



PISA 2015 Matematik Okuryazarlığını Etkileyen Faktörlerin Eğitsel Veri Madenciliği ile Çözümlemesi *

Özlem Bezek Güre ¹, Murat Kayri ², Fevzi Erdoğan ³

Öz

Bu çalışmanın amacı; veri madenciliği yöntemlerinden, Çok Katmanlı Algılayıcı Yapay Sinir Ağları ve Rastgele Orman yöntemlerini kullanarak, PISA 2015 matematik okuryazarlığını etkileyen faktörleri belirlemek ve her iki yöntemin tahminleme yeteneklerini karşılaştırmaktır. Çalışma kapsamındaki neden-sonuç ilişkisi, veri madenciliği yöntemleri ile derin öğrenme düzeyinde keşfedilmeye çalışılmıştır. Tahminleme yeteneği açısından, performansı yüksek olan yöntemin bulguları, Türkiye'deki matematik okuryazarlığındaki yeterliliği belirleyen faktörler olarak kabul edilmiştir. Bu çalışmada, PISA 2015 sınavına katılan 2165'i (%49) erkek ve 2257'si (%51) kız olmak üzere, toplam 4422 öğrenciden toplanan bilgiler kullanılmıştır. PISA 2015 sınavına giren öğrencilerin matematik testinden almış oldukları puanlar yordanan değişken; yordanan değişken ile kuramsal olarak ilişkisi olduğu düşünülen 25 adet değişken ise yordayıcı olarak analize dahil edilmiştir. Analizler sonucunda; birçok performans göstergeleri açısından, Rastgele Orman (RO) yönteminin daha düşük hatalar ile tahminleme yaptığı görülmüştür. Karar Ağaçları ailesinden Rastgele Orman yöntemine göre; Türkiye'deki matematik okuryazarlığını etkileyen başat faktörün öğrencilerin başarıya yönelik kaygı düzeyleri olduğu görülmüştür. RO yönteminin kaygı değişkeninden sonra sırayla önemli bulduğu faktörler; öğrencilerin Türkçe başarı düzeyi, anne eğitim düzeyi, motivasyon düzeyi, bilgi kuramına olan inanç (epistemolojik inanç), öğretmenlerin ilgi düzeyi, sınıfta disiplin ortamı şeklindedir. Diğer değişkenlerin istatistiksel anlam, önem ve etki düzeyleri çalışmada detayları ile birlikte ele alınmıştır. Bu çalışmanın, eğitsel araştırmalar sürecinde, veri madenciliği yöntemlerinin kullanımına örneklik teşkil etmesi ve öğrencilerin matematik okuryazarlığı üzerinde etkisi tespit edilen faktörlerin Milli Eğitim sistemine ışık tutacağı ümit edilmektedir.

Anahtar Kelimeler

PISA
Matematik Okuryazarlığı
Eğitsel Veri Madenciliği
Çok Katmanlı Algılayıcı
Rastgele Orman

Makale Hakkında

Gönderim Tarihi: 05.02.2019

Kabul Tarihi: 13.01.2020

Elektronik Yayın Tarihi: 05.04.2020

DOI: 10.15390/EB.2020.8477

* Bu makale Özlem Bezek Güre'nin Murat Kayri ve Fevzi Erdoğan danışmanlığında yürüttüğü "Öğrencilerin Matematik Başarılarını Etkileyen Faktörlerin Rastgele Orman, Çok Katmanlı Algılayıcı ve Radyal Tabanlı Fonksiyon Yapay Sinir Ağları Yöntemleri ile Tahminleme Yeteneği Açısından Karşılaştırılması: Türkiye Örneği" başlıklı doktora tezinden üretilmiştir.

¹ Batman Üniversitesi Sağlık Hizmetleri Meslek Yüksekokulu, Tıbbi Dokümantasyon ve Sekreterlik Programı, Türkiye, obezekgure@gmail.com

² Van Yüzüncü Yıl Üniversitesi, Eğitim Fakültesi, Bilgisayar ve Öğretim Teknolojileri Eğitimi Bölümü, Türkiye, muratkayri@gmail.com

³ Van Yüzüncü Yıl Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, Ekonometri Bölümü, Türkiye, ferdogan@yyu.edu.tr

Giriş

Ekonomik İşbirliği ve Kalkınma Teşkilatı (OECD) tarafından finanse edilmekte olan Uluslararası Öğrenci Değerlendirme Programı (Programme for International Student Assessment - PISA), örgün öğretime kayıtlı olan 15 yaş grubu öğrencilerin matematik okuryazarlığı, fen okuryazarlığı ve okuma becerilerinin yanı sıra; öğrencinin motivasyonu, kendisi ile ilgili düşünceleri, öğrenme biçimleri, okul ve aile ortamı ile ilgili bilgi toplamayı hedefleyen geniş ölçekli bir eğitim araştırmasıdır (Akyüz ve Pala, 2010; Kamaliyah, Zulkardi ve Darmawijoyo, 2013). Aynı zamanda PISA; öğrencilerin okul hayatında edinmiş oldukları temel bilgi ve becerilerin ne kadarını gerçek yaşamda kullanılabileceklerini ölçmeyi hedeflemektedir (Bautier ve Rayou, 2007).

PISA, zorunlu eğitimin sonlarına doğru 15 yaşındaki öğrencilerin, modern toplumlara tam katılımlarını sağlamak için gerekli olan bilgi ve becerileri kazanma derecelerini değerlendirmektedir. PISA, öğrencilerin ülke genelinde ve ülke içindeki farklı demografik özelliklere sahip alt gruplardaki bilgi ve becerilerin kazanımının izlenmesine yardımcı olmaktadır. Ayrıca; eğitim politikaları ve uygulamalarının iç yüzünü anlama imkânı sunmaktadır (OECD, 2016a).

PISA, ilk olarak 2000 yılında düzenlenmiş olup, bu sınava OECD'ye üye ülkeler ve diğer katılımcı ülkeler yer almaktadır. Uluslararası düzeyde eğitim seviyemizi belirlemek amacıyla, ülkemiz ilk defa, 2003 yılında bu sınava katılmıştır. Sınav, üç yılda bir periyodik olarak yapılmakta ve her periyotta ayrı bir alana ağırlık verilmektedir. 2015 yılında yapılan sınavda, fen okuryazarlığı ağırlıklı alan olarak belirlenmiştir. Bu sınavda fen, matematik ve okuma yazma okuryazarlığının yanında, işbirliğine dayalı problem çözme becerileri de değerlendirilmiştir (Milli Eğitim Bakanlığı [MEB], 2016; OECD, 2016b).

Modern toplumlarda; matematiği anlamak, gençlerin yaşamları boyunca hazırlıklı olmaları açısından çok önemlidir. Günümüzde; mesleki çevrede karşılaşılan problemlerin büyümesiyle birlikte, sorunları tam olarak anlamadan önce; matematik, matematiksel akıl yürütme ve matematiksel araçların çok iyi düzeyde anlaşılması gerekir. Matematik, gençlerin yaşamları boyunca kişisel, mesleki, toplumsal ve bilimsel açıdan sorunlar ve zorluklarla karşılaşabileceklerinden dolayı önemli bir araçtır (OECD, 2016b; Türkan, Üner ve Alcı, 2015). Teknolojik gelişmelere paralel bir şekilde, matematiğin de geleneksel bakış açısından farklı olarak, model kurmaya ve kuramdan uygulamaya yönelik bir matematiksel okuryazarlık anlayışının oluşması önem kazanmaktadır (Uysal ve Yenilmez, 2011).

PISA'ya göre; "Matematik okuryazarlığı, bireylerin matematiğin dünyadaki oynadığı rolü anlama, doğrulara dayanan yargılama yapabilme, yapıcı, yaratıcı, ilgili ve düşünceli birer vatandaş olarak kendi hayatlarını devam ettirebilmeleri için, ihtiyaç duyduğu durumlarda, bireylerin matematiği formüle edebilme, kullanabilme ve yorumlayabilme becerisi" olarak tanımlanmaktadır. Başka bir deyişle, matematik okuryazarlığı; bireylerin karşılaşacağı sorunların çözümünde; olayları açıklama, tanımlama ve tahmin etmede, matematik ve matematiksel kavramları kullanarak mantık yürütme becerisi olarak tanımlanabilir (Akyüz ve Pala, 2010; Bautier ve Rayou, 2007; Kamaliyah vd., 2013; OECD, 2016b; Türkan vd., 2015; Uysal ve Yenilmez, 2011).

Yapılan araştırmalar Türkiye'deki matematik okuryazarlığının düşük seviyede olduğunu belirtmektedir (Çelen, Çelik ve Seferoğlu, 2011; OECD, 2007; OECD, 2016b). Matematik okuryazarlığı alanında Türkiye ortalaması 420, OECD ortalaması 490 ve tüm ülkelerin ortalaması da 461 puandır. Bilindiği üzere, PISA'daki matematik okuryazarlığı altı düzeyden oluşmakta olup; birinci düzey en düşük seviyeyi, altıncı düzey ise en yüksek seviyeyi göstermektedir (OECD, 2016b). Ayrıca, birinci seviyenin altında kalanlar için de bir düzey oluşturulmuştur. PISA 2015 matematik okuryazarlığı alanında öğrencilerin yeterlilik düzeylerine göre dağılımına bakıldığında; 1. düzey ve altında, yani; alt yeterlilik düzeyinde bulunan öğrenci oranları Türkiye'de %51.3, OECD'ye üye ülkelerde %23.4, tüm ülkelerde ise %35.8'dir. Ülkemizde alt yeterlilik düzeyinde bulunan öğrenci oranları; PISA 2012'de %42 iken, PISA 2015'te artarak %51.3 olarak görülmüştür. Ayrıca; PISA 2015'te, 5. düzey ve üstünde, yani; üst düzeyde yer alan öğrenci oranları Türkiye'de %2.01, OECD'ye üye ülkelerde %10.7, tüm ülkelerde

ise %8.2'dir. Ülkemizde üst yeterlilik düzeyinde bulunan öğrenci oranları; PISA 2012'de %5.9 iken, PISA 2015'te azalarak %2.01'e gerilediği görülmüştür (MEB, 2016).

Alanyazın incelendiğinde, PISA verileri kullanılarak yapılan çok sayıda çalışma olmasına rağmen, mevcut çalışmada kullanılan yöntemlerin kullanıldığı sınırlı sayıda çalışmanın olduğu görülmektedir (Aksu, 2018; Aksu ve Doğan, 2018; Benzer ve Benzer, 2017; İnal ve Turabik, 2017; Saarela, Yener, Zaki ve Karkkainen, 2016; Tepehan, 2011; Toprak, 2017). Söz konusu çalışmalarda ya sadece yapay sinir ağı ya da sadece karar ağaçları kullanılmıştır. Mevcut çalışma, yapay sinir ağları ailesinden Çok Katmanlı Algılayıcı yapay sinir ağları ile Karar Ağaçları ailesinden Rastgele Orman yöntemlerinin birlikte kullanıldığı ilk çalışma olması sebebiyle önemli görülmektedir.

Bu çalışmanın amacı, Türkiye'deki 15 yaş grubu öğrencilerin matematik okuryazarlığını etkileyen faktörleri ileri düzey istatistiksel yöntemler ile incelemektir. Buradaki amaç sadece mevcut durumu ortaya koymak değil, aynı zamanda matematik okuryazarlığını etkileyen önemli faktörleri tespit edip, bu konu ile ilgili eğitim politikaları ve eğitim müfredatlarının gelişimine ipuçları sunabilmektir. PISA 2015 verileri, veri madenciliği yöntemlerinden yapay sinir ağları ve karar ağaçları ile incelenecek ve matematik okuryazarlığını etkileyen faktörler önem derecesine göre ortaya konacaktır. Bu yolla, neden-sonuç ilişkisini keşfetmede alternatif analizler karşılaştırılmıştır.

Veri madenciliği, çok büyük miktardaki veri içinden değerli bilgiyi çıkarmaktır. Veri madenciliği, anlaşılabilir ve kullanılabilir verileri belirli yöntemlerle özetleyen ve aralarındaki karmaşık ilişkileri bulmaya çalışan çok büyük veri setlerinin analizidir (Hand, Mannila ve Smyth, 2001). Veri madenciliği; istatistiksel analiz, karar ağaçları, yapay sinir ağları, sonuç çıkarımı ve grafik görselleştirme gibi geniş bir sayısal yöntemler ailesini kullanır (Shaw, Subramaniam, Tan ve Welge, 2001).

Veri madenciliği alanında sınıflama amaçlı olarak kullanılan karar ağaçları; kurulumlarının ucuz olması, kolay yorumlanabilmesi, veri tabanları ile kolayca entegrasyon sağlayabilmeleri ve güvenilirlik oranlarının yüksek düzeyde olması nedeniyle tercih edilmektedir (Emel ve Taşkın, 2005).

Alanyazında, PISA verileri kullanılarak, matematik okuryazarlığı ile ilgili bazı çalışmaların yapıldığı görülmüştür (Aksu ve Güzeller, 2016; Akyüz ve Pala, 2010; Azapağası İlbağı, 2012; Azapağası İlbağı ve Akgün, 2012; Güzeller ve Akın, 2014; İnal ve Turabik, 2017; Okatan, 2017; Saarela vd., 2016; Satıcı, 2008; Ziya, 2008). Yapılan bu çalışmada ise, diğer çalışmalardan farklı olarak, etkisi incelenmeyen bazı değişkenler analize dahil edilerek, matematik okuryazarlığı mercek altına alınmıştır. Bu çalışmada, değişik yıllarda PISA'ya yönelik yapılan araştırmalara benzer olarak kullanılan bazı değişkenler (kaygı düzeyi, anne-baba eğitim düzeyi, motivasyon düzeyi, bilgi kuramına ilişkin inanç, öğretmenin ilgisi, disiplinli sınıf ortamı gibi) ile matematik arasındaki ilişki incelenmekle birlikte, diğer araştırmalarda dikkate alınmayan ya da çok az düzeyde dikkate alınan bazı değişkenlerin de (Türkçe başarı düzeyi, evde eğitim yazılımlarının olması, evde teknik kitapların olması, okul hayatında hedef belirleme gibi) matematik okuryazarlığı üzerindeki etkisi incelenmiştir. Bununla birlikte, çalışma kapsamında kullanılan istatistiksel yöntemler, eğitim bilimleri araştırmalarına örnek teşkil edecek düzeyde yenilikçidir.

