



HACETTEPE ÜNİVERSİTESİ EĞİTİM BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

Eğitim Bilimleri Ana Bilim Dalı
Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme Programı

PISA 2012'DE YER ALAN DUYUŞSAL ÖZELLİKLERİN MATEMATİK
BAŞARISINI SINIFLAMA DOĞRULUĞUNUN İNCELENMESİ: ŞANGAY,
İSPANYA VE PERU ÖRNEĞİ

Eda ÖZMEN

Yüksek Lisans Tezi

Ankara, 2018

Liderlik, arařtırma, inovasyon, kaliteli eđitim ve deđiřim ile

Daha ileriye ... En İyiyeye ...



HACETTEPE ÜNİVERSİTESİ
EĞİTİM BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

Eğitimde Bilimleri Ana Bilim Dalı
Eğitimde Ölme ve Değerlendirme Programı

PISA 2012'DE YER ALAN DUYUŞSAL ÖZELLİKLERİN MATEMATİK
BAŞARISINI SINIFLAMA DOĞRULUĞUNUN İNCELENMESİ: ŞANGAY,
İSPANYA VE PERU ÖRNEĞİ

THE INVESTIGATION OF CLASSIFICATION ACCURACY OF MATHEMATICS
ACHIEVEMENT BY ATTITUDES IN PISA 2012: CHINA (SHANGHAI), SPAIN
AND PERU

Eda ÖZMEN

Yüksek Lisans Tezi

Ankara, 2018

Kabul ve Onay

Eđitim Bilimleri Enstitüsü M¼d¼rl¼đ¼ne,

Eda ÖZMEN'nin hazırladıđı "PISA 2012'de Yer Alan Duyuşsal Özelliklerin Matematik Başarısını Sınıflama Doğruluđunun İncelenmesi: Şangay, İspanya ve Peru Örneđi" başlıklı bu çalıřma j¼rimiz tarafından **Eđitim Bilimleri Ana Bilim Dalı, Eđitimde Ölçme ve Deđerlendirme Bilim Dalında Yüksek Lisans Tezi** olarak kabul edilmiřtir.

J¼ri Başkanı

Doç. Dr. Hakan Yavuz ATAR



İmza

J¼ri Üyesi (Danıřman)

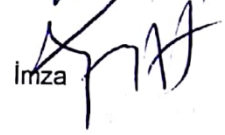
Prof. Dr. Selahattin GELBAL



İmza

J¼ri Üyesi

Doç. Dr. Nuri DOĐAN



İmza

Bu tez Hacettepe Üniversitesi Lisansüstü Eđitim, Öğretim ve Sınav Yönetmeliđi'nin ilgili maddeleri uyarınca yukarıdaki j¼ri üyeleri tarafından 24/01/2018 tarihinde uygun gör¼lmüş ve Enstitü Yönetim Kurulunca / / tarihinde kabul edilmiřtir.

Prof. Dr. Ali Ekber ŞAHİN
Eđitim Bilimleri Enstitüsü M¼d¼r¼

Öz

Bu araştırmanın amacı, PISA 2012 matematik okuryazarlığı performansları bakımından katılımcı ülkeler arasında başarı sıralaması ilk sırada yer alan Çin-Şangay, ortada olan İspanya ve son sırada yer alan Peru'daki öğrencilerin duyuşsal özelliklerinin akademik sınıflandırmayı ne derecede desteklediğini belirlemektir. Bunun için lojistik regresyon analizi ve ayırma analizi kullanılıp elde edilen sonuçlar karşılaştırılmıştır. Araştırmada PISA 2012 uygulamasında yer alan Çin-Şangay'da 1615, İspanya'da 7762 ve Peru'da 1349 öğrenciden elde edilen verilerden yararlanılmıştır. Ayırma analizinin varsayımları, lojistik regresyon analizinin varsayımlarını da kapsadığından sadece ayırma analizinin varsayımları incelenmiştir. Her üç ülkede de normal dağılım ve varyans-kovaryans matrislerinin homojenliği varsayımları sağlanmamıştır. Ancak örneklem sayısının büyüklüğü nedeniyle bu varsayımların ihlali, ayırma analizine engel olmadığından analize devam edilmiştir. Araştırma sonucunda her üç ülke için de ayırma analizi ile lojistik regresyon analizinden elde edilen sonuçların oldukça benzer olduğu görülmüştür. Matematiğe yönelik duyuşsal özellikler, bireyleri alt ve üst yeterlik düzeylerine göre Çin-Şangay ve İspanya'da şansın ötesinde doğru sınıflarken, Peru'da şansın ötesinde doğru sınıflayamamıştır. Ayrıca bireyleri alt ve üst yeterlik düzeylerine göre ayırmada en etkili değişkenler sırasıyla Çin-Şangay'da matematik öz yeterliği ve matematik niyetleri; İspanya'da matematik öz yeterliği, matematik benlik kavramı ve matematiğe yönelik araçsal motivasyon düzeyi; Peru'da matematik benlik kavramı ve matematik öz yeterliği olarak bulunmuştur. Ayrıca yeterlik düzeylerindeki farklılaşmanın duyuşsal özellikler tarafından açıklanma oranları incelendiğinde bu oranların Çin-Şangay ve İspanya'da birbirine oldukça yakın ve Peru'dakine göre oldukça yüksek olduğu görülmüştür.

Anahtar sözcükler: PISA, lojistik regresyon analizi, ayırma analizi, yeterlik düzeyleri, sınıflama doğruluğu

Abstract

The purpose of this research is to determine to what extent academic classification is supported by the mathematics literacy performance in PISA 2012 of students from China-Shanghai, Spain and Peru among the participating countries. For this purpose, logistic regression analysis and discriminant analysis were used and the obtained results were compared. In this research, the data sets of 1615 students from China-Shanghai, 7762 students from Spain and 1349 students from Peru in PISA 2012 application were used. Because of including assumptions of the logistic regression analysis, assumptions of discriminant analysis were explored. In all three countries, the assumptions of the normality and homogeneity of variance-covariance matrices couldn't be verified. However, since relatively large size of the sample still enables the discriminant analysis. At the end of the research, it was seen that the results obtained from logistic regression analysis and discriminant analysis were quite similar for the three countries. In China-Shanghai and Spain, the performance in mathematics is correctly classified beyond the chance according to lower and upper proficiency levels, but in Peru it is not. Furthermore, it was also found that the most effective variables in the classification of individuals according to the proficiency levels were mathematics self-efficacy and mathematics intentions in China-Shanghai; mathematics self-efficacy, mathematics self-concept and instrumental motivation for mathematics in Spain; mathematics self-concept and mathematics self-efficacy in Peru, respectively. Finally, when the explanatory rates of differentiation in proficiency levels by attitudes were examined, it was seen that the rates of China-Shanghai and Spain were very close and relatively higher than those of Peru.

Keywords: PISA, logistic regression analysis, discriminant analysis, proficiency levels, classification accuracy

Teşekkür

Yüksek lisans eğitimi ve tez dönemi boyunca bana yol gösteren, desteğini esirgemeyen ve araştırmamın her aşamasında emeği olan değerli danışmanım ve hocam Prof. Dr. Selahattin GELBAL'a en içten teşekkürlerimi sunarım.

Değerli jüri üyeleri hocalarım Doç. Dr. Nuri DOĞAN ve Doç. Dr. Hakan Yavuz ATAR'a görüş ve önerileriyle çalışmama sağladıkları katkılardan dolayı teşekkür ederim.

Analiz sürecinde bilgi birikimi ve tecrübelerini paylaşarak yardımlarını esirgemeyen Prof. Dr. Hüseyin TATLIDİL'e ve fikirleriyle yol göstererek katkıda bulunan Dr. Meral ALKAN'a teşekkür ederim.

Yüksek lisans sürecinin en başından sonuna kadar desteğini ve yardımını esirgemeyen kuzenim Besime AKTUĞ'a teşekkür ederim.

Her şartta beni destekleyip güç veren en değerlim, annem Fatma ÖZMEN'e ve her zaman arkamda olduğunu bildiğim ablam Emel GÜLTEKİN'e teşekkürlerimi sunarım.

İçindekiler

Öz.....	ii
Abstract.....	iii
Teşekkür.....	iv
Tablolar Dizini.....	viii
Simgeler ve Kısaltmalar Dizini.....	xii
Bölüm 1 Giriş.....	1
Problem Durumu.....	1
Araştırmanın Amacı ve Önemi.....	12
Araştırma Problemi.....	12
Alt Problemler.....	12
Sınırlılıklar.....	13
Tanımlar.....	14
Bölüm 2 Araştırmanın Kuramsal Temeli ve İlgili Araştırmalar.....	15
Araştırmanın Kuramsal Temeli.....	15
Lojistik Regresyon Analizi.....	15
Ayırma Analizi.....	21
İlgili Araştırmalar.....	28
PISA'ya İlişkin Lojistik Regresyon Analizi ve Ayırma Analizi İle İlgili Çalışmalar.....	28
Yurt İçinde Lojistik Regresyon Analizi ve Ayırma Analizi İle İlgili Çalışmalar.....	31
Yurt Dışında Lojistik Regresyon Analizi ve Ayırma Analizi İle İlgili Çalışmalar.....	36
İlgili Araştırmaların Özeti.....	38
Bölüm 3 Yöntem.....	40
Araştırmanın Yöntemi.....	40
Araştırmanın Evreni ve Örneklemi.....	40
Veri Toplama Süreci ve Veri Toplama Araçları.....	42
Verilerin Analizi.....	43

Ayrırma Analizi İçin Sayıltıların İncelenmesi.....	44
Lojistik Regresyon Analizi ve Ayrırma Analizi İle Sınıflama Doğruluğunun Değerlendirilmesi	49
Bölüm 4 Bulgular ve Yorumlar.....	51
Çin-Şangay İçin Matematiğe Yönelik Duyuşsal Özelliklerin Matematik Başarısını Sınıflama Doğruluğunun İncelenmesi	51
Çin-Şangay Örneğinde Matematiğe Yönelik Duyuşsal Özelliklerin Matematik Başarısını Sınıflama Doğruluğunu İncelemek İçin Yapılan Lojistik Regresyon Analizi İle Elde Edilen Bulgu ve Yorumlar	51
Çin-Şangay Örneğinde Matematiğe Yönelik Duyuşsal Özelliklerin Matematik Başarısını Sınıflama Doğruluğunu İncelemek İçin Yapılan Ayrırma Analizi İle Elde Edilen Bulgu ve Yorumlar.....	58
Lojistik Regresyon Analizi ve Ayrırma Analizi Performanslarının Karşılaştırılmasına Dair Bulgular ve Yorumlar	64
İspanya İçin Matematiğe Yönelik Duyuşsal Özelliklerin Matematik Başarısını Sınıflama Doğruluğunun İncelenmesi	65
İspanya Örneğinde Matematiğe Yönelik Duyuşsal Özelliklerin Matematik Başarısını Sınıflama Doğruluğunu İncelemek İçin Yapılan Lojistik Regresyon Analizi İle Elde Edilen Bulgu ve Yorumlar	65
İspanya Örneğinde Matematiğe Yönelik Duyuşsal Özelliklerin Matematik Başarısını Sınıflama Doğruluğunu İncelemek İçin Yapılan Ayrırma Analizi İle Elde Edilen Bulgu ve Yorumlar.....	71
Lojistik Regresyon Analizi ve Ayrırma Analizi Performanslarının Karşılaştırılmasına Dair Bulgular ve Yorumlar	76
Peru İçin Matematiğe Yönelik Duyuşsal Özelliklerin Matematik Başarısını Sınıflama Doğruluğunun İncelenmesi	77
Peru Örneğinde Matematiğe Yönelik Duyuşsal Özelliklerin Matematik Başarısını Sınıflama Doğruluğunu İncelemek İçin Yapılan Lojistik Regresyon Analizi İle Elde Edilen Bulgu ve Yorumlar	78

Peru Örneğinde Matematiğe Yönelik Duyuşsal Özelliklerin Matematik Başarısını Sınıflama Doğruluğunu İncelemek İçin Yapılan Ayırma Analizi İle Elde Edilen Bulgu ve Yorumlar.....	83
Lojistik Regresyon Analizi ve Ayırma Analizi Performanslarının Karşılaştırılmasına Dair Bulgular ve Yorumlar	88
Ülkelerin Başarı Sıralamalarına Göre Elde Edilen Sonuçların Karşılaştırılması	89
Bölüm 5, Tartışma, Sonuç ve Öneriler	91
Tartışma.....	91
Sonuç.....	95
Öneriler	96
Araştırmaya Dönük Öneriler.....	96
Uygulamaya Dönük Öneriler	98
Kaynaklar	99
EK-A: Normal Eğri İle Histogramlar	107
EK-B: Etik Komisyonu Onay Bildirimi	109
EK-C: Etik Beyanı.....	110
EK-Ç: Tez Çalışması Orijinallik Raporu.....	111
EK-D: Thesis Originality Report	112
EK-E: Yayımlama ve Fikrî Mülkiyet Hakları Beyanı	113

Tablolar Dizini

Tablo 1 <i>Matematik Okuryazarlığı Yeterlik Düzeyleri</i>	5
Tablo 2 <i>Ülkelere Göre 15 Yaş Grubu Öğrenci Evreni, Ulaşılabilir Evren ve Araştırmaya Katılan Öğrenci Sayıları</i>	40
Tablo 3 <i>Ülkeler ve Yeterlik Düzeyleri Bazında Örneklem Frekansları</i>	41
Tablo 4 <i>Ülkelere Göre Öğrencilerin Okudukları Sınıf Dereceleri Bazında Örneklem Frekansları</i>	41
Tablo 5 <i>Ülkelere ve Gözlemlerin Bütününe Ait Puanların Betimsel İstatistikleri</i> ...	46
Tablo 6 <i>Ülkeler Bazında Varyans-Kovaryans Matrislerinin Log Determinant Sonuçları</i>	47
Tablo 7 <i>Çin-Şangay Örnekleme İçin Çoklu Bağlantı Testi Sonuçları</i>	48
Tablo 8 <i>İspanya Örnekleme İçin Çoklu Bağlantı Testi Sonuçları</i>	48
Tablo 9 <i>Peru Örnekleme İçin Çoklu Bağlantı Testi Sonuçları</i>	48
Tablo 10 <i>Başlangıç Modeli İçin Model Uyumu Hakkında Bilgi Veren Tekrarlı Kestirim Öyküsü (Çin-Şangay)</i>	52
Tablo 11 <i>Lojistik Regresyon Analizi Sonucunda Elde Edilen İlk Sınıflandırma Durumu (Çin-Şangay)</i>	52
Tablo 12 <i>Başlangıç Modelinde Yer Alan Değişkenler (Çin-Şangay)</i>	53
Tablo 13 <i>Başlangıç Modelinde Yer Almayan Değişkenler (Çin-Şangay)</i>	53
Tablo 14 <i>Yordayıcı Değişkenlerin Modele Dahil Olduğu Durum İçin Tekrarlı Kestirim Öyküsü (Çin-Şangay)</i>	54
Tablo 15 <i>Yordanan ve Yordayıcı Değişkenlerin Kombinasyonu Arasındaki İlişki Hakkında Bilgi Veren Model Katsayılarına İlişkin Omnibus Testi (Çin-Şangay)</i> ...	55
Tablo 16 <i>Amaçlanan Modele İlişkin Cox & Snell ve Nagelkerke Katsayıları (Çin-Şangay)</i>	55
Tablo 17 <i>Modelin Bir Bütün Olarak Uyumu Hakkında Bilgi Veren Hosmer ve Lemeshow Testi (Çin-Şangay)</i>	56
Tablo 18 <i>Lojistik Regresyon Modeli Sonucu Elde Edilen Sınıflama Tablosu (Çin-Şangay)</i>	56
Tablo 19 <i>Amaçlanan Model Değişkenlerinin Katsayı Tahminleri (Çin-Şangay)</i>	57
Tablo 20 <i>Ayırma Fonksiyonunun Önemliliği Hakkında Bilgi Veren Özdeğere İlişkin Bilgiler (Çin-Şangay)</i>	59

Tablo 21 <i>Ayırma Fonksiyonunun Anlamlılığı Hakkında Bilgi Veren Wilk's Lambda İstatistiği (Çin-Şangay)</i>	60
Tablo 22 <i>Wilk's Lambda Grup Ortalamalarının Eşitliği Testi (Çin-Şangay)</i>	60
Tablo 23 <i>Ayırma Fonksiyonuna İlişkin Standartlaştırılmış Katsayılar (Çin-Şangay)</i>	61
Tablo 24 <i>Değişkenlerin Ayırma Fonksiyonu İle İlişisini Belirten Yapı Matrisi Katsayıları (Çin-Şangay)</i>	62
Tablo 25 <i>Ayırma Fonksiyonuna İlişkin Standart Olmayan Katsayılar (Çin-Şangay)</i>	63
Tablo 26 <i>Sınıflandırma Sonuçları (Çin-Şangay)</i>	63
Tablo 27 <i>Lojistik Regresyon Analizi ve Ayırma Analizi Sınıflandırma Sonuçları (Çin-Şangay)</i>	64
Tablo 28 <i>Başlangıç Modeli İçin Model Uyumu Hakkında Bilgi Veren Tekrarlı Kestirim Öyküsü (İspanya)</i>	66
Tablo 29 <i>Lojistik Regresyon Analizi Sonucunda Elde Edilen İlk Sınıflandırma Durumu (İspanya)</i>	66
Tablo 30 <i>Başlangıç Modelinde Yer Alan Değişkenler (İspanya)</i>	66
Tablo 31 <i>Başlangıç Modelinde Yer Almayan Değişkenler (İspanya)</i>	67
Tablo 32 <i>Yordayıcı Değişkenlerin Modele Dahil Olduğu Durum İçin Tekrarlı Kestirim Öyküsü (İspanya)</i>	68
Tablo 33 <i>Yordanan ve Yordayıcı Değişkenlerin Kombinasyonu Arasındaki İlişki Hakkında Bilgi Veren Model Katsayılarına İlişkin Omnibus Testi (İspanya)</i>	68
Tablo 34 <i>Amaçlanan Modele İlişkin Cox & Snell ve Nagelkerke Katsayıları (İspanya)</i>	69
Tablo 35 <i>Modelin Bir Bütün Olarak Uyumu Hakkında Bilgi Veren Hosmer ve Lemeshow Testi (İspanya)</i>	69
Tablo 36 <i>Lojistik Regresyon Modeli Sonucu Elde Edilen Sınıflama Tablosu (İspanya)</i>	70
Tablo 37 <i>Amaçlanan Model Değişkenlerinin Katsayı Tahminleri (İspanya)</i>	71
Tablo 38 <i>Ayırma Fonksiyonunun Önemliliği Hakkında Bilgi Veren Özdeğere İlişkin Bilgiler (İspanya)</i>	72
Tablo 39 <i>Ayırma Fonksiyonunun Anlamlılığı Hakkında Bilgi Veren Wilk's Lambda İstatistiği (İspanya)</i>	72
Tablo 40 <i>Wilk's Lambda Grup Ortalamalarının Eşitliği Testi (İspanya)</i>	73

