



MARS ve BRT Veri Madenciliği Yöntemlerinin Sınıflama Performanslarının Karşılaştırılması: ABİDE- 2016 Örneği *

Hikmet Şevgin ¹, Emine Önen ²

Öz

Bu araştırmada öğrenci, öğretmen, okul ve öğretimsel nitelikler ile 8. Sınıf öğrencilerinin fen başarıları arasındaki ilişkiler, Nilsson ve Gustafsson'ın (2016) oluşturdukları kavramsal çerçeve temel alınarak veri madenciliği yöntemlerinden olan MARS ve BRT ile incelenmiştir. Araştırma verileri (n=10407 öğrenci, n=941 öğretmen ve n=865 okul yöneticisi), 2016 yılında Milli Eğitim Bakanlığı tarafından ulusal düzeyde gerçekleştirilen ABİDE çalışmasından elde edilmiştir. MARS ve BRT analizleri SPM 8.2 programında gerçekleştirilmiş ve bu yöntemlerin fen başarısını sınıflandırma performansları; doğru sınıflandırma oranı, duyarlılık ve özgüllük oranları ile F1 istatistik değeri ve ROC eğrisi altında kalan alan dikkate alınarak karşılaştırılmıştır. Bu doğrultuda tüm bu ölçütler açısından BRT yönteminin MARS yöntemine göre daha başarılı olduğu ve fen başarısının en önemli yordayıcılarının da bu iki yöntemle benzer olduğu bulunmuştur. Araştırma sonuçları fen başarısının en önemli yordayıcılarının öğrencinin fene ilişkin özyeterlik algısı, baba mesleği, ailenin aylık geliri, öğretmenin öğretimsel etkinlikleri, öğretmenin deneyimi ve derse hazırlığı ile okul yöneticilerinin okul iklim algısı olduğunu ortaya koymuştur. Bu çalışmada dikkate alınan ölçütler açısından BRT'nin MARS yöntemine göre daha iyi bir performans sergilemesinin nedeninin, BRT'nin çeşitli regresyon ağaçlarının toplumsal birleşimi ile hatalardan öğrenmesi ve sınıflandırmada oluşabilecek hataları en aza indirerek daha güçlü bir sınıflandırma performansı sağlaması olduğu düşünülmektedir. Bu çalışmada bu iki veri madenciliği yönteminin Eğitim Bilimleri alanında kullanılmasının yararları ortaya konulmuş ve bu alanda ilgili yöntemlerin katkısı tartışılmıştır.

Anahtar Kelimeler

Veri madenciliği
Multivariate adaptive regression
splines
Boosted regression trees
ABİDE
Fen başarısı

Makale Hakkında

Gönderim Tarihi: 09.02.2021
Kabul Tarihi: 06.07.2022
Elektronik Yayın Tarihi: 29.07.2022

DOI: 10.15390/EB.2022.10575

* Bu makale Hikmet Şevgin'in Emine Önen danışmanlığında yürüttüğü "ABİDE 2016 fen başarısının yordanmasında MARS ve BRT veri madenciliği yöntemlerinin karşılaştırılması" başlıklı doktora tezinden üretilmiştir.

¹ Van Yüzüncü Yıl Üniversitesi, Eğitim Fakültesi, Eğitim Bilimleri Bölümü, Türkiye, hikmetsevgin@gmail.com

² Gazi Üniversitesi, Gazi Eğitim Fakültesi, Eğitim Bilimleri Bölümü, Türkiye, emine_onen@yahoo.com

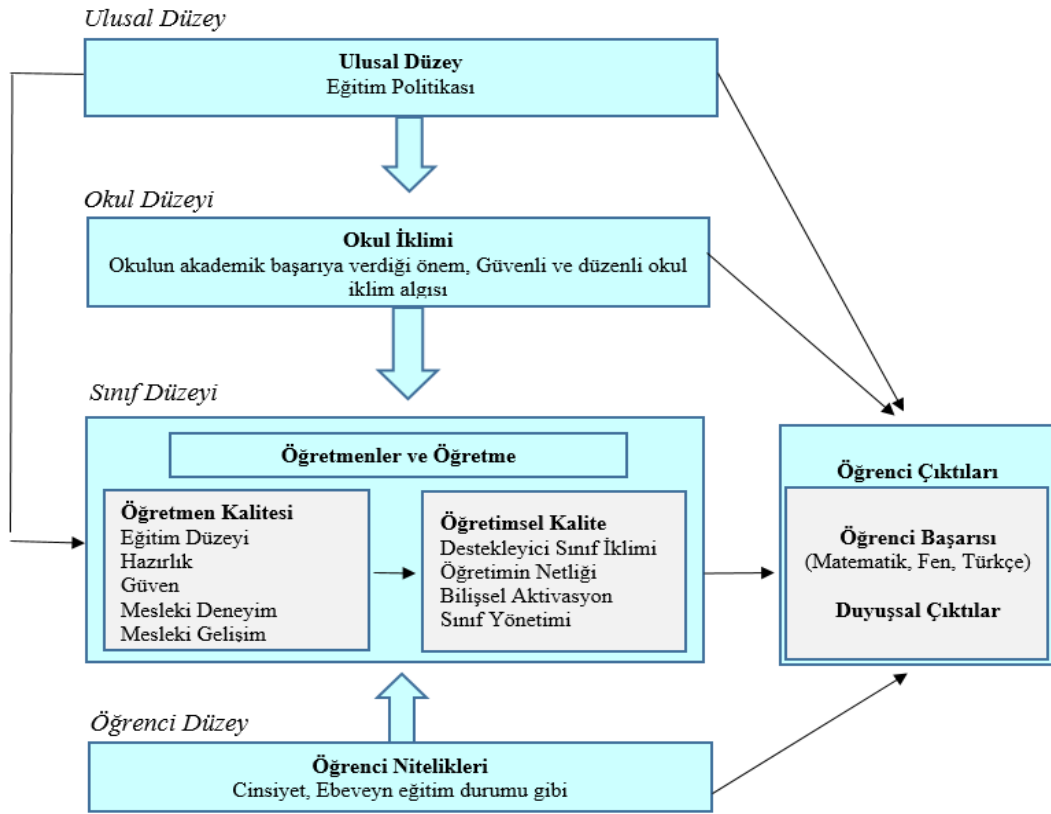
Giriş

Milli Eğitim bakanlığı (MEB) tarafından finanse edilen ve uygulanan Akademik Becerileri İzleme ve Değerlendirme (ABİDE) uygulaması örgün eğitime kayıtlı 8. sınıflar üzerinde iki yılda bir uygulanmak üzere tasarlanmış geniş ölçekli bir sınav türüdür (ABİDE 8. Sınıflar Raporu, 2017). İlk olarak 2015 yılında Ankara’da seçilen okullarda pilot olarak; daha sonra 2016 ve 2018 yıllarında tüm Türkiye’de genel olarak evreni temsil edecek şekilde seçilmiş olan örnekleme yer alan okullarda uygulanmıştır. ABİDE uygulaması 8. sınıf öğrencilerinin matematik ve fen okuryazarlıklarının, okuma becerilerinin ve sosyal bilgilerinin ölçülmesinin yanı sıra; öğrencilere (öğrencilerin derslere yönelik tutum ve motivasyonları, derslere yönelik ilgi ve kaygıları, sosyal ve okul çevresinde karşılaştıkları akran zorbalığı ve okula aitlik gibi) branş öğretmenlerine (mesleki gelişim, mesleki doyum, öğretimsel etkinlikler gibi) ve okul yöneticilerine ait çeşitli bilgilerin elde edildiği ulusal düzeyde geniş ölçekli bir sınav uygulamasıdır.

Geniş ölçekli sınavlar ulusal düzeyde standartları denetlemek, öğrencilere ve ailelerine dönüt vermek, öğretmenlerin öğretimsel etkinliklerine rehberlik etmek ve eğitim politikalarına yön vermek gibi pek çok amaca hizmet etmektedir (EACEA, 2009). Uluslararası düzeyde ise farklı seviyelerde ve kültürlerde eğitim sistemleri hakkında bilgiler sunmak, eğitimdeki çeşitli konuları ülkeler arası mukayese edebilmek, eğitim üzerinde mikro ve makro düzeyde etkili olan faktörleri ülkeler düzeyinde inceleyebilmek, uluslararası iş birliğini teşvik etmek ve eğitim ile ilgili gelişim süreçlerini takip etmek için kullanılmaktadır (Torney-Purta ve Amadeo, 2013). Bu sınav uygulamalarından elde edilen sonuçlar; öğrenci, öğretmen, okula ilişkin faktörler arasındaki ilişkiler ile bu ilişkiler için ortaya çıkması muhtemel değişimleri ve zaman içerisinde gözlemlenebilecek gelişimlerin incelenmesine imkân tanımaktadır (Nilsen, Gustafsson ve Blömeke, 2016). Yine bu sınav uygulamaları birden fazla eğitim sistemi içerisinde temsili örneklerin seçilmesine ve çok değişkenli analizlerin uygulanabilmesine olanak sunmaktadır (Nilsen vd., 2016). En nihayetinde bu sınavların sonuçları öğrenci başarısı ile öğrenci, öğretmen, okul nitelikleri ve öğretimsel niteliklerin ilişkilerini ortaya koymaktadır.

Eğitim sisteminin bileşenleri olan öğrenciye, öğretmene ve okula ilişkin özellikler geniş kapsamlı olarak PISA (Programme for International Student Assessment) ve TIMSS (Trends in International Mathematics and Science Study) benzeri araştırmalar ile incelenebilmektedir. ABİDE uygulaması da PISA ve TIMSS uygulamasına benzer bir şekilde öğrencilerin akademik başarılarını ve bu başarıyla ilişkisi olduğu düşünülen değişkenlerle ilgili öğrenci öğretmen ve okul düzeyinde 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; Taş, Arıcı, Ozarkan ve Özgürlük, 2016; Yıldırım, Özgürlük, Parlak, Gönen ve Polat, 2016). Dolayısıyla ulusal düzeyde geniş ölçekli sınav formatında böyle bir uygulamanın hayat bulması, öğrenci beceri ve kazanımlarının öğrenci, öğretmen, okul ve öğretimsel nitelikler boyutunda ölçülmesi değerli görülmüş ve elde edilen verilerin ayrıntılı çözümlenmesine duyulan ihtiyaç ABİDE uygulamasının bu çalışmada temel alınmasını sağlamıştır.

Alanyazın (Blömeke, Olsen ve Suhl, 2016; Gustafsson ve Nilsen 2016; Nilsen vd., 2016; Nortvedt, Gustafsson ve Lehre, 2016; Özçınar, 2006; Rutkowski ve Rutkowski, 2016; Scherer ve Nilsen, 2016) taramasında geniş ölçekli sınav uygulamalarından elde edilen veriler temelinde gerçekleştirilen araştırmalara dayalı olarak öğrenci, öğretmen, okul ve öğretimsel nitelikler arasındaki ilişkileri açıklamaya yönelik kavramsal çerçeveler geliştirildiği görülmektedir. Bunlardan biri de Nilsen ve Gustafsson’ın (2016), TIMSS’e dayalı çalışmalar temelinde geliştirdikleri “Öğrenci çıktılarının belirleyicilerine ilişkin kavramsal çerçeve”dir. Bu çerçeve, Creemers ve Kyriakides (2007) tarafından önerilen “Eğitimsel Etkililiğin Dinamiksel Modeli (Dynamic Model of Educational effectiveness)”ne dayalı olarak oluşturulmuştur. Nilsen ve Gustafsson’ın (2016), Eğitimsel Etkililiğin Dinamiksel Modeli’ne dayalı olarak öğrenci çıktılarının belirleyicilerine yönelik oluşturdukları kavramsal çerçeve, Şekil 1’de ki gibi; ulusal düzey, okul düzeyi, sınıf düzeyi ve öğrenci düzeyinden oluşmaktadır.



Şekil 1. Öğrenci çıktılarının belirleyicilerine ilişkin kavramsal çerçeve (Nilsen vd., 2016)

Bu model, eğitim sisteminin karmaşıklığını göz önüne almakta ve öğrenci çıktılarının belirleyicilerini ulusal düzeyde, okul düzeyinde, sınıf düzeyinde ve öğrenci düzeyinde sınıflamaktadır (Nilsen vd., 2016). Mevcut çalışmada ABİDE uygulaması ile elde edilen veriler için doğrudan bu model test edilmemiş ancak bunun yerine öğrencilerin fen başarıları ile ilişkili olabilecek nitelikler öğrenci, öğretmen ve okul düzeyinde, bu kavramsal çerçeveye dayalı olarak belirlenmiştir. Diğer bir deyişle bu model, ABİDE uygulamasına katılan öğrencilerin fen başarıları üzerinde öğrenci, öğretmen, okul nitelikleri ve öğretimsel nitelikleri etkileyebilecek olası faktörlerin MARS (Multivariate Adaptive Regression Splines) ve BRT (Boosted Regression Trees) analiz yöntemleri ile belirlenebilmesi için temel alınmıştır. Nitekim Dobert ve Sroka (2004) ile Azigwe (2016) de öğretimsel etkililiğin dinamiksel modeli çerçevesinde uluslararası geniş ölçekli testlerden PISA uygulamasına dayalı olarak ülkeler arası karşılaştırmalar yapmışlardır.