Çalışmanın temel amacı, tahminleme yeteneği güçlü olan yöntemin bulguları esas alınarak, matematik okuryazarlığına etki eden faktörlerin ortaya konmasıdır. Bu temel amaç doğrultusunda, Türkiye'deki öğrencilerin matematik okuryazarlık düzeylerini etkileyen faktörler arasındaki neden-sonuç ilişkileri, Rastgele Orman (Random Forest) ve Çok Katmanlı Algılayıcı Yapay Sinir Ağları (Multilayer Perceptron Artificial Neural Network) ile analiz edilerek; tahminlemeyi en az hata ve en çok doğruluk oranı ile belirlemek ve yöntemlerin performanslarını karşılaştırmak amaçları doğrultusunda aşağıda verilen sorulara cevap aranmaktadır.

1. Yordayıcı değişkenlerin matematik okuryazarlığı üzerindeki etkileri nelerdir?
2. İki yönteme göre değişkenlerin modeldeki önem düzeyleri nedir?
3. İki yöntemin tahminleme performansı (predictive ability) nedir?

Yöntem

Bu araştırma, tarama modellerinden ilişkisel tarama modeli ile yapılmış bir çalışmadır. İlişkisel tarama modeli, birden çok değişken arasındaki etkileşimi neden-sonuç temelli olarak inceleyen bir araştırma yöntemidir (Karasar, 2006).

Evren ve Örneklem

PISA, 2015 yılında, ilk defa bilgisayar tabanlı değerlendirme ile yapılmıştır. PISA 2015'e, 35'i OECD ülkesi olmak üzere, toplam 72 ülke katılmıştır. PISA 2015 uygulamasına, katılımcı ülkelerde okuyan 15 yaş grubu 29 milyon öğrenciyi temsilen, yaklaşık 540 bin öğrenci örneklem grubunu oluşturmaktadır (MEB, 2016). PISA 2015, ülkemizde 15 yaş grubu örgün öğretimde okuyan öğrencilere bilgisayar tabanlı olarak uygulanmıştır. İstatistiki Bölge Sınıflaması (İBSS) düzey 1'e göre 12 bölge esas alınarak; 61 ilden 187 okul tabakalı seçkisiz yöntemle seçilmiştir. Bu okullarda öğrenim gören öğrenciler arasından, rastgele seçilen 5895 öğrenci uygulamaya katılmıştır (MEB, 2016). Bu çalışmada, PISA 2015 sınavına katılan 2165'i (%49) erkek ve 2257'i (%51) kız olmak üzere, toplam 4422 öğrenciden toplanan bilgiler kullanılmıştır.

Ölçme Araçları

Bu çalışmada; veri toplama aracı olarak, PISA 2015 Türkiye örneğine ait öğrenci anketi, ölçekler ve matematik okuryazarlığı testinden alınan puanlar kullanılmıştır. PISA 2015 uygulamasına ait bu veri dosyası, PISA resmi web sayfası olan, www.pisa.oecd.org adresinden elde edilmiştir. Bu veriler, herkesin kullanımına açık olduğundan, verileri kullanmak için özel izin talep edilmemiştir. PISA 2015 verileri, ilgili veri tabanından indirilerek çalışma kapsamına uygun bir şekilde biçimlendirilmiştir.

Araştırmada, öncelikle matematik okuryazarlığını etkileyebileceği düşünülen değişkenler kuramsal çerçeveye bağlı kalınarak seçilmiştir. Araştırma kapsamında; Öğrenci Kaygı Ölçeği (Anxiety) Öğrenci Motivasyon Ölçeği (Motivation) ve Bilgi Kuramına İlişkin İnanç Ölçeği (Epistemological Beliefs) kullanılmıştır.

Öğrenci Kaygı Ölçeği, beş maddeden oluşan tek faktörlü bir yapıya sahip olup, öğrenci tutumları dördümlü skala ("1- Kesinlikle katılıyorum", "2- Katılıyorum", "3- Katılmıyorum", "4- Kesinlikle katılmıyorum") ile derecelendirilmiştir. Bu ölçekten alınabilecek en düşük puan beş, en yüksek ise 20 puan olarak hesaplanır. Ölçekten elde edilecek düşük puan, düşük kaygıya; yüksek puan ise yüksek düzeydeki kaygıya işaret etmektedir. Ölçeğe ait Cronbach Alfa güvenilirlik katsayısı 0.83 olarak bulunmuştur.

Araştırma kapsamında kullanılan Öğrenci Motivasyon Ölçeği, beş maddeden oluşan tek faktörlü bir yapıya sahiptir. Bu ölçekte, öğrencilerin tutumları dördümlü skala ("1- Kesinlikle katılmıyorum", "2- Katılmıyorum", "3- Katılıyorum" ve "4- Kesinlikle katılıyorum") ile derecelendirilmiş olup; düşük puan, düşük motivasyonu; yüksek puan yüksek motivasyonu göstermektedir. Bu ölçekten alınabilecek en düşük puan beş, en yüksek ise 20 puan olarak hesaplanır. Ölçeğe ait Cronbach Alfa güvenilirlik katsayısı 0.84 olarak bulunmuştur.

Çalışma kapsamında kullanılan Bilgi Kuramına İlişkin İnanç Ölçeği altı maddeden oluşmakta ve tek faktörlü bir yapı sunmaktadır. Kullanılan diğer ölçeklerde olduğu gibi, öğrenci tutumları dördümlü skala ile derecelendirilmiştir. Bu ölçekten alınabilecek en düşük puan altı, en yüksek ise 24 puan olarak hesaplanır. Ölçekten elde edilecek düşük puan, düşük inancı; yüksek puan ise yüksek inancı göstermektedir. Ölçeğe ait Cronbach Alfa güvenilirlik katsayısı 0.92 olarak bulunmuştur.

Çalışma kapsamında kullanılan ölçeklerin yanı sıra, öğrencilere ait bazı demografik ve kişisel bilgiler de kullanılmıştır (Tablo 1).

Tablo 1. Yordayıcı Değişkenlere Ait Tanımlayıcı İstatistikler

Yordayıcılar	Değişken türü	Kategoriler	%
Sınıf	Sınıflamalı (nominal)	7.sınıf	0.3
		8.sınıf	1.5
		9.sınıf	19.8
		10.sınıf	75.2
		11.sınıf	3.0
		12.sınıf	0.1
Cinsiyet	Sınıflamalı (nominal)	Kız	51
		Erkek	49
Anne Eğitim Düzeyi	Sıralı (ordinal)	Lise	14.8
		Mesleki/Teknik Lise	13.8
		Ortaokul	19.8
		İlkokul	38.4
		İlkokul bitirmemiş	13
Baba Eğitim Düzeyi	Sıralı (ordinal)	Lise	16.3
		Mesleki/Teknik Lise	19.7
		Ortaokul	27.2
		İlkokul	31.2
		İlkokul bitirmemiş	5.2
Evde çalışma masası var mı?	Sınıflamalı (nominal)	Evet	85.8
		Hayır	14.2
Evinizde kendi odanız var mı?	Sınıflamalı (nominal)	Evet	72.6
		Hayır	27.4
Evinizde sessiz çalışma yeriniz var mı?	Sınıflamalı (nominal)	Evet	84.5
		Hayır	15.5
Evinizde okul çalışmalarını için bilgisayar var mı?	Sınıflamalı (nominal)	Evet	69.2
		Hayır	30.8
Evinizde eğitim yazılımları var mı?	Sınıflamalı (nominal)	Evet	41.6
		Hayır	58.4
Evinizde internet bağlantınız var mı?	Sınıflamalı (nominal)	Evet	63.9
		Hayır	36.1
Evinizde okul çalışmalarını için yardımcı kitap var mı?	Sınıflamalı (nominal)	Evet	84.6
		Hayır	15.4
Evinizde teknik kitaplar var mı?	Sınıflamalı (nominal)	Evet	42.2
		Hayır	57.8
Okul hayatınızda hangi noktaya kadar gelmeyi hedefliyorsunuz	Sıralı (ordinal)	Ortaokul	1.6
		Mesleki/Teknik Lise	14.1
		Lise	6.9
		Yüksekokul	5.3
		Üniversite/Ylisans/Doktora	72.1
Öğretmenler beni diğer öğrencilerden daha az çağırırlar	Sürekli (interval – scale)	Asla ya da neredeyse hiç	35.3
		Yılda birkaç kez	19.9
		Ayda birkaç kez	20.2
		Haftada bir veya daha fazla	24.6
Öğretmenler beni diğer öğrencilerden daha çok zorlar	Sürekli (interval – scale)	Asla ya da neredeyse hiç	56.2
		Yılda birkaç kez	21.3
		Ayda birkaç kez	14.9
		Haftada bir veya daha fazla	7.6

Tablo 1. Devamı

Yordayıcılar	Değişken türü	Kategoriler	%
Öğretmenlerin beni daha az zeki olduğumu düşündükleri izlenimindeyim	Sürekli (interval – scale)	Asla ya da neredeyse hiç	59.7
		Yılda birkaç kez	15.9
		Ayda birkaç kez	14.1
		Haftada bir veya daha fazla	10.4
Öğretmenler beni diğer öğrencilere göre daha sert bir şekilde disipline eder	Sürekli (interval – scale)	Asla ya da neredeyse hiç	69.2
		Yılda birkaç kez	15.6
		Ayda birkaç kez	8.0
		Haftada bir veya daha fazla	7.2
Öğretmenler benimle diğerlerinin önünde alay eder	Sürekli (interval – scale)	Asla ya da neredeyse hiç	75.1
		Yılda birkaç kez	13.3
		Ayda birkaç kez	6.4
		Haftada bir veya daha fazla	5.3
Öğretmenler başkalarının önünde bana hakaret eder	Sürekli (interval – scale)	Asla ya da neredeyse hiç	72.4
		Yılda birkaç kez	14.8
		Ayda birkaç kez	6.6
		Haftada bir veya daha fazla	6.1
Haftalık ders sayısı	Sürekli (interval – scale)	Az	20.1
		Orta	79.5
		Çok	0.3
Türkçe başarı durumu	Sınıflamalı (nominal)	Düşük	71.8
		Orta	27.9
		Yüksek	0.3
Haftalık matematik öğrenmeye ayrılan zaman	Sınıflamalı (nominal)	Az	22.4
		Orta	75.6
		Çok	2.1
Öğrenci Kaygı Ölçeği	Sürekli (interval – scale)		
Öğrenci Motivasyon Ölçeği	Sürekli (interval – scale)		
Bilgi Kuramına İlişkin İnanç Ölçeği	Sürekli (interval – scale)		

Çalışmada bağımlı değişken olarak; öğrenci düzeyinde matematik okuryazarlığı bilişsel alan yeterliği bakımından on farklı olası (PV1MATH-PV10MATH) değerlerin ortalaması alınmıştır. Ortalama puanlar, PISA 2015 matematik yeterlilik düzeylerinin eşik değerlerine göre gruplandırılmış, daha sonra da, yeterlilik düzeyleri düşük-orta-yüksek olarak üç düzeyli kategorik hale dönüştürülmüştür (Tablo 2). Bu durumda, modelde yer alan yordanan değişken kategorik bir veri yapısı sunmaktadır. Bilindiği üzere, istatistiksel süreçlerde, modelde yer alan değişkenlerin veri tipi önemli görülmekte, bu veri yapısına uygun analizlerin tercih edilmesi gerekmektedir (Kayri, 2015).

Tablo 2. PISA 2015 Matematik okuryazarlığı yeterlilik düzeylerine ait eşik değerleri ve kategorileri

Yeterlilik düzeyleri	Puan (X)	Kategori
1.düzye altı (Below level 1)	$0 < X < 357.77$	Düşük
1.düzye (Level 1)	$357.77 < X < 420.07$	Düşük
2.düzye (Level 2)	$420.07 < X < 482.38$	Düşük
3.düzye (Level 3)	$482.38 < X < 544.68$	Orta
4.düzye (Level 4)	$544.68 < X < 606.99$	Orta
5.düzye (Level 5)	$606.99 < X < 669.30$	Yüksek
6.düzye (Level 6)	$669.30 - 1000$	Yüksek

(IES>NCES, 2018)

Analiz

Çalışma kapsamında, yapay sinir ağları ailesinden Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağları (ÇKAYSA) ve karar ağaçları ailesinden de Rastgele Orman (RO) yöntemleri kullanılmıştır. Alanyazında, bu yöntemlerin sağlam (robust) ve sapmasız (unbiased) bulgular tespit ettiği, özyinelemeli (iteratif) algoritmalar ile tahminlemeye ait hata varyansını küçülttüğü ve yüksek doğruluk oranı ile sınıflandırma yapabildiği bildirilmektedir (Becerra vd., 2013; Biau ve Scornet, 2016; Eriksson ve Varathharajah, 2016). Araştırma kapsamında, tahminleme yeteneği güçlü olan Yapay Sinir Ağları ailesinden Çok Katmanlı Algılayıcı yöntemi ile kalınmamış, güçlü olarak bilinen Karar Ağaçları ailesinden Rastgele Orman yöntemi de verilere uygulanmıştır. Bu yolla, neden-sonuç ilişkisini keşfetmede alternatif yöntemler karşılaştırılmıştır.