Tablo 41 Ayırma Fonksiyonuna İlişkin Standartlaştırılmış Katsayılar (İspanya) ...	74
Tablo 42 Değişkenlerin Ayırma Fonksiyonu İle İlişisini Belirten Yapı Matrisi Katsayıları (İspanya)	74
Tablo 43 Ayırma Fonksiyonuna İlişkin Standart Olmayan Katsayılar (İspanya) ...	75
Tablo 44 Sınıflandırma Sonuçları (İspanya)	76
Tablo 45 Lojistik Regresyon Analizi ve Ayırma analizi Sınıflandırma Sonuçları (İspanya)	76
Tablo 46 Başlangıç Modeli İçin Model Uyumu Hakkında Bilgi Veren Tekrarlı Kestirim Öyküsü (Peru)	78
Tablo 47 Lojistik Regresyon Analizi Sonucunda Elde Edilen İlk Sınıflandırma Durumu (Peru).....	78
Tablo 48 Başlangıç Modelinde Yer Alan Değişkenler (Peru).....	79
Tablo 49 Başlangıç Modelinde Yer Almayan Değişkenler (Peru).....	79
Tablo 50 Yordayıcı Değişkenlerin Modele Dahil Olduğu Durum İçin Tekrarlı Kestirim Öyküsü (Peru)	80
Tablo 51 Yordanan ve Yordayıcı Değişkenlerin Kombinasyonu Arasındaki İlişki Hakkında Bilgi Veren Model Katsayılarına İlişkin Omnibus Testi (Peru)	81
Tablo 52 Amaçlanan Modele İlişkin Cox & Snell ve Nagelkerke Katsayıları (Peru)	81
Tablo 53 Modelin Bir Bütün Olarak Uyumu Hakkında Bilgi Veren Hosmer ve Lemeshow Testi (Peru)	82
Tablo 54 Lojistik Regresyon Modeli Sonucu Elde Edilen Sınıflama Tablosu (Peru)	82
Tablo 55 Amaçlanan Model Değişkenlerinin Katsayı Tahminleri (Peru)	83
Tablo 56 Ayırma Fonksiyonunun Önemliliği Hakkında Bilgi Veren Özdeğere İlişkin Bilgiler (Peru).....	84
Tablo 57 Ayırma Fonksiyonunun Anlamlılığı Hakkında Bilgi Veren Wilk's Lambda İstatistiği (Peru)	84
Tablo 58 Wilk's Lambda Grup Ortalamalarının Eşitliği Testi (Peru).....	85
Tablo 59 Ayırma Fonksiyonuna İlişkin Standartlaştırılmış Katsayılar (Peru)	86
Tablo 60 Değişkenlerin Ayırma Fonksiyonu İle İlişisini Belirten Yapı Matrisi Katsayıları (Peru)	86
Tablo 61 Ayırma Fonksiyonuna İlişkin Standart Olmayan Katsayılar (Peru)	87
Tablo 62 Sınıflandırma Sonuçları (Peru)	87

Tablo 63 <i>Lojistik Regresyon Analizi ve Ayırma analizi Sınıflandırma Sonuçları Karşılaştırılması (Peru)</i>	88
---	----

Simgeler ve Kısaltmalar Dizini

AA: Ayırma Analizi

ALT YD: Alt Yeterlik Düzeyi

LRA: Lojistik Regresyon Analizi

ÜST YD: Üst Yeterlik Düzeyi

Bölüm 1

Giriş

Bu bölümde araştırmanın problem durumuna, amacına, önemine, problem cümlesine, alt problemlerine ve sınırlılıklarına yer verilmiştir.

Problem Durumu

Bilginin hızla değiştiği ve geliştiği günümüz dünyasında küresel düzeyde ihtiyaç duyulan bilgi ve becerilere sahip, araştıran, sorgulayan, kendilerini geliştirebilen bireyleri yetiştirmek için ülkeler bazında eğitim politikaları giderek önem kazanmaktadır. Eğitim politikası, izlenen ya da izlenmesi gereken, istenilen hedefleri gerçekleştirmek için tasarlanmış eğitimsel konularla ilişkili ilke ve eylemlerin bütünüdür (Trowler, 2002). Dünyanın değişen koşullarına göre ülkelerin eğitim sistemlerini değerlendirebilmeleri ve dolayısıyla eğitim politikalarını ihtiyaçları doğrultusunda şekillendirebilmeleri için ulusal ve uluslararası platformda ölçme ve değerlendirme uygulamaları ön plana çıkmaktadır.

Ulusal değerlendirmeler özel bir sistemde eğitim kalitesi ve performans gelişimi hakkında faydalı veriler sağlar iken uluslararası değerlendirmelerden elde edilen veriler ülkelere eğitim sistemleri üzerinde karşılaştırma yapma; başarılı ve etkili olduğu kanıtlanmış organizasyon yapılarını, politikalarını ve tekniklerini paylaşma fırsatı verir (OECD, 2015). Broadfoot, Murphy ve Torrance'a (2012) göre değerlendirmenin rolü ulusal düzeyde yeterliği belgelendirmek ve eğitimsel-mesleki grup üyeliğini nitelendirmek, ulusal birliği sağlamlaştırmak, ekonomik büyümeyi teşvik etmek, okullar arasında karşılaştırılabilirliği mümkün kılmak, izlenebilirliğe olanak sağlamak iken uluslararası düzeyde ise küresel hareketliliği teşvik etmektir. Dolayısıyla son yıllarda bölgesel, ulusal ve uluslararası düzeyde ölçme değerlendirme uygulamaları büyük önem kazanmaktadır.

Ulusal ve uluslararası ölçme değerlendirme uygulamaları, konularında uzman kişiler tarafından sistematik bir süreç sonunda hazırlanan, belirli ders alanlarına ilişkin belirli bilgi ve becerileri ölçen, alt boyutlardan veya alt testlerden oluşan, büyük kitlelere uygulanan geniş ölçekli sınavlar ile gerçekleştirilmektedir. Ülkemizde ulusal düzeyde genellikle seçme, yerleştirme ve düzey belirleme amacıyla birçok geniş ölçekli sınav uygulanmaktadır. Milli Eğitim Bakanlığı tarafından yapılan Öğrenci Başarılarını Belirleme Sınavı (ÖBBS), Temel Eğitimden

Ortaöğretime Geçiş Sınavı (TEOG); Ölçme Seçme ve Yerleştirme Merkezi (ÖSYM) tarafından yapılan Yükseköğretime Geçiş Sınavı (YGS), Lisans Yerleştirme Sınavı (LYS), Kamu Personeli Seçme Sınavı (KPSS), Yabancı Dil Sınavı (YDS) bunlardan birkaçıdır.

Ülkelerin uluslararası platformda kendi eğitim sistemlerinin çıktıları hakkında ulusal performansları doğrultusunda karşılaştırılabilir bilgi elde edip eğitim sistemlerini değerlendirebilmeleri, eğitim sistemlerinin güçlü ve zayıf yönlerini dikkate alarak eğitim politikalarına yön vermeleri ve gelişimlerini izlemeleri amacıyla da geniş ölçekli sınavlar uygulanmaktadır. Uygulanmakta olan geniş ölçekli sınavların başlıcaları: Uluslararası Öğrenci Değerlendirme Programı (PISA), Uluslararası Okuma Becerilerinde Gelişim Projesi (PIRLS), Uluslararası Fen ve Matematik Eğilimleri Araştırması (TIMSS), Eğitim Kalitesinin Kontrolü İçin Güney ve Doğu Afrika Birliği (SACMEQ), Eğitim Sistemlerinin Analizi İçin Doğrulama Programı (PASEC), Eğitim Kalitesini Değerlendirmek İçin Latin Amerikan Deneyi (LLECE) vb. Uygulanan bu eğitim araştırmalarından elde edilen bulgular, ülkelerin eğitim sistemlerinin niteliklerini arttırmak ve ülkelerinde fırsat eşitsizliğine neden olan faktörleri belirleyip en aza indirmek için yapılan çalışmalara yol göstermektedir.

Dünya çapında yapılan uluslararası eğitim araştırmalarının en kapsamlısı Ekonomik İşbirliği ve Kalkınma Teşkilatı (OECD) tarafından yapılan PISA projesidir. Dünya ekonomisinin büyük bir kısmını oluşturan ülkelerin katıldığı PISA'nın temel amacı, araştırmaya katılan ülkelerin eğitim sistemlerinin çıktılarını değerlendirmek ve gelişimlerini yıldan yıla izlemektir. PISA, katılımcı ülkelerin kültürleri ve müfredatları göz önünde bulundurularak hazırlanan, uluslararası geçerli ölçme araçlarıyla öğrenci performanslarına ilişkin uluslararası karşılaştırılabilir veri sağlar (OECD, 2013). Bu veriler doğrultusunda ülkeler, eğitim politikalarının ve eğitim sistemlerinin olumlu ve olumsuz etkilerini değerlendirir; eğitim kalitesini ve öğrenci başarısını arttırabilmek için reformlar yapar. Ayrıca PISA, ülkelerarası bir yarışma sınavı değil; öğrencilerin bilgi ve becerilerinin karşılaştırıldığı aynı zamanda sıralamalarda üst düzeyde olan ülkelerin eğitim sistemlerinin dikkat çektiği bir tarama araştırmasıdır.

Durumdan ayrı bir biçimde değerlendirme, aynı birimle ölçülebilme ve politika yönlendirme gibi özellikleri, PISA'nın başarısına katkı yapan önemli

bileşenler olmuştur (Grek, 2009). Ayrıca PISA, her yıl ortak maddeler içerdiğinden test eşitleme çalışmalarını da mümkün kılabilmiştir. PISA puanlarının var olan ölçüle bağlantısı standart ortak madde eşitleme yöntemleri kullanılarak kurulabilmektedir (OECD, 2014b). Bununla birlikte madde yanlılığı ile ilgili çalışmalar Madde Tepki Kuramı'na (MTK) dayalı değişen madde fonksiyonu metotları kullanılarak yapılmaktadır. Hem deneme uygulamasında hem de esas uygulamada yapılan analizler sonucu yanlılık şüphesi olan maddeleri içeren bir rapor yetkililere iletilir ve bu maddeler düzeltilir veya çıkarılır (OECD, 2013). Böyle güçlü yönlerine karşı PISA'nın gruplar arası karşılaştırma yapabilmeyi sağlayan varsayımı olan ölçme değişmezliğini sağlaması açısından sınırlılıkları da vardır. PISA'ya ilişkin ölçme araçlarının gruplar arasında ölçme değişmezliğini sağlamadığını ifade eden çalışmalar mevcuttur (Uyar & Doğan, 2014).

PISA, öğrencilerin müfredat doğrultusunda sınıfta neler öğrendiklerinden daha çok bilgi ve becerilerini uygulama yeterliklerine odaklanır. Yani PISA ile öğrencilerin okullarda edindikleri bilgi ve becerilerin gerçek hayatta kullanılabilme potansiyelleri ölçülür. Bu bakış açısı OECD'ye göre "okuryazarlık" olarak ifade edilmektedir. PISA ile öğrencilerin matematik, fen ve okuma olmak üzere üç temel alana ilişkin bilgi, beceri ve yeterlikleri ölçmektedir. Üç yılda bir yapılan PISA uygulamalarında döngüsel olarak bu üç alandan birine ağırlık verilmektedir. 2000 yılında okuma becerileri alanını ön plana çıkararak başlayan PISA'da, 2012'de matematik okuryazarlığına, 2015'te ise fen okuryazarlığına ağırlık verilmiştir. Bu alanlara ek olarak 2012'den itibaren her döngüde yenilikçi bir alan ile öğrencilerin o alana ilişkin bilgi ve becerileri ölçülmeye başlanmıştır (MEB, 2016). 2012 uygulamasında bu yenilikçi alan yaratıcı problem çözme, 2015 uygulamasında ise işbirlikçi problem çözmedir.

PISA, en az 7 yıl öğrenim görmüş 15 yaş grubu öğrencilere ülkelerin tercihine göre kâğıt kalem formatında veya bilgisayar tabanlı olarak uygulanır. Özellikle bu yaş grubunun seçilme sebebi, çoğu ülkede zorunlu eğitimin sonuna yaklaşıyor olmalarıdır. Öğrenciler için test maddelerinin farklı kombinasyonlarından farklı kitapçıklar oluşturulur. Her biri 30'ar dakikalık dört bölümden oluşan kitapçıklar 60'ar dakikalık iki oturumda 5-10 dakika ara verilerek uygulanır. Bilişsel testin ardından 15 dakika ara verilerek 35 dakikalık öğrenci anketi uygulanır.

Bilişsel testler, çoktan seçmeli ve yapılandırılmış cevap gerektiren maddelerden oluşmaktadır. Maddeler metin, grafik, tablo ve gerçek hayat durumlarından örnekler ile desteklenmektedir. Bilgisayar tabanlı değerlendirmede maddeler, bunlara ek olarak animasyonlarla da desteklenmektedir. Maddeler genellikle tam puan veya sıfır puan olmak üzere iki kategorili puanlanmaktadır; ancak yapılandırılmış cevap gerektiren maddeler ayrıntılı olarak belirlenen kısmi puanlama anahtarına göre eğitim verilmiş uzmanlar tarafından tam puan, kısmi puan ve sıfır puan şeklinde ikiden fazla kategoriyle de puanlanabilmektedir. Puanlama aşamasında tekli puanlama ve çoklu puanlama olmak üzere iki şekilde puanlama yapılmaktadır. Çoklu puanlama sürecinde birbirinden bağımsız dört puanlayıcı tarafından yapılan puanlama işlemine göre nihai puan belirlenmektedir. Ülkeler düzeyinde puanların tutarlığının belirlenmesi için ise ülkeler arası puanlayıcı güvenilirliği çalışmaları yapılmaktadır (OCED, 2014b).

Maddelerden elde edilen puanların analizi ve ölçekleme aşamalarında MTK'ya dayalı yöntemler kullanılmaktadır. Bu kuram ile bir maddeye verilen cevaplar ve maddelerin sahip olduğu özelliklerle, bireylerin sahip oldukları özellikler arasında matematiksel bir ilişki kurulur. Böylece öğrencilerin yetenek düzeyleri madde güçlükleri ile ilişkilendirilebilmektedir. Metrik performans ölçeği, ilgili alandaki ölçeğin ağırlık verildiği ilk yılında OECD ülkelerinin o alandaki ortalama puanı 500 ve standart sapması 100 olacak şekilde belirlenir (OECD, 2014b). Buna göre okuma becerilerinin ölçeği 2000'de, matematik ölçeği 2003'te, fen ölçeği ise 2006'da kurulmuştur.

Yapılan analizlerden sonra sonuçlar, sadece sayısal olarak değil ilgili alana ilişkin tanımlanan yeterlik düzeylerine göre de nitel olarak açıklanmaktadır. Her düzey için tanımlanan bilgi ve beceriler hiyerarşik olarak kesme puanları ile birbirinden ayrılmaktadır. Ölçülen alanlara ilişkin öğrencilerin hangi yeterlik düzeyinde hangi becerilere sahip olduğu ayrıntılı bir şekilde ifade edilmektedir. PISA 2012 matematik okuryazarlığı yeterlik düzeyleri ve düzeylere göre yeterlikler Tablo 1'de verilmiştir. Raporlanan sonuçlarda ülkelerin yeterlik düzeylerindeki öğrenci oranları ve bu oranların yıllara göre değişimi dikkat çekmektedir. Bununla birlikte, öğrencilerin bireysel başarılarının bir önemi yoktur, önemli olan ülkelerin başarı ortalamalarıdır.

