlerin tanıtılması ve uygulanması önemli görülmektedir. Bu noktada eğitim alanında ölçülen özelliklere ilişkin gerekli varsayımları sağlamayan verilerin incelenmesinde veri madenciliği yöntemlerinin önemli bir rol üstleneceği düşünülmektedir. Alanyazında (Akçapınar, 2014; Aksu, 2018; Bilen, Hotaman, Aşkın, & Büyüklü, 2014; Mazman, 2013; Tepehan, 2011) bu tür durumlar için veri madenciliği yöntemlerinden azda olsa yararlanıldığı gözlenmekte olup MARS

(Multivariate Adaptive Regression Splines) ve BRT (Boosted Regression Trees) analiz yöntemlerine ise rastlanmamıştır.

MARS ve BRT analiz yöntemleri geniş ölçekli sınavlar ile elde edilen ve parametrik yöntemlerin varsayımlarını sağlamayan veri setlerindeki çok değişkenli ve karmaşık ilişkilerin detaylı bir şekilde incelenmesini mümkün kılabilir. Yine bağımlı değişken üzerinde en çok etkiye sahip olan değişkenler ile en az hatta hiç etkisi olmayan bağımsız değişkenleri önem düzeyine göre sıralama imkânı sunabilir. Bu yönüyle de politika yapıcılarının politikalarına (aktarılan gelirin dağılımı, harcanan zaman gibi) yön vereceği ve eğitimdeki verimliliği de artırabileceği düşünülebilir.

MARS analiz yöntemi, eğitim alanındaki psikolojik yapıların diğer yapılarla ilişkilerinin incelenmesinde değişkenleri, parçalı doğrusallar olarak tanımlayıp analize dâhil edebilmesi yönüyle çok daha fazla değişkenin birbirleriyle ilişkisini ortaya koymakta güçlü bir kestirim sağlayabilir. Ayrıca ölçme ve değerlendirme uzmanları ve ilgili araştırmacılar için bağımsız değişkenlerin kendi aralarındaki etkileşimlerini (bağımsız değişkenlerin birbirleri arasındaki etkileşimi ve bu etkileşimin de ayrıca bağımlı değişken üzerindeki etkisini) görme fırsatı verebilir. Eğitim alanındaki psikolojik yapıların diğer yapılarla ilişkilerinin incelenmesinde, MARS'tan farklı olarak BRT analiz yönteminin birden çok regresyon ağacının eklemeli birleşimi ile hatalardan öğrenme yoluna gitmesi, sınıflamada yapılacak hataları minimum seviyeye indirgeyerek daha güçlü bir sınıflama performansı sağlayabilir. En nihayetinde istatistiksel yöntemlerin başarılı bir öğrenciyi başarısız, başarısız bir öğrenciyi başarılı şeklinde hatalı sınıflama olasılığı ne kadar az olursa o kadar sınıflama geçerliliğine katkı sunacağı da bilinmelidir (Erkuş, 2003). Dolayısıyla eğitim alanında ölçme sonuçlarına dayalı olarak seçme ve sınıflama işlevi için kullanılan diğer istatistiksel yöntemlerin yanında MARS ve BRT analiz yöntemlerinde işe koşulabileceği düşünülmektedir.

Alanyazın taramasında ABİDE 2016 çalışmasında çeşitli değişkenler açısından öğrenci başarısını etkileyen değişkenlerin incelendiği herhangi bir çalışmaya rastlanmamıştır. Buna ek olarak eğitim bilimleri alanında MARS ve BRT analiz yöntemlerini uygulayan ve bu yöntemlerle sınıflama performanslarını inceleyen çalışmalara da rastlanmamıştır. Bu bilgiler doğrultusunda gerek birçok disiplin alanında kullanılan gerekse gerekli varsayımları sağlamayan veri setlerini inceleyebilen bu analiz yöntemlerinin eğitim alanına taşınmasının daha geniş bir perspektif sunacağı düşünülmektedir. Bu bağlamda bu araştırmanın problemini, ABİDE 2016 çalışmasında 8. sınıf öğrencilerin fen başarılarını etkileyen

duyuşsal, aile ve okul gibi çeşitli faktörlerin ve bu faktörlerin başarı ile olası ilişkilerinin, MARS ve BRT analiz yöntemleri kullanılarak incelenmesi oluşturmaktadır.

Araştırmanın Amacı

Bu araştırmanın genel amacı; ABİDE 2016 çalışmasında 8. sınıf öğrencilerin fen başarısı ile ilişkili olduğu düşünülen çeşitli faktörleri, MARS ve BRT analiz yöntemleri ile incelemek ve bu iki yöntemi sınıflama performansları açısından karşılaştırmaktır. Bu genel amaç çerçevesinde aşağıdaki sorulara cevap aranacaktır:

- ABİDE 2016 uygulamasına göre fen başarısının yordanmasında MARS analiz yöntemi ile BRT analiz yönteminin sınıflama performansları;
 - Doğru sınıflama oranına göre farklılaşmakta mıdır?
 - Özgüllük oranına göre farklılaşmakta mıdır?
 - Duyarlılık oranına göre farklılaşmakta mıdır?
 - Kesinlik oranına göre farklılaşmakta mıdır?
 - F1-İstatiğine göre farklılaşmakta mıdır?
 - ROC eğrisi altında kalan alan açısından yani yanlış sınıflama oranı açısından farklılaşmakta mıdır?
- MARS analiz yöntemine dayalı olarak ABİDE 2016 uygulamasında fen başarısının en önemli yordayıcıları nelerdir?
- BRT analiz yöntemine dayalı olarak ABİDE 2016 uygulanmasında fen başarısının en önemli yordayıcıları nelerdir?
- Fen başarısının MARS ve BRT analiz yöntemlerine dayalı olarak belirlenen manidar yordayıcıları farklılaşmakta mıdır?

Araştırmanın Önemi

Mühendislik, sağlık, işletme ve bankacılık gibi alanlarda yaygın bir şekilde kullanılan MARS ve BRT analiz yöntemleri; eğitim alanında uygulanan geniş ölçekli sınavlarda öğrenci, öğretmen ve okula yönelik elde edilen bilgilerin incelenmesinde güçlü kestirimler sağlayabilir ve başarılı sınıflama performansı gösterebilir. Dolayısıyla eğitimde ölçme ve değerlendirme alanında gerçekleştirilen seçme ve sınıflama işlevi için bu yöntemlerin kullanılabilmesi önemlidir. Yine bu yöntemler, eğitim alanında sınıflama performansının

incelenmesine yönelik alıřmalara katkı sunması bakımından da nemlidir. Bu baęlamda birok alanda kullanılan MARS ve BRT analiz yntemlerinin eęitim alanına da tařınması ile eęitimde lme ve deęerlendirme uygulamalarının seme-sınıflama adına daha verimli, kestirimlerde bulunma adına daha ekonomik ve hassas bir řekilde ele alınması nemli grlmektedir.

Bu alıřma MARS ve BRT analiz yntemlerini karřılařtırması ile eęitimde lme ve deęerlendirme uygulayıcılarına ve eęitim arařtırmacılarına gerekli varsayımları saęlamayan verilerin incelenmesinde olanak sunması aısından nemli grlmektedir. Dolayısıyla eęitim alanında bir ilk olan MARS ve BRT analiz yntemlerinin bundan sonra yapılması planlanan alan arařtırmalarında kullanılabilmesi adına arařtırma sonularının ve analiz yntemlerinin bahsedilen zellikleri aısından zgn olacaęı dřnlmektedir.

Sınırlılıklar

Bu arařtırma:

- ABİDE 2016 alıřmasına katılan ęrencilere uygulanan Fen Bařarı Testine ait test maddeleri ile ęrenci, ęretmen ve okul yneticilerine ait anketlerden elde edilen verilerle sınırlıdır.
- ABİDE 2016 uygulamasına okul trne bakılmaksızın tabakalı rnekleme yntemi ile rastgele seilen 8. sınıflar dzeyinde ęrenciler, branř ęretmenleri (fen bilgisi) ve okul yneticileri ile sınırlıdır.
- Bu arařtırmanın bulguları Spm 8.2 proęramı ile sınırlıdır.

BÖLÜM II

ARAŞTIRMANIN KURAMSAL TEMELİ VE İLGİLİ ARAŞTIRMALAR

Bu bölümde ilk olarak veri madenciliği ve veri madenciliği yöntemlerinden MARS ve BRT analiz yöntemlerine daha sonra Eğitimsel Etkililiğin Dinamiksel Modeline değinilmiştir. Ardından ilgili araştırmalara yer verilmiştir.

Veri Madenciliği

Geçtiğimiz yüzyılın son çeyreğine doğru akademik alanda veri analizi adına hızla gelişim gösteren iki problemin belirgin bir şekilde ortaya çıktığı görülür. Bunlardan biri, mevcut veri kümelerinin boyutu (hem birim sayısı hem de kaydedilen değişken sayısı), diğeri ise verilerin genellikle istatistiksel açıdan gerekli prosedürlere uygun davranılmadan toplanması sorunudur. Zamanla bu iki sorun karşısında geleneksel istatistiksel analiz yöntemlerine göre biraz daha farklı bir metodoloji ortaya çıkmıştır. Bu yöntem, veri madenciliği olarak adlandırılmaktadır.

Azzalini ve Scarpa (2012), veri madenciliğini “çeşitli bilim dallarının kesişme noktasında yatan, büyük miktarlarda sürekli bir akış içinde olan verilerden faydalı bilgiler çıkarmak ve grafiksel ya da sayısal olarak ortaya koymak” olarak ifade etmişlerdir. Başka bir deyişle veri madenciliği, veri kümesi içerisinde tutulan çok çeşitli ve çok miktarda veriye dayanarak keşfedilmemiş örüntüleri bulmayı hedefleyen, bunları karar verme ve eylem planını gerçekleştirmek için kullanan sürece verilen addır (Pujari 2001). Kayrı (2008) ise veri madenciliğini, birçok alanda kullanılabilen ve temel işlevi çok miktarda veriyi bilgiye dönüştürüp istatistiksel yöntemler ile çıkarsamalarda bulunan bir disiplin olarak

belirtmiştir. Bu disiplin ile ham verilerin bilgiye veya anlamlı hale dönüştürülme işlemleri yapılmaktadır (Olson & Delen, 2008).

Veri madenciliği yöntemleri, temel olarak tanımlayıcı ve tahmin edici veri madenciliği yöntemleri olarak iki kategoride ele alınmaktadır. Tanımlayıcı veri madenciliği, büyük veri gruplarında beklenmedik yapıların veya ilişkilerin, desenlerin, eğilimlerin, kümelerin ve aykırı değerlerin tanımlanmaya çalışıldığı; tahmin edici veri madenciliği de regresyon, sınıflama, model tanıma veya makine öğrenme görevleri için modeller ve prosedürler oluşturan ve yeni verilere uygulandığında bu modellerin ve prosedürlerin öngördüğü doğruluk oranını değerlendirebilen yöntemlerdir (Izenman, 2008).

Veri madenciliği yöntemleri aşağıdaki şekliyle kategorize edilebilir (Nisbet, Elder & Miner, 2009):

❖ Temel veri madenciliği yöntemleri

- Birliktelik Kuralları (Association Rules)
- Yapay Sinir Ağları (Automated Neural Networks-ANN)
- Genelleştirilmiş Toplamsal Modeller (Generalized Additive Models-GAM)
- Genel Sınıflama/Regresyon Ağacı Modelleri (General Classification/Regression Tree Models)
- Genel CHAID Modelleri (General CHAID Models)
- Genelleştirilmiş EM ve *k*-means Kümeleme Analizi (Generalized EM and *k*-means Cluster Analysis)

❖ Gelişmiş veri madenciliği yöntemleri

- Etkileşimli Ağaçlar-C&RT, CHAID (Interactive Trees-C&RT, CHAID)
- Artırılmış Regresyon Ağacı (Boosted Regression Trees-BRT)
- Çok Değişkenli Uyarlamalı Regresyon Uzanımları (Multivariate Adaptive Regression Splines-MARS)
- Makine Öğrenimi; Bayesci, Destek vektörler, En yakın komşu (Machine Learning; Bayesian, Support Vectors, Nearest Neighbor)
- Sıra, Birliktelik ve Bağlantı Analizleri (Sequence, Association, and Link Analysis)
- Bağımsız Birleşenler Analizi (Independent Components Analysis)

Veri madenciliğinde hangi analiz yönteminin kullanılacağına, amaca ve veriye bakarak karar verilmektedir. Kullanılan analiz yöntemi tahmin edici, tanımlayıcı veya her ikisi birden olabilir (Karadeniz, 2008). Bu çalışmada hem eğitim alanındaki geniş ölçekli sınavların incelenemesi için hemde parametrik yöntemlerin varsayımlarını sağlamayan

veri setlerinde çok deęişkenli ve karmaşık ilişkilerin detaylı bir şekilde incelenebilmesi için veri madencilięi yöntemlerinden MARS ve BRT analiz yöntemleri tercih edilmiş ve aşıęıda bu yöntemler ayrıntılı olarak açıklanmıştır.

MARS-Çok Deęişkenli Uyarlamalı Regresyon Uzanımları

MARS yöntemi, 90'lı yılların başında istatistikçi Jerome Friedman tarafından geliştirilmiş bir parametrik olmayan regresyon yöntemidir. MARS olarak kısaltılan ve bu şekilde tanınan analiz yöntemi genel olarak Türkçeye “Çok Deęişkenli Uyarlamalı Regresyon Uzanımları” olarak çevrilmiştir. Hem sınıflama hem de regresyonda büyük bir öneme sahip olan MARS yöntemi, özellikle çok sayıda deęişkenin karmaşık ilişkilerinin modellendięi bilim alanlarında başarı ile uygulanmaktadır (Kuter, Weber & Karasözen, 2015). Bu yöntem, veri madencilięi alanında popüler olup (Lindner, 2011) regresyon modellerinin daha doğru kestirim yapmasını, kolay anlaşılmasını ve detaylandırılmasını sağlamaktadır (Statsoft, 2018).

MARS küçük doğrusal parçacıkları düzleştirme mantıęıyla hareket ederek bağımlı deęişken ile bağımsız deęişkenler arasındaki ilişkileri belirlemektedir. Özellikle bağımlı deęişkenle bağımsız deęişkenler arasında basit ya da tekdüze (monoton) bir ilişki bulunmadıęında, başka bir anlatımla, karmaşık ilişkiler bulunduęunda, doğru kestirim yapabilen modeller geliştirmek için kullanılan popüler bir yöntemdir (Lindner, 2011; Nisbet vd., 2009). Ayrıca bağımlı ve bağımsız deęişkenler arasında oluşturulan fonksiyonel ilişkiye ait herhangi bir varsayım içermemektedir (Friedman 1991).

MARS, uygun dönüştürme teknikleri kullanarak bağımlı ve bağımsız deęişkenler arasındaki doğrusal olmayan ilişkileri doğrusal yapıya dönüştürür (Deichman, Eshghi, Haughton, Sayek, & Teebagy, 2002; Friedman 1991). Yine doğrusal olmayan modeller oluşturarak bağımsız deęişkenler arasında otomatik olarak bağlantıları bulabilen ve modelleme yapabilen MARS, veri seti içerisinde gizli olan modelin ortaya çıkartılması ilkesine dayanmaktadır. Bu model, özellikle birden fazla bağımlı deęişkene sahip veri setlerinde iyi sonuçlar vermesiyle bilinmektedir (Statsoft, 2018). Ayrıca veri setinde bulunan kayıp verileri de modelde etkili bir şekilde işleyerek doğrusal olmayan modelleri, doğrusal parçacıklara bölüp her parçacıkta parametre kestirimlerini ayrı bir şekilde yapma özellięinden dolayı yansız olarak kabul edilebilir (Kayri, 2009).

MARS analiz yöntemi, esasen iki adımda en uygun modeli oluşturma yoluna gider. Birinci adımda, modelde sapmaları (doğrusal olmayan) ve etkileşimleri hesaba katarak bağımsız değişkenlerin dönüşümleri olan temel fonksiyonların toplamını oluşturur. İkinci adımda ise en küçük kareler yöntemi ile en az etkiye sahip temel fonksiyonların kaldırılması işlemini uygulayarak temel fonksiyonları bağımsız değişkenler adına tahminde kullanır (Deichman vd., 2002). Yine bağımsız değişkenlerin farklı aralıklarına karşılık gelen temel fonksiyonları kullanarak esnek bir regresyon modeli inşa etme yoluna gider (Friedman 1991). Ayrıca temel fonksiyonların seçimi veriye dayalı ve çalışılan probleme özgü olup bu da MARS'ı çok boyutlu problemlerin çözümünde uyarlanabilir bir regresyon tekniği yapmaktadır. MARS modeli oluşturulurken, kısmi doğrusal temel fonksiyonlar, bağımlı değişkeni açıklamak için bağımsız değişkenlerin katkısız ve etkileşimli etkilerini dikkate alacak şekilde birbirine eklenir (Kuter vd., 2015).

MARS analiz yöntemi çok sayıda bağımlı değişken olduğunda da uygulanabilir. Fakat bağımsız değişkenler için temel fonksiyonlar seti oluşturarak her bağımlı değişken için değişik katsayılar kestirilir (Friedman, 1991). Bu sayede bağımsız değişkenler arası olası tüm kombinasyonları etkileşimli bir şekilde modelde işleyen MARS, her değişkenin bağımlı değişken üzerindeki önem seviyesini güçlü algoritmalarla ortaya koyabilmektedir (Kayri, 2009). MARS güçlü ve doğru kestirimin yanında, değişkenler arası ilişkileri bütünüyle açıklamak isteyen araştırmacılar için ideal bir veri modelleme yöntemidir (Friedman 1991). Böylece, araştırmacı için iç yüzünü kavrama ve daha stratejik kararlar verme şansını yakalar.

Temel Fonksiyonların Oluşum Süreci

Genelde kullanılan regresyon analizleri tek bir temel fonksiyon üzerine inşa edilmiş regresyon denklemlerinden oluşmaktadır. MARS analiz yöntemi, birden fazla temel fonksiyon ile bu denklemi oluşturmaktadır. Bunun da nedeni, doğrusal tek bir regresyon doğrusu yerine her bir düğüm noktasından diğer bir düğüm noktasına regresyon doğrusu çizerek parçalı doğrusal temel fonksiyonlar kullanmasıdır. Bu temel fonksiyonlardaki sabitler, en küçük kareler yöntemi ile elde edilir (Friedman 1991; Hastie, Tibshirani & Friedman, 2009; Oğuz, 2014; Özfalcı, 2008; Öztürk, 2012; Statsoft 2018). Böylelikle regresyon doğruları, değerlere en yakın noktalardan geçme eğilimindedir ve bu doğruların düğümlerde birleştirilmesi ile sürekli bir fonksiyon olan regresyon splayn fonksiyonu elde

edilir. (Friedman, 1991; Hastie vd., 2009; Oğuz, 2014; Özfalcı, 2008; Statsoft, 2018). Bu fonksiyon Eşitlik 1’deki gibidir:

$$Y = f(x) = \beta_0 + \sum_{k=1}^K a_k \beta_k (X_t) + \varepsilon_i \quad (1)$$

K : Temel fonksiyon sayısını

k : Düğüm sayısını

X : Bağımsız değişkeni

a_k : k. temel fonksiyonun katsayısı

β_0 : Sabit terim ve,

$\beta_k (X_t)$: t bağımsız değişken için k. temel fonksiyondur (Hastie vd., 2009).

Regresyon denklemi, görüldüğü üzere sabit terim (β_0) ve bir veya birden fazla temel fonksiyonun ağırlıklı toplamından oluşmaktadır. Temel fonksiyonlar muhtemelen X_t ’nin doğrusal olmayan halleri olabilir. Ama Y temel fonksiyonların doğrusal bir fonksiyonudur (Friedman 1991; Özfalcı, 2008). Temel fonksiyon Eşitlik 2’deki gibi tanımlanmaktadır;

$$B_m(x) = \prod_{t=1}^{L_m} [s_{1,m}(x_{v(1,m)} - k_{1,m})]_+ \quad k=1,2,\dots,K \quad (2)$$

Buradaki ;

L_m : Etkileşim derecesini,

$s_{1,m} : \in [\pm 1]$

$k_{1,m}$: Düğüm değerini ve

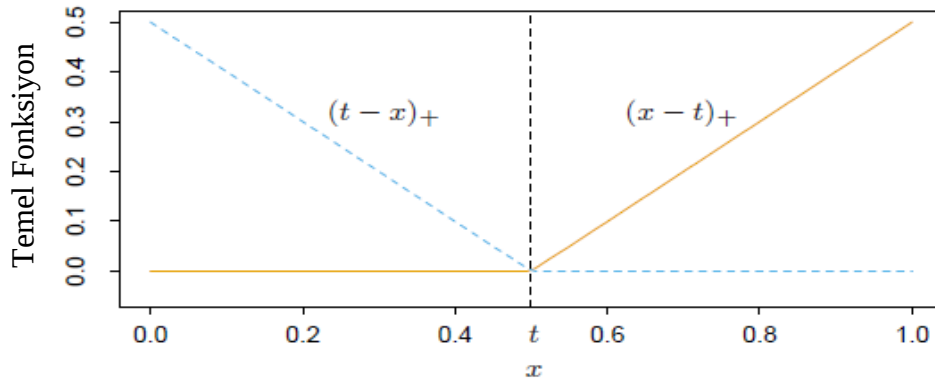
$x_{v(1,m)}$: Bağımsız değişken değerini göstermektedir.

MARS, parçacıklardan oluşan doğrusal regresyon çizgilerini modellemek için temel fonksiyonlardan faydalanır. Eşitlik 3 ve 4’te $(x - t)_+$ ve $(t - x)_+$ formunda parçalı doğrusal temel fonksiyonlara ait eşitlikler yer almaktadır. Burada “+” pozitif tarafı işaret etmektedir ve ilgili denklemin sadece olumlu sonuçlarının dikkate alındığını, istenilen koşulun sağlanmadığı durumlarda ise 0 değerini alacağına işaret eder (Deconinck vd., 2005; StatSoft, 2018). Böylece parçalı doğrusal temel fonksiyon;

$$(x - t)_+ = \begin{cases} (x - t), & \text{eğer } x > t, \\ 0, & \text{diğer,} \end{cases} \quad (3)$$

$$(t - x)_+ = \begin{cases} (t - x), & \text{eğer } x < t, \\ 0, & \text{diğer} \end{cases} \quad (4)$$

şeklindedir (Hastie vd., 2009). Yine $(x - t)_+$ ve $(t - x)_+$ temel fonksiyonları göstermenin alternatif bir gösterimi $(x - t)_+ = \max(x - t, 0)$ ve $(t - x)_+ = \max(t - x, 0)$ şeklindedir (Ferreruela, 2008). Şekil 1’de $(x - t)_+$ ve $(t - x)_+$ temel fonksiyonlarının $t=0.5$ değeri için grafikte örnek bir gösterimi yer almaktadır.



Şekil 1. Temel fonksiyonlara karşı ayna değişken. Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). *The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction*. Springer Science & Business Media 321-322 kaynağından alınmıştır.

Şekil 1’de $(x - 0.5)_+$ ve $(0.5 - x)_+$ fonksiyonları için her bir fonksiyon değeri t ’de bir düğüm ile parçalı doğrusallardır ve bu iki fonksiyon, yansıma çifti olarak adlandırılmaktadır (Hastie vd., 2009). MARS’ın temelinde yatan fikir, her bir X_j bağımsız değişkeni için o bağımsız değişkenin her bir gözlemlenen x_{ij} düğüm noktasında yansıtılan çiftlerinin bir kombinasyonunu oluşturmaktır (Ferreruela, 2008). Bu nedenle temel fonksiyonların toplamı;

$$C = \{(X_j - t), (t - X_j)\} \quad t \in \{x_1, x_2, \dots, x_{N_j}\} \quad j = 1, 2, \dots, p \quad (5)$$

şeklindedir. Burada;

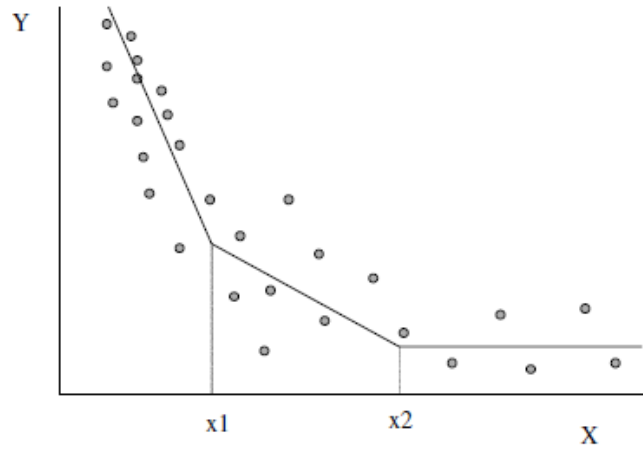
N : her bir X_j değişken uzayını bölen düğüm sayıları,

p : değişken sayısını ifade eder.

Buna göre eğer X değerlerinin tümü farklıysa, $2Np$ kadar temel fonksiyon vardır. Bununla birlikte her temel fonksiyon yalnızca tek bir X_j değişkenine bağlı olup bu temel fonksiyon $\mathbb{R}^p$ uzayının bir fonksiyonu olarak kabul edilmektedir (Hastie vd., 2009).

Düğüm Noktası (Knot)

MARS analiz yönteminde, bağımsız değişkenin tanımlanmış farklı aralıklarında yer alan regresyon doğruları için doğruya ait eğimin değişmediği en son değer, düğüm noktası olarak kabul edilir ve küçük “t” harfi ile gösterilir. Düğüm noktası, parçalı doğrusal fonksiyonun hareketinin değiştiği yeri ifade eder. Aşağıda şekil 2’de görüldüğü gibi aynı zamanda tanımlanmış parçacıklardan birinin sonu diğerinin başlangıcıdır. Şekil 2’de bağımsız değişken olan X’in düğüm noktalarındaki dağılımına dikkat edilecek olursa, x_1 ve x_2 düğüm noktalarında $y=f(x)$ fonksiyonuna ait eğimin değiştiği görülmektedir.



Şekil 2. İki düğüm noktalı parçalı doğrusal regresyon örneği. Briand, L. C., Freimut, B., & Vollei, F. (2004). Using multiple adaptive regression splines to support decision making in code inspections. *Journal of Systems and Software*, 73(2), 205-217 kaynağından alınmıştır.

Başlangıç noktasından x_1 düğüm noktasına kadar eğim değişmemiştir. Yine x_1 ile x_2 arasındaki kısımda da eğim değişmemiştir, aynı kalmıştır. Doğrunun eğimini değiştirmeyen değer, düğüm değeridir (Temel, Ankaralı & Yazıcı, 2010). Şekil 2’de üç bölge ve iki düğüm yer almaktadır. Her bir bölgede bağımsız değişken ile bağımlı değişken arasındaki ilişki, eğimin etkisiyle ilişki katsayısının farklılaşmasından dolayı farklı düzeydedir (Salford Systems, 2018).

MARS Modeli

İlk adım olan ileriye doğru adım algoritması ile optimum bir modele ulaşmak için tüm veri setindeki ilişkileri tanımlamak adına tüm potansiyel düğümler bulunur. Ancak bu süreç sonunda çok fazla sayıda temel fonksiyonun eklenmesi, MARS modelinin aşırı uyum (overfitting) sorunu ile karşı karşıya kalmasına neden olabilir.

İkinci adım olan geriye doğru adım algoritması, bu sorunu azaltmak için kullanılır. Bu adımda modele en az katkısı olan veya hiç katkısı olmayan gereksiz temel fonksiyonlar, en iyi final modelin oluşturulması için ileriye doğru adım algoritmasında kullanılan temel fonksiyonlar arasından genelleştirilmiş çapraz geçerlik (Generalized Cross Validation-GCV) ölçütü kullanılarak çıkarılmasıdır.

GCV Değeri

İleriye doğru adım ile aşırı uyum (overfitted) sorunu yaşayan model, bu sorunu ortadan kaldırmak için geriye doğru adım ile bağımlı değişken üzerinde en az etkiye sahip olan temel fonksiyonların kaldırılması işlemini uygular. Bu işlem gerçekleştirebilmek için Craven ve Wahba (1979) tarafından öne sürülen GCV ölçütünü kullanır (Friedman, 1991). Bu ölçüt değeri, hem hata terimini hem de model karmaşasını dikkate alacak şekilde aşağıdaki formül yardımıyla hesaplanır:

$$GCV(M) = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [y_i - f_M(x_i)]^2}{[1 - \frac{C(M)}{N}]^2} \quad 1$$

N: Veri setindeki örneklem sayısını

C(M): Modeldeki etkin parametre sayısını ifade eder. Eğer M tane doğrusal temel fonksiyon varsa;

$$C(M) = M + dM \quad 2$$

M: MARS modelinde sabit olmayan temel fonksiyon sayısını ifade eder.

d: Her bir temel fonksiyon optimizasyonu için maliyet olup aynı zamanda düzleştirme parametresini ifade eder. Bir değişkenin kaç fonksiyondan oluşacağını belirtir. Friedman (1991) yaptığı tüm çalışmalar neticesinde bu değer en iyi $2 \leq d \leq 4$ aralığında yer aldığını belirtmiştir.

MARS Modelinin Avantajları

MARS analiz yönteminde bağımlı ve bağımsız değişkenler sürekli ve kategorik olabilir (Friedman, 1991). Dolayısıyla bağımlı değişkenin hem sürekli hemde kategorik yapıları için modelleme yapabilen bir analiz yöntemidir. MARS Normallik, doğrusallık, homojenlik gibi varsayımların sağlanmasına ihtiyaç duymaz. Bu bağlamda doğrusallık

özelliği sağlamayan değişkenlerin analize dâhil edilmesine olanak sağlar (Doğrusal regresyon modellerinden bu yönü ile daha esnek bir yöntemdir). Ayrıca bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkeni tanımlamalarının yanı sıra bağımsız değişkenlerin birbirleri ile etkileşimini de verebilen bir yöntemdir. Kayıp verilerden ve uç değerlerden çok az etkilenen (Salford, 2018) MARS analiz yöntemi, büyük veri setlerinde gizlenmiş karmaşık ilişkileri, uygun dönüşümleri ve etkileşimleri bularak inceleme fırsatı sunmaktadır. MARS çoklu bağlantı probleminden çok az etkilendiği gibi model hesaplamada da oldukça hızlıdır.

MARS Modelinin Dezavantajları

Yeni bir uygulama olduğundan dolayı istatistiksel paket programlarda çok fazla yer almamaktadır. MARS analiz yöntemi sadece iki kategorili olan bağımlı değişkenlerin incelenmesine izin verir. İkidenden daha fazla kategorik bağımlı değişkenler için uygulanamaz. Yine uygulanmasında ve yorumlanmasında iyi bir bilgi birikimine ihtiyaç vardır. Uygulama aşamasında büyük örneklem sayısına ihtiyaç duyar (Buradaki büyük örneklem sayısı görecelidir, nitekim alanyazın da 80-100 gibi örneklem sayıları ile yapılan çalışmalar bu sınırlılık ile ters düşmektedir). Ayrıca en uygun temel fonksiyon sayısını belirleme, bir başka sınırlılığı olarak görülebilir. Veri seti öğrenme verisi ve test verisi olarak analize dâhil edildiği zaman, MARS analiz yöntemi grup atamalarını rastgele yapıp, bu grup atamalarına müdahale imkânı vermemektedir.

BRT-Artırılmış Regresyon Ağaçları

Gradient Boosting Machine (GBM) veya Stochastic Gradient Boosting (SGB) olarak da bilinen Boosted Regression Trees (BRT), bir regresyon ağacını Boosting algoritmalarından Gradient Boosting algoritmasıyla birleştiren parametrik olmayan bir regresyon tekniğidir (Colin, Clifford, Wu, Rathmanner & Mengersen, 2017). Genel hesaplama yaklaşımı olarak TreeNet (TM Salford Systems, inc.) ve MART (TM Jerill, inc.) gibi isimlerle de bilinmektedir (Hill & Lewicki, 2006). BRT olarak kısaltılan ve bu şekilde tanınan analiz yöntemi genel olarak Türkçeye “Artırılmış Regresyon Ağaçları” olarak çevrilmiş olup bağımlı değişkenin kategorik olduğu durumda sınıflama ağaçlarını, sürekli olduğu durumda ise regresyon ağaçlarını birbirine eklemesi ile çok sayıda değişkenin karmaşık ilişkilerinin modellendiği bilim alanlarında başarı ile uygulanmaktadır.

BRT modeli temel olarak tek bir “en iyi” modeli üreten regresyon yönteminden farklı olarak performansı optimize etmek için Gradient Boosting tekniğini kullanarak karar ağacı modellerinden olan çok sayıda sınıflama ve regresyon ağacı (C&RT-Classification and Regression Trees) modelini uyarlamalı olarak birleştirmektedir (Elith, Leathwick & Hastie, 2008). Yani tek bir tahmine dayalı model üreten standart regresyon yöntemlerinin aksine, birçok basit modele uyar ve bunları tahminde birleştirir; böylece tahmine dayalı performansı artırır (Buston & Elith, 2011). Ayrıca bağımlı ve bağımsız değişkenler arasında oluşturulan fonksiyonel ilişkiye ait herhangi bir varsayımda ihtiyaç duymaz (Friedman & Meulman, 2003). BRT, temelde iki algoritmaya sahiptir; bunlar Karar Ağacı algoritmalarından C&RT ve Boosting (artırma) algoritmalarından Gradient Boosting algoritmasıdır (Elith vd., 2008).

C&RT-Sınıflama ve Regresyon Ağacı

Ağaç benzeri bir yapı oluşturan C&RT yöntemi, 1984 yılında Breiman, Friedman, Olshen, ve Stone (1984) tarafından geliştirilmiş parametrik olmayan bir yöntemdir. C&RT süreci basit soruların art arda sıralanması olarak yapılandırılmıştır. Eğer bu soruların cevapları varsa bu cevaplar bir sonraki sorunun ne olacağını belirler. Süreç bu şekilde dallanarak ağaç benzeri yapı oluşturan bir soru ağını oluşturur. Ağacın sonu artık başka soruların olmadığı terminalin yaprak düğümleri ile sonuçlanır (Nisbet vd., 2009). Ağaç, ilk noktaya tüm veri seti ile başlar ve bu nokta, ana nokta olarak adlandırılır. Örneklem, ağacın oluşturulmaya başlandığı ilk değişken için ayırma kriteri olan soruda iki alt gruba (evet-hayır gibi) ayrılır. Daha sonra başka bir değişken için ayırma kriteri olan soruda tekrar iki alt gruba ayrılır ve bu süreç son değişkene kadar devam eder (Sümbüloğlu & Akdağ, 2007). Ayırma uğrayan noktalar daire şeklindedir. Terminal (sonuç) nokta ise dikdörtgen şeklindedir ve kendisinden sonra başka bir noktanın gelmeyeceğine işaretler. Bağımlı değişkenin kategorik olduğu durumlarda sınıflama ağacı, sürekli olduğu durumlarda regresyon ağacı olarak adlandırılır (Breiman & vd., 1984).

Boosting

Boosting algoritması, zayıf öğrencileri bir araya getirerek aralarında kümülatif bir hata değerlendirmesi yapan güçlü bir öğrenci oluşturmaktadır. İlk olarak Schapire (1990) tarafından ileri sürülmüş olup zayıf öğrenme algoritmalarının ele alınıp eğitilmesi ve sıralı

bir şekilde birbirine eklenmesi (boost) ile performansın her zaman artabileceği şeklinde ifade edilmiştir. Bu bilgi çerçevesinde artırma iterasyonunun eğitime ve sınıflama adımlarında kullanılan ağırlıkların belirlenmesi bakımından AdaBoost (Adaptive Boosting – Freund & Schapire, 1996), Gradient Boosting (Friedman, 2001), XGBoost (Chen & Guestrin; 2016) gibi çeşitli alternatifler geliştirilmiştir. Yalnız bunlar arasında AdaBoost ve Gradient Boosting, tartışmasız bir şekilde en popüler olan algoritmalar (Sinharay, 2016).

Gradient Boosting

Gradient Boosting, Friedman (2001) tarafından geliştirilen ve hata fonksiyonunun optimizasyonu ile ilgilenen boosting algoritmalarından biridir. Her bir zayıf öğrenciden kalan hatalar üzerine bir sonraki zayıf öğrenciyi eğiten, bu sayede sınıflama ve regresyon problemlerine çözüm yolu bulma tekniğidir. Gradient Boosting algoritmasının kullanacağı zayıf bir öğrenci, karar ağaçları (C&RT, C 4-5, QUEST, ID3...vb.) olabileceği gibi sinir ağları, lojistik regresyon ve doğrusal regresyon gibi teknikler de olabilir (Hastie vd., 2009). Gradient Boosting algoritmasının arka planda nasıl çalıştığına ait gösterimi Tablo 1’de verilmiştir:

Tablo 1

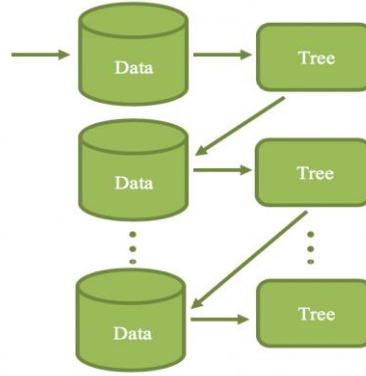
Gradient Boosting Algoritmasının Gösterimi

Gradient Boosting Algoritması
1. Modeli sabit bir değer ile başlat $F_0 = \operatorname{argmin}_{\gamma} \sum_{i=1}^N L(y_i, \gamma)$ 2. Yineleme için $i = 1$ den M 'e kadar (a) For $i = 1, 2, 3, \dots, N$ sözde artıkları (residual) hesaplanır $r_{im} = - \left[\frac{\partial L(y_i, f(x_i))}{\partial f(x_i)} \right]_{f=f_{m-1}}$ (b) Sözde artıkları kullanarak terminal bölgeleri veren hedef kısmına bir zayıf öğrenici (regresyon ağacı gibi) yerleştirilir. $R_{jm}, j = 1, 2, 3, \dots, j_m.$ (c) For $j = 1, 2, 3, \dots, j_m$ hesaplanır. $\gamma_{jm} = \operatorname{argmin}_{\gamma} \sum_{x_i \in R_{jm}} L(y_i, f_{m-1}(x_i) + \gamma).$ (d) Model güncellenerek; $f_m(x) = f_{m-1}(x) + \sum_{j=1}^{j_m} \gamma_{jm} I(x \in R_{jm}).$ 3. Çıktı: $f_M(x).$

Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). *The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction*. Springer Science & Business Media.

Algoritmada yer alan L türevlenebilir kayıp fonksiyonu (minimize etmek istenilen), $F_0(x)$ başlangıç noktasını, $(x_i, y_i)_{i=1}^n$ eğitim setini, M iterasyon sayısını ve $f_M(x)$ final model fonksiyonunu ifade eder. Friedman (2002) göre gradient boosting, her iterasyonda en küçük kareler yöntemi tarafından oluşan mevcut sözde artıkları (yani baz öğreniciyi -i.e., base learner) basit parametrelili bir fonksiyon şeklinde sıralı olarak uyduran eklemeli regresyon modelleri inşa eder.

BRT, tahmin performansını artırmak için zayıf öğrenici olarak karar ağaçlarından sınıflama ve regresyon ağacını (Classification and Regression Trees – C&RT), zayıf öğrenicileri birbirine ekleme modeli olarak da gradient boosting algoritmasını kullanan bir tekniktir. Yani BRT sınıflama ve regresyon ağaçlarını gradient boosting algoritmasıyla birleştirerek bunların hatalarını dikkate alır. Daha sonra her bir ağaç yapısındaki hatalardan öğrenme yoluna giderek bir sonraki ağaç eklemesini eğitip önceki ağaçtan hataları azaltmaya çalışır. Bu yönüyle de sıralı ve iteratif (yinelemeli) bir yöntemdir. BRT analiz yönteminin C&RT ile şekilsel gösterimi şekil 3'teki gibidir;



Şekil 3. C&RT’lerin eklenmesi ile BRT’nin şekilsel gösterimi.

BRT analiz yöntemi C&RT yapısına sahip üç karar ağacı üzerinden bir örnek ile ifade edilecek olunursa; Tek bir C&RT ağacı ile $K(x)$ modeli %70 bir doğruluk oranı elde edilsin ve bu modele ait denklem ise “ $Y = K(x) + \text{Hata}$ ” şeklinde olsun. Daha sonra üzerine eklenecek ikinci bir C&RT ağacı bir önceki oluşumun hatasını dikkate alarak yeni oluşturacağı denklem “ $\text{Hata} = L(x) + \text{Hata2}$ ” şeklinde olur. Devamında üçüncü C&RT ağacı bir önceki oluşumun hatasını dikkate alarak yeni oluşturacağı denklem “ $\text{Hata2} = M(x) + \text{Hata3}$ ” şeklinde olur. Üçünün birleşimi;

“ $Y = K(x) + L(x) + M(x) + \text{Hata3}$ ” şeklinde olur. Hatalar her iterasyon ile dikkate alındığı için Şekil 4’te görüldüğü gibi hatalar azaldığından dolayı elde edilen model %70’den daha fazla bir doğruluğa sahip olacaktır.



Şekil 4. Sınıflama ve regresyon ağaçlarının eklenmesi ile hata oranı arasındaki ilişkinin şekilsel gösterimi

Bu üç ağacın her birine en uygun (optimal) ağırlık verilerek;

“ $Y = \alpha * K(x) + \beta * L(x) + \gamma * M(x) + \text{Hata4}$ ” şeklinde nihai model elde edilir.

Standart regresyon analizlerindeki gibi sadece bir tek model üretmek yerine BRT analiz yöntemi, birden çok modelin birleştirilmesi ile yordayıcı (Tahmin) performansını artırır.

BRT bu yönüyle son yıllarda öngörülü veri madenciliği için en güçlü yöntemlerden biri olarak değerlendirilmektedir (Hill & Lewicki, 2006).

Avantajları

BRT analiz yönteminde bağımlı ve bağımsız değişkenler sürekli ve kategorik olabilir. Her iki durum içinde modelleme yapabilen bir analiz yöntemidir. Normallik, doğrusallık, homojenlik gibi varsayımların sağlanmasına ihtiyaç duymaz. Kayıp verilerden ve uç değerlerden çok az etkilenir. Karmaşık veri setlerinin ele alınarak analiz edilmesinde güçlü bir yöntemdir. Hatalardan öğrenme yoluna gittiği için yüksek tahmin gücüne sahiptir ve büyük veri setlerini analiz edebilir.

Dezavantajları

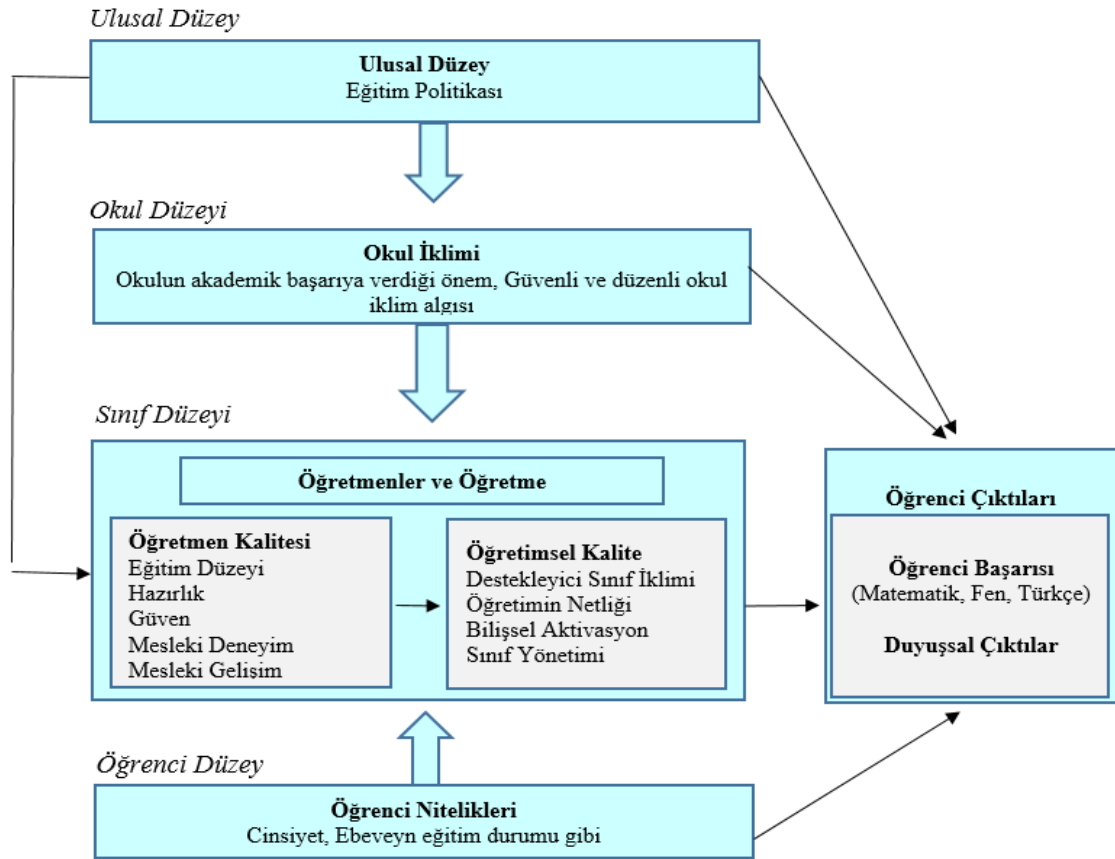
Uygulanması ve yorumlanması bilgi birikimi gerektirir. Eğitim ağaçları sıralı olarak eğitildiği için uzun zaman alabilir. Büyük veri setlerinin modellenmesinde bellek bakımından geniş yer kaplayabilir (Ağaç sayısının çok olduğu durumlarda). Veri seti öğrenme verisi ve test verisi olarak analize dâhil edildiği zaman, BRT analiz yöntemi grup atamalarını rastgele yapıp, bu grup atamalarına müdahale imkânı vermemektedir.

Eğitimsel Etkililiğin Dinamiksel Modeli

Eğitimsel etkililiğin dinamiksel modeli Creemers ve Kyriakides (2007) tarafından önerilmiştir ve bazı önemli özellikleri yazarlar tarafından şu şekilde ifade edilmektedir: Birincisi, farklı seviyelerdeki etkililiğin çok faktörlü yapısından dolayı doğası gereği çok düzeyli olmasıdır. İkincisi, aynı seviyedeki bazı faktörlerin birbirleriyle ilişkili olmasıdır (bu nedenle faktörlerin gruplandırılması önemlidir). Üçüncüsü, farklı etkililik faktörleri ve gruplama faktörleri olmasına rağmen, her bir faktörün benzer boyutlar kullanılarak ölçülmesi ve tanımlanmasının mümkün olduğu varsayılır. Bu her bir faktörü çok boyutlu bir yapı olarak düşünmenin ve aynı zamanda modelin temel doğasıyla paralel olduğunu kabul etmenin bir yoludur. Son olarak model öyle bir tasarlanır ki, faktörler ve çıktılar arasındaki ilişkinin doğrusaldan ziyade doğrusal olmayacak şekilde (eğrisel) olabileceği hesaba katılır. Bu durum da faktörler arasındaki optimal kombinasyonların ve faktörlerin

çeşitli boyutlarının, en uygun değerlerinin elde edilme olasılığına işaret etmektedir (Creemers & Kyriakides, 2006).

Bu model eğitim sisteminin karmaşıklığını göz önüne alır. Nedeni ise okul, sınıf ve öğrenci düzeylerinin birbirleri arasında doğrudan ya da dolaylı olarak bağlantılı olmasıdır (Nilsen vd., 2016). Nilsen ve Gustafsson (2016), TIMSS uygulamasına dayalı çalışmalar temelinde geliştirdikleri kavramsal çerçeve ile ulusal düzey, okul düzeyi, sınıf düzeyi ve öğrenci düzeyini eğitimsel etkililiğin dinamiksel modeline dayalı olarak ele almışlardır. Öğrenci çıktılarını etkileyen bu düzeylerin birbirleriyle kompleks ilişkilerini de şekil 5'teki gibi sunmuşlardır. Bu araştırmada da doğrudan bu model test edilmemiş olup öğrencilerin fen başarısını etkileyebilecek öğrenci, öğretmen ve okul düzeyindeki değişkenler model çerçevesinde belirlenmeye çalışılmıştır.



Şekil 5. Öğrenci çıktılarının belirleyicilerine ilişkin kavramsal çerçeve. Nilsen, T., Gustafsson, J. E., & Blömeke, S. (2016). Conceptual framework and methodology of this report. *Teacher quality, instructional quality and student outcomes*, 1 4-5 kaynağından alınmıştır.

Nilsen ve Gustafsson (2016)'nın oluşturduğu bu kavramsal çerçeve de ulusal düzeyin en genel manada okul düzeyi ile birlikte öğretmen ve öğrenci niteliklerini de etkilediği düşünülmektedir. Okul düzeyinde okulun öğrenci başarısına verdiği önem ile güvenli okul

iklim algısı öne çıkan faktörlerdir. Sınıf düzeyinde ise öğretmen kalitesi ve öğretimsel kalite önemli faktörlerdir. Son olarak öğrenci düzeyi (cinsiyet, ebeveyn yaklaşımı ve okula yönelik tutum gibi) öğrenci nitelikleri olarak ele alınmıştır (Gustafson & Nilsen, 2016). Bu çerçevede dört düzeyde şekillenen faktörler, bilişsel ve duyuşsal çıktılar olarak nitelendirilen öğrenci çıktılarını etkilemektedir.

Öğrenci çıktıları üzerinde, öğretmenin önemli bir yeri vardır. Öğretmenler; öğrencilerinin eğitim ve öğretim faaliyetlerine destek olmak, onları yönlendirmek, rehberlik etmek ve yaşama hazırlamak gibi her biri çok önemli olan konularda öğrencilerine karşı sorumludurlar. Dolayısıyla öğretmen niteliklerinin, öğrenci çıktıları üzerinde akademik başarı açısından güçlü bir etkiye sahip olduğu söylenebilir (Darling-Hammond 2000; Harris & Sass, 2011). Diğer bir ifadeyle öğretmenin kalitesi sahip olduğu niteliklerle doğru orantılıdır. Nitekim TIMSS 2011 araştırmasında 47 ülkeye ait verilerin kullanıldığı bir çalışmada öğretmen niteliklerinden biri olan öğretmenin eğitim düzeyi değişkeni, öğrenci başarısı üzerinde en önemli değişken olarak bulunmuştur (Blömeke, Olsen & Suhl 2016). Bu çalışmada öğretmene ilişkin özellikler; öğretmenin mesleki deneyimi, mesleki yeterlik algısı, mesleki gelişim ve sahip olduğu eğitim düzeyi dikkate alınmıştır. Öğretmen niteliklerinin öğretmen kalitesi üzerindeki etkisini inceleyen çeşitli araştırmalar (Akiba, LeTendre & Scribner, 2007; Darling-Hammond, 2000; Harris & Sass, 2011; Jürges, Richter & Schneider, 2005; Rivers & Sanders, 2002), aynı zamanda öğretimsel kalite üzerindeki etkisini de rapor etmişlerdir.

Öğretimsel kalite, Nilsen ve Gustafsson (2016)'un oluşturdukları kavramsal çerçevede destekleyici sınıf iklimi, öğretimin açıklığı/netliği, bilişsel aktivasyon ve sınıf yönetimi boyutlarında ele alınmaktadır. Öğretimsel kalitenin öğrenci başarısı üzerinde etkisini ele alan çalışmaların (Baumert & vd. 2010; Decristan & vd., 2015; Pinger, Rakoczy, Besser & Klieme, 2018; Stefanou, Perencevich, DiCintio & Turner, 2004; Yi & Lee, 2017) genelde yönlendirme, bilişsel aktivasyon, destekleyici sınıf iklimi, sınıf yönetimi, öğretimin açıklığı/netliği, öğrenci odaklı öğretimsel davranışlar, biçimlendirici öğretmen değerlendirmesi ve geri bildirim gibi boyutları ile öne çıktığı görülmektedir. Bu çalışmada öğretimsel kalite, hem öğretmen hem de öğrenciden elde edilen verilere dayalı olarak öğretmenin öğretimsel etkinlikleri ile, öğretmenlerden elde edilen verilere dayalı olarak destekleyici sınıf iklimi ve sınıf yönetimi olmak üzere üç boyutta ele alınmaktadır. Hanushek (1997)'e göre öğretmenin öğretimsel etkinliklerine yönelik elde edilen verilerin öğrenci algısına dayalı olarak analizde yer alması daha çok tercih edilen bir durumdur.