Araştırma kapsamında yapılan analizler için; Weka, SPSS, SPSS Modeller, Matlab ve MS Excel programları kullanılmıştır. Weka yazılımı ile Çok Katmanlı Algılayıcı Yapay Sinir Ağları ve Rastgele Orman Yöntemi ile tahminlemeler yapılmış ve tahminlemelere ilişkin performans göstergesi (Ortalama Karesel Hatanın Kökü, Ortalama Mutlak Hata, Bağlı Karesel Hatanın Kökü) değerleri elde edilmiştir. Çalışma kapsamında kullanılan Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağlarının Gizli katmanında (Hidden Layer) minimum hata ile ideal hücre (neuron) sayısını keşfetmede Weka yazılımı yetersiz kalmış, bu durumda Matlab yazılımı kullanılmıştır. PISA verilerinin tutulduğu veri dosyası indirilirken ilk etapta veriler Excel formatına dönüştürülmüş ve Excel'den SPSS ortamına aktarılmıştır. SPSS'de veri temizleme (data clearance) işlemi yapılmış ve modelde yer alan değişkenlere ait betimsel istatistikler elde edilmiştir. SPSS Modeller yazılımında da Çok Katmanlı Algılayıcı Yapay Sinir Ağları ve Rastgele Orman Yönteminin elde ettiği tahminlemelerin görsel nesnelere (Şekil 3, Şekil 4) üretilmiştir.

Çok Katmanlı Algılayıcı Yapay Sinir Ağı (ÇKAYSA)

Yapay Sinir Ağları (YSA), insan beynindeki biyolojik sinir ağlarından esinlenilerek ortaya çıkarılan bir bilgi işleme sistemidir (Fausett, 1994). YSA; biyolojik sinir sisteminin temelini oluşturan nöronların işleyişinden esinlenerek geliştirilmiş ve sınıflama (classification), kümeleme (clustering), tahminlemede (prediction) başarılı olan matematiksel bir modeldir (Hamzaçebi, 2011; Priddy ve Keller, 2005). Birçok bilim dalındaki araştırmacılar; desen tanıma, tahmin, optimizasyon, ilişkili bellek ve kontrol alanlarında karşılaşılan sorunları çözmek için yapay sinir ağlarını kullanmaktadır (Jain ve Mao, 1996).

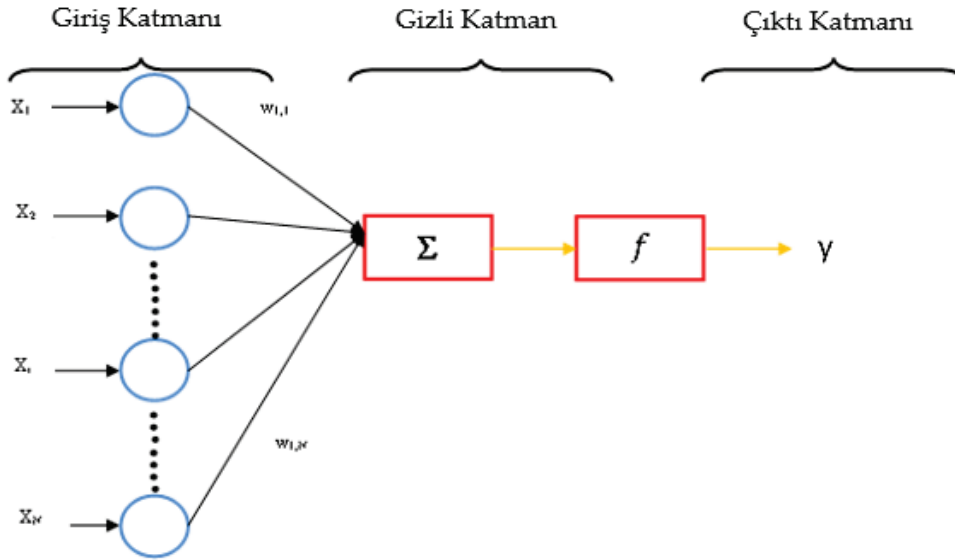
YSA, klasik istatistik yöntemlere nazaran daha az varsayıma sahip olması nedeniyle tercih edilmektedir. Bu yöntemde; parametrik testlerde aranan temel varsayımlar (doğrusallık, normallik, homojenlik ve toplanabilirlik) dikkate alınmaz (İnal ve Turabik, 2017). Bu yüzden, YSA parametrik olmayan bir yöntem olarak kabul edilebilir (Comrie, 1997). YSA, günlük problemlere kolaylıkla uygulanmasından dolayı son zamanlarda yaygın olarak kullanılmaktadır. Klasik istatistik yöntemlerin cevap bulamadığı yüksek dereceli doğrusal olmayan ilişkileri belirleyebilme yeteneğine sahiptir (Akbilgiç, 2011; Cganh, Liang ve Chen, 2001).

YSA, yapay sinir hücrelerinin çeşitli şekillerde bağlanmasından meydana gelir ve katmanlar şeklinde düzenlenir. Yapılarına göre yapay sinir ağları; ileri beslemeli yapay sinir ağları (Feedforward Neural Networks) ve geri beslemeli yapay sinir ağları (Back Propagation Networks) şeklinde iki grupta incelenmektedir.

ÇKAYSA, genellikle; sınıflama, tahminleme, tanıma ve yorumlama konularında yüksek performansa sahiptir (Öztemel, 2012). Eğitim aşamasında, girdiler (input) ve olası çıktılar (output) birlikte gösterildiği bu model; YSA'da en sık kullanılan modeldir (Seyman ve Taşpınar, 2009).

Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağlarında ağdan beklenen sonuç ile elde edilen sonuç arasındaki hatayı asgariye indirmek amaçlanmaktadır. ÇKAYSA, tahminleme hatalarını minimize etmek için geri yayılım (Back Propagation) algoritması kullanır. Bu algoritmada hatalar geriye doğru çıkıştan girişe doğru azaltılmaya çalışılır (Seyman ve Taşpınar, 2009). Bu ağlarda, ağ mimarisini belirleyerek, ağ tahmin amaçlı olarak da kullanmak mümkündür (Çuhadar, 2013; Kaynar, Taştan ve Demirkoparan, 2010; Kayri, 2015).

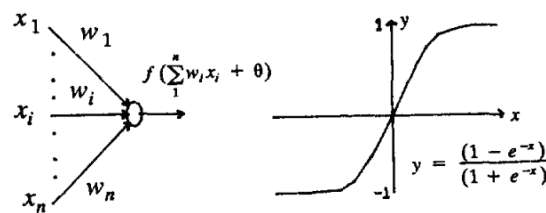
ÇKAYSA'da bir giriş katmanı (input layer), bir çıkış katmanı (output layer), bir de giriş ve çıkış arasında gizli bir ya da birkaç katman (hidden layer) bulunmaktadır. Katmanlardaki işlem birimi birbirine bağlıdır. Bu ağlarda, girdi katmanı ile çözümlenecek olan bilgiler sisteme alınır, çıktı katmanı ile işlenen bilgi dışarıya verilir (Gönül, Ulu, Bucak ve Bilir, 2015; Hamzaçebi, 2011; Kaynar ve Taştan, 2009). ÇKAYSA'ya ait mimari yapı Şekil 1'deki gibi gösterilebilir.



Şekil 1. Temel bir ÇKAYSA gösterimi (Kayri, 2015)

Çok katmanlı algılayıcının temel yapısı, tek nöron veya düğüm şeklindedir. Bu yöntemde; bir düğüm, x_1, \dots, x_n gibi bir dizi değer alır ve daha sonra girdi değerleri w_1, \dots, w_n olan bir dizi ağırlık ile çarpılarak sonuç değerleri toplanır. Bu ağırlıklı girdi toplamına, düğüm eşiği olarak bilinen bir sabit θ değeri eklenir. Düğümün çıktısı, toplamın doğrusal olmayan bir fonksiyonunu değerlendirilerek elde edilir. f 'nin düğüm aktivasyon fonksiyonu Denklem 1'de verilen formülle gösterilmiştir (Gibson, Siu ve Cowan, 1989).

$$f(x) = (1 - e^{-x}) / (1 + e^{-x}) \quad (1)$$



Şekil 2. ÇKAYSA'ya ait düğüm yapısı ve aktivasyon fonksiyonu (Gibson vd., 1989)

ÇKAYSA, Şekil 2'de gösterildiği gibi, tabakalar halinde düzenlenmiş bir dizi düğümden meydana gelmektedir. Bu yöntemde, çok boyutlu bir giriş, ilk katmandaki her bir düğüme geçer. Yani; ilk katmandaki düğümlerin çıktıları, daha sonra ikinci katmandaki düğümlere girdi olur ve böylece süreç devam eder. Bu nedenle; ağın çıktıları, son tabakada yer alan düğümlerin çıktılarıdır. Burada, izleyen katmandaki her düğümden bir düğüme ağırlıklı bağlantılar var iken, aynı katmandaki düğümler arasında hiçbir bağlantı yoktur (Gibson vd., 1989).

ÇKAYSA'da hata terimi, ileri beslemeli ve geriye yayımlı algoritma vasıtasıyla hesaplanır. Genel olarak, Hata Kareler Fonksiyonu (Squared Error Function) ile hata varyansı hesaplanmaktadır.

$$\varepsilon = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M [y_j(x_i) - t_{ij}]^2 \quad (2)$$

Denklem 2’de yer alan $y_j(x_i)$, ÇKAYSA’nın yordanan değişkene ait tahmin değeri, t_{ij} ise yordanan değişkene ait gözlem (gerçek) değerini göstermektedir. Bilindiği üzere, en temel şekliyle hata; gerçek değerler ile tahminlenen değer arasındaki uzaklık olarak hesaplanır (Karadeniz, Yüncü ve Aydemir, 2001; Kayri, 2015). ÇKAYSA’da kullanılan algoritmaların bir kısmı hatayı minimize etmeyi hedeflerken, bir kısmı da örüntüyü tanılamak üzere öğrenme sürecini gerçekleştirir.

ÇKAYSA’da ağı eğitmek için, bağlantıların ağırlıkları, öğrenilen bilgiye göre değiştirilir. Ağ, her bir girdi modelinin çıktısını, bu model için bir hedef çıktı ile karşılaştırarak öğrenir, ardından hatayı hesaplar ve bir hata işlevini ağ boyunca geriye doğru yayar. Ağ eğitildikten sonra çalıştırmak için, girdi parametrelerinin değerleri ağa sunulur. Ağ daha sonra, eğitim sürecinde geliştirilen mevcut ağırlık değerlerini ve eşikleri kullanarak düğüm çıktıları hesaplar. Ağın çalıştırılması işlemi son derece hızlıdır, çünkü sistem sadece ağ düğümü değerlerini bir kez hesaplar. Eğitilmiş bir ağın doğruluğunu test etmek için, belirlilik katsayısı R^2 kullanılmaktadır. Katsayı, bağımsız değişkenlerin ölçülen bağımlı değişkeni veya değişkenleri ne kadar iyi açıklayabildiğinin bir ölçütüdür. R^2 değeri ne kadar yüksekse, değişkenler arası ilişki o kadar iyidir (Yeh, 1998).

Rastgele Orman Yöntemi (RO)

RO yöntemi, Leo Brieman tarafından 2000’li yıllarda rastgele seçilen veriye ait alt uzaylarda büyüyen karar ağaçlarına bir öngörü topluluğu oluşturmak için tasarlanan bir yöntemdir (Biau, 2012). Bu yöntem; karar ağaçları ile kümeleme ve bootstrap (önyükleme) fikirlerini birleştiren; tek ve çok yönlü olarak regresyon problemlerinin yanı sıra iki sınıflı ve çok sınıflı sınıflama problemlerinde kullanılan güçlü bir parametrik olmayan istatistiksel yöntemdir (Geneur, Poggi, Tuleao Malot ve Villa-Vialaneix, 2017).

RO, bağımsız değişken sayısının fazla olduğu büyük veri setlerinde ve kayıp gözlemlerin (missing data) çok olduğu durumlarda tahmin performansı yüksek bir yöntemdir. Bununla birlikte, RO yöntemi, bağımsız değişkenlerin önem düzeylerini ölçmektedir (Bilgen, 2014).

RO algoritması, genel olarak sınıflama ve regresyon işlemlerinde oldukça başarılıdır. Bu yaklaşımda birden fazla rastgele karar ağaçları birleştirilir ve tahminlerin ortalaması alınarak bir araya getirilir. Değişken sayısının gözlem sayısından fazla olduğu durumlarda mükemmel sonuçlar göstermektedir (Biau ve Scornet, 2016). RO yönteminde, çalışılmak istenilen sayıda ağaçla çalışılabilir. Ayrıca mevcut algoritmalar arasında doğru tahminlemede güçlü olup, aşırı uyuma karşı dayanıklı ve çok hızlıdır (Breiman ve Cutler, 2017).

RO yönteminde, budama ya da durdurma kuralı geçerli değildir (Archer ve Kimes, 2008; Breiman, 2001). Quinlan (1993)’e göre budamanın olmaması, RO yönteminin diğer karar ağacı yöntemlerine göre en büyük avantajlarından biridir (Quinlan, 1993).

RO yöntemi; sınıflandırma veya regresyon ağaçları oluşturulmasına göre değişim gösteren farklı bir önyükleme (bootstrap) örneği kullanarak her bir ağacı oluşturur. Standart ağaçlarda, her bir düğümde, tüm değişkenler arasında en iyi bölünme kullanılarak bölünme gerçekleştirilmektedir. RO’ da ise; her bir düğüm, tüm düğümler arasından rastgele seçilen tahmincilerin içinden en iyi bölünmeyi sağlayan yordayıcılar kullanılarak oluşturulmaktadır (Liaw ve Wiener, 2002).