Tablo 1

Matematik Okuryazarlığı Yeterlik Düzeyleri

Düzy	Puan Aralığı	Yeterlikler	
6	669,30 ve üzeri	Araştırmalarına ve karmaşık durum modellemelerine dayalı bilgileri kavramsallaştırabilir, genelleyebilir ve kullanabilir. Ayrıca bilgilerini, nispeten standart dışı durumlarda kullanabilir. Farklı bilgi kaynaklarını ve gösterimlerini ilişkilendirebilir ve bunları esnek bir şekilde birbirine dönüştürebilir. İleri matematiksel düşünme ve akıl yürütme becerisine sahiptir. Yeni durumlarla başa çıkmak için yeni yaklaşımlar ve stratejiler geliştirmeye yönelik sembolik ve formal matematiksel işlemler ve ilişkileri ve ayrıca içgörü ve anlayışlarını uygulayabilir. Bulgularını, yorumlarını, dayanaklarını ve bunların orijinal duruma uygunluğuna ilişkin eylemlerini ve tepkilerini formüleştirebilir ve bunları tamamen ilişkilendirebilir.	
Üst Yeterlik Düzeyi	5	606,99 ile 669,30 arası	Karmaşık durumlar için kısıtlamaları tanımlayarak ve varsayımları belirterek modeller geliştirebilir veya modeller ile çalışabilir. Bu metotlarla ilişkili karmaşık problemlerle başa çıkabilmek için uygun problem çözme stratejilerini seçebilir, karşılaştırabilir ve değerlendirebilir. Geniş, iyi geliştirilmiş düşünme ve akıl yürütme becerilerini, uygun ilişkili gösterimleri, sembol ve biçimsel özellikleri ve bu durumlara yönelik bakış açılarını kullanarak stratejik bir şekilde çalışabilir. Yorumlarını ve çıkarımlarını ilişkilendirebilir, formüleştirebilir ve bunları çalışmalarına yansıtmaya başlar.
4	544,68 ile 606,99 arası	Varsayım yapmayı gerektiren veya sınırlılık içerebilen karmaşık somut durumlar için net modeller ile etkili bir şekilde çalışabilir. Sembol içeren farklı temsilleri seçebilir veya bütünleştirebilir, gerçek dünya durumlarıyla doğrudan ilişkilendirebilir. Tekdüze durumlarda sınırlı beceri çeşitliliklerini kullanabilir ve bakış açıları ile muhakeme yapabilir. Yorumlarına, eylemlerine, iddialarına dayalı argümanlar ve açıklamalar yapılandırabilir ve ilişkilendirebilir.	
3	482,38 ile 544,68 arası	Birbirini izleyen kararlar gerektiren açıkça tanımlanan işlemleri yapabilir. Yorumları, basit bir model kurmak veya basit problem çözme stratejileri seçmek ve uygulamak için yeterlidir. Farklı bilgi kaynaklarına ve doğrudan çıkarımlarına dayalı temsilleri kullanabilir ve yorumlayabilir. Yüzdelikleri, kesirleri, ondalıklı sayılar ile ilgili bazı yetenekleri gösterebilir ve oransal ilişkilerle işlem yapabilir. Çözümleri, temel yorumları ve akıl yürütmeyi yansıtır.	
Alt Yeterlik Düzeyi	2	420,07 ile 482,38 arası	Doğrudan çıkarımdan fazlasını gerektirmeyen durumları yorumlayabilir ve tanıyabilir. Tek bir kaynaktan alakalı bilgiyi çıkarabilir ve tek bir gösterimden faydalanabilir. Temel algoritmaları, formülleri, işlemleri veya tümüyle sayılardan oluşan problemleri çözmek için geleneksel kuralları kullanabilir. Sonuçlar hakkında yazılı yorumlar yapabilir.
1	357,77 ile 420,07 arası	Tüm alakalı bilgilerin verildiği ve açıkça tanımlanan, aşina oldukları durumları içeren sorulara cevap verebilir. Açık durumlarda, doğrudan verilen yönergelere göre bilgiyi tanıyabilir ve rutin işlemleri yerine getirebilir. Neredeyse her zaman açık ve uyarıcı verilen durumlarda harekete geçebilir.	
1 altı	357,77'nin altı		

Kaynak: OECD (2014a). PISA 2012 Results: What students know and can do-Student performance in mathematics, reading and science. OECD Publishing

Öğrencilere uygulanan bilişsel testlerin yanı sıra öğrencilerden kendileri, evleri, okulları ve öğrenme yaşantıları; okul yöneticilerinden okul sistemleri; velilerden çocuklarının okula ilgileri, kariyer beklentileri, çocuklarına verdikleri destek gibi konular hakkında veri toplamak için anketler uygulanır. Bu anketlerden elde edilen veriler ışığında fırsat eşitsizliğine yol açan faktörler belirlenebilir ve fırsat eşitsizliğini en aza indirecek önlemler alınabilir. Buna ek olarak başarıyı etkileyen faktörler araştırılıp başarıyı arttıracak düzenlemeler yapılabilir.

Anketler aracılığıyla toplanan veriler ışığında akademik başarıyı etkilemesi muhtemel faktörlerin arasında öğrencilerin duyuşsal özellikleri gelmektedir. Grouws'a (1992) göre, duyuşsal özellikler ile başarı arasında bir etkileşim vardır. Bu etkileşimin varlığı PISA raporları ile de desteklenmektedir. Örneğin ülkemizde PISA 2012 sonuçlarına göre duyuşsal özellik düzeyindeki 1 birim artışın öğrenci performansında 0.12 birimlik artışa karşılık geldiği yani olumlu duyuşsal özelliklerin başarıyı desteklediği görülmektedir (MEB, 2015).

Matematik okuryazarlık performansının önemli bir belirleyicisi olan matematiğe yönelik duyuşsal özellikler PISA 2012 araştırmasında 67 madde ile 10 boyutta ve her boyut için indeksler hesaplanarak incelenmiştir (OECD, 2014b). İndeksler, maddeler düzeyinde toplam puana göre ortalama ve standart sapmaya göre (-5, +5) aralığında standartlaştırılmış puanlardır. PISA 2012 araştırmasındaki matematiğe yönelik duyuşsal özellikler:

1. Matematik Öz Yeterliği (MÖZYET): PISA 2012'de öğrencilerin matematik öz yeterliği, 8 maddeden oluşan ve "çok eminim", "eminim", "çok emin değilim", "hiç emin değilim" şeklinde 4 kategorili bir alt ölçekle belirlenmektedir. Öğrencilerin matematik öz yeterliği, matematik ile ilgili belirli görevleri yerine getirebilmelerine ilişkin özgüvenlerinin değerlendirilmesiyle ilgili maddelerle belirlenir. Tüm maddeler tersine çevrilmiştir dolayısıyla düşük puanlar, yüksek düzeyde özgüvenin göstergesidir (OECD, 2014b).

Bandura'ya (1997) göre öz yeterlik, kişinin çeşitli koşullarda kişisel yetenekleriyle neler yapabileceğine ilişkin inancıdır. Dolayısıyla yüksek öz yeterlik algısı, bireylerin motivasyonlarını ve davranışlarını olumlu yönde destekler. Öz yeterlik algısı yüksek olan bireyler, kendilerine ve yeteneklerine daha çok güvenirlir; başarmak için öz yeterlik algısı düşük düzeyde olanlardan daha çok

çaba harcarlar. Başlangıç yetenek düzeyi aynı olan bireylerden yüksek öz yeterliğe sahip olanlar diğerlerine göre daha fazla öğrenme ve başarıma eğilimindedirler (Ormrod, 2015).

2. Matematik Benlik Kavramı (MBENKAV): PISA 2012’de öğrencilerin matematik benlik kavramları, 5 maddeden oluşan ve “kesinlikle katılıyorum”, “katılıyorum”, “katılmıyorum”, “kesinlikle katılmıyorum” şeklinde 4 kategorili bir alt ölçekle belirlenmektedir. Öğrencilerin matematik benlik kavramı, matematikte kendileri hakkında değerlendirmelerinden oluşan maddelerle belirlenir. Bir madde dışında diğer tüm maddeler tersine çevrilmiştir dolayısıyla düşük puanlar, benlik kavramının yüksek olduğunun göstergesidir (OECD, 2014b).

Genel olarak bir bireyin benlik kavramı “ben kimim?” sorusuna dikkat çeker (Ormrod, 2015). Bu soruya verilen yanıt ile bireyin kişiliği ne kadar tutarlı ise kişinin benlik algısının o derece yüksek olduğu söylenebilir. Kişinin yüksek benlik algısına sahip olması, güçlü ve zayıf yönlerinin farkında olup ona göre davranmasını sağlar. Güçlü ve zayıf yönlerinin farkında olan bireyler bu farkındalık ile çabalayarak başarılı olabilirler.

3. Matematik İlgisi (MİLGİ): PISA 2012’de öğrencilerin matematiğe yönelik ilgileri, 4 maddeden oluşan ve “kesinlikle katılıyorum”, “katılıyorum”, “katılmıyorum”, “kesinlikle katılmıyorum” şeklinde 4 kategorili bir alt ölçekle belirlenmektedir. Öğrencilerin matematiğe yönelik ilgisi, matematikten ne derece hoşlandıklarıyla ilgili maddeler ile değerlendirilmektedir. Tüm maddeler tersine çevrilmiştir dolayısıyla düşük puanlar, yüksek ilginin göstergesidir (OECD, 2014b).

Özgüven’e (2014) göre ilgi, bir nesneye ya da faaliyete yönelik kendiliğinden, kişilerin tercihine bağlı olan, enerjisini topladığı, zorlamasız ve yapmaktan hoşnut olduğu etkinlikler olarak tanımlanmıştır. Kişilerin ilgi duyduğu alanlarda yapmaktan keyif aldığı etkinlikler, doğal olarak aynı alanda yetenek ve kapasitelerini de geliştirmektedir, dolayısıyla öğrenmeyi kolaylaştırmaktadır. Bu nedenle ilgiyle beslenen yeteneklerin başarıyı getirmesi kaçınılmazdır.

4. Matematiğe Yönelik Araçsal Motivasyon Düzeyi (MARMOT): PISA 2012’de öğrencilerin matematiğe yönelik araçsal motivasyon düzeyi, 4 maddeden oluşan ve “kesinlikle katılıyorum”, “katılıyorum”, “katılmıyorum”, “kesinlikle katılmıyorum” şeklinde 4 kategorili bir alt ölçekle belirlenmektedir. Öğrencilerin

matematiğe yönelik araçsal motivasyon düzeyi, matematiğe karşı gösterdikleri çabaların ileride kendilerine sağlayacağı faydalar ile ilgili maddeler ile değerlendirilmektedir. Tüm maddeler tersine çevrilmiştir dolayısıyla düşük puanlar, yüksek motivasyonun göstergesidir (OECD, 2014b).

Motivasyon, bireyleri bir eylemi gerçekleştirmek için harekete geçiren veya bireylerin bir eyleme devam etmesini sağlayan içsel bir güç olarak nitelendirilebilir. Motivasyon kuramcıları motivasyonu içsel ve dışsal olmak üzere ikiye ayırmaktadır. İçsel motivasyon, kaynağını kişinin kendisinden veya işinden aldığı durumlar iken dışsal motivasyonun kaynağı kişinin ve yapılan işin dışındadır (Ormrod, 2015). İçsel veya dışsal anlamda motive olmuş bireyler, bir eylemi gerçekleştirmek için istekli olmaları nedeniyle o eylemi gerçekleştirmek için doğru hedefler koyarak gerekli azim ve çabayı sarf edip başarılı olmaya çalışırlar.

5. Matematik Kaygısı (MKAYGI): PISA 2012'de öğrencilerin matematiğe ilişkin kaygı düzeyleri, 5 maddeden oluşan ve “kesinlikle katılıyorum”, “katılıyorum”, “katılmıyorum”, “kesinlikle katılmıyorum” şeklinde 4 kategorili bir alt ölçekle belirlenmektedir. Öğrencilerin matematiğe yönelik kaygı düzeyleri, matematik konusunda endişeyi, telaşı ve gerginliği temsil eden maddelerle değerlendirilmektedir. Tüm maddeler tersine çevrilmiştir dolayısıyla düşük puanlar, yüksek düzeyde kaygının göstergesidir (OECD, 2014b).

Kaygı, Özgüven'e (2014) göre stres yaratan durumların neden olduğu algılama, üzüntü ve gerginlik gibi hoş olmayan duygusal ve gözlenebilir tepkilerdir. Yüksek düzeyde kaygının sebep olduğu huzursuzluk, dikkat dağınıklığına yol açması nedeniyle bireyin bir konu üzerindeki başarısını olumsuz yönde etkiler. Ancak hafif düzeyde kaygı bireyleri başarı yönünden olumlu etkileyebilmektedir. Özel olarak okullarda öğretilen konular içerisinde hiçbir konu matematik kadar yüksek düzeyde kaygıya sebep olmamaktadır (Ormrod, 2015). Bu nedenle öğrencilerin matematiğe yönelik olumlu duygular geliştirmeleri desteklenmelidir.

6. Matematiksel Davranış (MDAV): PISA 2012'de ilk defa yer alan, öğrencilerin matematiksel davranış düzeyleri 8 maddeden oluşan ve “her zaman veya neredeyse her zaman”, “sık sık”, “bazen”, “nadir veya hiç” şeklinde 4 kategorili bir alt ölçekle belirlenmektedir. Öğrencilerin matematiksel davranış gösterme düzeyi günlük hayatta okul içinde veya dışında satranç oynamak,

yarıřmalara katılmak gibi matematik ile ilgili aktiviteleri ne sıklıkta yaptıkları hakkında bilgi toplanılan maddelerle deęerlendirilmektedir. Tüm maddeler tersine çevrilmiřtir dolayısıyla düşük puanlar, matematiksel davranıřın sıklıęını ifade eder (OECD, 2014b).

Tutum, bireylerin bir konu hakkında duygu, düşünce ve davranıř eęilimleridir. Özgüven'e (2014) göre tutum, bireylerin bir kiřiyi, grubu, kurumu veya düşünceyi kabul veya reddetme řeklindeki duygusal hazır oluřu veya eęilimidir. Bir konu hakkında olumlu duygular ve düşünceler aynı konuda davranıř boyutunu destekler. Bireyler, olumlu tutum sergiledikleri bir konu hakkında gösterdikleri davranıřlar neticesinde o konu hakkında tecrübe kazanırlar ve bu da bireylerin o konu hakkında bilgi ve beceri düzeylerini geliřtirir. Bunun sonucunda bireylerin aynı konu hakkında başarılı olması muhtemel hale gelir.

7. Öznel Normlar (ÖZNORM): PISA 2012'de ilk defa yer alan, öğrencilerin öznel normları 6 maddeden oluřan ve "kesinlikle katılıyorum", "katılıyorum", "katılmıyorum", "kesinlikle katılmıyorum" řeklinde 4 kategorili bir alt ölçekle belirlenmektedir. Öğrencilerin öznel normları, aile ve arkadaşlarının matematięe ne derece önem verdikleri hakkında fikirleri ile ilgili maddelerle deęerlendirilmektedir. Tüm maddeler tersine çevrilmiřtir dolayısıyla düşük puanlar, yüksek düzeyde uyumun göstergesidir (OECD, 2014b).

Öznel normlar, ilgili kiřilerin belirli bir konu hakkında özel bir davranıřı ne kadar destekledięine baęlıdır (Dinc & Budic, 2016). Bireylerin deęer verdikleri yakın çevrelerinin düşünceleri ve deęerleri bireylerin davranıřlarını etkileyebilmektedir. Bu nedenle öznel normların dolaylı olarak bireylerin başarılarını etkileyebileceęi düşünülebilir.

8. Matematik Çalışma Etięi (MÇALET): PISA 2012'de ilk defa yer alan, öğrencilerin matematik çalışma etięi, 9 maddeden oluřan ve "kesinlikle katılıyorum", "katılıyorum", "katılmıyorum", "kesinlikle katılmıyorum" řeklinde 4 kategorili bir alt ölçekle belirlenmektedir. Öğrencilerin matematik çalışma etięi, matematik çalışma alışkanlıkları ile ilgili maddeler ile deęerlendirilmektedir. Tüm maddeler tersine çevrilmiřtir dolayısıyla düşük puanlar, öğrencilerin düzenli ve sistemli çalışma alışkanlıklarına sahip olduklarının göstergesidir (OECD, 2014b).

Çalışma etiği, öğrencilerin çalışma şekillerinden çıkarılabilecek bir anlayıştır. Düzenli ve sistemli çalışmak, görevleri zamanında ve istenildiği şekilde yerine getirmek, dikkat dağınıclardan kaçınmak, dersi dikkatli bir şekilde dinleyip etkinliklere katılmak gibi çalışma etiği bileşenlerini yerine getirmek öğrencilerin başarısını olumlu yönde etkileyecektir.

9. Matematikte Başarısızlığı Niteleme (MBAŞ): PISA 2012’de ilk defa yer alan, öğrencilerin matematikte başarısızlığı niteleme düzeyleri, 6 maddeden oluşan ve “kuvvetle muhtemel”, “muhtemel”, “az muhtemel”, “olası değil” şeklinde 4 kategorili bir alt ölçekle belirlenmektedir. Öğrencilerin matematikte başarısızlığı niteleme dereceleri, başarısızlık kaynaklarının kendileri ya da çevrelerinin olabileceği düşünceleriyle ilgili maddelerle değerlendirilmektedir. Tüm maddeler tersine çevrilmiştir dolayısıyla düşük puanlar, öğrencilerin başarısızlık sebeplerini kötü şansları, öğretmenleri gibi dışsal kaynaklar olarak gördüğünün göstergesidir (OECD, 2014b).

Öğrencilerin başarısızlık sebeplerini doğru bir şekilde nitelendirebilmeleri, kendilerinin güçlü ve zayıf yönleri veya başarısızlığına neden olduğunu düşündüğü çevresel etmenler hakkında farkındalık kazanması açısından önemlidir. Bireyler doğru değerlendirmeler sonucu kazandıkları farkındalık ile başarılı olabilmek için gerekli önlemleri alabilir.

10. Matematik Niyetleri (MNIYET): PISA 2012’de ilk defa yer alan matematik niyetleri, matematik ile diğer konular arasında ek kurslarla ilgili olarak öğrencilere seçim sunan 2 seçenekli 5 maddeden oluşan bir alt ölçek ile belirlenmektedir. Bu maddeler öğrencilerin hedeflerine yöneliktir ve öğrencilerden niyetleri doğrultusunda matematik ile diğer dersler arasında tercih yapmaları beklenir (OECD, 2014b).

Bireylerin hedefleri bilişsel işlemlerini de etkilemektedir (Ormrod, 2015). Bu nedenle bireylerin hedefleri, bir görevi yerine getirmek veya bir konuyu öğrenebilmek için kullandıkları yöntemleri, gösterdikleri çabayı ve ayırdıkları zamanı yönlendirir. Dolayısıyla öğrencilerin makul hedeflere sahip olmaları öğrenmelerini ve dolayısıyla da başarılarını destekler.

PISA’ya ilişkin öğrenci başarılarını etkileyen faktörleri belirlemek amacıyla yapılan çalışmalar incelendiğinde, duyuşsal özelliklerin matematik başarısını

etkilediğine dair birçok çalışmaya rastlanmaktadır: Berberoğlu ve Güzel (2005) matematik okuryazarlığı performansı ile matematiğe ilişkin tutum arasında güçlü bir ilişki olduğunu; Thien ve Ong (2015) matematik özgüven ve anksiyetenin matematik performansı üzerinde manidar etkileri olduğunu; Akyüz ve Pala (2010) matematiğe karşı tutum ve matematik okuryazarlık performansı arasında pozitif yönde ilişki olduğunu; Thien, Darmawan ve Ong (2015) matematiğe yönelik tutumun performans puanının artışının bir tahmincisi olduğunu; Pala (2008) öğrencilerin özgüvenlerinin ve tutumlarının matematik okuryazarlık performansına pozitif yönde anlamlı etkisi olduğunu; Şahin ve Yıldırım (2016) matematik öz yeterliğin matematik okuryazarlığının büyük bir etkiye sahip pozitif yordayıcısı olduğunu ayrıca matematiksel davranış, matematik ilgisi ve kaygının orta düzeyde negatif yordayıcıları olduğunu; Koğar (2015) matematik öz yeterliği, matematik kaygısı ve okulda matematik görevleriyle kazanılan tecrübe aracılık değişkenlerinin matematik okuryazarlığını en fazla etkileyen değişkenler olduğunu; Demir ve Kılıç (2010) özgüvenin öğrenci performansını pozitif yönde etkilediğini ve bu etkinin istatistiksel açıdan anlamlı olduğunu ve ayrıca matematik kaygısının arttıkça başarının düştüğünü çalışmalarında göstermişlerdir.