Alanyazın incelendiğinde ABİDE uygulamasına ait verilerin kullanıldığı az sayıda çalışmanın (Akıncı, 2020; Çalık, 2020; Doğru, 2019; Elkocca, 2020; Kılıç, 2019; Özgürlük, 2019; Uysal, 2019; Ülkü, 2019) olduğu ve bu çalışmada birlikte kullanılan her iki analiz yönteminin ise eğitim alanındaki çalışmalar arasında yer almadığı görülmektedir. Mevcut çalışma veri madenciliği çatısı altında yer alan ve doğrusal olmayan regresyon yöntemleri ailesinden MARS ile Karar Ağaçları ailesinden olan BRT analiz yöntemlerinin eğitim alanında birlikte kullanıldığı ilk çalışma olması nedeniyle önemlidir. Yine her iki analiz yöntemi de veri setlerinde çeşitli varsayımların sağlanmasına ihtiyaç duymayan non-parametrik yöntemler arasında yer aldığı için kullanım açısından esneklik sağladığı söylenebilir.

Ulusal düzeyde ABİDE, uluslararası düzeyde PISA ve TIMSS gibi çalışmalar ile eğitim alanında ölçülen özelliklere ilişkin elde edilen verilerin belirli bir bölümü; normallik, doğrusallık ve varyansların homojenliği gibi parametrik yöntemlerin varsayımlarını sağlamama eğilimindedir. Varsayımların sağlanmadığı veri setleri üzerinde, çeşitli analiz yöntemlerinin kullanılmaması ise bir sınırlılık olarak karşımıza çıkmaktadır. Parametrik olmayan yöntemlerde böyle bir sınırlılık söz konusu değildir. Dolayısıyla varsayımların sağlanmaması halinde söz konusu veri setlerinin daha doğru ve geçerli

sonuçlar sağlaması için çeşitli parametrik olmayan yaklaşım ve yöntemlerin tanıtılması ve uygulanması önemli görülmektedir. Bu noktada eğitim alanında özellikle geniş ölçekli testlerden elde edilen büyük veri setlerine dayalı araştırmalarda parametrik yöntemlerin varsayımlarının sağlanmadığı durumlarda veri madenciliği yöntemlerinin önemli bir rol üstleneceği düşünülmektedir. Buna paralel alanyazında (Akçapınar, 2014; Aksu, 2018; Al-Saleem, Al-Kathiry, Al-Osimi ve Badr, 2015; Amrieh, Hamtini ve Aljarah, 2016; Baradwaj ve Pal, 2011; Bilen, Hotaman, Aşkın ve Büyüklü, 2014; Mazman, 2013; Saa, 2016; Tepehan, 2011; Yu, Kaprolet, Jannasch-Pennell ve DiGangi, 2012) bu tür durumlar için veri madenciliği yöntemlerinden yararlanıldığı gözlenmekte olup MARS ve BRT veri madenciliği yöntemlerine ise rastlanmamıştır. Bu çalışma ile eğitim alanında yapılan araştırmalara ait veri setlerinde mevcut değişkenler arasında sınıflama ve tahmine dayalı karmaşık ilişkilerin modellenenebilmesine katkı sunacağı düşünülen MARS ve BRT analiz yöntemleri tercih edilmiştir. MARS analiz yöntemi, bağımlı değişkenle doğrusallık özelliği sağlamayan değişkenleri analiz edebilmek için, parçalı doğrusallar halinde düzleştirme mantığı ile hareket eder (Friedman, 1991). Dolayısıyla tek bir temel fonksiyon üzerine regresyon denklemini kuran ve tek bir regresyon doğrusu elde eden geleneksel regresyon modellerinin aksine birden fazla temel fonksiyon üzerine regresyon denklemini kurarak değişkenler arasında daha detaylı bilgiler sunması bu çalışmada MARS analiz yönteminin tercih edilmesinde etkili olmuştur. Benzer şekilde BRT analiz yöntemi son dönem topluluk öğrenme algoritmalarından Boosting algoritması temelinde birden fazla karar ağacını birleştirme mantığıyla hareket eder (Elith, Leathwick ve Hastie, 2008; Friedman, 2001, 2002; Friedman & Meulman, 2003; Hastie, Tibshirani ve Friedman, 2009). Dolayısıyla Boosting algoritması zayıf sınıflandırıcıları (karar ağaçları, örneğin C&RT gibi) bir araya getirerek tek bir tahminsel model formunda modeller serisi oluşturması BRT analiz yönteminin tercih edilmesinde etkili olmuştur. Yine her iki analiz yönteminin veri setine ait kayıp verilerden ve uç değerlerden çok az etkilenmesi de (Elith vd., 2008; Salford System, 2018) tercih sebeplerinden bir diğeri olmuştur.

MARS ve BRT analiz yöntemleri ile geniş ölçekli sınav uygulamaları gibi uygulamalardan elde edilen ve parametrik yöntemlerin varsayımlarını sağlamayan büyük hacimli verilerdeki çok değişkenli ve karmaşık ilişkilerin detaylı bir şekilde incelenmesi mümkündür. Yine her iki yöntem bağımlı değişkeni yordamada en fazla katkı sağlayan değişkenler ile en az hatta hiç katkı sağlamayan değişkenleri önem düzeyine göre sıralama imkânı sunar. Bu yönüyle de politika yapımcıların politikalarına (aktarılan gelirin dağılımı, harcanan zaman gibi) yön vereceği ve eğitimdeki verimliliği de artırabileceği düşünülebilir. Yine MARS ve BRT analiz yöntemleri; eğitim alanında uygulanan geniş ölçekli sınav uygulamalarında öğrenci, öğretmen ve okula yönelik elde edilen bilgilerin incelenmesi için güçlü kestirimler sağlayabilir ve başarılı sınıflama performansı (öğrenciler hakkında geçti-kaldı, başarılı-başarısız) gösterebilir. Dolayısıyla eğitimde ölçme ve değerlendirme alanında seçme ve sınıflama amaçları doğrultusunda bu yöntemlerin kullanılabilmesi gerek öğrenci başarısı gerekse psikolojik yapılar (ilgi, tutum, motivasyon gibi) için sınıflama/karar geçerliği yüksek sonuçların elde edilmesi açısından önemlidir.

MARS analiz yöntemi, eğitim alanındaki psikolojik yapıların diğer yapılarla ilişkilerinin incelenmesinde değişkenler arasındaki doğrusal olmayan ilişkileri, parçalı doğrusal ilişkiler olarak tanımlayıp analize dâhil edebilmesi yönüyle çok daha fazla değişkenin birbirleriyle ilişkisini daha sağlam (robust) bir şekilde ortaya çıkarabilir. Ayrıca ölçme ve değerlendirme uzmanları ve ilgili araştırmacılar için bağımsız değişkenlerin birbirleriyle olan etkileşimlerini (bağımsız değişkenlerin birbirleri arasındaki etkileşimi ve bu etkileşimin de ayrıca bağımlı değişken üzerindeki etkisini) görme fırsatı verebilir. BRT analiz yöntemi ise birden çok regresyon ağacının eklemeli birleşimi ile hatalardan öğrenme yoluna giderek ve bu yolla sınıflamada yapılacak hataları minimum seviyeye indirgeyerek daha güçlü bir sınıflama performansı sağlayabilir (Elith vd., 2008). En nihayetinde mevcut istatistiksel yöntemlerin başarılı ve başarısız öğrencileri hatalı sınıflama olasılığı ne kadar az olursa o kadar sınıflama geçerliğine 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 yöntemlerinin de işe koşulabileceği düşünülmektedir.

Bu araştırma kapsamında ABİDE 2016 çalışmasında fen alanında 8. sınıf öğrencilerinin çeşitli okul, öğretmen ve öğrenci niteliklerinin fen başarısı ile ilişkileri MARS ve BRT analiz yöntemleri ile incelenmiş ve bu iki veri madenciliği yöntemi, öğrencileri fen başarısı açısından sınıflama performanslarına göre karşılaştırılmıştır. Buradaki asıl amaç sadece mevcut durumu modellemekten ziyade fen başarısı ile ilişkili olan en önemli faktörleri tespit edip, eğitim-öğretim faaliyetlerine ve politikalarına ilişkin yönlendirici bilgiler de sunabilmektir. Bu çalışmada ele alınan kuramsal çerçeve doğrultusunda belirlenen çeşitli faktörlerin fen başarısı ile ilişkileri MARS ve BRT analiz yöntemleri aracılığıyla incelenerek bu faktörler, fen başarısını yordamaya katkı düzeylerine dayalı olarak sıralanmış ve bu iki yöntemin öğrencileri fen başarısına göre sınıflama performansları karşılaştırılmıştır. Bu doğrultuda çalışmada aşağıdaki sorulara yanıt aranmıştır:

1. ABİDE 2016 uygulamasına göre fen başarısının yordanmasında MARS analiz yöntemi ile BRT analiz yönteminin sınıflama performansları farklılaşmakta mıdır?
2. MARS ve BRT analiz yöntemlerine dayalı olarak ABİDE 2016 uygulamasında fen başarısının en önemli yordayıcılarının önem düzeyleri nelerdir?

Yöntem

ABİDE 2016 çalışmasından elde edilen verilere dayalı olarak; 8. sınıf öğrencilerinin fen başarıları ile ilişkili çeşitli faktörlerin, başarı ile olası ilişkilerini incelemek ve öğrencileri fen başarısı açısından sınıflamada MARS ve BRT yöntemlerinin etkililiğini karşılaştırmak amacıyla gerçekleştirilen bu araştırma, genel tarama yöntemlerinden ilişkisel tarama modelinde bir çalışmadır. 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).

Veriler

Bu çalışmanın 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 edildi. Her bir öğretmen ve okul yöneticisi için ayrı anketlerle toplanan veriler, eşleştirilerek (match) 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. Analiz sürecine başlamadan önce kayıp veriler için atama yapmak üzere, demografik değişkenlerde yer alan kayıp veriler için silme, likert tipi dereceleme ölçeklerine dayalı elde edilen verilere ilişkin kayıp veriler her bir ölçek için toplamda %5 değerinin altında MCAR (tamamen yansız kayıp) kayıp veri muhteva ettiklerinden dolayı (Tabachnick ve Fidell, 2015) regresyonla değer atama yöntemi gerçekleştirilmiştir. 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 ve atama işlemleri sonrasında, öğrenciler temelinde öğretmenler ve öğretmenler temelinde yöneticiler olmak üzere tüm veri seti aynı grupta yer alacak şekilde 14868 öğrenci üzerine öğretmenler ve okul yöneticileri dağıtılarak veri birleştirme işlemi gerçekleştirilmiştir. ABİDE uygulamasında öğrenciler başarı puanları bazında “temel altı, temel, orta, orta üstü ve ileri” olmak üzere 5 seviyede sınıflandırılmaktadır. Çalışmanın başlarında standart kesme puanı belirlemek üzere veri seti üzerinde iki aşamalı kümeleme analizi (Two step Cluster) uygulanmış ve kendi içerisinde homojen diğer küme ile heterojen olan ve kesme noktası 468,96 olan iki küme altında verilerin toplandığı görülmüştür. İki küme arasında ayrışma noktasının da ABİDE ön raporunda eşik değerleri ile verilen yeterlik düzeylerinden “orta” kategorisinde yer aldığı görülmüştür. Daha sonra veri setinin bu haliyle yapılan analiz ve orta düzeyin altının başarısız üstünün başarılı olarak sınıflandırıldığı veri setiyle yapılan analiz sonuçlarının benzerlik gösterdiği görülmüştür. Dolayısıyla

iki aşamalı kümeleme analizine göre değil, ABİDE ön raporunda belirtilen kesme puanı belirleme işlemleri sonucu verilen yeterlik düzeylerine göre orta düzeyin altı (Temel altı, Temel) başarısız, orta düzeyin üstü (orta üstü, ileri) başarılı olarak sınıflandırılmış toplam 10407 öğrenci, 941 öğretmen ve 865 okul yöneticisi veri setini oluşturmaktadır. Yine öğrencilerin fen başarısı ile ilişkili olabilecek nitelikler öğrenci, öğretmen ve okul düzeyinde, Eğitimsel Etkililiğin Dinamiksel Modeli'ne dayalı olarak oluşturulmuş kavramsal çerçeve temelinde belirlenmiştir.

Ölçme Araçları

Bu çalışma ABİDE uygulamasına ait öğretmen, öğrenci, okul anketleri ve Fen Bilimleri başarı testi ile toplanan verilerden oluşmaktadır. Fen bilimleri başarı testine ait maddelerin yarısı çoktan seçmeli, diğer yarısı ise açık uçlu olan 20 maddeden 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). Bu maddeler akademisyenlerin ve alan uzmanlarının katılımıyla öğretim programından yararlanarak hatırlama-bulma, anlama, yorumlama-çıkarma yapma ve değerlendirme gibi beceriler dikkate alınarak geliştirilmiştir. (ABİDE 8. Sınıflar Raporu, 2017).