RO, düğümü dallara ayırmak için, her düğümde rassal olarak seçilen değişkenlerin içinden en iyi olanını kullanır. Orijinal veri seti içinden yinelemeli olarak veri setleri üretilir ve rastgelelik (random) özelliği kullanılmasıyla ağaçlar geliştirilir (Akar ve Güngör, 2012; Archer ve Kimes, 2008; Breiman, 2001). Bundan dolayı; RO yöntemi, ağaç üretmek için karar ağaçları algoritmalarından ikili karar ağacı oluşturan CART (Classification and Regression Tree) algoritmasını kullanmaktadır (Archer ve Kimes, 2008; Breiman, 2001). CART algoritmasında, her bir düğümdeki dallar, veri setindeki en geniş sınıfı diğer sınıflardan ikili olacak şekilde ayıran GINI indeksine göre oluşturulur. GINI indeksi, sınıf homojenliği hakkında bilgi veren bir ölçü olup; indeks, küçükse sınıfın homojen, büyükse sınıfın heterojen olduğunu göstermektedir (Akar ve Güngör, 2012).

Gini katsayısı; n sınıftan örnekler içeren veri seti D ve p, j, j sınıfının göreceli frekansı, p(j/t) ise t düğümündeki j sınıfına ait nispi olasılığı göstermek üzere,

$$Gini(t) = 1 - \sum_j [p(j|t)]^2 \quad (3)$$

formülü ile hesaplanmaktadır (Akar, Güngör ve Akar, 2010).

RO yönteminde, model kurulma aşamasında, modeli test etmek için orijinal veri setinin mi yoksa ayrı bir test veri setinin mi kullanılacağına karar verilmelidir. Orijinal veri seti kullanılacaksa, bu veri setinin 2/3'ü eğitim verisi (önyükleme örnekleri-inBag), diğerleri ise test verisi (Out of Bag(OOB)) olarak ayrılmalıdır. Ayrı veri seti kullanılması veya orijinal veri setinden test verisi ayrılması durumunda ise; ayrılan bu verilerin 2/3'ü eğitim veri seti olarak, kalanları ise test verisi olarak kullanılır (Akman, 2010; Atasever, 2011). Bu önyükleme örneklerinden budama yapmaya gerek olmadan ağaçlar geliştirilir (Akar ve Güngör, 2012). Geliştirilen ağaçlar test veri seti (OOB) ile test edilerek hata oranı belirlenir. Tüm ağaçların ortalaması alınarak, tahminlemeye ait ortalama hata oranı tespit edilir. Hata oranı en az olan ağaç en yüksek ağırlık ile en yüksek hata oranına sahip ağaç ise en düşük ağırlık ile ağırlıklandırılır (Atasever, 2011).

RO sınıflandırıcısı; θK rastgele vektör, x ise girdi verisini göstermek üzere, $\{h(x, \theta K) k=1, \dots, \dots\}$ şeklinde gösterilmektedir.

Geliştirilen her bir karar ağacına, kazanan sınıfın belirlenmesi için oy verilerek en çok oyu kazanan sınıf belirlenir. Daha sonra, tüm ağaçlar, en popüler sınıf için bir oya atanır. Yapılan tüm bu işlemlere Rastgele Orman denir (Breiman, 2001).

Rastgele orman algoritması, sınıflama ve regresyon problemleri için aşağıdaki gibidir:

1. Orijinal verilerden n adet bootstrap örnekleri seçilir. Bunların 1/3'ü eğitim 2/3'ü ise öğrenme verileri olarak kullanılır.
2. Her bir önyükleme örnekleri için budanmamış sınıflama ve regresyon ağaçları büyütülür. Bunun için; öğrenme (inBag) veri setinde bulunan tüm değişkenler arasından en iyi bölünmeyi sağlayanı seçmek yerine, önce m adet rastgele örnek seçilir ve onlar arasından en iyi bölünmeyi sağlayacak olan belirlenir.
3. n adet karar ağaçlarının tahminlerini toplayarak yeni veri seti tahmin edilir. Örneğin; regresyon için ortalama, sınıflama için oy çoğunluğu dikkate alınarak yeni veri tahmin edilir (Liaw ve Wiener, 2002).

Performans Ölçütleri

Ortalama Karesel Hatanın Kökü (Root Mean Squared of Error-RMSE), Ortalama Mutlak Hata (Mean Absolute Error-MAE), Bağıl Mutlak Hata (Relative Absolute Error-RAE) ve Bağıl Karesel Hatanın Kökü (Root Relative Squared of Error-RRSE) ve gözlenen değer ile gerçek değer arasındaki ilişkiyi gösteren korelasyon katsayısı ağ yapısını değerlendirmede kullanılan performans ölçütleri olup; aşağıda verilen denklemlerle ifade edilmektedir (Kayri, 2015, 2017).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_i - O_i)^2} \quad (4)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |P_i - O_i| \quad (5)$$

$$RAE = \frac{\sum_{j=1}^n |P_{ij} - O_i|}{\sum_{j=1}^n |O_j - \bar{O}|} \quad (6)$$

$$RRSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (P_i - O_i)^2}{\sum_{j=1}^n (|O_j - \bar{O}|)^2}} \quad (7)$$

$$CE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (P_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^N (P_i - O_M)^2} \quad (8)$$

Burada; P_i (Predicted Value) tahmin edilen değeri, O_i (Observed value) ise gözlenen değerleri göstermektedir. RMSE ve MAE değerlerinin sıfıra yakın olması ve CE katsayısının 1'e yakın hesaplanması gerekir (Kayri, 2015).

PISA 2015 veri seti ÇKAYSA ve RO ile analiz edilmeden önce, analize dahil edilen değişkenler arasında çoklu bağlantılılık (Multicollinearity) probleminin olup olmadığı test edildi. Çoklu bağlantılılık testinde Varyans Artış Faktörü (Variance Inflation Factor- VIF) ve çoklu bağlantılılığa ait Tolerans (Tolerance) değerleri dikkate alınır. VIF değerinin 10'dan büyük veya Tolerans değerinin 0.1'den küçük olması halinde değişkenler arasında çoklu bağlantılılık sorununun olduğu anlaşılır. (Keller, El-Sheikh, Granger ve Buckhalt, 2012). Yapılan bu çalışmada, VIF değerlerinin 1.088 ile 4.201 arasında değiştiği ve Tolerans değerlerinin 0.238 ile 0.901 arasında değiştiği gözlenmiştir. Dolayısı ile araştırmada kullanılan değişkenler arasında çoklu bağlantılılık sorununun olmadığı anlaşılmıştır.

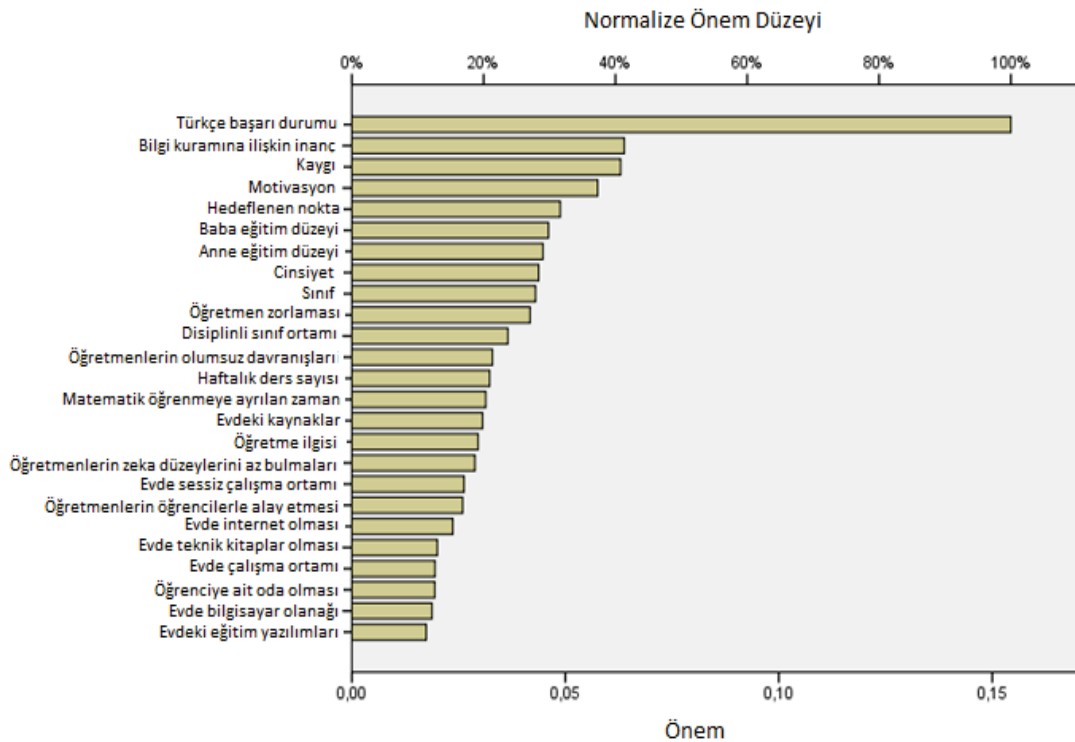
Bulgular

Veri setine ilk olarak; ÇKAYSA yöntemi uygulanmıştır. Çalışma kapsamında ÇKAYSA mimarisindeki gizli katman sayısı deneysel olarak birçok kez çalıştırılmış, her denemede yöntemlerin farklı performans gösterdiği belirlenmiştir. ÇKAYSA mimarisinin iki adet gizli katmandan oluşan bir yapıya sahip olduğu görülmüştür. Birinci gizli katmanda 11 adet nöron, ikinci katmanda ise 11 adet nöron bulunmaktadır. Yapılan analizler sonucunda, gizli katman aktivasyon fonksiyonu hiperbolik tanjant (hyperbolic tangent), çıktı katman aktivasyon fonksiyonunun ise softmax olduğu görülmüştür. ÇKAYSA analizinde, tahminlere ait doğru sınıflama oranı Tablo 3'de gösterilmektedir.

Tablo 3. ÇKAYSA yöntemine göre doğru sınıflandırma oranı

Tahminleme Yöntemi	ÇKAYSA
Bağımlı Değişken	Matematik başarı durumu
Bağımsız değişken sayısı	25
Doğru sınıflama oranı	%86.7
Yanlış sınıflama oranı	%13.3

ÇKAYSA mimarisinde, yordanan değişken üzerinde etkili olan yordayıcıların önem düzeyi Şekil 3'te gösterilmektedir.



Şekil 3. ÇKAYSA yöntemine göre değişkenlerin standartlaştırılmış önem düzeyleri

Şekil 3 incelendiğinde, yordanan değişkeni etkileyen en önemli yordayıcının öğrencilerin Türkçe başarı düzeyi olduğu, diğer bazı önemli değişkenlerin ise sırasıyla; öğrencinin bilgi kuramına inancı, kaygı, motivasyon, okul hayatında hedeflenen nokta, baba eğitimi, anne eğitimi değişkenlerinin olduğu görülmektedir. Türkçe dersindeki başarı düzeyinin Matematik okuryazarlık düzeyi ile pozitif korelasyon ($r = 0.647$, $p < 0.01$) içerisinde olması şaşırtıcı karşılanmıştır. Yapılan alanyazın araştırmasında, PISA sınavına giren öğrencilerin matematik okuryazarlığı ile Türkçe başarısı arasındaki ilişkinin çok az araştırma tarafından test edildiği görülmüştür. Genel kanı olarak, sayısal bir alan olan matematik okuryazarlığının Fen Bilgisi gibi sayısal bir alan ile ilişkili olması beklenen bir durum iken (Güleç ve Alkış, 2003; Gürsakal, 2009; İnal ve Turabik, 2017), matematik okuryazarlığının sözel alan kapsamında olan Türkçe dersi ile birinci sıradan ilişki içerisinde olduğu görülmektedir. Sonuçlarımıza paralel olarak, Matematik dersi ile Türkçe dersi arasındaki ilişkiyi araştıran çalışmalarda da, Matematik dersindeki başarı ile Türkçe dersindeki başarı arasında istatistiksel olarak anlamlı ilişki bulunduğu belirtilmektedir (Coşguner, 2013; Göktaş ve Gürbüz Türk, 2012; Güleç ve Alkış, 2003; Gürsakal, 2009; Tatar ve Soylu, 2006). Bu sonuçta gösteriyor ki, problemin doğru anlaşılması yani; okuduğunu anlama becerisi matematik dersindeki başarı ile yakından ilişkilidir. Diğer taraftan; modelde yer alan diğer değişkenlerin yordanan üzerinde yüksek düzeyde etkili olmadığı söylenebilir. Modelde yer alan tüm yordayıcıların görece önem düzeyi Tablo 4'te gösterilmiştir.