PISA'da duyuşsal özellikler, bireylerin matematikteki başarılarını yordadığı gibi hangi yeterlik düzeyinde olduklarının da bir tahmincisidir. İstatistiksel yöntemler kullanılarak hangi özelliğin bireylerin matematik başarılarını ne derecede yordadığı ile bireylerin hangi yeterlik düzeyinde olma ihtimalinin ne derecede etkilediği hakkında bilgi edinilebilmektedir. Bu yöntemlerin başında ise regresyon analizi, lojistik regresyon analizi, ayırma analizi gibi yöntemler gelmektedir.

PISA'da başarı, ülkelerin durumlarını değerlendirme ve ülkeleri karşılaştırma açısından en önemli kriterdir öyle ki PISA sonuçlarında en çok dikkat çeken, ülkelerin başarı sıralamalarıdır. Bununla birlikte literatürdeki çalışmalar da duyuşsal özelliklerin, matematik başarısını önemli derecede etkilediğini göstermektedir. Bu nedenlerden dolayı, katılımcı ülkeler arasında en başarılı, en başarısız ve sıralamada ortadaki ülkelerde duyuşsal özelliklerin, bireyleri akademik düzeylerine göre doğru sınıflama oranlarını; ilgili ülkelerde bireylerin akademik olarak üst düzeyde olma ihtimalini arttıran duyuşsal özelliklerin neler olduğunu ve bu sonuçların ülkelerin başarı sıralamalarına göre farklılaşıp farklılaşmadığı

belirlemek önemlidir. Bu bağlamda ülkelerin başarı durumlarına göre bireylerin başarılı olma ihtimallerini arttıran duyuşsal özellikler hakkında bilgi edinmek, başarıyı arttırıcı önlemler alma konusunda ipuçları sağlar. Ayrıca tercih edilen ülkelerin başarı sıralamasına göre uçlardaki ve ortadaki ülkeler olması nedeniyle diğer ülkelerle de, bu yerlere göre karşılaştırma yapılabilmesi mümkün hale gelir.

Araştırmanın Amacı ve Önemi

Bu araştırmanın amacı; PISA 2012 matematik okuryazarlığı performanslarına göre ortalama puan sıralamaları bakımından birinci olan Çin-Şangay'da, ortada yer alan İspanya'da ve sonuncu olan Peru'da öğrencilerin duyuşsal özelliklerinin, akademik sınıflandırmayı ne derecede desteklediğini lojistik regresyon analizi ve ayırma analizi ile belirleyip elde edilen sonuçları karşılaştırmaktır. Yine verilen ülkelerin başarı sıralamaları bakımından bireylerin alt veya üst yeterlik düzeyine göre sınıflandırılmalarında en etkili duyuşsal özellikleri ve ülkelerin başarı sıralamaları ile duyuşsal özelliklerin sınıflama performansları arasında ilişki olup olmamasına dair ipuçları elde etme düşüncesinden hareketle bu araştırma yapılmıştır.

Bu araştırmanın, eğitim alanında sınırlı sayıda uygulaması yapılan lojistik regresyon analizi ve ayırma analizi ile yine hakkında sınırlı sayıda çalışmaya rastlanan PISA yeterlik düzeylerine ilişkin bir çalışma olması açısından alan yazına katkı sağlayacağı düşünülmektedir.

Araştırma Problemi

PISA 2012 matematik okuryazarlığı performanslarına göre ortalama puan sıralaması bakımından ilk, orta ve son sırada yer alan ülkelerde bireylerin duyuşsal özellikleri, matematik başarısını ne derecede doğru sınıflamaktadır?

Alt problemler. 1. PISA 2012 uygulamasında matematik okuryazarlığı ortalama performans puan sıralamasında ilk sırada olan Çin-Şangay'da;

- a. Bireylerin duyuşsal özellikleri bireyleri yeterlik düzeylerine göre lojistik regresyon analizi ile ne derecede doğru sınıflandırmaktadır?
- b. Bireylerin duyuşsal özellikleri bireyleri yeterlik düzeylerine göre ayırma analizi ile ne derecede doğru sınıflandırmaktadır?

- c. Lojistik regresyon analizi ve ayırma analizinden elde edilen sonuçlar karşılaştırıldığında benzerlikler veya farklılıklar nelerdir?

2. PISA 2012 uygulamasında matematik okuryazarlığı ortalama performans puan sıralamasında ortada olan İspanya’da;

- a. Bireylerin duyuşsal özellikleri yeterlik düzeylerine göre lojistik regresyon analizi ile ne derecede doğru sınıflandırmaktadır?
- b. Bireylerin duyuşsal özellikleri bireyleri yeterlik düzeylerine göre ayırma analizi ile de derecede doğru sınıflandırmaktadır?
- c. Lojistik regresyon analizi ve ayırma analizinden elde edilen sonuçlar karşılaştırıldığında benzerlikler veya farklılıklar nelerdir?

3. PISA 2012 uygulamasında matematik okuryazarlığı ortalama performans puan sıralamasında son sırada olan Peru’da;

- a. Bireylerin duyuşsal özellikleri bireyleri yeterlik düzeylerine göre lojistik regresyon analizi ile ne derecede doğru sınıflandırmaktadır?
- b. Bireylerin duyuşsal özellikleri, bireyleri yeterlik düzeylerine göre ayırma analizi ile de derecede doğru sınıflandırmaktadır?
- c. Lojistik regresyon analizi ve ayırma analizinden elde edilen sonuçlar karşılaştırıldığında benzerlikler veya farklılıklar nelerdir?

4. Matematiğe yönelik duyuşsal özelliklerin matematik başarısını sınıflama performansları, sınıflamada etkili olan değişkenler ve yeterlik düzeyindeki farklılaşmanın duyuşsal özellikler tarafından açıklanma durumları Çin-Şangay, İspanya ve Peru’nun başarı sıralamalarına göre nasıl değişmektedir?

Sınırlılıklar

Bu araştırma PISA 2012 matematiğe yönelik duyuşsal özellikler ve matematik okuryazarlığı ile sınırlandırılmıştır. Ayrıca araştırma PISA 2012’ye katılan Çin-Şangay, İspanya ve Peru örneklerinde öğrenci anketinin B formunu alan 9. ve 10. sınıfta öğrenim gören öğrencilerle sınırlandırılmıştır.

Tanımlar

Alt Yeterlik Düzeyi: PISA 2012 araştırmasında matematik okuryazarlığı alanından 544,68 altındaki puanların temsil ettiği yeterlik düzeyi.

Üst Yeterlik Düzeyi: PISA 2012 araştırmasında matematik okuryazarlığı alanından 544,68 ve üstündeki puanların temsil ettiği yeterlik düzeyi

Bölüm 2

Araştırmanın Kuramsal Temeli ve İlgili Araştırmalar

Araştırmanın Kuramsal Temeli

Araştırmanın kuramsal temeli iki başlık altında incelenmiştir. İlk olarak lojistik regresyon analizi, sonrasında ise ayırma analizi hakkında detaylı bilgi verilmiştir.

Lojistik Regresyon Analizi. Araştırmacılar, değişkenler arasında ilişkileri incelemek ve ilişkili olduğu bilinen değişkenlerin bilinen değerlerine karşılık, diğerlerinin değerleri hakkında yorum yapabilmek veya durumları ya da bireyleri sınıflandırmak amacıyla çeşitli modeller kurarlar. Bu amaçla birçok istatistiksel yöntemden yararlanırlar. Bu yöntemler, bağımlı ve bağımsız değişkenlerin türüne ve sağlanması gereken sayıtlılara göre farklılık göstermektedir.

Bir bağımlı ile en az bir bağımsız değişken arasındaki ilişkiyi bağımlı değişkenleri etkileyen ve yordayan değişkenleri belirleme, veriyi özetleme, tahminde bulunma, diğer değişkenlerin varlığında katsayı kestiriminde bulunma gibi açılardan incelemek için regresyon tabanlı yöntemler kullanılır (Alpar, 2013). Bağımlı değişkenin sürekli olduğu durumlarda bu inceleme “Doğrusal Regresyon Analizi” ile yapılırken bağımlı değişkenin kategorik olduğu durumlarda ise “Lojistik Regresyon Analizi” ile yapılır. Literatür incelendiğine lojistik regresyon analizinin tıp, ekonomi, eğitim, turizm, mühendislik, ziraat gibi birçok alanda uygulamasının yapıldığı görülmektedir.

Lojistik regresyon analizi sürekli, kesikli, kategorik veya bunların kombinasyonlarından oluşan bağımsız değişken setlerinden yola çıkarak kategorik bağımlı değişken hakkında tahminde bulunmayı amaçlar. Lojistik regresyon analizinin bir diğer amacı ise durumları çeşitli kriterleri sağlayıp sağlamamaları açısından sınıflandırmaktır (Menard, 2002). Başka bir ifade ile çeşitli özelliklere göre durumların sınıflama doğruluğunu incelemektir.

Gözlemlerin sınıflandırılması açısından lojistik regresyon analizi yöntemine alternatif iki farklı yöntem daha mevcuttur. Bunlar ayırma analizi ile kümeleme analizidir. Lojistik regresyon analizi ile ayırma analizinde, gözlemlerin ait olduğu gruplar önceden belirlidir ve verilerden yola çıkılarak gruplar en iyi derecede ayrılmaya çalışılır. Kümeleme analizinde ise gözlemlerin ait olduğu gruplar

önceden belirli değildir, gözlemlerin birbirlerine uzaklığına veya benzerliğine göre gözlemler gruplara ayrılır. Ayrıca kümeleme analizi, lojistik regresyon analizi ve ayırma analizinin aksine yordama için kullanılamaz. Lojistik regresyon analizi ve ayırma analizi ise sağlanması gereken varsayımlar açısından birbirinden ayrılırlar. Lojistik regresyon analizinde sağlanması gereken varsayımlara ek olarak ayırma analizi, “çok değişkenli normallik” ve “varyansların homojenliği” varsayımlarının karşılanması gerekmektedir. Bu nedenle lojistik regresyon analizi, ayırma analizine göre daha esnek olmakla birlikte sayıtların karşılanması durumunda ayırma analizinin kullanılması daha uygundur (Tabachnick & Fidell, 2013). Lojistik regresyon analiz için gerekli olan sayıtlar (Şekercioğlu, Çokluk & Büyüköztürk, 2016):

Kategorilerde Yer Alan Birey Sayısı/Oranı. Modelin güvenilirliğini sağlamak, kararlı ve manidar sonuçlar elde etmek için büyük örneklemeler ile çalışılmalıdır. Her bağımsız değişkende en az 50 kişilik gruplar olmalı ve kategoriler birbirinden bağımsız olmalıdır. Bazı kaynaklarda ise bu sayının en az 20 olmak koşuluyla toplamda 60 olması gerektiği vurgulanmıştır (Çokluk, 2010).

Çoklu Doğrusal Bağlantı (Multicollinearity). Lojistik regresyon analizi, bağımsız değişkenler arasında yüksek korelasyona duyarlı olduğundan çoklu bağlantı sorununun olmamasına dikkat edilmelidir.

Uç Değerler. Lojistik regresyon analizi uç değerlere karşı da duyarlı olduğundan bağımsız değişkenlere ait uç değerler ve sebepleri incelenip uygun teknikler ile analize dâhil edilmemelidir.

Bağımlı değişkenin kategori sayısına ve bu kategorilerin sıralı olup olmamasına göre çeşitli lojistik regresyon yöntemleri vardır (Alpar, 2013; Afifi, May & Clarck, 2012):

İki Kategorili (Binary) Lojistik Regresyon. Bağımlı değişkenin iki kategorili olduğu durumlarda kullanılmaktadır. Bu yöntem, literatürde diğer yöntemlere göre daha sık kullanılan bir yöntemdir.

Çok Kategorili (Multinomial) Lojistik Regresyon. Bağımlı değişken ikiden fazla kategoride olduğunda analiz yöntemi bu kategorilerin sıralı olup olmamalarına göre değişmektedir. Bağımlı değişkene ait kategoriler sıralı değil ise çok kategorili lojistik regresyon yöntemi kullanılır.

Sıralı (Ordinal) Lojistik Regresyon. Bağımlı değişkene ait kategoriler sıralama düzeyinde olduğunda kullanılan yöntemdir.

Bu yöntemlere ek olarak olgu-kontrol çalışmaları için koşullu (conditional) lojistik regresyon, gözlem sayısının az olduğu durumlarda da kesin (exact) lojistik regresyon yöntemleri kullanılmaktadır (Alpar, 2013).

Lojistik regresyon analizi, üzerinde çalışılan örneklemdaki bağımlı ve bağımsız değişkenlere ait veriler üzerinden yürütülür. Bağımlı değişken olarak kabul edilen belirli bir kategoriye dahil olma veya belirli gruplara üye olma durumunu en iyi açıklayan bağımsız değişkenlerin kombinasyonu belirlenir (Çokluk vd., 2016). Bu kombinasyona göre bir regresyon denklemi oluşturulur. Bu regresyon denklemi aracılığıyla sadece yordayıcı değişkenlere ait veriler kullanılarak bir bireyin bağımlı değişkenin hangi kategorisine dahil olacağına yönelik tahminler yapılabilir. Bu tahminler regresyon denklemindeki katsayılar doğrultusunda bağımlı değişkenin kategorilerinden birine dâhil olma durumunun olasılığı biçimindedir (Menard, 2002). Dolayısıyla iki kategorili lojistik regresyonda amaç, bir durumun bağımlı değişkene ait iki kategoriden birinde sınıflandırılma olasılığını diğer kategoride olmasına karşılık tahmin etmektir (Menard, 2002).

Lojistik regresyon analizi, standart (direkt, tam, enter) ve adımsal (aşamalı, stepwise) olmak üzere iki temel metot ile yapılmaktadır. Teori test etmek için uygun görülen standart metotta tüm ortak değişkenler bir blok halinde modele dâhil edilir ve her blok için parametre kestirimleri hesaplanır (Çokluk, 2010). Keşfedici nitelikteki çalışmalarda verilere uygun model oluşturmak için uygun olan, ileriye ve geriye doğru olarak iki şekilde yürütülebilen adımsal yöntemde ise değişkenler puan istatistikleri ölçüt alınarak modele dâhil edilir veya modelden çıkarılarak analiz en uygun model bulununcaya kadar sürdürülür (Çokluk, 2010).

Lojistik regresyon analizi, bağımlı değişken ile bağımsız değişken arasında doğrusal ilişkinin olmadığı durumlarda kullanışlıdır (Tabachnick & Fidell, 2013). Sürekli yordayıcılar ile bağımlı değişkenin logit dönüşümü arasında lineer bir ilişki olduğu varsayımına rağmen, yordayıcıların kendi aralarında lineer ilişkileri hakkında bir varsayım yoktur (Tabachnick & Fidell, 2013). Doğrusal olmayan modeller üreten lojistik regresyon analizi, logaritmik dönüşümler ile ilişkiyi doğrusal hale getirir.

En az iki deęişkenin baęımlı deęişken üzerinde etkisinin incelendięi çoklu lojistik regresyonda P_Z , baęımsız deęişkenlerin mümkün olan en iyi doğrusal kombinasyonu ile sonuçlanan doğrusal olmayan modele baęlı olarak bir sonucun ortaya çıkma olasılığı (Çokluk vd., 2016) ve X_i 'ler baęımsız deęişken olmak üzere lojistik fonksiyonu,

$$P_Z = \frac{e^{a+\beta_1X_1+\beta_2X_2+\dots+\beta_pX_p}}{1+e^{a+\beta_1X_1+\beta_2X_2+\dots+\beta_pX_p}} \quad (1.1)$$

şeklindedir. Burada β_i 'ler regresyon katsayılarını temsil etmektedir. Bu eşitlik Z, lineer fonksiyon olduğunda lojistik regresyon eşitliğidir.

Formülden de görüldüğü üzere baęımsız deęişkenler ile olasılık arasındaki ilişki doğrusal deęildir. Yeni bir yorum üretebilmek için odds oranı, $odds = \frac{P_Z}{1-P_Z}$

şeklinde tanımlanır ve P_Z bakımından, $P_Z = \frac{odds}{1+odds}$ şeklindedir. Olasılıkları yorumlamak için kullanılan odds oranı, bir olayın olma olasılığının olmama olasılığına oranıdır. Ayrıca ikili sonuçlar için yordayıcı deęişkenin etkisini ifade eder (Çokluk vd., 2016).

P_Z , bir olasılık deęeri belirttiğinden 0 ile 1 arasında deęer alır. Dolayısıyla odds oranı da 0 ile ∞ arasında deęişmektedir. Odds deęerleri 0 ile 1 arasında deęiştğinde P_Z deęerleri de 0 ile 0.5 arasında deęişmektedir. Dięer taraftan P_Z 'nin 0.5 ile 1 arasında deęerleri için odds 1 ile ∞ arasında deęişmektedir. Asimetrik olan odds oranı, doğal logaritmasını alındığında simetrik hale gelir. $P_Z = 0$ iken $\ln(odds) = -\infty$, $P_Z = 0.5$ iken $\ln(odds) = 0$ ve $P_Z = 1$ iken $\ln(odds) = \infty$ 'dur. Ayrıca doğrusal olmayan lojistik regresyon fonksiyonu logit dönüşümü ile doğrusal hale gelecektir. Logit dönüşümü ise $\ln(odds)$ 'u temsil etmektedir.

Cebirsel düzenlemeler ve odds'un doğal logaritması alınmasıyla,

$$odds = \frac{P_Z}{1-P_Z} = e^{a+\beta_1X_1+\beta_2X_2+\dots+\beta_pX_p} \quad (1.2)$$

eşitliğinden,

$$\ln(odds) = \ln\left(\frac{P_z}{1-P_z}\right) = a + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p = Z \quad (1.3)$$

eşitliği elde edilir.