Okul anketi uygulamaya katılan okulların okul müdürlerine, öğretmen anketi fen bilimleri öğretmenlerine ve öğrenci anketi 8. sınıf öğrencilerine uygulanmıştır. Öğrenci anketinde 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. Öğretmen anketinde öğretmenlere yönelik demografik bilgiler, derse hazırlık, öz yeterlik, mesleki gelişim ve mesleki doyuma ilişkin maddeler yer almaktadır. Okul anketinde okulun türü, idari biçimi, coğrafi ve ekonomik konumu, güvenliği ve yöneticilerin demografik bilgileri gibi maddeler yer almaktadır. Öğrenci öğretmen ve okul anket uygulamaları altında yukarıda belirtilen özelliklerin ölçümleri için 4'lü ve 5'li Likert tipi ölçekler kullanılmıştır. Farklı likert ölçeklerden elde edilen toplam puanların aynı ölçek üzerinde olabilmeleri için standart puanlardan Z puanına dönüştürülmüştür. Kullanılan Likert tipi ölçeklerin güvenilirlik katsayısı ölçek maddelerine ilişkin elde edilen faktör yük değerlerinin birbirine eşit olmadığı görüldüğünden dolayı McDonald's ω güvenilirlik katsayısı ile hesaplanmıştır (Yurdugül, 2006). Hesaplanan güvenilirlik katsayısı için literatürde $0,00 \leq \alpha \leq 0,40$ güvenilir değildir; $0,40 \leq \alpha \leq 0,60$ düşük güvenilirliktedir; $0,60 \leq \alpha \leq 0,80$ oldukça güvenilirdir ve $0,80 \leq \alpha \leq 1,00$ yüksek derecede güvenilir olarak değerlendirilir (Özdamar, 2013). Ölçümlere ilişkin McDonald's ω 'sı en düşük 0,68 ve en yüksek 0,95 arasında değerler almıştır. Hesaplanan McDonald's ω güvenilirlik katsayıları, oldukça güvenilir ve yüksek derecede güvenilir kategorileri arasında elde edilmiş olup söz konusu ölçümlerin güvenilirliğine ilişkin kanıt olarak değerlendirilmiştir. Kullanılan Likert tipi ölçeklerin yanı sıra araştırma kapsamında öğrencilere, öğretmenlere ve yöneticilere ait bazı demografik değişkenlerde kullanılmıştır (Tablo 1).

Tablo 1. Yordayıcı Değişkenlere Ait Tanımlayıcı İstatistikler

Yordayıcı Değişkenler	Niteliği	Alt Kategoriler	%
Öğrencinin Cinsiyeti	Kategorik	1: Kız	48,2
		2: Erkek	51,8
Baba Mesleği	Kategorik	1: Hayatta Değil	2,4
		2: Kamu Personeli	17,5
		3: Özel Sektör Çalışanı	17,4
		4: Serbest Meslek-Esnaf-İşletme Sahibi	47,7
		5: Emekli Çalışıyor	4,8
		6: Emekli Çalışmıyor	4,6
		7: Çalışmıyor-İşsiz	5,6
Anne Mesleği	Kategorik	1: Hayatta Değil	0,6
		2: Kamu Personeli	6,7
		3: Özel Sektör Çalışanı	6,2
		4: Serbest Meslek-Esnaf-İşletme Sahibi	5,0
		5: Emekli Çalışıyor	0,4
		6: Emekli Çalışmıyor	2,0
		7: Ev Hanımı	76,4
		8: Çalışmıyor-İşsiz	2,7
Aylık Gelir	Kategorik	1: 0-1500 TL Arası	31,4
		2: 1501-2500 TL Arası	23,6
		3: 2501-4000 TL Arası	16,6
		4: 4001-6000 TL Arası	5,8
		5: 6001 TL ve Üzeri	2,9
		6: Bilmiyor	19,7
Oturlan Ev	Kategorik	1: Kira	24,1
		2: Kendimize Ait	70,8
		3: Bir Yakınımıza Ait	3,3
		4: Lojman	1,7
Öğretmenin Cinsiyeti	Kategorik	1: Kadın	37,4
		2: Erkek	62,6
Öğretmenin Eğitim Düzeyi	Kategorik	1: Ön lisans	3,2
		2: Lisans	93,6
		3: Yüksek Lisans	3,2
		4: Doktora	0,0
Öğretmenin Mezun Olduğu Okul Türü	Kategorik	1: Eğitim Enstitüsü/Yüksek Öğretmen Okulu	0,7
		2: Eğitim fakültesi/Eğitim bilimleri fakültesi	79,7
		3: Fen edebiyat fakültesi/DTCF	19,6
		4: AÖF/lisans tamamlama	0,0
		5: Diğer	0,0

MARS analiz yönteminde modellemeye başlarken Tablo 1’de görüleceği üzere kategorik değişkenlerin dummy değişken olarak kodlanmasına gerek olmamaktadır. Çünkü MARS analiz yönteminde değişkenlerin türü model kurulum aşamasında ayrı ayrı belirtilmektedir.

Analiz

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

MARS 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. Bu şekilde tüm veri setinin %80'nini modelleme için eğitim verisi, %20'sini geçerlik için test verisi olarak kullanmaktadır.

MARS-Çok Değişkenli Uyarlamalı Regresyon Uzanımları

MARS hem sınıflama hem de regresyonda büyük bir öneme sahip olup, çok sayıda değişkenin karmaşık ilişkilerinin modellendiği bilim alanlarında başarı ile uygulanmaktadır. MARS, uygun dönüştürme teknikleri kullanarak bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki doğrusal olmayan ilişkileri doğrusal yapıya dönüştürür (Deichmann, Eshghi, Haughton, Sayek ve Teebagy, 2002; Friedman, 1991). Bu sayede MARS küçük doğrusal parçacıkları düzleştirme mantığıyla hareket ederek bağımlı değişken ile bağımsız değişkenler arasındaki ilişkileri belirler. 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 özelliğinden dolayı yansız olarak kabul edilir (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 işlemi uygulayarak temel fonksiyonları bağımsız değişkenler adına tahminde kullanır (Deichmann vd., 2002). Bu temel fonksiyonlardaki sabitler, en küçük kareler yöntemi ile elde edilir (Friedman, 1991; Hastie vd., 2009). 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; Özfalçı, 2008; Statsoft, 2018). Bu fonksiyon Eşitlik 1'deki gibidir:

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

Regresyon denklemi, görüldüğü üzere sabit terim (β_0) ve bir veya birden fazla temel fonksiyonun ağırlıklı toplamından oluşmaktadır. K temel fonksiyon sayısını, k düğüm sayısını, X bağımsız değişkeni, a_k k. temel fonksiyon katsayısını ve $\beta_k (X_t)$ ise t bağımsız değişken için k. temel fonksiyondur (Hastie vd., 2009).

Temel fonksiyonlar muhtemelen X'nin doğrusal olmayan halleri olabilir. Ama Y temel fonksiyonların doğrusal bir fonksiyonudur (Friedman, 1991; Özfalçı, 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

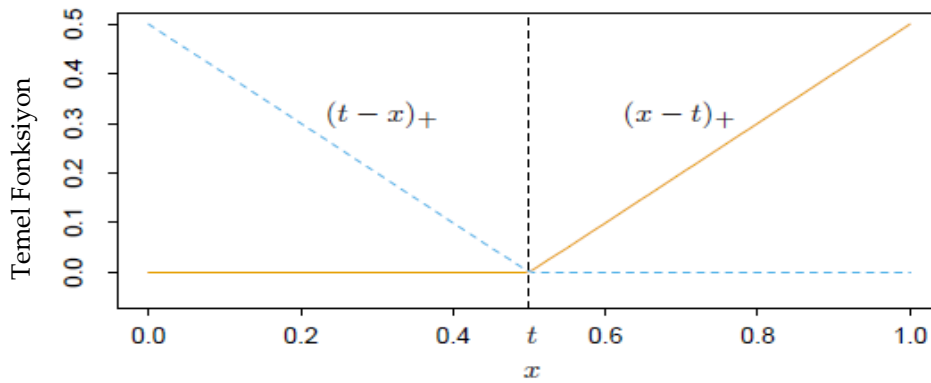
$x_{v(1,m)}$: Bağımsız değişken değerini göstermektedir.

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;

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

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

şekindedir (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 2'de $(x - t)_+$ ve $(t - x)_+$ temel fonksiyonlarının $t=0.5$ değeri için grafikte örnek bir gösterimi yer almaktadır.



Şekil 2. Temel fonksiyonlara karşı ayna değişken (Hastie vd., 2009)

Şekil 2'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).

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 çıkarılmaktadır. Bu ölçüt değeri hem hata terimini hem de model karmaşasını dikkate alacak şekilde aşağıdaki denklem yardımıyla hesaplanır:

$$GCV(M) = \frac{1}{N} \frac{\sum_{i=1}^N [y_i - f_M(x_i)]^2}{[1 - \frac{C(M)}{N}]^2} \quad (5)$$

Denklemden N veri setindeki örneklem sayısını, C(M) Modeldeki etkin parametre sayısını ifade eder (Friedman, 1991).

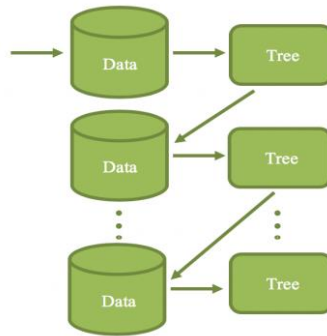
Final modele giren her bir bağımsız değişkenin ve de değişkenler arasındaki etkileşimlerin göreceli katkıları ANOVA ayrıştırması sonucu görülmüş olur (Salford System, 2018).

$$f(x) = \beta_0 + \sum_{k_m=1} \beta_m \beta_m(x_i) + \sum_{k_m=2} \beta_m \beta_m(x_i, x_j) + \sum_{k_m=3} \beta_m \beta_m(x_i, x_j, x_k) + \dots \quad (6)$$

Yukarıdaki denklemde birinci toplam tek bir değişken içeren tüm temel fonksiyonları, ikinci toplam iki değişken ve varsa iki değişkene ait etkileşimleri içeren temel fonksiyonları ve üçüncü toplam ise üç değişken ve varsa üç değişkene ait etkileşimleri içeren temel fonksiyonları ifade eder (Friedman, 1991). Böylelikle MARS analiz yönteminin tahmin değişkenleri ANOVA ayrıştırması sonucu kolayca yorumlanabilir.

BRT-Artırılmış Regresyon Ağaçları

Boosted Regression Trees (BRT), karar ağaçlarından sınıflama ve regresyon ağaçlarını Boosting algoritmalarından Gradient Boosting algoritmasıyla birleştiren parametrik olmayan bir regresyon tekniğidir (Colin, Clifford, Wu, Rathmanner ve Mengersen, 2017). 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, 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 (Elith vd., 2008). 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 olursa; Tek bir C&RT ağacı ile $K(x)$ modeli %70 bir doğruluk oranı elde edilsin ve bu modele ait denklem ise “ $Y = K(x) + \text{Error}$ ” şeklinde olsun. Daha sonra üzerine eklenecek ikinci bir C&RT ağacı bir önceki oluşumun hatasını dikkate alarak yeni oluşturacağı denklem “ $\text{Error} = L(x) + \text{Error2}$ ” şeklinde olur. Devamında üçüncü C&RT ağacı bir önceki oluşumun hatasını dikkate alarak yeni oluşturacağı denklem “ $\text{Error2} = M(x) + \text{Error3}$ ” şeklinde olur. Üçünün birleşimi; “ $Y = K(x) + L(x) + M(x) + \text{Error3}$ ” şeklinde olur. Hatalar her iterasyon ile dikkate alındığı için hatalar azaldığından dolayı elde edilen model başta elde edilen %70 doğruluk oranından daha fazla bir doğruluğa sahip olacaktır.

Performans Ölçütleri

Karışıklık matrisi, sınıflandırıcının farklı sınıflardaki örüntüyü ne kadar iyi tanıyabildiğini analiz etmek için kullanılır. Tablo 2' de kili sınıflamaya ilişkin gerçek sınıf ve tahmini sınıfa karşılık gelen bölgelere ait karışıklık matrisi yer almaktadır.

Tablo 2. Karışıklık Matrisi

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

(TN: True Negatif (Doğru Reddedilmiş), TP: True Pozitif (Doğru Onaylanmış)
FN: False Negatif (Hatalı Reddedilmiş), FP: False Pozitif (Hatalı Onaylanmış))

Bu araştırmada karışıklık matrisi sınıflama performansının belirlenmesinde kullanıldığı için; doğruluk oranı, özgüllük oranı, duyarlılık oranı, kesinlik oranı, F1-istatistik değeri ve AUC değeri performans ölçütleri olarak seçilmiş olup bu ölçütlere ilişkin denklemler ise aşağıda verilmiştir.