Tablo 4. ÇKAYSA Mimarisindeki Yordayıcıların Önem Düzeyleri

Yordayıcılar	Önem	Standartlaştırılmış Önem (%)
Türkçe başarı durumu	.154	100.0
Bilgi kuramına ilişkin inanç	.064	41.3
Kaygı	.063	40.8
Motivasyon	.058	37.3
Okul hayatınızda hangi noktaya kadar gelmeyi hedefliyorsunuz?	.049	31.6
Baba eğitim düzeyi	.046	29.8
Anne eğitim düzeyi	.045	29.0
Cinsiyet	.044	28.3
Sınıf	.043	27.9

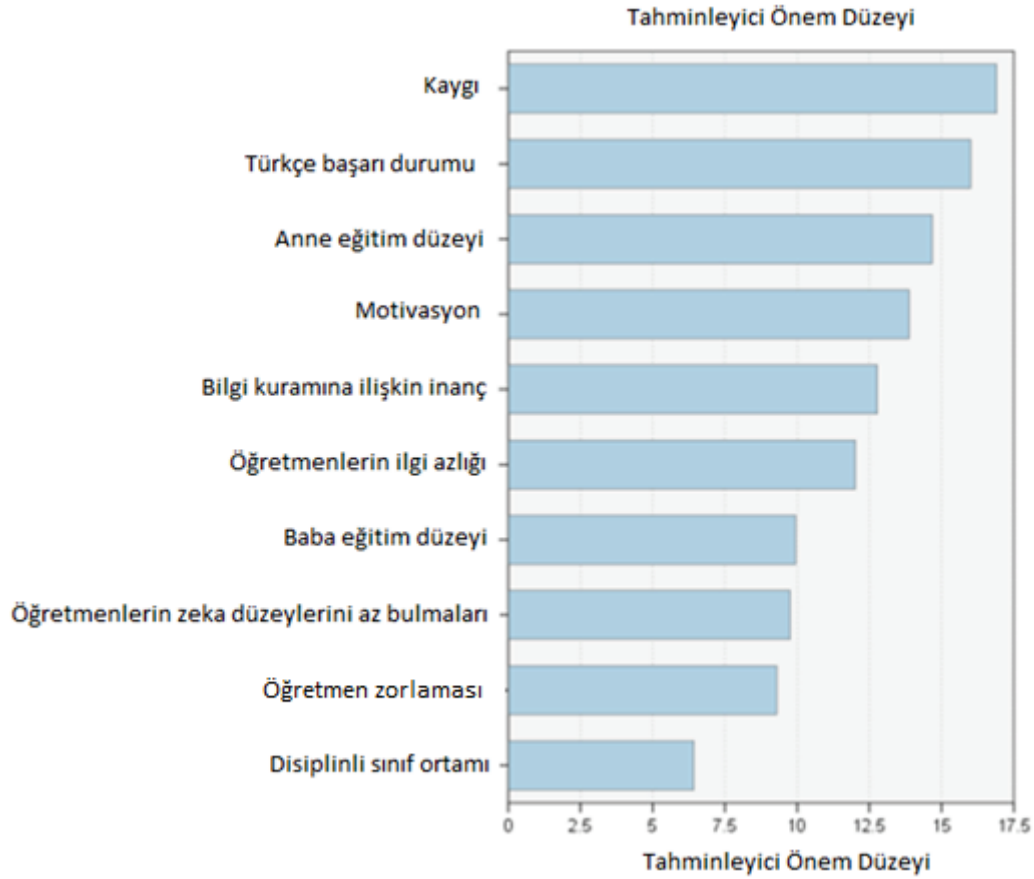
Tablo 4'e bakıldığında en önemli değişkenin %100 standartlaştırılmış önem ile Türkçe başarı durumu olduğu, ardından %41.3 ile öğrencinin bilgi kuramına ilişkin inanç, %40.8 ile kaygı, %37.3 ile motivasyon, %31.6 ile okul hayatında hedeflenen nokta, % 29.8 ile baba eğitim düzeyi, %29 ile anne eğitim düzeyi, %28.3 ile cinsiyet ve %27.9 ile sınıf değişkenlerinin olduğu görülmektedir.

Daha sonra veri setine Rastgele Orman yöntemi uygulanmıştır. RO yöntemine ait doğru sınıflandırma oranı Tablo 5'te gösterilmiştir.

Tablo 5. RO yöntemine göre doğru sınıflandırma oranı

Modelleme Yöntemi	Rastgele Orman Yöntemi
Bağımlı Değişken	Matematik başarı durumu
Bağımsız değişken sayısı	25
Doğru sınıflama oranı	%81.2
Yanlış sınıflama oranı	%18.8

Eğitsel veri madenciliği yöntemlerinden RO ile tahminleme yapıldığında, bulguların ÇKAYSA ile birebir paralellik sunmadığı görülmektedir. RO ile yapılan tahminlemede, yordanan değişken üzerinde etkili olan yordayıcılar Şekil 4'de gösterilmektedir.



Şekil 4. Rastgele Orman yöntemine göre değişkenlerin önem düzeyleri

Şekil 4 incelendiğinde, yordanan değişkeni etkileyen en önemli değişkenin kaygı değişkeni olduğu, diğer önemli değişkenlerin ise sırasıyla; Türkçe başarı durumu, anne eğitim düzeyi, motivasyon, öğrencinin bilgi kuramına inancı, öğretmen ilgisi, baba eğitim düzeyi, öğretmenlerin zeka düzeylerini az bulmaları, öğretmen zorlaması ve disiplinli sınıf ortamı değişkenlerinin olduğu görülmektedir.

Çalışmada, ÇKAYSA ve RO yöntemlerinin tahminleme yeteneklerini karşılaştırmak için, doğru sınıflandırma yüzdesi, korelasyon, Ortalama Karesel Hatanın Kökü (RMSE), Ortalama Mutlak Hata (MAE), Bağlı Mutlak Hata (RAE), ve Bağlı Karesel Hatanın Kökü (RRSE) kullanılmıştır. Araştırma kapsamında, ÇKAYSA ve RO yöntemlerinin doğru tahminleme açısından performans göstergeleri Tablo 6'da sunulmuştur.

Tablo 6. ÇKAYSA ve RO Yöntemlerinin Performansı

	Doğru Sınıflandırma Oranı %	Korelasyon	RMSE	MAE	RAE	RRSE
ÇKAYSA	86.7	0.638909	0.3927	0.2449	0.6831	0.9005
RO	81.2	0.676193	0.3217	0.2064	0.5756	0.7377

Tablo 6 incelendiğinde, ÇKAYSA'nın RO'dan daha yüksek düzeyde doğru sınıflandırma yaptığı görülmüştür (ÇKAYSA Doğru Sınıflandırma Oranı = %86.7, RO Doğru Sınıflandırma Oranı = %81.2). Geriye kalan göstergeler incelendiğinde, RO'nun ÇKAYSA'dan daha yüksek performans sergilediği söylenebilir. Korelasyon katsayısı açısından RO'nun ÇKAYSA'dan daha yüksek düzeyde performans sergilediği ve RMSE, MAE RAE ve RRSE göstergelerinin de RO'nun lehine bir durum sergilediği görülmüştür. Tüm bu gerekçelerden dolayı, RO'nun tahminleme yeteneği ÇKAYSA'dan daha rasyonel ve tutarlı olarak kabul edilebilir.

Tartışma, Sonuç ve Öneriler

Bu çalışmanın amacı; veri madenciliği yöntemlerinden, Çok Katmanlı Algılayıcı Yapay Sinir Ağları ve Rastgele Orman yöntemlerini kullanarak, PISA 2015 matematik okuryazarlığını etkileyen faktörleri belirlemek ve her iki yöntemin tahminleme yeteneklerini karşılaştırmaktır. Yapılan analizler sonucunda; Rastgele Orman yönteminin, performans ölçütleri açısından daha iyi sonuç verdiği ve tahminleme yeteneğinin az da olsa ÇKAYSA'na göre daha yüksek düzeyde olduğu görülmüştür. Bununla birlikte, Rastgele Orman yöntemi ile neden-sonuç ilişkisinin sağlam ve tutarlı olabilmesi mümkün görülmektedir.

Alanyazın incelendiğinde, PISA verileri kullanılarak yapılan çok sayıda çalışma olmasına rağmen, mevcut çalışmada kullanılan yöntemlerin kullanıldığı sınırlı sayıda çalışmanın olduğu görülmektedir (Aksu, 2018; Aksu ve Doğan, 2018; Benzer ve Benzer, 2017; İnal ve Turabik, 2017; Saarela vd., 2016; Tepehan, 2011; Toprak, 2017). Aksu (2018) ile Aksu ve Doğan (2018), PISA 2015 verilerini kullanarak öğrencilerin fen okuryazarlığını sınıflamak için Decision Stump, Hoeffding Tree, J48, Lojistik Model, RepTree, Rastgele Orman, Random Tree ve Ridge Lojistik Regresyon yöntemlerini kullanmış, en iyi sonuçları Rastgele Orman yöntemiyle elde etmiştir. Saarela ve diğerleri (2016), Finlandiyalı öğrencilerin matematik başarılarını tahmin etmek için Lineer Diskriminant Analizi, Destek Vektör Makineleri ve Rastgele Orman yöntemlerini karşılaştırdığı çalışmada tahminleme performansı bakımından Destek Vektör Makineleri yönteminin daha iyi tahminleme yaptığını belirlemişlerdir.

Toprak (2017) tarafından PISA 2012 verileri kullanılarak matematik başarılarını etkileyen faktörleri belirlemek için Çok Katmanlı Algılayıcı Yapay Sinir Ağları, Karar Ağaçlarından CHAID algoritması ve Doğrusal Ayırma analizi kullanılmıştır. Çalışmada, alt gruplara ayırmada sınıflama performansı açısından ÇKAYSA'nın daha başarılı olduğu belirlenmiştir. Tepehan (2011), PISA 2006 verileri üzerinde matematik başarılarını tahminlemek için Çok Katmanlı Algılayıcı Yapay Sinir Ağları ve Lojistik Regresyon yöntemlerinin performanslarını karşılaştırdığı çalışmada, Çok Katmanlı Algılayıcı Yapay Sinir Ağlarının daha iyi performans gösterdiğini tespit etmiştir. Benzer ve Benzer (2017), OECD ülkelerine ait mevcut PISA test sonuçlarını, ÇKAYSA ve Regresyon Analizi ile değerlendirmiş, ÇKAYSA'nın daha iyi sonuç verdiğini belirlemişlerdir. İnal ve Turabik (2017) ise PISA 2012'ye katılan öğrencilerin başarılarını etkileyen faktörleri belirlemek için ÇKAYSA yöntemini kullanmış, en önemli değişkenleri sırasıyla fen bilimleri başarıları, okuma başarıları, matematiğe yönelik tutum, matematiğe yönelik ilgi değişkenleri olarak belirlemişlerdir.

Alanyazında, PISA verileri kullanılarak yapılan çalışmalarda, mevcut çalışmada kullanılan yöntemlerin birlikte kullanıldığı çalışmaya rastlanmazken, çalışmalarda sıklıkla klasik istatistiksel yöntemlerin kullanıldığı görülmektedir.

Ülkemizde, PISA matematik okuryazarlığı üzerinde etkisi olduğu düşünülen değişkenleri belirlemek amacıyla farklı yöntemlerin kullanıldığı çalışmalar bulunmaktadır (Aksu ve Güzeller, 2016; Gürsakal, 2009; Karabay, 2013; Karabay, Yıldırım ve Güler, 2015; Koğar, 2015). Bu çalışmalarda; öğrencilerin başarı düzeylerini etkileyen faktörleri; Gürsakal (2009), cinsiyet, okula başlama yaşı, anne ve babanın eğitim düzeyi olarak; Karabay (2013), evdeki olanaklar, anne-babanın eğitim düzeyi ve okuldaki eğitim kaynaklarının kalitesi olarak; Karabay ve diğerleri (2015), sınıf, cinsiyet, baba eğitim düzeyi, evdeki olanaklar, okulun bulunduğu yer ve okulun seçiciliği olarak; Koğar (2015), cinsiyet, ekonomik, sosyal ve kültürel durum indeksi ve matematik öğrenmek için harcanan zaman olarak; Aksu ve Güzeller (2016) ise, öz yeterlik, matematiğe ilişkin tutum ve çalışma disiplini değişkenleri olarak belirlemişlerdir.

Alanyazında, eğitim alanında mevcut çalışmada kullanılan yöntemlerin birlikte kullanıldığı çalışmaya rastlanmazken, eğitim alanı dışında söz konusu yöntemlerin birlikte karşılaştırıldığı çok sayıda çalışmanın olduğu görülmektedir (Bansal, Chhikara, Khanna ve Gupta, 2018; Becerra vd., 2013; Eriksson ve Varatharajah, 2016; Fern'andez-Delgado, Cernadas ve Barro, 2014; Guo, Zhao ve Yin, 2017; Kayri, Kayri ve Gençoğlu, 2017; Marin, Martinez-Capel ve Vezza, 2013; Maroco vd., 2011; Nawar ve Mouazen, 2017; Raczeko ve Zagajewski, 2017; Shah vd., 2017; Shichkin, Buevich ve Sergeev, 2018). Birçok araştırmada, yapılan bu çalışmanın bulgularıyla paralel olarak, RO yönteminin ÇKAYSA yöntemine

göre tahminleme açısından daha yüksek düzeyde performans gösterdiği görülmektedir (Bansal vd., 2018; Çuhadar, 2013; Fern'andez-Delgado vd., 2014; Maroco vd., 2011; Nawar ve Mouazen, 2017; Raczko ve Zagajewski, 2017; Shah vd., 2017; Shichkin vd., 2018). Çalışmamızdaki sonuçların tersine, ÇKAYSA'nın RO'ya göre daha başarılı olduğu çalışmalar da bulunmaktadır (Eriksson ve Varatharajah, 2016; Kayri vd., 2017; Raczko ve Zagajewski, 2017; Shah vd., 2017).

Mevcut çalışmada, RO yönteminin diğer yöntemlere nazaran daha iyi performans göstermesinden ötürü, söz konusu yöntemin önemli bulduğu değişkenler bu bölümde tartışılacaktır.

Söz konusu çalışmada; ÇKAYSA'na ait tahminlemede, bağımlı değişken üzerinde etkili olan en önemli bağımsız değişken öğrencilerin Türkçe başarı durumu iken, RO tahminlemede öğrencilerin kaygı düzeyinin olduğu görülmüştür. Alanyazında, öğrencilerin matematik başarıları üzerinde kaygı düzeyinin sıklıkla etkili olduğu görülmüştür (Aksu ve Güzeller, 2016; Delice, Ertekin, Aydın ve Dilmaç, 2009; İnal ve Turabik, 2017; Şentürk, 2010; Yücel ve Koç, 2011). Bu bulgu dikkate alındığında, öğrencilerin kaygı düzeyini düşürmeye ya da kaygı düzeyini kontrol altına almaya yönelik eğitim programlarının, seminerlerin düzenlenmesinde yarar olacaktır. Öğrencilerin kaygı düzeyini azaltıcı faktörlerden biri de aile desteğinin alınmasıdır. Bu anlamda, okullarda aile eğitimine yönelik programların düzenlenmesi önemli görülmelidir.