Bunun nedeni ise öğretmenlerden ziyade birden fazla öğrenci tarafından öğretmenin daha doğru ve güvenilir bir şekilde değerlendirilmesidir.

Öğrenci niteliklerini (cinsiyet, yaş, ekonomik durum gibi) ve öğrenci çıktılarını bilişsel ve duyuşsal diye iki kısımda ele almak mümkündür (Nilsen & Gustafsson, 2016). Yapılan araştırmalarda öğrenci başarısı üzerinde, öğrencilerin demografik değişkenleri (eğitim düzeyi, sosyo-ekonomik durum) gibi duyuşsal özelliklerinin de (Bloom, 2012; Krapp, 1999; Sarı, Arıkan & Yıldızlı, 2017; Singh, Granville & Dika, 2012; Wood & Bandura, 1989) etkili olduğu görülmektedir. Son yıllarda öğrenme ve öğrenci başarısı üzerinde duyuşsal özelliklerin etkisini inceleyen birçok araştırma yapılmaktadır (Roorda, Koomen, Spilt & Oort, 2011; Sointu, Savolainen, Lappalainen & Lambert, 2016; Vandenbroucke vd., 2018). Motivasyon, benlik kavramı, özgüven ve öz yeterlik gibi duyuşsal değişkenler, öğrenci başarısının önemli yordayıcıları olarak ortaya çıkmaktadır (Singh vd., 2012). Bu araştırmada öğrenci özelliklerinin duyuşsal boyutunda dersten hoşlanma, derse verilen değer, öz yeterlik algısı, okula aitlik gibi özellikler yer almaktadır.

Öğrenci çıktısı, öğrenme sürecinin sonunda öğrencinin duyuşsal çıktıları ve belli bir alandaki başarısı ile ilgilidir. Diğer bir deyişle öğrenci çıktısı, öğretimin amacından ziyade öğrencinin başarısını ifade etmektedir. Bu araştırmada öğrencilere ait öğrenme çıktısı ABİDE araştırmasında fen başarısını ifade etmektedir.

Öğretmen kalitesi, öğretimsel kalite ve öğrenci nitelikleri gibi değişkenleri ele alarak öğrenci başarısı üzerinde bunların etkisini inceleyen ulusal ve uluslararası geniş ölçekli testlerin yer aldığı çalışmalar (Acar & Öğretmen, 2012; Atar H. Y. & Atar, 2012; Jerrim, 2015; Nilsen & Gustafsson, 2016; Önen, 2018) genel itibariyle öğrenci, öğretmen ve okul düzeyinde öğrenci çıktılarını incelemeye uygundur. Bu çalışmaların analiz sürecinde en temelde çok değişkenli regresyon analizi, hiyerarşik lineer model, yapısal eşitlik modeli, kümeleme analizi, çok değişkenli varyans analizi gibi parametrik yöntemler ile lojistik regresyon, CHAID analizi, sınıflama ve regresyon ağaçları gibi non-parametrik yöntemlerin (Akçöltekin, Engin & Şevgin, 2017; Avşar & Yalçın, 2015; Chalaris, Gritsalis, Maragoudakis, Sgouropoulou & Tsolakidis, 2014; Çokluk, Gül & Kayri, 2016; Kayri, Elkonca, Şevgin & Ceyhan, 2014; Yurttaş-Kumlu, 2018; Osmanbegovic, & Suljic, 2012; Önen, 2018) kullanıldığı görülmektedir. Bu araştırmada da parametrik yöntemlerin varsayımlarını sağlamayan ABİDE 2016 verileri eğitimsel etkililiğin dinamiksel modeli çerçevesinde non-parametrik yöntemler olan MARS ve BRT veri madenciliği yöntemleri ile incelenmiş olup doğrudan bu model test edilmemiştir. Bu bağlamda bu model, MARS

ve BRT analiz yöntemlerinin fen başarısı üzerinde öğrenci, öğretmen, okul nitelikleri ve öğretimsel nitelikleri etkileyebilecek olası faktörlerin belirlenmesi için temel alınmıştır.

İlgili Araştırmalar

Bu kısımda ilk olarak MARS analiz yöntemi sonrasında ise BRT analiz yöntemi ile ilgili ülkemizde ve yurt dışında sosyal bilimler ve eğitim bilimleri alanında yapılmış olan araştırmalar özetlenmiştir. İstatistik, tıp, finans, çevrebilimi, mühendislik ve matematik gibi birçok alanda da bu yöntemlerin etkililiğini inceleyen araştırmalar bulunmaktadır.

MARS Analiz Yöntemi İle İlgili Araştırmalar

Özbalcı (2008), bir yükseköğrenim kız yurdunda kalan öğrencilerin fonksiyonel olmayan tutumlarını yordamada çeşitli değişkenlere etkilerini MARS analiz yöntemi ile incelemiştir. Fonksiyonel olmayan tutumlar bağımlı değişkeni; aile yapısı, gelir düzeyi, aile ilişkileri, mezun olunan lise türü, okudukları bölüm türü, ek iş yapıp yapmadıkları, geldikleri şehir, yaşları, vücut kitle indeksleri ve not ortalama değişkenleri ise bağımsız değişkenleri oluşturmaktadır. Büyükten küçüğe doğru sırasıyla okunulan bölüm, gelir düzeyi, yaşı, vücut kitle indeksi, mezun olunan lise türü, ek iş yapıp yapmama değişkenleri önemli (modele alınması gerekli) olarak bulunmuştur. Araştırmacı ayrıca karmaşık veri yapısına sahip, öngöründe bulunulması güç ya da imkânsız olan regresyon problemlerinde, bilgisayar teknolojisini de kullanarak hızlı sonuçlar elde eden MARS modelinin kullanımının bir avantaj sağlayacağını ifade etmiştir.

Kayrı (2010), yaptığı bir çalışmada, MARS analiz yöntemini kullanarak öğrencilerin internet bağımlılıklarını incelemiştir. Veri toplama aracı olarak Güneş (2009) tarafından geliştirilen internet bağımlılık ölçeğini kullanmıştır. Çalışmada internet bağımlılık düzeyi bağımlı değişken olarak analize alınırken cinsiyet, yaş, kardeş sayısı, anne ve baba eğitim düzeyi, anne ve baba mesleği, sigara içme durumu, aylık gelir, interneti en çok kullanma amacı ve günlük ortalama internet kullanım süresi ise bağımsız değişkenler olarak analize dâhil edilmiş ve MARS analiz yöntemi uygulanmıştır. Bağımlı değişken üzerinde en etkili değişken olarak internet kullanım amacı ve internet kullanım süresinin olduğu bildirilmiştir. Ayrıca yazar MARS analiz yönteminin performansını incelemek amacıyla elde edilen veriler üzerine bir de sınıflama ve regresyon ağaçları (C&RT) yöntemini uygulayarak MARS ve C&RT analiz yöntemlerini karşılaştırmıştır.

Temel vd. (2010), Regresyon modellerine alternatif bir yaklaşım olarak MARS analiz yöntemini ele aldıkları araştırmalarında MARS modelinin özelliklerini tanımlamayı diğer regresyon yöntemlerine göre avantajlı olduğu durumları açıklamayı amaçlamışlardır. Araştırmalarında kanser ve behçet hastalığı tanısı konmuş hastaların ailelerine; ailelerin psiko-sosyal durumlarını değerlendirmek için aile değerlendirme ölçeği, durumluk-sürekli kaygı ölçeği, öfke, kaygı, mutsuzluk kontrol ölçekleri ve beck depresyon ölçeğini uygulamışlardır. Burada ailelerin depresyon düzeyi bağımlı değişken olup diğer ölçülen özellikler ise bağımsız değişken olarak ele alınıp MARS analiz yöntemi uygulanmıştır. Kurulan modelde değişkenlerden en fazla modele katkısı olup bağımlı değişken üzerinde en etkili bulunan değişkenin durumluk kaygı, en az etkiye sahip olan değişkenin ise yaş olduğu bildirilmiştir. Ayrıca araştırmacılar, çalışmalarının sonuç kısmında MARS'ın avantajlı yönlerine de değinmişlerdir.

Burtan-Doğan ve Toprak (2012), eksik verilere değer atamak amacıyla MARS yöntemini kullandıkları bir araştırma yapmışlardır. Araştırmada anket yoluyla toplanan bir kurumun üyelerinin üye profil verileri içerisinde bulunan eksik verilerin kestirilmesinde MARS yönteminin içi içe değişken tekniği kullanılmıştır. Diğer kayıp veri atama yöntemlerinin dışında, yeni bir yöntem ile kayıp gözlem değerleri tahmin edilmiş ve üye profilleri daha ayrıntılı bir biçimde ortaya konulmuştur.

Oğuz (2014), Erzincan Üniversitesi Kemah Meslek Yüksek Okulu öğrencilerinin akademik başarılarını etkileyen faktörleri MARS yöntemi ile belirlemeyi amaçlamıştır. Bu amaç doğrultusunda cinsiyet, gelir düzeyi, burs, öğrenim durumu, barındığı yer, çalışma durumu, okuyan kardeş sayısı, mezun lise türü, devam ettiği program, YGS tercih sırası, öğrenim türü, yaş ve aile yerleşim yeri gibi değişkenler bağımsız değişken, akademik başarı ise bağımlı değişken olarak ele almıştır. Sonuçta öğrencilerin tercih sıraları değişkeninin bağımlı değişken olan akademik başarı üzerinde en fazla kestirimde bulunduğunu ifade etmiştir. Daha sonra büyükten küçüğe doğru sırasıyla aile yerleşim yeri, öğrenim görülen program, gelir düzeyi ve mezun olunan lise türü katkı sağlayan değişkenler olarak bulmuştur. Yaş, ikamet edilen yer, ek iş durumu, okuyan kardeş sayısı, burs durumu ve öğrenim türü gibi değişkenlerin ise katkı sağlamadıklarını ifade etmiştir.

Tatlıdil ve Demirağ (2014), Türkiye’de yoksulluğun sosyo-ekonomik ve demografik değişkenlerle ilişkilerini Lojistik Regresyon (LR) analiz yöntemi ve MARS analiz Yöntemini kullanarak incelemeye çalışmışlardır. Örneklem gurubu olarak Türkiye genelinde 2009 yılında TÜİK tarafından uygulanan gelir ve yaşam koşulları araştırmasında

toplanan verileri kullanmışlardır. MARS analiz yöntemi ile kurulan model, LR analiz yöntemi ile kurulan modele göre daha iyi bir kestirimde bulunmuştur. Yine MARS analiz yönteminin LR analiz yöntemine oranla daha iyi sınıflama yaptığını bildirmişlerdir.

Sevimli-Saitoğlu (2015), yaptığı çalışmada Türkiye’de gençlerin siyasi görüşlerini etkileyen faktörlerin belirlenmesinde ve yani parti tercihlerinde CART ve MARS yöntemlerini karşılaştırıp, uygulamada hangi yöntemin diğerinden daha yüksek bir sınıflama performansı göstereceğini farklı büyüklükteki öğrenme verisi ve test verisi kullanarak incelemek istemiştir. Örneklem grubunu KONDA isimli araştırma şirketinin 15 yaş üstü, 30 yaş altı genç bireyler ile yaptığı saha çalışmasından almıştır. Genel doğru sınıflama oranlarında C&RT yönteminin sonuçlarının, duyarlılık ve özgüllük ile ROC eğrisi altında kalan alan açısından ise; MARS yönteminin sonuçlarının nispeten daha yüksek olduğunu raporlamıştır. Yine sınırlılığı olarak MARS’ın ikili bağımlı değişkenler için tasarlanmış bir model olduğunu belirtilmiştir ve MARS ile elde edilen analiz sonuçlarının C&RT ile kıyaslanabilmesi için bağımlı değişkenin kategori düzeyini ilk aşamada ikiye indirgeyip sonuçlarını karşılaştırmıştır. İkinci aşamada beş kategori düzeyine sahip bağımlı değişkeni en uygun olan öğrenme ve test verisi büyüklüğüne göre, farklı büyüklükteki örneklem sayıları ile bu kez sadece C&RT yöntemini modellemiş ve sonuçlarını raporlamıştır.

Ko (2003), yaptığı çalışmada sağlık alanında bilgi teknolojilerine yapılan yatırımların verimliliğini çeşitli değişkenler açısından iki veri madenciliği yöntemi ile incelemeye çalışmıştır. Bunlar sınıflama ve regresyon ağacı (C&RT) ve çok değişkenli uyarlanabilir regresyon uzanımları (MARS)’dır. Örneklem verisi olarak daha önceki çalışmalarda kullanılan iki farklı boylamsal veri kümesini kullanmıştır. Araştırmacı her bir veri kümesinden elde edilen sonuçlar ile bilgi teknolojilerine yapılan yatırımların sağlık kurumlarına ait performans üzerindeki etkisini anlamak için, toplamda önemli bir tablo oluşturmuştur. Bu sayede CRT ve MARS yöntemleriyle elde edilen bulguları, diğer bir istatistiksel yöntem olan regresyon analizine ait bulgular ile karşılaştırmıştır. Böylelikle veri madenciliği yöntemlerinin ek bilgiler sunup sunmadığını da belirlemeye çalışmıştır.

Barnett (2004), araştırmasında kişilik ile iş performansı arasındaki ilişkiyi incelemek için MARS analiz yönteminden faydalanmıştır. Araştırmacı bu noktada daha önce yapılmış Hogan kişilik envanteri (HPI)’ni kullanan 49 araştırma üzerine bir meta analiz çalışması yaparak görev ve bağlamsal performans ile ilişkili, doğrusal ve doğrusal olmayan geçerlik katsayılarını elde etmek için korelasyon, karesel ve kübik güç polinomial regresyonu

(quadratic and cubic power polynomial regression) kullanmıştır. Daha sonrasında, güç polinomial regresyonu ile türetilen doğrusal geçerlikleri ve kısmi korelasyonları toplamak için meta-analitik teknikleri kullanmıştır. Devamında çalışma içi anlamlı doğrusal olmayan kişilik-performans ilişkileri, kuadratik ve kübik regresyon sonuçlarındaki beta katsayıları kullanılarak grafiklemiş ve MARS analizlerini ikinci dereceden doğrusal olmayan ilişkilerin ikinci dereceden ve kübik formların ötesinde olasılığını tespit etmek için kullanmıştır. Araştırma kişilik ile iş performansı arasında doğrusal olmayan ilişkilerin varlığını daha derinlemesine inceleyen bir çerçeve sunmaktadır. Araştırmacı mevcut araştırmanın genel sonuçlarını, gelecekteki doğrusal olmayan araştırmalar için yol gösterici olacağını ifade etmiştir.

Leathwick, Elith ve Hastie (2006), veri madenciliği alanında MARS ve GAM analiz yöntemlerini kullanarak 15 çeşit tatlısu balık türünü ve çevreleri ile aralarındaki ilişkiyi analiz etmek için kullanmışlardır. Araştırmada Yeni Zelanda’da faaliyet gösteren tatlısu balıkları veri tabanına kayıtlı 9866 siteye ait kayıtlar çalışma grubunu oluşturmaktadır. Araştırmacılar çevresel değişkenler olarak türlerin fizyolojik ve davranışsal özellikleri ile ilişkili oldukları on altı çevresel belirteci (sıcaklık, rüzgarın hızı, nehir kenarındaki gölge oranı, sahil mesafesi, azami akış eğimi gibi) seçmişlerdir. Araştırmacılar, ekolojik verilerin çoğunluğunun bazı varsayımları sağlayamadığından dolayı analiz edilemediğini, oysaki bu varsayımlara ihtiyaç duymadan MARS’ın çevresel ve toplumsal faktörler arasındaki ilişkileri analiz etmede önemli bir alternatif olduğunu ve çok boyutlu alanda türlerin dağılımlarını açıklayan en ön yargısız çevresel öngörü kümesini tanımlama yeteneğine sahip olduğunu bildirmişlerdir. Daha da önemlisi MARS’ın bunu, türler ve çevreleri arasındaki oldukça değişken olan ve doğrusal olmayan ilişkileri sağlam bir şekilde barındıran istatistiksel teknikler kullanarak başardığını ifade etmişlerdir.

Yu, Digangi, Jannasch-Pennell, & Kaprolet (2008), online eğitim veren bir kurumun öğrencileri ile yaptıkları bir araştırmada veri madenciliği yöntemlerinden sınıflama ağaçları analiz yöntemi (CTA) ile MARS analiz yöntemini kullanarak başarılı ve başarısız öğrencileri ayıran faktörleri ortaya çıkarmayı amaçlamışlardır. Araştırmada yaş, cinsiyet, vatandaşlık, etnik köken, not ortalaması, yaşadığı yer (kampüs-kampüs dışı), bilimsel değerlendirme sınav puanı, bilimsel değerlendirme sözlü puanı, üniversiteye girişte matematik yerleştirme sınav puanı ve bölümü gibi değişkenlere ilişkin veriler kullanılmıştır. Araştırma sonucu genç öğrencilerin ve yetişkin öğrencilerin online derslere karşı ilgileri kıyaslanmış ve yetişkin öğrencilerin gerek evlilik ve çocuk gerekse iş

yoğunluğundan dolayı online derslere daha fazla rağbet etmeleri gerektiği yönünde bir beklentinin aksine genç öğrencilerin online derslere daha fazla rağbet ettikleri sonucuna ulaşmışlardır.

Mina ve Barrios (2009), çalışmalarında Filipinlerde yaşayan ailelerin yoksulluk profillerini belirlemek için çok değişkenli uyarlamalı regresyon uzanımları (MARS) analiz yöntemini ve Lojistik Regresyon (LR) analiz yöntemini kullanmıştır. Örneklem gurubu olarak ülke genelinde çok aşamalı tabakalı örnekleme yöntemi (multi-stage stratified sampling procedure) ile topluluk tabanlı izleme sistemi (Community-Based Monitoring System - CBMS) üzerinde aile gelir-gider anketi (Family Income and Expenditure Survey) uygulanarak elde edilmiştir. Elde edilen veriler üzerinde Lojistik regresyon ve MARS analiz yöntemlerinin tahmin gücü ve sınıflama performansları karşılaştırılmıştır. MARS analiz yönteminin LR analiz yöntemine göre daha yüksek doğrulukla tahminde bulunduğunu ve daha yüksek bir sınıflama performansına sahip olduğunu bildirmişlerdir.

Jones (2010), araştırmasında, öğrencilerin sınıf tepki sistemi teknolojilerini (classroom response systems - CRS) kullanmaları sonucu nasıl etkilendiklerini, MARS analiz yöntemi ile incelemeyi ve bu sayede belirli deneyimlere sahip öğrencilerin profilini belirlemeye çalışmıştır. Araştırmacı, bir üniversitenin enformasyon sistemine giriş bölümünün iki sınıfını kullanarak deney ve kontrol grubunu oluşturduğu yarı deneysel bir desen kullanmıştır. Örnekleme, yaşları 19 ile 50 arasında değişen 100'den fazla öğrenci oluşturmuştur. Bir bölüm CRS teknolojisini kullanarak deney grubunu oluşturmuştur. Bu yarı-deneysel desenden toplanan veriler, öğrenci deneyimlerinin sonuçları, kişilikleri ve algılanan uyum düzeyleri temel alınarak, öğrenci çeşitliliğini profillemeye için bir veri madenciliği tekniği olan Çok Değişkenli Uyarlamalı Regresyon Uzanımları (MARS) modelini kullanmıştır. Elde edilen bulgular otomatikleştirilmiş CRS teknolojisinin hem öğrencilerin kişilik profillerine hem de algılanan uyum seviyelerine dayalı olarak analog tepki sisteminden (analog response systems) daha farklı sonuçlar verdiğini bulmuştur. Ayrıca araştırmacı, çalışmasının kuramsal çerçevesinin, metodolojisinin ve bulgularının hem akademisyenlere hem de uygulayıcılara CRS teknolojisini ve dinamiklerini keşfetmenin yeni yollarını sunacağını ifa etmiştir. CRS çözümlerinin sınıfta veri toplamak için kullanılan bir araçtan daha fazlasını ortaya koyduğuna da dikkat çekmiştir.

Finch vd. (2011), yaptıkları bir çalışmada regresyona alternatif modeller kullanarak hem sosyal bilimlerde çok rastlanılmayan bazı yöntemleri tanıtmak hem de okul öncesi dönem çocuklarının zekâları üzerinde etkisinin olduğunu düşündükleri değişkenleri tahmin etmeyi

amaçlamışlardır. Çalışma grubu okul öncesi dönem çocuklarından oluşmaktadır. Araştırmacılar çalışmalarında öğrenciye ait demografik değişkenlerin Stanford-Binet zekâ ölçeği ile ölçülen zekâ üzerindeki etkisini; sınıflama ve regresyon ağacı (C&RT), MARS, GAM, sinir ağları (NNET) ve artırılmış algoritmalar (BOOSTING) gibi veri madenciliği modellerini kullanarak karşılaştırmalı bir şekilde incelemişlerdir. Sınıflama ve regresyon ağacının öğrencilerin zekâ düzeyleri üzerinde ilişkili olan değişkenleri kestirmede daha doğru sonuçlar verdiğiine değinmişlerdir.

Holden, Finch ve Kelley (2011), yaptıkları bir araştırmada sosyal ve davranış bilimlerinde istatistiksel sınıflamanın yapılmasında en yaygın kullanılan doğrusal diskiriminant analizi (LDA), kuadratik diskiriminant analizi (QDA) ve lojistik regresyon analizi (LRA) gibi geleneksel yöntemler ile genelleştirilmiş toplamsal modeller (GAM), MARS, sınıflama ve regresyon ağaçları (C&RT), yapay sinir ağları (ANN) ve artırılmış algoritmalar (BOOSTING) gibi modern yöntemleri karşılaştırmaya çalışmışlardır. Araştırmada, Monte Carlo simülasyon tekniği ile elde edilen büyük bir veri seti kullanılmıştır. C&RT'nin test edilen tüm yöntemlerin en yüksek sınıflama doğruluğunu verdiğini ifade etmişlerdir.

Lindner (2011)'in çalışması yetişkin eğitimi üzerine olup 1995, 1999, 2001, 2003 ve 2005 yıllarında yapılan Yetişkin Eğitiminde Ulusal Hane Halkı Eğitim araştırmalarına (National Household Education Surveys on Adult Education-NHES) ait analizleri içermektedir. Bu araştırmalar sonucu elde edilen sonuçları karşılaştırmak, bağımsız değişkenlerin özgün kombinasyonlarının zamanla değişip değişmediğini belirlemek ve değişkenler ile öğrenme teorileri arasındaki ilişkileri incelemek için işyerinde öğrenme teorisi kapsamında bağımsız ve bağımlı değişkenleri incelemiştir. Araştırmacı, iş ile ilişkili öğrenme aktivitelerine formal ve informal şekilde katılan bireylerin sosyo-demografik ve mesleki özellikleri arasındaki ilişkilerini incelemek amacıyla; tanımlayıcı, iki değişkenli, binomial ve çokdeğişkenli regresyon uzanımları (MARS) analizlerini kullanmıştır. Analizler sonucu, formal ve informal öğrenim gören bireylerin işle ilişkili (work-related learning) öğrenme sonuçları üzerinde eğitim durumu, cinsiyet, tecrübe, medeni hal, ırk/etnik köken, gelir düzeyi ve coğrafi bölge gibi sosyodemografik özelliklerin istatistiksel olarak anlamlı olduğunu belirtmiştir. Araştırmacı, katılımcıların kariyerleri boyunca ve sonrasında daha yüksek eğitim, öğretim ve gelir düzeyine sahip olmalarının, formal ve informal öğrenme faaliyetlerine katılma olasılıklarını artırdığını ifade etmiştir.

BRT Analiz Yöntemi İle İlgili Araştırmalar

Boosted Decision Trees, Boosted Regression Trees, Gradient Boosting Trees, Gradient boosted Trees, Gradient Boosting Model, Boosting ve Multivariate Additive Regression Trees anahtar kelimeleriyle yapılan alan taramasında birçok alanda çokça çalışmanın olduğu görülmüştür. Yalnız Sosyal bilimler ve eğitim bilimleri alanında bunu söylemek pek de mümkün değildir. Tarama sonucu BRT analiz yöntemi ile ilgili sosyal bilimler ve eğitim bilimleri alanında oldukça az olduğu saptanan yayınlar ile diğer alanlarda yayınlanmış olup kuramsal açıdan önemli görülen yayınlara ait çalışmalara bu kısımda yer verilmiştir. Bu doğrultuda BRT analiz yöntemi için literatür taraması olarak önce Türkçe sonrasında yabancı yayınlara yer vermeye çalışılmıştır. BRT analiz yöntemi gibi arka planda karar ağaçları üzerinde Gradient Boosting algoritmasını kullanan, yalnız ticari kaygılardan dolayı Multiple Additive Regression Trees (MART), TreeNet, Stochastic gradient boosting ve Gradient Boosting decision trees gibi farklı isimlerle de bilinmekte olan (Elith vd., 2006; StatSoft, 2019) yayınlara da bu kısımda yer verilmiştir.

Mazman (2013), yaptığı araştırmada, programlama performansını etkileyen faktörlerin bilişsel tabanlı bireysel farklılıklar temelinde modellenmesini, Boosted Regression Tree (BRT) ve Random Forest (RF) analiz yöntemleri ile tahmin etmeye çalışmıştır. Örnekleme, üç farklı üniversitenin bilgisayar ve öğretim teknolojileri öğretmenliği bölümü ikinci sınıf öğrencilerinden; bağımlı değişkeni bu öğrencilere ait programlama dersi başarı puanlarından oluşmaktadır. Bağımsız değişkenleri ise cinsiyet, üniversite, ön deneyim, öz yeterlik algısı, zihinsel döndürme, uzamsal yönelim, görsel-uzamsal bellek, sözel bellek ve programlamaya ilişkin öz yeterlik algısı gibi değişkenlerden oluşmaktadır. Yazar anlamlı bulunan değişkenlerin her iki analiz yönteminde de aynı olduğunu fakat kullandıkları algoritmaların farklı olmasından dolayı önem düzeylerinin farklılık taşıdığını belirtmiştir.

Evirgen (2016), araştırmasında, Türkçe tweetlerin duygu analizini veri madenciliği yöntemleri ile yapmaya çalışarak bu alanda bir başlangıç noktası olmasını amaçlamış ve bir çerçeve öneride bulunmuştur. Bunun içinde tweeterde yer alan duyarlılıkların sınıflandırılmasında, yetenekleri farklı veri madenciliği yöntemleri olan Destek Vektör Makineleri, Rasgele Ormanlar, Boosting, Maksimum Entropi ve Yapay Sinir Ağları gibi yöntemleri karşılaştırmaya çalışmıştır. Araştırmacı, çalışma grubunu bazı markalarla (brands) ilgili atılan tüm tweetleri, Tweeter ve Java programlama dili bürosundan izin alarak toplamıştır. Kullandığı beş yöntem sonucu %55'e varan tahmin doğruluk oranına sahip, çok pozitif, pozitif, nötr, negatif ve çok olumsuz şeklinde duyguları sınıflandırmıştır.

Araştırmacı analizleri sonucunda, en doğru sınıflama yöntemi olarak Random Forest algoritmasının, en düşük sınıflama yöntemi olarak Boosting algoritmasının olduğunu belirtmiştir.

Kalabalık (2016), çalışmasında telekomikasyon sektöründe müşterilerin ayrılma yönlerini Ensemble (Topluluk) sınıflama yöntemleri olan Bagging, Boosting ve Random Forest analiz yöntemlerini kullanarak sınıflama sonuçlarını değerlendirmeyi ve bu yöntemlerin performanslarını karşılaştırmayı amaçlamıştır. Örneklemin, hali hazırda Kaliforniya üniversitesi bilgi ve bilgisayar bilimleri bölümünde yer alan Irvine şehrinde yaşayan 3332 müşteriye ait verilerden oluştuğunu belirtmiştir. Sınıflama kriterleri olarak doğruluk, duyarlılık, kesinlik, f-istatistiği gibi oranlar ile ROC eğrisi altında kalan alan, MMC (Matthews's correlation coefficient) katsayısı ve Kappa istatistiği gibi değerleri kullanmıştır. Uyguladığı üç yöntem arasından Boosting'in J48 karar ağacı yöntemi üzerinde en iyi sonucun elde edildiğini belirten yazar, temel öğrenen olarak herhangi bir yöntem kullanmadan uygulanan Random forest'in de iyi bir sınıflama sonucu verdiğini belirtmiştir. Araştırmacı elde ettiği sonuçlar ışığında, iyi bir temel öğreniciye sahip olan Ensemble (Topluluk) yöntemlerinin karma sınıflamalarda etkili olabileceğini bildirmiştir.

Karaoğlu (2018), araştırmasında lisans yerleştirme sınavında yerleşme başarısının karar ağaçlarına göre Bagging ve Boosting yöntemleriyle sınıflandırılmasını ele almıştır. Türkiye'nin 81 ilinden 2010-2013 yılları arasında Yükseköğretime Giriş Sınavı'na (YGS) girip belirli bir puanı alarak Lisans Yerleştirme Sınavı'na (LYS) girmeye hak kazanan öğrencilere ait puanları ÖSYM'den ve çeşitli demografik bilgileri de Türkiye İstatistik Kurumundan (TÜİK) alarak Topluluk (Ensemble) modellerinden olan Bagging ve Boosting yöntemleri ile bu öğrencileri sınıflamayı amaçlamıştır. Analizleri sonucu Doğu Anadolu'da yer alan illerin birbirleriyle Marmara, Batı Ege ve Batı Akdeniz bölgelerinde yer alan illerin ise birbirleriyle ve İç Anadolu, Orta ve Doğu Karadeniz'de yer alan iller ile Gaziantep, Elazığ ve Malatya illerinin birbirleriyle benzerlik gösterdiğini bulmuştur. Araştırmacı, araştırmanın sonunda Bagging ve Boosting yöntemlerinin sınıflama performanslarını karşılaştırarak kümeleme analizi ile yapılan sınıflama sonucuyla kıyaslamış ve Bagging ile Boosting yöntemlerinin hatayı düşürmede iyi bir performans sergilediğini rapor etmiştir.

Elish, M. O. ve Elish (2009), araştırmalarında, nesneye yönelik yazılımın sürdürülebilirliğini tahmin etmek üzere TreeNet analiz yöntemini kullanmayı amaçlamışlardır. Araştırmacılar yazılımın bakımını daha iyi yönetmek ve

sürdürülebilirliğini doğru şekilde tahmin edilebilmek için TreeNet analiz yöntemini kullanarak bu yöntemin performansını diğer veri madenciliği yöntemlerinden MARS, MLR, SVM, ANN ve RT ile karşılaştırmışlardır. Araştırmacılar örneklem olarak Li ve Henry (1993) tarafından yayınlanmış UIMS ve QUES isimli nesne yönelimli bakım veri setlerini kullanmışlardır. Sonuç olarak TreeNet'in her iki veri setinde de yeterli tahmin doğruluğunu sağladığı ve en yüksek MMRE (mean magnitude of relative error) değerini verdiğini belirtmişlerdir. Bu nedenle araştırmacılara göre TreeNet, nesne yönelimli yazılımın sürdürülebilirliğini tahmin etmedeki etkililiğini ortaya koyduğunu ve böylece yazılımın kalitesinin tahmini çerçevesine yararlı ve pratik bir katkı sağladığını ileri sürmüşlerdir.

Yu vd. (2017), yaptıkları bir çalışmada, ABD'de obezite sınıfında bulunan bireyler arasında ırksal (siyah-beyaz) açıdan bir dengesizliğin varlığını araştırmak üzere Genelleştirilmiş doğrusal modellerden (GLM) elde edilen sonuçlar ile Çok Değişkenli Toplamsal Regresyon Ağaçlarından (MART) elde edilen sonuçları karşılaştırmışlardır. Araştırma verileri, ABD'de yaşayan ve ulusal sağlık ve beslenme inceleme anketine katılan obez bireylerden oluşmaktadır. Sonuç olarak hem bireysel hem de coğrafi olarak tanımlanmış faktörlerin, obezite üzerinde ırksal açıdan fark oluşturduğunu bulmuşlardır. Aynı çalışmada MART analiz yönteminin GLM analiz yöntemine göre obezite üzerinde ırksal açıdan kaynaklanan farkın daha büyük bir bölümünü açıklamasından dolayı daha iyi bir performans sergilediğini belirtmişlerdir.

Deconinck ve vd. (2008), yaptıkları bir çalışmada, ilaçların ve ilaç benzeri moleküllerin kandan beyin sıvısına geçişini yavaşlatan damar iç çeperinin oluşturduğu bariyer; kan beyin bariyerinin (blood brain barrier-BBB) geçişini modellemek için BRT ve MARS analiz yöntemlerini kullanmışlardır. Bu çalışma, MARS ve BRT analiz yöntemlerini ele alması itibarıyla bu araştırmayla benzerlik gösterdiğinden burada yer verilmiştir. Veri seti olarak yapılandırılmış bilgi tabanından 299 yapısal ve çeşitli farmakolojik ilaçlar için BBB geçiş değerlerini içeren veri seti kullanılmıştır. Model olarak BRT ve MARS'ın yanı sıra iki aşamalı yaklaşımlarda adimsal çoklu doğrusal regresyon (MLR) ve kısmi en küçük kareler (PLS) regresyonu ile bunların sırasıyla kombinasyonları kullanılarak oluşturulmuştur. En iyi modelleri ya adimsal MLR ya da PLS ile MARS'ın kombinasyonları kullanılarak elde etmişlerdir. Araştırmacılar, bir doğrusal modelleme tekniği ile doğrusal olmayan modelleme tekniğinin kombinasyonun kullanılmasında, tek başına doğrusal ve doğrusal olmayan modellere kıyasla bazı gelişmiş özelliklerle

sonuçlandığını ifade etmiştir. Böyle bir kombinasyon kullanımının uygun olduğu zaman, BRT analiz yönteminin bazı ciddi eksiklikleri nedeniyle MARS analiz yöntemini kullanarak oluşturulan kombinasyonların tercih edilmesi gerektiğini belirtmiştir.

Yukarıda MARS ve BRT analiz yöntemlerinin gerek yordama/tahmin güçleri gerekse sınıflama performansları açısından karşılaştırıldığı araştırmalara yer verilmiştir. Bazı araştırmalarda MARS'ın tahmin gücü daha başarılı bulunurken (Barnett, 2004; Tatlıdil & Demirağ, 2014) bazı araştırmalarda BRT'nin sınıflama başarısı üstün gelmektedir (Elish, M. O. & Elish, 2009). Yine benzer araştırmalarda başka istatistiksel yöntemlerin MARS ve BRT analiz yöntemlerinden daha iyi tahminde bulunduğu ve daha başarılı performans sergilediği görülmektedir. Her istatistiksel analiz yöntemi, aynı veri seti üzerinde birbirine yakında olsa farklı sonuçlar verebilir. Bunun nedenleri arasında bu analizlerin arka planda kullandıkları algoritmaların farklılaşması ve incelenen veri setinin yapısından kaynaklı olabilir. Dolayısıyla her yöntemin başarılı yönleri olduğu gibi, belli sınırlılıkları ve zayıf noktaları da söz konusudur. Örneğin MARS ve BRT analiz yöntemlerinin çok düşük veri setleriyle diğer yöntemlere karşı başarılı sonuçlar vermediği literatürde (Oğuz, 2014; Öztürk, 2012; Sevimli, 2009) rapor edilmiştir. Yine MARS analiz yönteminin, sadece iki kategorili bağımlı değişkene sahip olan veri setlerini inceleyebilmesi başka bir sınırlılığı olarak rapor (Sevimli, 2009) edilmiştir. Dahası arka planda bagging (torbalama) algoritmasını kullanan Random Forest analiz yöntemi bazı araştırmalarda boosting algoritmasını kullanan BRT analiz yöntemine göre daha yüksek değerler üretmiştir. Tüm eksiklikleri ve üstünlükleri dikkate alınarak, bu çalışmada MARS ve BRT analiz yöntemlerine ilişkin bulgular elde edilmiş ve sonuçlar bu doğrultuda tartışılmıştır.

BÖLÜM III

YÖNTEM

Bu bölümde araştırmanın modeli, çalışma grubu, verilerin elde edilmesi, veri setine ait önsel işlemler ve verilerin analizi üzerinde durulacaktır.

Araştırmanın Modeli

ABİDE 2016 çalışmasında 8. sınıf öğrencilerinin fen başarılarını etkileyen öğrenci, aile ve okula ilişkin çeşitli faktörlerin, başarı ile olası ilişkilerini incelemek amacıyla gerçekleştirilen bu araştırma, genel tarama yöntemlerinden ilişkisel tarama modelinde bir araştırmadır. Tarama modelleri, geçmişte ya da halen var olan bir durumu olduğu şekliyle betimlemeyi amaçlayan araştırma yaklaşımlarıdır. Genel tarama modeli, çok sayıda elemandan oluşan bir evrende, evren hakkında genel bir yargıya varmak amacıyla evrenin tümü ya da evrenden alınacak bir grup üzerinde yapılan tarama düzenlemeleridir. Araştırmaya konu olan durum, kendi koşulları içinde ve olduğu gibi tanımlanmaya çalışılır (Karasar, 2009). Yine bu araştırma, eğitim alanında kullanılan yöntemlere bir yenisini eklemeyi amaçladığından, aynı zamanda temel araştırma modelinde bir çalışmadır (Çepni, 2010).

Çalışma Grubu

ABİDE 2016 çalışması Türkiye'deki tüm 8. sınıf öğrencilerinden okul türüne bakılmaksızın hali hazırda öğrenim görenler arasından MEB tarafından; okul türü (devlet-özel), öğrenim şekli (ikili-tekli, yatılı-gündüzlü), okulun bulunduğu yerleşim birimi (kent-kır) ve bağlı bulunduğu genel müdürlük faktörleri dikkate alınarak tabakalı seçkisiz

örnekleme yöntemi ile seçilmiştir. ABİDE 2016 çalışması 8. sınıf öğrencilerine yönelik Türkçe, matematik, fen ve sosyal bilimler alanında hazırlanan başarı testlerinden oluşmaktadır. Aynı zamanda öğrencilerin, branş öğretmenlerinin ve okul yöneticilerinin katıldığı anketler ve bunlara ait demografik bilgileri de içermektedir. ABİDE 2016 verilerini esas alan bu çalışma, 8. sınıf öğrencileri içerisinde 33590 öğrencinin katıldığı fen başarı testi üzerine odaklanmıştır. Bununla beraber 33590 öğrenci, 1420 fen bilgisi öğretmeni ve 1280 okul yöneticisinin cevapladığı farklı anket verilerinden faydalanılmıştır.

Her bir öğretmen ve okul yöneticisi için ayrı anketlerle toplanan veriler, istatistiksel programlar yardımıyla öğrenciler temelinde birleştirme işlemi gerçekleştirilmiştir. Yani her bir fen bilimleri öğretmenin bünyesinde olan öğrenciler ile her bir okul yöneticisinin bünyesinde olan fen bilimleri öğretmenleri birleştirilmiştir. Dolayısıyla öğrenciler temelinde öğretmenler ve öğretmenler temelinde yöneticiler olmak üzere veri seti birleştirilmiştir. Sonuç olarak 1420 fen bilgisi öğretmeni ile 1280 okul yöneticisi 33590 öğrenciye dağıtılarak veri birleştirme işlemi gerçekleştirilmiştir.

Analiz sürecine başlamadan önce kayıp veriler için atama yapmak üzere, cinsiyet ya da anne baba mesleği gibi demografik değişkenlerde yer alan kayıp veriler için silme, likert tipi yapıya sahip olan ölçeklerde yer alan kayıp veriler için toplamda %5 değerinin altında kayıp veri muhteva ettiklerinden dolayı değer atama yöntemi gerçekleştirilmiştir. Bu doğrultuda ilk önce okul yöneticilerine, daha sonra fen bilgisi öğretmenlerine ve en sonunda da öğrencilere ait demografik verilerden eksik olanlar silinmiştir. Yine sırasıyla okul yöneticilerine, fen öğretmenlerine ve öğrencilere ait anketlerde yer alan kayıp verilere SPSS 21 istatistiksel paket programı yardımıyla regresyonla değer atama yöntemi gerçekleştirilmiştir. Bu yöntem, iki adımda gerçekleşmektedir. İlk adımda kayıp verileri tüm verilerden kestiren bir dizi regresyon denklemi tahmin edilmektedir. İkinci adımda ise kayıp değerler için öngörülen değerler üretilmektedir. Bu kestirilen puanlar ile kayıp değerler doldurulmakta ve eksiksiz bir veri seti elde edilmektedir (Enders, 2010). Her bir okul yöneticisine ait verilerin kayıp veriden dolayı silinmesi demek, o okulda bulunan öğretmen ve öğrencilerinde çalışma grubundan çıkarılması anlamına gelmektedir. Yine kayıp veriden dolayı her bir öğretmene ait verinin silinmesi öğrencilerinin de çalışma grubundan çıkarılması anlamına gelmektedir. Kayıp veri silme/atama işlemleri sonucunda fen bilgisi öğretmenlerinin ve okul yöneticilerinin verilerini de barındıran 14868 öğrenciye ait veri elde edilmiştir. ABİDE uygulamasında öğrenciler başarı puanları bazında “temel altı, temel, orta, orta üstü ve ileri” olmak üzere 5 seviyede sınıflandırılmaktadır. Bu

çalışmada ise temel altı ve temel seviye de yer alan öğrenciler “başarısız” kategorisinde, orta üstü ve ileri seviye de yer alan öğrenciler de “başarılı” kategorisinde sınıflandırıldığı toplam 10407 öğrenci veri setini oluşturmaktadır. Bunun da kullandığımız veri madenciliği yöntemleri için yeterli büyüklükte bir veri seti olduğu düşünülmektedir.

Verilerin elde edilmesi

ABİDE çalışması ilk defa 2015 yılında Ankara’da tesadüfi olarak belirlenen 26 ortaokul, 5000 öğrenci, 300 branş öğretmeni ve 26 okul yöneticisinin katılımı ile pilot uygulama olarak gerçekleştirilmiştir. Daha sonra 2016 yılında tüm ülke genelinde seçkisiz örnekleme yöntemi ile seçilen okullarda uygulanmıştır. Uygulama kapsamında elde edilen veri setlerinden Fen Bilimleri Başarı Testi, öğrenci, öğretmen ve okul anketi ile toplanmış veriler kullanılmıştır.

Fen Bilimleri Başarı Testi

ABİDE uygulaması kapsamında dört dersin konularına ilişkin başarı testleri uygulanmıştır. Her ders için hazırlanan testler 20 madde olup maddelerin yarısı çoktan seçmeli, diğer yarısı da açık uçlu maddelerden oluşmaktadır. ABİDE uygulaması kapsamında açık uçlu ve çoktan seçmeli maddelerin hazırlanması için eğitimcileri akademisyenlerden oluşan “Açık Uçlu ve Çoktan Seçmeli Soru Yazma” eğitimi verilmiştir. Sonrasında akademisyenlerin ve alan uzmanlarının katılımıyla öğretim programından yararlanarak ve beceriler dikkate alınarak farklı madde türlerinin (çoktan seçmeli ve açık uçlu) kullanıldığı başarı testleri geliştirilmiştir. Geliştirilen başarı testleri ölçme ve değerlendirme uzmanları ve dil uzmanları tarafından da gözden geçirilerek son halini almıştır. En sonunda geliştirilen maddeler pilot uygulama ile denenmiş ve madde istatistikleri incelenmiştir. Fen Bilimleri Başarı Testinde alınacak başarı puanları için standart belirleme çalışması sonucu elde edilen yeterlik düzeyleri ve puan karşılıkları Tablo 2’de yer almaktadır (ABİDE 8. Sınıflar Raporu, 2017).

Tablo 2

Fen Bilimleri Yeterlik Düzeyleri ve Puan Karşılıkları

Yeterlik Düzeyi	Puan Karşılığı
Temel altı	326,72'den düşük
Temel	326,72 dâhil olmak üzere 437,80'e kadar
Orta	437,80 dâhil olmak üzere 518,20'ye kadar
Orta üstü	518,20 dâhil olmak üzere 571,50'ye kadar
İleri	571,50 ve üzeri

ABİDE 8. Sınıflar Raporu, (2017). *Akademik becerilerin izlenmesi ve değerlendirilmesi 8. sınıflar raporu*. Milli Eğitim Bakanlığı Ölçme Değerlendirme ve Sınav Hizmetleri Genel Müdürlüğü, Ankara.

Tablo 2'de görüldüğü üzere Fen Bilimleri Başarı Testi'nden 326,72'den düşük puan alan öğrenciler temel altı yeterlik düzeyinde, 326,72'den 437,80'e kadarki aralıkta puan alan öğrenciler temel yeterlik düzeyinde, 437,80'den 518,20'ye kadarki aralıkta puan alan öğrenciler orta yeterlik düzeyinde, 518,20'den 571,50'ye kadarki aralıkta puan alan öğrenciler orta üstü yeterlik düzeyinde ve 517,50'den yüksek puan alan öğrenciler ileri yeterlik düzeyinde sınıflandırılmıştır.

Öğrenci Öğretmen ve Okul Anketleri

ABİDE uygulaması ile öğrencilerin başarıları üzerinde ilişkili olduğu düşünülen faktörlerin belirlenebilmesi adına, başarı testlerinin yanı sıra öğrenci, öğretmen ve okul anketleri hazırlanmıştır. Okul anketi uygulamaya katılan okulların okul müdürlerine, öğretmen anketi uygulamaya katılan okullardaki Türkçe, matematik, fen bilimleri ve sosyal bilimler dersleri öğretmenlerine ve öğrenci anketi uygulamaya katılan okullardaki 8. Sınıf öğrencilerine uygulanmıştır.

Anketlerin taslak halinin hazırlanmasında farklı sosyo-ekonomik düzeyde bulunan okullardaki öğrenci, öğretmen ve okul yöneticilerine ait kompozisyonlardan yararlanılmıştır. Sonrasında literatür taramasından ve PISA, TIMSS gibi uluslararası uygulamalarda kullanılan anketlerden yararlanılmıştır. En sonunda ise uzman görüşü alınarak anketlere son şekli verilmiştir (ABİDE 8. Sınıflar Raporu, 2017). Aşağıda öğrenci, öğretmen ve okul anketlerine ilişkin genel bilgilere değinilmiştir.

Öğrenci Anketi'nde öğrencilerin ev, okul ve sosyal çevre yaşantılarına, demografik bilgilerine, eğitsel kaynaklarına, okula yönelik tutumlarına, akran zorbalığına, ebeveyn yaklaşımına ve öğrencilerin derslere verdiği değere kadar birçok konuya yönelik maddeler yer almaktadır. Öğrenci anketinin içeriğine ilişkin genel bilgiler Tablo 3'teki gibidir.

Tablo 3

ABİDE Öğrenci Anketi İçeriği

Anket Konu Başlığı	Konu içeriği
Kişisel Bilgiler	Öğrencilerin kendileri, ailesi, yaşadıkları çevre ve okul yaşantılarıyla ilgili bilgileri kapsamaktadır.
Okulunuz ve Okulunuz Hakkındaki Düşünceleriniz	Öğrencilerin okulları hakkındaki genel bilgileri ve okulları hakkındaki düşüncelerini kapsamaktadır.
Ödevleriniz ve Dönem Sonu Başarılarınızın Belirlenmesine İlişkin Görüşleriniz	Öğrencilerin okulda verilen ödevler ve yapılan ölçme değerlendirme uygulamaları hakkındaki görüş ve düşüncelerini kapsamaktadır.
Okulunuzda Matematik Dersi Hakkındaki Görüşleriniz	Öğrencilerin okullarında almış oldukları matematik dersi hakkındaki görüş ve düşüncelerini kapsamaktadır.
Okulunuzda Fen bilimleri Dersi Hakkındaki Görüşleriniz	Öğrencilerin okullarında almış oldukları fen bilimleri dersi hakkındaki görüş ve düşüncelerini kapsamaktadır.
Okulunuzda Türkçe Dersi Hakkındaki Görüşleriniz	Öğrencilerin okullarında almış oldukları Türkçe dersi hakkındaki görüş ve düşüncelerini kapsamaktadır.
Okulunuzda Sosyal Bilgiler Dersi Hakkındaki Görüşleriniz	Öğrencilerin okullarında almış oldukları Sosyal Bilgiler dersi hakkındaki görüş ve düşüncelerini kapsamaktadır.
Okulunuzda Eğitim-Öğretim	Öğrencilerin okullarındaki eğitim-öğretim ortamı ve öğretmenleri hakkındaki görüşleri ve düşüncelerini kapsamaktadır.

ABİDE 8. Sınıflar Raporu, (2017). *Akademik becerilerin izlenmesi ve değerlendirilmesi 8. sınıflar raporu*. Milli Eğitim Bakanlığı Ölçme Değerlendirme ve Sınav Hizmetleri Genel Müdürlüğü, Ankara.

Tablo 3'te öğrenci anketinin içeriğine ilişkin genel bilgiler yer almaktadır. Bu araştırmada öğrenci anketinin tamamı incelendikten sonra öğrencilere ve fen bilimleri dersine yönelik ele alınan anket maddelerinin tümü Ek 8'de sunulmuştur.

Öğretmen Anketi'nde fen bilimleri, sosyal bilimler, matematik ve Türkçe olmak üzere dört bölüm yer almaktadır. Her birinde de öğretmenlere yönelik demografik bilgiler, derse hazırlık, öz yeterlik, mesleki gelişim ve mesleki doyuma ilişkin maddeler yer almaktadır. Öğretmen anketinin içeriğine ilişkin genel bilgiler Tablo 4'teki gibidir.

Tablo 4

ABİDE Öğretmen Anketi İçeriği

Anket Konu Başlığı	Konu içeriği
Kişisel Bilgiler	Öğretmenlerin kendileri, eğitim yaşantıları ve meslek kariyerleri ilgili bilgileri kapsamaktadır.
Mesleki Gelişim	Öğretmenlerin mesleki gelişimlerine katkı sağlayan etkinliklere katılım durumları hakkındaki bilgileri kapsamaktadır.
Akademik Başarıda Okulun Önemi	Öğretmenlerin görev yaptıkları okullarda eğitim başarısını etkileyen faktörler hakkındaki görüş ve düşüncelerini kapsamaktadır.
Öğretmenlik Mesleği	Öğretmenlerin öğretmenlik mesleği hakkındaki görüş ve düşüncelerini kapsamaktadır.

ABİDE 8. Sınıflar Raporu, (2017). *Akademik becerilerin izlenmesi ve değerlendirilmesi 8. sınıflar raporu*. Milli Eğitim Bakanlığı Ölçme Değerlendirme ve Sınav Hizmetleri Genel Müdürlüğü, Ankara.

Tablo 4'te öğretmen anketinin içeriğine ilişkin genel bilgiler yer almaktadır. Bu araştırmada öğretmen anketinin tamamı incelendikten sonra öğretmenlere ve fen bilimleri dersine yönelik ele alınan anket maddelerinin tümü Ek 9'da sunulmuştur.

Okul Anketi, okul yöneticilerine yöneltilen anket maddelerinden oluşmaktadır. Okulun türü, idari biçimi, coğrafi ve ekonomik konumu, güvenliği ve yöneticilerin demografik bilgileri gibi maddeler yer almaktadır. Okul anketinin içeriğine ilişkin genel bilgiler Tablo 5'teki gibidir.

Tablo 5

ABİDE Okul Anketi İçeriği

Anket Konu Başlığı	Konu içeriği
Kişisel Bilgiler	Okul yöneticilerinin kendileri, eğitim yaşantıları ve meslek kariyerleri ilgili bilgileri kapsamaktadır.
Okulunuz Hakkında	Okullar hakkındaki genel bilgileri kapsamaktadır.
Kaynaklar ve Teknoloji	Okul yöneticilerinin okullarında eğitim-öğretim için mevcut olan veya ihtiyaç duydukları kaynaklar hakkındaki görüşlerini kapsamaktadır.
Okulunuzda Eğitim-Öğretim	Okul yöneticilerinin okullarında verilen eğitim-öğretim hakkındaki görüş ve önerilerini kapsamaktadır.

ABİDE 8. Sınıflar Raporu, (2017). *Akademik becerilerin izlenmesi ve değerlendirilmesi 8. sınıflar raporu*. Milli Eğitim Bakanlığı Ölçme Değerlendirme ve Sınav Hizmetleri Genel Müdürlüğü, Ankara.

Tablo 5'te okul anketinin içeriğine ilişkin genel bilgiler yer almaktadır. Bu araştırmada okul anketinin tamamı incelendikten sonra okula ve yöneticilere yönelik ele alınan anket maddelerinin tümü Ek 10'da sunulmuştur.

Veri Setine Ait Önsel İşlemler

Bu kısımda sırasıyla veri setine ait varsayımların sınanması, ölçümlerin geçerliği ve ölçümlerin güvenilirliği başlıkları yer almaktadır.