Doğru sınıflama oranı: Sınıflandırıcının ne sıklıkta doğru tahminleme yaptığını belirleyen bir ölçüdür. Gerçekte başarılı olanı ne oranda başarılı olarak, gerçekte başarısız olanı da ne oranda başarısız olarak tahmin edildiğini göstermektedir.

$$\text{Doğru sınıflama oranı} = \frac{(TP + TN)}{(TP + FP + TN + FN)} \quad (7)$$

Denklemden görüldüğü üzere bu oran doğru tahmin sayısının toplam örneklem sayısına bölünmesi ile elde edilir. Elde edilen bu değer 0 ile 1 arasında bir değer olup yüzdelik olarak yorumlanır.

Özgüllük oranı: Doğru negatif oranı olarak da bilinmekte olup, sınıflandırıcının doğru bir şekilde reddedilmiş olanı ne derece doğru yerde sınıflandırdığını tahmin etme etkililiğini göstermektedir.

$$\text{Özgüllük oranı} = \frac{(TN)}{(TN + FP)} \quad (8)$$

Denklemden görüldüğü üzere doğru bir şekilde reddedilmiş olanın, doğru reddedilmiş ve hatalı onaylanmışların sayısına bölünmesi ile elde edilir. Elde edilen bu değer 0 ile 1 arasında bir değer olup yüzdelik olarak yorumlanır.

Duyarlılık oranı: Doğru pozitif oranı olarak da bilinmekte olup, sınıflandırıcının doğru bir şekilde onaylanmış olanı ne derece doğru yerde sınıflandırdığını tahmin etme etkililiğini göstermektedir.

$$\text{Duyarlılık oranı} = \frac{(TP)}{(TP + FN)} \quad (9)$$

Denklemden görüldüğü üzere doğru bir şekilde onaylanmış olanın, doğru onaylanmış ve hatalı reddedilmişlerin sayısına bölünmesi ile elde edilir. Elde edilen bu değer 0 ile 1 arasında bir değer olup yüzdelik olarak yorumlanır.

Kesinlik oranı: Doğru bir şekilde tahmin edilmiş doğru pozitif tahmin sayısının tahmin edilen tüm pozitif tahmin örneklem sayısına bölünmesiyle elde edilir. Elde edilen bu değer 0 ile 1 arasında bir değer olup yüzdelik olarak yorumlanır.

$$\text{Kesinlik oranı} = \frac{(TP)}{(TP + FP)} \quad (10)$$

F1-İstatistiği: Duyarlılık ve kesinlik ölçülerinin harmonik ortalaması sonucu elde edilen bir ölçü olup, sınıflama başarısı hakkında bilgi vermektedir.

$$F1 - \text{Statistics} = 2x \frac{\text{sensitivity} \times \text{precision}}{\text{sensitivity} + \text{precision}} \quad (11)$$

AUC değeri (ROC eğrisi altında kalan alan): Performanslarına göre sınıflandırıcıları görselleştirmek, düzenlemek, seçmek ve en iyi sınıflandırıcıyı belirlemek için kullanılan sağlam bir yöntemdir (Olson ve Delen, 2008; Provost ve Fawcett, 2001). AUC değeri, modelin doğruluğunun bir ölçüsüdür. AUC, rastgele seçilen bir pozitif örneğin negatif bir örnekten daha yüksek olarak derecelendirilmesi olasılığına eşittir. Belirli bir model için AUC değeri doğru pozitif oranı ile yanlış pozitif oranı arasındaki dengeyi gösterir (Han, Pei ve Kamber, 2011). AUC değeri, ROC eğrisi altında kalan alanı ifade etmektedir. Bu alan ne kadar büyükse modelin sınıflama başarı oranı da o kadar yüksek demektir.

Bağımsız değişkenlerin kendi arasında yüksek düzeyde korelasyona sahip olması çoklu bağlantı problemi olarak karşımıza çıkmaktadır. Tolerans değeri 0,20'den daha düşük ve VIF değerlerinin 10'dan daha yüksek çıkması durumunda çoklu bağlantı probleminin olduğuna işaret eder (Büyüköztürk, 2011; Kalaycı, 2010; Özdamar, 2013). ABİDE 2016 veri setinde yer alan sürekli ve kategorik (kategorik değişkenlerin her bir alt kategorisi dummy değişken olarak kodlanarak) değişkenlere ilişkin VIF ve Tolerans değerleri hesaplanmış olup Tolerans değerlerinin en düşük 0,494 en yüksek 0,991 arasında değerler aldığı ve VIF değerlerinin ise en düşük 1,009 en yüksek 2,024 arasında değerler aldığı görülmüştür. Bu değerlerden hareketle veri setinde çoklu bağlantı probleminin olmadığı anlaşılmıştır.

Bulgular

MARS ve BRT Analiz Yöntemlerinin Sınıflama Performanslarının Karşılaştırılması

10407 olan çalışma grubumuz 8303 eğitim verisi ve 2104 test verisi olarak analize girmiştir. MARS analiz yöntemi sonucu Fen başarısı adına öğrenciler "başarılı/başarısız" olarak sınıflandırıldığı bu gruplara düşen öğrenci sayıları Tablo 3'te verilmiştir.

Tablo 3. MARS Analizi Sonucu Belirli Seviyelerde Elde Edilen Karışıklık Matrisi

	Eğitim verisi (%80)			Test verisi (%20)		
	Başarısız	Başarılı	Toplam	Başarısız	Başarılı	Toplam
Başarısız	2150	980	3130	559	237	796
Başarılı	1441	3732	5173	434	874	1308
Toplam Öğrenci Sayısı	3591	4712	8303	993	1111	2104

Tablo 3'te görüldüğü üzere, MARS analiz yöntemi veri setinin %80'nini modelleme için eğitim verisi, %20'sini geçerlik için test verisi olarak kullanmıştır. MARS analiz yöntemi eğitim veri seti için başarılı kategorisinde yer alan 5173 öğrenciden 3732 öğrenciyi başarılı kategorisinde sınıflandırmış olup 1441 öğrenciyi başarısız kategorisinde sınıflandırmıştır. Yine başarısız kategorisinde yer alan 3130 öğrenciden 2150 öğrenciyi başarısız kategorisinde sınıflandırmış olup 980 öğrenciyi ise başarılı kategorisinde sınıflandırmıştır. MARS analiz yöntemi test veri seti için, başarılı kategorisinde yer alan 1308 öğrenciden 874 öğrenciyi başarılı kategorisinde sınıflandırmış olup 434 öğrenciyi başarısız kategorisinde sınıflandırmıştır. Yine başarısız kategorisinde yer alan 796 öğrenciden 559 öğrenciyi başarısız kategorisinde sınıflandırmış olup 237 öğrenciyi ise başarılı kategorisinde sınıflandırmıştır.

BRT analizi yöntemi sonucu Fen başarısı adına öğrenciler “başarılı/başarısız” olarak sınıflandırıldığında bu gruplara düşen öğrenci sayıları Tablo 4’te verilmiştir.

Tablo 4. BRT Analizi Sonucu Belirli Seviyelerde Elde Edilen Karışıklık Matrisi

	Eğitim verisi (%80)			Test verisi (%20)		
	Başarısız	Başarılı	Toplam	Başarısız	Başarılı	Toplam
Başarısız	2644	486	3130	556	240	796
Başarılı	922	4251	5173	379	929	1308
Toplam Öğrenci Sayısı	3566	4737	8303	935	1169	2104

Tablo 4’te görüldüğü üzere, BRT analiz yöntemi veri setinin %80’nini modelleme için eğitim verisi, %20’sini geçerlik için test verisi olarak kullanmıştır. BRT analiz yöntemi eğitim veri seti için başarılı kategorisinde yer alan 5173 öğrenciden 4251 öğrenciyi başarılı kategorisinde sınıflandırmış olup 922 öğrenciyi başarısız kategorisinde sınıflandırmıştır. Yine başarısız kategorisinde yer alan 3130 öğrenciden 2644 öğrenciyi başarısız kategorisinde sınıflandırmış olup 486 öğrenciyi ise başarılı kategorisinde sınıflandırmıştır. BRT analiz yöntemi test veri seti için, başarılı kategorisinde yer alan 1308 öğrenciden 929 öğrenciyi başarılı kategorisinde sınıflandırmış olup 379 öğrenciyi başarısız kategorisinde sınıflandırmıştır. Yine başarısız kategorisinde yer alan 796 öğrenciden 556 öğrenciyi başarısız kategorisinde sınıflandırmış olup 240 öğrenciyi ise başarılı kategorisinde sınıflandırmıştır.

MARS ve BRT analiz yöntemlerinin, eğitim ve test veri setini gerçek sınıf aralığı ile tahmini sınıf aralığı şeklinde birbiriyle karşılaştırması sonucu elde edilen sınıflama performansları Tablo 5’te verilmiştir.

Tablo 5. MARS ve BRT Analiz Sonucu Belirli Seviyelerde Sınıflama Performans Oranları

Kriterler	Eğitim Verisi		Test Verisi	
	MARS	BRT	MARS	BRT
Doğru Sınıflama Oranı	%70,84	%83,04	%68,11	%70,58
Özgüllük Oranı	%68,69	%84,47	%70,23	%69,85
Duyarlılık Oranı	%72,14	%82,18	%66,82	%71,02
Kesinlik Oranı	%79,20	%89,74	%78,67	%79,47
F1 İstatistiği	%75,51	%85,79	%72,26	%75,01
AUC Değeri	%77,81	%91,17	%74,91	%78,20

Her iki analiz yönteminin sınıflama performanslarının karşılaştırılması, kurulan modellerin geçerliğine kanıt sunduğu için test verisi değerleri üzerinden yapılmıştır. Tablo 5’te görüldüğü üzere doğru sınıflama oranı açısından, MARS analiz yöntemi ile elde edilen doğru sınıflama oranı %68,11 iken BRT analiz yöntemi ile elde edilen doğru sınıflama oranı %70,58’tir. 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 analiz yöntemi ile elde edilen özgüllük oranı %70,23 iken BRT analiz yöntemi ile elde edilen özgüllük oranı %69,85’tir. BRT analiz yöntemine göre MARS analiz yönteminin daha yüksek bir özgüllük oranına sahip olduğu görülmektedir. Yani MARS analiz yönteminin, başarısız kategorisinde tahmin ettiği öğrencilerden %70,23’ü gerçekte başarısız kategorisinde bulunmaktadır. Dolayısıyla MARS analiz yönteminin doğru negatifi tahmin etme oranı daha yüksektir.

Duyarlılık oranı açısından, MARS analiz yöntemi ile elde edilen duyarlılık oranı %66,82 iken BRT analiz yöntemi ile elde edilen duyarlılık oranı %71,02’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 %71,02’si gerçekte başarılı kategorisinde bulunmaktadır. Dolayısıyla BRT analiz yönteminin doğru pozitif tahmin etme oranı daha yüksektir.

Kesinlik oranı açısından, MARS analiz yöntemi ile elde edilen kesinlik oranı %78,67 iken BRT analiz yöntemi ile elde edilen kesinlik oranı %79,47'dir. MARS analiz yöntemine göre BRT analiz yönteminin daha yüksek bir kesinlik oranına sahip olduğu görülmektedir. Yani BRT analiz yöntemi ile başarılı kategorisinde bulunan öğrencilerden %79,47'si 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-istatistiği açısından, MARS analiz yöntemi ile elde edilen F1- istatistiği %72,26 iken BRT analiz yöntemi ile elde edilen F1- istatistiği %75,01'dir. BRT analiz yöntemi duyarlılık ile kesinliğin harmonik ortalaması olan F-1 istatistik sonucu açısından 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 bir oran elde etmiştir.

MARS analiz yöntemi ile elde edilen AUC değeri %74,91 iken BRT analiz yöntemi ile elde edilen AUC değeri %78,20'dir. 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 bulgular MARS analiz yönteminin özgüllük oranı kriterinde, BRT analiz yönteminin ise diğer tüm kriterlerde daha yüksek yüzdelik oranlar sunduğunu ve daha başarılı performans sergilediğini göstermiştir.