RO yönteminin kaygı değişkeninden sonra ikinci olarak önemli bulduğu bağımsız değişken, Türkçe başarı durumu değişkenidir. Çalışmamıza paralel olarak; İnal ve Turabik (2017), okuma başarısının matematik başarıları üzerinde önemli bir etkiye sahip olduğunu belirtmektedir. Türkçe başarısının okuma alışkanlığı ile ilgili bir mesele olduğu düşünüldüğünde, öğrencilere okumaya yönelik özendirici, teşvik edici birtakım senaryoların düşünülmesi önemli olacaktır. Matematik okuryazarlığı analitik düşünebilme yeteneği ile doğrudan ilişkili olduğundan (Yıldız ve Baltacı, 2016) ve analitik düşünme becerisinin de hayal gücü ile ilişkili olduğu (Çetinkaya, Yeşilyurt, Yörük ve Şanlı, 2012) dikkate alındığında, kitap okuma alışkanlığının matematik dersindeki başarıyı önemli düzeyde artıracığı önemli karşılanmalıdır. Çünkü kitap okumanın, hayal gücünü ve analitik düşünme yeteneğini artırdığı bilinmektedir (Tanju, 2010).

Araştırma kapsamında, RO'nun "öğrencilerin kaygı düzeyi" ile "Türkçe dersi başarıları" değişkenlerinden sonra önemli bulduğu bağımsız değişkenler sırasıyla; anne eğitim düzeyi ve öğrencilerin motivasyon düzeyleridir. Birçok araştırmada, yapılan bu çalışmanın bulgularına paralel olarak, öğrencilerin anne eğitim düzeylerinin öğrenci başarıları üzerinde olumlu yönde etkisinin olduğu bildirilmiştir (Dursun ve Dede, 2004; Gürsakal, 2009; Karabay, 2013; Karabay vd., 2015; Savaş, Taş ve Duru, 2010). Çalışmamızda, anne eğitim düzeyi baba eğitim düzeyine göre daha önemli bulunmuşken, Anıl (2009) ise, çalışmamızdaki bulgunun tersine, öğrencilerin başarılarında baba eğitim düzeyinin anne eğitim düzeyine göre daha etkili olduğunu belirtmiştir. Diğer taraftan; mevcut çalışmada önemli görülen diğer bir değişken motivasyon değişkenidir. Birçok araştırma, öğrencilerin motivasyon düzeyi ile akademik başarıları arasında pozitif yönlü istatistiksel olarak anlamlı bir ilişki olduğunu göstermekte olup bu durum bireyin matematik okuryazarlığı için de geçerli bir durumdur (Aksu ve Güzeller, 2016; İnal ve Turabik, 2017; Üredi ve Üredi, 2005). Motivasyon ile performans arasında doğru bir orantının olduğu dikkate alındığında (Bayraktar, 2015), okul ortamında öğrencilerin motivasyonunu iyileştirici/artırıcı yaklaşımlar önemli görülmelidir. Öğrencilerin içsel ve dışsal motivasyonlarını etkileyen faktörlerin göz önünde bulundurulması gerekir ve sınıf ya da okul ikliminin motivasyonu iyileştirici düzeyde olmasına özen gösterilmelidir.

RO'nun önemli bulduğu diğer bir bağımsız değişken, öğrencinin bilgi kuramına ilişkin inanç (bilgi felsefesi) değişkenidir. Birçok çalışmada, bu değişkenin başarı üzerindeki etkisi sıklıkla araştırılmıştır (Aydın ve Geçici, 2017; Deryakulu, 2004; Deryakulu ve Büyüköztürk, 2005; Eroğlu ve Güven, 2006; Koç-Erdamar ve Bangir-Alpan, 2011; Özkan, 2008; Sadıç ve Çam, 2015; Ünal Çoban ve Ergin, 2008). Çalışmamızdaki sonuçlara paralel olarak; Aydın ve Geçici (2017), öğrencilerin bilgi kuramına ilişkin inançları ile matematik dersi başarıları arasında istatistiksel olarak anlamlı bir ilişki olduğunu ($p<0.01$) belirtmektedir. Ancak; Dursun ve Dede (2004) ile Dursun Sürmeli ve Ünver (2017) ise, bu değişken ile matematik başarıları arasında istatistiksel olarak anlamlı bir ilişki olmadığını

belirlemişlerdir. Bilgi kuramına olan inanç, en genel biçimde bireylerin bilginin ne olduğu bilme ve öğrenmenin nasıl gerçekleştiği ile ilgili öznel inançları (Deryakulu, 2004) olarak düşünüldüğünde; öğrencilerin matematik öğrenmeye yönelik bilişsel ve duyuşsal şemalarının organize edilmesi önemli karşılanmalıdır. Bilgi kuramına olan inanç bağlamında, matematik öğrenmenin; yeteneğe mi, çabaya mı veya tek bir doğrunun var olduğuna inanma şeklindeki şemalar ile ilgili olduğunu (Delice vd., 2009) dikkate alarak, öğrencilerin bu noktadaki inançlarını tespit edip, öğrenmeyi engelleyici faktörlerin giderilmesine yönelik bazı senaryoların (güven artırıcı psikolojik destek programları gibi) düzenlenmesi gerekir.

RO'ya göre, öğrencilerin matematik okuryazarlığı üzerinde "öğretmenin ilgisi" anlamlı bir bağımsız değişken olarak tespit edilmiştir. Akyüz (2006) ile Akyüz ve Pala (2010), Türk ve Yunan öğretmenlerin öğrencilerine olan ilgileri ile matematik okuryazarlığı arasında negatif yönlü istatistiksel olarak anlamlı bir ilişki bulmuş, Finlandiyalı öğretmenler için ise istatistiksel olarak anlamlı bir ilişki bulamamışlardır. Benzer bir çalışmada, İlgün Dibek ve Demirtaşlı (2017), Türkiye'deki öğrencilerin matematik başarıları ile "öğretmenin ilgisi" arasında negatif yönlü istatistiksel olarak anlamlı bir ilişki tespit etmişlerdir. Yılmaz (2006) ise, öğretmen ilgisi ile matematik başarıları arasında pozitif yönlü istatistiksel olarak anlamlı bir ilişki bulmuştur. Matematik okuryazarlığı ile öğretmenin ilgisi arasındaki anlamlı ilişki göz önünde bulundurulduğunda; bilişsel, duyuşsal ve psikomotor düzeydeki bireysel farklılıkların öğretmen tarafından dikkate alınarak, olumlu sınıf ikliminin oluşturulması önemsenmelidir. Öğrencilerin öğretmenleri tarafından küçümseyici davranışlara maruz kalması gibi kendilerine yönelik her türlü tutumun etkisinde kalacağı gerçeğine göre yaklaşımların sergilenmesi önemsenmelidir.

RO'nun önemli bulduğu başka bir değişken, baba eğitim düzeyi olup çalışmamızın bulgularına paralel olarak, öğrencilerin baba eğitim düzeylerinin öğrenci başarıları üzerinde olumlu yönde etkisinin olduğu bildirilmiştir (Anıl, 2009; Karabay vd., 2015). Bu bağlamda, ebeveynlerin yaşam boyu öğrenme felsefesi kapsamında, formel ya da informal ortamlarda eğitimlerini sürdürmeleri (lisans, lisansüstü programlara zaman ayırma gibi), öğrenciye rol model olma açısından önemli görülebilir.

RO'nun önemli olarak belirlediği başka bir değişken olan, disiplinli sınıf ortamı değişkeninin, birçok çalışmada matematik başarılarını olumlu yönde etkilediği belirtilmektedir (Akyüz, 2006; Akyüz ve Pala, 2010; Aydın, 2001; Dursun ve Dede, 2004; İlgün Dibek ve Demirtaşlı, 2017; Küçükahmet, 1999). Sınıf disiplini; öğretmenin duruşundan ödevleri kontrol edişine, öğrencilerin sınıf yerleşiminden öğretmenin beden diline kadar birçok özelliği bünyesinde barındıran genel bir kavram olarak düşünülmelidir (Pala, 2008). Bu bağlamda, öğretmenin sınıf ortamında beden dilini ve konuşma dilini iyi kullanması önemli görülmelidir. Bununla birlikte öğretmen, bireysel ve grup çalışmalarını iyi organize etmelidir.

Mevcut çalışmada, RO'nun önemli olarak gördüğü başka bir değişken, öğretmenlerin öğrencilerin matematiksel zekâ düzeylerini az görmeleri durumudur. Matematik öğretmenlerine göre, öğrencilerin matematiksel zekâsı, matematik başarıları üzerinde önemli bir etkiye sahiptir (Dursun ve Dede, 2004). Yukarıda da değinildiği gibi, öğretmenin ilgisi, öğrencilere ait motivasyon ve kaygı gibi değişkenler matematik okuryazarlığı üzerinde oldukça önemli faktörler olup buna benzer şekilde öğretmenin, öğrencinin matematik zekasını düşük görmesi matematik başarılarını olumsuz etkilemektedir. Öğretmenin, öğrenme güçlüğü çeken öğrencilere yönelik farklı öğretim stilleri geliştirme çabasında olması önemli görülmelidir.

Bu araştırma kapsamında elde edilen bulguların genellenebilirliği için farklı örneklemeler üzerinde yeni çalışmaların yapılması önerilmektedir. Bununla birlikte; bu çalışmanın, eğitsel araştırmalar sürecinde, veri madenciliği yöntemlerinin kullanımına örneklik teşkil edeceği düşünülmektedir. Diğer taraftan; öğrencilerin matematik yeterliliği üzerinde etkisi tespit edilen faktörlerin dikkate alınarak hazırlanacağı projelerin hayata geçirilmesi ile PISA sınavlarındaki performansımızın arttırılmasına katkı sağlamak mümkün olabilecektir.

Kaynakça

- Akar, Ö. ve Güngör, O. (2012). Rastgele orman algoritması kullanılarak çok bantlı görüntülerin sınıflandırılması. *TMMOB Harita ve Kadastro Mühendisleri Odası Jeodezi ve Jeoinformasyon Dergisi*, 1(2), 139-146. doi:10.9733/jgg.241212.1
- Akar Ö., Güngör O. ve Akar A. (2010), Rastgele orman sınıflandırıcısı ile arazi kullanım alanlarının belirlenmesi. *III. Uzaktan Algılama ve Coğrafi Bilgi Sistemleri Sempozyumu* içinde (s. 142-152). Gebze.
- Akbilgiç, O. (2011). *Hibrit radyal tabanlı fonksiyon ağları ile değişken seçimi ve tahminleme: Menkul kıymet yatırım kararlarına ilişkin bir uygulama* (Yayımlanmamış doktora tezi). İstanbul Üniversitesi, İstanbul.
- Akman, M. (2010). *Veri madenciliğine genel bakış ve random forests yönteminin incelenmesi: Sağlık alanında bir uygulama* (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.
- Aksu, G. ve Doğan, N. (2018). Veri madenciliğinde kullanılan öğrenme yöntemlerinin farklı koşullar altında karşılaştırılması. *Ankara Üniversitesi Eğitim Bilimleri Fakültesi Dergisi*, 51(3), 71-100.
- Aksu G. ve Güzeller C. O. (2016). PISA 2012 matematik okuryazarlığı puanlarının karar ağacı yöntemiyle sınıflandırılması: Türkiye örnekleme. *Eğitim ve Bilim*, 41(185), 101-122. doi:10.15390/EB.2016.4766
- Akyüz, G. (2006). Türkiye ve Avrupa Birliği ülkelerinde öğretmen ve sınıf niteliklerinin matematik başarısına etkisinin incelenmesi. *İlköğretim Online*, 5(2), 61-74. <http://ilkogretim-online.org.tr/> adresinden erişildi.
- Akyüz G. ve Pala M. N. (2010). PISA 2003 sonuçlarına göre öğrenci ve sınıf özelliklerinin matematik okuryazarlığına ve problem çözme becerilerine etkisi. *İlköğretim Online*, 9(2), 668-678. <http://ilkogretim-online.org.tr/> adresinden erişildi.
- 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.
- Archer, K. J. ve Kimes, R. V. (2008). Empirical characterization of random forest variable importance measures. *Computational Statistics and Data Analysis*, 52(4), 2249-2260. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167947307003076> adresinden erişildi.
- Atasever, Ü. H. (2011). *Uydu görüntülerinin sınıflandırılmasında hızlandırma (boosting), destek vektör makineleri, rastgele orman (random forest) ve regresyon ağaçları yöntemlerinin kullanılması* (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Erciyes Üniversitesi, Kayseri.
- Aydın, B. (2001). *İlköğretim okullarında sınıf disiplininin sağlanması* (Yayımlanmamış doktora tezi). Abant İzzet Baysal Üniversitesi, Bolu.
- Aydın, M. ve Geçici, M. E. (2017). 6. sınıf öğrencilerinin epistemolojik inançlarının bazı değişkenler açısından incelenmesi. *Ahi Evran Üniversitesi Kırşehir Eğitim Fakültesi Dergisi*, 18(1), 213-229. <https://www.researchgate.net/publication/328615177> adresinden erişildi.
- Azapağası İlbağı, E. (2012). *PISA 2003 matematik okuryazarlığı soruları bağlamında 15 yaş grubu öğrencilerinin matematik okuryazarlığı ve tutumlarının incelenmesi* (Yayımlanmamış doktora tezi). Atatürk Üniversitesi, Erzurum.
- Azapağası İlbağı, E. ve Akgün, L. (2012). PISA 2003 öğrenci anketine göre 15 yaş grubu öğrencilerinin tutumlarının incelenmesi. *Western Anatolia Journal of Educational Science*, 3(6), 67-90. <http://dergipark.gov.tr/download/article-file/39530> adresinden erişildi.
- Bansal, D., Chhikara, R., Khanna, K. ve Gupta, P. (2018). Comparative analysis of various machine learning algorithms for detecting dementia. *Procedia Computer Science*, 132, 1497-1502. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050918308342> adresinden erişildi.