Veri Setine Ait Varsayımların Sınanması

İstatistiksel analiz yöntemleri en genelinde parametrik ve non-parametrik yöntemler olarak ikiye ayrılır. Veri setine uygulanacak analiz yönteminin parametrik ya da non-parametrik olarak seçimine aşağıdaki varsayımların sınanması sonrasında karar verilir (Büyüköztürk 2011; Özdamar 2013; Shavelson 2016). Bu varsayımlar;

- ✓ Bağımlı değişken normal dağılım sergilemesi (Normallik)
- ✓ Bağımlı değişkenin varyansının bağımsız değişkenin her türlü olası kombinasyonunda eşit olması (varyansların homojenliği)
- ✓ Bütün bağımsız değişkenler sabit tutulduğunda, bağımlı değişken ile her bir bağımsız değişken arasındaki ilişkinin doğrusallığı (Doğrusallık)
- ✓ Bağımsız değişkenlerin hatasız ölçülmüş olması ve aralarında çoklu doğrusal bağımlılığın (Multicollinearity) bulunmaması şeklindedir.

Varsayımların sağlandığı durumlarda parametrik sağlanmadığı durumlarda non-parametrik istatistiksel yöntemler uygulanır (Shavelson, 2016). Siegel (1956) parametrik yöntemlerin sadece normal dağılım varsayımı altında geçerli olan testler olduğunu ve dağılımın normal olmadığı bir durumda uygulanması sonucu, gerçekte olduğundan çok daha farklı değer ve güven aralığı hesaplanacağını belirtmiştir. Böyle bir durum yapılan araştırmanın sonuçlarının da yanlış olmasına sebep olur (Karagöz, 2014). Bu varsayımların sağlanamadığı veri setleri üzerinde, çeşitli analiz yöntemlerinin kullanılamaması bir sınırlılık olarak karşımıza çıkmaktadır (Yolsal, 2017).

Veri setine ait varsayımların sınanması adına; bağımlı değişkenin normal dağılım gösterip göstermediği Kolmogorov-Smirnov testi ile test edilmiştir. Kolmogorov-Smirnov test

değeri için elde edilen değer anlamlılık seviyesinden ($p>0,05$) büyükse normal dağılım gösterdiği ($p<0,05$) küçükse normal dağılım göstermediğine işaret eder. Tablo 6’da görüldüğü üzere kategorik hale dönüştürülmeden önce sürekli olan bağımlı değişkene ilişkin Kolmogorov-Smirnov testi sonucu anlamlılık değeri ($p<0,05$) küçük olduğu görülmüştür.

Tablo 6

Bağımlı değişkene ilişkin Normallik Testi

	Kolmogorov-Smirnov		
	Statistic	df	p
Fen Başarısı	0,023	14868	0,000

Ayrıca çarpıklık ve basıklık değerlerine bakılmıştır. Çarpıklık ve basıklık katsayılarının standart hatalarına bölünmeleri sonucu elde edilen -11,85 ile +15,67 değerlerinin de $\pm 1,96$ (Kalaycı, 2010) arasında yer almadığı görülmüştür. Bu bağlamda yine bağımlı değişkenin normal dağılım göstermediği varsayılmıştır.

Diğer bir varsayım olan varyansların homojenliği için levene testi sonuçlarından yararlanılmıştır. Levene testi değeri için elde edilen değer anlamlılık seviyesinden ($p>0,05$) büyükse varyansların homojenliğinin sağlandığı ($p<0,05$) küçükse varyansların homojenliğinin sağlanmadığına işaret eder. Tüm değişkenlere ilişkin levene testine ait değerler Ek 3’te tablo halinde verilmiştir. Veri setine ilişkin elde edilen levene istatistik test değerleri anlamlılık seviyesinden ($p<0,05$) küçük olarak elde edilmiş olup varyansların homojenliği sayıltısının sağlanmadığı görülmüştür.

Doğrusallığa ilişkin bağımlı değişken ile bağımsız değişkenlerin arasındaki korelasyonel ilişkiye, Standardize edilmiş artık değerler grafiğine (Ek 4’te) ve değişkenlerin saçılım grafiklerine (Ek 5’te) bakılmıştır. Standardize edilmiş artık değerlerde bazı değişkenler eğrisel bir örüntü oluşturma eğiliminde olup saçılım grafiğinde ise birçok değişkenin bağımlı değişken ile elips bir yapı sergilemediği izlenmiştir. Bir başka deyişle birçok değişkene ait noktalar sıfır çizgisi etrafında elips şeklinde kümelenmemiş, doğrunun altında ve üstünde yaklaşık aynı uzaklıkta saçılmamıştır.

Bağımsız değişkenlerin kendi arasında yüksek düzeyde korelasyona sahip olması çoklu bağlantı problemi olarak karşımıza çıkmaktadır. Tolerance değeri 0,20’den daha düşük ve VIF değerlerinin 10’dan daha yüksek çıkması durumunda çoklu bağlantı probleminin olduğuna işarettir (Büyüköztürk, 2011; Kalaycı, 2010; Özdamar, 2013). Sürekli ve kategorik (kategorik değişkenlerin her bir alt kategorisi dummy değişken olarak

kodlanarak) deęişkenlere ilişkin VIF ve Tolerance deęerleri Ek 6'da tablo halinde verilmiřtir. Tablo deęerlerine bakıldığında veri setinde çoklu baęlantı probleminin olmadığı saptanmıştır.

ABİDE 2016 veri seti üzerinde varsayımların sınanmasına ihtiyaç duyulmasının sebebi veri setinin parametrik yöntemlerin varsayımlarını sergileyip sergilemediğini ortaya koyabilmek içindir. ABİDE 2016 veri setinde normallik, doğrusallık ve homojenlik varsayımlarının sağlanmadığı, çoklu baęlantı probleminin ise olmadığı görölmüřtür. Bu sonuçlar doğrultusunda veri seti parametrik istatistiksel yöntemler için uygun olmayıp, non-parametrik istatistiksel yöntemler için uygundur. Tüm işlemler veri setine üzerinde gerekli varsayımların sınanması için yapılmıştır. MARS ve BRT analiz yöntemi için veri setine ilişkin bir varsayım sınanmasına ihtiyaç yoktur.

Ölçümlerin Geçerlięi

Ulusal ve uluslararası düzeyde uygulanan sınavların sonuçları doğrultusunda özelde öğrenciler, öğretmenler ve okullar genelde ise ülke yönetimleri güçlü ve zayıf yönlerini görebilmekte ve deęerlendirebilmektedir. Özellikle ülke yönetimleri sonuçlar ile eğitim faaliyetlerine yön verebilmekte, eğitim politikalarını gözden geçirebilmekte ve eğitim sistemleri üzerinde iyileřtirme yapabilmekte ya da tedbirler alabilmektedir. Dolayısıyla bu sonuçlara yönelik alınan kararlar ve yapılan düzenlemeler birçok kiři, aile ve kurum için oldukça önemli olduğundan ölçümlerin geçerlięinin ve güvenilirlięinin sağlanması gerekmektedir.

Bu arařtırmada ölçümlerin geçerlięiyle ilgili kanıt elde etmek için faktör analizi yöntemlerine başvurulmuřtur. ABİDE 2016 veri setini seçkisiz bir řekilde ikiye bölerek ilk kısmına yapıyı ortaya koymak için açımlayıcı faktör analizi, ikinci kısmına ise bu yapıyı test etmek için doğrulayıcı faktör analizi uygulanmıştır. Aynı analiz, aynı madde takımında temelde yer alan yapının ne olduğunu belirlemek (açımlayıcı) için ya da önceki çözümsel sonuçların (doęrulayıcı) temelinde tahmin edilen ilişki örüntüsünü doęrulamak için kullanılabilir (DeVellis, 2014; Çev. Edt; Totan). Ařağıda faktör analizi sürecinde yapının ne olduğunu belirlemek ve ilişki örüntüsünü doęrulamak için izlenen süreç ile elde edilen sonuçlar sırasıyla paylaşılmıştır.

Açımlayıcı Faktör Analizi

Çalışmada ele alınan öğrencilere ilişkin (okula aitlik, akran zorbalığı, ebeveyn yaklaşımı, hoşlanma, öz yeterlik algısı, derse verilen değer, öğretmenin öğretimsel etkinlikleri), öğretmenlere ilişkin (mesleki gelişim, mesleki doyum, öğretmenin derse hazırlığı, öz yeterlik, genel öğretimsel etkinlikler, kapsamlı öğretimsel etkinlikler) ve okul yöneticilerine ilişkin (yöneticilerin öğrenci odaklı okul iklim algısı, yöneticilerin öğretmen odaklı okul iklim algısı) özelliklerin ölçümlerine ait faktör yapılarını incelemek üzere SPSS 21 istatistiksel paket programı ile açımlayıcı faktör analizi (AFA) yapılmıştır. Analiz sürecinde faktör belirleme yöntemi olarak veri setinin basit bir şekilde ampirik bir özetini sunan ve gözlenen değişkendeki bütün varyansı dikkate alan Temel Birleşenler Analizi (TBA) uygulanmıştır. TBA ile Faktör analizi (FA) için faktör belirlemede gözlenen korelasyon matrisinin hazırlanması haricinde tüm süreç aynıdır. Matematiksel olarak TBA ve FA arasındaki farklılık, analiz edilen varyanstan kaynaklanır. TBA’da gözlenen değişkenlerdeki bütün varyanslar analize dâhil edilirken FA’da sadece paylaşılan varyans analize dâhil edilir. Aralarındaki bu ayrım önemli (kritik) olmadığı sürece faktör terimi, hem birleşenleri hem de faktörleri ifade etmek için kullanılır. Veri setinin basit bir şekilde ampirik özetini sunmak için TBA iyi bir seçim olacaktır (Tabachnick & Fidell, 2015).

Faktör sayısı için bir sınırlama konulmamış ve herhangi bir döndürme işlemi uygulanmamış olup her bir özelliğe ilişkin ölçüm setlerine ayrı ayrı AFA yapılmıştır. Veri yapısının faktör analizine uygunluğu için Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) katsayısına ve Barlett küresellik testi sonuçlarına bakılmıştır. KMO katsayısı, hem veri setinin faktör analizi hem de veri yapısının faktör çıkartmak için uygun olup olmadığı hakkında bilgi verir. Bu katsayının da 0,60 ve üstündeki değerler olması gerekir (Tabachnick & Fidell, 2015). Yine Barlett küresellik testi, kısmi korelasyonlar temelinde değişkenler arasında ilişkinin olup olmadığını inceler. Hesaplanan χ^2 istatistik sonucunun anlamlı çıkması, veri setinin analiz için uygun olduğuna işaret eder (Büyüköztürk, 2011). Maddelerin bulunduğu faktördeki faktör yük değerinin 0,45 ve daha yüksek olması istenilen bir durumdur. Bu durum maddelerin ilgili olduğu faktörde yüklendiğini gösterir. Yalnız az sayıdaki madde için 0,30 kabul edilebilir sınır değer olarak alınabilir (Büyüköztürk, 2011). Bu araştırmada ölçülen her bir özelliğe ilişkin maddelerden elde edilen veri setleri için AFA yapılmış olup nihai sonuçlar aşağıdaki Tablo 7’de verilmiştir. Yine ölçeklerde yer alan maddelere ait faktör yük değerleri ise Ek 11’de verilmiştir.

Tablo 7

Değişkenlere ilişkin Açımlayıcı Faktör Analizi Sonucu Elde Edilen Değerler

Değişkenler	KMO	Barlett Kür.Tes.	Veri Setinin Anlize Uyg.	Öz değer	Açıklanan Varyans	En düş.λ	En yük.λ
Okula Aitlik	0,910	P=0,00	+	4,38	% 54,78	0,559	0,852
Zorbalık	0,917	P=0,00	+	4,31	% 61,53	0,688	0,846
Ebeveyn Yaklaşımı	0,775	P=0,00	+	3,08	% 38,52	0,485	0,731
Hoşlanma	0,908	P=0,00	+	4,54	% 64,80	0,696	0,852
Öz Yeterlik Algısı	0,879	P=0,00	+	4,04	% 50,44	0,356	0,848
Derse Verilen Değer	0,867	P=0,00	+	3,70	% 74,04	0,798	0,911
Öğretmenin Öğretimsel Etkinlikleri	0,975	P=0,00	+	9,97	% 49,86	0,433	0,780
Yön.ÖğrenciOdakOkul İklim Algısı	0,856	P=0,00	+	3,56	% 59,26	0,730	0,859
Yön.ÖğrtmenOdak.OkulİklimAlgısı	0,957	P=0,00	+	8,71	% 62,23	0,751	0,819
Mesleki Gelişim	0,896	P=0,00	+	3,92	% 48,97	0,382	0,803
Mesleki Doyum	0,889	P=0,00	+	4,41	% 62,98	0,522	0,895
Öğretmenin Derse Hazırlığı	0,668	P=0,00	+	2,00	% 50,05	0,635	0,791
Öz Yeterlik	0,905	P=0,00	+	4,43	% 63,31	0,747	0,826
Genel Öğretimsel Etkinlikler	0,872	P=0,00	+	5,17	% 32,33	0,339	0,677
Kapsamlı Öğretimsel Etkinlikler	0,894	P=0,00	+	3,87	% 55,27	0,660	0,814

Tablo 7’de de görüldüğü üzere tüm değişkenlere ilişkin ölçümler üzerinde uygulanan AFA sonucu her bir ölçüm için KMO katsayısı ve Barlett küresellik testi ($p=0,00$) değeri verilerin AFA yapmak için yeterli büyüklükte olduğunu ve verilerin faktör analizine uygun olduğunu göstermiştir. AFA ile değişkenlere ilişkin ölçümlere ait öz değerler, en küçük 3,08 ile en yüksek 9,97 arasındadır. Değişkenlerin açıkladığı varyans ise %32,33 ile %74,04 arasında olup tek faktörlü değişkenler olarak elde edilmiştir. Herbir faktöre yüklenen maddelere ait faktör yük değerleri en düşük $\lambda=0,339$ ile en yüksek $\lambda=0,911$ arasında değişmektedir. Tablo 7’deki bilgiler doğrultusunda tüm maddelerin ilgili özelliklerin iyi birer temsilcisi olduğu görülmektedir.

Doğrulayıcı Faktör Analizi

Doğrulayıcı faktör analizi (DFA), AFA’nın devamı niteliğindedir (Lee, 2007) ve AFA’dan elde edilen faktör yapılarını denetlemeyi amaçlar. DFA, araştırmacının kuramı doğrultusunda geliştirdiği bir hipotezi test etmeye yönelik incelemelerde yararlanılan bir irdeleme, denetleme ve test etme yöntemidir (Crocker, 2008; Özdamar, 2016). Yapı geçerliğine ilişkin kanıtlar elde etme adına seçkisiz olarak ikiye ayrılmış veri setinin, ilk

kısına uygulanan AFA sonrası elde edilen sonuçların test edilmesi adına ikinci kısma DFA yapılmıştır.

Araştırmada incelenen özelliklere ilişkin ölçümlerin çok değişkenli normallik dağılım sergileyip sergilemediği incelenmiştir. Sonuçlara bakıldığında çok değişkenli çarpıklık için z değerlerinin 58,19 (p=0,000) ile 174,66 (p=0,000) arasında yer aldığı ve çok değişkenli basıklık için z değerlerinin 11,92 (p=0,000) ile 110,10 (p=0,000) arasında yer aldığı görülmüştür. Ayrıca her bir özelliğe ilişkin veri setleri için hesaplanan “relative multivariate kurtosis” değerlerinin de 1’den büyük olduğu görülmüştür. Böylelikle çok değişkenli normallik varsayımı sağlanamadığı için Robust Maksimum Likelihood kestirim yöntemi tercih edilmiştir (Li, 2016). Tüm bu analizler için LISREL 8.80 istatistiksel paket programından yararlanılmıştır. Yine faktör ölçeklemesini tanımlamak için faktör varyansının 1’e sabitlendiği referans grup yöntemi uygulanmıştır.

Model uyumunun belirlenmesinde χ^2 (Chi kare), RMSEA (Root Mean Square Error of Approximation - RMSEA), SRMR (Standardized Root Mean Square Residual - SRMR), CFI (Comparative Fit Index - CFI), GFI (Goodness of Fit Index - GFI), NFI (Normed Fit Index - NFI), NNFI (Non-Normed Fit Index - NNFI) gibi uyum indeksleri dikkate alınmaktadır. Ancak χ^2 uyum indeksi örneklem büyüklüğünden oldukça fazla etkilendiği için (Tabachnick & Fidell, 2015) dikkate alınmamıştır. Bu araştırmada verinin model ile uyum sağlama düzeyinin belirlenmesinde RMSEA, SRMR, CFI, GFI, NFI, NNFI değerlerine bakılmıştır. RMSEA, SRMR $\leq 0,08$ ve CFI, GFI, NFI, NNFI $\geq 0,90$ referans değerleri dikkate alınmıştır. DFA sonucu elde edilen değerlere ilişkin veriler, Tablo 8’de verilmiştir. DFA sonucu elde edilen yol diyagramları ise Ek 12’de sunulmuştur.

Tablo 8

Doğrulayıcı Faktör Analizi Sonuçları

Değişkenler	RMSEA	SRMR	CFI	GFI	NFI	NNFI	Faktör yükleri	Hata Varyansları
Okula Aitlik	0,062	0,033	0,99	0,97	0,99	0,98	0,50 – 0,84	0,28 – 0,75
Zorbalık	0,059	0,026	0,99	0,97	0,99	0,99	0,64 – 0,84	0,30 – 0,59
Ebeveyn Yaklaşımı	0,068	0,045	0,97	0,98	0,97	0,96	0,31 – 0,77	0,40 – 0,90
Hoşlanma	0,078	0,047	0,97	0,90	0,84	0,83	0,62 – 0,83	0,30 – 0,61
Öz Yeterlik Algısı	0,077	0,043	0,98	0,96	0,98	0,97	0,30 – 0,86	0,26 – 0,91
Derse Verilen Değer	0,084	0,020	1,00	0,98	1,00	0,99	0,73 – 0,91	0,17 – 0,47
Öğretmenin Öğretimsel Etkinlikleri	0,074	0,045	0,98	0,87	0,98	0,98	0,41 – 0,77	0,41 – 0,83
Yöneticilerin Öğrenci Odaklı Okul İklim Algısı	0,046	0,015	1,00	0,99	1,00	0,99	0,59 – 0,87	0,24 – 0,65
Yöneticilerin Öğretmen Odaklı Okul İklim Algısı	0,082	0,055	0,99	0,86	0,98	0,98	0,67 – 0,83	0,31 – 0,55
Mesleki Gelişim	0,066	0,036	0,98	0,97	0,98	0,97	0,34 – 0,74	0,45 – 0,88
Mesleki Doyum	0,075	0,039	0,99	0,92	0,99	0,98	0,50 – 0,92	0,16 – 0,75
Öğretmenin Derse Hazırlığı	0,066	0,017	0,99	1,00	0,99	0,97	0,48 – 0,74	0,46 – 0,77
Öz Yeterlik	0,045	0,018	1,00	0,99	1,00	0,99	0,64 – 0,82	0,32 – 0,59
Genel Öğretimsel Etkinlikler	0,068	0,048	0,90	0,83	0,90	0,88	0,33 – 0,71	0,50 – 0,89
Kapsamlı Öğretimsel Etkinlikler	0,077	0,038	0,98	0,96	0,98	0,97	0,57 – 0,77	0,41 – 0,68

Tablo 8’de doğrulayıcı faktör analizi sonucu, her bir değişkene ait ölçümler için RMSEA 0,045 ile 0,084 arasında SRMR ise 0,015 ile 0,055 arasında değerler almıştır. RMSEA ve SRMR için 0,08’den küçük değerler olması kabul edilebilir uyumu ifade etmektedir (Lomax & Schumacher, 2004). Yine her bir değişkene ait ölçümler için CFI 0,90 ile 1,00 arasında, GFI 0,83 ile 1,00 arasında, NFI 0,84 ile 1,00 arasında ve NNFI 0,83 ile 0,99 arasında değerler almıştır. CFI, GFI, AGFI, NFI ve NNFI için 0,90’a yakın veya daha yüksek değerlere sahip olması modelin veriye kabul edilebilir seviyede yeterli bir uyum sergilediğine işaret eder. Faktör yükleri $\lambda = 0,30$ ile $\lambda = 0,92$ arasında değerler almaktadır. Faktör yükü $\lambda = 0,30$ ve üzeri değer alan maddelerin birlikte ilgili yapıyı ölçtüğüne işaretettir. Son olarak maddelere ilişkin hata varyansları $\varepsilon = 0,16$ ile $\varepsilon = 0,91$ arasında değerler almıştır. Bu değer maddeye ait faktör yükünün karesinin 1’den çıkarılması ile elde edilen hata varyansını işaret eder. Hata varyansı için 0,90 değeri ve altındaki değerler kabul edilebilir hata miktarına işaret etmektedir ve “ ε ” ne kadar 0’a yaklaşırsa hata miktarı da o kadar azalır.

Yukarıda açıklandığı üzere elde edilen uyum indeksleri, faktör yükleri ve hata varyansları bir arada ele alındığında her bir özellik için modelin veriye iyi uyum sağladığı ve maddelerin ilgili faktörün iyi birer temsilcisi olduğu görülmüştür. Tüm bunlar geçerlik kanıtı olarak değerlendirilmiştir.

Ölçümlerin Güvenirliği

ABİDE uygulaması öğretmen, öğrenci, okul anketleri ve başarı testleri (Türkçe, matematik, Fen bilimleri ve Sosyal bilimler) ile toplanan verilerden oluşmaktadır. Başarı testleri çoktan seçmeli maddelerden ve açık uçlu maddelerden oluşmaktadır. Çoktan seçmeli maddeler 1-0 şeklinde açık uçlu maddeler ise birden fazla planlayıcı ile puanlanmıştır ve her bir açık uçlu madde için puanlayıcılar arası tutarlılığa ilişkin sonuç 0,83 ile 0,99 (Cramer's V değerleri) arasında hesaplanmıştır (ABİDE 8. Sınıflar Raporu, 2017).

Likert tipi ölçekler için Cronbach α ve McDonald's ω güvenirlik katsayıları kullanılmıştır. Cronbach α katsayısı, testlerde yer alan maddelerin paralel, eşdeğer (tau-equivalent) ya da eşbiçimli ölçümlere sahip olduğu durumlarda gerçek güvenirliği yansız olarak kestirmektedir. Test maddelerinin konjenerik ölçümlere sahip olduğu durumlarda yani maddelerin ölçmeyi amaçladığı yapıyı eşit olmayan büyüklükte ve duyarlılıkta ölçtüğü durumlarda ise α katsayısı yanıltıcı sonuçlar verdiğinden (Alwin, 1976; Jöreskog, 1971) McDonald's ω güvenirlik katsayısı tercih edilir ve bu farklılığı aynı zamanda faktör analizi sonuçlarında görmek mümkündür (Yurdugül, 2006).

Paralel, eşdeğer ya da eş biçimli olduğu durumlarda Cronbach α güvenirlik katsayısı yansız olarak güvenirliği kestirmektedir. Maddelerin konjenerik olduğu yani maddelerin ölçmeye yöneldiği yapıyı eşit olmayan büyüklükte ve duyarlılıkta ölçtüğü durumlarda (Jöreskog, 1971) ise α güvenirlik katsayısı yanıltıcı sonuçlar verdiğinden McDonald's ω güvenirlik katsayısı tercih edilir ve bu farklılığı aynı zamanda faktör analizi sonuçlarında görmek mümkündür (Yurdugül, 2006). Faktör analizi sonucu maddelere ilişkin faktör yük değerlerinin Tablo 6'da görüldüğü üzere birbirine eşit olmadığı görülmektedir. Bu nedenle daha yansız sonuçlar için McDonald's ω güvenirlik katsayısının dikkate alınması daha uygundur. Cronbach α ve McDonald's ω güvenirlik katsayılarının hesaplanmasında Jamovi 0.9.0.3 istatistiksel paket programından yararlanılmıştır. Ölçümlere ait Cronbach α ve McDonald's ω güvenirlik katsayılarına ilişkin değerler Tablo 9'da verilmiş ve ölçümlere ilişkin yorum yaparken McDonald's ω güvenirlik katsayısı dikkate alınmıştır.

Tablo 9

Ölçümlere İlişkin Cronbach α ve McDonald's ω Güvenirlik Katsayıları

Değişkenler	Cronbach α	McDonald's ω
Okula Aitlik	0,89	0,89
Zorbalık	0,90	0,91
Ebeveyn Yaklaşımı	0,77	0,78
Hoşlanma	0,91	0,91
Öz Yeterlik Algısı	0,85	0,87
Derse Verilen Değer	0,92	0,92
Öğretmenin Öğretimsel Etkinlikleri	0,95	0,95
Yöneticilerin Öğrenci Odaklı Okul İklim Algısı	0,86	0,86
Yöneticilerin Öğretmen Odaklı Okul İklim Algısı	0,95	0,95
Mesleki Gelişim	0,82	0,84
Mesleki Doyum	0,89	0,91
Öğretmenin Derse Hazırlığı	0,64	0,68
Öz Yeterlik	0,90	0,90
Genel Öğretimsel Etkinlikler	0,84	0,86
Kapsamlı Öğretimsel Etkinlikler	0,85	0,86

Tablo 9 incelendiğinde, ABİDE uygulaması sonucu elde edilen ölçümlere ilişkin McDonald's ω 'sı en düşük 0,68 ve en yüksek 0,95 arasında değerler almıştır. Öğretmenin derse hazırlığı değişkeninin hesaplanan McDonald's ω değeri 0,70'den düşük olduğu görülmektedir. Bu da araştırmanın bir sınırlılığı olarak değerlendirilmiş ve yorumlamalar bu doğrultuda yapılmıştır. Diğer özelliklere ilişkin ölçümler de hesaplanan McDonald's ω güvenirlik katsayıları, söz konusu ölçümlerin güvenirliğine ilişkin kanıt olarak değerlendirilmiştir.

Verilerin Analizi

Bu çalışmada ABİDE 2016 uygulamasında fen alanında 8. sınıf öğrencilerinin öğrenci, aile ve okula ilişkin çeşitli faktörlerin fen başarısı ile olası ilişkilerini veri madenciliği yöntemlerinden MARS ve BRT analiz yöntemleri ile incelenmiştir. Yine her iki yöntem “doğruluk, özgüllük, duyarlılık, kesinlik, F1-istatistiği” oranları ile “ROC eğrisi altında kalan alan (AUC)” olarak sınıflama performansları açısından karşılaştırılmıştır. Aşağıda bu oranlar ayrıntılı bir şekilde açıklanmıştır.

Karışıklık Matrisi, Olabilirlik Çizelgesi

Karışıklık matrisi (confusion matrix), sınıflandırıcının farklı sınıflardaki örüntüyü ne kadar iyi tanıyabildiğini analiz etmek için kullanılır. Sistemin iki sınıfı birbirine karıştırıp karıştırmadığını kolay bir şekilde görmemizi sağlar. Doğru pozitif (True Positive; TP) ve

doğru negatif (True Negative; TN) sınıflandırıcının örüntünün doğru tahmin ettiği kısmı, yanlış pozitif (False Positive; FP) ve yanlış negatif (False Negative; FN) ise sınıflandırıcının örüntünün yanlış tahmin ettiği kısmı ifade eder. Sınıflandırıcının iyi bir doğruluğa sahip olması için TP ve TN değerlerinin toplamı gerçek örüntü miktarına yakın, FP ve FN değerlerinin toplamı ise olabildiğince düşük olması gerekir. İdeal olanı ise TP ve TN değerleri toplamının örüntü miktarına, FP ve FN değerleri toplamının sifıra yakın olmasıdır (Han, Kamber & Pei, 2012). İkili sınıflamalar için evet-hayır, başarılı-başarısız, var-yok gibi örnekler verilebilir. Tablo 10’da ikili sınıflamaya ilişkin gerçek sınıf ve tahmini sınıfa karşılık gelen bölgelere ait karışıklık matrisi yer almaktadır.

Tablo 10

Karışıklık Matrisi

Gerçek Sınıf	Tahmini Sınıf			
		Başarısız	Başarılı	Toplam
	Başarısız	TN	FP	TN+FP
	Başarılı	FN	TP	FN+TP
	Toplam	TN+FN	FP+TP	TP+FP+TN+FN

Tablo 10’da ikili sınıflamaya ait karışıklık matrisini gösteren tabloya yer verilmiştir. İkiiden fazla sınıflama problemi için sınıflama sayısı kadar satır ve sütunun eklenmesi ile karışıklık matrisi kolayca elde edilebilir.

Doğru sınıflama oranı: Sınıflandırıcının kesme puanını aşan (TP) ve aşamayan öğrencileri (TN) ne oranda doğru tahmin ettiği ile ilgilenir. Bu oran doğru tahmin sayısının toplam örneklem sayısına bölünmesi ile elde edilir.

$$\text{Dogru Sınıflama Oranı} = \frac{(TP+TN)}{(TP+FP+TN+FN)} \quad (1)$$

Özgüllük oranı: Sınıflandırıcının negatif tahmin etme etkililiğini verir. Gerçek negatif oranı olarak da adlandırılır. Doğru bir şekilde tahmin edilmiş doğru negatif tahmin sayısının veri setindeki tüm negatif örneklerin sayısına bölünmesiyle elde edilir.

$$\text{Özgüllük Oranı} = \frac{(TN)}{(TN+FP)} \quad (2)$$

Duyarlılık oranı: Sınıflandırıcının pozitif tahmin etme etkililiğini verir. Doğru bir şekilde tahmin edilmiş doğru pozitif tahmin sayısının veri setindeki tüm pozitif örneklerin sayısına bölünmesiyle elde edilir.

$$\text{Duyarlılık Oranı} = \frac{(TP)}{(TP+FN)} \quad (3)$$

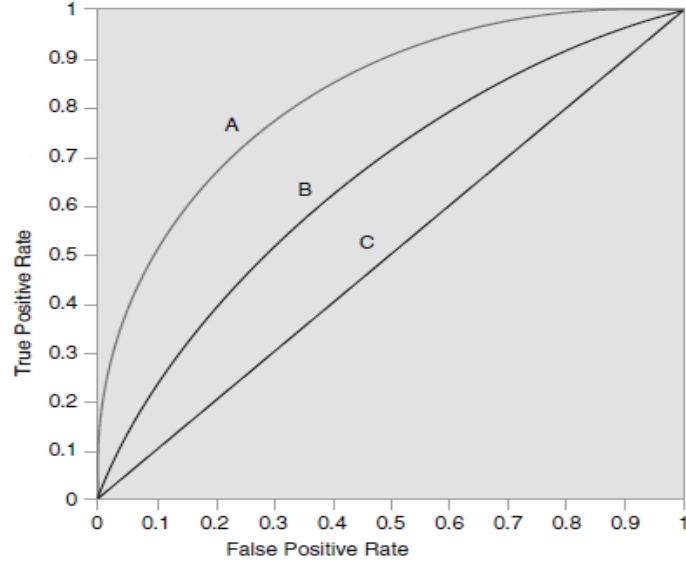
Kesinlik oranı: Doğru bir şekilde tahmin edilmiş doğru pozitif tahmin sayısının tahmin edilen tüm pozitif tahmin örneklem sayısına bölünmesiyle elde edilir.

$$\text{Kesinlik Oranı} = \frac{(TP)}{(TP+FP)} \quad (4)$$

F1-İstatistiği: duyarlılık ve kesinlik ölçülerinin harmonik ortalaması sonucu elde edilen bir istatistik ölçüsüdür. Sınıflamanın öğrenciler üzerinde başarılı-başarısız olarak ele alındığını düşünürsek; İstenilen durum başarılı öğrencilerin ne kadar başarıyla tespit edildiği (Duyarlılık) ve başarılı bireyleri ne kadar başarılı bir şekilde başarısız öğrencilerden ayırt edilebildiğinin (Kesinlik) yüksek olarak elde edilmesidir. Bu iki ölçütün harmonik ortalaması tek bir değer ile sınıflama başarısı hakkında bilgi sunar.

$$F1 - \text{İstatistiği} = \frac{2 * \text{Duyarlılık} * \text{Kesinlik}}{\text{Duyarlılık} + \text{Kesinlik}} \quad (5)$$

ROC eğrisi altında kalan alan (AUC): Performanslarına göre sınıflandırıcıları görselleştirmek, düzenlemek ve seçmek için kullanılan ROC eğrisi potansiyel olarak en iyi sınıflandırıcıyı belirlemek için kullanılan sağlam bir yöntemdir (Provost & Fawcett, 2001; Olson & Delen. 2008). ROC eğrisinin altında kalan alan (Area Under Curve - AUC) modelin doğruluğunun bir ölçüsüdür. Belirli bir model için ROC eğrisi doğru pozitif oranı (True Positive Rate; TPR) ile yanlış pozitif oranı (False Positive Rate; FPR) arasındaki dengeyi gösterir (Han, Kamber & Pei, 2012). Bu eğri, sol üst köşeye ne kadar yakın olursa, sınıflandırıcının performansı o kadar iyidir (yanlış pozitif oranını en aza indirirken gerçek pozitif oranını en üst düzeye çıkarır).



Şekil 6. Basit bir ROC eğrisi grafiği. Olson & Delen, (2008). *Advanced Data Mining Techniques*, Springer-Verlag Berlin Heidelberg Kaynağından alınmıştır.

Şekil 6’da A, B ve C isimli üç tane sınıflandırıcının sınıflama performansı, tek bir ROC grafiğinde gösterilmiştir. En iyi performansı gösteren sınıflandırıcının A, daha sonra B ve en düşük performansı gösterenin C olduğu grafiğe bakılarak kolayca söylenebilir (Olson & Delen. 2008).

BÖLÜM IV

BULGULAR VE YORUM

Bu bölümde ABİDE verileri üzerinde gerçekleştirilen MARS ve BRT analiz yöntemlerine ait elde edilen bulgular, her bir alt probleme dayalı ayrı ayrı ve karşılaştırmalı olarak verilmiştir.

MARS ve BRT Analiz Yöntemlerinin Sınıflama Performanslarının Karşılaştırılması

Bu kısımda sınıflama performansı açısından elde edilen bulgular sıralı bir şekilde ilk olarak MARS analiz yöntemine daha sonra BRT analiz yöntemine göre verilmiştir. Bu çalışmada MARS ve BRT analiz yöntemleri için öğrenme verisi sırasıyla %50-60-70-80-90 ve test verisi %50-40-30-20-10 şeklinde incelenmiş olup SPM 8.2 programına ait default değer olan öğrenme verisi için %80 ve test verisi için %20 değeri temel olarak alınmıştır.

MARS analizi ile tüm veri seti öğrenme ve test etme verisi olarak sırasıyla 90-10, 80-20, 70-30, 60-40 ve 50-50 olacak şekilde ayrılarak analizler yapılmıştır. MARS analiz yöntemi sonucu Fen başarısı adına öğrenciler “başarılı/başarısız” olarak sınıflandırıldığında bu gruplara düşen öğrenci sayıları Tablo 11’de verilmiştir.

Tablo 11

MARS Analizi Sonucu Belirli Seviyelerde Elde Edilen Karışıklık Matrisi

		Başarısız	Başarılı	Toplam Öğrenci Sayısı
90-10	Başarısız	2072	1432	3504
	Başarılı	1251	4577	5828
	Toplam Öğrenci Sayısı	3323	6009	9332
80-20	Başarısız	2150	980	3130
	Başarılı	1441	3732	5173
	Toplam Öğrenci Sayısı	3591	4712	8303
70-30	Başarısız	2076	708	2784
	Başarılı	1569	2961	4530
	Toplam Öğrenci Sayısı	3645	3669	7314
60-40	Başarısız	1737	652	2389
	Başarılı	1268	2576	3844
	Toplam Öğrenci Sayısı	3005	3228	6233
50-50	Başarısız	1539	482	2021
	Başarılı	1205	2014	3219
	Toplam Öğrenci Sayısı	2744	2496	5240

Temel alınan %80 öğrenme ve %20 test verisi için Tablo 11’de görüldüğü üzere, MARS analiz yöntemi ABİDE uygulaması sonrası fen başarısı bazında başarılı kategorisinde yer alan 5173 öğrenciden 3732 öğrenciyi başarılı kategorisinde sınıflandırmış olup 1441 öğrenciyi başarısız kategorisinde sınıflandırmıştır. Yine ABİDE uygulaması sonrası fen başarısı bazında başarısız kategorisinde yer alan 3130 öğrenciden 2150 öğrenciyi başarısız kategorisinde sınıflandırmış olup 980 öğrenciyi ise başarılı kategorisinde sınıflandırmıştır.

BRT analizi ile tüm veri seti öğrenme ve test etme verisi olarak sırasıyla 90-10, 80-20, 70-30, 60-40 ve 50-50 olacak şekilde ayrılarak analizler yapılmış ve her biri için gruplara düşen öğrenci sayıları Tablo 12’de verilmiştir.

Tablo 12

BRT Analizi Sonucu Belirli Seviyelerde Elde Edilen Karışıklık Matrisi

		Başarısız	Başarılı	Toplam Öğrenci Sayısı
90-10	Başarısız	3043	461	3504
	Başarılı	819	5009	5828
	Toplam Öğrenci Sayısı	3862	5470	9332
80-20	Başarısız	2644	486	3130
	Başarılı	922	4251	5173
	Toplam Öğrenci Sayısı	3566	4737	8303
70-30	Başarısız	2436	348	2784
	Başarılı	859	3671	4530
	Toplam Öğrenci Sayısı	3295	4019	7314
60-40	Başarısız	2132	257	2389
	Başarılı	714	3130	3844
	Toplam Öğrenci Sayısı	2846	3387	6233
50-50	Başarısız	1724	297	2021
	Başarılı	676	2543	3219
	Toplam Öğrenci Sayısı	2400	2840	5240

Temel alınan %80 öğrenme ve %20 test verisi için Tablo 12’de görüldüğü üzere, BRT analiz yöntemi ABİDE uygulaması sonrası fen başarısı bazında başarılı kategorisinde yer alan 5173 öğrenciden 4251 öğrenciyi başarılı kategorisinde sınıflandırmış olup 922 öğrenciyi başarısız kategorisinde sınıflandırmıştır. Yine ABİDE uygulaması sonrası fen başarısı bazında başarısız kategorisinde yer alan 3130 öğrenciden 2644 öğrenciyi başarısız kategorisinde sınıflandırmış olup 486 öğrenciyi ise başarılı kategorisinde sınıflandırmıştır.

MARS ve BRT analiz yöntemleri, öğrenme verisi ve test verisi olarak ele aldığı veri setini gerçek sınıf aralığı ile tahmini sınıf aralığı şeklinde birbiriyle karşılaştırması sonucu elde edilen sınıflama performansları Tablo 13’te verilmiştir.

Tablo 13

MARS ve BRT Analiz Sonucu Belirli Seviyelerde Sınıflama Performans Oranları

Yüzdelik	Kriterler	MARS	BRT
90-10	Doğru Sınıflama Oranı	% 71,25	% 86,28
	Özgüllük Oranı	% 59,13	% 86,84
	Duyarlılık Oranı	% 78,53	% 85,95
	Kesinlik Oranı	% 76,17	% 91,57
	F1 İstatistiği	% 77,33	% 88,67
	ROC Eğrisi Altında Kalan Alan (AUC)	%77,04	%92,59
80-20	Doğru Sınıflama Oranı	% 70,84	% 83,04
	Özgüllük Oranı	% 68,69	% 84,47
	Duyarlılık Oranı	% 72,14	% 82,18
	Kesinlik Oranı	% 79,20	% 89,74
	F1 İstatistiği	% 75,51	% 85,79
	ROC Eğrisi Altında Kalan Alan (AUC)	%77,81	% 91,17
70-30	Doğru Sınıflama Oranı	% 68,87	% 83,50
	Özgüllük Oranı	% 74,57	% 87,50
	Duyarlılık Oranı	% 65,36	% 81,04
	Kesinlik Oranı	% 80,70	% 91,34
	F1 İstatistiği	% 72,23	% 85,88
	ROC Eğrisi Altında Kalan Alan (AUC)	%77,90	% 91,79
60-40	Doğru Sınıflama Oranı	% 69,20	% 84,42
	Özgüllük Oranı	% 72,71	% 89,24
	Duyarlılık Oranı	% 67,01	% 81,43
	Kesinlik Oranı	% 79,80	% 92,41
	F1 İstatistiği	% 72,85	% 86,57
	ROC Eğrisi Altında Kalan Alan (AUC)	%77,25	% 93,03
50-50	Doğru Sınıflama Oranı	% 67,81	% 81,43
	Özgüllük Oranı	% 76,15	% 85,30
	Duyarlılık Oranı	% 62,57	% 79,00
	Kesinlik Oranı	% 80,69	% 89,54
	F1 İstatistiği	% 70,48	% 83,94
	ROC Eğrisi Altında Kalan Alan (AUC)	% 77,64	% 90,67

Tablo 13'te MARS ve BRT analiz yöntemleri sonucu değişik seviyelerde ele alınan veri setine ilişkin model sınıflama oranları olan doğruluk, özgüllük, duyarlılık, kesinlik, F1 istatistiği değerleri ve yine ROC eğrisine ait AUC değerleri verilmiştir. Tablo 13'te görüldüğü üzere ele alınan yüzdelik düzeylerde önemli farklılık olmadığı görülmüştür. Bu doğrultuda yukarıda belirtilen kriterler için programın default değeri olan öğrenme ve test verisi için %80-%20 değerleri dikkate alınmıştır ve aşağıda karşılaştırmalı olarak yorumlanmıştır.

Doğru sınıflama oranı açısından, MARS ve BRT analiz yöntemleri kendi aralarında farklılaşmaktadır. MARS analiz yöntemi ile elde edilen doğru sınıflama oranı %70,84 iken BRT analiz yöntemi ile elde edilen doğru sınıflama oranı %83,04'tür. MARS analiz

yöntemine göre BRT analiz yönteminin daha yüksek bir doğru sınıflama oranına sahip olduğu görülmektedir. Yani BRT analiz yöntemi başarılı bir öğrenciyi başarılı kategorisinde, başarısız bir öğrenciyi ise başarısız kategorisinde daha yüksek doğrulukla sınıflandırmıştır.

Özgüllük Oranı Açısından, MARS ve BRT analiz yöntemleri kendi aralarında farklılaşmaktadır. MARS analiz yöntemi ile elde edilen özgüllük oranı %68,69 iken BRT analiz yöntemi ile elde edilen özgüllük oranı %84,47'dir. MARS analiz yöntemine göre BRT analiz yönteminin daha yüksek bir özgüllük oranına sahip olduğu görülmektedir. Yani BRT analiz yönteminin, başarısız kategorisinde tahmin ettiği öğrencilerden %84,47'si gerçekte başarısız kategorisinde bulunmaktadır. Dolayısıyla BRT analiz yönteminin doğru negatifi tahmin etme oranı daha yüksektir.

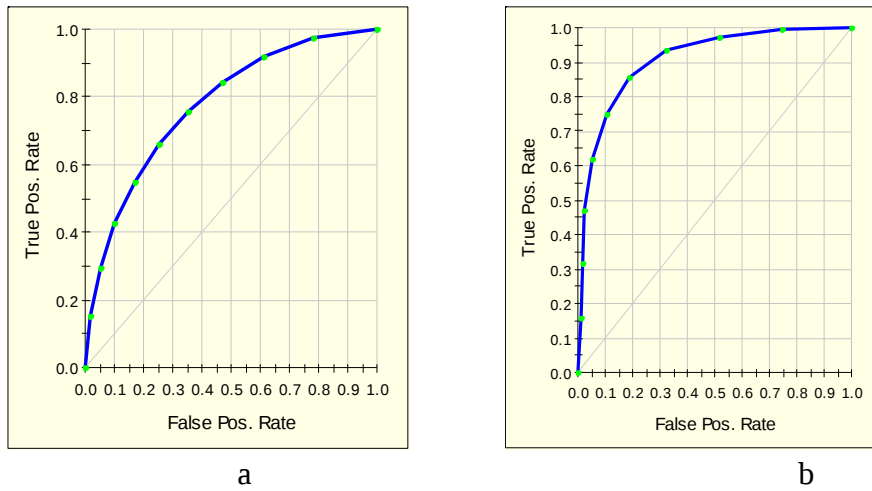
Duyarlılık oranı açısından, MARS ve BRT analiz yöntemleri kendi aralarında farklılaşmaktadır. MARS analiz yöntemi ile elde edilen duyarlılık oranı %72,14 iken BRT analiz yöntemi ile elde edilen duyarlılık oranı %82,18'dir. MARS analiz yöntemine göre BRT analiz yönteminin daha yüksek bir duyarlılık oranına sahip olduğu görülmektedir. Yani BRT analiz yönteminin, başarılı kategorisinde tahmin ettiği öğrencilerden % 82,18'i gerçekte başarılı kategorisinde bulunmaktadır. Dolayısıyla BRT analiz yönteminin doğru pozitif tahmin etme oranı daha yüksektir.

Kesinlik oranı açısından, MARS ve BRT analiz yöntemleri kendi aralarında farklılaşmaktadır. MARS analiz yöntemi ile elde edilen kesinlik oranı %79,20 iken BRT analiz yöntemi ile elde edilen kesinlik oranı %89,74'tür. MARS analiz yöntemine göre BRT analiz yönteminin daha yüksek bir kesinlik oranına sahip olduğu görülmektedir. Yani BRT analiz yöntemi ile başarılı kategorisinde bulunan öğrencilerden %89,74'ü başarılı kategorisinde sınıflandırılmıştır. Dolayısıyla BRT analiz yönteminin MARS analiz yöntemine göre daha yüksek elde ettiği bu değer doğru başarılı tahmin edilen öğrencilerin tüm başarılı tahmin edilenler içindeki oranını vermektedir.

F1 – İstatistiği açısından, F1 istatistiği duyarlılık ve kesinlik ölçülerinin harmonik ortalaması sonucu elde edilen bir istatistik ölçüsüdür. MARS ve BRT analiz yöntemleri kendi aralarında farklılaşmaktadır. MARS analiz yöntemi ile elde edilen F1 istatistiği %75,51 iken BRT analiz yöntemi ile elde edilen F1 istatistiği %85,79'dur. MARS analiz yöntemine göre BRT analiz yöntemi %85,79 ile daha yüksek F-1 istatistik oranına sahip olduğu görülmektedir. Yani BRT analiz yöntemi duyarlılık ile kesinliğin harmonik ortalaması olan F-1 istatistik sonucu daha yüksek bir sınıflama başarısı göstermiştir. Yani

BRT analiz yöntemi başarılı öğrencileri tespit etmede ve başarısız öğrenciler arasından ayırt etmede MARS analiz yöntemine oranla daha yüksek elde edilmiştir.

ROC eğrisi altında kalan alan (AUC) açısından, ROC eğrisi altında kalan alan ne kadar büyükse modelin sınıflama başarı oranı o kadar yüksek demektir. ROC eğrisi altında kalan alan olarak MARS ve BRT analiz yöntemleri kendi aralarında farklılaşmaktadır. MARS analiz yöntemi ile elde edilen ROC eğrisi altında kalan alan %77,81 iken BRT analiz yöntemi ile elde edilen alan %91,25'tir. Bu eğri, sol üst köşeye ne kadar yakın olursa, sınıflandırıcının performansı o kadar iyidir. MARS ve BRT analiz yöntemlerine ait ROC eğrisi grafikleri Şekil 7a ve 7b'de verilmiştir.



Şekil 7. MARS ve BRT analizlerine ait ROC eğrisi grafikleri

Şekil 7a ve 7b'de görüldüğü gibi MARS analiz yöntemine göre BRT analiz yöntemi daha yüksek bir ROC eğrisi altında kalan alan oranına sahiptir. Yani BRT analiz yöntemi MARS analiz yöntemine göre yanlış pozitif oranını en aza indirirken gerçek pozitif oranını daha üst düzeye çıkarmıştır. Diğer bir deyişle BRT analiz yöntemi MARS analiz yöntemine göre daha az hatayla başarılı öğrencileri başarılı kategorisinde ve başarısız öğrencileri başarısız kategorisinde sınıflandırmıştır.

Yukarıda elde edilen tüm bulgular sınıflama performansı açısından BRT analiz yönteminin MARS analiz yöntemine göre daha yüksek oranlar sunduğunu ve daha başarılı performans sergilediğini göstermiştir.

MARS analiz yöntemine dayalı olarak fen başarısının en önemli yordayıcıları

MARS analiz yöntemi ve BRT analiz yönteminde model kurulum aşaması kurulu (default) değerler baz alınarak oluşturulmuştur. Yalnız BRT analiz yönteminin kurulu (default)

değerleri veri setini %80 eğitim ve %20 test verisi şeklinde ele aldığı için karşılaştırma performanslarının aynı olması adına MARS analiz yöntemi içinde veri seti %80 eğitim ve %20 test verisi olarak analize dâhil edilmiştir. Buna göre 10407 olan çalışma grubumuz 8303 eğitim verisi ve 2104 test verisi olarak analize girmiştir. Yine MARS analiz yöntemine başlamadan önce maksimum temel fonksiyon sayısının belirlenmesi dikkat edilmesi gereken bir noktadır. Maksimum temel fonksiyon sayısının belirlenmesi, bağımsız değişken sayısının en az iki katından fazla olacak şekilde (Statsoft, 2018) çeşitli denemelerle girilen temel fonksiyon sayılarının analizde vereceği en küçük Test MSE değerinin belirlenmesi ile gerçekleşir. Aşağıda Tablo 14'te maksimum temel fonksiyon sayısının belirlenmesine ilişkin Test MSE değerleri yer almaktadır.

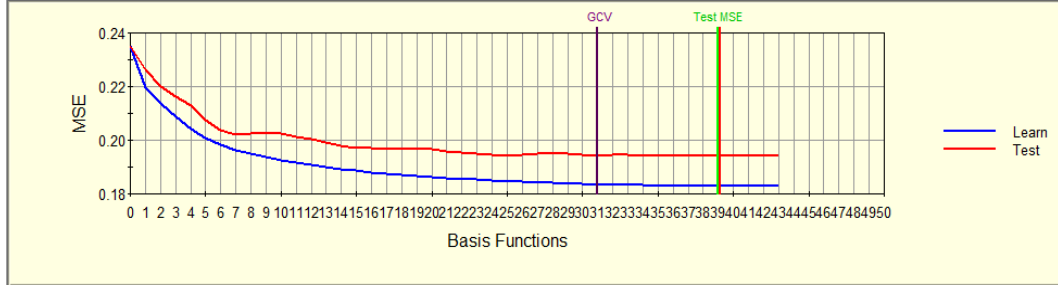
Tablo 14

Maksimum Temel Fonksiyon Sayısının Belirlenmesine İlişkin Test MSE Değerleri

Maksimum Temel Fonksiyon Sayısı	Test MSE	GCV Değeri	Maksimum Temel Fonksiyon Sayısı	Test MSE	GCV Değeri
45	0,19490	0,18815	53	0,19521	0,18749
46	0,19491	0,18822	54	0,19521	0,18749
47	0,19554	0,18811	55	0,19441	0,18741
48	0,19445	0,18800	56	0,19441	0,18741
49	0,19411	0,18787	57	0,19441	0,18744
50	0,19517	0,18803	58	0,19441	0,18740
51	0,19435	0,18779	59	0,19441	0,18743
52	0,19463	0,18768	60	0,19483	0,18730

Tablo 14'te görüldüğü gibi en düşük değeri veren maksimum temel fonksiyon sayısı 49 olarak belirlenmiştir.

Veri seti öğrenme verisi ve test verisi diye ayrıldığı durumlarda Test MSE değerinin en düşük olduğu nokta en uygun modelin oluşturulacağı temel fonksiyon sayısını ifade eder (Salfort Systeam, 2018). Tüm verinin öğrenme verisi olarak kullanıldığı durumlarda ise en düşük GCV değeri, en uygun modelin oluşturulacağı temel fonksiyon sayısını ifade eder. Bu durum tüm veri setinin eksiksiz kullanıldığı default durum için geçerlidir. Veri setinin %80 öğrenme verisi ve %20 test verisi olarak ele alındığından elde edilen en düşük Test MSE değeri Şekil 8'de gösterilmiştir.



Şekil 8. Öğrenme ve Test verisi ile elde edilen MSE değerinin belirttiği temel fonksiyon sayısı

En düşük Test MSE değerinin karşılık geldiği temel fonksiyon sayısı 39 olarak elde edilmiştir. Kurulan MARS modeli için elde edilen en düşük GCV ve MSE sonuç değerlerini gösteren bilgiler Tablo 15’de verilmiştir.