MARS analiz yöntemine dayalı olarak fen başarısının en önemli yordayıcıları

MARS analiz yöntemi iki aşamada gerçekleştirilmiştir. İlki maksimum temel fonksiyon (Basic Function - BF) sayısının belirlenmesi aşamasıdır. Bu aşama, bağımsız değişken sayısının en az iki katından fazla olacak şekilde (Statsoft, 2018) çeşitli denemelerle girilen temel fonksiyon sayılarının analizde vereceği en düşük Test MSE değerinin belirlenmesi ile gerçekleştirilmiştir. Veri setinin öğrenme verisi ve test verisi diye ayrıldığı durumlarda Test MSE değerinin en düşük olduğu nokta maksimum temel fonksiyon sayısını ifade eder (Salford System, 2018). Elde edilen en düşük Test MSE değeri 49 temel fonksiyon ile maksimuma ulaşmıştır. İkincisi ise en uygun modeli oluşturan temel fonksiyon sayısının belirlenme aşamasıdır. Diğer bir deyişle maksimum temel fonksiyon sayısı ile başlanılan modelde en düşük Test MSE değerinin karşılık geldiği sayının belirlenme aşamasıdır. Yani 49 temel fonksiyon ile başlanılan modelde en uygun modelin oluşumu için en düşük Test MSE değerinin karşılık geldiği 39 temel fonksiyondan yararlanılmıştır. MARS analiz yöntemine ait regresyon denklemi, en uygun modeli oluştururken yararlanılan 39 temel fonksiyonun her birinin model katsayıları ile çarpımı sonucu oluşmuştur. Tablo 6'da görüldüğü üzere her bir temel fonksiyonun kendi katsayısı ile çarpımı modele olan katkısını vermektedir.

Tablo 6. 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 elde edilen F (60,02392) değeri ve p ($p < 0,01$) değeri kurulan modelin anlamlı olduğunu göstermektedir. ABİDE uygulaması ile elde edilen verilerin MARS yöntemi ile analiz edilmesi sonucu, analize alınan yordayıcı değişkenler ve bu değişkenlerin kurulan modelde fen başarısı üzerinde önem düzeyleri Tablo 7’de 100 puan ile başlamak üzere sıralanmıştır.

Tablo 7. MARS Analiz Yöntemi Değişkenlerin Önemlilik Düzey Tablosu

Yordayıcı Değişkenler	Puan
Öz Yeterlik Algısı	100,00
Baba Mesleği	87,50
Aylık Gelir	87,28
Yöneticilerin Öğrenci Odaklı Okul İklim Algısı	82,73
Ebeveyn Yaklaşımı	73,72
Akran Zorbalığı	69,99
Öğretmenin Meslekteki Yılı	56,12
Öğretmenin Öğretimsel Etkinlikleri	51,63
Anne Mesleği	48,50
Derse Verilen Değer	38,62
Hoşlanma	35,09
Okula Aitlik	31,04
Öğretmenin Derse Hazırlığı	22,37
Yöneticilerin Öğretmen Odaklı Okul İklim Algısı	0,00
Genel Öğretimsel Etkinlikler	0,00
Öz Yeterlik	0,00
Oturulan Ev	0,00
Öğretmenin Cinsiyeti	0,00
Eğitim Düzeyi	0,00
Mesleki Gelişim	0,00
Mesleki Doyum	0,00
Mezun Olduğu Okul Türü	0,00
Kapsamlı Öğretimsel Etkinlikler	0,00

Tablo 7’ye 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 sıralamıştır. Fen başarısını en fazla yordayan değişkenin öz yeterlik algısı, en az yordayan değişkenin ise öğretmenin derse hazırlığı değişkeni olduğu gözlenmiştir. 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 ise fen başarısını yordamaya katkı sağlamadığı ya da çok az düzeyde katkı sağladığı bulunmuştur.

BRT analiz yöntemine dayalı olarak fen başarısının en önemli yordayıcıları

BRT analiz yönteminde en uygun modelin kurulması için dikkat edilmesi gereken önemli ilk nokta maksimum ağaç sayısının belirlenmesidir. Bu doğrultuda yeterli ağaç sayısı Tablo 8’de görüldüğü üzere 200, 500, 750, 1000, 2500 ve 5000 ağaç sayıları girilerek hesaplanmaya çalışılmıştır.

Tablo 8. 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 8’de görüldüğü gibi ağaç sayısı 702’ye ulaştıktan sonra yapılan tüm analizlerde sonuç değişmemektedir. Böylelikle gerekli olan ağaç sayısı 702 olarak elde edilmiştir. Analize alınan yordayıcı değişkenler ve bu değişkenlerin kurulan modelde fen başarısı üzerinde önem düzeyleri Tablo 9’da 100 puan ile başlamak üzere sıralanmıştır.

Tablo 9. BRT Analiz Yöntemi Değişkenlerin Önemlilik Düzey Tablosu

Değişkenler	Puan	
Öz Yeterlik Algısı	100,00	
Aylık Gelir	89,31	
Baba Mesleği	88,41	
Öğretmenin Öğretimsel Etkinlikleri	88,21	
Ebeveyn Yaklaşımı	86,09	
Yöneticilerin Öğrenci Odaklı Okul İklim Algısı	85,76	
Akran Zorbalığı	81,68	
Hoşlanma	76,80	
Okula Aitlik	73,61	
Yöneticilerin Öğretmen Odaklı Okul İklim Algısı	71,47	
Öğretmenin Meslekteki Yılı	68,44	
Genel Öğretimsel Etkinlikler	66,14	
Mesleki Gelişim	63,82	
Derse Verilen Değer	58,81	
Anne Mesleği	58,03	
Öğretmenin Derse Hazırlığı	56,93	
Kapsamlı Öğretimsel Etkinlikler	53,22	
Öz Yeterlik	49,87	
Mesleki Doyum	48,34	
Oturulan Ev	30,98	
Mezun Olduğu Okul Türü	23,36	
Öğretmenin Cinsiyeti	21,57	
Eğitim Düzeyi	18,85	

BRT analiz yöntemi ile yapılan analiz sonucu elde edilen en önemli yordayıcılar ve önem düzeyleri Tablo 9'da 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 yöntemindekine benzer şekilde MARS analiz yönteminde de fen başarısını yordamada en fazla katkı sağlayan değişkenin öz yeterlik algısı olduğu gözlenmiştir.

Tartışma, Sonuç ve Öneriler

Bu araştırma kapsamında ABİDE 2016 çalışmasında fen alanında 8. sınıf öğrencilerinin fen başarıları ile -araştırmada temel alınan kuramsal çerçeve doğrultusunda- ilişkili olduğu düşünülen çeşitli okul, öğretmen ve öğrenci niteliklerinin fen başarıları ile ilişkileri MARS ve BRT analiz yöntemleri ile incelenmiş ve bu iki veri madenciliği yöntemi, öğrencileri fen başarıları açısından sınıflama performansları bakımından karşılaştırılmıştır.

Alanyazın incelendiğinde ABİDE uygulaması gibi eğitim verileri kullanılarak yapılan az sayıda çalışmanın (Akıncı, 2020; Çalık, 2020; Doğru, 2019; Elkonca, 2020; Kılıç, 2019; Özgürlük, 2019; Uysal, 2019; Ülkü, 2019) olduğu görülmüştür. Yine eğitim alanında mevcut yöntemlerden MARS analiz yönteminin kullanıldığı az sayıda çalışmaya rastlanmıştır (Gocheva-Ilieva, Kulina ve Ivanov, 2021; Kayri, 2010; Oğuz, 2014; Yu, Digangi, Jannasch-Pennell ve Kaprolet, 2008). Diğer yöntem olan BRT analiz yönteminin kullanıldığı birkaç çalışmaya rastlanmıştır (Mazman, 2013; Stearns vd., 2017; Stone ve Tang, 2013; Sinharay, 2016).

Gocheva-Ilieva ve diğerleri (2021), öğrencilerin matematik başarıları ile ilişkili faktörleri MARS, CART ve CART-EB analiz yöntemleri ile incelemiş ve MARS analiz yönteminin daha iyi performans gösterdiğini belirtmişlerdir. Kayri (2010), öğrencilerin internet bağımlılıklarını CART ve MARS analiz yöntemleri ile incelemiş ve MARS'ın bağımlılık düzeyi tahmininde CART'den farklı bulgular elde ettiğini ve model tahmininde daha verimli olduğunu belirtmiştir. Oğuz (2014), üniversite öğrencilerinin akademik başarıları ile ilişkili faktörleri MARS analiz yöntemi ile incelemiştir. Yu ve diğerleri (2008), MARS analiz yöntemi ile online eğitim alan genç ve yetişkin öğrencilerin online derslere karşı ilgilerini çeşitli değişkenler açısından incelemiş ve gerek iş yükü gerekse evlilik ve çocuk gibi faktörlerden muzdarip olan yetişkinlerin aksine, genç öğrencilerin online eğitime daha fazla rağbet ettiklerini ifade etmişlerdir. Mazman (2013), BÖTE bölümü öğrencilerinin programlama performansı ile ilişkili faktörleri BRT ve RF analiz yöntemleri ile tahminlemeye çalışmış ve anlamlı bulunan değişkenlerin her iki analiz yönteminde de aynı olduğunu fakat kullandıkları algoritmaların farklı olmasından dolayı önem düzeylerinin farklılık taşıdığını belirtmiştir. Bu çalışmada BRT analiz yönteminin sınıflama performansı açısından daha iyi sonuç verdiği ve MARS analiz yönteminin ise tahminleme yeteneği açısından daha başarılı olduğu görülmüştür. Her iki analiz yöntemi elde edilen sonuçlar açısından iki boyutta ele alınarak tartışılmıştır.

Birinci boyutta her iki analiz yöntemi sınıflama performansları açısından tek tek karşılaştırılmıştır. Araştırma sonuçları, özgüllük oranı açısından MARS analiz yönteminin BRT analiz yöntemine göre; doğru sınıflama oranı, duyarlılık oranı, kesinlik oranı, F1 istatistik değeri ve AUC değeri açısından ise BRT analiz yönteminin MARS analiz yöntemine göre daha başarılı sınıflama performansına sahip olduğunu göstermiştir. Standart regresyon analizlerindeki gibi sadece bir tek model üretmek yerine BRT analiz yöntemi birden çok modelin birleştirilmesi ile yordayıcı (predictive) performansı artmıştır (Hill ve 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 analiz yöntemine karşı daha başarılı olmuştur. Yine Elish ve Elish (2009) ile Mukkamala, Xu ve Sung (2006), BRT analiz yöntemini MARS ve diğer veri madenciliği yöntemleri ile karşılaştırmış ve sınıflama performansı açısından BRT analiz yöntemini daha başarılı olduğunu belirtmişlerdir.

Mevcut veri madenciliği yöntemlerinin her ikisi de arka planda kullandıkları algoritmaların farklılığından dolayı farklı seviyede performanslar göstermiştir. BRT analiz yöntemi artırma (boosting) tekniğini ağaç tabanlı sınıflama ve regresyon ağacı (C&RT) yöntemi üzerine kullanırken, MARS analiz yöntemi kısmi doğrusallar oluşturmak için düzgünleştirme uzanımları (smoothing) tekniğini kullanmaktadır. BRT yönteminin çok sayıda birbirine eklenmiş regresyon ağacının birleşimi ile hatalardan öğrenme yoluna gitmesi, sınıflamada yapılan hataları minimum seviyeye indirgeyerek ona daha güçlü bir sınıflama performansı sağlamıştır. Bu da bu çalışmada BRT analiz yönteminin daha yüksek bir sınıflama geçerliliğine sahip olduğunu göstermiştir.

İkinci boyutta, fen başarısı ile ilişkili faktörler, eğitimsel etkililiğin dinamiksel modeli kapsamında öğrenci, öğretmen-sınıf 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; 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 önemli yordayıcılar olarak elde edilmiştir.

Fen bilimleri dersine yönelik öz yeterlik algısı her iki analiz yönteminde de yordayıcı önem düzeyine göre en yüksek puana sahip değişken olarak bulunmuştur. Juan, Hannan ve Namome (2018)'in TIMSS-2015 verileriyle yaptıkları çalışmada, öğrencilerin fen başarıları ile öz yeterlik algıları arasında anlamlı bir ilişkinin olduğunu belirtmişlerdir. Bandura (1995)'ya göre öğrencilerin başarılı olmada, olumsuzluklar karşısında kendilerine olan inançları, sabırlı davranmaları ve yılmamaları öz yeterlik algıları adına önemlidir. Pajares (1996), yaptığı çalışmada, öz yeterlik algısı yüksek olan bireylerin başarılı olmak için çok çaba sarf ettiklerini, olumsuzluklar karşısında geri adım atmadıklarını ve sabırlı davrandıklarını ifade etmiştir. Yine birçok çalışmada (Acar ve Öğretmen, 2012; Doğan ve Barış, 2010; Juan vd., 2018; Sarı, Arıkan ve Yıldızlı, 2017; Yazıcı, Seyis ve Altun, 2011) mevcut çalışmayla benzer sonuçlara rastlanmıştır. Bu bilgiler ışığında, ABİDE 2016 uygulamasında öğrencilerin fen bilgisi dersine yönelik öz yeterlik algılarının fen başarılarını yordamada en fazla katkı sağlayan değişken olduğunun gözlenmesi, aslında öğrencilerin fen alanındaki başarı düzeylerine ilişkin gerçekçi bir algılayışa sahip olduklarına da işaret etmektedir.