Bu eşitlik, çoklu doğrusal regresyon eşitliğine benzediğinden “çoklu lojistik regresyon eşitliği” olarak adlandırılır (Afifi vd., 2012). Burada doğrusal regresyon eşitliği şeklindeki Z , bir grupta olma olasılığının diğer grupta olma olasılığına oranının doğal logaritmasıdır. Lojistik regresyonunun gerekliliklerinden biri olan logit ile bağımsız değişkenler arasındaki ilişkinin doğrusallığı da sağlanmaktadır. Ayrıca elde edilen β_i 'ler bağımsız değişkenlerdeki bir birim değişimin logitte ne kadar değişime yol açtığını ifade etmektedir (Alpar, 2013).

Menard'a (2002) göre lojistik regresyonda katsayı kestirim süreci şu şekilde özetlenebilir: Parametre tahmininde maksimum olabilirlik yöntemi kullanılmaktadır. Bu yöntemde yordayıcı değişkenlerin verilen değerleri ve $\alpha, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_p$ parametreleri ile sonuç değişkenin gözlenen değerlerini elde etmenin ne derecede olası olduğunu gösteren log-olabilirlik fonksiyonunun değerini maksimize edilir. Yani gözlenen durumları elde etme ihtimalini maksimum yapacak şekilde parametreler için değerler oluşturulur. Lojistik regresyon analiz süreci model için geçici bir çözümle başlar ve modelin düzeltilmesi yönünde olabilirlik fonksiyonundaki değişimin önemsiz oluşuna kadar devam eder. Tekrarlı kestirimler, testler ve yeniden kestirimler ile yürütülen bu sürece iterasyon (tekrarlı kestirim) adı verilir. Olabilirlik fonksiyonundaki adımsal değişim ihmal edilebilir düzeye geldiğinde çözüm yakınsamaktadır. Bu süreç log-olabilirlik fonksiyonunu maksimum yapacak parametre setlerini buluncaya kadar devam eder.

Bu süreçte değişkenler modelde olduğunda ve olmadığına hesaplanan -2LogL farkı, yordayıcı değişkenlerden kaynaklanan farkı temsil eder. İstatistiksel anlamlılık için ki kare gibi testler log-olabilirlik değerindeki değişimin değerlendirilmesinde kullanılır (Çokluk vd., 2016).

Lojistik regresyon analizi sonucunda kurulan modelin yordanan yani bağımlı değişkeni tanımlamada ne derecede etkili olduğu uyum iyiliği ile belirlenir ayrıca kurulan modelin veriye uygunluğunun incelenmesi amacıyla birçok yöntem kullanılmaktadır (Alpar, 2013):

Pearson ki-kare testi ve sapma (D) istatistikleri ile gözlenen değerler ile modelden elde edilen beklenen değerler arasındaki ilişki değerlendirilerek modelin uyumu incelenir. Aradaki farklardan elde edilen χ^2 ve D istatistikleri ile model uyumu hakkında yorum yapılır.

Hosmer ve Lemeshow (\hat{C}) testi ile lojistik regresyon analizinden kestirilen olasılıklar küçükten büyüğe sıralanarak olasılıklara göre bireyler alt gruplara bölünür. Bireyler için gözlenen ve beklenen değerlerin hesaplanmasıyla ki-kare testi uygulanır. Elde edilen \hat{C} 'ya göre yüksek değerler modelin uyumunun yeterli olmadığını ifade eder. Hosmer ve Lemeshow testi, D istatistiğinin oluşturduğu problemlerden kaçınmak için tasarlanmıştır (Menard, 2002). Ayrıca geleneksel χ^2 yöntemi ile hesaplanan Omnibus testinin de güçlü bir alternatifidir (Çokluk vd., 2016).

Sınıflama tablosunda analiz sonucundan elde edilen olasılık değerlerine göre kestirilen değerler ile gözlenen değerlerin oluşturduğu çapraz tabloda doğru sınıflama yüzdelere göre yüksek değerler model uyumunun iyi olduğunu ifade eder.

ROC eğrisinin altında kalan alan hesaplandığında 1'e yakın değerler model uyumunun iyi olduğuna; 0.5'e yakın değerler model uyumunun kötü olduğuna işaret eder.

Analiz sonunda kurulan modelde katsayı kestirimleri yapıldıktan sonra bu katsayıların önemli olup olmadığına yani değişkenlerin önemine dair karar verebilmek için katsayıların istatistiksel anlamda manidarlığı test edilir. Bir başka ifade ile bir değişkenin, modele dâhil edildiğinde bağımlı değişken hakkında, dâhil edilmediği modelden daha fazla bilgi verip vermediği incelenir (Alpar, 2013). Bu inceleme, değişken modele dâhil edildiğinde ve edilmediğindeki tahmin edilen değerler ile mevcut değerler karşılaştırılarak yapılmaktadır. Değişken modelde iken gerçeğe daha yakın tahminler elde ediliyor ise değişkenin model için anlamlı olduğu sonucuna ulaşılır.

Tabachnick ve Fidell'e (2013) göre bir yordayıcının modele katkısını değerlendirmek için sapma testi olarak da bilinen olabilirlik oranı (G istatistiği), Wald veya Puan testlerinden biri kullanılabilir. Tüm testler için anlamlı sonuçlar, yordayıcının sonuç değişkeni ile ilişkili olduğunun göstergesidir. Wald testi ve

olabilirlik oran testi, β_i 'lerin en çok olabilirlik tahminlerine dayalıdır, Puan testinde ise buna gerek yoktur (Tabachnick & Fidell, 2013). Her yordayıcının dâhil edilip çıkarılmasıyla model uyumunun değişimini inceleyen ve -2LogL istatistiğine dayalı olabilirlik oran testinin Wald testine karşı üstün olduğu düşünülmektedir (Tabachnick & Fidell, 2013).

Lojistik regresyon analizinde ilişki ölçümü ise bağımlı değişken ile bağımsız değişkenler arasındaki ilişkinin derecesini ifade eder. Bu istatistikler, Cox ve Snell R^2 ile Nagelkerke R^2 'dir (Kalaycı, 2014). Ayrıca bu değerler yüzdelik şekilde ifade edildiğinde ise lojistik model tarafından açıklanan varyans oranını belirtir.

Gözlemlerin gruplara atanması ise kestirilen β katsayılarıyla elde edilen lojistik fonksiyon aracılığı ile sonsal olasılıklara dayanılarak yapılmaktadır (Tatlıdil, 1996). Gözlemlerin iki gruptan birine atanması, ilgili gözlemin olasılığının varsayılan kesme noktasından (genellikle 0,50) büyük ya da küçük oluşuna göre gerçekleşir.

Ayrırma Analizi. Lojistik regresyon analizi gibi bireyleri sınıflandırma, grup üyeliklerini kestirme gibi amaçlara hizmet eden bir model kurmak için yararlanılan bir diğer istatistiksel yöntem ise ayırma analizidir.

Ayrırma analizi, birbirinden tamamen bağımsız en az iki gruptan elde edilen verilerden yola çıkarak yeni gözlemlerin hangi gruba dahil olacağına ilişkin bağımsız değişkenlerin lineer birleşimlerinin elde edildiği bir yöntemdir. Diskriminant analizi olarak da bilinen ayırma analizi Alpar'a (2013) göre, grup ortalamaları arasındaki farklılığı en yüksek tutacak şekilde bağımsız değişkenlerin doğrusal kombinasyonlarını bulma işlemidir. Ayırma analizi aracılığıyla bağımsız değişkenler ile gözlemleri sınıflama doğruluğunun derecesi belirlenir ve ayırma fonksiyonu adı verilen doğrusal kombinasyonlar yardımıyla yeni gözlemler en az hata ile sınıflara atanır.

Ayrırma analizinin birçok kullanım amacı vardır. Bir verinin hangi gruba dahil olacağına karar vermek, ayırma fonksiyonları aracılığıyla verileri gruplara ayırmak, bağımsız değişkenlerin aritmetik ortalamalarının gruplar arasındaki değişimini belirlemek, bağımlı değişkenin varyansının bağımsız değişkenler tarafından açıklanma derecesini belirlemek, grupların ayrılmasında etkili olan olmayan değişkenleri ve etkili olduğu belirlenen değişkenlerin etki düzeylerini belirlemek,

verilerin ne derecede beklendiği şekilde sınıflandırıldığını test etmek gibi amaçlarla ayırma analizinden yararlanılır (Kalaycı, 2014). Dolayısıyla genel anlamda ayırma analizinin iki temel işlevi ayırma ve sınıflamadır (Öz, 2006).

Ayırma analizinde verilerin sınıflandırılmasında etkisi incelenen bağımsız değişkenler sürekli veya kesikli sayısal veri türünde iken bağımlı değişken ise en az iki kategorili nitel veri türündedir. Ayırma değişkenleri adı verilen, grupları ayırmada kullanılan değişkenlerin aralık veya oran ölçeğinde olması nedeniyle aritmetik ortalamalar ve varyanslar hesaplanabilir, dolayısıyla değişkenler matematiksel eşitliklerde işe koşulabilir (Klecka, 1980). Ayırma analizinin uygulanması için gerekli sayıtlılar vardır. Bu sayıtlılar (Poulsen & French, 2008):

Örneklem Büyüklüğü. Küçük gruptaki örneklem sayısı, yordayıcı değişken sayısından fazla olmalıdır. Örneklem büyüklüğü n ise bağımsız değişken sayısı en fazla $n-2$ olabilir. Kalaycı'ya (2014) göre gerekli veri seti büyüklüğü her bir değişken için en az 20 olmak üzere toplamda en az 100 veridir.

Normal Dağılım. Bağımsız değişkenlerin çok değişkenli normal dağılım göstermesi gerekmektedir. Çok değişkenli normal dağılım için ön koşul olarak bağımsız değişkenlerin normal dağılım göstermesi gerekir. Normal dağılım özelliği gösteren değişkenlerin kombinasyonları da normal dağılım özelliği gösteriyor ise bu değişkenlerin çok değişkenli normal dağılıma uyduğu söylenebilmektedir. Ayrıca ayırma analizi, uç değerlerden ziyade çarpıklığın neden olduğu normallik ihlaline karşı dirençlidir (Tabachnick & Fidell, 2013).

Varyans-Kovaryans Matrislerinin Homojenliği. Ayırma analizi varyans-kovaryans matrislerinin heterojenliğine çok duyarlı olduğundan grup içi varyansların ve korelasyon matrislerinin incelenmesi gereklidir.

Uç Değerler. Ayırma analizi uç değerlere de oldukça duyarlı olduğundan tek yönlü ve çok yönlü uç değer araştırması yapıp bu değerler sebepleri doğrultusunda dönüştürülmeli veya çıkarılmalıdır. Dönüştürme ya da çıkarma işlemi için uç değerlerin sebepleri ve evrenin özelliklerini yansıtmadığı incelenmelidir. (Çokluk vd., 2016).

Çoklu Doğrusal Bağlantı. Bağımsız değişkenlerin biri veya birkaçı, diğeri veya diğerleri ile yüksek düzeyde korelasyona sahipse veya bir bağımsız değişken diğerlerinin lineer birleşimi ise çoklu bağlantı sorunu ortaya çıkar. Diğer değişken

veya deęişkenler ile yüksek düzeyde ilişki gösteren veya dięerlerinin bir fonksiyonu şeklindeki bağımsız deęişkenin tolerans deęeri 0'a yaklaşır ve matrisin benzersiz ayırt edici çözümlü olmaz. Dolayısıyla deęişkenler arasında çoklu doğrusal bağlantı sorunu olmamalıdır. Bağımsız deęişkenler arasında ilişki olduęu ölçüde standardize edilmiş ayırma fonksiyon katsayılarının bağıl önemi güvenilir bir şekilde deęerlendirilemez.

Bu varsayımlardan çoklu normallik ve varyans-kovaryans matrislerinin homojenlięi varsayımları sağlanmadığında da ayırma analizi yapılabilmektedir. Lachenbruch (1975) çoklu normal dağılım ve eşit kovaryans varsayımlarının hafif ihmalinin ayırma analizi sonuçlarını önemli ölçüde etkilemediğini göstermiştir (akt. Kalaycı, 2014, s.335). Klecka (1980), çoęu zaman normal dağılım kuralını ihlal eden dikotom (evet, hayır gibi, iki sonuçlu) deęişkenlerin, ayırma analizi sonuçlarını etkilemeyebileceğini göstermiştir (akt. Kalaycı, 2014, s.335). Ayrıca yine Klecka (1980) analiz sonucu elde edilen doğru sınıflama yüzdesi yüksek olduğunda varsayımların ihlalinin çok da olumsuz etkisi olmadığını vurgulamıştır. Verilerin normal dağıldığı ancak varyans-kovaryans matrislerinin homojenlięi varsayımının sağlanmadığı durumlarda ise kuadratik (karesel) ayırma analizi kullanılmaktadır.

Ayırma analizinin doğrudan, adımsal ve ardışık olmak üzere üç türü vardır. Standart ayırma analizinde tüm yordayıcılar modele dahil olurken adımsal ayırma analizinde yordayıcılar belirli kriterlere göre modele dahil olur. Ardışık ayırma analizinde ise yordayıcılar durumları, gruplara sınıflandırmayı güvenilir bir şekilde geliştirmesi deęerlendirilerek modele dahil edilir (Tabachnick & Fidell, 2013).

Analiz süreci Alpar'a (2013) göre, ayırma fonksiyonlarının önemli olup olmadıklarının belirlenmesi ve sınıflama olmak üzere iki aşamadan oluşmaktadır: İlk aşamada tüm deęişkenler göz önünde bulundurularak gruplar arasında önemli bir farklılık olup olmadığı veya bağımsız deęişkenlerin lineer kombinasyonlarının grupları ayırmada etkili olup olmadığı incelenir. Bu inceleme toplam varyans-kovaryans matrisi ve ortak grup içi varyans-kovaryans matrisleri yardımıyla bulunan çok deęişkenli F testleri ile yapılır. Manidar bir farklılık bulunduğunda yani grupları ayırt edebilen fonksiyonlar oluşturulabileceęi sonucu ortaya çıktığında hangi deęişkenlerin modele ne derecede katkıda bulunduęu belirlenebilir. İkinci aşama olan sınıflama aşamasında ise kanonik ayırma fonksiyonlarından, çok

değişkenli normal dağılım yoğunluk fonksiyonu veya Fisher'in sınıflama fonksiyonlarından yararlanılmaktadır. Daha sık kullanılan kanonik ayırma fonksiyonları ve Fisher sınıflama fonksiyonlarının temelinde grup ortalamaları arasındaki farkın maksimum olması vardır.

Analizin ilk aşamasında gruplar arasında farklılığın olup olmadığı yani bağımsız değişkenlerin doğrusal kombinasyonlarının grupları ayırmada başarılı olup olamayacağı, ayırma değişkenleri üzerindeki grup farklılıklarının bir ölçüsü olan Wilk's Lambda istatistiği ile incelenir (Klecka, 1980).

Bağımsız değişkenler kümesindeki varyansın, gruplar arasındaki farklılığa dayalı varyans ile grup içi farklılığa dayalı varyans olmak üzere iki kaynağı vardır. S_{toplam} , genel kareler toplam matrisi; S_{ga} , gruplar arası kareler toplamı matrisi ve S_{gi} , grup içi kareler toplam matrisini temsil edecek şekilde ve $S_{toplam} = S_{ga} + S_{gi}$ olmak üzere Wilk's Lambda değeri,

$$\Lambda = \frac{|S_{gi}|}{|S_{ga} + S_{gi}|} \quad (1.4)$$

eşitliği ile elde edilir. Wilk's Lambda'nın anlamlılık testi ise χ^2 veya F dağılımına dönüştürülerek yapılır (Klecka, 1980).

Gruplar arasında ayırım olduğu sonucuna ulaşıldıktan sonra bağımsız değişkenlerin birbirlerine göre önemi değerlendirilir. Bunun için standartlaştırılmamış katsayılardan hesaplanan standartlaştırılmış kanonik ayırma fonksiyon katsayıları kullanılır (Alpar, 2013). Dolayısıyla bu katsayılarla standartlaşdırılmaları nedeniyle bir bağımsız değişkenin diğerlerine göre sınıflandırmaya ne derecede etkisi olduğu hakkında yorum yapılabilir. Hangi değişkenin ayırma puanına ne derecede katkıda bulunduğu işareti görmezden gelinerek standartlaştırılmış katsayılar ile belirlenebilir (Klecka 1980).

Alpar (2013), Klecka (1980), Tabachnick ve Fidell'e (2013) göre kanonik ayırma fonksiyonları ve oluşturulma süreci aşağıdaki şekilde özetlenebilir:

Kanonik ayırma fonksiyonu, ayırma değişkenlerinin en uygun kombinasyonlarından oluşan bir fonksiyondur. İlk fonksiyon için grup ortalamaları arasındaki farkı maksimum yapacak şekilde katsayılar üretilir. Gruplar arasındaki

ayırımı en iyi derecede sağlayan ilk fonksiyondur. İkinci fonksiyon için katsayılar, yine grup ortalamaları arasındaki farkı maksimum yapacak şekilde üretilir. Ancak üretilen ikinci fonksiyon ilki ile ilişkisizdir. Bu şekilde grupları en iyi ayıran ve öncekiler ile ilişkili olmayan, birbirlerine ortogonal fonksiyonlar belirlenir. Dolayısıyla da fonksiyonların grupları ayırtırmaya etkileri bağımsız olur. Üretilen fonksiyonlar kendilerinden öncekilere göre daha düşük, sonrakilere göre daha yüksek ayırım yaparlar ayrıca ilk fonksiyon değişkenliğinin en büyük miktarını açıklar ve sonrasında üretilen fonksiyonlar önceki fonksiyonların açıklayamadığı varyansın en büyük bölümünü açıklar. Belirlenen eşsiz fonksiyon sayısı en fazla, grup sayısının bir eksiği ile ayırma değişkeni sayısının minimumuna eşittir. Genellikle sadece ilk bir veya iki ayırma fonksiyonu gruplar arasındaki ayırımı güvenilir bir şekilde yapar, diğer fonksiyonlar grup üyeliğine ilişkin ek bilgiler sağlamazlar. α , sabit; b_i 'ler ayırma katsayıları; X_i 'ler bağımsız değişkenler olacak şekilde ayırma fonksiyonu

$$Z = \alpha + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_nX_n \quad (1.5)$$

şeklinindedir. Standartlaştırılmamış ayırma katsayıları ile elde edilen bu fonksiyon yeni gözlemleri sınıflandırmada kullanılabilir.