Tablo 15

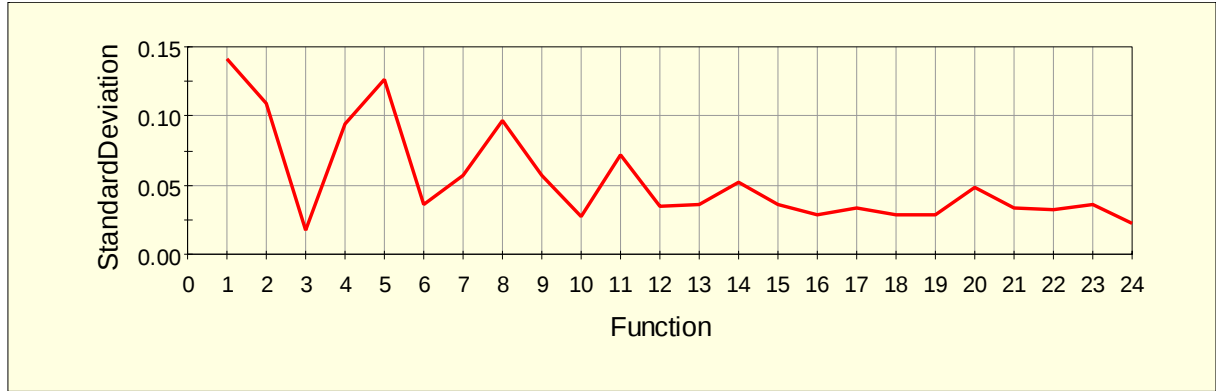
Kurulan MARS Modeli İçin Sonuç Değerleri

Temel Fonksiyonlar	Belirleyici Sayısı	Kullanılan Değişken Sayısı	GCV	GCV -R ²	Learn MSE	Test MSE
43	13	13	0,18836	0,19818	0,18300	0,19413
42	13	13	0,18824	0,19871	0,18300	0,19414
41	13	13	0,18811	0,19924	0,18301	0,19413
40	13	13	0,18799	0,19977	0,18301	0,19415
39	13	13	0,18787	0,20027	0,18302	0,19411
38	13	13	0,18775	0,20078	0,18302	0,19411
37	13	13	0,18764	0,20127	0,18303	0,19413
36	13	13	0,18753	0,20171	0,18305	0,19414
35	13	13	0,18747	0,20200	0,18311	0,19411
34	13	13	0,18741	0,20223	0,18318	0,19429
33	13	13	0,18737	0,20243	0,18326	0,19460
32	13	13	0,18734	0,20253	0,18336	0,19448
31	13	13	0,18734	0,20254	0,18348	0,19425
30	13	13	0,18737	0,20242	0,18363	0,19445
29	13	13	0,18741	0,20223	0,18379	0,19497
28	13	13	0,18753	0,20171	0,18403	0,19495
27	13	13	0,18766	0,20118	0,18428	0,19484
26	12	12	0,18775	0,20079	0,18449	0,19460
25	12	12	0,18780	0,20056	0,18467	0,19435
24	12	12	0,18796	0,19989	0,18495	0,19469
23	12	12	0,18814	0,19912	0,18525	0,19506
22	12	12	0,18824	0,19870	0,18547	0,19554
21	12	12	0,18844	0,19786	0,18579	0,19569
20	12	12	0,18871	0,19669	0,18618	0,19651
19	12	12	0,18907	0,19518	0,18666	0,19710
18	12	12	0,18945	0,19357	0,18715	0,19687
17	12	12	0,18980	0,19207	0,18763	0,19684
16	12	12	0,19017	0,19048	0,18812	0,19718
15	11	11	0,19063	0,18853	0,18870	0,19715
14	11	11	0,19115	0,18633	0,18934	0,19808
13	10	10	0,19170	0,18398	0,19001	0,19929
12	9	9	0,19240	0,18100	0,19083	0,20043
11	9	9	0,19291	0,17881	0,19147	0,20133
10	9	9	0,19382	0,17494	0,19250	0,20236
9	9	9	0,19476	0,17097	0,19355	0,20297
8	8	8	0,19600	0,16567	0,19492	0,20256
7	7	7	0,19739	0,15975	0,19643	0,20212
6	5	5	0,19930	0,15163	0,19846	0,20374
5	4	4	0,20174	0,14122	0,20103	0,20769
4	4	4	0,20496	0,12752	0,20437	0,21302
3	3	3	0,20928	0,10916	0,20881	0,21620
2	2	2	0,21420	0,08821	0,21386	0,22014
1	1	1	0,21967	0,06491	0,21947	0,22637
0	0	0	0,23492		0,23486	0,23520

Tablo 15'in ilk sütununda temel fonksiyon sayısı, ikinci sütunda her bir regresyon denkleminin belirlenmesindeki bağımsız değişken sayısı, üçüncü sütunda kullanılan bağımsız değişken sayısı, dördüncü sütunda GCV değerleri, beşinci sütunda GCV-R² değerleri, altıncı sütunda öğrenme verisine ait MSE değerleri ve yedinci sütunda test

verisine ait MSE değerleri verilmiştir. Model kurmaya 0 temel fonksiyon sayısı ile başlayan MARS analiz yöntemi en karmaşık haline 43 temel fonksiyon sayısı ile ulaşmaktadır. Daha sonra geriye doğru budama işlemi ile modele katkısı olmayan temel fonksiyonlar modelden çıkarılmış olup yeşil kuşakla belirtilen 39 temel fonksiyonun kaldığı 13 değişkenin kullanıldığı model en uygun modeli oluşturmuştur. Şayet öğrenme verisi ve test verisi şeklinde değil de tüm veri setinin öğrenme verisi olduğu durumda 31 temel fonksiyon ile 13 değişkenin kullanıldığı ve GCV değeri 0,18734 olan model en uygun modeli oluşturacaktır ve temel fonksiyon sayısı 31 olarak elde edilecektir.

Herbir bağımsız değişkenin ve de değişkenler arasındaki etkileşimlerin göreceli katkılarını tanımlamak amacıyla yapılan varyans çözümlemesi sonucunda Şekil 9'da görüldüğü gibi en uygun modelin 24 fonksiyondan oluştuğu gözlenmiştir.



Şekil 9. En iyi modele ilişkin varyans çözümleme grafiği

En uygun modele ilişkin oluşturulan varyans çözümleme grafiği modelde yer alan bağımsız değişkenlerin katkıları her bir adımda ANOVA fonksiyonunun dışta tutulması sonucu modelin düzeltilmiş R^2 'si tahmin edilerek hesaplanmıştır. Grafikte gösterilen bu fonksiyonlara ilişkin varyans çözümleme bilgileri Tablo 16'da verilmiştir.

Tablo 16

En Uygun Model İçin Varyans Çözümlemesi

Fonksiyon	Standart Sapma	Çıkamadaki Kayıp	Temel Fonksiyon Sayısı	Efektif Parametre sayısı	Değişkenler
1	0,14144	0,18866	1	2,74419	AYLIK GELİR
2	0,10882	0,19006	2	5,48837	ÖZ YETERLİK ALGISI
3	0,01681	0,18783	2	5,48837	YÖNETİCİLERİN ÖĞRENCİ ODAKLI OKUL İKLİM ALGISI
4	0,09382	0,18923	1	2,74419	BABA MESLEĞİ
5	0,12618	0,18894	2	5,48837	ZORBALIK
6	0,03565	0,18886	2	5,48837	ÖĞRETMENİN MESLEKTEKİ YILI
7	0,05663	0,18939	2	5,48837	EBEVEYN YAKLAŞIMI
8	0,09634	0,18963	1	2,74419	BABA MESLEĞİ, YÖNETİCİLERİN ÖĞRENCİ ODAKLI OKUL İKLİM ALGISI
9	0,05759	0,18812	2	5,48837	ZORBALIK, DERSE VERİLEN DEĞER
10	0,02786	0,18819	1	2,74419	ANNE MESLEĞİ, ÖZ YETERLİK ALGISI
11	0,07236	0,18805	3	8,23256	AYLIK GELİR, ÖĞRETMENİN ÖĞRETİMSEL ETKİNLİKLERİ
12	0,03493	0,18862	1	2,74419	EBEVEYN YAKLAŞIMI, HOŞLANMA
13	0,03655	0,18852	2	5,48837	EBEVEYN YAKLAŞIMI, ÖĞRETMENİN ÖĞRETİMSEL ETKİNLİKLERİ
14	0,05268	0,18818	2	5,48837	BABA MESLEĞİ, ÖZ YETERLİK ALGISI
15	0,03601	0,18826	1	2,74419	BABA MESLEĞİ, EBEVEYN YAKLAŞIMI
16	0,02869	0,18807	2	5,48837	ZORBALIK, ÖZ YETERLİK ALGISI
17	0,03351	0,18831	1	2,74419	ANNE MESLEĞİ, ÖĞRETMENİN MESLEKTEKİ YILI, ÖZ YETERLİK ALGISI
18	0,02822	0,18812	2	5,48837	OKULA AİTLİK, ZORBALIK, DERSE VERİLEN DEĞER
19	0,02794	0,18827	1	2,74419	BABA MESLEĞİ, AYLIK GELİR, YÖNETİCİLERİN ÖĞRENCİ ODAKLI OKUL İKLİM ALGISI
20	0,04897	0,18835	1	2,74419	BABA MESLEĞİ, ÖĞRETMENİN ÖĞRETİMSEL ETKİNLİKLERİ, YÖNETİCİLERİN ÖĞRENCİ ODAKLI OKUL İKLİM ALGISI
21	0,03355	0,18831	2	5,48837	ANNE MESLEĞİ, ÖZ YETERLİK ALGISI, DERSE VERİLEN DEĞER
22	0,03185	0,18809	2	5,48837	BABA MESLEĞİ, OKULA AİTLİK, EBEVEYN YAKLAŞIMI
23	0,03639	0,18817	2	5,48837	BABA MESLEĞİ, EBEVEYN YAKLAŞIMI, ÖĞRETMENİN DERSE HAZIRLIĞI
24	0,02198	0,18805	1	2,74419	ANNE MESLEĞİ, AYLIK GELİR, ÖZ YETERLİK ALGISI

Tablo 16’da fonksiyonlarda yer alan yordayıcı değişkenler ve temel fonksiyon sayıları ile yordayıcı değişkenlerin modelden çıkarılması halinde oluşacak kaybı belirten değerler yer almaktadır. Örneğin aylık gelir değişkeninin modelden çıkarılması durumunda tahminlerde meydana gelecek kayıp değer 0,18866’dır ve bir temel fonksiyon azalacaktır. Yine tablodan da görüleceği üzere Bazı yordayıcı değişkenlerin tek başına birden fazla temel fonksiyon ile modele dâhil olduğu ve birden fazla değişkeninde de birleşerek tek bir temel fonksiyon ile modele dâhil olduğu görülmektedir. MARS analiz yönteminin ileri doğru adım ve geriye doğru adım uygulamaları sonucu elde edilen en uygun modeli final model olarak adlandırılmaktadır. Tablo 17 final modele ilişkin tablo bilgilerini göstermektedir.

Tablo17

En Uygun Modele Ait Oluşturulan Final Model

Temel Fonksiyon	Katsayı	Değişken	İşaret	Kaynağın işareti	Kaynak Değişken	Düğüm Noktası
0	0,70672					
1	-0,28298	AYLIK GELİR	+			SubSet1
3	-2,30291	ÖZYETERLİK ALGISI	+			1,32614
4	-0,12088	ÖZYETERLİK ALGISI	-			1,32614
5	0,01374	YÖNETİCİLERİN ÖĞRENCİ ODAKLI OKUL İMALGISI	+			-3,41685
6	0,54764	YÖNETİCİLERİN ÖĞRENCİ ODAKLI OKUL İMALGISI	-			-3,41685
7	0,18796	BABAMESLEGİ	+			SubSet1
9	-0,14484	ZORBALIK	+			-0,61231
10	-0,43740	ZORBALIK	-			-0,61231
11	0,00354	ÖĞRETMENİN MESLEKTEKİ YILI	+			1,00000
12	0,12483	ÖĞRETMENİN MESLEKTEKİ YILI	-			1,00000
13	-0,05262	EBEVEYNYAKLAŞIMI	+			-0,60754
14	-0,19674	EBEVEYNYAKLAŞIMI	-			-0,60754
15	0,05275	BABAMESLEGİ	+	+	YÖNETİCİLERİN ÖĞRENCİ ODAKLI OKUL İMALGISI	SubSet2
17	0,01823	DERSEVERİLENDİĞİ	+	+	ZORBALIK	-2,65407
18	0,31228	DERSEVERİLENDİĞİ	-	+	ZORBALIK	-2,65407
19	0,05192	ANNEMESLEGİ	+	-	ÖZYETERLİK ALGISI	SubSet1
22	-0,00718	ÖĞRETMENİN MESLEKTEKİ YILI	-	+	ANNEMESLEGİ	8,00000
23	-9,30736	ÖĞRETMENİN ÖĞRETİM SELETKİNLİKLERİ	+	+	AYLIK GELİR	0,88546
24	0,03540	ÖĞRETMENİN ÖĞRETİM SELETKİNLİKLERİ	-	+	AYLIK GELİR	0,88546
25	0,00338	OKULAAİTLİK	+	+	DERSEVERİLENDİĞİ	0,33787
26	0,00840	OKULAAİTLİK	-	+	DERSEVERİLENDİĞİ	0,33787
27	-0,01645	AYLIK GELİR	+	+	BABAMESLEGİ	SubSet2
29	0,08214	HOŞLANMA	+	+	EBEVEYNYAKLAŞIMI	0,14051
31	-0,43822	ÖĞRETMENİN ÖĞRETİM SELETKİNLİKLERİ	+	+	EBEVEYNYAKLAŞIMI	0,66807
32	-0,00454	ÖĞRETMENİN ÖĞRETİM SELETKİNLİKLERİ	-	+	EBEVEYNYAKLAŞIMI	0,66807
33	0,01901	ÖĞRETMENİN ÖĞRETİM SELETKİNLİKLERİ	+	+	BABAMESLEGİ	-1,07437
35	-0,16917	DERSEVERİLENDİĞİ	+	+	ANNEMESLEGİ	0,69784
36	0,00907	DERSEVERİLENDİĞİ	-	+	ANNEMESLEGİ	0,69784
37	0,09854	ÖĞRETMENİN ÖĞRETİM SELETKİNLİKLERİ	+	+	AYLIK GELİR	-1,01575
39	-0,06281	ÖZYETERLİK ALGISI	+	+	BABAMESLEGİ	-1,13200
40	-0,04418	ÖZYETERLİK ALGISI	-	+	BABAMESLEGİ	-1,13200
42	0,12855	EBEVEYNYAKLAŞIMI	-	+	BABAMESLEGİ	-0,40200
43	-0,04973	OKULAAİTLİK	+	+	EBEVEYNYAKLAŞIMI	-0,89834
44	-0,01827	OKULAAİTLİK	-	+	EBEVEYNYAKLAŞIMI	-0,89834
45	0,03599	ÖĞRETMENİN DERSEHAZIRLIĞI	+	+	EBEVEYNYAKLAŞIMI	-1,20095
46	0,06656	ÖĞRETMENİN DERSEHAZIRLIĞI	-	+	EBEVEYNYAKLAŞIMI	-1,20095
47	0,07063	ZORBALIK	+	-	ÖZYETERLİK ALGISI	1,80876
48	0,00408	ZORBALIK	-	-	ÖZYETERLİK ALGISI	1,80876
49	0,02334	AYLIK GELİR	+	+	ANNEMESLEGİ	SubSet3

Tablo 17’de değişkenlerin ve değişken çiftlerinin eğiminin değiştiği düğüm noktaları, değişkenlerin barındırdığı temel fonksiyonlar, temel fonksiyonlara ait katsayılar ve değişkenlerin yönünü belirten işaretler yer almaktadır. Final modelde; her bir yordayıcı değişken ya da değişkenlerin tüm değişkenlerden bağımsız oluşturdukları düğüm değerleri, eğimlerinin yönleri, temel fonksiyon ile çarpımları sonucu regresyon denkleminde olan katkıları veren model katsayıları ve temel fonksiyonların hangi değişkenlere dağıldığını gösteren bilgiler yer almaktadır. Yordayıcı değişkenler ve düğüm değerlerinden oluşan temel fonksiyon denklemleri Tablo 18’de sunulmaktadır.

Tablo 18

En Uygun Modele İlişkin Temel Fonksiyon Denklemleri

TEMEL FONKSİYONLAR

BF1 = (AYLIKGEİİR in (1, 6));
BF3 = max(0, ÖZYETERLİKALGISI – 1,32614);
BF4 = max(0, 1,32614 - ÖZYETERLİKALGISI);
BF5 = max(0, YÖNETİCİLERİNÖGRENCİODAKLIÖKULİKLİMİALGISI + 3,41685);
BF6 = max(0, -3,41685 - YÖNETİCİLERİNÖGRENCİODAKLIÖKULİKLİMİALGISI);
BF7 = (BABAMESLEGİ in (5, 3, 1, 2, 6));
BF9 = max(0, ZORBALIK + 0,61231);
BF10 = max(0, -0,61231 - ZORBALIK);
BF11 = max(0, ÖGRETMENİNMESLEKTEKİYILI - 1);
BF12 = max(0, 1 - ÖGRETMENİNMESLEKTEKİYILI);
BF13 = max(0, EBEVEYNYAKLAŞIMI + 0,60754);
BF14 = max(0, -0,60754 - EBEVEYNYAKLAŞIMI);
BF15 = (BABAMESLEGİ in (4, 2)) * BF5;
BF16 = (BABAMESLEGİ in (5, 3, 1, 7, 6)) * BF5;
BF17 = max(0, DERSEVERİLENDEGER + 2,65407) * BF9;
BF18 = max(0, -2,65407 - DERSEVERİLENDEGER) * BF9;
BF19 = (ANNEMESLEGİ in (3, 2)) * BF4;
BF20 = (ANNEMESLEGİ in (7, 4, 1, 8, 6, 5)) * BF4;
BF22 = max(0, 8 - ÖGRETMENİNMESLEKTEKİYILI) * BF20;
BF23 = max(0, ÖGRETMENİNÖGRETİMSELETKİNLİKLERİ – 0,88546) * BF1;
BF24 = max(0, 0,88546 - ÖGRETMENİNÖGRETİMSELETKİNLİKLERİ) * BF1;
BF25 = max(0, OKULAAİTLİK – 0,337873) * BF17;
BF26 = max(0, 0,337873 - OKULAAİTLİK) * BF17;
BF27 = (AYLIKGEİİR in (2, 1)) * BF15;
BF29 = max(0, HOŞLANMA – 0,140507) * BF13;
BF31 = max(0, ÖGRETMENİNÖGRETİMSELETKİNLİKLERİ – 0,66807) * BF13;
BF32 = max(0, 0,66807 - ÖGRETMENİNÖGRETİMSELETKİNLİKLERİ) * BF13;
BF33 = max(0, ÖGRETMENİNÖGRETİMSELETKİNLİKLERİ + 1,07437) * BF16;
BF35 = max(0, DERSEVERİLENDEGER – 0,697839) * BF20;
BF36 = max(0, 0,697839 - DERSEVERİLENDEGER) * BF20;
BF37 = max(0, ÖGRETMENİNÖGRETİMSELETKİNLİKLERİ + 1,01575) * BF1;
BF39 = max(0, ÖZYETERLİKALGISI + 1,132) * BF7;
BF40 = max(0, -1,132 - ÖZYETERLİKALGISI) * BF7;
BF41 = max(0, EBEVEYNYAKLAŞIMI + 0,401997) * BF7;
BF42 = max(0, -0,401997 - EBEVEYNYAKLAŞIMI) * BF7;
BF43 = max(0, OKULAAİTLİK + 0,898342) * BF41;
BF44 = max(0, -0,898342 - OKULAAİTLİK) * BF41;
BF45 = max(0, ÖGRETMENİNDERSEHAZIRLIĞI + 1,20095) * BF41;
BF46 = max(0, -1,20095 - ÖGRETMENİNDERSEHAZIRLIĞI) * BF41;
BF47 = max(0, ZORBALIK – 1,80876) * BF4;
BF48 = max(0, 1,80876 - ZORBALIK) * BF4;
BF49 = (AYLIKGEİİR in (1, 3)) * BF20;

MARS analiz yönteminde Test MSE değeri temel alınarak belirlenen maksimum temel fonksiyon sayısı Tablo 14’te görüleceği üzere 49 olarak belirlenmiştir. Daha sonra en uygun modelin kurulmasında 49 temel fonksiyonun 39 tanesinden yararlanılmıştır. Yalnız Tablo 18’de 42 adet temel fonksiyon yer almaktadır. Temel fonksiyonlardan BF16, BF20 ve BF41 diğer temel fonksiyonların oluşturulmasında kullanılmış olup final modelde yer almamıştır. Aşağıda fen başarısı adına temel fonksiyonlar ile kurulan en uygun modelin kapalı gösterimi Tablo 19’da gösterilmiştir.

Tablo 19

En Uygun Modele İlişkin Fen Başarısı Model Tablosu

MODEL FENBAŞARISI = BF1 BF3 BF4 BF5 BF6 BF7 BF9 BF10 BF11 BF12
BF13 BF14 BF15 BF17 BF18 BF19 BF22 BF23 BF24 BF25
BF26 BF27 BF29 BF31 BF32 BF33 BF35 BF36 BF37 BF39
BF40 BF42 BF43 BF44 BF45 BF46 BF47 BF48 BF49

MARS analiz yöntemi, en uygun modeli oluştururken yararlandığı 39 temel fonksiyonun model katsayıları ile çarpımı Tablo 20'deki regresyon denklemini verir. Her bir temel fonksiyonun kendi katsayısı ile çarpımı modele olan katkısını vermektedir.

Tablo 20

En Uygun Modele İlişkin Regresyon Denklemi

$$\begin{aligned}
 Y = & 0,706716 - 0,28298 * BF1 - 2,30291 * BF3 - 0,12088 * BF4 \\
 & + 0,0137402 * BF5 + 0,547644 * BF6 + 0,187965 * BF7 \\
 & - 0,144839 * BF9 - 0,437399 * BF10 + 0,00353516 * BF11 \\
 & + 0,124828 * BF12 - 0,0526214 * BF13 - 0,196745 * BF14 \\
 & + 0,052752 * BF15 + 0,0182318 * BF17 + 0,312279 * BF18 \\
 & + 0,0519219 * BF19 - 0,00717812 * BF22 - 9,30736 * BF23 \\
 & + 0,0354042 * BF24 + 0,00337613 * BF25 + 0,00840481 * BF26 \\
 & - 0,0164451 * BF27 + 0,0821411 * BF29 - 0,438221 * BF31 \\
 & - 0,00454103 * BF32 + 0,0190105 * BF33 - 0,169167 * BF35 \\
 & + 0,00907354 * BF36 + 0,0985396 * BF37 - 0,0628089 * BF39 \\
 & - 0,044178 * BF40 + 0,128554 * BF42 - 0,0497339 * BF43 \\
 & - 0,0182725 * BF44 + 0,0359945 * BF45 + 0,0665624 * BF46 \\
 & + 0,0706328 * BF47 + 0,00407991 * BF48 + 0,0233424 * BF49
 \end{aligned}$$

Kurulan bu denklemde serbestlik derecesi 3 için hesaplanan F ve p değeri Ek 7'de görüleceği üzere F=60,02392 ve p değeri p = 0,0000 olarak hesaplanmıştır. Buda modelin anlamlı olduğunu göstermektedir. ABİDE uygulaması ile elde edilen veriler MARS analiz yöntemi ile analiz edilmiş ve fen başarısının en önemli yordayıcıları belirlenmeye çalışılmıştır. Analize alınan yordayıcı değişkenler ve bu değişkenlerin kurulan modelde kendi içlerinde yordanan değişken üzerinde önem düzeyleri Tablo 21'de verilmiştir.

Tablo 21

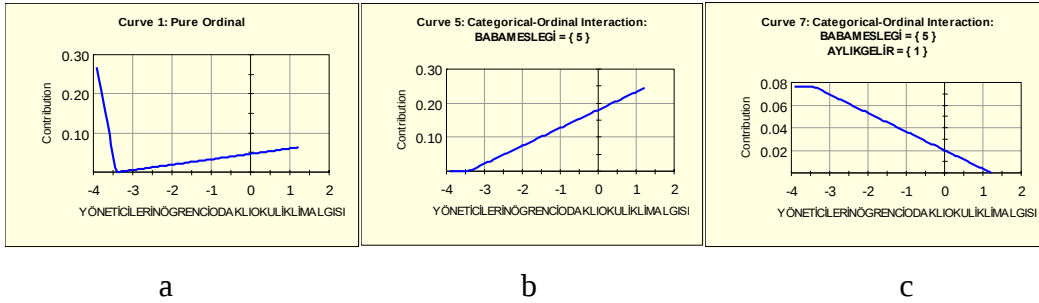
MARS Analiz Yöntemi Değişkenlerin Önemlilik Düzey Tablosu

Yordayıcı Değişkenler	Puan
ÖZYETERLİKALGISI	100,00
BABAMESLEĞİ	87,50
AYLIK GELİR	87,28
YÖNETİCİLERİN ÖĞRENCİ ODAKLI OKUL İKLİM ALGISI	82,73
EBEVEYN YAKLAŞIMI	73,72
ZORBALIK	69,99
ÖĞRETMENİN MESLEKTEKİ YILI	56,12
ÖĞRETMENİN ÖĞRETİM SELETKİNLİKLERİ	51,63
ANNE MESLEĞİ	48,50
DERSE VERİLEN DEĞER	38,62
HOŞLANMA	35,09
OKULA AİTLİK	31,04
ÖĞRETMENİN DERSE HAZIRLIĞI	22,37
YÖNETİCİLERİN ÖĞRETMEN ODAKLI OKUL İKLİM ALGISI	0,00
GENEL ÖĞRETİM SELETKİNLİKLER	0,00
ÖZYETERLİK	0,00
OTURULAN EV	0,00
CİNSİYET	0,00
EĞİTİM DÜZEYİ	0,00
MESLEKİ GELİŞİM	0,00
MESLEKİ DOYUM	0,00
MEZUN OLDUĞU OKUL TÜRÜ	0,00
KAPSAMLI ÖĞRETİM SELETKİNLİKLER	0,00

MARS analiz yöntemi ile yapılan analiz sonucu elde edilen en önemli yordayıcılar Tablo 21’de verilmiştir. Buna göre fen başarısının en önemli yordayıcıları sırasıyla; öz yeterlik algısı, baba mesleği, aylık gelir, yöneticilerin öğrenci odaklı okul iklim algısı, ebeveyn yaklaşımı, zorbalık, öğretmenin meslekteki yılı, öğretmenin öğretimsel etkinlikleri, anne mesleği, derse verilen değer, hoşlanma, okula aitlik ve öğretmenin derse hazırlığı değişkenleri olarak elde edilmiştir. MARS analiz yöntemi bağımlı değişkenle ilişkili olan değişkenleri kendi arasında önem düzeyine göre 100 puandan başlamak üzere sıralanmıştır. Fen başarısı ile en yüksek ilişkiye sahip olan değişken öz yeterlik algısı değişkeni iken en düşük ilişkiye sahip olan değişken ise öğretmenin derse hazırlığı değişkeni olarak elde edilmiştir. Fen başarısı ile çok az ya da hiç ilişkisi olmayıp analize dahil edilmeyen değişkenler ise sırasıyla; yöneticilerin öğretmen odaklı okul iklim algısı, genel öğretimsel etkinlikler, öz yeterlik, oturulan ev, öğretmenin cinsiyeti, eğitim düzeyi, mesleki gelişim, mesleki doyum, mezun olduğu okul türü ve kapsamlı öğretimsel etkinlikler değişkenlerinin modele alınması önemsiz olarak elde edilmiştir.

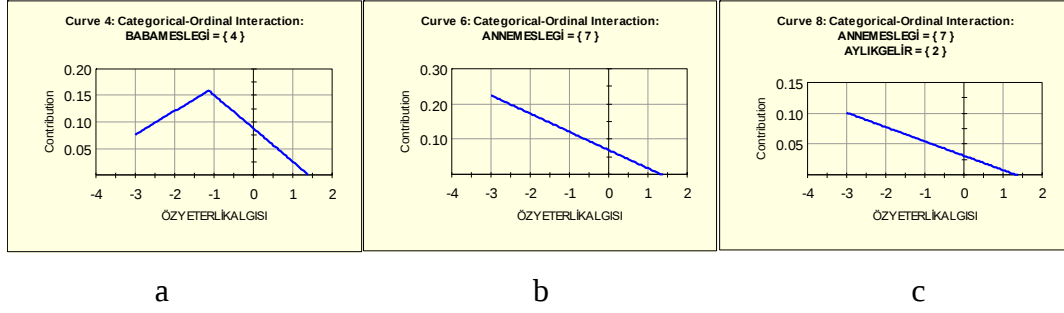
Aşağıda Şekil 10 ile Şekil 16 arasındaki grafikler Tablo 21’deki değişkenlerin birbirleriyle olan etkileşimlerini ve modele olan katkılarını göstermektedir. Veri seti öğrenci, öğretmen ve okula ait demografik değişkenler ile çeşitli ölçeklerle ölçülen değişkenlerden oluşmaktadır. Bu değişkenlerin kendi içinde aynı ölçek üzerinde olabilmeleri için standart puanlardan Z puanına dönüştürülmüştür. Yordayıcı değişkenlerin ve birimlerin

açıklamaları ile Z puanı dönüşüm değerleri EK 1’de verilmiştir. Her bir grafikte x eksenini değişkenlerin Z puanı cinsinden değerini y eksenini ise değişkenlerin modele olan katkısını ifade etmektedir.



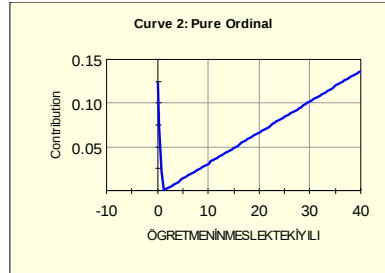
Şekil 10. Yöneticilerin öğrenci odaklı okul iklim algısı ve fen başarısı arasındaki ilişki ve düğüm değerleri

Şekil 10’da yer alan a, b ve c grafikleri yöneticilerin öğrenci odaklı okul iklim algısı değişkeni ve bu değişken ile etkileşime giren değişkenlere ait katkı (contribiout) grafikleri yer almaktadır. Şekil 10a grafiği değişkenin etkileşimsiz halini, şekil 10b grafiği baba mesleği 5 (emekli çalışıyor) ile olan etkileşimini ve şekil 10c grafiği baba mesleği 5 (emekli çalışıyor) ve aylık gelir 1 (0-1500 TL arası) ile olan etkileşimini göstermektedir. Yöneticilerin öğrenci odaklı okul iklim algısı değişkeni -3,41685 noktasında bir düğüm oluşturmaktadır ve fen başarısı ile arasındaki eğim bu düğüm noktasından sonra değişmektedir. Şekil 10a’da yöneticilerin öğrenci odaklı okul iklim algısı değişkeni bu düğüm noktasına kadar negatif yönlü bu noktadan sonrası için pozitif yönlü bir etkide bulunmaktadır. Yöneticilerin öğrenci odaklı okul iklim algısı arttıkça fen başarısına olan katkı -3,41685 noktasına kadar azalmakta sonrasında artmaktadır. Şekil 10b’de yöneticilerin öğrenci odaklı okul iklim algısı ile baba mesleği 5 (emekli çalışan) etkileşimi arttıkça yine -3,41685 düğüm noktasından itibaren fen başarısına olan katkı artmaktadır. Şekil 10c’de aylık gelir 1 (0-1500 TL arası) değişkeninin dâhil olmasıyla oluşan üçlü etkileşim arttıkça -3,41685 düğüm noktasından itibaren fen başarısına olan katkı azalmaktadır.



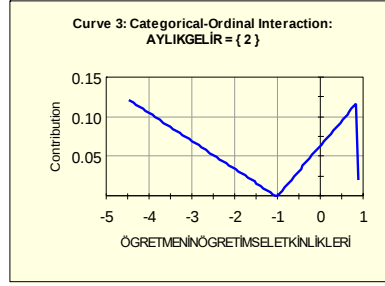
Şekil 11. Öz yeterlik algısı ve fen başarısı arasındaki ilişki ve düğüm değerleri

Şekil 11’de yer alan a, b ve c grafikleri öz yeterlik algısı değişkeni ve bu değişken ile etkileşime giren değişkenlere ait katkı (contribiout) grafikleri yer almaktadır. Şekil 11a grafiği öz yeterlik algısı değişkeninin baba mesleği 4 (serbest meslek sahibi - esnaf - işletme sahibi) ile olan etkileşimini, şekil 11b grafiği anne mesleği 7 (ev hanımı) ile olan etkileşimini ve şekil 11c grafiği anne mesleği 7 (ev hanımı) ve aylık gelir 2 (1501-2500 TL arası) ile olan etkileşimini göstermektedir. Şekil 11a’da öz yeterlik algısı ile baba mesleği 4 (serbest meslek sahibi - esnaf - işletme sahibi) etkileşimi arttıkça fen başarısına olan katkı - 1,132 noktasına kadar artmakta sonrasında azalmaktadır. Şekil 11b’de öz yeterlik algısı ile anne mesleği 7 (ev hanımı) etkileşimi arttıkça fen başarısına olan katkı 1,3261 noktasına kadar azalmaktadır. Şekil 11c’de aylık gelir 2 (1501-2500 TL arası) değişkeninin dâhil olmasıyla oluşan üçlü etkileşim arttıkça fen başarısına olan katkı azalmaktadır.



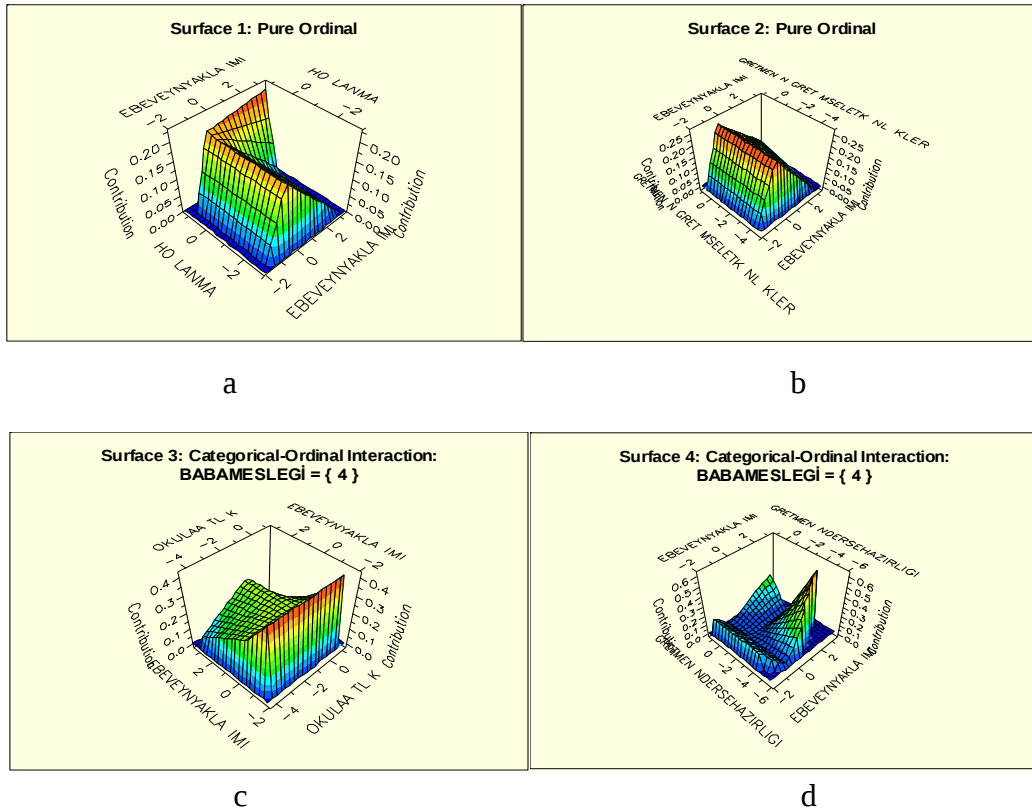
Şekil 12. Öğretmenin Meslekteki Yılı ve Fen Başarısı Arasındaki İlişki ve Düğüm Değeri

Şekil 12 öğretmenin meslekteki yılı ile fen başarısı arasındaki ilişkiyi göstermektedir. Öğretmenin meslekteki yılı değişkeni 1,00 noktasında bir düğüm oluşturmaktadır ve fen başarısı ile arasındaki eğim bu düğüm noktasından sonra değişmektedir. Öğretmenin meslekteki yılı değişkeni 1,00 düğüm noktasına kadar negatif yönlü bu noktadan sonrası için pozitif yönlü bir etkide bulunmaktadır. Öğretmenin meslekteki yılı arttıkça fen başarısına olan katkı 1,00 noktasına kadar azalmakta sonrasında artmaktadır.



Şekil 13. Öğretmenin öğretimsel etkinlikleri-aylık gelir(2) fen başarısı arasındaki ilişki ve düğüm değeri

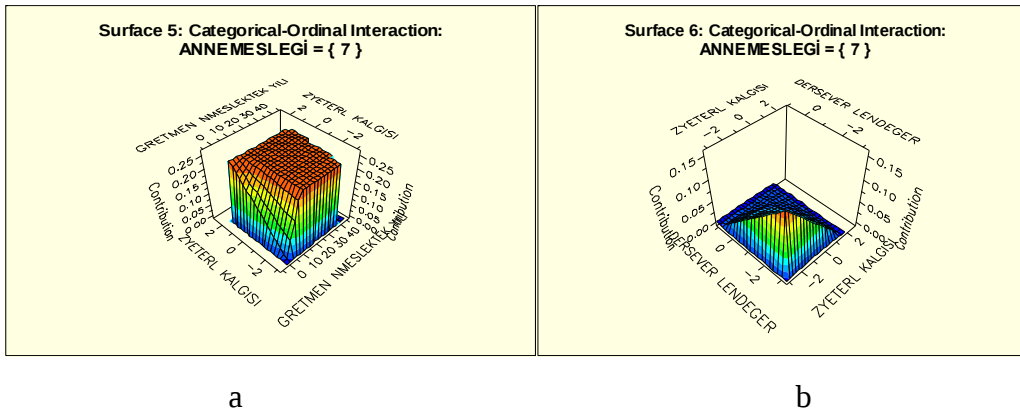
Şekil 13 öğretmenin öğretimsel etkinlikleri değişkeni ile aylık gelir 2 (1501-2500 TL arası) değişkeninin fen başarısı ile arasındaki ilişkiyi göstermektedir. Öğretmenin öğretimsel etkinlikleri ve aylık gelir 2 değişkenleri ile fen başarısı arasındaki eğim -1,01575 ve 0,88546 düğüm noktalarında değişmektedir. Öğretmenin öğretimsel etkinlikleri ile aylık gelir 2 (1501-2500 TL arası) etkileşimi arttıkça fen başarısına olan katkı -1,01575 noktasına kadar azalmakta, 0,88546 noktasına kadar artmakta ve sonrasında yine azalmaktadır.



Şekil 14. Ebeveyn yaklaşımının etkileşimde bulunduğu değişkenler ile fen başarısı üzerindeki etkisi

Şekil 14'te Ebeveyn yaklaşımı değişkenine ilişkin 14a'da hoşlanma ile, 14b'de öğretmenin öğretimsel etkinlikleri ile, 14c'de okula aitlik ve baba mesleği 4 (serbest meslek sahibi-

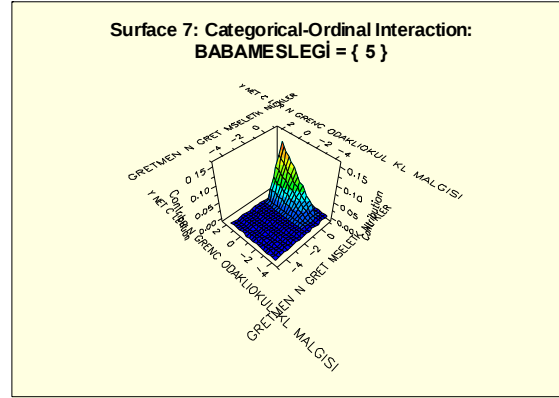
esnaf-işletme sahibi) değişkenleri ile ve 14d’de öğretmenin derse hazırlığı ve baba mesleği 4 (serbest meslek sahibi-esnaf-işletme sahibi) değişkenleri ile arasındaki etkileşimin fen başarısına olan katkısı verilmektedir. Şekil 14a’da ebeveyn yaklaşımı -0,60754 noktasında ve hoşlanma değişkeni 0,140507 noktasında kesişmektedir. Grafikte bu ikili etkileşimin fen başarısına olan katkısı bu kesişim noktasında en yüksek değerini aldığı görülmektedir. Şekil 14b’de ebeveyn yaklaşımı -0,60754 noktasında ve öğretmenin öğretimsel etkinlikleri değişkeni 0,66807 noktasında kesişmektedir. Grafikte bu ikili etkileşimin fen başarısına olan katkısı bu kesişim noktasında en yüksek değerini aldığı görülmektedir. Şekil 14c’de baba mesleği 4 kategorisinde bulunan öğrencilerin okula aitlik ekseninde -0,898342 noktasında ve ebeveyn yaklaşımı ekseninde ise -0,401997 noktasında kesişmektedir. Grafikte bu üçlü etkileşimin fen başarısına olan katkısı bu kesişim noktasında en yüksek değerini aldığı görülmektedir. Şekil 14d’de baba mesleği 4 kategorisinde bulunan öğrencilerin öğretmenin derse hazırlığı ekseninde -1,20095 noktasında ve ebeveyn yaklaşımı ekseninde ise -0,401997 noktasında kesişmektedir. Grafikte bu üçlü etkileşimin fen başarısına olan katkısı bu kesişim noktasında en yüksek değerini aldığı görülmektedir. Şekil 14d’deki grafikte bu üçlü etkileşime ait koyu mavi ile belirtilen kısımlarının fen başarısına bir katkısı yoktur (Salford Systems, 2018).



Şekil 15. Öz yeterlik algısının etkileşimde bulunduğu değişkenler ile fen başarısı üzerindeki etkisi

Şekil 15’te öz yeterlik algısı değişkenine ilişkin 15a’da öğretmenin meslekteki yılı ve anne mesleği 7 (ev hanımı) değişkenleri ile, 15b’de derse verilen değer ve anne mesleği 7 (ev hanımı) değişkenleri ile arasındaki etkileşimin fen başarısına olan katkısı verilmektedir. Şekil 15a’da anne mesleği 7 kategorisinde bulunan öğrencilerin öğretmenin meslekteki yılı ekseninde 8,00 noktasında ve öz yeterlik algısı ekseninde ise 1,32614 noktasında kesişmektedir. Grafikte bu üçlü etkileşimin fen başarısına olan katkısı bu kesişim noktasında en yüksek değerini aldığı görülmektedir. Şekil 15b’de anne mesleği 7

kategorisinde bulunan öğrencilerin derse verilen değer ekseninde 0,697839 noktasında ve öz yeterlik algısı ekseninde ise 1,32614 noktasında kesişmektedir. Grafikte bu üçlü etkileşimin fen başarısına olan katkısı bu kesişim noktasında en yüksek değerini aldığı görülmektedir.



Şekil 16. Öğretmenin öğretimsel etkinliklerinin etkileşimde bulunduğu değişkenler ile fen başarısı üzerindeki etkisi

Şekil 16’da öğretmenin öğretimsel etkinlikleri değişkenine ilişkin yöneticilerin öğrenci odaklı okul iklim algısı ve baba mesleği 5 (emekli çalışan) değişkenleri arasındaki etkileşimin fen başarısına olan katkısı verilmektedir. Baba mesleği 5 kategorisinde bulunan öğrencilerin yöneticilerin öğrenci odaklı okul iklim algısı ekseninde -1,07437 noktasında ve öğretmenin öğretimsel etkinlikleri ekseninde -3,41685 düğüm noktasında kesişmektedir. Grafikte bu üçlü etkileşimin fen başarısına olan katkısı bu kesişim noktasında en yüksek değerini aldığı görülmektedir.

BRT analiz yöntemine dayalı olarak fen başarısının en önemli yordayıcıları

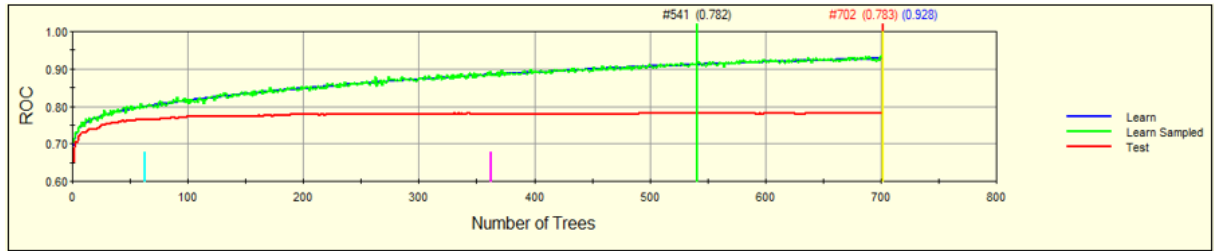
BRT analiz yönteminde model kurulum aşaması default değerler temel alınarak oluşturulmuştur. BRT analiz yönteminin default değerleri veri setini %80 öğrenme ve %20 test verisi şeklinde ele almaktadır. Bu şekilde tüm veri setinin %20’sini geçerlik için test verisi, %80’nini modelleme için öğrenme verisi olarak kullanmaktadır. En uygun model için yeterli ağaç sayısı Tablo 22’de görüldüğü üzere 200, 500, 750, 1000, 2500 ve 5000 ağaç sayıları girilerek hesaplanmaya çalışılmıştır.

Tablo 22

Maksimum Ağaç Sayısını Belirlemek İçin Yapılan BRT Analiz Sonuçları

	By	Neg. AvgLL	ROC	Misclass	Lift
200	Ölçüm	0,54437	0,77791	0,27186	1,50917
	Ağaç Sayısı	200	198	113	63
500	Ölçüm	0,54096	0,78061	0,26331	1,50917
	Ağaç Sayısı	344	499	363	63
750	Ölçüm	0,54015	0,78278	0,26331	1,50917
	Ağaç Sayısı	541	702	363	63
1000	Ölçüm	0,54015	0,78278	0,26331	1,50917
	Ağaç Sayısı	541	702	363	63
2500	Ölçüm	0,54015	0,78278	0,26331	1,50917
	Ağaç Sayısı	541	702	363	63
5000	Ölçüm	0,54015	0,78278	0,26331	1,51682
	Ağaç Sayısı	541	702	363	3.438

En uygun modelin oluşumunda Tablo 22’de görüldüğü gibi ağaç sayısı 702’ye ulaştıktan sonra yapılan tüm analizlerde sonuçlar değişmemektedir. Böylelikle gerekli olan ağaç sayısı 702 olarak elde edilmiştir. En uygun modele ilişkin ROC eğrisi grafiği Şekil 17’de yer almaktadır.



Şekil 17. En uygun modele ilişkin ROC eğrisi grafiği

Şekil 17 ROC eğrisi altında kalan alanın test ve öğrenme verisine göre hangi ağaç sayısında optimal olduğunu gösteren grafiği göstermektedir. Tablo 22’de görüleceği üzere BRT analiz yöntemi en uygun modeli belirleyen ağaç sayısına 702. ağaçta ulaşmış ve bünyesinde bulunan yordayıcı değişkenleri kendi arasında önem düzeyine göre Tablo 23’te 100 puan ile başlamak üzere sıralanmıştır.

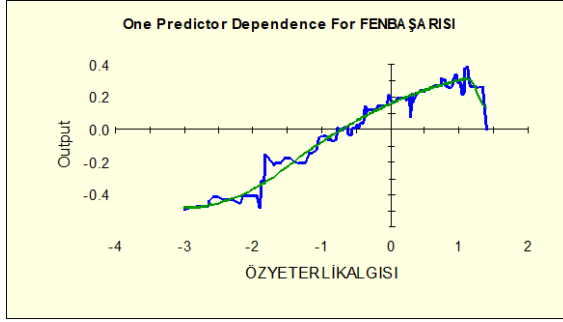
Tablo 23

BRT Analiz Yöntemi Değişkenlerin Önemlilik Düzey Tablosu

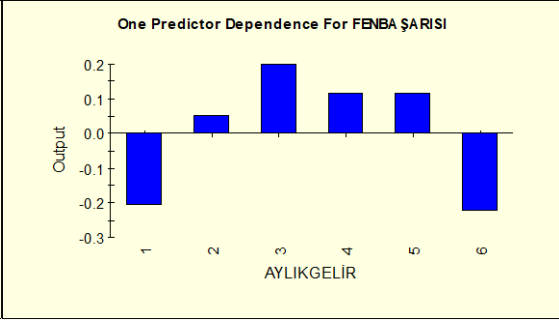
Değişkenler	Puan	
ÖZYETERLİKALGISI	100,00	
AYLIK GELİR	89,31	
BABAMESLEĞİ	88,41	
ÖĞRETMENİN ÖĞRETİMSELETKİNLİKLERİ	88,21	
EBEVEYNYAKLAŞIMI	86,09	
YÖNETİCİLERİN ÖĞRENCİ ODAKLI OKUL İKLİM ALGISI	85,76	
ZORBALIK	81,68	
HOŞLANMA	76,80	
OKULA AİTLİK	73,61	
YÖNETİCİLERİN ÖĞRETMEN ODAKLI OKUL İKLİM ALGISI	71,47	
ÖĞRETMENİN MESLEKTEKİ YILI	68,44	
GENEL ÖĞRETİMSELETKİNLİKLER	66,14	
MESLEKİ GELİŞİM	63,82	
DERSE VERİLEN DEĞER	58,81	
ANNE MESLEĞİ	58,03	
ÖĞRETMENİN DERSE HAZIRLIĞI	56,93	
KAPSAMLI ÖĞRETİMSELETKİNLİKLER	53,22	
ÖZYETERLİK	49,87	
MESLEKİ DOYUM	48,34	
OTURULAN EV	30,98	
MEZUN OLDUĞU OKUL TÜRÜ	23,36	
CİNSİYET	21,57	
EĞİTİM DÜZEYİ	18,85	

BRT analiz yöntemi ile yapılan analiz sonucu elde edilen en önemli yordayıcılar ve önem düzeyleri Tablo 23'te verilmiştir. Buna göre fen başarısının en önemli yordayıcıları sırasıyla; öz yeterlik algısı, aylık gelir, baba mesleği, öğretmenin öğretimsel etkinlikleri, ebeveyn yaklaşımı, yöneticilerin öğrenci odaklı okul iklim algısı, zorbalık, hoşlanma, okula aitlik, yöneticilerin öğretmen odaklı okul iklim algısı, öğretmenin meslekteki yılı, genel öğretimsel etkinlikler, mesleki gelişim, derse verilen değer, anne mesleği, öğretmenin derse hazırlığı, kapsamlı öğretimsel etkinlikler, öz yeterlik, mesleki doyum, oturulan ev, mezun olduğu okul türü, cinsiyeti ve eğitim düzeyi olarak belirlenmiştir. BRT analiz yöntemide MARS analiz yöntemiyle benzer şekilde öz yeterlik algısı değişkenini fen başarısı ile en yüksek ilişkiye sahip değişken olarak elde etmiştir.

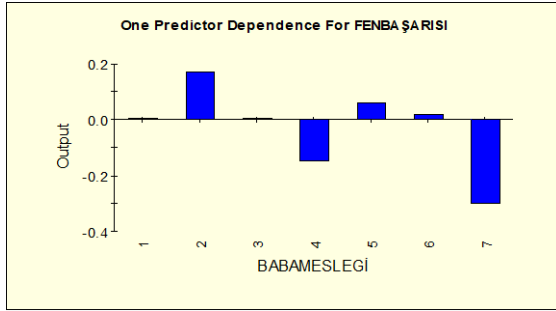
Tablo 23'te bağımlı değişkenimiz olan Fen başarısı ile 23 yordayıcı değişkene ait kısmi bağımlılık (Partial dependence) grafikleri Şekil 18a ile Şekil 18u arasında sunulmaktadır. Şekil 18a'da da görüleceği üzere fen başarısı üzerinde öz yeterlik algısı arttıkça fen başarısı artmaktadır. Benzer şekilde diğer yordayıcılar da fen başarısı üzerinde kimi noktalarda artma eğilimindeyken kimi noktalarda ise azalma eğilimindedir. Kategorik değişkenler bar grafiği ile sürekli değişkenler çizgi grafiği ile gösterilmiştir.