Araştırmada öğrenci düzeyinde öz yeterlik algısından sonra fen başarısını yordamaya en fazla katkı sağlayan niteliklerin sırasıyla aylık gelir, baba mesleği, ebeveyn yaklaşımı, akran zorbalığı, fen dersine verilen değer, fen dersinden hoşlanma ve okula aitlik olduğu gözlenmiştir. Alan yazın taramasında (Ainley ve Ainley, 2011; Andreou, 2000; Austin ve Joseph, 1996; Ferguson, 2006; Jeynes, 2005; Juan vd., 2018; Okutan, 2017; Önen, 2018; Pajares, 1996; Young, 1998) benzer sonuçların rapor edildiği görülmüştür. Bu doğrultuda aylık gelir ile baba mesleği gibi ekonomik durumu, ebeveyn yaklaşımı ile akran zorbalığı gibi sosyal durumu ve fen dersine verilen değer, fen dersinden hoşlanma ve okula aitlik gibi duyuşsal özelliklerin öğrencilerin fen başarısını yordamaya önemli düzeyde katkı sağladığı anlaşılmaktadır. Bu bulgularla tutarlı bir şekilde Okatan ve Tomul (2020), PISA verileri üzerinde ekonomik, sosyal ve duyuşsal boyutta çeşitli değişkenlerin öğrencilerin matematik başarısına etkisini incelemiştir. Ekonomik olarak; ESCS (ekonomik, sosyal ve kültürel statü) indeksi, sosyal olarak anne eğitim düzeyi ve duyuşsal olarak matematik öz yeterlik değişkeninin diğer değişkenlerden daha etkili olduğu sonucuna ulaşmıştır.

Bu çalışmada yapılan analizler de fen başarısını yordamaya ekonomik durum açısından mevcut çalışmada aylık gelir ve baba mesleği değişkenlerinin önemli düzeyde katkı sağladığını ortaya çıkarmıştır. Abacı (2015) ve Okutan (2017) araştırmalarında aylık gelir değişkeni ile TEOG uygulamasına katılan 8. sınıf öğrencilerinin fen başarısı arasında pozitif yönde anlamlı bir ilişkinin olduğunu belirtmişlerdir. Karar (2011) ile Yolagiden ve Bektaş (2018) çalışmalarında 8. sınıf öğrencilerinin akademik başarıları ile baba mesleği arasında anlamlı bir ilişki olduğunu belirtmiştir. İpek (2011) SBS verileri üzerinde yaptığı çalışmada öğrencilere ait SBS puanlarının babalarının mesleğine bağlı olarak farklılaştığını belirtmiştir. Son olarak Young (1998) çalışmasında baba mesleğinin öğrenci başarısını açıklamaya önemli düzeyde katkı sağladığını bildirmiştir. Ekonomik durum açısından iyi bir mesleğe sahip ve kazancı yüksek anne-babalar, imkânları dâhilinde çocukları için daha iyi fırsatlar sunabilmekte, böylelikle öğrenci başına düşen harcama miktarı artabilmektedir. Bunun da dolaylı olarak eğitimde başarıyı artıracakı düşünülmektedir.

Bu çalışmada sosyal durum açısından ebeveyn yaklaşımı ve akran zorbalığı değişkenlerinin Fen başarısındaki bireyler arası farklılıkları açıklamaya manidar düzeyde katkı sağladıkları gözlenmiştir. Jeynes (2005), çalışmasında ilköğretim okulu öğrencilerinin akademik başarıları üzerinde ebeveyn yaklaşımının önemli düzeyde katkı sağladığını belirtmiştir. Benzer şekilde Ferguson (2006) ile Ma, Shek, Cheung ve Lam (2000) çalışmalarında akranları ve ebeveynleriyle iyi ilişkilere sahip olan öğrencilerin yüksek düzeyde akademik başarıya sahip olduğunu belirtmişlerdir. Aynı şekilde yapılan

birçok araştırmada akranları ile kötü ilişkileri olan ve akran zorbalığına maruz kalan öğrencilerin maruz kalmayan öğrencilere göre akademik başarılarının düşük olduğunu bildirmiştir (Kartal ve Bilgin, 2009; Kochenderfer ve Ladd, 1996; Juvonen, Nishina ve Graham, 2000; Winnaar, Arends ve Beku, 2018). Benzer şekilde akran zorbalığı gösteren öğrencilerinde, göstermeyen öğrencilere göre akademik başarıları düşük çıkmıştır (Andreou, 2000; Austin ve Joseph, 1996). Önen (2018) ise TIMSS 2015 uygulaması üzerinde yaptığı çalışmada, başarı düzeyi düşük öğrencilerin yüksek olan öğrencilere göre akran zorbalığına daha fazla maruz kaldığını belirtmiştir. Çocuğunu anlayabilen, onunla iletişim kurabilen, ona güvenen ve en önemlisi de her fırsatta bunu ifade edebilen, yine velisi olduğu çocuğuyla ilgili gerekli sorumluluğun farkında olan ailelerin çocukları daha başarılıdır denebilir. Yine sosyal durum açısından, öğrencinin akran zorbalığına maruz kalması, okula karşı olumsuz tutum geliştirmesi, okula gitmemesi, tedirginlik ve yalnızlık yaşaması, hastalanması ve motivasyonunu kaybetmesi gibi pek çok olumsuz durumla karşı karşıya kalmasına neden olur. Sonuç olarak da doğrudan ya da dolaylı olarak öğrencinin akademik başarıları etkilenebilir.

Duyuşsal özellikler açısından bakıldığında ise mevcut çalışmada, fen dersine verilen değer, fen dersinden hoşlanma ve okula aitlik değişkenlerinin fen başarılarını yordamada önem düzeylerinin manidar düzeyde katkı sağladıkları gözlenmiştir. Çalışkan (2008), PISA 2006 uygulamasına ait Türkiye örneklemini üzerinde yaptığı çalışmada öğrencilerin fen dersine verdikleri değer fen başarıları ile ilişkili olduğunu belirtmiştir. Yine Ceylan ve Berberoğlu (2007), çalışmalarında fen dersine verilen değerle öğrencilerin fen başarıları arasında pozitif yönde bir ilişkinin olduğunu belirtmişlerdir. Anıl (2009), PISA 2006 uygulaması üzerinde yaptığı çalışmada fen dersinden hoşlanan öğrencilerin 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 belirtmiştir. Okula aitlik değişkeni açısından Abdollahi ve Noltemeyer (2018), okula aitlik ile akademik başarı arasında pozitif yönde bir ilişki olduğunu belirtmiştir. Goodenow (1993) ile Winnaar ve diğerleri (2018) ise okula aidiyetin akademik başarının geliştirilmesinde önemli olduğunu belirtmiştir. Duyuşsal açıdan, birçok davranışın sergilenmesi ile fen dersine atfedilen değer varlığı, gözlenebilmektedir. Bu yöndeki davranışların desteklenmesi, fen dersine verilen değeri artırabilir, dolayısıyla başarının da artmasına olumlu katkı sağlayabilir. Yine fen dersine yönelik ilgi ve hoşlanma, fen başarıları düşük olan öğrencilerin başarıyı tatması için bir fırsat oluşturabilir. Dolayısıyla okullardaki öğretmenler, rehberlik uzmanları ve yöneticiler, okulun sosyal ortamının öğrencilerin okula ait olma duygularını artıracak ve okula karşı duygusal bağlarını güçlendirecek yönde olmasına yine öğrencilerin daha fazla değer ve kabul gördüğü ortamlar olarak tasarlanmasına özen göstermelidirler. Dahası öğrencilerin kendilerini güvende hissetmelerine, kabul görmelerine ve kendilerine ve çevrelerine saygı duymalarına yardımcı olmak için doğrudan ya da dolaylı olarak gerekli tedbirleri almalıdırlar.

Sınıf düzeyinde ele alınan nitelikler açısından bakıldığında öğretmenin öğretimsel etkinlikleri, öğretmenin meslekteki yılı, öğretmenin derse hazırlığının öğrencilerin fen başarılarını yordamaya önemli düzeyde katkı sağlayan özellikler olduğu anlaşılmaktadır. Bloom (2012)'e göre öğrenme-öğretme ortamında öğretmenin öğretimsel etkinlikleri; dersin amaç ve içeriği konusunda öğrenciyi bilgilendirmeli, dönüt ve düzeltme konusunda gerekli geri dönüşümü sağlamalı ve yerinde pekiştirici kullanarak derse katılımlarını artırmalıdır. Bu tür öğretmen davranışları beraberinde öğrenci başarılarını da etkilemektedir. Ceylan ve Berberoğlu (2007) TIMSS-1999 uygulamasındaki Türk öğrencilerden elde edilen veriler üzerinde yaptıkları çalışmada fen başarıları ile öğretmenin öğretimsel etkinlikleri arasında pozitif yönde anlamlı bir ilişki bulmuştur. Yine Akyüz'ün (2006), TIMSS verilerini kullanarak Türkiye ve Avrupa birliği ülkelerinde öğretmen ve sınıf niteliklerinin öğrenci başarıları ile ilişkilerini incelediği çalışmada öğretmenlerin öğretimsel etkinliklerinin (problem çözme becerilerini geliştirme, teknolojik araçları kullanma, küçük grup çalışmaları yapma gibi) birçok ülkede başarıya önemli düzeyde katkı sağladığını belirtmiştir. Nitekim öğretmenin öğretimsel etkinlikleri ile öğretmenin meslekte geçirdiği yılı ifade eden değişkenler öğretmenlik deneyimi ile bağlantılı değişkenlerdir. Araştırmada ele alınan değişkenler arası ilişkilerin incelenmesi sonucunda mesleğin ilk yıllarında olan öğretmenlere oranla deneyimli öğretmenlerin öğrencilerinin daha başarılı olduğu anlaşılmaktadır. TIMSS 2011 uluslararası bilimsel raporunu hazırlayan Martin, Mullis, Foy ve Stanco (2012), dördüncü ve sekizinci sınıflarda,

daha deneyimli ve kendine güvenen öğretmenleri olan öğrencilerin, daha yüksek fen başarısına sahip olduklarını ifade etmişlerdir. Tüm bu çıkarımlar sonucu, mesleğin ilk başlarında hem mesleğe alışma sürecinden hem de çeşitli sorunlar ile karşılaşmalarından ötürü deneyimsiz öğretmenleri olan öğrencilerin fen başarılarının düşük olduğu, geçen zaman ve kazanılan tecrübeden dolayı deneyimli öğretmenleri olan öğrencilerin fen başarılarının yüksek olduğu ifade edilebilir. Yine sınıf düzeyi açısından ders öncesi öğretmenin duyuşsal, düşünsel ve teknik açıdan hazır olması, öğrenci başarısının artmasına ve dersin amaçlanan hedefine ulaşmasına katkı sağlayacaktır. Öğretmenlerin; ders öncesi derse hazırlık için yeterli zaman ayırması, öğrenme-öğretme sürecini iyi planlaması, 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 gerekir. Öğretmenler; ders öncesi düşünsel, duyuşsal ve teknik olarak yeterince hazırlanmadıkları bir konunun öğrencileri tarafından anlaşılmasının pekte mümkün olamayacağını farkında olmalıdır.

Fen başarısının okul düzeyinde önemli yordayıcılarına bakıldığında ise hem MARS hem de BRT analiz yöntemine dayalı olarak, yöneticilerin öğrenci odaklı okul iklim algısının yordayıcı önem değeri yüksek olan değişken olduğu görülmektedir. TIMSS 2003 uygulaması üzerinde Chen, Lin, Wang, Lin ve Kao (2012) yaptıkları araştırmada 4 ve 8. sınıf öğrencilerinin okul iklim algıları ile fen başarıları arasında anlamlı bir ilişki olduğunu bulmuşlardır. Yine Bahçetepe (2013), ortaokul 8. sınıf öğrencileri üzerinde yaptığı çalışmada, öğrencilerin okul iklimine yönelik olumlu algılarının artması ile başarılarının da arttığı sonucuna ulaşmıştır. Öğrencilerin okula ilişkin olumlu algılarını geliştirmeyi amaçlayan programlar ve alınacak güvenlik tedbirleri ile kendine güven, heyecan, mentorluk (mentoring), aidiyet ve başarıyı teşvik eden bir okul ortamı oluşturmaya odaklanılmalıdır (Plucker, 2010). Nitekim okullarda güvenli okul iklim algısı oluşturmak için, detektörlü görevliler çalıştırmak ve güvenlik kameraları kurmaktan çok, öğrencilerle birlikte hareket etmek, onlarla karşılıklı güven inşa etmek gibi basit ama olumlu eylemler daha kalıcı sonuçlar üretmektedir (Bracey, 2011). Dolayısıyla güvenli ortamlar oluşturan, başarıyı destekleyen ve iletişime açık yöneticilerin, öğrencilerin özeld fen başarısını genelde akademik başarısına önemli düzeyde katkı sağladığı sonucuna ulaşılabilir.