Ayırma fonksiyonlarının önemini değerlendirilmesinde kanonik korelasyon, Wilk's Lambda istatistiklerinden ve fonksiyonun karakteristik kökü olan özdeğerlerden yararlanır (Çokluk vd., 2016). Fonksiyonun özdeğeri ne kadar yüksek ise bağımlı değişkendeki varyansın oldukça büyük bir bölümü o fonksiyon tarafından açıklanır, ayrıca net bir sınır olmamakla birlikte 0.40'tan yüksek özdeğerler iyi olarak kabul edilmektedir (Kalaycı, 2014). Ayrıca diğerinden farklı olarak ayırma puanlarındaki toplam varyansın gruplar arasındaki farklarla açıklanamayan bölümünü gösteren Wilk's Lambda istatistiği, aynı zamanda her ayırma fonksiyonu için özdeğer istatistiğinin manidarlığını da test eder (Kalaycı, 2014). Ayırma fonksiyonunun kullanılabilirliğini belirten bir diğer yöntem ise kanonik korelasyon katsayısını incelemektir. Bu katsayı, gruplar ile ayırma fonksiyonu arasındaki ilişkin derecesini belirtir. Her zaman pozitifdir. Yüksek bir kanonik korelasyon katsayısı, gruplar ile ayırma fonksiyonu arasındaki ilişkinin güçlü olduğunu ifade eder (Klecka, 1980). Alpar'a (2013) göre ise kanonik korelasyon katsayısı, grup üyelikleri ile bağımsız değişkenler kümesi arasındaki ilişkinin derecesini ifade eder. Her ayırma fonksiyonu için bulunan kanonik korelasyon

değerinin karesi alındığında gruplar ve yordayıcılar arasında paylaşılan varyans oranını bulunur (Tabachnick & Fidell, 2013).

Yapı matrisi ise, bağımsız yordayıcılar ile standartlaştırılmış kanonik ayırma fonksiyonları arasındaki grup içi ortak korelasyonları olan yapı katsayılarını içeren (Alpar, 2013) ve değişkenlerin öneminin değerlendirilmesinde kullanılabilen bir matristir (Kalaycı, 2014). Bu katsayılar doğrultusunda bağımsız değişkenler ile ayırma fonksiyonları arasındaki ilişkilerin yönü ve derecesi hakkında yorum yapılabilmektedir.

Analizin ikinci aşaması olan sınıflama aşaması ise gözlemlerin hangi grup üyelerine daha çok benzediğine veya hangi gruba ait olduğuna göre gerçekleşir. İlk olarak Fisher, 1936'da sınıflamanın grup farklılıklarını maksimum yaparken grup içi varyansları minimum yapan ayırma değişkenlerinin lineer bir fonksiyonu ile yapılması gerektiğini belirtmiştir (Klecka, 1980). Bu düşünceden hareketle her grup için aşağıdaki gibi sınıflama fonksiyonu oluşturulmuştur:

$$C_j = c_{j0} + c_{j1}X_1 + c_{j2}X_2 + \dots + c_{jp}X_p \quad (1.6)$$

Burada X_i 'ler, durumların bağımsız değişkenlere ilişkin ham puanları; c_{jp} 'ler sınıflama fonksiyon katsayıları; c_{j0} sabit terim ve C_j 'ler Fisher ayırma fonksiyon puanlarıdır. Bu sınıflama fonksiyonları, gruplarının evren büyüklüklerinin eşit olması beklenildiğinde kullanılmaktadır. Aksi halde grupların evren büyüklükleri farklı ise sınıflama süreci önsel olasılığa göre değiştirilerek aşağıdaki ayırma fonksiyonu ile yapılmaktadır:

$$C_j = c_{j0} + \sum_{i=1}^p c_{ji}X_i + \ln(n_j / N) \quad (1.7)$$

Burada n_j , j . gruba ait gözlem sayısı ve N , toplam gözlem sayısıdır.

Kanonik ayırma fonksiyonlarının aksine burada her grup için sınıflama fonksiyonu üretilir. Dolayısıyla bir gözlem için grup bazında puanlar hesaplanır ve gözlem, puanının en yüksek olduğu gruba atanır. Bu yöntemden farklı olarak gözlemlerin her grup merkezine mesafesinin ölçüldüğü ve en yakın olduğu gruba atandığı Mahalanobis uzaklığı olarak da bilinen D^2 uzaklık ölçüsüne veya sonsal olasılığa göre sınıflandırma yöntemi gibi farklı yöntemler de vardır (Klecka, 1980). Ayrıca, iki grup olduğunda kanonik ayırma fonksiyon puanı da, gruplara sınıflama

yapmak için kullanılabilir. Herhangi bir gözleme ait ayırma fonksiyon puanı, hesaplanan kesme noktasının üstündeyse ilk gruba; altındaysa ikinci gruba atanır. Daha fazla grup olduğunda benzer şekilde sınıflama yapılabilir ancak sınıflama fonksiyon puanları ile sınıflama süreci daha kolaydır. (Tabachnick & Fidell, 2013).

Ayırma analizinin sonuçlarının geçerliğinin dolayısıyla başarısının belirlenmesi için farklı yaklaşımlar mevcuttur. Bu yaklaşımlardan en kolay olanı gözlemlerin bilinen grup üyelikleri ile analiz sonucunda elde edilen fonksiyonlar aracılığıyla tahmin edilen grup üyeliklerinin sınıflama tutarlığı olarak da bilinen çapraz tablo ile incelenmesidir (Alpar, 2013). Çapraz tablodan analizin geçerliği hakkında yorum yapabilmek için genellikle iki yöntemden yararlanır (Alpar, 2013): Bu yöntemlerin ilkinde çapraz tablonun köşegen elemanlarının toplamı genel toplama bölünerek analizin doğru sınıflama yüzdesi olarak bilinen hit oranı bulunur. Bu oran 1'e yaklaştıkça analizin geçerliği mükemmele yaklaşır. Diğer bir yöntem ise Q istatistiği aracılığıyla analizin ayırma gücünün hipotez testi ile test edilmesidir. Çok yaygın olmayan bir diğer yöntem ise tutarlık oranının evren oranı ile karşılaştırılmasına dayalı Evren Oranı Önemlilik Testi'dir (Alpar, 2013).

Analizin geçerliğinin belirlenmesi için bir başka yaklaşım ise çapraz geçerliğe dayalı yöntemlerdir. Örneklemden elde edilen sınıflama katsayılarının yeni durumlara ne derece genellenebileceğinin belirlenmesi yani katsayıların yeni bir örneklem için kullanılabilirliğinin değerlendirilme süreci çapraz geçerlik olarak adlandırılır (Tabachnick & Fidell, 2013). Yansız tahminlerin elde edildiği çapraz geçerlikte, her grup için orijinal örneklem rastgele iki alt örnekleme ayrılarak biri ayırma fonksiyonunu üretmek, diğeri çapraz geçerliği belirlemek için kullanılır (Afifi vd., 2012). Küçük örneklemelerde ise jackknife adı verilen alternatif süreç uygulanır (Afifi vd., 2012).

Analiz sonucunda doğru sınıflandırma yüzdesinin değerlendirilmesinde nispi şans kriteri ve maksimum şans kriterinin belirlenmesi gerekmektedir (Kalaycı, 2014). Doğru sınıflandırma yüzdesi, şans ile sınıflandırılma yüzdesinden yüksek olmalıdır. Grup büyüklükleri eşit olduğunda şans kriteri $1/(\text{grup sayısı})$ 'dir. Grup büyüklükleri eşit olmadığına ise grupların toplam içindeki yüzdelerinin karelerinin toplamı ile nispi şans kriteri hesaplanır. Ayrıca gözlem sayısı en yüksek olan grubun toplam içindeki yüzdesi olan maksimum şans kriteri de belirlenir. Doğru

sınıflandırma yüzdesi, maksimum şans kriteri ve nispi şans kriterinden yüksek ise analizin başarılı olduğu söylenebilir (Kalaycı, 2014).

İlgili Araştırmalar

Bu kısımda, ilgili alan yazında öncelikle PISA uygulamasına ilişkin lojistik regresyon analizi ve ayırma analizi ile ilgili, sonrasında yurt içinde ve yurt dışında bu yöntemler ve karşılaştırmalarıyla ilgili araştırmalara ve bu araştırmaların sonucunda elde edilen bulgulara yer verilmiştir. İncelenen araştırmalar ağırlıklı olarak eğitim alanındadır ancak farklı alanlardaki çalışmalardan da örnekler sunulmuştur.

PISA'ya İlişkin Lojistik Regresyon Analizi ve Ayırma Analizi ile İlgili Çalışmalar. Tatlı, Ergin ve Demir (2016) PISA 2012 Türkiye verileri ile öğrencilerin matematik kaygısına sahip olup olmama durumlarıyla ilgili değişkenleri belirleyip bu değişkenlerin öğrencileri kaygıları bakımından sınıflama doğruluğunu incelenmiştir. 1598 öğrenciden toplanan veriler ve 57 değişken ile ayırma analizi için sayıtlılar değerlendirilmiştir. Sayıtlıların sağlanmasına engel olan değişkenler analizden çıkarılmıştır. Ancak son durumda varyans-kovaryans matrislerinin homojenliği varsayımının sağlanmadığı görülmüş, buna sebep olarak gözlem sayısının büyük örneklem sayısı üzerinde olması belirtilmiştir. Bu nedenle karesel ayırma analizi ile aşamalı yöntem tercih edilmiştir. Matematik kaygı puanlarının ortalaması yarım standart sapma altı ve üstü kesme puanı olarak kabul edilmiş ve arada kalan grup analize dahil edilmemiştir. Toplamda 869 öğrenci ile gerçekleştirilen analiz sonucunda 8 değişkenden modele anlamlı katkı yapan 4 değişkenle kurulan model aracılığıyla öğrencilerin doğru sınıflandırma oranı %64 bulunmuştur. Bu değer nispi şans kriterinden %10'luk oranda daha yüksek olduğundan üretilen ayırma fonksiyonunun şansın ötesinde sınıflandırma yapabildiği ifade edilmiştir. Öğrencileri matematik kaygısı bakımından sınıflandırmada anlamlı bulunan değişkenler ise disiplin iklimi, öğretmen desteği, matematik öğretmenin desteği ve öğretmen davranışı olarak bulunmuştur.

Büyükatak (2016) PISA 2012'deki matematiğe yönelik duyuşsal özelliklerin bölge, okul türü ve cinsiyete göre sınıflama doğruluğunu ayırma analizi ile incelemiştir. 4848 öğrenciden öğrenci anketi ile toplanan veriler ile yapılan analiz öncesinde ayırma analizi için karşılanması gereken sayıtlılardan varyans-

kovaryans matrisinin homojenliđi sayıtlısı karřılanmadıđından karesel ayırma analizi yapılmıřtır. 7 deđiřken dođrultusuna yapılan analizlerden elde edilen sonular incelendiđinde blge deđiřkeni zerinde retilen modelin %8.6'lık toplam sınıflandırma oranı ile maksimum ve nispi řans kriterlerinin altında kaldıđından modelin sınıflandırmada kullanılamayacađı belirtilmiřtir. Okul tr deđiřkeni dzeyinde ise %40.4'lk ve cinsiyet dzeyinde %56.5'lik toplam dođru sınıflandırma oranı ile ok bařarılı bir sınıflama yapılmadıđı ancak bu deđerler mutlak ve nispi řans kriterinin zerinde olduđundan kurulan modellerin řansın tesinde sınıflama yaptıđı ve dolayısıyla bu sınıflama yapmak iin kullanılabileceđi belirtilmiřtir.

Ceylan ve Abacı (2013), PISA 2006 sonularına gre dřk bařarı gsteren Trkiye ile yksek bařarı gsteren Finlandiya'yı đrencilerin fen bilgisine bakıř aıları ve bilgi iletiřim teknolojilerine ařinalık durumları bakımından karřılařtırmıřlardır. Arařtırmanın rneklemini PISA 2006 uygulamasına katılan Trkiye'den 4623, Finlandiya'dan 4710 đrenci olmak zere toplamda 9333 đrenci oluřturmaktadır. PISA 2006 đrenci anketleri ile toplanan veriler aracılıđıyla, ilgili maddeleri belirlemek iin temel bileřenler analizi yapılmıřtır. Sonrasında ayırma analizi ile dřk bařarı gsteren Trkiye ile yksek bařarı gsteren Finlandiya arasındaki farklar belirlenmiřtir. 7 deđiřkene gre lkeler, manidar bir řekilde birbirinden ayrılmıřtır. Bu deđiřkenler sosyoekonomik durum, bilgi iletiřim teknoloji grevlerini yerine getirme, fen bilgisine ynelik z yeterlik, fen bilgisine verilen nem, bilgi iletiřim teknolojileri grevlerini yerine getirme sıklıđı, đrenci merkezli aktiviteler ve boř zamanlarda fen bilgisine ynelik yapılan aktivitelerdir. Bireylerin lkeler bazında dođru sınıflandırılma oranı ise %92.8 olarak bulunmuřtur.

zkan ve Dođan (2013) ilköđretim sekizinci sınıf đrencilerinin okuma becerilerindeki bařarıyı etkileyen faktrleri ve bu faktrlerin bireyler sınıflandırma derecelerini lojistik regresyon analizi ile incelemiřlerdir. Arařtırma iin PISA 2009 kapsamında uluslararası merkez tarafından sekisiz yntemle seilen 3004 đrenciden okuma becerileri okuryazarlıđını len bařarı testi ile đrenci anketleri aracılıđıyla veri toplanmıřtır. Bireyler, PISA 2009 Trkiye sonularına gre ortalama bařarı puanı olan 464 puan altındakiler bařarısız ve stndekiler bařarılı olmak zere iki gruba ayrılmıřtır. Okuma becerilerindeki bařarıyı etkileyeceđi

düşünülen 5 değişkenden 4'ünün bireyleri gruplara ayırmada etkili olduğu belirlenmiştir. Bu değişkenler cinsiyet, evdeki kitap sayısı, sınıfta okumaya ayrılan zaman ve okul dışı okumaya ayrılan zaman olarak bulunmuştur. Lojistik regresyon analizi sonucunda elde edilen modelin öğrencileri doğru sınıflandırma oranı %70.6 bulunmuştur.

Özkan (2016) PISA 2012'ye göre okulları başarılarına göre sınıflamada etkili olan değişkenleri belirleyip bu değişkenlerin okulları sınıflama doğruluğunu lojistik regresyon analizi ile incelemiştir. Araştırma için PISA 2012'ye katılan 149 okul öğrencilerinden başarı testi ve öğrenci anketi ile veri toplanmıştır. PISA 2012 Türkiye ortalama matematik başarı puanı ölçüt alınarak okul başarı puanına göre okullar başarılı ve başarısız olmak üzere iki gruba ayrılmıştır. Analize okul başarılarını etkileyeceği düşünülen 10 değişken dahil edilmiştir ancak bunlardan 6'sının öğrencileri ayırmada anlamlı etkisi olduğu görülmüştür. Bu değişkenler okulda öğrencilere sunulan ekstra etkinlikler, eğitimsel kaynakların kalitesi, öğretmen başına düşen öğrenci sayısı, öğretim faaliyetlerini aksatan öğrenci ile ilişkili değişkenler ve öğretmen katılımıdır. Analiz sonucunda modele dahil edilen değişkenlerin okulları başarı durumlarına göre doğru sınıflama oranı %83.2 bulunmuştur. Bu değer ile şansın ötesinde sınıflama yapıldığından modelin kullanışlı olduğu ifade edilmiştir.

Kalender (2015) PISA 2012 uygulamasına göre düşük sosyoekonomik düzeyde, yüksek ve düşük başarılı öğrenciler arasındaki okuma becerileri bakımından farklılıkları etkileyen değişkenleri ve bu değişkenlerin öğrencileri sınıflama düzeyini lojistik regresyon analizi ile incelemiştir. Çalışma, 1200 öğrenciden başarı testi ve öğrenci anketi ile toplanan veriler doğrultusunda yürütülmüştür. Analiz sonucunda öğrencilerin başarılarını etkileyebileceği düşünülen 28 değişkenden 8 tanesinin öğrencileri grupları ayırmada anlamlı katkısı olduğu belirlenmiştir. Lojistik regresyon analizi ile kurulan model ile bireylerin doğru sınıflama oranı ise %79.4 bulunmuştur. Ayrıca akademik anlamda üstün başarılı öğrencilerin düşük başarılı öğrencilere göre okul ve öğretmene karşı olumlu tutum sergiledikleri de belirtilmiştir.

Yurt İinde Lojistik Regresyon Analizi ve Ayırma Analizi ile İlgili alıřmalar. Ceylan ve Akerson (2014) TIMSS 2007 sonularına gre ABD'deki yksek ve dřk performans gsteren okullar arasındaki farkları belirlemek amacıyla ayırma analizinden yararlanmışır. Okullar başarı dzeylerine gre sıralanarak alt ve st %10'luk dilimdeki 48 okuldaki 1465 ğrenciden rneklem oluřturulmuřtur. ok deėiřkenli normallik varsayımı ihlal edilerek yapılan ileriye doėru adımsal ayırma analizi sonucunda 6 deėiřken ile okul performansı baėlamında yksek ve dřk performans gsteren okullara doėru bir řekilde sınıflandırılmış ğrenci oranı %80.7 bulunmuřtur.