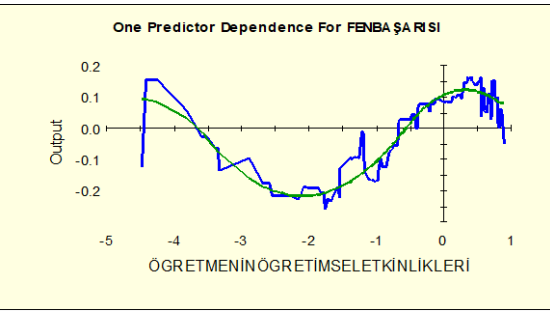
a-Öz yeterlik algısı grafiği



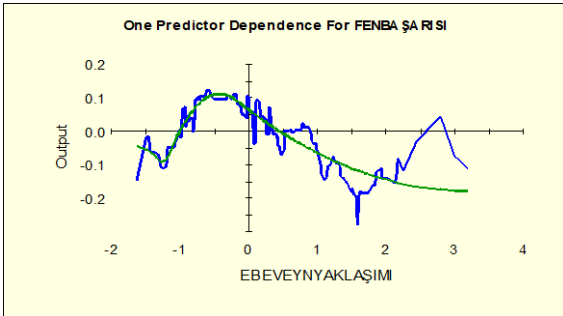
b-Aylık gelir grafiği



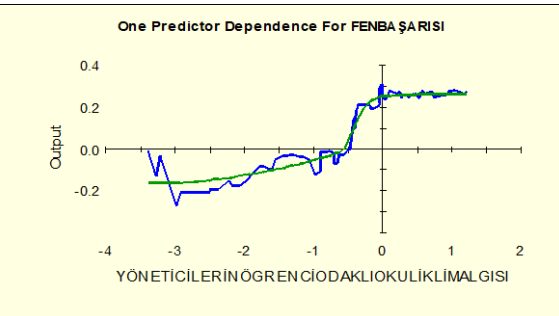
c-Baba mesleği grafiği



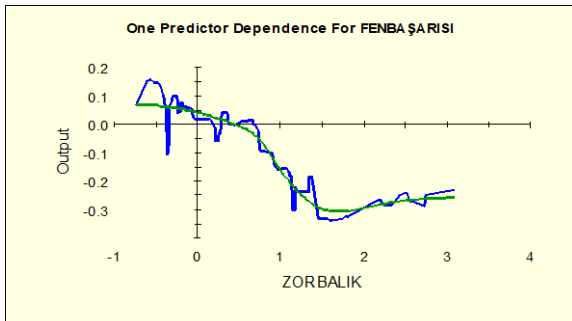
d-Öğretmenin öğretimsel etkinlikleri grafiği



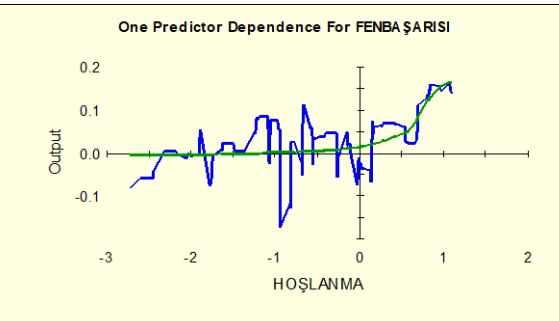
e-Ebeveyn yaklaşımı grafiği



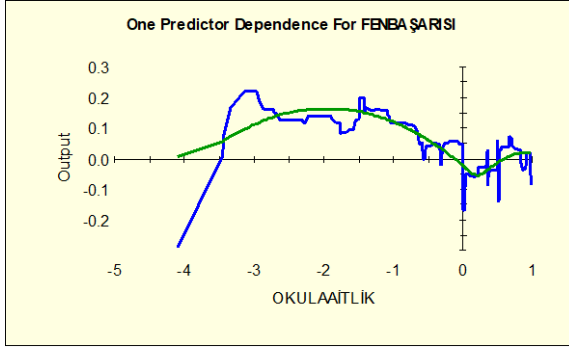
f-Yöneticilerin öğrenci odaklı okul iklimi algısı grafiği



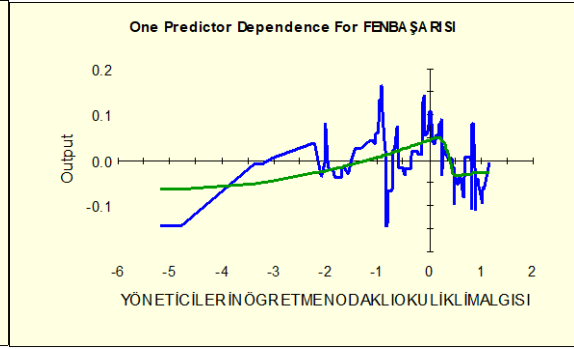
g-Zorbalık grafiği



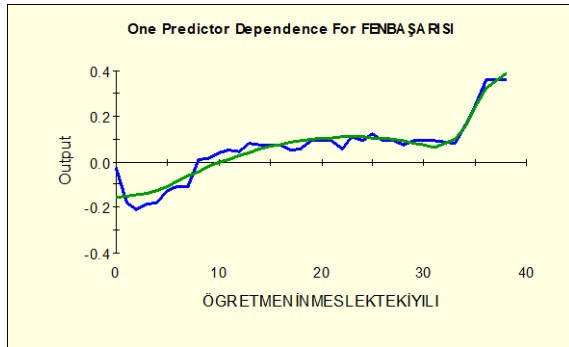
h-Hoşlanma grafiği



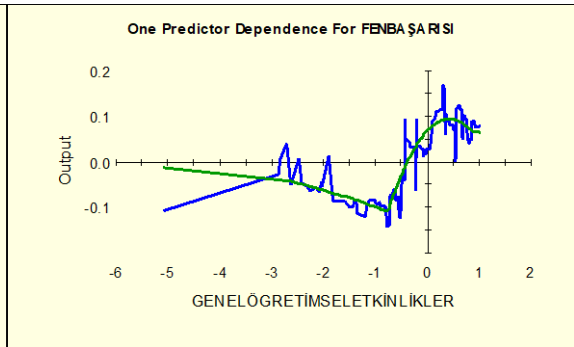
ı-Okula aitlik grafiği



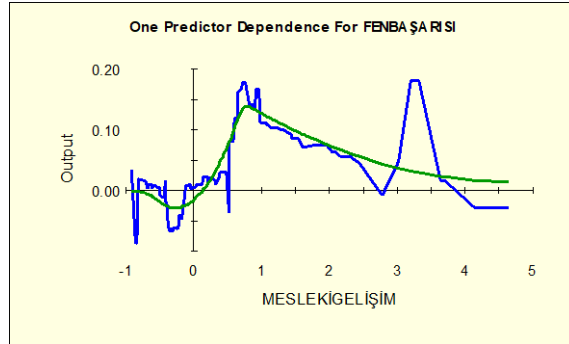
i-Yönt. öğretmen odaklı okul iklim algısı grafiği



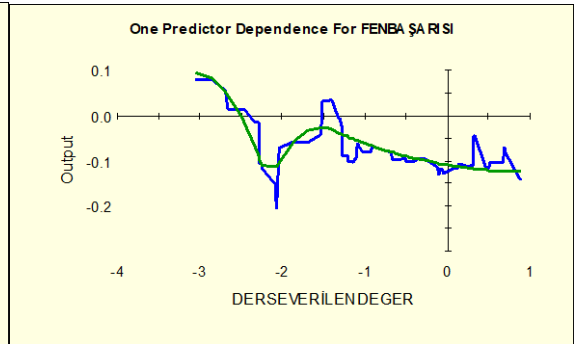
j-Öğretmenin meslekteki yılı grafiği



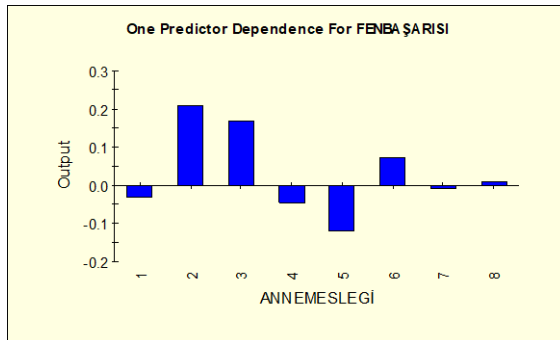
k-Genel öğretimsel etkinlikler grafiği



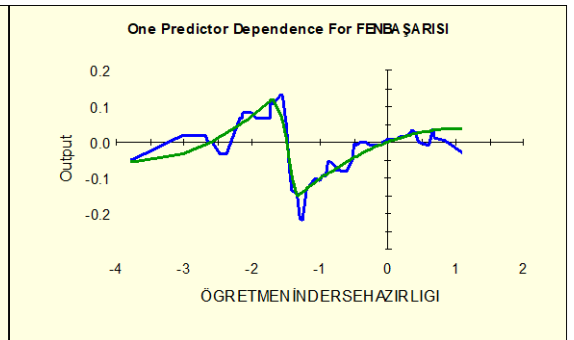
l-Mesleki gelişim grafiği



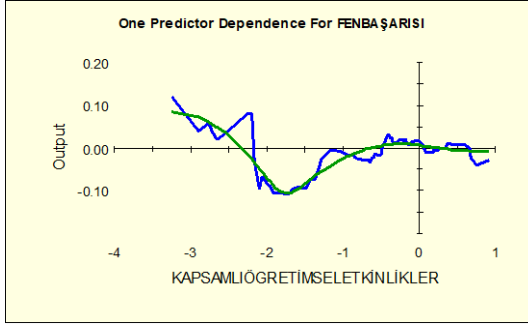
m-Derse verilen değer grafiği



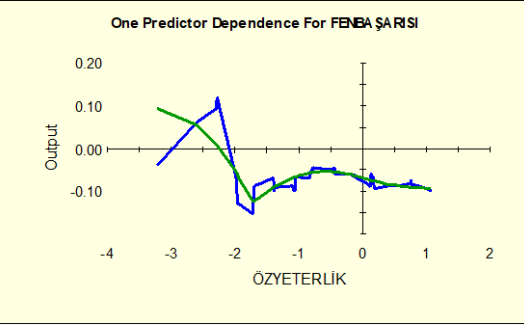
n-Anne mesleği grafiği



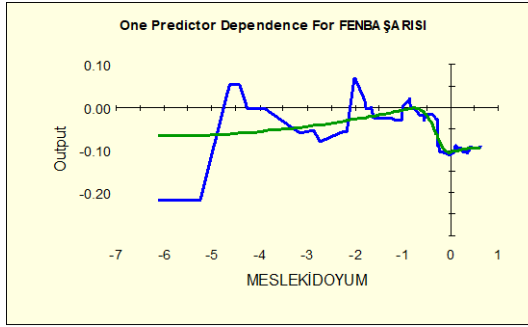
o-Öğretmenin derse hazırlığı grafiği



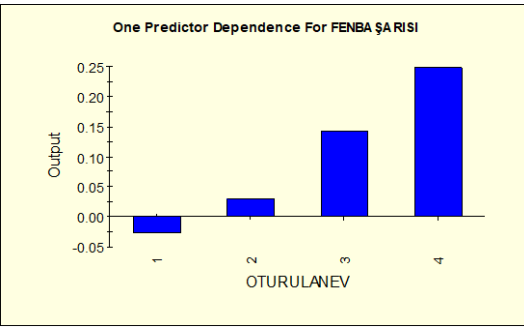
ö-Kapsamlı öğretimsel etkinlikler grafiği



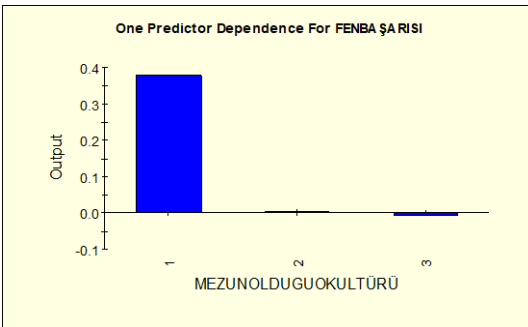
p-Öğretmenin öz yeterliği grafiği



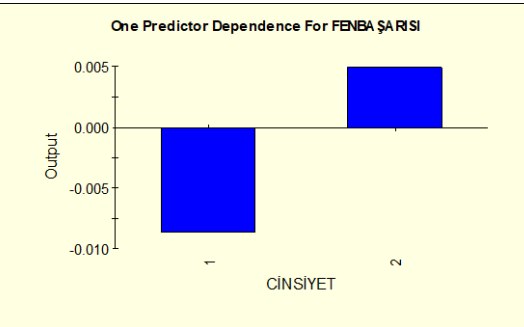
r-Öğretmenin mesleki doyum grafiği



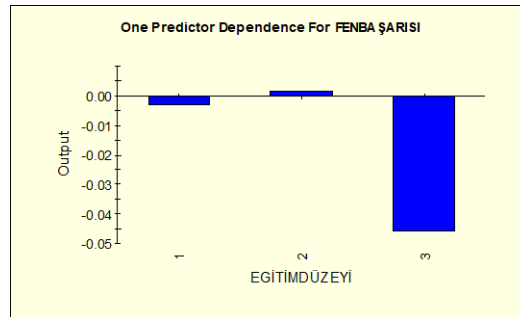
s-Oturulan ev grafiği



Ş-Mezun olduğu okul türü grafiği



t-Öğretmenin cinsiyet grafiği

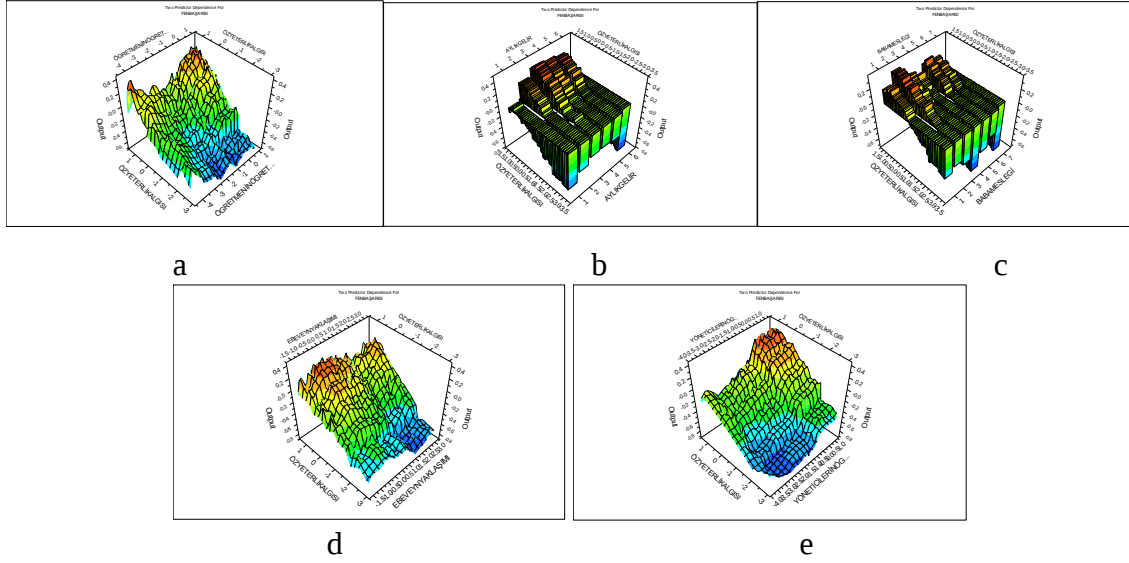


u-Öğretmenin eğitim düzeyi grafiği

Şekil 18. Bağımlı değişken ile yordayıcı değişkenler arasındaki kısmi bağımlılık grafikleri

Şekil 18a ile 18u arasındaki grafiklerde yordayıcı değişkenlerimize ait kısmi bağımlılık (Partial dependence) grafikleridir. Grafikler yordayıcı değişkenler ile fen başarısı arasındaki ikili etkileşimleri göstermektedir.

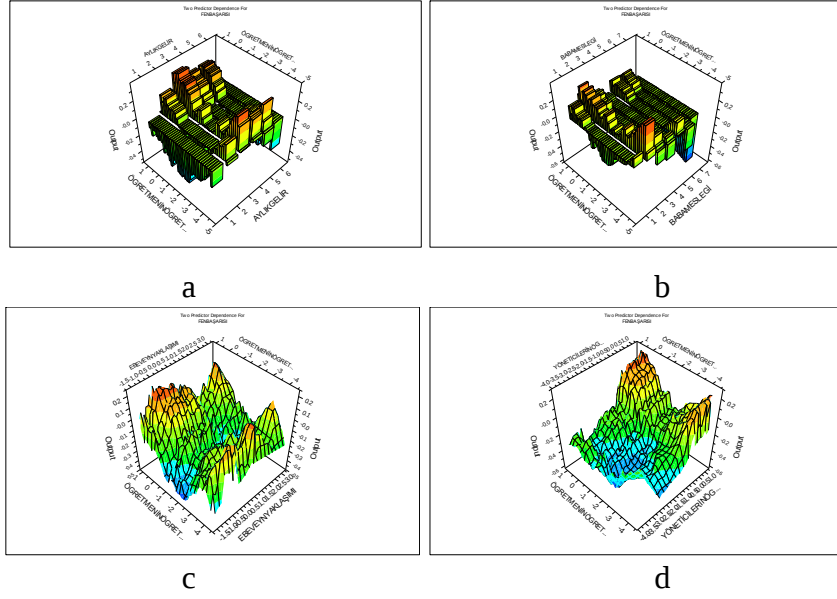
Aşağıda şekil 19 ile şekil 23 arasındaki grafikler Tablo 23'teki değişkenlerin birbirleriyle ve fen başarısı ile olan ilişkilerini göstermektedir.



Şekil 19. Öz yeterlik algısının etkileşimde bulunduğu değişkenler ile fen başarısı üzerindeki etkisi

Şekil 19'da öz yeterlik algısı değişkenine ilişkin 19a'da öğretmenin öğretimsel etkinlikleri ile, 19b'de aylık gelir ile, 19c'de baba mesleği ile, 19d'de ebeveyn yaklaşımı ile ve 19e'de yöneticilerin öğrenci odaklı okul iklim algısı ile fen başarısı arasındaki etkileşim etkisini gösteren grafikler yer almaktadır. Şekil 19a'da öğretmenin öğretimsel etkinlikleri değişkeni en düşük -4,46701 ile en yüksek 0,89710 arasında puan aralığına sahiptir. Öz yeterlik algısı değişkeni en düşük -3,00554 ile en yüksek 1,39948 arasında puan aralığına sahiptir. Öz yeterlik algısı ekseninde yaklaşık olarak 0 - 1 puanları arası ve öğretmenin öğretimsel etkinlikleri ekseninde yaklaşık olarak -1 ile 0,5 puanları arasında iki değişken arasındaki etkileşim etkisi en yüksek değere ulaşmaktadır. Öğretmenin öğretimsel etkinlikleri ve öz yeterlik algısı arttıkça fen başarısı artmaktadır. Şekil 19b'de aylık gelir değişkeni en düşük 1 ile en yüksek 6 arasında puan aralığına sahiptir. Öz yeterlik algısı ekseninde yaklaşık olarak 0 - 1 puanları arası ve aylık gelir ekseninde yaklaşık olarak 3 ile 5 puanları arasında iki değişken arasındaki etkileşim etkisi en yüksek değere ulaşmaktadır. Öz yeterlik algısı ekseninde yaklaşık olarak -3 ile -2 puanları arası ve aylık gelir ekseninde

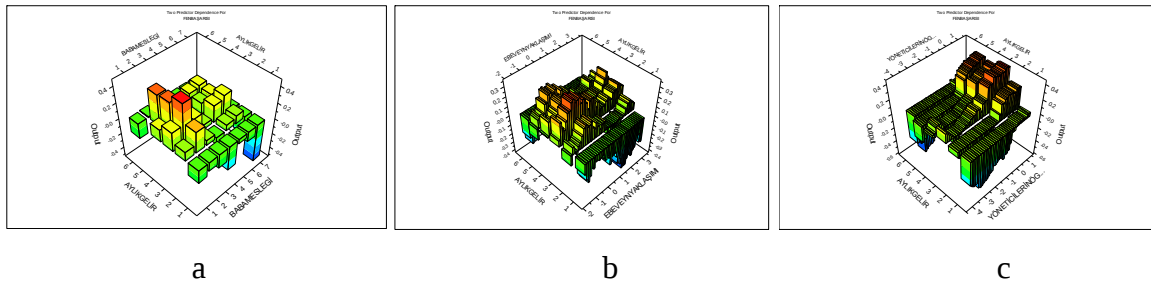
yaklaşık olarak 1 ile 6 puanlarında iki değişken arasındaki etkileşim etkisi en düşük değere ulaşmaktadır. Aylık geliri “2500 TL ile 6000 TL ve üstü” arasında olanların öz yeterlik algısı artıkça fen başarısı artmaktadır. Yine aylık geliri “0-1500 TL ile bilmiyor” kategorisinde yer alanların öz yeterlik algısı azaldıkça fen başarısı azalmaktadır. Şekil 19c’de baba mesleği değişkeni en düşük 1 ile en yüksek 7 arasında puan aralığına sahiptir. Öz yeterlik algısı ekseninde yaklaşık olarak -0,5 ile 1 puanları arası ve baba mesleği ekseninde yaklaşık olarak 2 ile 5 puanlarında bu iki değişken arasındaki etkileşim etkisi en yüksek değere ulaşmaktadır. Öz yeterlik algısı ekseninde yaklaşık olarak -3 ile -1 puanları arası ve baba mesleği ekseninde yaklaşık olarak 4 ile 7 puanlarında bu iki değişken arasındaki etkileşim etkisi en düşük değere ulaşmaktadır. Baba mesleği “Kamu çalışanı ve Emekli çalışıyor” olanların öz yeterlik algısı artıkça fen başarısı artmaktadır. Yine baba mesleği “serbest ve çalışmıyor-işsiz” olanların öz yeterlik algısı azaldıkça fen başarısı azalmaktadır. Şekil 19d’de ebeveyn yaklaşımı değişkeni en düşük -1,62951 ile en yüksek 3,19598 arasında puan aralığına sahiptir. Öz yeterlik algısı ekseninde yaklaşık olarak -0,5 ile 1 puanları arası ve ebeveyn yaklaşımı ekseninde yaklaşık olarak -0,5 ile 1,5 puanları arası bu iki değişken arasındaki etkileşim etkisi en yüksek değere ulaşmaktadır. Öz yeterlik algısı ekseninde yaklaşık olarak -3 ile -1 puanları arası ve ebeveyn yaklaşımı ekseninde yaklaşık olarak 2 ile 3 puanları arasında bu iki değişken arasındaki etkileşim etkisi en düşük değere ulaşmaktadır. Ebeveyn yaklaşımı puanı yaklaşık -0,5 ile 1,5 arasında olan öğrencilerin öz yeterlik algısı artıkça fen başarısı artmaktadır. Son olarak şekil 19e’de yöneticilerin öğrenci odaklı okul iklim algısı değişkeni en düşük -3,90516 ile en yüksek 1,21991 arasında puan aralığına sahiptir. Öz yeterlik algısı ekseninde yaklaşık olarak 0 - 1 puanları arasında ve yöneticilerin öğrenci odaklı okul iklim algısı ekseninde yaklaşık olarak -0,5 ile 1 puanları arasında iki değişken arasındaki etkileşim etkisi artmakta ve en yüksek değere ulaşmaktadır. Öz yeterlik algısı ekseninde -2,5 ile -0,5 arası ve yöneticilerin öğrenci odaklı okul iklim algısı ekseninde -3,5 ile -0,5 arası azalmakta ve en düşük değere ulaşmaktadır. Yöneticilerin öğrenci odaklı okul iklim algısı ve öz yeterlik algısı artıkça fen başarısı artmaktadır. Yine yöneticilerin öğrenci odaklı okul iklim algısı ve öz yeterlik algısı azaldıkça fen başarısı azalmaktadır.



Şekil 20. Öğretmenin öğretimsel etkinliklerinin etkileşimde bulunduğu değişkenler ile fen başarısı üzerindeki etkisi

Şekil 20’de öğretmenin öğretimsel etkinlikleri değişkenine ilişkin 20a’da aylık gelir ile, 20b’de baba mesleği ile, 20c’de ebeveyn yaklaşımı ile ve 20d’de yöneticilerin öğrenci odaklı okul iklim algısı ile fen başarısı arasındaki etkileşim etkisini gösteren grafikler yer almaktadır. Şekil 20a’da öğretmenin öğretimsel etkinlikleri değişkeni en düşük -4,46701 ile en yüksek 0,89710 arasında puan aralığına sahiptir. Aylık gelir değişkeni en düşük 1 ile en yüksek 6 arasında puan aralığına sahiptir. Öğretmenin öğretimsel etkinlikleri ekseninde yaklaşık olarak -1 ile 1 puanları arası ve aylık gelir ekseninde yaklaşık olarak 2 ile 5 puanları arasında iki değişken arasındaki etkileşim etkisi en yüksek değere ulaşmaktadır. Öğretmenin öğretimsel etkinlikleri arttıkça aylık geliri 1500 TL ile 6000 TL ve üzeri arasında olanların en çokta 2500 - 4000 TL arasında olanların fen başarısı artmaktadır. Şekil 20b’de baba mesleği değişkeni en düşük 1 ile en yüksek 7 arasında puan aralığına sahiptir. Baba mesleği ekseninde 2. kategori yüksek ve 3, 5 ve 6. kategorilerde ise kısmen yüksek olduğu, öğretmenin öğretimsel etkinlikleri ekseninde ise yaklaşık olarak 0 ile 1 puanları arasında yüksek olmak üzere bu iki değişkenin artan bir etkileşim içinde oldukları görülmektedir. Baba mesleği 7. kategoride ise bu etkileşimin azaldığı görülmektedir. Yani öğretmenin öğretimsel etkinlikleri arttıkça babası “kamu çalışanı” olanlarda çok babası “özel sektör çalışanı, emekli-çalışan ve emekli-çalışmayan” olanlarda kısmen fen başarısı artmaktadır. Baba mesleği “çalışmıyor-işsiz” olanlarda tam tersi bir durum söz konusudur ve fen başarısının düşük olduğu görülmektedir. Şekil 20c’de ebeveyn yaklaşımı değişkeni en düşük -1,62951 ile en yüksek 3,19598 arasında puan aralığına sahiptir. Öğretmenin öğretimsel etkinlikleri ekseninde yaklaşık olarak -0,5 ile 1 puanları arası ve ebeveyn

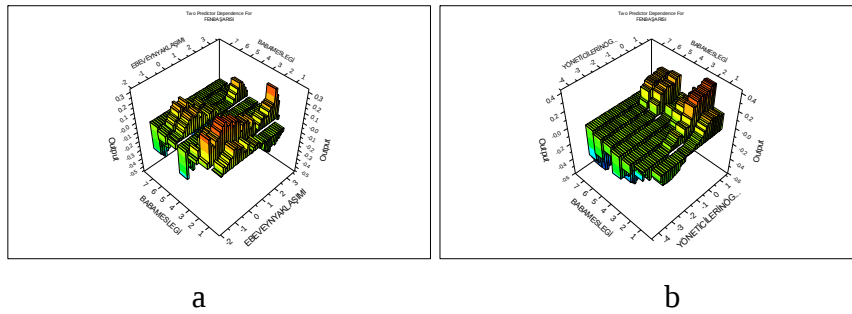
yaklaşımı ekseninde yaklaşık olarak -0,5 ile 1,5 puanları arası bu iki değişken arasındaki etkileşim etkisi en yüksek değere ulaşmaktadır. Ebeveyn yaklaşımı puanı yaklaşık -0,5 ile 1 arasında olan öğrencilerin öğretmenlerine ait öğretimsel etkinlikler artıkça fen başarısı artmaktadır. Şekil 20d’de yöneticilerin öğrenci odaklı okul iklim algısı değişkeni en düşük -3,90516 ile en yüksek 1,21991 arasında puan aralığına sahiptir. Öğretmenin öğretimsel etkinlikleri ekseninde yaklaşık olarak 0 - 1 puanları arası ve yöneticilerin öğrenci odaklı okul iklim algısı ekseninde yaklaşık olarak -0,5 ile 1 puanları arasında iki değişken arasındaki etkileşim etkisi artmakta ve en yüksek değere ulaşmaktadır. Öğretmenin öğretimsel etkinlikleri ekseninde -3 ile -1,5 arası ve yöneticilerin öğrenci odaklı okul iklim algısı ekseninde -3 ile -2 arası azalmakta ve en düşük değere ulaşmaktadır. Yöneticilerin öğrenci odaklı okul iklim algısı ve öğretmenin öğretimsel etkinlikleri artıkça fen başarısı artmaktadır. Yine yöneticilerin öğrenci odaklı okul iklim algısı ve öğretmenin öğretimsel etkinlikleri azaldıkça fen başarısı azalmaktadır.



Şekil 21. Aylık gelirin etkileşimde bulunduğu değişkenler ile fen başarısı üzerindeki etkisi

Şekil 21’de aylık gelir değişkenine ilişkin 21a’da baba mesleği ile, 21b’de ebeveyn yaklaşımı ile ve 21c’de yöneticilerin öğrenci odaklı okul iklim algısı ile fen başarısı arasındaki etkileşim etkisini gösteren grafikler yer almaktadır. Şekil 21a’da aylık gelir değişkeni en düşük 1 ile en yüksek 6 arasında puan aralığına sahiptir. Baba mesleği değişkeni en düşük 1 ile en yüksek 7 arasında puan aralığına sahiptir. Baba mesleği ekseninde 2. kategori yüksek 5 ve 6. kategorilerde ise kısmen yüksek olduğu, aylık gelir ekseninde ise yaklaşık olarak 3, ve 5 puanları arasında özellikle 3 puanda yüksek olmak üzere bu iki değişkenin artan bir etkileşim içinde oldukları görülmektedir. Baba mesleği 7. kategoride ise bu etkileşimin azaldığı görülmektedir. Yani aylık geliri “2500 TL ve üzeri” olan özellikle 2500-4000 TL arasında olanlar ile babası “kamu personeli” olanlarda çok ve babası “emekli-çalışan ve emekli-çalışmayan” olanlarda kısmen fen başarısı artmaktadır. Babası “çalışmıyor-işsiz” durumunda olanlarda tam tersi fen başarısının düşük olduğu görülmektedir. Şekil 21b’de ebeveyn yaklaşımı değişkeni en düşük -1,62951 ile en yüksek 3,19598 arasında puan aralığına sahiptir. Aylık gelir ekseninde 3 puan ve ebeveyn

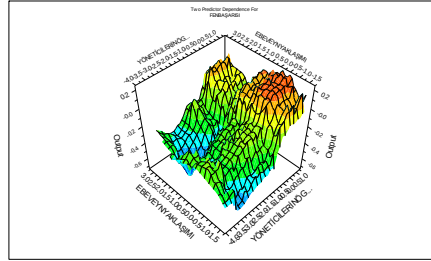
yaklaşımı ekseninde yaklaşık olarak -1 ile 1 puanları arası bu iki değişken arasındaki etkileşim etkisi en yüksek değere ulaşmaktadır. Aylık geliri özellikle “2500-4000 TL” olanlar ile “4000-6000 TL” ve “6000-üzeri” olan öğrencilerin ebeveyn yaklaşımı puanı yaklaşık -1 ile 1 arasında olduğunda fen başarısı artmaktadır. Şekil 21c’de yöneticilerin öğrenci odaklı okul iklim algısı değişkeni en düşük -3,90516 ile en yüksek 1,21991 arasında puan aralığına sahiptir. Aylık gelir ekseninde 3 puan ve yöneticilerin öğrenci odaklı okul iklim algısı ekseninde yaklaşık olarak -0,5 ile 1 puan arasında iki değişkenin etkileşim etkisi en yüksek değere ulaşmaktadır. Aylık gelir ekseninde 1 ile 6 puan ve yöneticilerin öğrenci odaklı okul iklim algısı ekseninde -3,5 ile -2 arası azalmakta ve en düşük değere ulaşmaktadır. Aylık geliri 2500 TL ile 6000 TL ve üzeri arasında olan ve yöneticilerinin öğrenci odaklı okul iklim algıları artan öğrencilerin fen başarısı artmaktadır. Yine aylık geliri 0-1500 TL olanlar ile bilmeyen öğrencilerin yöneticilerinin öğrenci odaklı okul iklim algıları azaldıkça fen başarısı azalmaktadır.



Şekil 22. Baba mesleğinin etkileşimde bulunduğu değişkenler ile fen başarısı üzerinde etkisi

Şekil 22’de baba mesleği değişkenine ilişkin 22a’da ebeveyn yaklaşımı ile 22b’de yöneticilerin öğrenci odaklı okul iklim algısı ile fen başarısı arasındaki etkileşim etkisini gösteren grafikler yer almaktadır. Şekil 22a’da baba mesleği değişkeni en düşük 1 ile en yüksek 7 arasında puan aralığına sahiptir. Ebeveyn yaklaşımı değişkeni en düşük -1,62951 ile en yüksek 3,19598 arasında puan aralığına sahiptir. Baba mesleği ekseninde 2 puan ve ebeveyn yaklaşımı ekseninde yaklaşık olarak -1 ile 1 puanları arası bu iki değişken arasındaki etkileşim etkisi en yüksek değere ulaşmaktadır. Baba mesleği özellikle “Kamu çalışanı” ile “emekli-çalışan” ve “emekli-çalışmayan” olan öğrencilerin ebeveyn yaklaşımı puanı yaklaşık -1 ile 1 arasında fen başarısını artırdığı görülmektedir. Şekil 22b’de yöneticilerin öğrenci odaklı okul iklim algısı değişkeni en düşük -3,90516 ile en yüksek 1,21991 arasında puan aralığına sahiptir. Baba mesleği ekseninde özellikle 2 puan ve yöneticilerin öğrenci odaklı okul iklim algısı ekseninde yaklaşık olarak -0,5 ile 1 puan arasında iki değişkenin etkileşim etkisi en yüksek değere ulaşmaktadır. Baba mesleği

ekseninde 7 puan ve yöneticilerin öğrenci odaklı okul iklim algısı ekseninde -3,5 ile -2 arası azalmakta ve en düşük değere ulaşmaktadır. Babası “kamu personeli, emekli-çalışan ve emekli-çalışmayan” olan öğrencilerin yöneticilerinin öğrenci odaklı okul iklim algıları arttıkça öğrencilerin fen başarısı artmaktadır. Yine babası çalışmayıp işsiz olan öğrencilerin yöneticilerinin öğrenci odaklı okul iklim algısı azaldıkça fen başarıları da azalmaktadır.



Şekil 23. Ebeveyn yaklaşımının etkileşimde bulunduğu yöneticilerin öğrenci odaklı okul iklim algısı değişkeni ile fen başarısı üzerinde etkisi

Şekil 23'te ebeveyn yaklaşımı değişkeni ve yöneticilerin öğrenci odaklı okul iklim algısı değişkeninin fen başarısı ile arasındaki etkileşim etkisini gösteren grafik yer almaktadır. Ebeveyn yaklaşımı değişkeni en düşük -1,62951 ile en yüksek 3,19598 arasında puan aralığına sahiptir. Yöneticilerin öğrenci odaklı okul iklim algısı değişkeni en düşük -3,90516 ile en yüksek 1,21991 arasında puan aralığına sahiptir. Yöneticilerin öğrenci odaklı okul iklim algısı ekseninde yaklaşık olarak -0,5 ile 1 puanları arası ve ebeveyn yaklaşımı ekseninde yaklaşık olarak -0,5 ile 0,5 puanları arası bu iki değişken arasındaki etkileşim etkisi en yüksek değere ulaşmaktadır. Ebeveyn yaklaşımı puanı yaklaşık -0,5 ile 1 arasında olan öğrencilerin yöneticilerinin öğrenci odaklı okul iklim algıları arttıkça fen başarısı artmaktadır.

Fen başarısının MARS ve BRT analiz yöntemlerine dayalı olarak belirlenen en önemli yordayıcıları

Farklı algoritmaları kullanarak yordayıcı değişkenlerin yordanan değişken üzerindeki etkisini büyüklüğüne göre sıralayan MARS ve BRT analiz yöntemlerine ait karşılaştırmalı değerler Tablo 24'te sunulmuştur.

Tablo 24

MARS ve BRT Analiz Yöntemi Sonucu Önem Düzeylerine Göre Yordayıcı Değişkenler

Değişkenler ve Önemlilik Düzeyleri (MARS)	Puan	Değişkenler ve Önemlilik Düzeyleri (BRT)
ÖZYETERLİKALGISI	100	ÖZYETERLİKALGISI
BABAMESLEĞİ	87,5	AYLIK GELİR
AYLIK GELİR	87,28	BABAMESLEĞİ
YÖNETİCİLERİN ÖĞRENCİ ODAKLI OKUL İKLİM ALGISI	82,73	ÖĞRETMENİN ÖĞRETİM SELETKİNLİKLERİ
EBEVEYNYAKLAŞIMI	73,72	EBEVEYNYAKLAŞIMI
ZORBALIK	69,99	YÖNETİCİLERİN ÖĞRENCİ ODAKLI OKUL İKLİM ALGISI
ÖĞRETMENİN MESLEKTEKİ YILI	56,12	ZORBALIK
ÖĞRETMENİN ÖĞRETİM SELETKİNLİKLERİ	51,63	HOŞLANMA
ANNEMESLEĞİ	48,50	OKULAAİTLİK
DERSEVERİLENDİĞİ	38,62	YÖNETİCİLERİN ÖĞRETMEN ODAKLI OKUL İKLİM ALGISI
HOŞLANMA	35,09	ÖĞRETMENİN MESLEKTEKİ YILI
OKULAAİTLİK	31,04	GENEL ÖĞRETİM SELETKİNLİKLER
ÖĞRETMENİN DERSEHAZIRLIĞI	22,37	MESLEKİ GELİŞİM
YÖNETİCİLERİN ÖĞRETMEN ODAKLI OKUL İKLİM ALGISI	0,00	DERSEVERİLENDİĞİ
GENEL ÖĞRETİM SELETKİNLİKLER	0,00	ANNEMESLEĞİ
ÖZYETERLİK	0,00	ÖĞRETMENİN DERSEHAZIRLIĞI
OTURULANEV	0,00	KAPSAMLI ÖĞRETİM SELETKİNLİKLER
CİNSİYET	0,00	ÖZYETERLİK
EGİTİM DÜZEYİ	0,00	MESLEKİ DOYUM
MESLEKİ GELİŞİM	0,00	OTURULANEV
MESLEKİ DOYUM	0,00	MEZUN OLDUĞU OKUL KÜLTÜRÜ
MEZUN OLDUĞU OKUL KÜLTÜRÜ	0,00	CİNSİYET
KAPSAMLI ÖĞRETİM SELETKİNLİKLER	0,00	EGİTİM DÜZEYİ

Tablo 24’te bağımlı değişkenimiz olan fen başarısı üzerinde bağımsız değişkenlerimizin MARS ve BRT analiz yöntemleri sonucu kendi aralarında önem düzeyine göre sıraları verilmektedir. MARS analiz yöntemi 23 yordayıcı değişkenden 13 tanesini anlamlı bulup kendi içinde önem düzeyine göre sıraladıktan sonra 11 yordayıcı değişkeni anlamsız bulup analizden çıkarmıştır ve bu değişkenlere ait tablo değeri sıfır olarak gösterilmiştir. BRT analiz yöntemi analiz sürecinde 23 yordayıcı değişkenin her birinin yordanan değişken üzerinde anlamlı bulmuştur.

Her iki analiz yönteminde öz yeterlik algısı değişkeni 100 puanla en önemli yordayıcı değişken olarak bulunmuştur. İkinci sırada MARS analiz yöntemi baba mesleği değişkenine yer verirken, BRT analiz yöntemi üçüncü sırada yer vermiş olup MARS analiz yönteminin üçüncü sırada yer verdiği aylık gelire ikinci sırada yer vermiştir. Dördüncü sırada MARS analiz yöntemi yöneticilerin öğrenci odaklı okul iklim algısı değişkenine, BRT analiz yöntemi öğretmenin öğretimsel etkinlikleri değişkenine yer vermiştir. Beşinci sırada MARS ve BRT analiz yöntemlerinin her ikisi de ebeveyn yaklaşımı değişkenine yer vermiştir. Altıncı sırada MARS analiz yöntemi zorbalık değişkenine, BRT analiz yöntemi yöneticilerin öğrenci odaklı okul iklim algısı değişkenine yer vermiştir. Yedinci sırada MARS analiz yöntemi öğretmenin meslekteki yılı değişkenine, BRT analiz yöntemi zorbalık değişkenine yer vermiştir. MARS analiz yönteminde sekizinci sıra ve sonrası için sırasıyla öğretmenin öğretimsel etkinlikleri, anne mesleği, derse verilen değer, hoşlanma,

okula aitlik, öğretmen derse hazırlığı değişkenlerine yer verilmiştir. BRT analiz yönteminde sekizinci sıra ve sonrası için sırasıyla hoşlanma, okula aitlik, yöneticilerin öğretmen odaklı okul iklim algısı, öğretmenin meslekteki yılı, genel öğretimsel etkinlikler, mesleki gelişim, derse verilen değer, anne mesleği, öğretmenin derse hazırlığı, kapsamlı öğretimsel etkinlikler, öz yeterlik, mesleki doyum, oturulan ev, mezun olduğu okul türü, cinsiyet, eğitim düzeyi değişkenlerine yer verilmiştir.

Fen başarısının 23 yordayıcı değişkeni MARS ve BRT veri madenciliği yöntemleriyle analizi sonucu, ilişkili olan değişkenler önem düzeyine göre sıraladıklarında birinci ve beşinci sırada aynı değişkenlerin yer aldığı görülmüştür. MARS analiz yönteminin anlamlı bulduğu 13 değişkenden 9 tanesi, BRT analiz yönteminin ilk 13'ü içinde yer almakta yine MARS analiz yönteminin anlamsız olarak analizden çıkardığı 11 değişkenden 7 tanesinin BRT analiz yönteminin son 11'nin içinde yer aldığı görülmektedir. MARS analiz yönteminin ilk 5 değişkenin BRT analiz yönteminde de ilk beşte olduğu görülmektedir. Her iki analiz yönteminin çıktıları arasındaki önem sıralamasında çok az bir değişikliğin olduğu görülmektedir. Dolayısıyla fen başarısının MARS ve BRT analiz yöntemlerine dayalı olarak belirlenen en önemli yordayıcıları çok az farklılaşmaktadır denilebilir.

BÖLÜM V

SONUÇ TARTIŞMA VE ÖNERİLER

Araştırmanın bu bölümünde araştırma sonucu elde edilen sonuçlar tartışılmış ve öneriler üzerinde durulmuştur.

Sonuç ve Tartışma

Bu araştırma kapsamında ABİDE 2016 çalışmasında fen alanında 8. sınıf öğrencilerinin fen başarılarını etkilediği düşünülen çeşitli faktörlerin başarı ile olası ilişkilerini, MARS ve BRT analiz yöntemleri ile incelenmiş ve bu iki veri madenciliği yöntemi sınıflama performansları açısından karşılaştırılmıştır.

Veri madenciliği yöntemlerinde, makine öğrenimi ile analizleri gerçekleştiren yöntemler, veri setinin bir kısmını öğrenme verisi diğer kısmını test verisi olarak kullanmaktadır (Olson & Delen, 2008; Witten & Frank, 2005). Bu çalışmada MARS ve BRT analiz yöntemleri ile %80 öğrenme verisi ve %20 test verisi olacak şekilde analizler gerçekleştirilmiştir. Araştırma sonuçları iki temel boyutta düşünülmüştür. Birincisi MARS ve BRT analiz yöntemlerinin sınıflama performanslarının tek tek karşılaştırılmasından oluşmaktadır.

Araştırma sonuçları incelendiğinde doğru sınıflama oranı açısından BRT analiz yöntemi MARS analiz yöntemine göre daha başarılı bulunmuştur. Yine özgüllük oranı açısından BRT analiz yöntemi MARS analiz yöntemine göre daha başarılı bulunmuştur. Benzer şekilde BRT analiz yöntemi MARS analiz yöntemine göre daha yüksek duyarlılık oranı ile sonuçlanmıştır. Kesinlik oranı açısından MARS analiz yöntemine göre BRT analiz yönteminde daha yüksek bir sonuç gözlenmiştir. F1 istatistik değeri MARS analiz yöntemine göre BRT analiz yöntemiyle daha yüksek elde edilmiştir; son olarak BRT analiz

yöntemi ile ROC eğrisi altında kalan alan daha büyüktür. Model sınıflama performansı açısından, tüm parametreler üzerinde BRT analiz yöntemi MARS analiz yöntemine göre daha başarılı performans göstermiştir. Standart regresyon analizlerindeki gibi sadece bir tek model üretmek yerine BRT analiz yöntemi birden çok modelin birleştirilmesi ile yordayıcı (Tahmin) performansını artırmıştır (Hill & Lewicki, 2006). Sevimli-Saitoğlu (2015) çalışmasında MARS yöntemi ile C&RT yöntemini sınıflama performansı açısından karşılaştırmış ve MARS yönteminin daha başarılı olduğunu raporlamıştır. Tek bir model üreten C&RT yöntemine karşın birden çok C&RT modelinin birleşimini temel alan BRT analiz yöntemi ise bu çalışmada MARS yöntemine karşı daha başarılı olmuştur.

BRT ve MARS analiz yöntemleri arka planda kullandıkları algoritmaların farklılığından dolayı farklı seviyede performans göstermiştir. BRT analiz yöntemi ağaç tabanlı sınıflama ve regresyon ağacı (C&RT) yöntemi üzerine artırma tekniğini kullanırken, MARS analiz yöntemi düzgünleştirme uzanımları tekniğini kullanmaktadır. BRT analiz yönteminin birden çok regresyon ağacının eklemeli birleşimi ile hatalardan öğrenme yoluna gitmesi, sınıflamada yapılan hataları minimum seviyeye indirgeyerek daha güçlü bir sınıflama performansı sağlamıştır. Buda BRT analiz yönteminin MARS analiz yöntemine göre bu çalışmada daha yüksek bir sınıflama geçerliliğine sahip olduğunu göstermektedir.

Elish M. O. ve Elish (2009) ile Mukkamala, Xu ve Sung (2006), araştırmalarında BRT (ticari kaygılardan dolayı Boosting algoritmasını kullanan regresyon ağaçları; BRT, TREENET, MART, GBM gibi isimler alabilmektedir; StatSoft, 2019) analiz yöntemini, MARS ve diğer veri madenciliği yöntemleri ile karşılaştırmış ve BRT analiz yöntemini doğru sınıflama performansı açısından daha başarılı bulmuşlardır. Deconinck ve vd. (2008) ise çalışmalarında, MARS analiz yöntemini BRT analiz yöntemine göre tahminde bulunma açısından daha başarılı bulmuştur. Ward (2007) ise regresyon ağacına (RT) ve MARS'a uyguladığı Boosting algoritmasının sonuçlarını karşılaştırdığı çalışmada; B-MARS'ın her defasında yinelenen MARS temel fonksiyonlarının düzgünleştirme işlemi sonrası yeniden ileriye dönük işleme alınması ile tahmin performansını bir yere kadar iyileştireceğini belirtmiştir. Bundan ötürü BRT analiz yönteminin B-MARS analiz yöntemine göre daha iyi performans gösterdiğini ifade etmiştir. Kale (2018) araştırmasında BRT analiz yöntemini çeşitli veri madenciliği (Deep Learning, Naive Bayes, k-NN, Random Forest, Decision Tree ve Lojistik Regresyon) yöntemleri ile sınıflama performansı açısından karşılaştırmış ve en yüksek sınıflama doğruluğunun BRT tarafından elde edildiğini raporlamıştır. Süt ve Şimşek (2011) araştırmasında BRT analiz yöntemi ile

C&RT, CHAID, Exhaustive CHAID, QUEST ve RF gibi veri madenciliği yöntemlerini doğruluk, özgüllük, duyarlılık, F1-istatistiği ve ROC eğrisi altında kalan alan (AUC) açısından karşılaştırmış ve BRT analiz yönteminin hem en yüksek AUC değerini hemde en yüksek sınıflama doğruluk oranını verdiğini belirtmiştir. Genel anlamda BRT analiz yöntemi hatalardan öğrenme yoluna gitmesi ile gerek MARS gerekse diğer veri madenciliği yöntemleri ile sınıflama performansı açısından daha başarılı sonuçlar sergilemiştir.

Bu araştırmada, ikinci temel sonuçlar açısından fen başarısını etkileyen faktörler öğrenci, öğretmen ve okul düzeyinde, eğitimsel etkililiğin dinamiksel modeli kapsamında ele alınmıştır. Öğrenci düzeyinde öz yeterlik algısı, baba mesleği, aylık gelir, ebeveyn yaklaşımı, akran zorbalığı, anne mesleği, fen bilimleri dersine verilen değer, hoşlanma ve okula aitlik; sınıf düzeyinde öğretmenin öğretimsel etkinlikleri, öğretmenin meslekteki yılı ve öğretmenin derse hazırlığı; okul düzeyinde yöneticilerin öğrenci odaklı okul iklim algısı değişkenleri her iki analiz yönteminde de en önemli değişkenler olarak bulunmuştur.

ABİDE 2016 uygulamasında fen başarısı ile olası ilişkilerini incelediğimiz değişkenler, MARS ve BRT analiz yöntemleri tarafından incelenmiştir. Bu veri madenciliği yöntemleri, bağımlı değişken üzerinde anlamlı bulunan değişkenlerin en büyüğünü 100 puana tamamlayacak şekilde büyükten küçüğe doğru puanlanmış olup etkisinin olmadığı tespit edilen değişkenleri ise sıfır puan olacak şekilde puanlamıştır. MARS ve BRT veri madenciliği yöntemlerinin kullandıkları farklı algoritmalar sonucu değişkenlere atadıkları değerlerde ve değişkenlerin yer aldığı yordayıcı önem düzeyi sıralamasında ufak değişikliklerin olduğu görülmektedir. Ancak özellikle ilk beşte yer alan değişkenler birbiriyle aynı olup sadece ufak değişiklikler haricinde sıralama büyük oranda benzerlik göstermektedir. Bu kısım MARS analiz yönteminin Tablo 24'te yer alan önem düzey sıralaması temel alınarak tartışılmıştır. Çünkü MARS analiz yöntemi budama aşamasında bağımlı değişken üzerinde etkisinin olmadığı düşünülen değişkenleri analize katmamıştır. Aynı zamanda değişkenlerin birbirleri ve bağımlı değişken üzerindeki etkisini daha detaylı göstermiştir.

MARS analiz yöntemi tarafından fen başarısını yordamada ilişkili bulunan 13 değişken, ufak sapmalar dışında BRT analiz yönteminin sıraladığı önem düzeyi sıralamasında da üstlerde yer almıştır. MARS analiz yönteminin ilişkisiz bulduğu ve sıfır olarak puanladığı değişkenler BRT analiz yönteminde de genelde sonlarda yer almıştır. Bu değişkenler yöneticilerin öğretmen odaklı okul iklim algısı, öğrencilerin oturdukları ev durumu,

öğretmenlerin öz yeterliği, mezun olduğu okul türü, cinsiyeti, eğitim düzeyi, mesleki gelişim ve mesleki doyum gibi değişkenlerdir.

Her iki analiz yönteminde de öğrencilerin öz yeterlik algısı fen başarısındaki bireyler arası farklılıkları açıklamada en önemli etkiyi gösterirken, baba mesleği MARS analiz yönteminde ikinci ve BRT analiz yönteminde üçüncü sırada etki gösteren değişken olarak bulunmuştur. Hane halkına ait aylık gelir BRT analiz yönteminde ikinci, MARS analiz yönteminde ise üçüncü büyük etkiyi gösteren değişken olarak bulunmuştur. Yine MARS analiz yönteminde anlamlı bulunan ve BRT analiz yönteminde önem düzeyine göre üstlerde sıralanan değişkenler; yöneticilerin öğrenci odaklı okul iklim algısı, ebeveyn yaklaşımı, öğretmenin öğretimsel etkinlikleri, akran zorbalığı, anne mesleği, derse verilen değer, öğretmenin meslekteki yılı, hoşlanma, okula aitlik ve öğretmenin derse hazırlığı şeklinde sıralanmaktadır.