- Bautier, E. ve Rayou, P. (2007). What PISA really evaluates: Literacy Literacy or students' universes of reference?. *Journal of Educational Change*, 8(4), 359-364. doi:10.1007/s10833-007-9043-9. https://www.researchgate.net/journal/1389-2843_Journal_of_Educational_Change adresinden erişildi.
- Bayraktar, V. H. (2015). Student motivation in classroom management and factors that affect motivation. *Turkish Studies*, 10(3), 1079-1100. http://www.turkishstudies.net/files/turkishstudies/20934147_60VatanseverBayraktarHatice-egt-1079-1100.pdf adresinden erişildi.
- Becerra, R., Joya, G., Bermúdez, R. V. G., Velázquez, L., Rodríguez, R. ve Pino, C. (2013). Saccadic points classification using multilayer perceptron and random forest classifiers in EOG recordings of patients with Ataxia SCA2. *International Work-Conference on Artificial Neural Networks* içinde (s. 115-123). Tenerife, Spain. https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-642-38682-4_14 adresinden erişildi.
- Benzer, S. ve Benzer, R. (2017). Examination of International PISA test results with artificial neural networks and regression methods. *Savunma Bilimleri Dergisi*, 16(2), 1-13.
- Biau, G. (2012). Analysis of a random forest. *Journal of Machine Learning Research*, 13(2012), 1063-1095. <http://www.jmlr.org/papers/volume13/biau12a/biau12a.pdf> adresinden erişildi.
- Biau, G. ve Scornet, E. (2016). A random forest guided tour. *An Official Journal of the Spanish Society of Statistics and Operations Research*, 25(2), 197-227. doi:10.1007/s11749-016-0481-7. <http://www.lsta.upmc.fr/BIAU/test-bs.pdf> adresinden erişildi.
- Bilgen, İ. (2014). *İnsan ve HIV-1 proteinleri arasındaki etkileşimlerin rastgele orman yöntemi ve birlikte öğrenme yaklaşımı ile tahmin edilmesi* (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). İstanbul Teknik Üniversitesi, İstanbul.
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45, 5-32. <https://link.springer.com/content/pdf/10.1023/A:1010933404324.pdf> adresinden erişildi.
- Breiman, L. ve Cutler, A. (2017). *Random forests*. <https://www.stat.berkeley.edu/~breiman/RandomForests/> adresinden erişildi.
- Cganlı, F. J., Liang, J. M. ve Chen, Y. C. (2001). Flood forecasting using radial basis function neural networks. *IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics Part C: Applications and Reviews*, 31(4), 530-535.
- Comrie, A. (1997). Comparing neural networks and regression models for ozone forecasting. *Journal of the Air and Waste Management Association*, 47(6), 653-663. <https://arizona.pure.elsevier.com/en/publications/> adresinden erişildi.
- Coşguner, T. (2013). *Uluslararası öğrenci başarı değerlendirme programı (PISA) 2009 uygulaması okuma becerileri okuryazarlığını etkileyen faktörler* (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Akdeniz Üniversitesi, Antalya.
- Çelen, F. K., Çelik, A. ve Seferoğlu, S. S. (2011). Türk eğitim sistemi ve PISA sonuçları. *Akademik Bilişim'11-XIII Akademik Bilişim Konferansı Bildirileri* içinde (s. 765-773). Malatya.
- Çetinkaya, İ., Yeşilyurt, E., Yörük, S. ve Şanlı, Ö. (2012). Öğretmen adaylarında yaratıcı düşünmenin yordayıcısı olarak değişime açıklık ve hayal gücü. *Uşak Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 5(2), 46-62. <https://www.pegem.net/dosyalar/dokuman/138919-201401271547-4.pdf> adresinden erişildi.
- Çuhadar, M. (2013). Türkiye'ye yönelik dış turizm talebinin MLP, RBF ve TDNN yapay sinir ağı mimarileri ile modellenmesi ve tahmini: Karşılaştırmalı bir analiz. *Journal of Yasar University*, 8(31), 5274-5295.
- Delice, A., Ertekin, E., Aydın, E. ve Dilmaç, B. (2009). Öğretmen adaylarının matematik kaygısı ile bilgi bilimsel inançları arasındaki ilişkinin incelenmesi. *Uluslararası İnsan Bilimleri Dergisi*, 6(1), 361-375. <http://www.insanbilimleri.com/ojs/index.php/uib/article/view/637/352> adresinden erişildi.

- Deryakulu, D. (2004). Üniversite öğrencilerinin öğrenme ve ders çalışma stratejileri ile epistemolojik inançları arasındaki ilişki. *Kuram ve Uygulamada Eğitim Yönetimi*, 38, 230-249. <http://dergipark.gov.tr/download/article-file/108404> adresinden erişildi.
- Deryakulu, D. ve Büyüköztürk, Ş. (2005). Epistemolojik inanç ölçeğinin faktör yapısının yeniden incelenmesi: Cinsiyet ve öğrenim görülen program türüne göre epistemolojik inançların karşılaştırılması. *Eurasian Journal of Educational Research*, 18, 57-70. https://www.researchgate.net/profile/Deniz_Deryakulu2/publication/285660584 adresinden erişildi.
- Dursun, Ş. ve Dede, Y. (2004). Öğrencilerin matematikte başarısını etkileyen faktörler: Matematik öğretmenlerinin görüşleri bakımından. *Gazi Eğitim Fakültesi Dergisi*, 24(2), 217-230. <http://gefad.gazi.edu.tr/article/view/5000078798> adresinden erişildi.
- Dursun Sürmeli, Z. ve Ünver, G. (2017). Öz-düzenleyici öğrenme stratejileri, epistemolojik inançlar ve akademik benlik kavramı ile matematik başarısı arasındaki ilişki. *Turkish Journal of Computer and Mathematics Education*, 8(1), 83-102. <http://dergipark.gov.tr/download/article-file/284109> adresinden erişildi.
- Emel, G. G. ve Taşkın, Ç. (2005). Veri madenciliğinde karar ağaçları ve bir satış analizi uygulaması. *Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 6(2), 221-239. <http://dergipark.ulakbim.gov.tr/ogusbd/article/view/5000080834/5000074968> adresinden erişildi.
- Eriksson, V. ve Varatharajah, T. (2016). *A comparative study on artificial neural networks and random forests for stock market prediction*. KTH Royal Institute of Technology School of Computer Science and Communication. <https://www.diva-portal.org/smash/get/diva2:927335/FULLTEXT01.pdf> adresinden erişildi.
- Eroğlu, S. E. ve Güven, K. (2006). Üniversite öğrencilerinin epistemolojik inançlarının bazı değişkenler açısından incelenmesi. *Selçuk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 16, 295-312. <http://dergisosyalbil.selcuk.edu.tr/susbed/article/view/529> adresinden erişildi.
- Fausett, L. (1994). *Fundamentals of neural networks: Architectures, algorithms and applications*. New Jersey, NJ: Prentice-Hall. <http://www.csbd.edu.in/csbd-uld/pdf/Fundamentals%20Of%20Neural%20Networks.pdf> adresinden erişildi.
- Fernández-Delgado, M., Cernadas, E. ve Barro, S. (2014). Do we need hundreds of classifiers to solve real world classification problems?. *Journal of Machine Learning Research*, 15(2014), 3133-3181. <http://jmlr.org/papers/volume15/delgado14a/delgado14a.pdf> adresinden erişildi.
- Geneur, R., Poggi, J. M., Tuleao Malot, C. ve Villa-Vialaneix, N. (2017). Random forest for big data. *Big Data Research*. http://www.nathalievialaneix.eu/doc/pdf/genueur_et_al_BDR2017.pdf adresinden erişildi.
- Gibson, G. J., Siu, S. ve Cowan, C. F. N. (2002/1989). Multilayer perceptron structures applied to adaptive equalisers for data communications. *International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing* içinde (s. 1520-6149). Glasgow, UK.
- Göktaş, Ö. ve Gürbüz Türk, O. (2012). Okuduğunu anlama becerisinin ilköğretim ikinci kademe matematik dersindeki akademik başarıya etkisi. *Uluslararası Eğitim Programları ve Öğretim Çalışmaları Dergisi*, 2(4), 53-66.
- Gönül, Y., Ulu, Ş., Bucak, A. ve Bilir, A. (2015). Yapay sinir ağları ve klinik araştırmalarda kullanımı. *Genel Tıp Dergisi*, 25(3), 104-111. doi:10.15321/GenelTipDer.2015313147
- Guo, H., Zhao, J. Y. ve Yin, J. H. (2017). Random forest and multilayer perceptron for predicting dielectric loss of polyimide nanocomposite films. *Royal Society of Chemistry*, 7, 30999-31008. doi: 10.1039/C7RA04147K. <https://pubs.rsc.org/ru/content/articlepdf/2017/ra/c7ra04147k> adresinden erişildi.
- Güleç, S. ve Alkış, S. (2003). İlköğretim birinci kademe öğrencilerinin derslerdeki başarı düzeylerinin birbiriyle ilişkisi. *İlköğretim-Online*, 2(2), 19-27.

- Gürsakal, S. (2009). PISA 2009 öğrenci başarı düzeylerini etkileyen faktörlerin değerlendirilmesi. *Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 17(1), 441-452. <http://dergipark.gov.tr/download/article-file/194442> adresinden erişildi.
- Güzeller, C. O. ve Akın, A. (2014). Relationship between ICT variables and mathematics achievement based on PISA 2006 database: International evidence. *The Turkish Online Journal of Educational Technology*, 13(1), 184-192.
- Hamzaçebi, C. (2011). *Yapay sinir ağları*. Bursa: Ekin.
- Hand, D. J., Mannila, H. ve Smyth, P. (2001). *Principles of data mining*. Cambridge: A Bradford Book The MIT Press. <https://doc.lagout.org/Others/Data%20Mining/Principles%20of%20Data%20Mining%20%5BHand%2C%20Mannila%20%26%20Smyth%202001-08-01%5D.pdf> adresinden erişildi.
- IES>NCES. (2018). *National center for education statistics*. https://nces.ed.gov/surveys/pisa/pisa2015/pisa2015highlights_8f.asp adresinden erişildi
- İlgün Dibek, M. ve Demirtaşlı, R. N. (2017). Öğrenme ve öğretme süreci değişkenleri ile PISA 2012 matematik okuryazarlığı arasındaki ilişkiler. *İlköğretim Online*, 16(3), 1137-1152. <http://ilkogretim-online.org.tr/> adresinden erişildi.
- İnal, H. ve Turabik, T. (2017). Matematik başarısını etkileyen bazı faktörlerin yordama gücünün yapay sinir ağları ile belirlenmesi. *Uşak Üniversitesi Eğitim Araştırmaları Dergisi*, 3(1), 23-50. doi:10.29065/usakead.287754
- Jain, K. A. ve Mao, J. (1996). *Artificial neural network; A tutorial*. http://metalab.uniten.edu.my/~abdrahim/mitm613/Jain1996_ANN%20-%20A%20Tutorial.pdf adresinden erişildi.
- Kamaliyah, K., Zulkardi, Z. ve Darmawijoyo, D. (2013). Developing the sixth level of PISA-like mathematics problems for secondary school students. *Journal on Mathematics Education*, 4(1), 9-28. doi:10.22342/jme.4.1.559.9-28. <http://ejournal2.unsri.ac.id/index.php/jme/issue/view/87> adresinden erişildi.
- Karabay, E. (2013). *Aile ve okul özelliklerinin PISA okuma becerileri, matematik ve fen okuryazarlığını yordama gücünün yıllara göre incelenmesi* (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Gazi Üniversitesi, Ankara.
- Karabay, E., Yıldırım, A. ve Güler, G. (2015). Yıllara göre PISA matematik okuryazarlığının öğrenci ve okul özellikleri ile ilişkisinin aşamalı doğrusal modeller ile analizi. *Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi*, 36, 137-151. <http://dergipark.gov.tr/download/article-file/181503> adresinden erişildi.
- Karadeniz, M., Yüncü, S. ve Aydemir M. T. (2001). Asenkron motorlarda stator direncinin yapay sinir ağları ile tahmini. *TMMOB Elektrik Mühendisliği Elektrik-Elektronik-Bilgisayar ve Biyomedikal Mühendisliği Kongresi Bildirileri*. http://www.emo.org.tr/ekler/b9de3fb364d8d87_ek.doc adresinden erişildi.
- Karasar, N. (2006). *Bilimsel araştırma yöntemi*. Ankara: Nobel Yayın Dağıtım.
- Kaynar, O. ve Taştan S. (2009). Zaman serisi analizinde MLP yapay sinir ağları ve arima modelinin karşılaştırılması. *Erciyes Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 33, 161-172. <http://iibf.erciyes.edu.tr/dergi/sayi33/9.k%FDs%FDm.pdf> adresinden erişildi.
- Kaynar, O., Taştan, S. ve Demirkoparan, F. (2010). Ham petrol fiyatlarının yapay sinir ağları ile tahmini. *Ege Akademik Bakış*, 10(2), 559-573. <https://www.researchgate.net/publication/227427978> adresinden erişildi.
- Kayri, İ. (2017). *Güneş panelleri ile üretilen enerjinin ortam bilgileri kullanılarak yapay sinir ağlarıyla tahmini* (Yayımlanmamış doktora tezi). Fırat Üniversitesi, Elazığ.
- Kayri, M. (2015). An intelligent approach to educational data: Performance comparison of the multilayer perceptron and the radial basis function artificial neural networks. *Educational Sciences: Theory & Practice*, 15(5), 1247-1255. doi:10.12738/estp.2015.5.0238