Bu araştırmanın sonuçları; Türkiye’de eğitim alanında uygulanan ulusal ve uluslararası geniş ölçekli testlerden elde edilen veriler üzerinde veri madenciliği yöntemlerinden MARS ve BRT analiz yöntemlerinin uygulanabilirliğini tartışmaktadır. Ekonomi, sağlık, mühendislik ve bankacılık gibi birçok alanda yaygın bir şekilde kullanılan veri madenciliği yöntemleri; eğitim alanında özellikle de bu alanda uygulanan geniş ölçekli testlerde öğrenci, öğretmen ve okula yönelik elde edilen bilgilerin incelenmesinde önemlidir. Ham verilerden bir örüntü çıkarmak ve tahminde bulunmak için kullanılan veri madenciliği yöntemlerinin, yüzlerce öğrenciden toplanan binlerce hatta on binlerce verinin sağlıklı bir şekilde ele alınarak işlenebilmesi ve anlamlı hale dönüştürülmesi için eğitim alanında önemli olduğu düşünülmektedir. Magdin ve Turcani (2015), veri madenciliğinin eğitim alanında öğrenme ve akademik başarı ile ilişkili faktörleri ortaya çıkarmak, öğrenme sürecine yönelik daha derin bir anlayış geliştirmek ve öğretmenlerin daha objektif geribildirim almalarını sağlamak için kullanılabileceğini ifade etmiştir. 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 yöntemlerinin kullanılmasının yararlı olacağı düşünülmektedir. Her ne kadar MARS ve BRT veri madenciliği yöntemleri diğer veri madenciliği yöntemleri gibi yaygın ve kolay ulaşılabilir olmasa da bu yöntemlere ilişkin analizler, ücretli paket programlardan ya da eğitim amaçlı uygulamalarından, yine ücretsiz R tabanlı açık erişim imkânı sağlayan çeşitli paket programlardan yararlanılarak gerçekleştirilebilir.

Bu araştırma; ABİDE 2016 çalışmasına katılan öğrencilere uygulanan Fen Başarı Testine ait test maddeleri ile öğrenci, öğretmen ve okul yöneticilerine ait anketlerden elde edilen veriler ile, 8. sınıf düzeyindeki öğrenciler ile ve fen bilgisi branş öğretmenleri ile sınırlıdır. Yine veri madenciliği yöntemlerinden MARS ve BRT analiz yöntemleri ile sınırlıdır.

Bu arařtırmada her iki analiz ynteminde de en nemli deđiŐken olarak z yeterlik algısı elde edilmiŐtir. Őđrencinin kendini baŐarılı olarak algılaması, gerek anlamda da baŐarmasına, baŐarisız olarak algılaması ise baŐarisızlıđına etki etmektedir. Bir nevi đrenilmiŐ aresizlik yaŐamaktadır. Bu kapsamda MEB bnyesinde đrencilerin z yeterlik algılarını artırmaya ynelik projeler geliŐtirilmeli ve bu konuya katkı sunacak her trl giriŐim desteklenmelidir. Yine baba mesleđi, aylık gelir gibi aile ekonomisini ilgilendiren deđiŐkenlerin fen baŐarisını yordamada nem dzeylerine anlamlı dzeyde katkı sađladıkları gzlenmiŐtir. Ekonomik anlamda đrenci baŐına dŐen harcama miktarının artması baŐarılı bir etkilendirici bir unsurdur. Eđitim politikalarının bu verileri gz nne alarak dzenlenmesi ve fırsat eŐitliđinin sađlanması adına yapılacak alıŐmalar đrenci baŐarisına olumlu katkılar sađlayacaktır.

Bu araŐtırmadan elde edilen bulguların đrenci, đretmen ve okul niteliklerinin đrencilerin fen baŐarısı ile ne dzeyde iliŐkili olduklarını ortaya koymasından eđitimciler ve politikacılar iin nemli (đrenci đretmen ve okul boyutunda) bilgiler sađladığı dŐnlmektedir. Tm bulgular gz nne alındığında MARS ve BRT analiz yntemlerinin fen baŐarisının yordayıcılarını gçl bir Őekilde ortaya ıkarması ve đrencileri baŐarı aısından sınıflamadaki etkililiđi aısından iyi bir performans sergiledikleri sonucuna ulaŐılabilir. Bu araŐtırma sonuları, byk veri setlerine (huge data set) dayalı olarak deđiŐkenler arası iliŐkileri ortaya ıkarmak ve buna dayalı olarak sınıflama yapmak isteyen araŐtırmacılar iin, veri madenciliđi yntemlerinden olan MARS ve BRT analiz yntemlerinin kullanılabileceđi konusunda yol gstericidir.

Kaynakça

- Abacı, Ç. Ç. (2015). *Merkezi sistem ortak sınavlarının farklı değişkenler açısından irdelenmesi* (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Gazi Üniversitesi, Ankara.
- Abdollahi, A. ve Noltemeyer, A. (2018). Academic hardiness: Mediator between sense of belonging to school and academic achievement?. *The Journal of Educational Research*, 111(3), 345-351. doi:10.1080/00220671.2016.1261075
- ABİDE 8. Sınıflar Raporu. (2017). *Akademik becerilerin izlenmesi ve değerlendirilmesi 8. sınıflar raporu*. Ankara: Milli Eğitim Bakanlığı Ölçme Değerlendirme ve Sınav Hizmetleri Genel Müdürlüğü. https://odsgm.meb.gov.tr/meb_iys_dosyalar/2017_11/30114819_iY-web-v6.pdf adresinden erişildi.
- Acar, T. ve 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> adresinden erişildi.
- Ainley, M. ve 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(1), 4-12. doi:10.1016/j.cedpsych.2010.08.001
- Akçapınar, G. (2014). *Çevrimiçi öğrenme ortamındaki etkileşim verilerine göre öğrencilerin akademik performanslarının veri madenciliği yaklaşımı ile modellenmesi* (Yayımlanmamış doktora tezi). Hacettepe Üniversitesi, Ankara.
- Akıncı, B. (2020). *Fen bilimleri dersi öğretim programı ve ölçme değerlendirme araçlarının akademik becerilerin izlenmesi ve değerlendirilmesine (ABİDE) göre incelenmesi* (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Ankara Üniversitesi, Ankara.
- Aksu, G. (2018). *PISA başarısını tahmin etmede kullanılan veri madenciliği yöntemlerinin incelenmesi* (Yayımlanmamış doktora tezi). Hacettepe Üniversitesi, Ankara.
- Akyüz, G. (2006). Türkiye ve Avrupa Birliği ülkelerinde öğretmen ve sınıf niteliklerinin matematik başarısına etkisinin incelenmesi. *İlköğretim Online*, 5(2), 75-86.
- Al-Saleem, M., Al-Kathiry, N., Al-Osimi, S. ve Badr, G. (2015). Mining educational data to predict students' academic performance. *International workshop on machine learning and data mining in pattern recognition* içinde (s. 403-414). Cham: Springer.
- Amrieh, E. A., Hamtini, T. ve Aljarah, I. (2016). Mining educational data to predict student's academic performance using ensemble methods. *International Journal of Database Theory and Application*, 9(8), 119-136.
- 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. doi:10.1002/(SICI)1098-2337(2000)26:1<49::AID-AB4>3.0.CO;2-M
- Anıl, D. (2009). Uluslararası öğrenci başarılarını değerlendirme programı (PISA)'nda Türkiye'deki öğrencilerin fen bilimleri başarılarını etkileyen faktörler. *Eğitim ve Bilim*, 34(152), 87-100. <http://egitimvebilim.ted.org.tr/index.php/EB/article/view/594/74> adresinden erişildi.
- Austin, S. ve Joseph, S. (1996). Assessment of bully/victim problems in 8 to 11 year-olds. *British Journal of Educational Psychology*, 66(4), 447-456. doi:10.1111/j.2044-8279.1996.tb01211.x
- 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> adresinden erişildi.
- Bahçetepe, Ü. (2013). *İlköğretim sekizinci sınıf öğrencilerinin akademik başarıları ile algıladıkları okul iklimi arasındaki ilişki* (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). İstanbul Üniversitesi, İstanbul.
- Bandura, A. (Ed.). (1995). *Self-efficacy in changing societies*. Cambridge: Cambridge University Press.

- Baradwaj, B. K. ve Pal, S. (2011). Mining educational data to analyze students' performance. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 2(16), 63-69.
- Bilen, Ö., Hotaman, D., Aşkın, Ö. E. ve Büyüklü, A. H. (2014). LYS başarılarına göre okul performanslarının eğitsel veri madenciliği teknikleriyle incelenmesi: 2011 İstanbul örneği. *Eğitim ve Bilim*, 39(172), 78-94. <http://egitimvebilim.ted.org.tr/index.php/EB/article/view/2733/627> adresinden erişildi.
- Bloom, B. S. (2012). *İnsan nitelikleri ve okulda öğrenme* (2. bs., D. A. Özçelik, Çev.). Ankara: Pegem Akademi.
- Blömeke, S., Olsen, R. V. ve Suhl, U. (2016). Relation of student achievement to the quality of their teachers and instructional quality. T. Nilsen ve J. E. Gustafsson (Ed.), *Teacher quality, instructional quality and student outcomes* içinde (2. cilt, s. 21-50). Cham: Springer. doi:10.1007/978-3-319-41252-8_2
- Bracey, N. (2011). Student perceptions of high-security environments. *Youth & Society*, 43(1), 365-395. doi:10.1177/0044118X10365082
- Büyüköztürk, Ş. (2011). *Sosyal bilimler için veri analizi el kitabı* (14. bs.). Ankara: Pegem Akademi.
- Ceylan, E. ve Berberoğlu, G. (2007). 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> adresinden erişildi.
- Chen, S. F., Lin, C. Y., Wang, J. R., Lin, S. W. ve 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. doi:10.1080/09500693.2012.701352
- Colin, B., Clifford, S., Wu, P. P., Rathmanner, S. ve 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
- Creemers, B. ve Kyriakides, L. (2007). *The dynamics of educational effectiveness: A contribution to policy, practice and theory in contemporary schools*. Londra: Routledge.
- Çalık, G. (2020). *Investigation of 8th grade students' science achievement in Turkey: Results from monitoring and evaluating academic skills study (ABIDE) 2016* (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Orta Doğu Teknik Üniversitesi, Ankara.
- Çalışkan, M. (2008). *The impact of school and student related factors on scientific literacy skills in the programme for international student assessment PISA 2006* (Yayımlanmamış doktora tezi). Orta Doğu Teknik Üniversitesi, Ankara.
- Deconinck, E., Xu, Q. S., Put, R., Coomans, D., Massart, D. L. ve Vander Heyden, Y. (2005). Prediction of gastro-intestinal absorption using multivariate adaptive regression splines. *Journal of Pharmaceutical and Biomedical Analysis*, 39(5), 1021-1030. doi:10.1016/j.jpba.2005.05.034
- Deichmann, J., Eshghi, A., Haughton, D., Sayek, S. ve Teebagy, N. (2002). Application of multiple adaptive regression splines (MARS) in direct response modeling. *Journal of Interactive Marketing*, 16(4), 15-27. doi:10.1002/dir.10040
- Doğan, N. ve 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> adresinden erişildi.
- Doğru, Ş. C. (2019). *Karma testlerin psikometrik özelliklerini belirlemede klasik test kuramı ve Rasch modelinin karşılaştırılması* (Yayımlanmamış doktora tezi). Hacettepe Üniversitesi, Ankara.
- Dobert, H. ve Sroka, W. (Ed.). (2004). *Features of successful school systems: A comparison of schooling in six countries* (4. cilt). Almanya: Waxmann Verlag.