Fen bilimleri dersine yönelik öz yeterlik algısı değişkeni yordayıcı önem düzeyine göre verilen puan açısından her iki analiz yönteminde de en yüksek puana sahip değişken olarak elde edilmiştir. Bandura (1995)'ya göre öğrencilerin başarılı olmada, kendilerine olan inançları, olumsuzluklar karşısında yılmamaları ve sabırlı davranmaları gibi davranışları öz yeterlik algıları adına önemlidir. Pajares (1996), yaptığı araştırmada, öz yeterlik algısı yüksek olan bireylerin başarılı olmak için çok çaba harcadıklarını, olumsuzluklar karşısında geri adım atmadıklarını ve sabırlı davrandıklarını ifade etmiştir. ABİDE 2016 uygulamasına katılan öğrencilerin fen başarısını yordama da fen bilimlerine yönelik öz yeterlilik algıları en etkili değişken olarak bulunmuştur. Benzer şekilde, Juan, Hannan ve Namome (2018), 2015 TIMSS verileri üzerinde yaptıkları araştırmada, öğrencilerin öz yeterlik algıları ile fen başarıları arasında anlamlı bir ilişkinin olduğunu belirtmişlerdir. Yine Sarı vd. (2017), yaptıkları araştırmada TIMSS-2015 uygulamasında matematik başarısını yordayan değişkenler arasından en önemli değişkenin öğrencilerin öz yeterlik algıları olduğunu belirtmiştir. Literatür taramasında öğrencilerin öz yeterlik algılarına, fen başarısı üzerinde en önemli değişken olarak değil de başarı ile anlamlı ilişkide bulunan değişkenler arasında rastlanmıştır. Doğan ve Barış (2010), yaptıkları bir çalışmada TIMSS-1999 ve TIMSS-2007 uygulamalarında öğrencilerin matematik başarılarını tutum, değer ve öz yeterlik açısından incelemiş ve matematik başarı puanları için öğrencilerin öz yeterlik inançlarını yordama düzeyinin önemli olduğunu bulmuşlardır. Yazıcı, Seyis ve Altun (2011), çalışmalarında lise öğrencilerinin akademik başarı ile öz yeterlik algıları arasında pozitif yönde anlamlı bir ilişki olduğunu bulmuşlardır. Yine Acar ve Öğretmen (2012),

PISA 2006 uygulaması üzerinde yaptığı araştırmada, Türk öğrencilerin tutumlarının ve öz yeterlik algılarının, PISA 2006 fen bilimleri sonuçları üzerinde önemli katkılarının olduğunu belirtmiştir. Bu bilgiler ışığında, ABİDE 2016 uygulamasında öğrencilerin fen bilgisi dersine yönelik öz yeterlik algılarının fen başarıları üzerinde en önemli etkiyi göstermesi, bir nevi başarıya olan inançlarını yansıtmaktadır.

ABİDE 2016 uygulamasında aylık gelir değişkeni önem düzeyine göre BRT analiz yönteminde ikinci sırada, MARS analiz yönteminde üçüncü sırada etkili bulunmuştur. Yine sadece başarısı ile aylık gelir arasındaki ikili ilişkiyi veren Şekil 18b'deki grafiğe de baktığımızda, öğrencinin ailesine ait aylık gelir miktarı arttıkça başarı da artmaktadır. Aydoğdu (2006), ortaokul öğrencilerinin fen ve teknoloji dersinde kazandıkları bilimsel süreç becerileri ile öğrencilerin akademik başarısı, fen dersine yönelik tutumu ve aile ilgileri arasındaki ilişkiyi incelediği çalışmada, aile gelir düzeyi arttıkça bilimsel süreç beceri puanlarının arttığını ifade etmiştir. Okutan (2017), TEOG uygulamasına katılan ortaokul öğrencilerinin fen bilimleri başarısını etkileyen değişkenleri incelediği çalışmada, aile gelir düzeyi yüksek öğrencilerin fen başarılarını, düşük olan öğrencilerden istatistiksel olarak anlamlı düzeyde yüksek bulmuştur. Yine Abacı (2015), 8. sınıf öğrencilerinin TEOG sınavı kapsamında olan Merkezi Sistem Ortak Sınavları (MSOS) alt test puanları ile dönem sonu başarı puanları arasındaki ilişkiyi incelediği çalışmasında, fen ve teknoloji dersi ve diğer tüm alt testlerde öğrencilerin başarı puanları ile aile gelir düzeyi arasında anlamlı bir fark bulmuştur. Aylık gelir değişkeni, öğrencilerin fen başarısını önemli ölçüde etkilemektedir.

ABİDE 2016 uygulamasında baba mesleği değişkeni önem düzeyine göre MARS analiz yönteminde ikinci sırada, BRT analiz yönteminde üçüncü sırada etkili bulunmuştur. Fen başarısı ile baba mesleği arasındaki ikili ilişkiyi veren Şekil 18c'deki grafiğe bakacak olursak, babası bir kamu kurumunda çalışanların en yüksek başarıyı sergilediği ve babası çalışmayıp işsiz olanların ise en düşük başarıyı sergilediği açıkça görülmektedir. Aynı grafikte babası emekli olup ama bir yerlerde çalışmaya devam eden öğrencilerin, babası emekli olup ve herhangi bir iş yapmayanlara göre başarı düzeyleri yine daha yüksek bulunmuştur. Benzer şekilde Yolağiden ve Bektaş (2018), sekizinci sınıflar üzerinde yaptıkları çalışmada baba mesleği ile fen başarısı arasında anlamlı bir ilişki bulmuşlardır. Babası sabit bir gelire sahip ve düzenli bir işe sahip olan öğrencilerin (işçi, memur, emekli), babası düzenli bir gelire sahip olmayan öğrencilere (serbest meslek, esnaf) oranla fen başarılarının daha yüksek olduğunu belirtmişlerdir. İpek (2011), yaptığı araştırmada

velilerin okula karşı tutumları, eğitime katılım düzeyleri ve aileden kaynaklı bazı faktörlerin öğrencilerin seviye belirleme sınavları (SBS) üzerindeki etkisini incelemeye çalışmıştır ve öğrencilerin SBS puanının babalarının eğitim seviyeleri ve mesleklerine bağlı olarak farklılaştığını ifade etmiştir. Young (1998), Batı Avusturalya’da okul etkinlik çalışmasına (School Effectiveness Study) katılan öğrenciler üzerinde yaptığı bir araştırmada baba mesleği, anne mesleği, babanın eğitim seviyesi ve annenin eğitim seviyesini sosyo-ekonomik durum değişkeni olarak ele alıp diğer değişkenlerle beraber bir yapısal eşitlik modeli kurmuştur ve sosyo-ekonomik durumun öğrenci başarısı (fen ve matematik) üzerinde olumlu etkiye sahip olduğunu belirtmiştir. Babanın mesleği, gerek aylık gelir ile gerekse babanın eğitim seviyesi ile doğrudan ilişkili bir durumdur. Eğitim seviyesindeki artış mesleki seviyenin (tekniker, mühendis gibi) artmasına, en nihayetinde sosyo ekonomik durumun artmasına yol açmaktadır (Chen, Lin, Wang, Lin & Kao, 2012). Dolayısıyla iyi bir mesleğe sahip ve kazancı yüksek bir baba, çocuklarına daha iyi imkânlar ve fırsatlar sunabilmekte, böylelikle çocuğunun fen başarısını önemi ölçüde etkileyebilmektedir.

ABİDE 2016 uygulamasında yöneticilerin öğrenci odaklı okul iklim algısı değişkeni MARS ve BRT analiz yönteminde bağımlı değişken üzerinde etkili bulunmuştur. Öğrenci odaklı okul iklim algısının yordayıcı önem düzeyine göre fen başarısı üzerinde etkisi, her iki analiz yönteminde de yüksek olarak elde edilmiştir. Winnaar, Arends ve Beku (2018), öğrencilerin başarılı bir akademik kariyere sahip olabilmesi için akademik (fen ve matematik) başarıya önem veren, kendilerini güvende ve ait oldukları gibi hissettiren, sınıf işleri ile sürekli meşgul bırakan ortamlara maruz kalmalarının önemli olduğunu belirtmiştir. Chen ve arkadaşları (2012), TIMSS 2003 uygulaması ile yaptıkları araştırmada 4. sınıf ve 8. sınıf öğrencilerinin okul iklim algıları ile fen başarıları arasında anlamlı bir ilişki olduğunu belirtmişlerdir. Yine Bahçetepe (2013), ortaokul 8. sınıf öğrencileri üzerinde yaptığı araştırmada, öğrencilerin algıladıkları okul iklimi ne kadar yüksekse başarılarının da o denli yükseldiği sonucunu elde etmiştir. Haynes ve Comer (1993) ise çalışmalarında, kültürel açıdan bilinçli ve olumlu okul iklimini destekleyici bir okul ortamının, büyükşehirlerde okuyan öğrencilerin akademik başarı derecelerini önemli ölçüde şekillendirdiğini ifade etmişlerdir. Büyükşehirler de okuyan öğrenciler köy, ilçe, kasaba ve şehirlere göre daha yüksek risk oranına sahiptirler (Tehdit, gasp, kavga, uyuşturucu kullanımı gibi). Bu gibi yerlerde, güvenli ve düzenli okul iklimine sahip okulların olması istenilen bir durumdur. Alınacak güvenlik tedbirleri ve öğrencilerin okula

yönelik olumlu isteklerini arttırmayı amaçlayan programlar ile kendine güven, mentorluk (mentoring), heyecan, aidiyet ve başarıyı teşvik eden bir okul ortamı yaratmaya odaklanılmalıdır (Plucker, 2010). Nitekim okullarda güvenli okul iklim algısı oluşturmak için, güvenlik kameraları kurmak, detektörlü görevliler çalıştırmaktan çok, öğrencilerle karşılıklı güven inşa etmek, onlarla birlikte hareket etmek gibi basit ama olumlu eylemler daha kalıcı sonuçlar üretmektedir (Bracy, 2011). Dolayısıyla iletişime açık, başarıyı destekleyen ve güvenli ortamlar oluşturan yöneticiler, öğrencilerin özelde fen başarısını genelde akademik başarısını önemli ölçüde etkilemektedir.

ABİDE 2016 uygulamasında ebeveyn yaklaşımı değişkeni her iki analiz yönteminde de bağımlı değişken üzerinde etkili bulunmuştur ve ebeveyn yaklaşımı değişkeni yordayıcı önem düzeyine göre fen başarısı üzerinde her iki analiz yönteminde de yüksek olarak elde edilmiştir. Ferguson (2006) ile Ma, Shek, Cheung ve Lam (2000), çalışmalarında yüksek düzeyde akademik başarıya sahip olan öğrencilerin, düşük düzeyde akademik başarıya sahip öğrencilere göre akranları ve ebeveynleriyle daha iyi ilişkilerinin olduğunu bulmuşlardır. Benzer şekilde Çelenk (2003)'in yaptığı bir araştırma sonucu, eğitimi destekleyici bir tutum içinde bulunan, okul ile düzenli iletişim içerisinde olup ortak bir program üzerinde görüş birliği sağlayan, gerekli bakım ve şefkati gösteren ailelerin, çocuklarının daha başarılı olduğu şeklindedir. Yine Jeynes (2005), yaptığı bir çalışmada, ebeveyn yaklaşımının ilköğretim okulu öğrencilerinin akademik başarıları üzerinde olumlu bir etkiye sahip olduğunu belirtmiştir. Özgüven (1974), anne ve babanın öğrenci başarısı üzerinde etkili olan yönlerini, anne ve babanın birbiriyle geçimleri, öğrencinin dersleri ile ilgisi, öğrenciyi anlayabilmeleri, öğrenciye olan güvenleri ve öğrenci ile aralarındaki ilişki durumları olarak sıralamıştır. Çocuğu ile iletişim kurabilen ve çocuğunu anlayabilen, evdeki çeşitli sorunları çocuklarına çok fazla aksettirmeyen, çocuğuna güvenen ve her fırsatta bunu ifade edebilen en önemlisi de, eğitim açısından velisi olduğu çocuğuyla ilgili gerekli sorumluluğun farkında olan ve üzerine düşeni layıkıyla yerine getiren ailelerin çocukları daha başarılıdır denebilir.

ABİDE 2016 uygulaması sonucu öğretmenin öğretimsel etkinlikleri, yordayıcı önem düzeyine göre fen başarısı üzerinde etkisi her iki analiz yönteminde de yüksek olarak elde edilmiştir. Öğretmenin öğretimsel etkinliklerine ilişkin bilgiler, öğrenci beyanlarına dayalı olarak elde edilmiş, öğrencilerin gözünden öğretmenlerin öğretimsel etkinlikleri değerlendirilmiştir. Bloom (2012)'e göre öğrenme-öğretme ortamında öğretmenin öğretimsel etkinlikleri; dersin amaç ve içeriği konusunda öğrenciyi bilgilendirmeli, derse

katılımlarını sağlamalı, dönüt ve düzeltme konusunda gerekli geri dönüşümü sağlamalı ve yerinde pekiştireç kullanılmalıdır. Öğretmenin bu davranışları beraberinde öğrenci başarısını da etkilemektedir. Alanyazın taramasında Ceylan ve Berberoğlu (2007) TIMSS-1999 uygulaması üzerinde yaptıkları araştırmada öğretmenin öğretimsel etkinlikleri ile fen başarısı arasında pozitif yönde anlamlı bir ilişki bulmuştur. Yine genel akademik başarı üzerine Akyüz'ün (2006), TIMSS verilerini kullanarak, Türkiye ve Avrupa birliği ülkelerinde öğretmen ve sınıf niteliklerinin öğrenci başarısı üzerinde etkisini incelediği çalışmada, öğretmenlerin teknolojik araçları kullanması, problem çözme becerilerini geliştirmesi, küçük grup çalışmaları yapması gibi öğretimsel etkinliklerinin birçok ülkede başarıyı olumlu yönde etkilediğini belirtmiştir.

ABİDE 2016 uygulamasında akran zorbalığı değişkeni MARS ve BRT analiz yönteminde yordayıcı önem düzeyine göre fen başarısı üzerinde etkisi, her iki analiz yönteminde de yüksek olarak elde edilmiştir. Yine Şekil 18g'de akran zorbalığı ve fen başarısı arasındaki ikili ilişkiyi veren grafiğe bakıldığı zaman, akran zorbalığı ile fen başarısının negatif (ters) yönde ilişkili olduğu görülmektedir. Akran zorbalığı arttıkça fen başarısı azalmaktadır. Yapılan araştırmalarda akran zorbalığına maruz kalan öğrencilerin maruz kalmayan öğrencilere göre akademik başarıları düşük çıkmıştır (Kartal & Bilgin, 2009; Kochenderfer & Ladd, 1996; Juvonen, Nishina & Graham, 2000; Winnaar vd., 2018). Yine akran zorbalığı gösteren öğrencilerinde, göstermeyen öğrencilere göre akademik başarıları düşük çıkmıştır (Andreou, 2000; Austin & Joseph, 1996). Ma vd. (2000), suça eğilimli (olumsuz yönde) davranış sergileyen öğrencilere göre, olumlu yönde davranış sergileyen öğrencilerin daha başarılı olduklarını belirtmiştir. Benzer şekilde Önen (2018), TIMSS-2015 uygulaması üzerinde yaptığı araştırmada 4 ve 8. sınıf düzeyinde matematik başarı düzeyi yüksek öğrencilerin çok az akran zorbalığına maruz kaldığını, başarı düzeyi düşük öğrencilerin ise akran zorbalığına daha fazla maruz kaldığını belirtmiştir. Bunlardan farklı olarak Pekel-Uludagli ve Uçanok (2005), araştırmalarına ait bulgulara, akran zorbalığına maruz kalmış öğrencilerin diğer öğrencilere göre akademik başarılarının etkilenmediğini bulmuştur. Akran zorbalığına maruz kalan öğrenciler, okula gitmeme, yalnızlaşma, okula karşı olumsuz tutum geliştirme, hastalanma, tedirginlik, motivasyon kaybı gibi sayamadığımız pek çok durumla karşı karşıya kalır. Tüm bunların sonucunda doğrudan ya da dolaylı olarak öğrencinin akademik başarısı etkilenir.

ABİDE 2016 uygulamasında anne mesleği değişkeni her iki analiz yönteminde de fen başarısı üzerinde yordayıcı önem düzeyine göre etkili bulunmuştur. Ayrıca Şekil 18n'de

yer alan anne mesleği ile fen başarısı arasındaki ikili ilişkiyi gösteren grafiğe de bakıldığında, annesi kamu çalışanı olan ve özel sektörde çalışan öğrencilerin, annesi hayatta olmayan ya da ev hanımı olup çalışmayanlara göre daha yüksek fen başarısına sahip oldukları görülmektedir. Alanyazın taramasında anne mesleği ile fen başarısı arasındaki ilişkiyi gösteren bir araştırmaya rastlanmamış olup matematik başarısı üzerinde etkisini inceleyen araştırmalara rastlanmıştır. Usta (2014), PISA 2003 ve PISA 2012 uygulamalarında matematik okuryazarlığı üzerine Türkiye ve Finlandiya örneklemelerini karşılaştırdığı doktora tez çalışmasında, Türkiye için yalnız 2012 uygulamasında anne mesleği manidar bulunmuş olup Finlandiya için anne ve baba mesleği değişkenlerinin matematik başarısı ile manidar bir ilişki gösterdiğini bulmuştur. Ziya (2008), PISA 2006 uygulaması ile Türk öğrencilerin matematik başarılarını etkileyen değişkenleri incelediği çalışmasında anne ve babanın mesleki düzeyi ve eğitim seviyeleri arttıkça matematik başarısının arttığını ifade etmiştir. Anne mesleğinin, hem annenin eğitim düzeyi hem de aile ekonomisi ile ilişkili olduğunu düşündüğümüzde, en yüksek başarıyı gösteren öğrencilerin annelerinin kamu çalışanı olması; mesleki düzey ve annenin eğitim seviyesi açısından manidardır. Yine her iki analiz yönteminde de ailenin aylık gelir değişkeninin en önemli değişkenlerden biri olması; aile ekonomisi açısından anne mesleği ile birbirini destekler niteliktedir. Dolayısıyla bir meslek sahibi olan ve aile bütçesine katkıda bulunan annelerin çocuklarının daha yüksek düzeyde başarı sergilediği sonucu çıkarılabilir.

ABİDE 2016 uygulamasında fen dersine verilen değer değişkeni MARS ve BRT analiz yönteminde yordayıcı önem düzeyine göre etkili bulunmuştur. Yani öğrencilerin fen bilimleri dersine verdiği değer, her iki analiz yönteminde de fen başarısı üzerinde etkilidir. Fen'e nerelerde ihtiyaç duyacağını bilen, fen öğrenmeye zaman ayıran, fen ödevlerini zamanında yapan ve fen derslerinde devamsızlık yapmayan öğrenci davranışları ile öğrencilerin fen dersine verdikleri değer dışı yansımaktadır. Gizil bir yapı olan değer, bu ve benzeri davranışlar ile gözlenebilmekte ve ölçülebilmektedir. Alanyazın taramasında fen dersine verilen değer ile fen başarısını ele alan çok az sayıda araştırmaya rastlanmıştır. Çalışkan (2008)'ın yaptığı araştırma bunlardan biridir ve araştırmacı, PISA 2006 uygulamasına katılan Türk öğrencilerin, fen bilimleri öz yeterliklerinin ve fen bilimleri dersine verdikleri değer öğrencilerin fen başarılarını etkilediğini ifade etmiştir. Yine Ceylan ve Berberoğlu (2007), yaptıkları çalışmada fene verilen değer ile öğrencilerin fen başarıları arasında pozitif yönde bir ilişkinin olduğunu belirtmişlerdir. Fen dersine atfedilen değer varlığı, birçok davranışın sergilenmesi ile gözlenebilmektedir. Bu

davranışların pekiştirilmesi, fen dersine verilen değerin artmasına, dolayısıyla başarının da artmasına olumlu katkı sağlayacaktır.

ABİDE 2016 uygulamasında öğretmenlerin meslekteki yılı değişkeni her iki analiz yönteminde de fen başarısı üzerinde yordayıcı önem düzeyine göre etkili bulunmuştur. Aynı şekilde Şekil 18j'de öğretmenin öğretmenlik mesleğinde geçirdiği zaman ile fen başarısı arasındaki ikili ilişkiyi veren grafik yer almaktadır. Bu grafikte ilk birkaç yıl fen başarısının düştüğü, daha sonraki yıllarda ise sürekli olarak fen başarısının arttığı görülmektedir. İlğan (2013), çalışmada, üç yıldan daha az deneyime sahip öğretmenlerin, deneyimli öğretmenlere göre daha etkisiz olduğunu ve genellikle deneyimin etkisinin beş yıldan sonra (Fuller, 1969) ortaya çıktığını belirtmiştir. Martin vd. (2012), hazırladıkları TIMSS 2011 uluslararası bilimsel raporda, hem dördüncü sınıflarda hem de sekizinci sınıflarda, daha deneyimli ve kendine güvenen öğretmenleri olan öğrencilerin daha yüksek fen başarısına sahip olduklarını belirtmişlerdir. Benzer şekilde Akyüz (2006), yaptığı çalışmada Türkiye, Slovakya ve Hollanda'da mesleki deneyimi daha fazla olan öğretmenlerin sınıflarının daha başarılı olduğu, Slovenya'da ise bunun tam tersi olduğu şeklinde bir sonuç elde etmiştir. Öztürk (2016) ise öğretmenliğe yeni başlayan bir öğretmenin, mesleğin ilk yıllarında iş yükü, sosyal statü, yönetim ile olan ilişkiler ve sınıf yönetimine ilişkin çeşitli güçlüklerle karşı karşıya kaldığını belirtmiştir. Öğretmenlik mesleğinin ilk yıllarında gerek mesleğe alışma sürecinden gerekse çeşitli sorunlar ile karşılaşmalarından dolayı deneyimsiz öğretmenleri olan öğrencilerin fen başarılarının düşük olduğu, geçen zaman ve kazanılan tecrübeden dolayı deneyimli öğretmenleri olan öğrencilerin fen başarılarının yüksek olduğu ifade edilebilir.

ABİDE 2016 uygulamasında fen bilimleri dersinden hoşlanma değişkeni yordayıcı önem düzeyine göre fen başarısı üzerinde etkisi her iki analiz yönteminde de etkili bulunmuştur. Aynı şekilde Şekil 18h'de fen dersinden hoşlanma ile fen başarısı arasındaki ikili ilişkiyi gösteren grafikte, hoşlanma arttığı zaman fen başarısının da arttığı görülmektedir. Öğrencilere uygulanan anket maddeleri incelendiğinde, fen bilimleri dersini önemli görme, en sevdiği ders olduğunu ifade etme, fen ile ilgili kitap, dergi, makale vb. yayınları okumayı sevme ve fen bilimleri ile ilgili belgesel ya da film izlemeyi sevme gibi öğrencilerin fen bilimleri dersinden hoşlanma düzeyini ortaya koyan maddeler yer almaktadır. Doğal olarak derse karşı ilgi ve sevginin başarı için tüm faktörlerden önce geldiği söylenebilir. Anıl (2009), PISA 2006 Türkiye örnekleminde öğrencilerin fen başarısını etkileyen faktörleri incelediği çalışmada, 15 yaş grubu öğrencilerin büyük bir

çoğunluğunun, fen bilimleri ile ilgili konularda bir şeyler öğrenmelerinin hoşlarına gittiğini ve yeni bilgiler edinmekten zevk aldıklarını, yine fen bilimleri ile ilgili yazıları okumayı sevdiklerini ve fen ile ilgili her türlü etkinlikten hoşlandıklarını, derse karşı olumlu bir tutum geliştirdiklerini ifade etmiştir. Ainley ve Ainley (2011), öğrencilerin fen bilimlerinden hoşlanmaları ve fen öğrenmeye yönelik ilgilerinin, fen bilimlerini öğrendikleri önceki deneyimlerinden geldiğini ve yeni durumlarda ileriki deneyimlerine ilişkin beklentileri ya da öngörülerini olarak işlev görmelerine neden olacağını belirtmiştir. Bu nedenle hem fen ile ilgili deneyimlerin hem de fen öğrenirken bir eğlence ve heyecan duygusunun gelişmesinin önemine işaret etmişlerdir. Yani fene yönelik ilgi ve hoşlanma, öğrencilerin fen konularıyla daha fazla alakadar olmalarındaki istekliliğine işaret eder.

ABİDE 2016 uygulamasında okula aitlik değişkeni yordayıcı önem düzeyine göre her iki analiz yönteminde de fen başarısını yordama da etkili bulunmuştur. Daha çok öğrencinin çevresiyle ilişkili olan bu değişken, okuldan okula ya da bölgeden bölgeye değişiklik gösterebilir. Okula aitlik, bir öğrencinin arkadaşları, öğretmenleri ve okuluyla alakalı her türlü ilişkileri ile arkadaşları arasındaki yeri, saygınlığı ve desteklenmesine yönelik duygu atmosferini ifade eder (Goodenow & Grady, 1993). Okula aitlik ile ilgili maddeler genel itibari ile arkadaşlar tarafından sevilme, okula gitmeyi ve orada olmayı sevmek, okulda kendini güvende hissetmek gibi olumlu maddelerden oluşmaktadır. McMahon vd. (2008), okula aitlik duygusu yüksek öğrencilerin akademik, sosyal ve psikolojik olarak pozitif sonuçlara sahip olduğunu ifade etmiştir. Goodenow (1993) ile Winnaar vd. (2018), akademik (fen ve matematik) başarının ve motivasyonun geliştirilmesinde okula aidiyetin önemli olduğunu vurgulamıştır. Abdollahi ve Noltemeyer (2018) ise okula aitlik ile akademik başarı arasında pozitif yönde bir ilişki olduğunu bulmuştur. Yazarlar okula aidiyet duygusu yüksek olan öğrencilerin, akademik zorluklarla karşılaştıklarında bile fazladan çaba sarf edebileceklerini, okula aidiyet düşük olan ya da hiç olmayan (yani akranları ve öğretmenleri tarafından kabul görmediğini hisseden, okul etkinliklerine dâhil edilmeyen gibi) öğrencilerin akademik olarak pes etmelerinin daha muhtemel olabileceğini ifade etmişlerdir (Goodenow & Grady, 1993; Özgök & Sarı, 2016). Benzer şekilde Önen (2018), matematik başarı düzeyi yüksek olan 4 ve 8. sınıf öğrencilerin okula aitlik hislerinin yüksek, başarı düzeyi düşük olan 4 ve 8. sınıf öğrencilerin okula aitlik hislerinin düşük olduğunu belirtmiştir. Gerekli bilgi ve beceriye sahip olan öğrencilerin akademik başarıları düşük olsa bile, okula aidiyet duygusu ile öğrencilerin akademik başarıları artırılabilir. Böylelikle öğrencilerin akademik etkinliklere katılma motivasyonları artabilir.

Okullardaki öğretmenler, rehberlik hocaları ve yöneticiler, okulun sosyal ortamının okula ait olma hissiyatına uygun olmasına özen göstermelidirler. Yine öğrencilerin kendilerine ve çevrelerine saygı duymalarına, kabul görmelerine ve kendilerini güvende hissetmelerine yardımcı olmak için dolaylı ya da doğrudan tüm tedbirleri almalıdırlar.

ABİDE 2016 uygulamasında öğretmenin derse hazırlığı değişkeni her iki analiz yönteminde de fen başarısı üzerinde etkili bulunmuştur. Alanyazın taramasında öğretmenin derse hazırlığı ile fen başarısını ele alan herhangi bir araştırmaya rastlanmamıştır. Özelde fen bilimleri dersinde genelde tüm derslerde, ders öncesi öğretmenin duyuşsal, düşünsel ve teknik olarak hazır olması, dersin amaçlanan hedefine ulaşmasına ve öğrenci başarısının artmasına katkı sağlayacaktır. Öğretmenlerin; öğrenme-öğretme sürecini iyi planlaması, ders öncesi hazırlık için yeterli zaman ayırması, ele alınacak konu ile ilgili öğrencilerin düşünsel ve duyuşsal hazırbulunuşluk seviyelerine uygun materyaller tasarlaması, varsa o ders için getirmeleri gereken materyaller hakkında öğrencilerini önceden bilgilendirmesi gibi çalışmaları yapmaları gerekir. Öğretmenler; ders öncesi düşünsel, duyuşsal ve teknik olarak yeterince hazırlanmadıkları bir konunun öğrencileri tarafından anlaşılmasının pekte mümkün olamayacağının farkında olmalıdır.

Bu araştırmanın sonuçları ülkemizde eğitim alanında uygulanan ulusal ve uluslararası geniş ölçekli sınavlara ait veriler üzerinde veri madenciliği yöntemlerinden MARS ve BRT analiz yöntemlerinin uygulanabilirliğini göstermektedir. Mühendislik, sağlık, işletme ve bankacılık gibi alanlarda yaygın bir şekilde kullanılan veri madenciliği yöntemleri; eğitim alanında özellikle bu alanda uygulanan geniş ölçekli sınavlarda öğrenci, öğretmen ve okula yönelik elde edilen bilgilerin incelenmesinde önemlidir. Ham verilerden bir örüntü çıkarmak ve tahminde bulunmak için kullanılan veri madenciliği yöntemlerinin, binlerce öğrenciden toplanan yüzbinlerce hatta milyonlarca verinin sağlıklı bir şekilde işlenebilmesi ve anlamlı hale dönüştürülmesi için eğitim alanında önemli bir açığı kapatacağı düşünülmektedir. Magdin ve Turcani (2015), veri madenciliğinin eğitim alanında öğrencilerin nasıl öğrendiklerini, öğrenmeyi ve başarıyı nelerin etkilediğini görmek ve öğretmenlerin daha objektif geribildirim almalarını sağlamak için kullanılabileceğini belirtmiştir. Yukarıda da belirtildiği üzere eğitim alanında geniş ölçekli testler ve başka uygulamalar ile elde edilen büyük veri setlerinin ve çeşitli karmaşık örüntülerin analizinde, veri madenciliği yöntemleri ile sonuçların elde edilmesi önemli görülmektedir. MARS ve BRT analiz yöntemleriyle elde edilen sonuçların yukarıda da tartışıldığı üzere ulusal ve uluslararası çalışmalar ile de benzerlik gösterdiği görülmektedir.

Öneriler

Uygulayıcılar İçin Öneriler

- Öz yeterlik algısı her iki analiz yönteminde de en önemli değişken olarak elde edilmiştir. Öğrenci kendini ne kadar başarılı ya da başarısız algılıyorsa başarıda o ölçüde düşüp ya da yükselmektedir. Bir nevi öğrenilmiş çaresizlik yaşamaktadır. Bu kapsamda MEB bünyesinde öğrencilerin öz yeterlik algılarını artırmaya yönelik projeler geliştirilmeli ve bu konuya katkı sunacak her türlü girişim desteklenmelidir.
- Aylık gelir ve baba mesleği gibi ekonomik durumu ifade eden değişkenler her iki analiz yönteminde önemli değişkenler arasında yer almıştır. Yine baba mesleği kamu çalışanı ve emekli olup çalışmaya devam eden öğrencilerin öz yeterlik algılarının yükseldiği ve fen başarılarının arttığı, baba mesleği çalışmıyor-işsiz olan öğrencilerin ise öz yeterlik algılarının düştüğü ve fen başarılarının düştüğü bulgulardan elde edilmiştir. Eğitim politikalarının bu verileri göz önüne alarak düzenlenmesi ve fırsat eşitliğinin sağlanması adına yapılacak çalışmalar öğrenci başarısına olumlu katkılar sağlayacaktır. Bu bağlamda rotasyonlu olarak ek kursların açılması fırsat eşitliğinin sağlanmasına yardımcı bir unsur olarak görülebilir.
- Ebeveyn yaklaşımı değişkeni öğrencilerin fen başarısı üzerinde ilişkili olan değişkenler arasında üst sıralarda yer almaktadır. Ebeveynlerin tutum ve davranışlarını konu alan toplantı ve eğitim seminerlerinin, alanında profesyonel uzmanlar ve rehber öğretmenler tarafından verilmesi ebeveynlerde (ihtiyaç duydukları) öğrenilebilecek bir farkındalık ve davranış oluşturma adına önemli görülmektedir.
- Akran zorbalığına maruz kalan öğrencilerin fen başarısı düşük, akran zorbalığına maruz kalmayan öğrencilerin ise fen başarısı yüksek olarak elde edilmiştir. Okul yöneticileri ve öğretmenler suça eğimli olumsuz yönde davranış sergileyen, okula gitmekte tedirginlik yaşayan ve okula karşı olumsuz tutum sergileyen öğrenciler için önleyici bir takım önlemler almaları önemli görülmektedir. Bu konuda okul rehberlik servisinin gerekli çalışmaları yapması ve okul yönetiminin güvenlik konusunda hassas davranması önemlidir.

- Öğretmenlik mesleğinin ilk yıllarında olan öğretmenlerin öğrencilerinin fen başarısı düşük, daha uzun süre meslekte olan tecrübeli öğretmenlerin öğrencilerinin fen başarısı yüksek olarak elde edilmiştir. Mesleğin ilk yıllarında hizmet içi eğitim kurslarının daha yoğun bir şekilde verilmesi ve kıdemli öğretmenlerle, öğretmenler arası işbirliğinin (izlemek ve dönüt vermek, sınıflara ve yaş gruplarına uygun ödev ve etkinlikleri koordine etmek için fikir alışverişinde bulunmak gibi) artırılması önerilir.
- MARS ve BRT analiz yöntemlerinin bağımlı ve bağımsız değişkenlerin veri yapısı (sürekli ve kategorik gibi ya da sürekli değişkenlere ilişkin normallik varsayımı gibi) ile ilgili bir varsayımı bulunmadığından uygulayıcılar, herhangi bir dönüşüme ihtiyaç duymadan kolaylıkla analizlerini gerçekleştirebilir ve zaman ve emek açısından tasarruf sağlayabilirler. Örneğin çoklu doğrusal regresyon analizi için varsayımların sağlanmadığı durumda eğer mümkünse bağımlı değişkenin sürekli den kategorik hale dönüştürülerek lojistik regresyon analizinin gerçekleştirilmesi; ya da normalliğin sağlanması için karekök, logaritma, ters çevirme ve yansıtma gibi veri dönüştürme işlemlerinin uygulanması; yine bağımsız değişkenlerden kategorik olanların dummy kodlanarak sürekli hale dönüşümü gibi uğraşlar yerine doğrudan bu analizleri gerçekleştirebilirler.
- MARS ve BRT analiz yöntemleri kayıp verilerden ve uç değerlerden çok az etkilendiği için bu tür verilerin analizinde tercih edilebilir. Özellikle kayıp veri temizleme işlemleri ile uğraşmadan incelemede bulunmak isteyen araştırmacıların tercih etmeleri önerilir.
- Diğer regresyon yöntemlerinin aksine MARS ve BRT analiz yöntemleri çoklu bağlantı probleminden çok az etkilenir. Özellikle çoklu bağlantı problemi sonucu değişken birleştirme, değişken çıkartma, veri ekleme veya yeniden veri toplama gibi işlemler ile uğraşmak istemeyen ya da modele gerçekten katkısı olan bir değişkenin çoklu bağlantı durumundan dolayı modelden atılmasını istemeyen araştırmacılar tarafından tercih edilmesi önerilir.
- Sınıflama performansında BRT analiz yöntemi daha başarılı sonuçlar üretmiştir. Ulusal ve uluslararası düzeyde uygulanan geniş ölçekli sınavlar da öğrenci başarısının doğru bir şekilde sınıflandırılması (doğruluk, özgüllük, duyarlılık, hassaslık, ROC eğrisi altında kalan alan) için BRT analiz yönteminin kullanılması önerilir.

- Eğitim alanında geniş ölçekli olarak uygulanan büyük veri setlerinin yer aldığı sınav uygulamaları çok fazla sayıda bağımsız değişkene sahip olabilmektedir. MARS modelinin bağımlı değişken üzerinde etkisi çok az olan ya da hiç olmayan değişkenleri analiz dışında tutması daha az bağımsız değişkenin modele girmesini sağlar. Bu yönüyle modelin yorumlanmasını kolaylaştırmak ve model kurulumu için harcanan süreyi en aza indirmek isteyen araştırmacılar için önerilir.
- Bağımlı değişkenle doğrusallık özelliği sağlamayan değişkenleri analiz edebilmek için, parçalı doğrusallar halinde düzleştirme mantığı ile hareket eden MARS veya GAM (Generalized Additive Model) gibi analiz yöntemleri kullanılabilir.

Araştırmacılar İçin Öneriler

- MARS ve BRT analiz yöntemi gerçek veri seti ile gerek öğrenci başarısı üzerinde ilişkili olduğu düşünülen değişkenleri yordamak gerekse yöntemlerin sınıflama performanslarını karşılaştırmak için default değerler temel alınarak uygulanmıştır. Bu yöntemler simülasyon veriler kullanılarak farklı yöntemler ve değerler ile replikasyonları tekrarlanarak ayrıntılı bir şekilde raporlanabilir.
- Araştırmacılar tarafından herhangi bir veri setinin hem kayıp verili olan hali hem de kayıp verilerden arındırılmış hali MARS ve BRT analiz yöntemleriyle incelenerek her iki yöntemin sınıflama performansını etkileme gücü raporlanabilir.
- MARS ve BRT analiz yöntemleri her ne kadar varsayımların sınanmasına ihtiyaç duymayan non-parametrik yöntemler olsa da, varsayımların sağlandığı veri setlerine de uygulanabilir. Parametrik istatistiksel yöntemler ile karşılaştırılarak sonuçların raporlaştırılması geçerlik, güvenilirlik ve ekonomiklik açısından alana katkı sunması adına önerilir.
- MARS analiz yöntemi eksik veriler için kendine has bir kayıp veri atama yöntemi oluşturur. Kayıp verilerin belirli istatistiksel yaklaşımlar ile değer atama yöntemlerini inceleyen araştırmacılar MARS'ın kayıp veri atama yöntemini de incelemeye alıp karşılaştırmalı şekilde raporlaştırabilir.
- BRT analiz yöntemi topluluk (Ensemble) öğrenme algoritmalarından Boosting algoritmasını kullanmaktadır. Boosting algoritması zayıf sınıflandırıcıları (C&RT gibi) bir araya getirir ve tek bir tahminsel model formunda olan modeller serisi oluşturur. Bu sebeple topluluk öğrenme yöntemleri olarak anılır. Bir başka topluluk

öğrenme yöntemi ise Bagging algoritmasıdır. Bu algoritma da örnek veri seti içerisinde yerine koyacak şekilde tekrar tekrar örnekler çekerek yeni ağaçlar oluşturur ve bu ağaçlardan ortaya bir topluluk çıkar. Yalnız boosting algoritmasından farklı olarak ağaçlar birbirinden bağımsızdır. Dolayısıyla araştırmacılar için arka planda boosting algoritmasını kullanan (BRT gibi) veri madenciliği yöntemleri ile bagging algoritmasını kullanan (RF gibi) veri madenciliği yöntemleri karşılaştırılabilir.

- Bu çalışmada ulusal düzeyde uygulanan ABİDE uygulamasına ait çeşitli özellikleri ölçen değişkenler kullanılmıştır. Benzer değişkenlere yer veren PISA, TIMSS gibi uluslararası uygulamalar ile sonuçlar karşılaştırılabilir.
- Bu çalışma ABİDE uygulamasının Fen bilimleri alanındaki öğrenci başarı puanları dikkate alınarak gerçekleştirilmiştir. Benzer bir uygulama ABİDE uygulamasının Türkçe, matematik ve sosyal bilimler alanı içinde tekrarlanabilir. ABİDE verilerinin kullanımının yaygınlaşması ve uygulanış amacına daha fazla hizmet etmesi için önerilir.
- Eğitim, psikoloji ve ölçme ve değerlendirme alanlarında geniş ölçekli testler yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. Bunları sınıflamada veri madenciliği yöntemlerinin sınıflama performanslarının daha iyi olduğu yapılan çalışmalarda ve bu araştırmanın sonucunda da görülmektedir. Bu doğrultuda eğitimde ölçme ve değerlendirme alanında hem makine öğrenimi hem de veri madenciliği üzerine lisansüstü dersler açılabilir. Böylelikle alanda veri madenciliği yöntemlerinin kullanımının yaygınlaşması sağlanabilir.

KAYNAKLAR

- Abacı, Ç. Ç. (2015). *Merkezi sistem ortak sınavlarının farklı değişkenler açısından irdelenmesi*. (Yüksek Lisans Tezi). <https://tez.yok.gov.tr> adresinden erişilmiştir.
- Abdollahi, A., & Noltemeyer, A. (2018). Academic hardiness: Mediator between sense of belonging to school and academic achievement?. *The Journal of Educational Research*, 111(3), 345-351. <https://doi.org/10.1080/00220671.2016.1261075>
- ABİDE 8. Sınıflar Raporu, (2017). *Akademik becerilerin izlenmesi ve değerlendirilmesi 8. sınıflar raporu*. Milli Eğitim Bakanlığı Ölçme Değerlendirme ve Sınav Hizmetleri Genel Müdürlüğü, Ankara. https://odsgm.meb.gov.tr/meb_iys_dosyalar/2017_11/30114819_iY-web-v6.pdf sayfasından erişilmiştir.
- Acar, T., & Öğretmen, T. (2012). Çok düzeyli istatistiksel yöntemler ile 2006 PISA fen bilimleri performansının incelenmesi. *Eğitim ve Bilim*, 37(163). <http://egitimvebilim.ted.org.tr/index.php/EB/article/view/1040> sayfasından erişilmiştir.
- Ainley, M., & Ainley, J. (2011). Student engagement with science in early adolescence: The contribution of enjoyment to students' continuing interest in learning about science. *Contemporary Educational Psychology* 36 (2011) 4–12. <https://doi.org/10.1016/j.cedpsych.2010.08.001>
- Akçapınar, G. (2014). *Çevrimiçi öğrenme ortamındaki etkileşim verilerine göre öğrencilerin akademik performanslarının veri madenciliği yaklaşımı ile modellenmesi*. (Doktora Tezi). <https://tez.yok.gov.tr> adresinden erişilmiştir.

- Akçöltekin, A., Engin, A. O., & Şevgin, H. (2017). Attitudes of high school teachers to educational research using classification-tree method. *Eurasian Journal of Educational Research* 68 (2017) 19-47. <http://dx.doi.org/10.14689/ejer.2017.68.2>
- Akiba, M., LeTendre, G. K., & Scribner, J. P. (2007). Teacher quality, opportunity gap, and national achievement in 46 countries. *Educational Researcher*, 36(7), 369-387. <https://doi.org/10.3102/0013189X07308739>
- Aksu, G. (2018). *PISA başarısını tahmin etmede kullanılan veri madenciliği yöntemlerinin incelenmesi*. (Doktora Tezi). <https://tez.yok.gov.tr> adresinden erişilmiştir.
- Akyüz, G. (2006). Türkiye ve Avrupa Birliği ülkelerinde öğretmen ve sınıf niteliklerinin matematik başarısına etkisinin incelenmesi. *İlköğretim Online*, 5(2), 75-86. <http://ilkogretim-online.org.tr> sayfasından erişilmiştir.
- Alwin, D. F. (1976). Attitude scales as congeneric tests: A re-examination of an attitude-behavior model. *Sociometry*, 377-383. DOI: 10.2307/3033502
- Andreou, E. (2000). Bully/victim problems and their association with psychological constructs in 8-to 12-year-old Greek schoolchildren. *Aggressive Behavior: Official Journal of the International Society for Research on Aggression*, 26(1), 49-56. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1098-2337\(2000\)26:1<49::AID-AB4>3.0.CO;2-M](https://doi.org/10.1002/(SICI)1098-2337(2000)26:1<49::AID-AB4>3.0.CO;2-M)
- Anıl, D. (2010). Uluslararası öğrenci başarılarını değerlendirme programı (PISA)'nda Türkiye'deki öğrencilerin fen bilimleri başarılarını etkileyen faktörler. *Eğitim ve Bilim*, 34(152). <http://egitimvebilim.ted.org.tr/index.php/EB/article/view/594/74> sayfasından erişilmiştir.
- Atar, H. Y., & Atar, B. (2012). Examining the Effects of Turkish Education Reform on Students' TIMSS 2007 Science Achievements. *Educational Sciences: Theory and Practice*, 12(4), 2632-2636. <https://eric.ed.gov/?id=EJ1002867> sayfasından erişilmiştir.

- Austin, S., & Joseph, S. (1996). Assessment of bully/victim problems in 8 to 11 year-olds. *British journal of educational psychology*, 66(4), 447-456. <https://doi.org/10.1111/j.2044-8279.1996.tb01211.x>
- Avşar, A. Ş., & Yalçın, S. (2015). Öğrencilerin okuma başarılarını açıklayan ailesel değişkenlerin CHAID analizi ile belirlenmesi. *Eğitim ve Bilim*, 40(179). <http://dx.doi.org/10.15390/EB.2015.2890>
- Aydoğdu, B. (2006). *İlköğretim fen ve teknoloji dersinde bilimsel süreç becerilerini etkileyen değişkenlerin belirlenmesi*. (Yüksek Lisans Tezi). <https://tez.yok.gov.tr> adresinden erişilmiştir.
- Azigwe, J. B. (2016). Using Comparative International Studies for Modeling Educational Effectiveness: A Secondary Analysis of PISA-2009 Study. *Journal of Education and Practice*, 7(18), 199-209. <https://eric.ed.gov/?id=EJ1105875> sayfasından erişilmiştir.
- Azzalini, A., & Scarpa, B. (2012). *Data analysis and data mining: An introduction*. OUP USA.
- Bahçetepe, Ü. (2013). *İlköğretim sekizinci sınıf öğrencilerinin akademik başarıları ile algıladıkları okul iklimi arasındaki ilişki*. (Yüksek Lisans Tezi). <https://tez.yok.gov.tr> adresinden erişilmiştir.
- Bandura, A. (Ed.). (1995). *Self-efficacy in changing societies*. Cambridge university press.
- Barnett, G. A. (2004). *Evaluating alternatives to the general linear model in applied personality assessment*. (Doctoral dissertation) University of Tulsa. <https://pdfs.semanticscholar.org/41ff/4eb5f420b1e5f811b217054a2349deee3f40.pdf> sayfasından erişilmiştir.
- Baumert, J., Kunter, M., Blum, W., Brunner, M., Voss, T., Jordan, A., ... & Tsai, Y. (2010), "Teachers' mathematical knowledge, cognitive activation in the classroom, and student progress". *American Educational Research Journal*, 47(1). <https://doi.org/10.3102/0002831209345157>

- Bilen, Ö., Hotaman, D., Aşkın, Ö. E., & Büyüklü, A. H. (2014). LYS başarılarına göre okul performanslarının eğitsel veri madenciliği teknikleriyle incelenmesi: 2011 İstanbul örneği. *Eğitim ve Bilim*, 39(172). <http://egitimvebilim.ted.org.tr/index.php/EB/article/view/2733/627> sayfasından erişilmiştir.
- Bloom, B. S. (2012). *İnsan nitelikleri ve okulda öğrenme. Çev. D. A. Özçelik 2. Baskı.* Pegem Akademi.
- Blömeke, S., Olsen, R. V., & Suhl, U. (2016). Relation of student achievement to the quality of their teachers and instructional quality. *Teacher quality, instructional quality and student outcomes*, 2, 21-50.
- Bracey, N. (2011). Student perceptions of high-security environments. *Youth & Society*, 43(1), 365-395. <https://doi.org/10.1177/0044118X10365082>
- Breiman, L., Friedman, J., Olshen, R. A., & Stone, C. J. (1984). *Classification and regression trees Chapman & Hall.* New York.
- Briand, L. C., Freimut, B., & Vollei, F. (2004). Using multiple adaptive regression splines to support decision making in code inspections. *Journal of Systems and Software*, 73(2), 205-217. <https://doi.org/10.1016/j.jss.2004.01.015>
- Burtan-Doğan, B., & Toprak, S. (2012). Diyarbakır ticaret borsası'nın faaliyetleri ve borsanın üye profili ile ilgili veri eksiklerinin MARS analizi ile düzeltilmesi. *Cumhuriyet Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 13(2).
- Buston, P. M., & Elith, J. (2011). Determinants of reproductive success in dominant pairs of clownfish: a boosted regression tree analysis. *Journal of Animal Ecology*, 80(3), 528-538. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2656.2011.01803.x>
- Büyüköztürk, Ş. (2011). *Sosyal bilimler için veri analizi el kitabı (14. bs.).* Ankara: Pegem Akademi.

- Ceylan, E., & Berberoğlu, G. (2010). Öğrencilerin fen başarısını açıklayan etmenler: Bir modelleme çalışması. *Eğitim ve Bilim*, 32(144), 36-48. <http://egitimvebilim.ted.org.tr/index.php/EB/article/view/821> sayfasından erişilmiştir.
- Chalaris, M., Gritzalis, S., Maragoudakis, M., Sgouropoulou, C., & Tsolakidis, A. (2014). Improving quality of educational processes providing new knowledge using data mining techniques. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 147, 390-397. DOI: 10.1016/j.sbspro.2014.07.117
- Chen, S. F., Lin, C. Y., Wang, J. R., Lin, S. W., & Kao, H. L. (2012). A cross-grade comparison to examine the context effect on the relationships among family resources, school climate, learning participation, science attitude, and science achievement based on TIMSS 2003 in Taiwan. *International Journal of Science Education*, 34(14), 2089-2106. <https://doi.org/10.1080/09500693.2012.701352>
- Chen, T., & Guestrin, C. (2016, August). Xgboost: A scalable tree boosting system. In *Proceedings of the 22nd acm sigkdd international conference on knowledge discovery and data mining* (pp. 785-794).
- Colin, B., Clifford, S., Wu, P. P., Rathmanner, S., & Mengersen, K. (2017). Using boosted regression trees and remotely sensed data to drive decision-making. *Open Journal of Statistics*, 7(5), 859-875. DOI: 10.4236/ojs.2017.75061
- Craven, P., & Wahba, G. (1978). Smoothing noisy data with spline functions. *Numerische mathematik*, 31(4), 377-403. <https://link.springer.com/article/10.1007/BF01404567>
- Creemers, B. P., & Kyriakides, L. (2006). Critical analysis of the current approaches to modelling educational effectiveness: The importance of establishing a dynamic model. *School effectiveness and school improvement*, 17(3), 347-366. <https://doi.org/10.1080/09243450600697242>
- Creemers, B., & Kyriakides, L. (2007). *The dynamics of educational effectiveness: A contribution to policy, practice and theory in contemporary schools*. Routledge.

- Crocker, L. Algina (2008). *Introduction to Classic and Modern Test Theory*. USA: Cengage Learning.
- Çalışkan, M. (2008). *The impact of school and student related factors on scientific literacy skills in the programme for international student assessment PISA 2006*. (Doktora Tezi). <https://tez.yok.gov.tr> adresinden erişilmiştir.
- Çelenk, S. (2003). Okul başarısının ön koşulu: Okul aile dayanışması. *İlköğretim online*, 2(2). <http://www.ilkogretim-online.org.tr> sayfasından erişilmiştir.
- Çokluk, Ö., Gül, E., & Kayri, M. (2016). Comparison of students with high academic achievement from different socio-economic backgrounds in Turkey. *The Anthropologist*, 24(2), 486-496. <https://doi.org/10.1080/09720073.2016.11892042>
- Darling-Hammond, L. (2000). Teacher quality and student achievement. *Education policy analysis archives*, 8, 1. <https://epaa.asu.edu/ojs/article/view/392/515> sayfasından erişilmiştir.
- Deconinck, E., Xu, Q. S., Put, R., Coomans, D., Massart, D. L., & Vander Heyden, Y. (2005). Prediction of gastro-intestinal absorption using multivariate adaptive regression splines. *Journal of pharmaceutical and biomedical analysis*, 39(5), 1021-1030. <https://doi.org/10.1016/j.jpba.2005.05.034>
- Deconinck, E., Zhang, M. H., Petitet, F., Dubus, E., Ijjaali, I., Coomans, D., & Vander Heyden, Y. (2008). Boosted regression trees, multivariate adaptive regression splines and their two-step combinations with multiple linear regression or partial least squares to predict blood–brain barrier passage: a case study. *Analytica chimica acta*, 609(1), 13-23. <https://doi.org/10.1016/j.aca.2007.12.033>
- Decristan, J., Klieme, E., Kunter, M., Hochweber, J., Büttner, G., Fauth, B., ... & Hardy, I. (2015). Embedded formative assessment and classroom process quality: How do they interact in promoting science understanding?. *American Educational Research Journal*, 52(6), 1133-1159. <https://doi.org/10.3102/0002831215596412>

- Deichmann, J., Eshghi, A., Haughton, D., Sayek, S., & Teebagy, N. (2002). Application of multiple adaptive regression splines (MARS) in direct response modeling. *Journal of Interactive Marketing*, 16(4), 15-27. <https://doi.org/10.1002/dir.10040>
- DeVellis, R. F. (2016). *Scale development: Theory and applications* (Vol. 26). Sage publications.
- Doğan, N., & Barış, F. (2010). Tutum, değer ve özyeterlik değişkenlerinin TIMSS-1999 ve TIMSS-2007 sınavlarında öğrencilerin matematik başarılarını yordama düzeyleri. *Eğitimde ve Psikolojide Ölçme ve Değerlendirme Dergisi*, 1(1), 44-50. <https://dergipark.org.tr/tr/download/article-file/65998> sayfasından erişilmiştir.
- Döbert, H., & Sroka, W. (2004). *Features of successful school systems*. Waxmann Verlag.
- EACEA. (2009). *Avrupa'da öğrencilerin ulusal ölçümü: Hedefler organizasyon ve sonuçların kullanılması*. Ankara. <http://eurydice.org> sayfasından erişilmiştir.
- Elish, M. O., & Elish, K. O. (2009, March). Application of treenet in predicting object-oriented software maintainability: A comparative study. In *2009 13th European Conference on Software Maintenance and Reengineering* (pp. 69-78). IEEE. DOI: 10.1109/CSMR.2009.57
- Elith, J., H. Graham, C., P. Anderson, R., Dudík, M., Ferrier, S., Guisan, A., ... & Li, J. (2006). Novel methods improve prediction of species' distributions from occurrence data. *Ecography*, 29(2), 129-151. <https://doi.org/10.1111/j.2006.0906-7590.04596.x>
- Elith, J., Leathwick, J. R., & Hastie, T. (2008). A working guide to boosted regression trees. *Journal of Animal Ecology*, 77(4), 802-813. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2656.2008.01390.x>
- Enders, C. K. (2010). *Applied missing data analysis*. Guilford press.
- Erkus, A. (2003). *Psikometri üzerine yazılar*. Ankara: Türk Psikologlar Derneği Yayınları, 24, 34-72.