- Kayri, M., Kayri, İ. ve Gençoğlu, M. T. (2017). The performance comparison of multiple linear regression, random forest and artificial neural network by using photovoltaic and atmospheric data. *2017 14th International Conference on Engineering of Modern Electric Systems (EMES)*. 1-2 June 2017 (s.1-4), Oradea, Romania.
- Keller, P. S., El-Sheikh, M., Granger, D. A. ve Buckhalt, J. A. (2012). Interactions between salivary cortisol and alphaamylase as predictors of children's cognitive functioning and academic performance. *Physiology & Behavior*, *105*, 987-995. <https://asu.pure.elsevier.com/en/publications/interactions-between-salivary-cortisol-and-alpha-amylase-as-predi> adresinden erişildi.
- Koç-Erdamar, G. ve Bangir-Alpan, G. (2011). Öğretmen adaylarının epistemolojik inançları. *E- Journal of New World Sciences Academy*, *6*(4), 2689-2698. <http://dergipark.gov.tr/download/article-file/185533> adresinden erişildi.
- Koğar, H. (2015). PISA 2012 matematik okuryazarlığını etkileyen faktörlerin aracılık modeli ile incelenmesi. *Eğitim ve Bilim*, *40*(179), 45-55. doi:10.15390/EB.2015.4445
- Küçükahmet, L. (1999). *Öğretimde planlama ve değerlendirme*. İstanbul: Alkım Yayınevi.
- Liaw, A. ve Wiener, M. (2002). Classification and regression by randomforest. *R News*, *2*(3), 18-22. https://www.researchgate.net/publication/228451484_Classification_and_Regression_by_Random_Forest adresinden erişildi.
- Marin, E. J. O., Martinez-Capel, F. ve Vezza, P. (2013). A comparison of artificial neural networks and random forests to predict native fish species richness in Mediterranean rivers. *Knowledge and Management of Aquatic Ecosystems*, *409*, 19. doi:10.1051/kmae/2013052. <http://www.kmae-journal.org/> adresinden erişildi.
- Maroco, J., Silva, D., Rodrigues, A., Guerreiro, M., Santana, I. ve Mendonça, A. (2011). Data mining methods in the prediction of Dementia: A real-data comparison of the accuracy, sensitivity and specificity of linear discriminant analysis, logistic regression, neural networks, support vector machines, classification trees and random forest. *BMC Research Notes*, *4*(1), 299. doi:10.1186/1756-0500-4-299
- Milli Eğitim Bakanlığı (MEB). (2016). *PISA 2009 projesi ulusal ön raporu*. Ankara: MEB Eğitimi Araştırma ve Geliştirme Dairesi Başkanlığı. http://odsgm.meb.gov.tr/test/analizler/docs/PISA/PISA2015_Ulusal_Rapor.pdf adresinden erişildi.
- Nawar, S. ve Mouazen, A. M. (2017). Comparison between random forests, artificial neural networks and gradient boosted machines methods of on-line Vis-NIR spectroscopy measurements of soil total nitrogen and total carbon. *Sensors*, *17*(10), 2428. doi:10.3390/s17102428. <https://www.mdpi.com/1424-8220/17/10/2428> adresinden erişildi.
- OECD. (2007). *PISA 2006*. Paris: OECD Publishing. <https://www.oecd.org/pisa/data/42025182.pdf> adresinden erişildi.
- OECD. (2016a). *PISA 2015 results in focus*. Paris: OECD Publishing. https://www.oecd-ilibrary.org/education/pisa-2015-results-in-focus_aa9237e6-en adresinden erişildi.
- OECD. (2016b). *PISA 2015 mathematics framework. Pisa PISA 2015 assessment and analytical framework: science, reading, mathematics and financial literacy*. Paris: OECD Publishing. <http://www.oecd.org/publications/pisa-2015-assessment-and-analytical-framework-9789264281820-en.htm> adresinden erişildi.
- Okatan, Ö. (2017). *Uluslararası öğrenci başarılarını değerlendirme programı'na (PISA) göre öğrencilerin matematik başarıları ile ilişkili değişkenlerin incelenmesi* (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi, Burdur.
- Özkan, Ş. (2008). *İlköğretim öğrencilerinin fen başarıları ile ilgili bir modelleme çalışması: Epistemolojik inançlar, öğrenme yaklaşımları ve öz-düzenleme becerileri arasındaki ilişkiler* (Yayımlanmamış doktora tezi). Orta Doğu Teknik Üniversitesi, Ankara.

- Öztemel, E. (2012). *Yapay sinir ağları*. İstanbul: Papatya Yayıncılık.
- Pala, M. N. (2008). *PISA 2003 sonuçlarına göre öğrenci ve sınıf özelliklerinin matematik okuryazarlığına ve problem çözmeye etkisi* (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Balıkesir Üniversitesi, Balıkesir.
- Priddy, K. L. ve Keller, P. E. (2005). *Artificial neural networks: An introduction*. Washington: SPIE Press.
- Quinlan, J. R. (1993). *C4.5: Programs for machine learning*. San Mateo California: Morgan Kaufmann Publishers.
[https://books.google.com.tr/books?hl=tr&lr=&id=b3ujBQAAQBAJ&oi=fnd&pg=PP1&dq=Quinlan,+J.R.,+\(1993\),+C4.5:+Programs+for+Machine+Learning&ots=sQ5rUSGsIa&sig=CTAvmOwlwJTqxYOIZxLS2e0Q8Ww&redir_esc=y#v=onepage&q=Quinlan%2C%20J.R.%2C%20\(1993\)%2C%20C4.5%3A%20Programs%20for%20Machine%20Learning&f=false](https://books.google.com.tr/books?hl=tr&lr=&id=b3ujBQAAQBAJ&oi=fnd&pg=PP1&dq=Quinlan,+J.R.,+(1993),+C4.5:+Programs+for+Machine+Learning&ots=sQ5rUSGsIa&sig=CTAvmOwlwJTqxYOIZxLS2e0Q8Ww&redir_esc=y#v=onepage&q=Quinlan%2C%20J.R.%2C%20(1993)%2C%20C4.5%3A%20Programs%20for%20Machine%20Learning&f=false) adresinden erişildi.
- Raczko, E. ve Zagajewski, B. (2017). Comparison of support vector machine, random forest and neural network classifiers for tree species classification on airborne hyperspectral APEX images. *European Journal of Remote Sensing*, 50(1), 144-154. doi:10.1080/22797254.2017.1299557
- Saarela, M., Yener, B., Zaki, M. J. ve Karkkainen, T. (2016). Predicting math performance from raw large-scale educational assessments data: A machine learning approach. *33 rd International Conference on Machine Learning, MLR Workshop and Conference Proceedings* içinde (s 1-8). New York City, USA.
- Sadıç, A. ve Çam, A. (2015). 8. sınıf öğrencilerinin epistemolojik inançları ile PISA başarıları ve fen ve teknoloji okuryazarlığı. *Bilgisayar ve Eğitim Araştırmaları Dergisi*, 3(5), 18-49. <http://www.dergipark.ulakbim.gov.tr/jcer> adresinden erişildi.
- Satıcı, K. (2008). *PISA 2003 sonuçlarına göre matematik okuryazarlığını etkileyen faktörler: Türkiye ve Hong Kong-Çin* (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Balıkesir Üniversitesi, Balıkesir.
- Savaş, E., Taş, S. ve Duru, A. (2010). Factors affecting students' achievement in mathematics. *Inonu University Journal of The Faculty of Education*, 11(1), 113-132. <http://dergipark.gov.tr/download/article-file/92276> adresinden erişildi.
- Seyman, M. N. ve Taşpınar, N. (2009). Çok katmanlı yapay sinir ağları kullanarak OFDM sistemlerinde kanal dengeleme. *5. Uluslararası İleri Teknolojiler Sempozyumu (IATS'09)* içinde (s. 630-633). Karabük, Türkiye.
- Shah, A. S., Shah, M., Fayaz, M., Wahid, F., Khalid Khan, H. ve Shah, A. (2017). Forensic analysis of offline signatures using multilayer perceptron and random forest. *International Journal of Database Theory and Application*, 10(1), 139-148. doi:10.14257/ijdta.2017.10.1.13. https://www.researchgate.net/profile/Abdul_Salam_Shah/publication/313477318_Forensic_Analysis_of_Offline_Signatures_Using_Multilayer_Perceptron_and_Random_Forest/links/589c0e13aca2721ae1b7b20c/Forensic-Analysis-of-Offline-Signatures-Using-Multilayer-Perceptron-and-Random-Forest.pdf adresinden erişildi.
- Shaw, M. J., Subramaniam, C, Tan, G. W. ve Welge, M. E. (2001). Knowledge management and data mining for marketing. *Decision Support Systems*, 1(31), 127-137. doi:10.1016/S0167-9236(00)00123-8. <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.87.1196&rep=rep1&type=pdf> adresinden erişildi.
- Shichkin, A. V, Buevich, A. G. ve Sergeev, A. P. (2018). Comparison of artificial neural network, random forest and random perceptron forest for forecasting the spatial impurity distribution. *Mathematical Methods and Computational Techniques in Science and Engineering II AIP Conference Proceedings* içinde (s. 020005-1-020005-7). doi:10.1063/1.5045411. <https://aip.scitation.org/doi/abs/10.1063/1.5045411> adresinden erişildi.
- Şentürk, B. (2010). *İlköğretim beşinci sınıf öğrencilerinin genel başarıları, matematik başarıları, matematik dersine yönelik tutumları ve matematik kaygıları arasındaki ilişki* (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Afyon Kocatepe Üniversitesi, Afyon.
- Tanju, E. H. (2010). Çocuklarda kitap okuma alışkanlığına genel bir bakış. *Aile ve Toplum*, 11(6), 31-39. <https://dergipark.org.tr/en/download/article-file/197991> adresinden erişildi.

- Tatar, E. ve Soylu, Y. (2006). Okuma-anlamadaki başarının matematik başarısına etkisinin belirlenmesi üzerine bir çalışma. *Kastamonu Eğitim Dergisi*, 14(2), 503-508.
- Tepehan, T. (2011). *Türk öğrencilerinin PISA başarılarının yordanmasında yapay sinir ağı ve lojistik regresyon modeli performanslarının karşılaştırılması* (Yayımlanmamış doktora tezi). Hacettepe Üniversitesi, Ankara.
- Toprak, E. (2017). *Yapay sinir ağı, karar ağaçları ve ayırma analizi yöntemleri ile PISA 2012 matematik başarılarının sınıflandırılma performanslarının karşılaştırılması* (Yayımlanmamış doktora tezi). Hacettepe Üniversitesi, Ankara.
- Türkan, A., Üner S. S. ve Alcı, B. (2015). 2012 PISA matematik testi puanlarının bazı değişkenler açısından incelenmesi. *Ege Eğitim Dergisi*, 16(2), 358-372. doi:10.12984/eed.68351. https://www.researchgate.net/publication/290958106_2012_Pisa_Matematik_Testi_Puanlarinin_Bazi_Degiskenler_Acisindan_Incelenmesi adresinden erişildi.
- Uysal, E. ve Yenilmez, K. (2011). Sekizinci sınıf öğrencilerinin matematik okuryazarlığı düzeyi. *Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 12(2), 1-15. <http://dergipark.gov.tr/ogusbd/issue/11000/131632> adresinden erişildi.
- Ünal Çoban, G. ve Ergin, Ö. (2008). İlköğretim öğrencilerinin bilimsel bilgiye yönelik görüşlerini belirleme ölçeği. *İlköğretim Online*, 7(3), 706-716. <http://ilkogretim-online.org.tr/> adresinden erişildi.
- Üredi, I. ve Üredi, L. (2005). İlköğretim 8. sınıf öğrencilerinin öz-düzenleme stratejileri ve motivasyonel inançlarının matematik başarısını yordama gücü. *Mersin Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi*, 1(2), 250-260. <http://dergipark.gov.tr/download/article-file/161017> adresinden erişildi.
- Yeh, I. C. (1998). Modeling of strength of high-performance concrete using artificial neural networks. *Cement and Concrete Research*, 28(12), 1797-1808. doi:10.1016/S0008-8846(98)00165-3. https://www.researchgate.net/publication/222447231_Modeling_of_Strength_of_High-Performance_Concrete_Using_Artificial_Neural_Networks_Cement_and_Concrete_research_2812_1797-1808 adresinden erişildi.
- Yıldız, A. ve Baltacı, S. (2016). İlköğretim matematik öğretmen adaylarının geometrik olasılık problemlerini çözmeye süreçlerinin analitik düşünme bağlamında incelenmesi. *Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi*, 1(39), 91-111. <https://dergipark.org.tr/en/pub/maeuefd/issue/24654/260770> adresinden erişildi.
- Yılmaz, E. T. (2006). *Uluslararası öğrenci başarı değerlendirme programı (PISA)'nda Türkiye'deki öğrencilerin matematik başarılarını etkileyen faktörler* (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Hacettepe Üniversitesi, Ankara.
- Yücel, Z. ve Koç, M. (2011). The relationship between the prediction level of elementary school students' math achievement by their math attitudes and gender. *Elementary Education Online*, 10(1), 133-143. <http://ilkogretim-online.org.tr/> adresinden erişildi.
- Ziya, E. (2008). *Uluslararası öğrenci başarı değerlendirme programına (PISA 2006) göre Türkiye'deki öğrencilerin matematik başarılarını etkileyen bazı faktörler* (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi). Hacettepe Üniversitesi, Ankara.