Atar, Sayın ve Atar (2013) mzik eėitimi programına bařvuran adayların programa yerleřmelerinde kullanılan Yksekėretime Geiř Sınavı Puanı (YGSP), Aėırlıklı Ortaėretim Bařarı Puanı (AOBP) ve zel Yetenek Sınavı Puanı (YSP) alt puan trlerinin yerleřtirme puanını yordama derecelerini belirlemiř ve adayların programa yerleřme durumlarına gre sınıflama doėruluėunu ayırma analizi ile incelemiřlerdir. Arařtırmada Orta Anadolu'da bir niversitenin Mzik Eėitimi Ana Bilim Dalının 2010'da zel yetenek sınavına girmiř 100 ğrenciden veri toplanmıřtır. İki eřit grup olması ve u deėerlerin olmaması nedeniyle oklu normallik sayıtlısının ihlalinin, arařtırma iin bir tehdit oluřturmayacaėı dřncesinden hareketle bu sayıtlının saėlanıp saėlanmadıėı incelenmemiřtir. Ayırma analizinden elde edilen sonulara gre programa yerleřen ve yerleřemeyen adayların sınıflama doėruluėu %94 bulunmuřtur.

Doėan ve Kutlu (2011) yeni durum belirleme yntemlerini yksek ve dřk dzeyde tercih eden ėretmen adaylarını birbirinden ayıran ėrenmeye dair zellikleri arařtırmıřlardır. alıřma iin Ankara'da bir vakıf, drt devlet niversitesinden eřitli ėretmenlik programlarında ėrenimine devam eden 719 ėretmen adayından veri toplanmıřtır. Veri toplama ařamasında Durum Belirleme Tercihleri leėi, Gdlenme ve ėrenme Stratejileri leėi ve ėrenme Biemleri Envanteri'nden yararlanılmışır. ėretmen adayları yeni durum belirleme alt boyutundan aldıkları puanlara gre alt ve st %27'lik gruplar bazında yeni durum belirleme yntemlerini tercih edenler ve etmeyenler olmak zere iki gruba ayrılmıřlardır. Adımsal ayırma analizinden elde edilen bulgular incelendiėinde ayırıcı gce sahip 4 deėiřken ile ėretmen adaylarının doėru sınıflandırılma yzdesi %80.4 olarak bulunmuřtur. Bu deėerin, maksimum řans kriterinden

yüksek olması nedeniyle ayırma fonksiyonunun şansın ötesinde doğru sınıflandırma yaptığı belirtilmiştir.

Özkan ve Anıl (2014) mesleki gelişim ihtiyacı, mesleki gelişim etkinliklerine katılım ve bu etkinliklerin etki düzeyi, mesleki gelişime ayrılan zaman ve öğretmenlerin zorunlu olarak katıldığı mesleki gelişim gün sayısı değişkenlerinin PISA'da son zamanlarda üst sıralarda olan Kore ve orta sıralarda olan Danimarka ve Türkiye'yi doğru sınıflandırma derecelerini belirlemiştir. Çalışma kapsamında TALIS 2008 öğretmen anketi aracılığıyla toplamda 7916 öğretmenden veri toplanmıştır. Ayırma analizi sonucunda tüm değişkenlerin grupları ayırmada manidar olduğu görülmüştür ayrıca öğretmenlerin ülkelere göre doğru sınıflandırılma yüzdesi ise %67.8'dir. Bu değer şansla sınıflandırılma yüzdesinden yüksek olduğundan kurulan modelin şansın ötesinde doğru sınıflama yaptığı sonucuna ulaşılmıştır.

Güzeller ve Kelecioğlu (2006) öğrencilerin 2002 Ortaöğretim Kurumları Öğrenci Seçme Yerleştirme Sınavı (OKÖSYS) sonuçlarına göre Anadolu liseleri, resmi ve özel fen liselerine yapılan yerleştirmelerin geçerliğini ayırma analizi ile incelemiştir. Çalışma için Antalya, Isparta ve Burdur'da Anadolu liselerine, resmi ve özel fen liselerine yerleşmiş 967 kişiden veri toplanmıştır. Analiz sonucu elde edilen veriler incelendiğinde Türkçe, matematik, sosyal bilgiler, fen bilgisi alt testlerinin grupları ayırmada manidar olduğu görülmüş ve resmi fen liselerinin doğru sınıflama oranı %96, özel fen liselerinin doğru sınıflama oranı %36.7 ve Anadolu liselerinin doğru sınıflama oranı %57.2 bulunmuştur. Sonuçlar değerlendirildiğinde OKSYS'nin resmi fen liselerine öğrenci yerleştirmede geçerli iken Anadolu liselerine ve özel fen liselerine öğrenci yerleştirmede geçerli olmadığı sonucuna ulaşılmıştır. Kurulan modelin toplam doğru sınıflama yüzdesi ise %77.8 olarak bulunmuştur.

Doğan, Koyuncu, Gökdemir ve Kahveci (2016) öğrencilerin eğitim bilimleri enstitüsü lisansüstü programlarına kabul durumlarını ve etkileyen değişkenleri lojistik regresyon analizi ile incelemiştir. Çalışma kapsamında Hacettepe Üniversitesi Eğitim Bilimleri Enstitüsü lisansüstü programlara 2011 ve 2016 yılları arasında başvuru yapan 4990 adayın verilerinden yararlanılmıştır. Çalışmada lisansüstü programlara başvuran adayların başvurduğu anabilim dalı, program, yıl ve yarıyıl, cinsiyet, medeni durum, yabancı dil puanı, diploma notu, ALES puanı ve

alanı, mezun olduğu okul, yaşı ve kabul durumu ile ilgili hem yüksek lisans hem doktora için kurulan modeller karşılaştırılmalı değerlendirilmiştir. Model değerlendirilirken doğruluk, hata oranı, özgünlük ve hassaslık; model karşılaştırılırken iki oran için z testi kullanılmıştır. Araştırma sonuçları incelendiğinde yüksek lisansa kabul durumunu etkileyen değişkenlerin önem sırası öğretim programı, anabilim dalı, mezun olduğu okul, cinsiyet, dil puanı, ALES puanı, diploma notu, medeni durum, yarıyıl, yıl ve ALES alanı şeklindedir. Doktoraya kabul durumunu etkileyen değişkenler ise sırasıyla mezun olduğu okul, diploma notu, başvurduğu yıl, öğretim programı, anabilim dalı, ALES puanı, cinsiyet, ALES alanı, medeni durum, dil puanı, yaşı ve başvurduğu yıl şeklindedir. Öğrencilerin kabul durumuna göre sınıflama oranları incelendiğinde yüksek lisans için doğru sınıflama oranı %78 iken doktora için %73 bulunmuştur. Bu sonuç yapılan sınıflamanın gerçek sınıflama ile orta düzeyde uyum gösterdiğini ifade etmektedir.

Kutlu, Yıldırım, Bilican, Kumandaş (2011) ilköğretim 5. sınıf öğrencilerinin okuduğunu anlamada başarılı olup olmama durumlarını ve etkileyen değişkenleri lojistik regresyon analizi ile incelemişlerdir. Araştırma için 10 ilköğretim okulunun 5. sınıfında okuyan 279 öğrenciden okuduğunu anlama testi ve öğrenci bilgi anketi ile veri toplanmıştır. Öğrencilerin okuduklarını anlama testinden aldıkları puanların ortalaması kesme puanı olarak kabul edilerek öğrencilerin başarı durumlarına göre başarılı ve başarısız olmak üzere iki gruba ayrılması için kullanılmıştır. Yapılan analiz sonucunda etkisi incelenen 7 değişkenden 5'inin öğrencileri başarılarına göre gruplara ayırmada katkısı olduğu belirlenmiştir. Buna ek olarak öğrencilerin başarı durumlarına göre sınıflandırılma doğruluğunun ise %69.9 olduğu görülmüştür.

Çırak ve Çokluk (2013) yükseköğretimde öğrenci başarılarının sınıflandırılmasında yapay sinir ağları ve lojistik regresyon yöntemlerinin performanslarını karşılaştırmışlardır. Araştırma için 2011-2012 Eğitim Öğretim Yılı bahar döneminde Ankara Üniversitesi Eğitim Bilimleri Fakültesi ile Dil, Tarih-Coğrafya Fakültesi'nin bazı programlarında öğrenimine devam eden 419 öğrenciden Üniversite Öğrencilerinin Akademik Başarılarını Etkileyen Değişkenler Anketi ile veri toplanıp öğrencilerin genel akademik başarı ortalaması ile değerlendirilmiştir. Not ortalaması 1-2.72 arasında olanlar başarısız; 2.73-4.00

arasında olanlar ise başarılı olmak üzere öğrenciler iki gruba ayrılmıştır. Öğrenciler ve aileleri ile ilgili 15 değişken lojistik regresyon analizi için bağımsız değişken, yapay sinir ağları analizi için girdi değişkeni olarak analize alınmıştır. Analiz için lojistik regresyonda ileriye doğru adimsal yöntem, yapay sinir ağlarında ileri beslemeli yapay sinir ağlarından çok katmanlı algılayıcı kullanılmıştır. Yapılan analizler sonucunda lojistik regresyon analizi ile doğru sınıflama yüzdesi %66.10; yapay sinir ağları ile doğru sınıflama yüzdesi %70.16 bulunmuştur. Sonuçlar değerlendirildiğinde yapay sinir ağları yönteminin lojistik regresyon analizine alternatif bir yöntem olarak kullanılabilmesi belirtilmiştir.

Vuran (2009) araştırmasında finansal başarısızlığın tahminini lojistik regresyon ve ayırma analizi ile incelemiştir. 1997-2007 döneminde halka açık ve kapalı 122 işletmeden toplanan veriler analiz edilerek işletmelerin finansal başarısızlığı bir ve iki yıl öncesinden yordamaya ve başarısızlığın tahmininde etkili olan finansal oranlar belirlenmeye çalışılmıştır. Yapılan adimsal ayırma analizi sonucu elde edilen sınıflama doğrulukları incelendiğinde başarısızlıktan önceki ilk yılda firmalar ayırma analizi ve lojistik regresyon analizi ile %84.4; ikinci yılda ayırma analizi ile %80.1; lojistik regresyon analizi ile %82 doğru sınıflandırılmıştır. Finansal başarısızlıktan önceki her iki yıla ait sonuçlar incelendiğinde iki yöntemden elde edilen sonuçlar arasında istatistiksel anlamda manidar fark olmadığı belirtilmiştir.

Taşdemir ve Şahin (2016) üniversite öğrencilerinin ölçme ve değerlendirme ders başarı durumlarını lojistik regresyon ve ayırma analizi ile incelemiştir. Araştırma için uygun örnekleme yöntemi ile 2013-2014 Eğitim Öğretim Yılı'nda Recep Tayyip Erdoğan Üniversitesi Eğitim Fakültesi'nde üçüncü sınıfta öğrenim gören 410 öğrenciden başarı testi ve bilgi formları aracılığıyla veri toplanmıştır. Öğrenciler dersten geçme kalma durumlarına göre iki gruba ayrılmışlardır. Öğrencilerin geçme kalma durumlarını etkileyen 3 değişken ile yapılan ayırma analizi sonucunda elde edilen toplam doğru sınıflama yüzdesi lojistik regresyon analizi ile elde edilen toplam doğru sınıflama yüzdesinden yüksek bulunmuştur.

Atar (2012) çalışmasında özel yetenek sınavı, YGS ve ağırlıklı ortaöğretim başarı puanlarının öğrencilerin resim iş öğretmenliği programına yerleşme durumlarına etkisini ayırma analizi ile; alt puanların bireyleri ne derecede ayırt edebildiği yani sınıflama doğruluğunu ise lojistik regresyon analizi ile incelemiştir.

Çalışma için resim iş öğretmenliği özel yetenek sınavlarına katılmış 305 adaya ait verilerden yararlanılmıştır. Çalışmada ayrıca ÖSYM'nin kullandığı puan türü ağırlıkları için alternatif bir hesaplama önerilmiştir. Adayların ÖSYM'ye göre yerleştirme puanı hesaplanmış ve puana göre sıralanan adaylardan ilk 140'ı başarılı kabul edilmiştir. Daha sonra adayların puanları önerilen hesaplama yönteme göre t puanına dönüştürülüp yine ÖSYM'ye göre yerleştirme puanı bakımından ilk 140 aday başarılı kabul edilmiştir. Ayırma analizi ile alt puanların yerleştirme puanlarını etkileme derecesi belirlenmiştir. Lojistik regresyon analizli ile yapılan analizler sonucunda ise ÖSYM'nin kullandığı yöntem ile öğrenciler %89.5 doğru sınıflandırılırken önerilen yöntem ile %99.7 doğru sınıflandırılmıştır. Ayrıca varyans-kovaryans matrislerinin homojenliği varsayımı ihlal edilerek uygulanan ayırma analizinden elde edilen bulguların lojistik regresyon analizinden elde edilen bulguları desteklediği görülmüştür.

Keçeoğlu (2012) kesme puanının belirlenmesinde lojistik regresyon analizi, ayırma analizi ve ROC eğrisi yöntemlerini karşılaştırdığı çalışmasında Türkiye'de bulunan bir yüksek öğretim kurumundaki yabancı diller yüksek okulu bünyesinde 2011-2012 Eğitim Öğretim Yılı'nda İngilizce hazırlık sınıfı muafiyet sınavına giren 1708 öğrencinin sınav sonuçlarından yararlanmıştır. Bu çalışmada öğrencileri başarı durumlarına göre sınıflandırmak için kurum sınavından alınan 65 puan iç ölçüt, ulusal sınavlardan alınan 75 puan dış ölçüt olarak belirlenmiştir. Elde edilen sonuçlar incelendiğinde iç ölçüte göre elde edilen kesme puanına göre doğru sınıflama yüzdeleri incelendiğinde ayırma analizi ile %94.2; lojistik regresyon analizi ile %95.8; ROC eğrisi ile %88,6 olduğu görülmüştür. Dış ölçüte göre elde edilen kesme puanına göre doğru sınıflama yüzdeleri incelendiğinde ise ayırma analizi ile %94.1; lojistik regresyon analizi ile %89; ROC eğrisi ile %89.5 olduğu görülmüştür.

Tektaş (2014) ayırma analizi ile lojistik regresyon analizini karşılaştırdığı çalışmasında Marmara Üniversitesi Teknik Bilimler Meslek Yüksekokulu Elektronik ve Otomasyon Bölümünde öğrencilerin bölümlerinden memnun olup olmama durumlarını incelemiştir. Bunun için basit tesadüfi örnekleme yoluyla 163 öğrenciden anket ile veri toplanmıştır. Öğrencilerin memnuniyetine etki eden faktörlerin belirlenmesi için faktör analizi yapılmıştır. Analiz sonucunda 4 alt faktör elde edilip bu faktörler lojistik regresyon analizi ve ayırma analizi için bağımsız

değişkenler olarak belirlenmiştir. Yapılan analizler sonucunda elde edilen veriler karşılaştırıldığında ayırma analizi ile kurulan modelin memnuniyet oranını belirlemede daha iyi sonuçlar verdiği görülmektedir.

Ertürk (2016) araştırmasında, üniversite öğrencilerinin akademik güdülenme durumlarına etki eden faktörleri belirleyip öğrencileri güdülenme durumlarına göre sınıflandırılmasını faktör analizi, kümeleme analizi, lojistik regresyon analizi ve ayırma analizi ile karşılaştırmalı olarak incelemiştir. Çalışmanın örneklemini 2014-2015 Eğitim Öğretim Yılı'nda Gazi Üniversitesi Eğitim Fakültesi öğrencilerinden uygun örnekleme yöntemi ile seçilen 671 öğrenci oluşturmaktadır. Öğrencilerin akademik güdülenme durumları, Güdülenme ve Öğrenme Stratejileri Ölçeği'nin güdülenme alt ölçeği ile belirlenip faktör analizi ve kümeleme analizi ile öğrenciler üç gruba ayrılmıştır. Sonrasında ayırma analizi ve lojistik regresyon analizi ile sınıflama doğruluğu incelenmiştir. Ayırma analizi için varsayımlar incelenmiş olup varsayımlardan sadece varyan-kovaryans matrislerinin homojenliği sağlanmamıştır. Bu nedenle analize karesel ayırma analizi ile devam edilmiştir. Lojistik regresyon analizi için sayıtlıların karşılanmasına gerek duyulmamıştır. Elde edilen sonuçlar incelendiğinde öğrencilerin güdülenme durumlarını etkilediği düşünülen 6 değişken her iki yöntemle kurulan model için anlamlı olup yöntemlerden elde edilen sınıflama doğrulukları incelendiğinde ise ayırma analizi %93.9'luk doğru sınıflandırma performansı gösterirken lojistik regresyon analizi %91.2'lik bir doğru sınıflandırma performansı göstermiştir.

Yurt Dışında Lojistik Regresyon Analizi ve Ayırma Analizi ile İlgili Çalışmalar. Divjak ve Oreški (2009) Organizasyon ve Bilişim Fakültesi öğrencilerin akademik performanslarını etkileyen faktörleri ve bu faktörlerin öğrencileri başarı durumlarına göre ne derecede doğru sınıflandırdığını ayırma analizi ile incelemiştir. Araştırma için Zagreb Üniversitesi Organizasyon ve Bilişim Fakültesinden 2006-2007 Eğitim Öğretim Yılı Bilgi ve İş Sistemleri Bölümü ikinci sınıf öğrencilerinden 110 kişi ve 2008-2009 Eğitim Öğretim Yılı Bilgi Sistemleri Bölümü üçüncü ve dördüncü sınıf öğrencilerinden 113 kişiden anketler ile veri toplanmıştır. Araştırma iki aşamada yürütülmüştür. İlk aşamada öğrencilerin matematik başarısını etkileyen faktörler belirlenmiştir. 132 öğrencinin verileri üzerinde analizler yapılmıştır. Ön hazırlık niteliğinde olan ayırma analizi ile öğrenciler dönem ortası matematik testinden geçme durumlarına göre iki gruba

ayrılmışlardır. Grupların ayrılmasında etkili olan 7 değişken belirlenmiştir. Analizin ikinci aşamasında ise öğrenciler, belirlenen formüle göre başarı indeksleri bakımından daha başarılı ve daha az başarılı olmak üzere iki gruba ayrılmışlardır. İleriye doğru ayırma analizi ile 30 değişkenin etkisinin incelendiği araştırmada 8 değişken manidar bulunup sınıflama doğruluğunun %75.22 olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Onu ve John (2016) ayırma analizinin bir uygulamasını Abia Eyaleti teknik okulunda öğrencileri, ilk yıllarındaki akademik performansları bakımından istatistik ile bilgisayar bilimleri gruplarına ayırarak yapmışlardır. 120 öğrenci 2014-2015 Eğitim Öğretim Yılı'ndaki aldıkları dört derse göre gruplara ayrılmışlardır. Ayırma analizi sonucunda elde edilen sınıflama doğruluğu ise %92.5 bulunmuştur

McCoach ve Siegle (2003) üstün yetenekli düşük başarılı ve üstün yetenekli yüksek başarılı öğrencileri ayıran faktörleri belirlemek ve bu faktörlerin öğrencileri ne derecede doğru sınıflandırdığını belirlemek için lojistik regresyon analizinden yararlanmışlardır. Araştırmanın örneklemi, üstün yetenekli olduğu belirlenmiş 178 lise öğrencisinden oluşmaktadır. Veriler öğrencilerden Okul Tutum Değerlendirme Araştırması ve başarı testi ile toplanmıştır. Öğrencileri gruplara ayırmak için 5 değişkenin en uygun kombinasyonunu belirlemek amacıyla yapılan lojistik regresyon analizi sonucunda değişkenler arasında çoklu bağlantı olması nedeniyle sadece 2 değişken grup üyeliğini yordamada istatistiksel anlamda manidar bulunmuştur. Elde edilen modelin öğrencileri doğru sınıflama oranı ise %81.8 bulunmuştur.