- Evirgen, E. (2016). *Türkçe tweetlerin duygu analizi*. (Yüksek Lisans Tezi). <https://tez.yok.gov.tr> adresinden erişilmiştir.
- Ferguson, K. M. (2006). Social capital predictors of children's school status in Mexico. *International Journal of social welfare*, 15: 321– 331. <https://doi.org/10.1111/j.1468-2397.2006.00422.x>
- Ferreruela, I. C. (2008). Explaining patterns of broadband development in OECD countries. In *Handbook of research on global diffusion of broadband data transmission* (pp. 756-775). IGI Global.
- Finch, W. H., Chang, M., Davis, A. S., Holden, J. E., Rothlisberg, B. A., & McIntosh, D. E. (2011). The prediction of intelligence in preschool children using alternative models to regression. *Behavior research methods*, 43(4), 942-952. <https://link.springer.com/article/10.3758/s13428-011-0102-z> sayfasından erişilmiştir.
- Freund, Y., & Schapire, R. E. (1996, July). Experiments with a new boosting algorithm. *In icml (96, 148-156)*. doi=10.1.1.51.6252
- Friedman, J. (1991). Invited paper multivariate adaptive regression splines ‘. *The Annals of Statistics*, 19(1), 1-141. http://machinelearning202.pbworks.com/f/Friedman91_MARS.pdf sayfasından erişilmiştir.
- Friedman, J. H. (2001). Greedy function approximation: a gradient boosting machine. *Annals of statistics*, 1189-1232. <https://www.jstor.org/stable/2699986> sayfasından erişilmiştir.
- Friedman, J. H. (2002). Stochastic gradient boosting. *Computational statistics & data analysis*, 38(4), 367-378. [https://doi.org/10.1016/S0167-9473\(01\)00065-2](https://doi.org/10.1016/S0167-9473(01)00065-2)
- Friedman, J. H., & Meulman, J. J. (2003). Multiple additive regression trees with application in epidemiology. *Statistics in medicine*, 22(9), 1365-1381. <https://doi.org/10.1002/sim.1501>

- Fuller, F. F. (1969). Concerns of teachers: A developmental conceptualization. *American Educational Research Journal*, 6(2), 207-226.
<https://doi.org/10.3102/00028312006002207>
- Goodenow, C. (1993). Classroom belonging among early adolescent students: Relationships to motivation and achievement. *The journal of early adolescence*, 13(1), 21-43. <https://doi.org/10.1177/0272431693013001002>
- Goodenow, C., & Grady, K. E. (1993). The relationship of school belonging and friends' values to academic motivation among urban adolescent students. *The Journal of Experimental Education*, 62(1), 60-71.
<https://doi.org/10.1080/00220973.1993.9943831>
- Gustafsson, J. E., & Nilsen, T. (2016). The impact of school climate and teacher quality on mathematics achievement: A difference-in-differences approach. *Teacher quality, instructional quality and student outcomes*, 2, 81-95.
- Han, J., Pei, J., & Kamber, M. (2011). *Data mining: concepts and techniques*. Elsevier.
- Hanushek, E. A. (1997). Assessing the effects of school resources on student performance: An update. *Educational evaluation and policy analysis*, 19(2), 141-164. <https://doi.org/10.3102/01623737019002141>
- Harris, D. N., & Sass, T. R. (2011). Teacher training, teacher quality and student achievement. *Journal of public economics*, 95(7-8), 798-812.
<https://doi.org/10.1016/j.jpubeco.2010.11.009>
- Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2009). *The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction*. Springer Science & Business Media.
- Haynes, N. M., & Comer, J. P. (1993). The Yale school development program: Process, outcomes, and policy implications. *Urban education*, 28(2), 166-199.
<https://doi.org/10.1177/0042085993028002004>
- Hill, T., & Lewicki, P. (2006). *Statistics: methods and applications: a comprehensive reference for science, industry, and data mining*. StatSoft, Inc..

- Holden, J. E., Finch, W. H., & Kelley, K. (2011). A comparison of two-group classification methods. *Educational and psychological measurement*, 71(5), 870-901. <https://doi.org/10.1177/0013164411398357>
- Izenman, A. J. (2008). *Modern Multivariate Statistical Techniques: Regression, Classification, and Manifold Learning*. Springer Science & Business Media.
- İlğan, A. (2013). Öğretmenler için etkili mesleki gelişim faaliyetleri. *Uşak Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 6 (ÖYGE Özel Sayısı), 41-56. <https://dergipark.org.tr/en/pub/usaksosbil/issue/21642/232634> sayfasından erişilmiştir
- İpek, C. (2011). Velilerin Okul Tutumu ve Eğitime Katılım Düzeyleri ile Aileye Bağlı Bazı Faktörlerin İlköğretim Öğrencilerinin Seviye Belirleme Sınavları (SBS) Üzerindeki Etkisi. *Pegem Eğitim ve Öğretim Dergisi*, 1(2), 69-79. <https://www.pegem.net/dosyalar/dokuman/122424-2011062810553-pegemegitimogretimdergisi-cemalettin-ipek-cilt1sayi2.pdf> sayfasından erişilmiştir.
- Jerrim, J. (2015). Why do East Asian children perform so well in PISA? An investigation of Western-born children of East Asian descent. *Oxford Review of Education*, 41(3), 310-333. <https://doi.org/10.1080/03054985.2015.1028525>
- Jeynes, W. H. (2005). A meta-analysis of the relation of parental involvement to urban elementary school student academic achievement. *Urban education*, 40(3), 237-269. <https://doi.org/10.1177/0042085905274540>
- Jones II, K. D. (2010). *Classroom response systems: Using task technology fit to explore impact potential*. The University of Texas at San Antonio.
- Jöreskog, K. G. (1971). Statistical analysis of sets of congeneric tests. *Psychometrika*, 36(2), 109-133. <https://link.springer.com/article/10.1007/BF02291393> sayfasından erişilmiştir.

- Juan, A., Hannan, S., & Namome, C. (2018). I believe I can do science: Self-efficacy and science achievement of Grade 9 students in South Africa. *South African Journal of Science*, 114(7-8), 48-54. <http://dx.doi.org/10.17159/sajs.2018/20170269>
- Juvonen, J., Nishina, A., & Graham, S. (2000). Peer harassment, psychological adjustment, and school functioning in early adolescence. *Journal of educational psychology*, 92(2), 349-359. <https://doi.org/10.1037/0022-0663.92.2.349>
- Jürges, H., Richter, W. F., & Schneider, K. (2005). Teacher quality and incentives: Theoretical and empirical effects of standards on teacher quality. *Finanzarchiv/Public Finance Analysis*, 298-326. <https://www.jstor.org/stable/40913080> sayfasından erişilmiştir.
- Kalabalık, G. (2016). *A comparison of the performance of ensemble classification methods in telecom customer churn analysis*. Yaşar university graduate school of natural and applied sciences (master thesis), izmir.
- Kalaycı, Ş. (2010). *SPSS uygulamalı çok değişkenli istatistik teknikleri (Vol. 5)*. Ankara, Turkey: Asil Yayın Dağıtım.
- Kale, B. (2018). *Veri madenciliği sınıflandırma algoritmaları ile e-posta önemliliğinin belirlenmesi*. (Yüksek Lisans Tezi). <https://tez.yok.gov.tr> adresinden erişilmiştir.
- Karadeniz, N. (2008). *Müşteri ilişkileri yönetimi açısından veri madenciliği yöntemi ve hizmet sektörü üzerine bir uygulama*. (Yüksek Lisans Tezi). <https://tez.yok.gov.tr> adresinden erişilmiştir.
- Karagöz, Y. (2014). *SPSS 21.1 Uygulamalı Biyoistatistik*. Ankara Nobel Yayınları.
- Karaoğlu, T. T. (2018). *Lisans yerleştirme sınavında yerleşme başarısının karar ağaçlarına göre 'Bagging' ve 'Boosting' yöntemleriyle sınıflandırılması*. (Yüksek Lisans Tezi). <https://tez.yok.gov.tr> adresinden erişilmiştir.
- Karasar, N. (2012). *Bilimsel araştırma yöntemi (23. Baskı)*. Ankara Nobel Yayınları.

- Kartal, H., & Bilgin, A. (2009). Bullying and School Climate from the Aspects of the Students and Teachers. *Eurasian Journal of Educational Research (EJER)*, (36).
- Kayri, M., & Gökdaş, İ. (2005). Beden eğitimi yetenek sınavına katılan adayların başarılarını etkileyen değişkenlerin incelenmesinde karışımli model tekniğinin kullanımı. *Spor Bilimleri Dergisi*, 16(4), 185-199. <https://dergipark.org.tr/en/pub/sbd/issue/16407/171481> sayfasından erişilmiştir.
- Kayri, M. (2008). Elektronik Portfolyo Değerlendirmeleri için Veri Madenciliği aklaşımı. *Yüziüncü Yıl Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi*, 5(1), 98-110. <https://dergipark.org.tr/en/pub/yyuefd/issue/13713/166027> sayfasından erişilmiştir.
- Kayri, M. (2009). Çok değişkenli uyarlanabilir regresyon uzanımları (multivariate adaptive regression splines) yönteminin yansız ve sapmasız ölçme işlemlerindeki etkililiği: bir uygulama örneği. *XVIII. Ulusal Eğitim Bilimleri Kurultayı 1-3 Ekim 2009*, İzmir.
- Kayri, M. (2010). The analysis of internet addiction scale using multivariate adaptive regression splines. *Iranian journal of public health*, 39(4), 51. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC3481689/> sayfasından erişilmiştir.
- Kayri, M., Elkonca, F., Şevgin, H., & Ceyhan, G. (2014). Ortaokul öğrencilerinin fen ve teknoloji dersine yönelik tutumlarının CHAID analizi ile incelenmesi. *Eğitim Bilimleri Araştırmaları Dergisi*, 4(1), 301-316. <https://dergipark.org.tr/en/pub/ebader/issue/44675/555039> sayfasından erişilmiştir.
- Ko, M. S. (2004). *An exploration of the impact of information technology investment on organizational performance: An integrative approach*. . (Doctoral dissertation) University of Virginia Commonwealth. <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=5440496> sayfasından erişilmiştir.

- Kochenderfer, B. J., & Ladd, G. W. (1996). Peer victimization: Cause or consequence of school maladjustment?. *Child development*, 67(4), 1305-1317. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8624.1996.tb01797.x>
- Krapp, A. (1999). Interest, motivation and learning: An educational-psychological perspective. *European journal of psychology of education*, 14(1), 23-40. <https://link.springer.com/article/10.1007/BF03173109> sayfasından erişilmiştir.
- Kuter, S., Weber, G. W., & Karasözen, B. (2015). Parametrik olmayan regresyon eğrilerinin güncel uygulamaları. *Akademik Bilişim 2015 Konferansı, Turkey, February 4-6, 2015. Eskişehir.*
- Leathwick, J. R., Elith, J., & Hastie, T. (2006). Comparative performance of generalized additive models and multivariate adaptive regression splines for statistical modelling of species distributions. *Ecological modelling*, 199(2), 188-196. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2006.05.022>
- Li, C. H. (2016). Confirmatory factor analysis with ordinal data: Comparing robust maximum likelihood and diagonally weighted least squares. *Behavior research methods*, 48(3), 936-949. <https://link.springer.com/article/10.3758/s13428-015-0619-7> sayfasından erişilmiştir.
- Lindner, C. L. (2011). *Predictive modeling in adult education. major in education in the college of graduate studies.* (Doctoral dissertation) University of Idaho.
- Lomax, R. G., & Schumacker, R. E. (2004). *A beginner's guide to structural equation modeling.* London psychology press.
- Ma, H. K., Shek, D. T., Cheung, P. C., & Lam, C. O. B. (2000). Parental, peer, and teacher influences on the social behavior of Hong Kong Chinese adolescents. *The Journal of Genetic Psychology*, 161(1), 65-78. <https://doi.org/10.1080/00221320009596695>

- Magdin, M., & Turcáni, M. (2015). Personalization of Student in Course Management Systems on the Basis Using Method of Data Mining. *Turkish Online Journal of Educational Technology-TOJET*, 14(1), 58-67. <https://eric.ed.gov/?id=EJ1057349> sayfasından erişilmiştir.
- Martin, M. O., Mullis, I. V., Foy, P., & Stanco, G. M. (2012). *TIMSS 2011 International Results in Science. International Association for the Evaluation of Educational Achievement*. Herengracht 487, Amsterdam, 1017 BT, The Netherlands.
- Mazman, S. G. (2013). *Programlama performansını etkileyen faktörlerin bilişsel tabanlı bireysel farklılıklar temelinde modellenmesi*. (Doktora Tezi). <https://tez.yok.gov.tr> adresinden erişilmiştir.
- McMahon, S. D., Parnes, A. L., Keys, C. B., & Viola, J. J. (2008). School belonging among low-income urban youth with disabilities: Testing a theoretical model. *Psychology in the Schools*, 45(5), 387-401. <https://doi.org/10.1002/pits.20304>
- MEB, (2016). Akademik becerilerin izlenmesi ve değerlendirilmesi (ABİDE) projesi. Ölçme değerlendirme ve sınav hizmetleri genel müdürlüğü. Ankara. <http://abide.meb.gov.tr/proje-hakkinda.asp> sayfasından erişilmiştir.
- Mina, C. D., & Barrios, E. B. (2009). *Profiling poverty with multivariate adaptive regression splines*. Philippine Institute for Development Studies.
- Mukkamala, S., Xu, D., & Sung, A. H. (2006, June). Intrusion detection based on behavior mining and machine learning techniques. *In International Conference on Industrial, Engineering and Other Applications of Applied Intelligent Systems* (pp. 619-628). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Nilsen, T., & Gustafsson, J. E. (2016). *Teacher Quality, Instructional Quality and Student Outcomes: Relationships across Countries, Cohorts and Time. IEA Research for Education. Volume 2*. International Association for the Evaluation of Educational Achievement. Herengracht 487, Amsterdam, 1017 BT, The Netherlands.

- Nilsen, T., Gustafsson, J. E., & Blömeke, S. (2016). Conceptual framework and methodology of this report. *Teacher quality, instructional quality and student outcomes, 1*.
- Nisbet, R., Elder, J., & Miner, G. (2009). *Handbook of statistical analysis and data mining applications*. Academic Press.
- OECD, (2016). *PISA 2015 Results in Focus*. (Çevrim-içi: <http://www.oecd.org/pisa/pisa-2015-results-in-focus.pdf>), sayfasından erişilmiştir.
- Oğuz, A. (2014). *Çok değişkenli uyarlanabilir regresyon zincirlerinin irdelenmesi ve bir uygulama*. (Yüksek Lisans Tezi). <https://tez.yok.gov.tr> adresinden erişilmiştir.
- Okutan, S. (2017). *Ortaokul öğrencilerinin fen bilimleri başarılarının farklı değişkenler açısından incelenmesi*. (Doktora Tezi). <https://tez.yok.gov.tr> adresinden erişilmiştir.
- Olson, D. L., & Delen, D. (2008). *Advanced data mining techniques*. Springer Science & Business Media.
- Temel, G. O., Ankaralı, H., & Yazıcı, A. C. (2010). Regresyon Modellerine Alternatif Bir Yaklaşım: MARS/An Alternative Approach to Regression Models: MARS. *Türkiye Klinikleri Biyoistatistik*, 2(2), 58. <https://search.proquest.com/openview/1e882387f845012aeaea37fff8e607f8/1.pdf?pq-origsite=gscholar&cbl=236263> sayfasından erişilmiştir.
- Osmanbegovic, E., & Suljic, M. (2012). Data mining approach for predicting student performance. *Economic Review: Journal of Economics and Business*, 10(1), 3-12. <https://www.econstor.eu/handle/10419/193806> sayfasından erişilmiştir.
- Önen, E. (2018). Öğrenci, öğretmen ve öğretimsel nitelikler açısından TIMSS-2015'e dayalı olarak öğrencilerin sınıflandırılması, *Eğitimde ve Psikolojide Ölçme ve Değerlendirme Dergisi* 9(1) 64-84. <https://doi.org/10.21031/epod.364319>
- Özçınar, H. (2006). *KPSS sonuçlarının veri madenciliği yöntemleriyle tahmin edilmesi*. (Yüksek Lisans Tezi). <https://tez.yok.gov.tr> adresinden erişilmiştir.

- Özdamar, K. (2013). *Paket programlar ile istatistiksel veri analizi: MINITAB 16-IBM SPSS 21*. Nisan Kitabevi.
- Özdamar, K. (2016). *Eğitim, sağlık ve davranış bilimlerinde ölçek ve test geliştirme yapısal eşitlik modellemesi*. Nisan Kitabevi.
- Özfalcı, Y. (2008). *Çok Değişkenli Uyarlanabilir Regresyon Kesitleri: MARS*. (Yüksek Lisans Tezi). <https://tez.yok.gov.tr> adresinden erişilmiştir.
- Özgök, A., & Sarı, M. (2016). Ortaokul öğrencilerin okula aidiyet duygusu ve arkadaş bağlılık düzeyi. *Çukurova Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 25(3), 71-86. <https://dergipark.org.tr/en/pub/cusosbil/issue/32038/353249> sayfasından erişilmiştir.
- Özgüven, I. E. (1974). *Üniversite Öğrencilerinin Akademik Başarılarını Etkileyen Zihinsel Olmayan Faktörler* Ankara Hacettepe Üniversitesi Basımevi.
- Öztürk, S. (2012). *Yeni doğan bebeklerde düşük doğum ağırlığının ikili lojistik regresyonla en çok olabilirlik ve mars yaklaşımına dayalı modellenmesi*. (Yüksek Lisans Tezi). <https://tez.yok.gov.tr> adresinden erişilmiştir.
- Öztürk, M. (2016). Köy ve kasabalarda görev yapan öğretmenlerin mesleğin ilk yılında yaşadıkları güçlükler. *Elementary Education Online*, 15(2) 378-390. <http://ilkogretim-online.org.tr/index.php/io/article/view/1190> sayfasından erişilmiştir.
- Pajares, F. (1996). Self -Efficacy Beliefs in Academic Settings. *Review of Educational Research* Winter 1996, Vol. 66, No. 4, pp. 543-578. doi:10.3102/00346543066004543
- Pekel-Uludagli, N., & Uçanok, Z. (2005). Akran Zorbalığı Gruplarında Yalnızlık ve Akademik Başarı ile Sosyometrik Statüye Göre Zorba/Kurban Davranış Türleri. *Türk Psikoloji Dergisi*, 20(56), 77. <https://search.proquest.com/openview/6d7d07e44c51f5190e2442abd6380d0e/1?pq-origsite=gscholar&cbl=28562> sayfasından erişilmiştir.

- Pinger, P., Rakoczy, K., Besser, M., & Klieme, E. (2018). Interplay of formative assessment and instructional quality—interactive effects on students' mathematics achievement. *Learning Environ Res* (2018) 21:61–79. <https://link.springer.com/article/10.1007/s10984-017-9240-2> sayfasından erişilmiştir.
- Plucker, J. A. (2010). The Relationship Between School Climate Conditions and Student Aspirations, *The Journal of Educational Research*, 91:4, 240-246, DOI:10.1080/00220679809597549
- Provost, F., & Fawcett, T. (2001). Robust classification for imprecise environments. *Machine learning*, 42(3), 203-231. <https://link.springer.com/article/10.1023/A:1007601015854> sayfasından erişilmiştir.
- Pujari, A. K. (2001). *Data mining techniques*. Universities press.
- Rivers, J. C., & Sanders, W. L. (2002). Teacher quality and equity in educational opportunity: Findings and policy implications. *Teacher quality*, 13-23. https://www.hoover.org/sites/default/files/uploads/documents/0817929320_13.pdf f sayfasından erişilmiştir.
- Romero, C., & Ventura, S. (2007). Educational data mining: A survey from 1995 to 2005. *Expert systems with applications*, 33(1), 135-146. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2006.04.005>
- Roorda, D. L., Koomen, H. M., Spilt, J. L., & Oort, F. J. (2011). The influence of affective teacher–student relationships on students' school engagement and achievement: A meta-analytic approach. *Review of educational research*, 81(4), 493-529. <https://doi.org/10.3102/0034654311421793>
- Salford System, (2018). Salford predictive modeller: introducing MARS, USA. http://media.salford-systems.com/pdf/spm8/IntroMARS_v_8_2.pdf Erişim Tarihi: 15.10.2018 tarihinde Salford System sayfasından erişilmiştir.

- Sarı, M. H., Arıkan, S., & Yıldızlı, H. (2017). 8. Sınıf Matematik Akademik Başarısını Yordayan Faktörler-TIMSS 2015 Factors Predicting Mathematics Achievement of 8th Graders in TIMSS 2015. *Journal of Measurement and Evaluation in Education and Psychology*, 8(3), 246-265. DOI: 10.21031/epod.303689
- Sevimli, Y. (2009). *Çok değişkenli uyarlamalı regresyon uzanımlarının bir splith-mounth çalışmasında uygulanması*. (Yüksek Lisans Tezi). <https://tez.yok.gov.tr> adresinden erişilmiştir.
- Sevimli-Saitoğlu, Y. (2015). *Sınıflama ve regresyon ağaçları*. (Doktora Tezi). <https://tez.yok.gov.tr> adresinden erişilmiştir.
- Schapire, R. E. (1990). The strength of weak learnability. *Machine learning*, 5(2), 197-227. <https://link.springer.com/article/10.1007/BF00116037> sayfasından erişilmiştir.
- Schneider, B., & Lee, Y. (1990). A model for academic success: The school and home environment of East Asian students. *Anthropology & Education Quarterly*, 21(4), 358-377. <https://doi.org/10.1525/aeq.1990.21.4.04x0596x>
- Shavelson, R. J. (2016). *Sosyal Bilimler İçin İstatistik 3. Baskı*. Çev. Edt. Güler N., Pegem Akademi Yayınları.
- Siegel, S. (1957). Nonparametric statistics. *The American Statistician*, 11(3), 13-19. <https://amstat.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/00031305.1957.10501091?journalCode=utas20#.XmdYTKgzbiU> sayfasından erişilmiştir.
- Singh, K., Granville, M., & Dika, S. (2002). Mathematics and science achievement: Effects of motivation, interest, and academic engagement. *The journal of educational research*, 95(6), 323-332. <https://doi.org/10.1080/00220670209596607>
- Sinharay, S. (2016). An NCME instructional module on data mining methods for classification and regression. *Educational Measurement: Issues and Practice*, 35(3), 38-54. <https://doi.org/10.1111/emip.12115>

- Sointu, E. T., Savolainen, H., Lappalainen, K., & Lambert, M. C. (2017). Longitudinal associations of student–teacher relationships and behavioural and emotional strengths on academic achievement. *Educational Psychology*, 37(4), 457-467. <https://doi.org/10.1080/01443410.2016.1165796>
- StatSoft, (2018). Multivariate adaptive regression splines (MARSplines) <http://www.statsoft.com/textbook/multivariate-adaptive-regression-splines> sayfasından erişilmiştir.
- StatSoft, (2019). Introduction to boosting trees for regression and classification, copyright © 2019 TIBCO Software Inc All Rights Reserved, Privacy Policy <http://www.statsoft.com/Textbook/Boosting-Trees-Regression-Classification>. Sayfasından erişilmiştir.
- Stefanou, C. R., Perencevich, K. C., DiCintio, M., & Turner, J. C. (2004). Supporting autonomy in the classroom: Ways teachers encourage student decision making and ownership. *Educational psychologist*, 39(2), 97-110. https://doi.org/10.1207/s15326985ep3902_2
- Süt, N., & Şimşek, O. (2011). Comparison of regression tree data mining methods for prediction of mortality in head injury. *Expert systems with applications*, 38(12), 15534-15539. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.06.006>
- Sümbüloğlu, K., & Akdağ, B. (2007). *Regresyon Yöntemleri ve Korelasyon Analizi*, Hatiboğlu Yayınevi, 1. Baskı, Ankara.
- Tabachnick, B. G., & Fidell, L. S. (2015). *Using Multivariate Statistics*, 6. Edition, Çev. Edt. Baloğlu M., Nobel Yayınları.
- Tatlıdil, H., & Demirağ, İ. (2014). Türkiye'de Yoksulluğun Sosyo-Ekonomik ve Demografik Değişkenlerle İlişkilerinin Lojistik Regresyon ve MARS Yöntemleri Kullanılarak İncelenmesi. *TISK Academy/TISK Akademi*, 9(17). <http://eds.b.ebscohost.com/eds/pdfviewer/pdfviewer?vid=0&sid=1a9515e1-a020-4681-93ec-ee56e575818c%40pdc-v-sessmgr05> sayfasından erişilmiştir.

- Tepahan, T. (2011). *Türk Öğrencilerinin PISA Başarılarının Yordanmasında Yapay Sinir Ağı ve Lojistik Regresyon Modeli Performanslarının Karşılaştırılması*. (Doktora Tezi). <https://tez.yok.gov.tr> adresinden erişilmiştir.
- Torney-Purta, J., & Amadeo, J. A. (2013). International large-scale assessments: Challenges in reporting and potentials for secondary analysis. *Research in Comparative and International Education*, 8(3), 248-258. <http://dx.doi.org/10.2304/rcie.2013.8.3.248>
- Usta, G. (2014). *PISA 2003 ve PISA 2012 Matematik Okuryazarlığı Üzerine Uluslararası Bir Karşılaştırma: Türkiye ve Finlandiya*. (Doktora Tezi). <https://tez.yok.gov.tr> adresinden erişilmiştir.
- Vandenbroucke, L., Verschueren, K., Desoete, A., Aunio, P., Ghesquière, P., & Baeyens, D. (2018). Crossing the bridge to elementary school: The development of children's working memory components in relation to teacher-student relationships and academic achievement. *Early Childhood Research Quarterly*, 42, 1-10. <https://doi.org/10.1016/j.ecresq.2017.08.004>
- Ward, G. (2007). *Statistics in ecological modeling; presence-only data and boosted mars* (Doctoral dissertation) University of Stanford. <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.126.5750&rep=rep1&type=pdf> sayfasından erişilmiştir.
- Winnaar, L., Arends, F., & Beku, U. (2018). Reducing bullying in schools by focusing on school climate and school socio-economic status. *South African Journal of Education*, 38(1). DOI: 10.15700/saje.v38ns1a1596
- Witten, I. H., & Frank, E. (2002). Data mining: practical machine learning tools and techniques with Java implementations. *Acm Sigmod Record*, 31(1), 76-77. <https://dl.acm.org/doi/pdf/10.1145/507338.507355> sayfasından erişilmiştir.
- Wood, R., & Bandura, A. (1989). Social cognitive theory of organizational management. *Academy of management Review*, 14(3), 361-384. <https://doi.org/10.5465/amr.1989.4279067>

- Yazıcı, H., Seyis, S., & Altun, F. (2011). Emotional intelligence and self-efficacy beliefs as predictors of academic achievement among high school students. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 15, 2319-2323. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2011.04.100>
- Yi, H. S., & Lee, Y. (2017). A latent profile analysis and structural equation modeling of the instructional quality of mathematics classrooms based on the PISA 2012 results of Korea and Singapore. *Asia Pacific Education Review*, 18(1), 23-39. <https://link.springer.com/article/10.1007/s12564-016-9455-4> sayfasından erişilmiştir.
- Yolagiden, C., & Bektaş, O. (2018). Sekizinci Sınıf Öğrencilerinin Fen Bilimleri Öğrenme Kaygıları İle Fen Bilimleri Öğrenme Yönelimleri Arasındaki İlişkinin İncelenmesi. *Maarif Mektepleri Uluslararası Eğitim Bilimleri Dergisi*, 2(2), 18-41. <https://dergipark.org.tr/en/pub/mamulebd/issue/41955/496279> sayfasından erişilmiştir.
- Yolsal, H. (2017). *Parametrik Olmayan Yoğunluk Tahmincileri ve Regresyon Analizi*. Detay Yayınları.
- Young, D. J. (1998). Ambition, self-concept, and achievement: A structural equation model for comparing rural and urban students. *Journal of Research in Rural Education*, 14, 34-44. http://jrre.vnmhost.psu.edu/wp-content/uploads/2014/02/14-1_4.pdf sayfasından erişilmiştir.
- Yu, C. H., Digangi, S., Jannasch-Pennell, A. K., & Kaprolet, C. (2008). Profiling students who take online courses using data mining methods. *Online Journal of Distance Learning Administration*, 11(2), 1-14. https://www.researchgate.net/profile/Chong_Ho_Yu/publication/277051374_Profiling_Students_Who_Take_Online_Courses_Using_Data_Mining_Methods/links/569440a008ae425c68963a31.pdf sayfasından erişilmiştir.

- Yu, Q., Scribner, R. A., Leonardi, C., Zhang, L., Park, C., Chen, L., & Simonsen, N. R. (2017). Exploring racial disparity in obesity: a mediation analysis considering geo-coded environmental factors. *Spatial and spatio-temporal epidemiology*, 21, 13-23. <https://doi.org/10.1016/j.sste.2017.02.001>
- Yurdugöl, H. (2006). The comparison of reliability coefficients in parallel, tau-equivalent, and congeneric measurements. *Ankara University, Journal of Faculty of Educational Sciences*, 39(1), 15-37. https://www.researchgate.net/publication/237341588_The_Comparison_of_Reliability_Coefficients_in_Parallel_Tau-Equivalent_and_Congeneric_Measurements sayfasından erişilmiştir.
- Yurttaş-Kumlu, G. D. (2018). *Türkiye’de PISA uygulamasına katılan öğrencilerin bilgi ve iletişim teknolojilerine erişimlerinin pisa sonuçlarını yordama düzeyleri*. (Yüksek Lisans Tezi). <https://tez.yok.gov.tr> adresinden erişilmiştir.
- Ziya, E. (2008). *Uluslararası öğrenci başarı değerlendirme programına (PISA 2006) Türkiye’deki öğrencilerin matematik başarılarını etkileyen bazı faktörler*. (Yüksek Lisans Tezi). <https://tez.yok.gov.tr> adresinden erişilmiştir.

EKLER

EK 1. Sürekli değişkenlere ilişkin Z puan değerleri

ABİDE Verileri					
Değişkenler	Niteliği	Min.	Max.	Z - Puanı	
Öğretmenin Meslekteki Yılı	Sürekli	1	40	-	-
Okula Aitlik	Sürekli	8	40	-4,09868	0,99206
Zorbalık	Sürekli	7	28	-0,73966	3,08297
Ebeveyn Yaklaşımı	Sürekli	8	32	-1,62951	3,19598
Hoşlanma	Sürekli	7	35	-2,72006	1,10363
Öz yeterlik Algısı	Sürekli	8	40	-3,00554	1,39948
Derse Verilen Değer	Sürekli	5	25	-3,05909	0,87903
Öğretmenin Öğretimsel Etkinlikleri	Sürekli	20	80	-4,46701	0,89710
Yöneticilerin Öğrenci Odaklı Okul İklim Algısı	Sürekli	8	30	-3,90516	1,21991
Yöneticilerin Öğretmen Odaklı Okul İklim Algısı	Sürekli	15	70	-5,19310	1,15913
Mesleki Gelişim	Sürekli	8	32	-0,91610	4,63808
Mesleki Doyum	Sürekli	7	35	-6,35984	0,63929
Öğretmenin Derse Hazırlığı	Sürekli	4	20	-5,35047	1,09487
Öz Yeterlik	Sürekli	21	35	-3,22414	1,06640
Genel Öğretimsel Etkinlikler	Sürekli	32	64	-5,08609	1,02322
Kapsamlı Öğretimsel Etkinlikler	Sürekli	14	28	-3,25391	0,91109

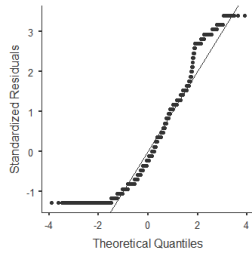
EK 2. Kategorik Değişkenlere İlişkin Alt Kategorilerde Yer Alan Bilgiler

ABİDE Verileri		
Değişkenler	Niteliği	Alt Kategoriler
Fen Başarısı	Kategorik	1: Başarısız 2: Başarılı
Baba Mesleği	Kategorik	1: Hayatta Değil 2: Kamu Personeli 3: Özel Sektör Çalışanı 4: Serbest Meslek-Esnaf-İşletme Sahibi 5: Emekli Çalışıyor 6: Emekli Çalışmıyor 7: Çalışmıyor-İşsiz
Anne Mesleği	Kategorik	1: Hayatta Değil 2: Kamu Personeli 3: Özel Sektör Çalışanı 4: Serbest Meslek-Esnaf-İşletme Sahibi 5: Emekli Çalışıyor 6: Emekli Çalışmıyor 7: Ev Hanımı 8: Çalışmıyor-İşsiz
Aylık Gelir	Kategorik	1: 0-1500 TL Arası 2: 1501-2500 TL Arası 3: 2501-4000 TL Arası 4: 4001-6000 TL Arası 5: 6001 TL ve Üzeri 6: Bilmiyor
Oturulan Ev	Kategorik	1: Kira 2: Kendimize Ait 3: Bir Yakınımıza Ait 4: Lojman
Öğretmenin Cinsiyeti	Kategorik	1: Kadın 2: Erkek
Öğretmenin Eğitim Düzeyi	Kategorik	1: Ön lisans 2: Lisans 3: Yüksek Lisans 4: Doktora
Öğretmenin Mezun Olduğu Okul Türü	Kategorik	1:EğitimEnstitüsü/YüksekÖğretmen Okulu 2:Eğitimbilimleri fakültesi 3: Fen edebiyat fakültesi/DTCF 4: AÖF/lisans tamamlama 5:Diğer

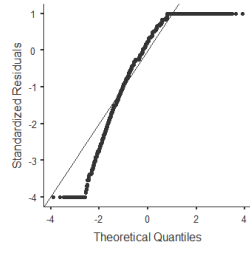
Ek 3. Varyansların Homojenliği (Test of Homogeneity of Variance)

		Levene Statistic	df1	df2	Sig.
OKULAAİTLİK	Based on Mean	9,794	1	10405	,002
	Based on Median	7,295	1	10405	,007
	Based on Median and with adjusted df	7,295	1	10337,086	,007
	Based on trimmed mean	8,058	1	10405	,005
ZORBALIK	Based on Mean	434,884	1	10405	,000
	Based on Median	215,374	1	10405	,000
	Based on Median and with adjusted df	215,374	1	10011,853	,000
	Based on trimmed mean	397,258	1	10405	,000
EBEVEYNYAKLAŞIMI	Based on Mean	255,173	1	10405	,000
	Based on Median	243,147	1	10405	,000
	Based on Median and with adjusted df	243,147	1	9906,382	,000
	Based on trimmed mean	246,943	1	10405	,000
HOŞLANMA	Based on Mean	74,663	1	10405	,000
	Based on Median	52,399	1	10405	,000
	Based on Median and with adjusted df	52,399	1	10219,467	,000
	Based on trimmed mean	70,458	1	10405	,000
ÖZYETERLİKALGISI	Based on Mean	338,009	1	10405	,000
	Based on Median	314,765	1	10405	,000
	Based on Median and with adjusted df	314,765	1	10154,184	,000
	Based on trimmed mean	332,376	1	10405	,000
DERSEVERİLENDİĞİ	Based on Mean	29,584	1	10405	,000
	Based on Median	37,830	1	10405	,000
	Based on Median and with adjusted df	37,830	1	10404,785	,000
	Based on trimmed mean	35,489	1	10405	,000
ÖĞRETMENİNÖĞRETİMSELETKİNLİKLERİ	Based on Mean	125,261	1	10405	,000
	Based on Median	110,296	1	10405	,000
	Based on Median and with adjusted df	110,296	1	10404,053	,000
	Based on trimmed mean	130,294	1	10405	,000
YÖNETİCİLERİNÖĞRENCİODAKLIOKULİKLİMALGISI	Based on Mean	99,435	1	10405	,000
	Based on Median	96,941	1	10405	,000
	Based on Median and with adjusted df	96,941	1	10299,095	,000
	Based on trimmed mean	102,639	1	10405	,000
YÖNETİCİLERİNÖĞRETMENODAKLIOKULİKLİMALGISI	Based on Mean	21,465	1	10405	,000
	Based on Median	19,872	1	10405	,000
	Based on Median and with adjusted df	19,872	1	10184,404	,000
	Based on trimmed mean	20,467	1	10405	,000
MESLEKİGELİŞİM	Based on Mean	3,229	1	10405	,072
	Based on Median	3,526	1	10405	,060
	Based on Median and with adjusted df	3,526	1	10396,051	,060
	Based on trimmed mean	4,238	1	10405	,040
MESLEKİDOYUM	Based on Mean	3,365	1	10405	,067
	Based on Median	2,105	1	10405	,147
	Based on Median and with adjusted df	2,105	1	10369,779	,147
	Based on trimmed mean	2,026	1	10405	,155
ÖĞRETMENİNDERSEHAZIRLIĞI	Based on Mean	,629	1	10405	,428
	Based on Median	,523	1	10405	,470
	Based on Median and with adjusted df	,523	1	10404,847	,470
	Based on trimmed mean	,551	1	10405	,458
ÖZYETERLİK	Based on Mean	7,518	1	10405	,006
	Based on Median	5,060	1	10405	,024
	Based on Median and with adjusted df	5,060	1	10372,396	,024
	Based on trimmed mean	8,361	1	10405	,004
GENELÖĞRETİMSELETKİNLİKLER	Based on Mean	12,848	1	10405	,000
	Based on Median	17,174	1	10405	,000
	Based on Median and with adjusted df	17,174	1	10389,689	,000
	Based on trimmed mean	14,927	1	10405	,000
KAPSAMLIÖĞRETİMSELETKİNLİKLER	Based on Mean	9,791	1	10405	,002
	Based on Median	12,787	1	10405	,000
	Based on Median and with adjusted df	12,787	1	10368,935	,000
	Based on trimmed mean	11,440	1	10405	,001
ÖĞRETMENİNMESLEKTEKİYILI	Based on Mean	69,646	1	10405	,000
	Based on Median	75,232	1	10405	,000
	Based on Median and with adjusted df	75,232	1	10404,138	,000
	Based on trimmed mean	74,205	1	10405	,000

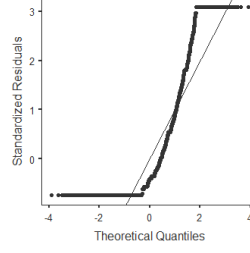
Ek 4. Standardize Edilmiş Artık Değerler



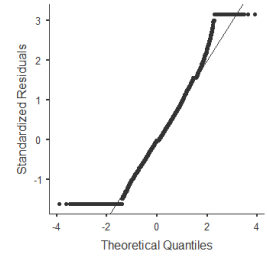
ÖĞRETMENİN MESLEKTEKİ YILI



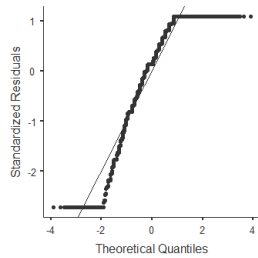
OKULA AİTLİK



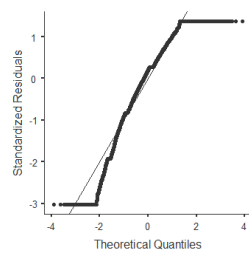
ZORBALIK



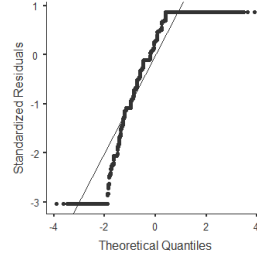
EBEVEYN YAKLAŞIMI



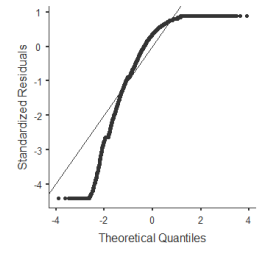
HOŞLANMA



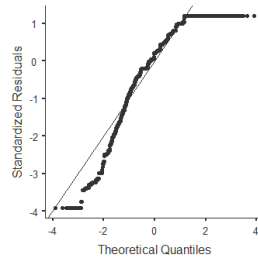
ÖZ VETERLİK ALGISI



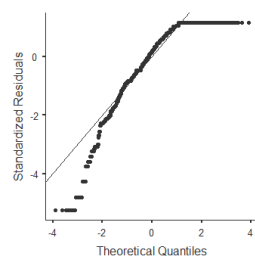
DERSE VERİLEN DEĞER



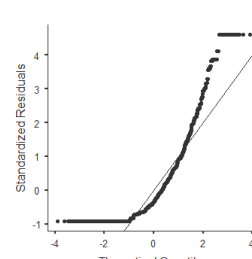
ÖĞRETMENİN ÖĞRETİMSSEL ETKİNLİKLERİ



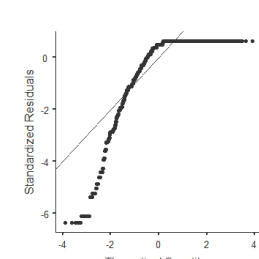
YÖNETİCİLERİN ÖĞRENCİ ODAKLI
OKUL İKLİM ALGISI



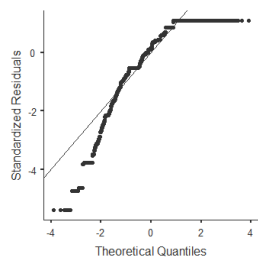
YÖNETİCİLERİN ÖĞRETMEN ODAKLI
OKUL İKLİM ALGISI



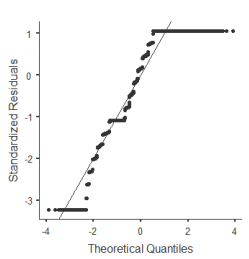
MESLEKİ GELİŞİM



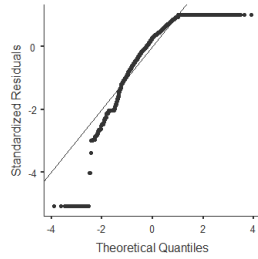
MESLEKİ DOYUM



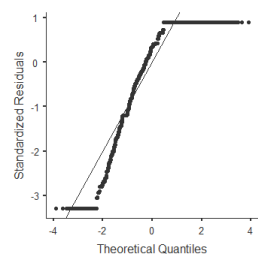
ÖĞRETMENİN DERSE HAZIRLIĞI



ÖZVETERLİK

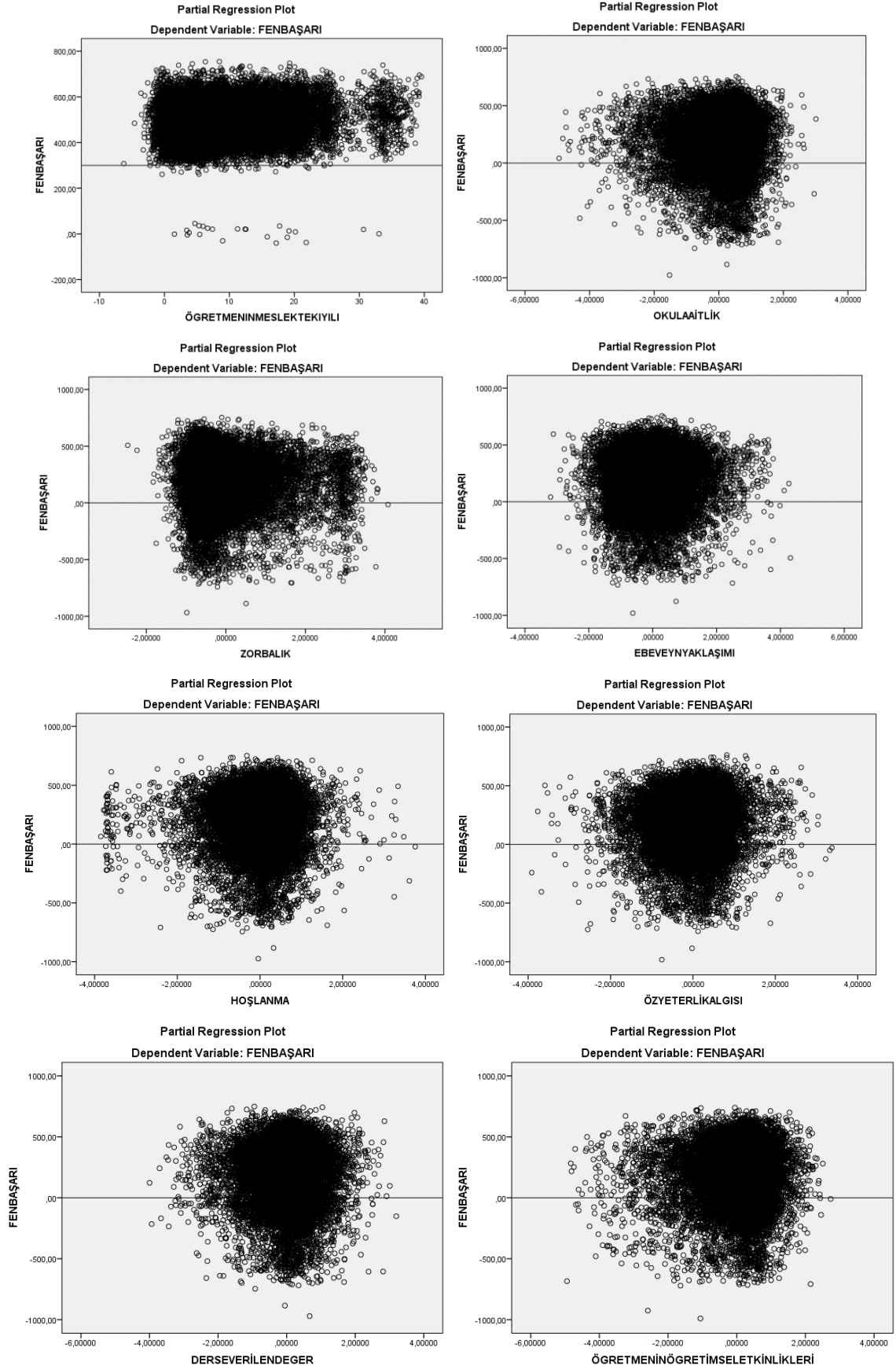


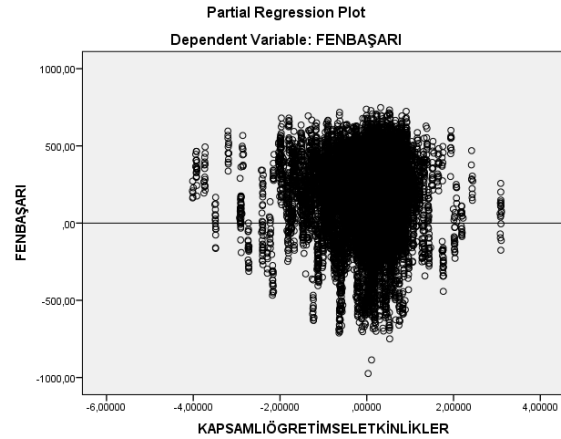
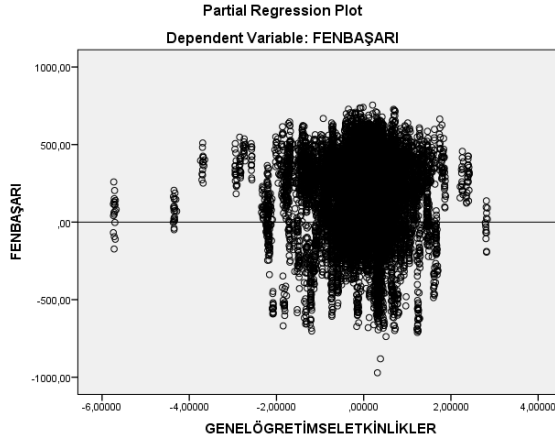
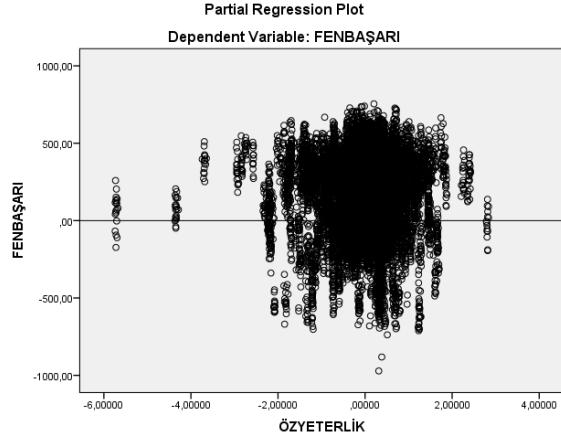
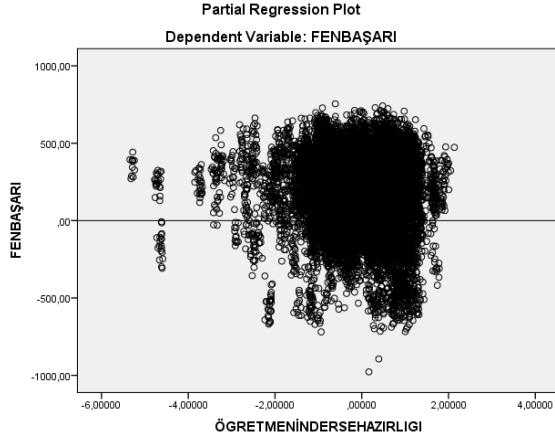
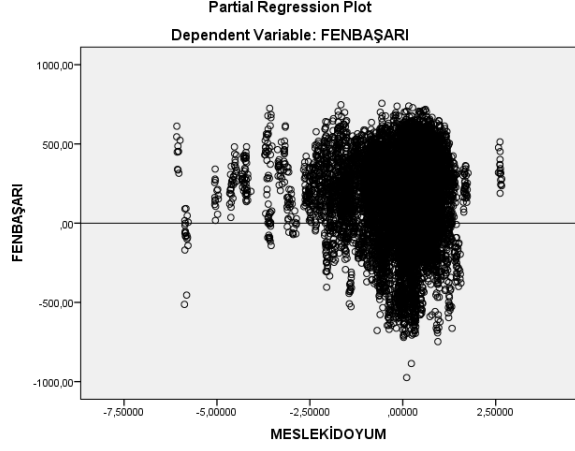
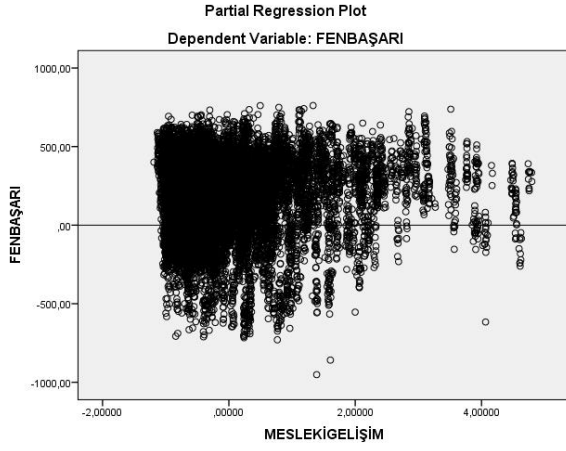
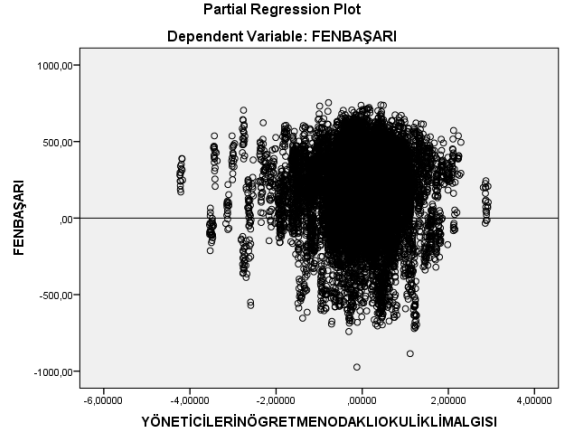
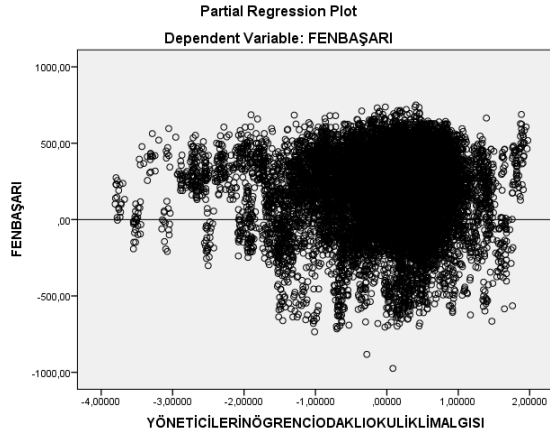
GELENEKSEL ÖĞRETİMSSEL ETKİNLİKLER