- EACEA. (2009). *Avrupa'da öğrencilerin ulusal ölçümü: Hedefler organizasyon ve sonuçların kullanılması*. http://sgb.meb.gov.tr/eurydice/kitaplar/Avrupada_ogrencilerin_Ulusal_olcumu/Avrupada_ogrencilerin_Ulusal_olcumu.pdf adresinden erişildi.
- Elish, M. O. ve Elish, K. O. (2009, Mart). Application of treenet in predicting object-oriented software maintainability: A comparative study. *2009 13th European Conference on Software Maintenance and Reengineering* içinde (s. 69-78). New Jersey, ABD: IEEE. doi:10.1109/CSMR.2009.57
- Elith, J., Leathwick, J. R. ve Hastie, T. (2008). A working guide to boosted regression trees. *Journal of Animal Ecology*, 77(4), 802-813. doi:10.1111/j.1365-2656.2008.01390.x
- Elkonca, F. (2020). *ABİDE özyeterlik ölçeği DMF kaynaklarının gizil sınıf yaklaşımıyla incelenmesi* (Yayımlanmamış doktora tezi). Gazi Üniversitesi, Ankara.
- Erkuş, A. (2003). *Psikometri üzerine yazılar*. Ankara: Türk Psikologlar Derneği Yayınları.
- Ferguson, K. M. (2006). Social capital predictors of children's school status in Mexico. *International Journal of Social Welfare*, 15(4), 321-331. doi:10.1111/j.1468-2397.2006.00422.x
- Ferreruella, I. C. (2008). Explaining patterns of broadband development in OECD countries. *Handbook of research on global diffusion of broadband data transmission* içinde (s. 756-775). Pensilvanya, ABD: IGI Global.
- Friedman, J. H. (1991). Invited paper multivariate adaptive regression splines. *The Annals of Statistics*, 19(1), 1-67.
- Friedman, J. H. (2001). Greedy function approximation: A gradient boosting machine. *The Annals of Statistics*, 29(5), 1189-1232. <https://www.jstor.org/stable/2699986> adresinden erişildi.
- Friedman, J. H. (2002). Stochastic gradient boosting. *Computational Statistics & Data Analysis*, 38(4), 367-378. doi:10.1016/S0167-9473(01)00065-2
- Friedman, J. H. ve Meulman, J. J. (2003). Multiple additive regression trees with application in epidemiology. *Statistics in Medicine*, 22(9), 1365-1381. doi:10.1002/sim.1501
- Han, J., Pei, J. ve Kamber, M. (2011). *Data mining: Concepts and techniques*. Hollanda: Elsevier.
- Hastie, T., Tibshirani, R. ve Friedman, J. (2009). *The elements of statistical learning: Data mining, inference, and prediction*. Berlin, Almanya: Springer Science & Business Media.
- Hill, T. ve Lewicki, P. (2006). *Statistics: Methods and applications: A comprehensive reference for science, industry, and data mining*. Tulsa OK, Oklahoma: StatSoft, Inc.
- Gocheva-Ilieva, S., Kulina, H. ve Ivanov, A. (2021). Assessment of students' achievements and competencies in mathematics using CART and CART ensembles and bagging with combined model improvement by MARS. *Mathematics*, 9(1), 62. doi:10.3390/math9010062
- Goodenow, C. (1993). Classroom belonging among early adolescent students: Relationships to motivation and achievement. *The Journal of Early Adolescence*, 13(1), 21-43. doi:10.1177/0272431693013001002
- Gustafsson, J. E. ve Nilsen, T. (2016). The impact of school climate and teacher quality on mathematics achievement: A difference-in-differences approach. T. Nilsen ve J. E. Gustafsson (Ed.), *Teacher quality, instructional quality and student outcomes* içinde (s. 81-95). Cham: Springer.
- İpek, C. (2011). Velilerin okul tutumu ve eğitime katılım düzeyleri ile aileye bağlı bazı faktörlerin ilköğretim öğrencilerinin Seviye Belirleme Sınavları (SBS) üzerindeki etkisi. *Pegem Eğitim ve Öğretim Dergisi*, 1(2), 69-79.
- 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. doi:10.1177/0042085905274540
- Juan, A., Hannan, S. ve 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. doi:10.17159/sajs.2018/20170269

- Juvonen, J., Nishina, A. ve Graham, S. (2000). Peer harassment, psychological adjustment, and school functioning in early adolescence. *Journal of Educational Psychology*, 92(2), 349-359. doi:10.1037/0022-0663.92.2.349
- Kalaycı, Ş. (2010). *SPSS uygulamalı çok değişkenli istatistik teknikleri* (5. bs.). Ankara: Asil Yayın Dağıtım.
- Karar, E. E. (2011). *İlköğretim 8. sınıf öğrencilerinin bilimsel süreç becerilerinin bazı değişkenler açısından incelenmesi* (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Adnan Menderes Üniversitesi, Aydın.
- Karasar, N. (2009). *Bilimsel araştırma yöntemi* (23. bs.). Ankara: Nobel Yayınları.
- Kartal, H. ve Bilgin, A. (2009). Bullying and School climate from the aspects of the students and teachers. *Eurasian Journal of Educational Research (EJER)*, 36(36), 209-226.
- 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* içinde (s. 123-132). İzmir.
- Kayri, M. (2010). The analysis of internet addiction scale using multivariate adaptive regression splines. *Iranian Journal of Public Health*, 39(4), 51-63. <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC3481689/> adresinden erişildi.
- Kılıç, A. F. (2019). *Karma testlerde doğrulayıcı faktör analizi kestirim yöntemlerinin karşılaştırılması* (Yayımlanmamış doktora tezi). Hacettepe Üniversitesi, Ankara.
- Kochenderfer, B. J. ve Ladd, G. W. (1996). Peer victimization: Cause or consequence of school maladjustment?. *Child Development*, 67(4), 1305-1317. doi:10.1111/j.1467-8624.1996.tb01797.x
- Ma, H. K., Shek, D. T., Cheung, P. C. ve 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. doi:10.1080/00221320009596695
- Magdin, M. ve 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> adresinden erişildi.
- Martin, M. O., Mullis, I. V., Foy, P. ve Stanco, G. M. (2012). *TIMSS 2011 international results in science*. Chestnut Hill: TIMSS & PIRLS International Study Center.
- Mazman, S. G. (2013). *Programlama performansını etkileyen faktörlerin bilişsel tabanlı bireysel farklılıklar temelinde modellenmesi* (Yayımlanmamış doktora tezi). Hacettepe Üniversitesi, Ankara.
- Mukkamala, S., Xu, D. ve Sung, A. H. (2006). Intrusion detection based on behavior mining and machine learning techniques. *International Conference on Industrial, Engineering and Other Applications of Applied Intelligent Systems* içinde (s. 619-628). Berlin, Heidelberg: Springer.
- Nilsen, T. ve Gustafsson, J. E. (2016). *Teacher quality, instructional quality and student outcomes: Relationships across countries, cohorts and time*. Cham: Springer.
- Nilsen, T., Gustafsson, J. E. ve Blömeke, S. (2016). Conceptual framework and methodology of this report. T. Nilsen ve J. E. Gustafsson (Ed.), *Teacher quality, instructional quality and student outcomes* içinde (s. 1-19). Cham: Springer.
- Nortvedt, G. A., Gustafsson, J. E., & Lehre, A. C. W. (2016). The importance of instructional quality for the relation between achievement in reading and mathematics. T. Nilsen ve J. E. Gustafsson (Ed.), *Teacher quality, instructional quality and student outcomes* içinde (s. 97-113). Cham: Springer.
- Oğuz, A. (2014). *Çok değişkenli uyarlanabilir regresyon zincirlerinin irdelenmesi ve bir uygulama* (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Erzincan Üniversitesi, Erzincan.
- Okatan, Ö. ve Tomul E. (2020). Uluslararası öğrenci başarılarını değerlendirme programı'na (PISA) göre Türkiye'deki öğrencilerin matematik başarıları ile ilişkili değişkenlerin incelenmesi. *Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi*, 57, 98-125. doi:10.21764/mauefd.663150
- Okutan, S. (2017). *Ortaokul öğrencilerinin fen bilimleri başarılarının farklı değişkenler açısından incelenmesi* (Yayımlanmamış doktora tezi). Ordu Üniversitesi, Ordu.

- Olson, D. L. ve Delen, D. (2008). *Advanced data mining techniques*. Berlin, Almanya: Springer Science & Business Media.
- 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. doi:10.21031/epod.364319
- Özçınar, H. (2006). *KPSS sonuçlarının veri madenciliği yöntemleriyle tahmin edilmesi* (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Pamukkale Üniversitesi, Denizli.
- Özdamar, K. (2013). *Paket programlar ile istatistiksel veri analizi: MINITAB 16-IBM SPSS 21*. Eskişehir: Nisan Kitabevi.
- Özbalcı, Y. (2008). *Çok değişkenli uyarlanabilir regresyon kesitleri: MARS* (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Gazi Üniversitesi, Ankara.
- Özgürlük, B. (2019). *Örnekleme büyüklüğünün ve madde formatının sekizinci sınıf ABİDE testlerinin eşitlenmesine etkisi* (Yayımlanmamış doktora tezi). Hacettepe Üniversitesi, Ankara.
- Pajares, F. (1996). Self-efficacy beliefs in academic settings. *Review of Educational Research Winter*, 66(4), 543-578. doi:10.3102/00346543066004543
- 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. ve Fawcett, T. (2001). Robust classification for imprecise environments. *Machine Learning*, 42(3), 203-231. <https://link.springer.com/article/10.1023/A:1007601015854> adresinden erişildi.
- Rutkowski, L. ve Rutkowski, D. (2016). The relation between students' perceptions of instructional quality and bullying victimization. T. Nilsen ve J. E. Gustafsson (Ed.), *Teacher quality, instructional quality and student outcomes* içinde (s. 115). Cham: Springer.
- Saa, A. A. (2016). Educational data mining & students' performance prediction. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 7(5), 212-220.
- Salford System. (2018). Salford predictive modeller: Introducing MARS. https://www.minitab.com/content/dam/www/en/uploadedfiles/content/products/spm/IntroMAR_S.pdf adresinden erişildi.
- Sarı, M. H., Arıkan, S. ve Yıldızlı, H. (2017). 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
- Scherer, R. ve Nilsen, T. (2016). The relations among school climate, instructional quality, and achievement motivation in mathematics. T. Nilsen ve J. E. Gustafsson (Ed.), *Teacher quality, instructional quality and student outcomes* içinde (s. 51-80). Cham: Springer.
- Sevimli-Saitoğlu, Y. (2015). *Sınıflama ve regresyon ağaçları* (Yayımlanmamış doktora tezi). Marmara Üniversitesi, İstanbul.
- Sinharay, S. (2016). An NCME instructional module on data mining methods for classification and regression. *Educational Measurement: Issues and Practice*, 35(3), 38-54.
- StatSoft. (2018). Multivariate adaptive regression splines (MARSplines). <http://www.statsoft.com/textbook/multivariate-adaptive-regression-splines> adresinden erişildi.
- Stearns, B., Rangel, F., Rangel, F., Faria, F. F., & Oliveira, J. (2017). *Scholar performance prediction using boosted regression trees techniques*. European Symposium on Artificial Neural Networks konferansında sunulan bildiri, Computational Intelligence and Machine Learning, Bruges, Belgium. <https://www.esann.org/proceedings/2017> adresinden erişildi.
- Stone, C. A. ve Tang, Y. (2013). Comparing propensity score methods in balancing covariates and recovering impact in small sample educational program evaluations. *Practical Assessment, Research, and Evaluation*, 18(1), 1-12.

- Tabachnick, B. G. ve Fidell, L. S. (2015). *Using multivariate statistics* (6. bs., M. Baloğlu, Çev.). Ankara: Nobel Yayınları.
- Taş, U. E., Arıcı, Ö., Ozarkan, H. B. ve Özgürlük, B. (2016). *PISA 2015 ulusal raporu*. Ankara: Milli Eğitim Bakanlığı.
- Tepehan, T. (2011). *Türk öğrencilerinin PISA başarılarının yordanmasında yapay sinir ağı ve lojistik regresyon modeli performanslarının karşılaştırılması* (Yayımlanmamış doktora tezi). Hacettepe Üniversitesi, Ankara.
- Torney-Purta, J. ve 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. doi:10.2304/rcie.2013.8.3.248
- Uysal, İ. (2019). *Açık uçlu maddelerde otomatik puanlamanın güvenilirliği ve test eşitleme hatalarına etkisi* (Yayımlanmamış doktora tezi). Hacettepe Üniversitesi, Ankara.
- Ülkü, S. (2019). *ABİDE 2016 Türkçe ve Fen bilimleri alt-testlerinin öğretmen özelliklerine göre ölçme değişmezliğinin incelenmesi* (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Hacettepe Üniversitesi, Ankara.
- Winnaar, L., Arends, F. ve 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
- Yazıcı, H., Seyis, S. ve 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. doi:10.1016/j.sbspro.2011.04.100
- Yıldırım, A., Özgürlük, B., Parlak, B., Gönen, E. ve Polat, M. (2016). *TIMSS 2015 ulusal matematik ve fen bilimleri ön raporu 4. ve 8. sınıflar*. Ankara: Milli Eğitim Bakanlığı Ölçme, Değerlendirme ve Sınav Hizmetleri Genel Müdürlüğü.
- Yolagiden, C. ve Bektaş, O. (2018). Sekizinci sınıf öğrencilerinin fen bilimleri öğrenme kaygıları ile fen bilimleri öğrenme yönelimleri arasındaki ilişkinin incelenmesi. *Maarif Mektepleri Uluslararası Eğitim Bilimleri Dergisi*, 2(2), 18-41. <https://dergipark.org.tr/en/pub/mamulebd/issue/41955/496279> adresinden erişildi.
- 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(1), 34-44. <https://eric.ed.gov/?id=EJ574238%20> adresinden erişildi.
- Yu, C. H., Digangi, S., Jannasch-Pennell, A. K. ve Kaprolet, C. (2008). Profiling students who take online courses using data mining methods. *Online Journal of Distance Learning Administration*, 11(2), 1-14.
- Yu, C. H., Kaprolet, C., Jannasch-Pennell, A. ve DiGangi, S. (2012). A data mining approach to comparing American and Canadian grade 10 students' PISA science test performance. *Journal of Data Science*, 10(24), 441-464.
- Yurdugül, 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_Coefficient_s_in_Parallel_Tau-Equivalent_and_Congeneric_Measurements adresinden erişildi.