KAPSAMLI ÖĞRETİMSSEL ETKİNLİKLER

Ek 5. Bağımlı değişken ile bağımsız değişkenlerin Saçılım Grafikleri





Ek 6. Değişkenlere Ait VIF ve Tolerance Değerleri

Model	Collinearity Statistics	
	Tolerance	VIF
BABAMESLEGİ1	,963	1,039
BABAMESLEGİ2	,679	1,472
BABAMESLEGİ3	,817	1,223
BABAMESLEGİ5	,930	1,075
BABAMESLEGİ6	,947	1,056
BABAMESLEGİ7	,902	1,108
ANNEMESLEGİ1	,991	1,009
ANNEMESLEGİ2	,781	1,281
ANNEMESLEGİ3	,918	1,089
ANNEMESLEGİ4	,962	1,039
ANNEMESLEGİ5	,980	1,020
ANNEMESLEGİ6	,987	1,014
ANNEMESLEGİ8	,970	1,031
AYLIKGELİR2	,706	1,416
AYLIKGELİR3	,662	1,510
AYLIKGELİR4	,731	1,369
AYLIKGELİR5	,849	1,178
AYLIKGELİR6	,749	1,335
OTURULANEV1	,961	1,041
OTURULANEV3	,976	1,025
OTURULANEV4	,949	1,054
ÖĞRETMENİN MESLEKTEKİ YILI	,916	1,092
CİNSİYET2	,977	1,024
EGİTİM DÜZEYİ2	,509	1,965
EGİTİM DÜZEYİ3	,514	1,947
MEZUN OLDUĞU OKUL TÜRÜ1	,988	1,012
MEZUN OLDUĞU OKUL TÜRÜ3	,989	1,011
OKULAAİTLİK	,793	1,261
ZORBALIK	,923	1,083
EBEVEYNYAKLAŞIMI	,834	1,199
HOŞLANMA	,494	2,024
ÖZYETERLİ KALGISI	,508	1,969
DERSEVERİLENDİĞİ	,548	1,825
ÖĞRETMENİN ÖĞRETİM SELETKİNLİKLERİ	,780	1,282
YÖNETİCİLERİN ÖĞRENCİ ODAKLI OKUL İKLİM ALGISI	,627	1,595
YÖNETİCİLERİN ÖĞRETMEN ODAKLI OKUL İKLİM ALGISI	,658	1,520
MESLEKİ GELİŞİM	,968	1,033
MESLEKİ DOYUM	,807	1,240
ÖĞRETMENİN DERSEHAZIRLIĞI	,840	1,190
ÖZYETERLİLİK	,680	1,470
GENEL ÖĞRETİM SELETKİNLİKLER	,595	1,680
KAPSAMLI ÖĞRETİM SELETKİNLİKLER	,587	1,704

a. Dependent Variable: FENBAŞARISI

EK 7. Temel Fonksiyonlara ait F-İstatistiği ve p Değerleri

MARS Regression: Training Data				
W: 8303.00		R-SQUARED: 0.22076		
MEAN DEP VAR: 0.62303		ADJ R-SQUARED: 0.21708		
UNCENTERED R-SQUARED = R-0 SQUARED: 0.70625				
Parameter	Estimate	S.E.	T-Value	P-Value
Constant	0.70672	0.02605	27.13419	0.00000
Basis Function 1	-0.28298	0.04469	-6.33154	0.00000
Basis Function 3	-2.30291	0.27049	-8.51394	0.00000
Basis Function 4	-0.12088	0.01687	-7.16333	0.00000
Basis Function 5	0.01374	0.00701	1.96123	0.04989
Basis Function 6	0.54764	0.21480	2.54956	0.01080
Basis Function 7	0.18796	0.02324	8.08631	0.00000
Basis Function 9	-0.14484	0.02277	-6.36068	0.00000
Basis Function 10	-0.43740	0.09571	-4.57007	0.00000
Basis Function 11	0.00354	0.00069	5.12576	0.00000
Basis Function 12	0.12483	0.02101	5.94182	0.00000
Basis Function 13	-0.05262	0.01063	-4.95058	0.00000
Basis Function 14	-0.19675	0.02347	-8.38325	0.00000
Basis Function 15	0.05275	0.00579	9.10712	0.00000
Basis Function 17	0.01823	0.00690	2.64239	0.00825
Basis Function 18	0.31228	0.06937	4.50132	0.00001
Basis Function 19	0.05192	0.01177	4.40970	0.00001
Basis Function 22	-0.00718	0.00144	-4.99489	0.00000
Basis Function 23	-9.30738	3.24456	-2.86861	0.00413
Basis Function 24	0.03540	0.01750	2.02272	0.04313
Basis Function 25	0.00338	0.00615	0.54905	0.58298
Basis Function 26	0.00840	0.00199	4.22949	0.00002
Basis Function 27	-0.01645	0.00342	-4.81240	0.00000
Basis Function 29	0.08214	0.01327	6.19176	0.00000
Basis Function 31	-0.43822	0.07125	-6.15025	0.00000
Basis Function 32	-0.00454	0.00480	-0.94582	0.04427
Basis Function 33	0.01901	0.00369	5.15381	0.00000
Basis Function 35	-0.16917	0.05554	-3.04606	0.00233
Basis Function 36	0.00907	0.00341	2.66442	0.00773
Basis Function 37	0.09854	0.02562	3.84662	0.00012
Basis Function 39	-0.06281	0.01264	-4.96973	0.00000
Basis Function 40	-0.04418	0.02826	-1.56309	0.01807
Basis Function 42	0.12855	0.02691	4.77677	0.00000
Basis Function 43	-0.04973	0.01090	-4.56446	0.00001
Basis Function 44	-0.01827	0.01110	-1.64600	0.09980
Basis Function 45	0.03599	0.00828	4.34723	0.00001
Basis Function 46	0.06656	0.01858	3.58333	0.00034
Basis Function 47	0.07063	0.01598	4.42132	0.00001
Basis Function 48	0.00408	0.00668	0.61113	0.04113
Basis Function 49	0.02334	0.00634	3.68031	0.00023
F-STATISTIC = 60.02392		S.E. OF REGRESSION = 0.42884		
P-VALUE = 0.00000		RESIDUAL SUM OF SQUARES = 1519.57646		
[MDF,NDF] = [39, 8263]		REGRESSION SUM OF SQUARES = 430.50062		

EK 8. Öğrenci Anketi

Öğrenci Anketi	
Okula Aitlik	Okul arkadaşlarım beni sever Okulda olmayı severim Okulda kendimi güvende hissedirim Bu okula ait olduğumu hissediyorum Okulda sınıf arkadaşlarımı görmekten hoşlanırım Okulda öğretmenlerim bana adil davranır Bu okula gitmekten gurur duyuyorum Bu okulda kendimi mutlu hissediyorum
Zorbalık	Benimle alay edildi veya bana lakap takıldı Diğer öğrenciler beni oyun ve etkinliklerin dışında tuttu Hakkımda yalan söylendi Eşyam çalındı Şiddete - zorbalığa maruz kaldım (ör. itmek, vurmak, tekmelemek) Benimle ilgili yüz kızartıcı şeyler söylendi Tehdit edildim
Ebeveyn Yaklaşımı	Ailem ders çalışmama yardımcı oluyor Ailem başarılı olmam için bana baskı yapıyor Ailem okuluma gelip okuldaki durumumu yakından takip eder Ailem Okulda yapılan etkinliklere katılır Ailem düşük not aldığımda bana kızar Ailem destek eğitimi (kurs, özel ders) almamı sağlar Ailem ders malzemelerimi (kitap, defter, kalem, çanta vb) itinalı kullanmam konusunda beni uyarır Ailem kılık kıyafetimin temiz ve düzgün olması konusunda hassas davranır
Hoşlanma	Fen ve Teknoloji önemli bir derstir Fen ve Teknoloji benim en sevdiğim derstir Fen ve Teknoloji dersinde tahtaya kalkmayı severim Fen ve Teknoloji kullanmamı gerektiren bir işte çalışmak isterim Fen ve Teknoloji ile ilgili kitap, dergi, makale vb. okumayı severim Fen ve Teknoloji gerektiren bilmece, bulmaca vb. oyunları severim Fen ve Teknoloji içerikli belgesel vb. film izlemeyi severim
Öz Yeterlik Algısı	Fen ve Teknoloji dersini kolay öğreniyorum Fen ve Teknoloji ilgili zor soruları çözebilirim Fen ve Teknoloji sınavına çalışmak çok zamanımı alır Fen ve Teknoloji dersinde sınıf arkadaşlarıma göre daha iyiyim Fen ve Teknoloji benim için diğer derslerden farklı değil Öğretmenim Fen ve Teknolojide iyi olduğumu söyler Fen ve Teknoloji dersinde anlamadığım yerleri öğretmenime sorarım Fen ve Teknoloji sınavlarında başarısız olacağım diye endişelenmem
Derse Verilen Değer	Fen ve Teknoloji öğrenmenin bana günlük yaşamda yardımcı olacağını düşünürüm Diğer dersleri öğrenmek için Fen ve Teknolojiye ihtiyacım var Hayatta başarılı olmak için Fen ve Teknolojiyi öğrenmek önemlidir İyi bir işe sahip olmak için Fen ve Teknolojide iyi olmam gerekir Daha iyi bir lisede/üniversitede okumak için Fen ve Teknolojide iyi olmam gerekir
Öğretmenin Öğretimsel Etkinliği	Fen ve teknoloji öğretmenimiz dersini iyi anlatır Fen ve teknoloji öğretmenimiz her öğrencinin dersi öğrenmesine özen gösterir Fen ve teknoloji öğretmenimiz öğrencilere öğrenmeleri konusunda yardımcı olur Fen ve teknoloji öğretmenimiz dersimizde ne öğreneceğimizi açıklar Fen ve teknoloji öğretmenimiz yanlış yaptığımızda bizi düzeltir Fen ve teknoloji öğretmenimiz öğrenciler anlayıncaya dek anlatmaya devam eder Fen ve teknoloji öğretmenimiz öğrencilere düşüncelerini ifade etme imkânı verir Fen ve teknoloji öğretmenimiz dersinde teknolojiyi kullanır Fen ve teknoloji öğretmenimiz ne öğrenmemizi beklediğini açıklar Fen ve teknoloji öğretmenimiz ders içeriğini anladığımızdan emin olmak için sorular sorar Fen ve teknoloji öğretmenimiz öğrenmemize yardımcı olmak için farklı şeyler yapar Fen ve teknoloji öğretmenimiz dersin başında yeni konuların daha önceki konularla olan

ilişkisini açıklar

Fen ve teknoloji öğretmenimiz sınavlarda hangi konulardan sorular çıkacağını bize söyler

Fen ve teknoloji öğretmenimiz dersin sonunda öğrenmiş olduğumuz konuları özetler

Fen ve teknoloji öğretmenimiz derslerimizde çok ayrıntılı düşünmemizi gerektiren ödevler verir

Fen ve teknoloji öğretmenimiz neyi anlayıp anlamadığımı sorar

Fen ve teknoloji öğretmenimiz yeni konu hakkında ne bildiğimizi sorar

Fen ve teknoloji öğretmenimiz sorularımıza cevap verir

Fen ve teknoloji öğretmenimiz sınav kâğıtlarımızı zamanında değerlendirir

Fen ve teknoloji öğretmenimiz sınav kâğıtlarımızı bize gösterir, yanlışlarımızı açıklar

EK 9. Öğretmen Anketi

<i>Öğretmen Anketi</i>	
Mesleki Gelişim	Alanımla ilgili konular Eğitim/öğretimle ilgili genel konular Bilişim teknolojilerinin derslerde kullanılması Öğrencilerin eleştirel düşünme ve problem çözme becerilerinin geliştirilmesi Ölçme ve değerlendirme ile ilgili konular Öğrencilerin bireysel ihtiyaçlarının belirlenmesi İdarecilik/yöneticilikle ilgili konular Kişisel gelişimle ilgili konular
Mesleki Doyum	Bu mesleği seçtiğim için çok memnunum Bu okulda öğretmen olmaktan mutluyum Mesleğim beni heyecanlandırır Mesleğim bana ilham verir Yaptığım işten gurur duyarım Mesleğime ileriki yıllarda da devam etmeyi düşünüyorum Öğretmenlik mesleğinin kutsallığına inanırım
Öğretmenin Derse Hazırlığı	Ders öncesi hazırlık yaparım Derse hazırlanmak için yeterli zamanım var Öğrencilerle birebir ilgilenmek için yeterli zamanım var Ders programındaki değişikliklere ayak uydurabiliyorum
Öz Yeterlik	Öğrencilerle etkili iletişim kurabilme Öğrencilerin derse ilgisini çekme Alanımla ilgili kendimi yeterli bulma Eğitim öğretim araçlarını etkili kullanabilme Öğretim zamanını etkili kullanma Dersi öğrenci seviyesine göre anlatma Konunun özelliğine göre uygun yöntem ve teknikleri kullanabilme
Genel Öğretimsel Etkinlikler	Teknolojik araçları etkili biçimde kullanırım Öğrencilerimin sınıf içi tartışmaların katılmalarını teşvik ederim Öğrencilerimin konuyu anlayıp anlamadığını öğrenmek için onlara soru sorarım Öğrencilerimi sınıfta düşüncelerini açıklamaya teşvik ederim Öğrencilerimin dersi kolayca anlamaları için güncel hayatla ilişkilendirilmiş örnekler kullanırım Öğrencilerimin dersi kolayca anlamaları için grup çalışması yapmalarını sağlarım Öğrencilerimin anlamadığı konularda soru sormasına izin veririm Öğrenme güçlüğü çeken öğrencilere anlamalarını sağlamak için farklı yöntemler kullanırım Yeni içeriği öğrencilerin önceki bilgileriyle ilişkilendiririm Derse başlamadan evvel önceki dersin kısa bir tekrarını yaparım Ders kitabı dışında diğer eğitim kaynaklarından ve araçlarından etkili biçimde yararlanırım Öğrencilerimin dersime hazırlıklı biçimde gelmesini isterim, onları bu konuda ders öncesi kontrol ederim Ders süresini etkili biçimde kullanırım Öğrencilerimin dersi daha iyi anlayabilmeleri için sınıf dışı ortamlarda da (laboratuvar, vb.) ders işlenmesini sağlarım Dersin işlenmesini olumsuz biçimde etkileyen öğrencileri uyarırım Derse aktif katılımda bulunmayan öğrencileri uyarırım
Kapsamlı Öğretimsel Etkinlikler	Kazanılan becerilerin bağımsız bir şekilde uygulanması için tüm öğrencilere fırsatlar sağlarım Üst düzey düşünme becerilerini teşvik eden etkili sorgulama tekniklerini kullanırım Yeni kavramlar ve becerilerin kazanılmasında öğrencilere gerekli rehberliği yaparım Uygun bir öğrenme çevresi oluşturarak risk alır, sorgulama ve deneysel çalışmayı desteklerim Yaşam boyu öğrenme için öğrencilerin istekli olmasını sağlayarak, onların yaşama hazırlanmasında yardımcı olurum Öğrencilerin öğrendiklerini yaşamları ile ilişkilendirecek fırsatlar yaratırım Öğrenci başarısını artırmaya yönelik olarak eğitim ortamlarının sağlıklı ve güvenli olması için gerekli önlemleri alırım

EK 10. Okul Anketi

<i>Okul Anketi</i>	
Okulumuzun çevresi güvenlidir	
Okulumuzda yeterli düzeyde güvenlik kuralları ve uygulamaları mevcuttur	
Yöneticilerin Öğrenci	Öğrencilerimiz okulumuzdaki mevcut güvenlik kurallarına uyarlar
Odaklı Okul	Öğrencilerimiz birbirlerine ve öğretmenlere karşı saygılıdır
İklim Algısı	Öğrencilerimiz okul eşyalarının ve okul binasının korunmasına özen gösterir
	Okulumuz öğrenci davranışlarıyla ilgili disiplin konusunda açık ve net kurallar uygulamaktadır
Kazanılan becerilerin bağımsız bir şekilde uygulanması için tüm öğrencilere fırsatlar sağlarlar	
Yüksek düzeyde düşünme becerilerini teşvik eden etkili soru sorma tekniklerini kullanırlar	
Yeni kavramlar ve becerilerin kazanılmasında öğrencilere gerekli rehberliği yaparlar	
Uygun bir öğrenme çevresi oluşturarak risk alma, sorgulama ve deneysel çalışmayı desteklerler	
Öğrencilerin kendi gelişimlerini izleyebilmeleri için bireysel yeterliklerinin bilincinde olmalarını sağlar ve desteklerler	
Yaşam boyu öğrenme için öğrencilerin istekli olmasını sağlayarak onların yaşama hazırlanmasına yardımcı olurlar	
Yöneticilerin Öğretmen	Öğrencilerin öğrenme hızı ve türlerindeki farklılıkları dikkate alarak öğrenme ortamını ve
Odaklı Okul	öğretim materyallerini hazırlar ve bunları konuların özelliklerine ve amaca uygun, etkili bir
İklim Algısı	biçimde kullanırlar
	Öğrencilerin öğrendiklerini gündelik yaşamla ilişkilendirecek fırsatlar yaratırlar
	Öğrenci başarısını artırmaya yönelik olarak eğitim ortamlarının sağlıklı ve güvenli olması için gerekli önlemleri alırlar
	Okulda derslere zamanında girmeye özen gösterirler
	Okulda nöbet tutma konusunda özen gösterirler
	Okulda idari görevler dışındaki görevlere (sosyal ve kültürel etkinliklere) etkin olarak katılırlar
	Okulda idarenin almış olduğu kararları destekler ve uygularlar
	Öğrencilere ders içeriklerinin öğrenildiğinden emin olmak için sorular sorarlar

EK 11. Çalışma Kapsamında Yapılan Açıklayıcı Faktör Analizi Sonuçları

ABİDE uygulamasına katılan öğrenciler için “Okula aitlik” değişkenine yönelik ölçümlere dayalı olarak AFA sonuçları (8 madde için)

<i>Öz Değer ve Açıklanan Varyans</i>	1. Faktör 4,383 / %54,783
Maddeler	
Okul arkadaşlarım beni sever	0,559
Okulda olmayı severim	0,775
Okulda kendimi güvende hissedirim	0,793
Bu okula ait olduğumu hissediyorum	0,796
Okulda sınıf arkadaşlarımı görmekten hoşlanırım	0,696
Okulda öğretmenlerim bana adil davranır	0,610
Bu okula gitmekten gurur duyuyorum	0,791
Bu okulda kendimi mutlu hissediyorum	0,852

ABİDE uygulamasına katılan öğrenciler için “Zorbalık” değişkenine yönelik ölçümlere dayalı olarak AFA sonuçları (7 madde için)

<i>Öz Değer ve Açıklanan Varyans</i>	1. Faktör 4,307 / %61,531
Maddeler	
Benimle alay edildi veya bana lakap takıldı	0,688
Diğer öğrenciler beni oyun ve etkinliklerin dışında tuttu	0,791
Hakkımda yalan söylendi	0,787
Eşyam çalındı	0,720
Şiddete - zorbalığa maruz kaldım (ör. itmek, vurmak, tekmelemek)	0,825
Benimle ilgili yüz kızartıcı şeyler söylendi	0,846
Tehdit edildim	0,821

ABİDE uygulamasına katılan öğrenciler için “Ebeveyn yaklaşımı” değişkenine yönelik ölçümlere dayalı olarak AFA sonuçları (8 madde için)

<i>Öz Değer ve Açıklanan Varyans</i>	1. Faktör 3,082 / %38,520
Maddeler	
Ailem ders çalışmama yardımcı oluyor	0,634
Ailem başarılı olmam için bana baskı yapıyor	0,485
Ailem okuluma gelip okuldaki durumumu yakından takip eder	0,731
Ailem Okulda yapılan etkinliklere katılır	0,667
Ailem düşük not aldığımda bana kızar	0,531
Ailem destek eğitimi (kurs, özel ders) almamı sağlar	0,611
Ailem ders malzemelerimi (kitap, defter, kalem, çanta vb) itinalı kullanmam konusunda beni uyarır	0,654
Ailem kılık kıyafetimin temiz ve düzgün olması konusunda hassas davranır	0,618

ABİDE uygulamasına katılan öğrenciler için “Hoşlanma” değişkenine yönelik ölçümlere dayalı olarak AFA sonuçları (7 madde için)

<i>Öz Değer ve Açıklanan Varyans</i>	1. Faktör 4,536 / %64,798
Maddeler	
Fen ve Teknoloji önemli bir derstir	0,696
Fen ve Teknoloji benim en sevdiğim derstir	0,823
Fen ve Teknoloji dersinde tahtaya kalkmayı severim	0,796
Fen ve Teknoloji kullanmamı gerektiren bir işte çalışmak isterim	0,822
Fen ve Teknoloji ile ilgili kitap, dergi, makale vb. okumayı severim	0,852
Fen ve Teknoloji gerektiren bilmece, bulmaca vb. oyunları severim	0,841
Fen ve Teknoloji içerikli belgesel vb. film izlemeyi severim	0,795

ABİDE uygulamasına katılan öğrenciler için “Öz yeterlik algısı” değişkenine yönelik ölçümlere dayalı olarak AFA sonuçları (8 madde için)

<i>Öz Değer ve Açıklanan Varyans</i>	1. Faktör 4,036 / %50,445
Maddeler	
Fen ve Teknoloji dersini kolay öğreniyorum	0,802
Fen ve Teknoloji ilgili zor soruları çözebilirim	0,848
Fen ve Teknoloji sınavına çalışmak çok zamanımı alır	0,356
Fen ve Teknoloji dersinde sınıf arkadaşlarıma göre daha iyiyim	0,822
Fen ve Teknoloji benim için diğer derslerden farklı değil	0,510
Öğretmenim Fen ve Teknolojide iyi olduğumu söyler	0,835
Fen ve Teknoloji dersinde anlamadığım yerleri öğretmenime sorarım	0,726
Fen ve Teknoloji sınavlarında başarısız olacağım diye endişelenmem	0,621

ABİDE uygulamasına katılan öğrenciler için “Derse verilen değer” değişkenine yönelik ölçümlere dayalı olarak AFA sonuçları (5 madde için)

<i>Öz Değer ve Açıklanan Varyans</i>	1. Faktör 3,702 / %74,037
Maddeler	
Fen ve Teknoloji öğrenmenin bana günlük yaşamda yardımcı olacağını düşünürüm	0,796
Diğer dersleri öğrenmek için Fen ve Teknolojiye ihtiyacım var	0,865
Hayatta başarılı olmak için Fen ve Teknolojiyi öğrenmek önemlidir	0,912
İyi bir işe sahip olmak için Fen ve Teknolojide iyi olmam gerekir	0,895
Daha iyi bir lisede/üniversitede okumak için Fen ve Teknolojide iyi olmam gerekir	0,837

ABİDE uygulamasına katılan öğrenciler için “Öğretmenin öğretimsel etkinlikleri” değişkenine yönelik ölçümlere dayalı olarak AFA sonuçları (20 madde için)

<i>Öz Değer ve Açıklanan Varyans</i>	1. Faktör 10,064 / %50,319
Maddeler	
Fen ve teknoloji öğretmenimiz dersini iyi anlatır	0,719
Fen ve teknoloji öğretmenimiz her öğrencinin dersi öğrenmesine özen gösterir	0,738
Fen ve teknoloji öğretmenimiz öğrencilere öğrenmeleri konusunda yardımcı olur	0,769
Fen ve teknoloji öğretmenimiz dersimizde ne öğreneceğimizi açıklar	0,758
Fen ve teknoloji öğretmenimiz yanlış yaptığımızda bizi düzeltir	0,767
Fen ve teknoloji öğretmenimiz öğrenciler anlayıncaya dek anlatmaya devam eder	0,770
Fen ve teknoloji öğretmenimiz öğrencilere düşüncelerini ifade etme imkânı verir	0,754
Fen ve teknoloji öğretmenimiz dersinde teknolojiyi kullanır	0,433
Fen ve teknoloji öğretmenimiz ne öğrenmemizi beklediğini açıklar	0,759
Fen ve teknoloji öğretmenimiz ders içeriğini anladığımızdan emin olmak için sorular sorar	0,780
Fen ve teknoloji öğretmenimiz öğrenmemize yardımcı olmak için farklı şeyler yapar	0,731
Fen ve teknoloji öğretmenimiz dersin başında yeni konuların daha önceki konularla olan ilişkisini açıklar	0,745
Fen ve teknoloji öğretmenimiz sınavlarda hangi konulardan sorular çıkacağını bize söyler	0,641
Fen ve teknoloji öğretmenimiz dersin sonunda öğrenmiş olduğumuz konuları özetler	0,737
Fen ve teknoloji öğretmenimiz derslerimizde çok ayrıntılı düşünmemizi gerektiren ödevler verir	0,406
Fen ve teknoloji öğretmenimiz neyi anlayıp anlamadığımı sorar	0,778
Fen ve teknoloji öğretmenimiz yeni konu hakkında ne bildiğimizi sorar	0,675
Fen ve teknoloji öğretmenimiz sorularımıza cevap verir	0,757
Fen ve teknoloji öğretmenimiz sınav kâğıtlarımızı zamanında değerlendirir	0,644
Fen ve teknoloji öğretmenimiz sınav kâğıtlarımızı bize gösterir, yanlışlarımızı açıklar	0,603

ABİDE uygulamasına katılan öğrenciler için “Yöneticilerin öğrenci odaklı okul iklim algısı” değişkenine yönelik ölçümlere dayalı olarak AFA sonuçları (6 madde için)

<i>Öz Değer ve Açıklanan Varyans</i>	1. Faktör 3,556 / %59,260
Maddeler	
Okulumuzun çevresi güvenlidir	0,742
Okulumuzda yeterli düzeyde güvenlik kuralları ve uygulamaları mevcuttur	0,730
Öğrencilerimiz okulumuzdaki mevcut güvenlik kurallarına uyarlar	0,859
Öğrencilerimiz birbirlerine ve öğretmenlere karşı saygılıdır	0,830
Öğrencilerimiz okul eşyalarının ve okul binasının korunmasına özen gösterir	0,789
Okulumuz öğrenci davranışlarıyla ilgili disiplin konusunda açık ve net kurallar uygulamaktadır	0,651

ABİDE uygulamasına katılan öğrenciler için “Yöneticilerin öğretmen odaklı okul iklim algısı” değişkenine yönelik ölçümlere dayalı olarak AFA sonuçları (14 madde için)

<i>Öz Değer ve Açıklanan Varyans</i>	1. Faktör 8,712 / %62,226
Maddeler	
Kazanılan becerilerin bağımsız bir şekilde uygulanması için tüm öğrencilere fırsatlar sağlarlar	0,775
Yüksek düzeyde düşünme becerilerini teşvik eden etkili soru sorma tekniklerini kullanırlar	0,787
Yeni kavramlar ve becerilerin kazanılmasında öğrencilere gerekli rehberliği yaparlar	0,808
Uygun bir öğrenme çevresi oluşturarak risk alma, sorgulama ve deneysel çalışmayı desteklerler	0,799
Öğrencilerin kendi gelişimlerini izleyebilmeleri için bireysel yeterliklerinin bilincinde olmalarını sağlar ve desteklerler	0,809
Yaşam boyu öğrenme için öğrencilerin istekli olmasını sağlayarak onların yaşama hazırlanmasına yardımcı olurlar	0,819
Öğrencilerin öğrenme hızı ve türlerindeki farklılıkları dikkate alarak öğrenme ortamını ve öğretim materyallerini hazırlar ve bunları konuların özelliklerine ve amaca uygun, etkili bir biçimde kullanırlar	0,793
Öğrencilerin öğrendiklerini gündelik yaşamla ilişkilendirecek fırsatlar yaratırlar	0,786
Öğrenci başarısını artırmaya yönelik olarak eğitim ortamlarının sağlıklı ve güvenli olması için gerekli önlemleri alırlar	0,802
Okulda derslere zamanında girmeye özen gösterirler	0,756
Okulda nöbet tutma konusunda özen gösterirler	0,751
Okulda idari görevler dışındaki görevlere (sosyal ve kültürel etkinliklere) etkin olarak katılırlar	0,769
Okulda idarenin almış olduğu kararları destekler ve uygularlar	0,800
Öğrencilere ders içeriklerinin öğrenildiğinden emin olmak için sorular sorarlar	0,787

ABİDE uygulamasına katılan öğrenciler için “Mesleki gelişim” değişkenine yönelik ölçümlere dayalı olarak AFA sonuçları (8 madde için)

<i>Öz Değer ve Açıklanan Varyans</i>	1. Faktör 3,918 / %48,975
Maddeler	
Alanımla ilgili konular	0,754
Eğitim/öğretimle ilgili genel konular	0,729
Bilişim teknolojilerinin derslerde kullanılması	0,382
Öğrencilerin eleştirel düşünme ve problem çözme becerilerinin geliştirilmesi	0,793
Ölçme ve değerlendirme ile ilgili konular	0,803
Öğrencilerin bireysel ihtiyaçlarının belirlenmesi	0,791
İdarecilik/yöneticilikle ilgili konular	0,495
Kişisel gelişimle ilgili konular	0,727

ABİDE uygulamasına katılan öğrenciler için “Mesleki doyum” değişkenine yönelik ölçümlere dayalı olarak AFA sonuçları (7 madde için)

<i>Öz Değer ve Açıklanan Varyans</i>	1. Faktör 4,409 / %62,979
Maddeler	
Bu mesleği seçtiğim için çok memnunum	0,846
Bu okulda öğretmen olmaktan mutluyum	0,522
Mesleğim beni heyecanlandırır	0,895
Mesleğim bana ilham verir	0,885
Yaptığım işten gurur duyarım	0,847
Mesleğime ileriki yıllarda da devam etmeyi düşünüyorum	0,777
Öğretmenlik mesleğinin kutsallığına inanırım	0,717

ABİDE uygulamasına katılan öğrenciler için “Öğretmenin derse hazırlığı” değişkenine yönelik ölçümlere dayalı olarak AFA sonuçları (4 madde için)

<i>Öz Değer ve Açıklanan Varyans</i>	1. Faktör 2,002 / %50,050
Maddeler	
Ders öncesi hazırlık yaparım	0,697
Derse hazırlanmak için yeterli zamanım var	0,791
Öğrencilerle birebir ilgilenmek için yeterli zamanım var	0,635
Ders programındaki değişikliklere ayak uydurabiliyorum	0,698

ABİDE uygulamasına katılan öğrenciler için “Öz yeterlik” değişkenine yönelik ölçümlere dayalı olarak AFA sonuçları (7 madde için)

<i>Öz Değer ve Açıklanan Varyans</i>	1. Faktör 4,432 / %63,307
Maddeler	
Öğrencilerle etkili iletişim kurabilme	0,747
Öğrencilerin derse ilgisini çekme	0,788
Alanımla ilgili kendimi yeterli bulma	0,795
Eğitim öğretim araçlarını etkili kullanabilme	0,769
Öğretim zamanını etkili kullanma	0,820
Dersi öğrenci seviyesine göre anlatma	0,826
Konunun özelliğine göre uygun yöntem ve teknikleri kullanabilme	0,823

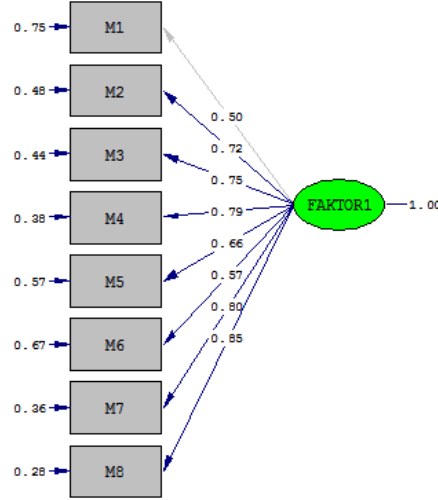
ABİDE uygulamasına katılan öğrenciler için “Genel öğretimsel etkinlikler” değişkenine yönelik ölçümlere dayalı olarak AFA sonuçları (16 madde için)

<i>Öz Değer ve Açıklanan Varyans</i>	1. Faktör 5,172 / %32,328
Maddeler	
Teknolojik araçları etkili biçimde kullanırım	0,339
Öğrencilerimin sınıf içi tartışmaların katılmalarını teşvik ederim	0,505
Öğrencilerimin konuyu anlayıp anlamadığını öğrenmek için onlara soru sorarım	0,660
Öğrencilerimi sınıfta düşüncelerini açıklamaya teşvik ederim	0,673
Öğrencilerimin derse kolayca anlamaları için güncel hayatla ilişkilendirilmiş örnekler kullanırım	0,668
Öğrencilerimin derse kolayca anlamaları için grup çalışması yapmalarını sağlarım	0,459
Öğrencilerimin anlamadığı konularda soru sormasına izin veririm	0,634
Öğrenme güçlüğü çeken öğrencilere anlamalarını sağlamak için farklı yöntemler kullanırım	0,523
Yeni içeriği öğrencilerin önceki bilgileriyle ilişkilendiririm	0,677
Derse başlamadan evvel önceki dersin kısa bir tekrarını yaparım	0,607
Ders kitabı dışında diğer eğitim kaynaklarından ve araçlarından etkili biçimde yararlanırım	0,540
Öğrencilerimin dersime hazırlıklı biçimde gelmesini isterim, onları bu konuda ders öncesi kontrol ederim	0,605
Ders süresini etkili biçimde kullanırım	0,637
Öğrencilerimin derse daha iyi anlayabilmeleri için sınıf dışı ortamlarda da (laboratuvar, vb.) ders işlenmesini sağlarım	0,454
Dersin işlenmesini olumsuz biçimde etkileyen öğrencileri uyarırım	0,465
Derse aktif katılımda bulunmayan öğrencileri uyarırım	0,518

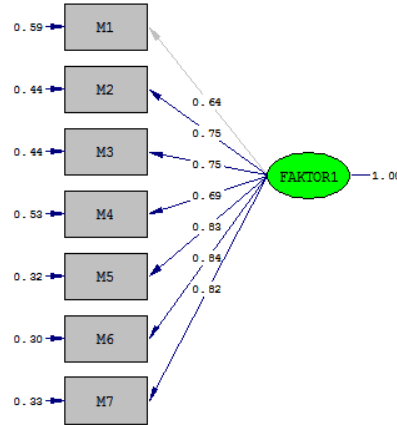
ABİDE uygulamasına katılan öğrenciler için “Kapsamlı öğretimsel etkinlikler” değişkenine yönelik ölçümlere dayalı olarak AFA sonuçları (7 madde için)

<i>Öz Değer ve Açıklanan Varyans</i>	1. Faktör 3,869 / %55,275
Maddeler	
Kazanılan becerilerin bağımsız bir şekilde uygulanması için tüm öğrencilere fırsatlar sağlarım	0,660
Üst düzey düşünme becerilerini teşvik eden etkili sorgulama tekniklerini kullanırım	0,718
Yeni kavramlar ve becerilerin kazanılmasında öğrencilere gerekli rehberliği yaparım	0,769
Uygun bir öğrenme çevresi oluşturarak risk alır, sorgulama ve deneysel çalışmayı desteklerim	0,682
Yaşam boyu öğrenme için öğrencilerin istekli olmasını sağlayarak, onların yaşama hazırlanmasında yardımcı olurum	0,814
Öğrencilerin öğrendiklerini yaşamları ile ilişkilendirecek fırsatlar yaratırım	0,795
Öğrenci başarısını artırmaya yönelik olarak eğitim ortamlarının sağlıklı ve güvenli olması için gerekli önlemleri alırım	0,753

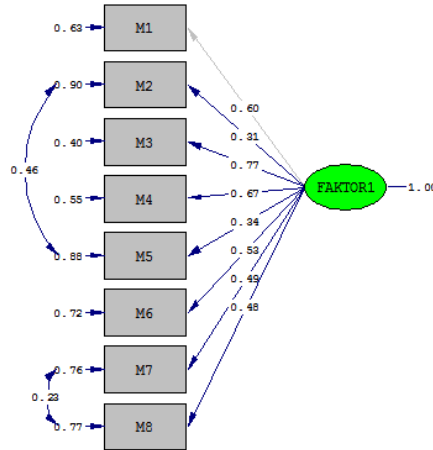
EK 12. ABİDE Uygulaması Kapsamında Değişkenlere İlişkin Test Edilen Ölçme Modelleri



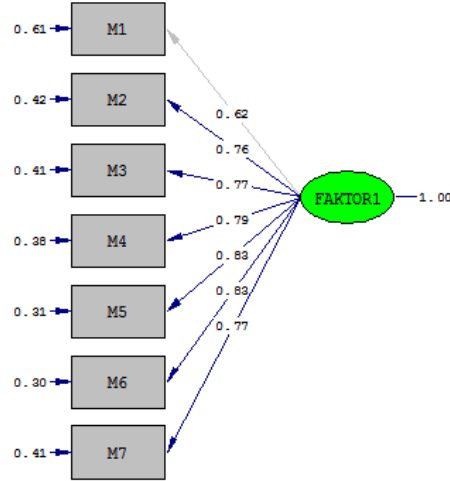
“Okula aitlik” değişkenine ilişkin ölçümlerin faktör yapısına ait tanımlanan tek faktörlü ölçme modeli



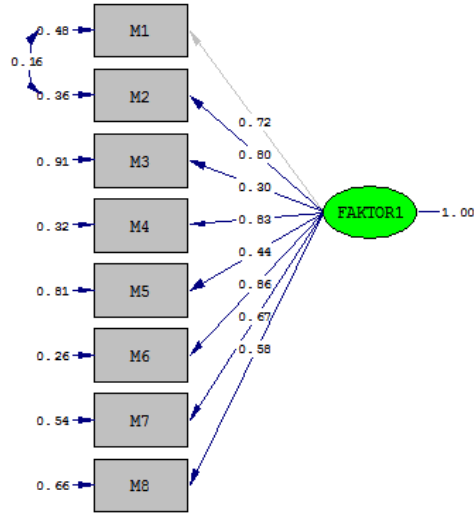
“Zorbalık” değişkenine ilişkin ölçümlerin faktör yapısına ait tanımlanan tek faktörlü ölçme modeli



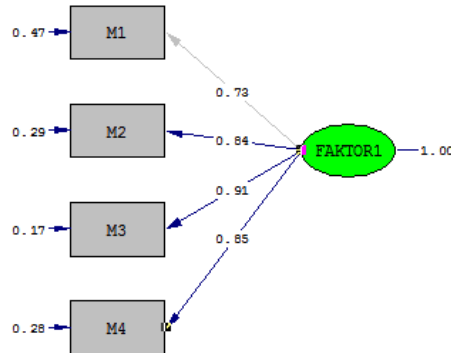
“Ebeveyn yaklaşımı” değişkenine ilişkin ölçümlerin faktör yapısına ait tanımlanan tek faktörlü ölçme modeli



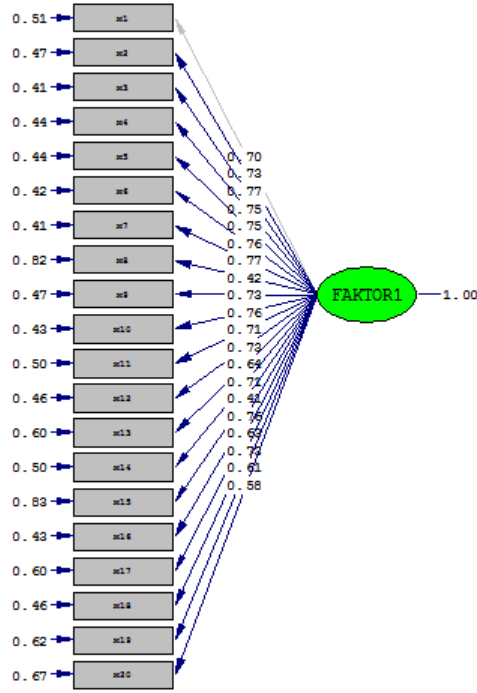
“Hoşlanma” değişkenine ilişkin ölçümlerin faktör yapısına ait tanımlanan tek faktörlü ölçme modeli



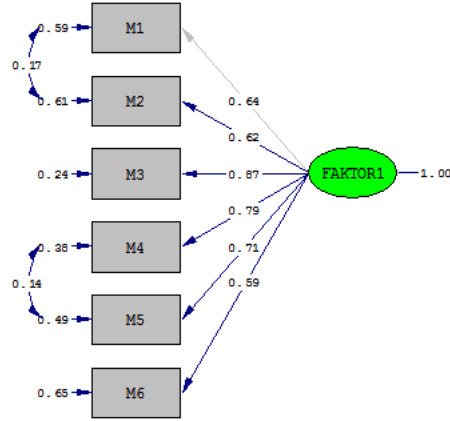
“Öz yeterlik algısı” değişkenine ilişkin ölçümlerin faktör yapısına ait tanımlanan tek faktörlü ölçme modeli



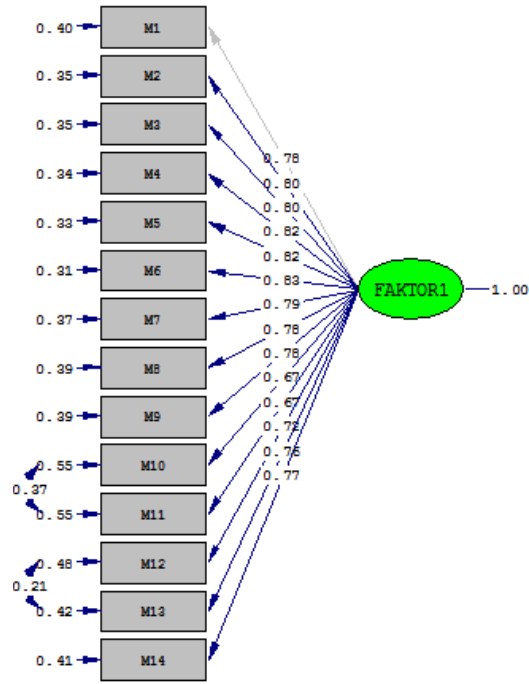
“Derse verilen değer” değişkenine ilişkin ölçümlerin faktör yapısına ait tanımlanan tek faktörlü ölçme modeli



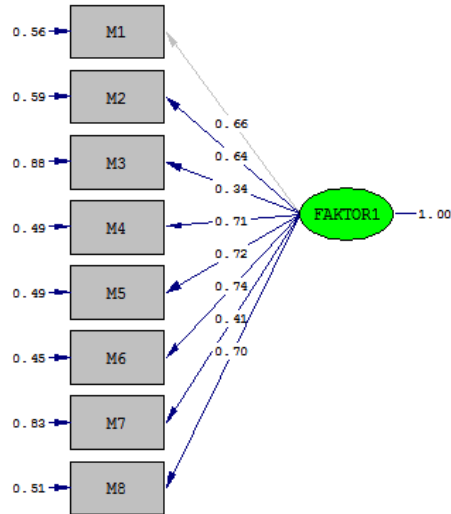
“Öğretmenin öğretimsel etkinlikleri” değişkenine ilişkin ölçümlerin faktör yapısına ait tanımlanan tek faktörlü ölçme modeli



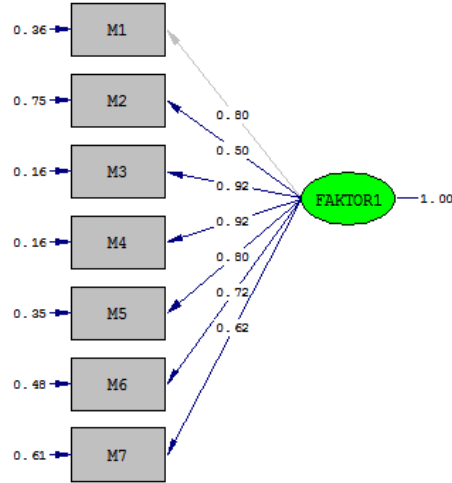
“Yöneticilerin öğrenci odaklı okul iklim algısı” değişkenine ilişkin ölçümlerin faktör yapısına ait tanımlanan tek faktörlü ölçme modeli



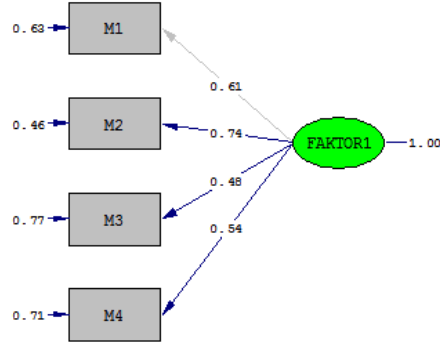
“Yöneticilerin öğretmen odaklı okul iklim algısı” değişkenine ilişkin ölçümlerin faktör yapısına ait tanımlanan tek faktörlü ölçme modeli



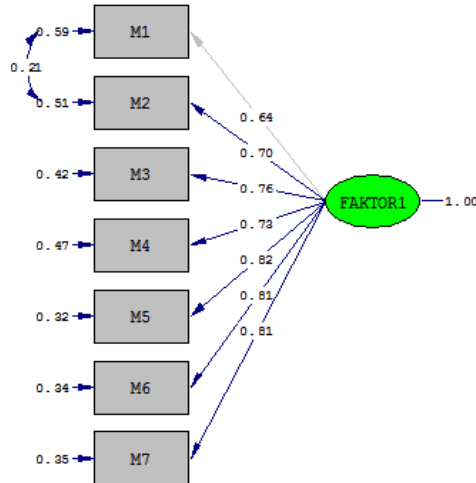
“Mesleki gelişim” değişkenine ilişkin ölçümlerin faktör yapısına ait tanımlanan tek faktörlü ölçme modeli



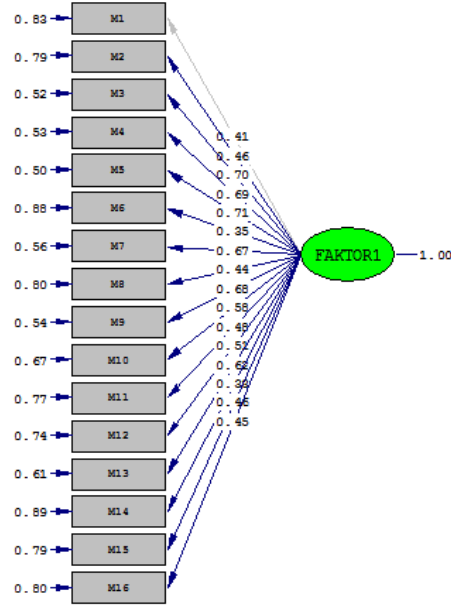
“Mesleki doyum” deęiřkenine iliřkin ölçümlerin faktör yapısına ait tanımlanan tek faktörlü ölçme modeli



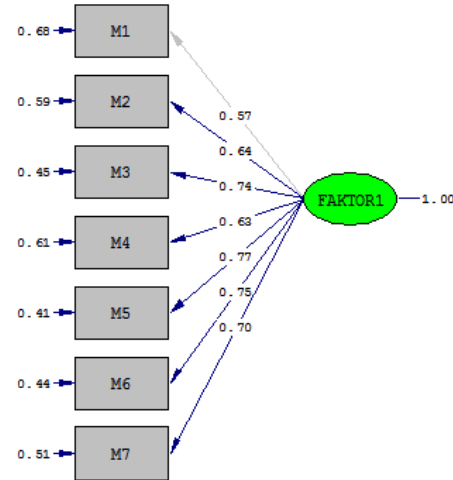
“Öğretmenin derse hazırlığı” deęiřkenine iliřkin ölçümlerin faktör yapısına ait tanımlanan tek faktörlü ölçme modeli



“Öz yeterlik” deęiřkenine iliřkin ölçümlerin faktör yapısına ait tanımlanan tek faktörlü ölçme modeli



“Genel öğretimsel etkinlikler” değişkenine ilişkin ölçümlerin faktör yapısına ait tanımlanan tek faktörlü ölçme modeli



“Kapsamlı öğretimsel etkinlikler” değişkenine ilişkin ölçümlerin faktör yapısına ait tanımlanan tek faktörlü ölçme modeli

EK 13. Milli Eğitim Bakanlığı Ölçme Değerlendirme ve Sınav Hizmetleri Genel Müdürlüğü Veri Kullanım İzin Belgesi



T.C.
MİLLÎ EĞİTİM BAKANLIĞI
Ölçme, Değerlendirme ve Sınav Hizmetleri Genel Müdürlüğü

Sayı : 57750415-605.01-E.4788275
Konu : Bilimsel ve Eğitim Amaçlı İzin
(Hikmet ŞEVGİN)

06.03.2018

GAZİ ÜNİVERSİTESİ REKTÖRLÜĞÜNE
(Eğitim Bilimleri Enstitüsü Müdürlüğü)

İlgi : 06.12.2017 tarihli ve 80287700-302.08.01-E.47055 sayılı yazınız.

Enstitünüz Eğitim Bilimleri Ana Bilim Dalı Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme Bilim Dalı'nda doktora öğrencisi Hikmet ŞEVGİN'in Yrd. Doç. Dr. Emine ÖNEN'in danışmanlığında yürüttüğü "Büyük Vefi Setlerinde Akademik Başarının Yordanması: MARS ve GAM Veri Madenciliği Yöntemlerinin Etkinliğinin Karşılaştırılması" isimli tezi ile ilgili 2016 ABİDE-8 verileri ilgi yazı ile Genel Müdürlüğümüzden talep edilmektedir.

İlgi yazı ve eki incelenmiş olup talep edilen verilerin söz konusu çalışma kapsamında paylaşılması Genel Müdürlüğümüzce uygun görülmüştür.

Bu bağlamda hazırlanan söz konusu veriler doktora öğrencisi Hikmet ŞEVGİN'e elden teslim edilmiştir.

Bilgilerinizi ve gereğini rica ederim.

Kemal BÜLBÜL
Bakan a.
Daire Başkanı

Teknikokullar/ANKARA
Elektronik Ağ: www.meb.gov.tr
e-posta: mustafacengiz@meb.gov.tr

Ayrıntılı bilgi için: Mustafa CENGİZ (Bil. İşl.)
Tel: (0 312) 413 32 76
Faks:

Bu evrak güvenli elektronik imza ile imzalanmıştır. <https://evraksorgu.meb.gov.tr> adresinden e2e8-fa98-3578-bed3-3345 kodu ile teyit edilebilir.

Ek 14. Öz Geçmiş

Dr. Hikmet ŞEVGİN

(Van, 1981)

ÖĞRENİM BİLGİSİ	
Doktora 2014 - 2019	Gazi Üniversitesi Eğitim Bilimleri Enstitüsü Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme Bilim Dalı
Yüksek Lisans 2011 - 2013	Yüzüncü Yıl Üniversitesi Eğitim Bilimleri Enstitüsü Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme Bilim Dalı
Lisans 2002 - 2006	Atatürk Üniversitesi Ağrı Eğitim Fakültesi İlköğretim Bölümü Fen Bilgisi Öğretmenliği Bilim Dalı
Yabancı Dil	İngilizce

İŞ DENEYİMİ	
Araştırma Görevlisi 2019 - 2020	Muş Alparslan Üniversitesi Eğitim Fakültesi Eğitim Bilimleri Bölümü
Araştırma Görevlisi 2014 - 2019	Gazi Üniversitesi Eğitim Bilimleri Enstitüsü Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme
Araştırma Görevlisi 2014 - 2014 (Haziran-Kasım 6 Ay)	Muş Alparslan Üniversitesi Eğitim Fakültesi Eğitim Bilimleri Bölümü
Öğretim Görevlisi 2011 - 2014	Muş Alparslan Üniversitesi Eğitim Fakültesi Eğitim Bilimleri Bölümü

İLETİŞİM BİLGİSİ	
E-posta:	hikmetsevgin@gmail.com



GAZİLİ OLMAK AYRICALIKTIR..