Artino ve Stephens (2009) çevrimiçi öğrenme sırasında akademik motivasyon ve öz düzenleme bakımından lisans öğrencileri ve lisansüstü öğrencileri arasındaki potansiyel farklılıkları lojistik regresyon analizi ile araştırmışlardır. Kuzeydoğu Amerika Birleşik Devletleri'nde büyük bir devlet üniversitesindeki WebCT aracılığıyla çevrimiçi tüm dersleri tamamlayan toplamda 194 lisans ve lisansüstü öğrenciden çevrimiçi araştırmayla veri toplanmıştır. Elde edilen veriler ile açımlayıcı faktör analizi, doğrulayıcı faktör analizi ve güvenilirlik analizleri yapılmıştır. Sonrasında belirlenen 8 değişken bakımından grupları karşılaştırmak için bağımsız gruplar t testi yapılmış olup 4 değişken bakımından gruplar arasında anlamlı farklılık olduğu belirlenmiştir. Lojistik regresyon analizi sonucunda sınıflandırmaya ilişkin bulgular incelendiğinde 6 değişkenin öğrencileri

sınıflamada etkili olduđu belirlenmiř olup kurulan modelin sınıflama dođruluđu %79.9 bulunmuřtur.

Haq, Dar ve Qura-tul-ain (2015) özel akademileri destekleyen ve desteklemeyen bireyleri ayırmak amacıyla ayırma analizi, lojistik regresyon analizi ve yapay sinir ađları yöntemlerini karşılařtırmıřtır. Arařtırma için 256 kiřiden veri toplanmıř ve bu veriler üzerinde yapılan faktör analizi ile 6 faktör belirlenmiřtir. Bireylerin özel akademileri destekleme durumlarını etkileyebileceđi düşünölen bu deđiřkenlerden lojistik regresyon analizinde sadece biri manidar bulunurken ayırma analizi sonucunda tüm deđiřkenler manidar bulunmuřtur. Yöntemlerin dođru sınıflama yüzdeleri incelendiđinde yapay sinir ađları ile %96.6; ayırma analizi ile %96.5; lojistik regresyon analizi ile %96.1 bulunmuřtur.

İlgili Arařtırmaların Özeti. PISA'ya iliřkin lojistik regresyon analizi ve ayırma analizi ile yapılan sınıflama çalıřmaları incelendiđinde bu çalıřmaların çođunlukla bireyleri başarı bakımından sınıflamaya yönelik olduđu görölmektedir. Bu çalıřmalarda bireyleri dođru sınıflama oranının yanı sıra bireyleri gruplara ayırmada etkili olan deđiřkenler de deđerlendirilmektedir. Dođru sınıflama oranları incelendiđinde bu oranların řans kriterlerinden yüksek olduđu ve dolayısıyla yöntemlerin řansın ötesinde, başarılı sınıflama yaptıđı söylenebilir. Bireylerin başarılarına göre sınıflandırıldıđı çalıřmalar incelendiđinde, sınıflamada etkili olan deđiřkenler arasında öz yeterlik gibi duyuřsal özelliklerin de olduđu çalıřmalara rastlanmıřtır.

Yurt içinde ve yurt dıřında ayırma analizi ve lojistik regresyon analizi ile ilgili çalıřmalar incelendiđinde genellikle yöntemlerin orta ve yüksek düzeyde dođru sınıflama yapabildiđi görölmektedir. Yöntemler uygulanmadan önce çođunlukla varsayımların sađlanmasına dikkat edilmiřtir. Ancak ayırma analizi varsayımlarından varyans-kovaryans matrislerinin homojenliđi ve çoklu normallik varsayımlarının ihlal edildiđi veya incelenmediđi çalıřmalara da rastlanmıřtır. Bu çalıřmalardan elde edilen dođru sınıflama oranlarının yüksekliđi ise dikkat çekmiřtir.

Lojistik regresyon analizi ile ayırma analizinin karşılařtırıldıđı çalıřmalar incelendiđinde ise gerekli sayıtlılar sađlandığında genel olarak ayırma analizinin, lojistik regresyona göre daha dođru sınıflama yaptıđı sonucuna ulařılmıřtır. Ancak

alıřmalarda lojistik regresyon analizi ile ayırma analizinden elde edilen doęru sınıflama oranları birbirlerine oldukça yakındır. Dolayısıyla her iki yöntemden elde edilen sonuçlar genellikle birbirlerini destekler niteliktedir.

Bölüm 3

Yöntem

Bu bölümde araştırmanın yöntemi, evreni ve örnekleme, verilerin elde edilme süreci ve analizi ile ilgili ayrıntılı bilgi verilmiştir.

Araştırmanın Yöntemi

Bu araştırmada PISA 2012'ye göre farklı başarı düzeyindeki ülkelerde bireylerin matematiğe yönelik duyuşsal özelliklerinin akademik sınıflama doğrulukları lojistik regresyon analizi ve ayırma analizi ile belirlenip elde edilen sonuçlar karşılaştırılmaktadır. Dolayısıyla bu araştırma, yöntemler arasındaki ilişkiler ve bağlantılar ile değişkenler arasında ilişkileri inceleyen bir çalışma olduğundan ilişkiyel bir araştırmadır. Ayrıca verilen bir durumu belirlemeye yönelik incelemeler yapıldığından betimsel bir araştırma özelliğı taşımaktadır.

Araştırmanın Evreni ve Örnekleme

PISA 2012 araştırmasına OECD'ye üye 34 ve üye olmayan 31 ülke olmak üzere toplamda 65 ülkeden yaklaşık 28 milyon öğrenciyi temsil edecek şekilde 510 000'e yakın öğrenci katılmıştır. Bu araştırma için Çin-Şangay, İspanya ve Peru örneklemleri tercih edilmiştir. Bu ülkelerin tercih edilme sebebi ise matematik okuryazarlığı ortalama performans puanı bakımından 613 puanla ilk sırada Çin-Şangay, 484 puanla ortada yer alan İspanya ve 368 puanla son sırada Peru'nun olmasıdır. Ülkelerin 15 yaş grubu öğrenci evrenleri, ulaşılabilir evrenleri ve araştırmaya katılan öğrenci sayıları Tablo 2'de verilmiştir.

Tablo 2

Ülkelere Göre 15 Yaş Grubu Öğrenci Evreni, Ulaşılabilir Evren ve Araştırmaya Katılan Öğrenci Sayıları

Ülke	15 Yaş Grubu Öğrenci Evreni	Ulaşılabilir Evren	Çalışmaya Katılan Öğrenci Sayısı
Çin-Şangay	108056	89544	6374
İspanya	423444	402343	25335
Peru	584294	508706	6035

PISA projesi yönetim ekibi tarafından yapılan örneklem alma süreci şu şekilde yapılmıştır: Tabakalı örnekleme yöntemiyle seçkisiz olarak Çin-Şangay'da 155 okuldaki 5177 öğrenciden; İspanya'da 902 okuldaki 25313 öğrenciden ve

Peru’da 240 okuldaki 6035 öğrenciden geçerli veri elde edilmiştir. Ülkeler ve yeterlik düzeyleri bazında örneklem frekansları ve yüzdeleri Tablo 3’te verilmiştir.

Tablo 3

Ülkeler ve Yeterlik Düzeyleri Bazında Örneklem Frekansları

Ülke	Üst Yeterlik Düzeyi	Alt Yeterlik Düzeyi	Toplam
Çin-Şangay	3880 (%74.9)	1297 (%25.1)	5177 (%100)
İspanya	7650 (%30.2)	17663 (%69.8)	25313 (%100)
Peru	159 (%2.6)	5876 (%97.4)	6035 (%100)

Tablo 3 incelendiğinde ortalama matematik performans puanı bakımından ilk sırada olan Çin-Şangay’da araştırmaya katılan öğrencilerin %74.9’u üst yeterlik düzeyinde yer alırken %25.1’i alt yeterlik düzeyinde yer almıştır. Ortada yer alan İspanya’da araştırmaya katılan öğrencilerin %30.2’si üst yeterlik düzeyinde yer alırken %69.8’i alt yeterlik düzeyinde yer almıştır. Son sırada olan Peru’da ise araştırmaya katılan öğrencilerin sadece %2.6’sı üst yeterlik düzeyinde yer alırken %97.4’ü alt yeterlik düzeyinde yer almıştır.

Bu çalışmada yürütülen analizler için ilgili ülkelerde hedef kitleyi en iyi şekilde temsil edeceği düşünülen ve örneklemin büyük bir çoğunluğunu oluşturan 9. ve 10. sınıfta öğrenim gören öğrencilerden elde edilen verilerden yararlanılmıştır. Ülkelere göre öğrencilerin okudukları sınıf dereceleri bazında örneklem frekansları ise Tablo 4’te verilmiştir.

Tablo 4

Ülkelere Göre Öğrencilerin Okudukları Sınıf Dereceleri Bazında Örneklem Frekansları

Ülke	7. Sınıf	8. Sınıf	9. Sınıf	10. Sınıf	11. Sınıf	12. Sınıf	Toplam
Çin-Şangay	54 (%1.0)	251 (%4.8)	2061 (%39.8)	2778 (%53.7)	29 (%0.6)	4 (%0.1)	5177
İspanya	16 (%0.1)	2090 (%8.3)	5451 (%21.5)	17744 (%70.1)	12 (%0.0)	0 (%0)	25313
Peru	150 (%2.5)	466 (%7.7)	1056 (%17.5)	2907 (%48.2)	1456 (%24.1)	0 (%0)	6035

Tablo 4’e göre 9. ve 10. sınıf öğrencilerinin ilgili ülkelerde toplam örneklem içerisindeki oranları incelendiğinde bu oranların Çin-Şangay’da %93.5, İspanya’da %91.6, Peru’da ise %65.7 olduğu görülmüştür. Ayrıca analizler için ilgili ülkelerde PISA 2012 öğrenci anketinin B formundan elde edilen veriler kullanılmıştır. Bu

veriler Çin-Şangay'da 1615, İspanya'da 7762, Peru'da ise 1349 öğrenciden elde edilmiştir.

Veri Toplama Süreci ve Veri Toplama Araçları

Bu araştırma için veriler, OECD Proje Yönetim Merkezi tarafından matematik okuryazarlık testini de kapsayan bilişsel test ve öğrenci anketi olmak üzere iki farklı veri toplama aracından elde edilmiştir.

PISA uygulamalarında bilişsel testler matematik okuryazarlığı, fen okuryazarlığı ve okuma becerileri alt testlerinden oluşmaktadır. Bu temel alanlara ek olarak PISA 2012'de problem çözme becerileri ve finans okuryazarlığı da değerlendirilmektedir. Bu uygulamada ülkeler tercihlerine göre matematik okuryazarlığı, okuma becerileri, fen okuryazarlığı ve finans okuryazarlığı testini kağıt kalem formatında; problem çözme becerileri, matematik okuryazarlığı ve okuma becerileri testlerini bilgisayar tabanlı olarak uygulayabilmiştir. PISA 2012 uygulamasında öğrenciler, farklı test maddelerinin farklı kombinasyonlarından oluşan 13 farklı kitapçık ile değerlendirilmiştir.

PISA 2012'de matematik okuryazarlığı içerik olarak dört temel alanda değerlendirilmektedir. Bunlar: nicelik, uzay ve şekil, değişim ve ilişkiler, belirsizlik ve veridir. Öğrenciler, tüm soruları yanıtlamadığından MTK ile öğrencilerin yetenek düzeylerinden hareketle matematik okuryazarlık performansını temsil eden makul değer olarak ifade edilen beş adet olası değer kestirimi yapılmaktadır. Bu çalışmada analizler makul değer olarak PVMAT1'e göre gerçekleştirilmiştir. Altı yeterli düzeyi, 544.68 puan kesme puanı olmak üzere alt yeterli düzeyi ve üst yeterli düzeyi olacak şekilde 2 yeterli düzeyine ayrılmıştır. Bunun nedeni 3. yeterli düzeyindeki yeterlikler basit ve açık durumlar için geçerli iken 4. yeterli düzeyinde yeterliklerin somut da olsa karmaşık durumları içermesine bağlanmıştır.

PISA 2012 uygulamasında öğrenci anketi A, B, C olmak üzere üç farklı formda oluşturulmuştur. Bu formlar, ülkeler bazında yaklaşık olarak eşit sayıda öğrenci tarafından rastgele yanıtlanmaktadır. Tüm öğrenciler tarafından yanıtlanan ortak maddelerin aksine sadece iki formda yer alan maddeler de bulunmaktadır. Ortak maddeler ile öğrencilerin kişisel bilgileri elde edilirken diğer maddeler ile öğrencilerin matematiğe yönelik duyuşsal özellikleri, öğrenme stratejileri, öğretmen davranışları, sınıf iklimi gibi konular hakkında bilgi edinilir. Maddeler çoktan

seçmeli, açık uçlu ve likert tipindedir. Bilişsel testte olduğu gibi tüm maddeler tüm öğrenciler tarafından yanıtlanmamaktadır. Duyuşsal özelliklere yönelik maddelerin bir kısmı üç formun ikisinde bulunmaktadır. Her duyuşsal özellik hakkında en az dört madde ile veri toplanır. Maddeler düzeyinde toplam puana göre ortalama ve standart sapmaya göre (-5, +5) aralığında standartlaştırılmış puanlar yani indeksler belirlenir. Bu indeks puanlar ise öğrencilerin yaklaşık olarak %66'sı için hesaplanmaktadır. Dolayısıyla kalan kısım kayıp veri sorununa yol açmaktadır. Bu kadar yüksek kayıp veri miktarları, her ne kadar rastgele oluşmuş olma olasılığı yüksek olsa da kestirimlerde yanlılığa yol açma riski taşımaktadır (Allison, 2002; Enders, 2010; Little ve Rubin, 1987, akt. Tatlı vd., 2016). Bu nedenle bu çalışmada, matematiğe yönelik duyuşsal özelliklerin tümü için indekslerin hesaplanabildiği B formundan yararlanılmıştır. Veri toplama araçları ile oluşturulan veri dosyası ise PISA web sayfasından (<http://www.oecd.org/pisa/>) elde edilmiştir. Ülkelere göre duyuşsal özelliklere ait indekslerin ölçek güvenilirlikleri incelendiğinde bu katsayıların Çin-Şangay'da 0.71 - 0.91; İspanya'da 0.58 - 0.90; Peru'da ise 0.65 – 0.90 aralığında değiştiği görülmektedir (OECD, 2014b). Madde sayılarının azlığı nedeniyle katsayılar çok yüksek olmasa da öğrencilerin yanıtlarını kendileriyle ilgili gerçek durumlarını yansıtacak şekilde verdikleri söylenebilir. Ayrıca anketler için ülkeler bazında temel bileşenler analizi sonuçları incelendiğinde ülkelerin neredeyse tümünde benzer desene sahip olduğu görülmüştür (OECD, 2014b).

Verilerin Analizi

Verilerin analiz süreci iki aşamadan oluşmaktadır. İlk aşamada ayırma analizi için gerekli sayıtlılar ülkeler bazında bağımsız olarak incelenmiştir. Bunun sebebi ayırma analizi için gerekli olan sayıtlıların lojistik regresyon analizi için gerekli olan sayıtlıları içermesidir. İkinci aşamada ise her bir ülke için lojistik regresyon analizi ve ayırma analizi yapıp kurulan modellerin doğru sınıflama yüzdeleri değerlendirilip karşılaştırılmıştır. Analizler IBM SPSS Statistics 23 ve Stata ile yapılmıştır. Araştırmanın bağımsız değişkenleri matematiğe yönelik duyuşsal özellikler iken bağımlı değişkeni ise alt veya üst yeterlik düzeyinde olma durumudur. Ayırma analizi ve lojistik regresyon analizinde standart (enter) metod tercih edilmiştir.

Ayrırma Analizi İçin Sayıtlıların İncelenmesi. Bu araştırmada yöntemlerin performansları karşılaştırıldığından herhangi bir yöntem açısından yanlılık oluşturmaması açısından aynı veri setini kullanmak amacıyla ve lojistik regresyon analizinin varsayımlarını kapsaması nedeniyle yalnızca ayırma analizinin sayıtlıları incelenmiştir. Bu sayıtlılar örneklem büyüklüğü, uç değerler, normal dağılım, varyans-kovaryans matrislerinin homojenliği ve çoklu doğrusal bağlantıdır. Ayrıca kayıp veriler analize dahil edilmemiştir.

Örneklem Büyüklüğü. Araştırmaya konu olan üç ülke için de grup büyüklükleri eşit değildir. Her bir ülke için küçük gruptaki örneklem sayısı bağımsız değişken sayısından oldukça yüksektir ve gruptaki veri sayısı 20'den yüksektir. Dolayısıyla araştırma için örneklem büyüklüklerinin yeterli olduğu açıkça görülmektedir.

Uç Değerler. Ayırma analizi uç değerlere duyarlı olduğundan ülkeler bazında tek yönlü ve çok yönlü uç değer araştırmaları yapılmıştır. Uç değer araştırmaları, bağımsız değişkenlerin veri setinde hazır bulunan z puanları üzerinden yürütülmüştür. Geniş örneklerde ($n > 100$) z puan aralığı ± 4 dışındaki denekler, tek yönlü uç değer olarak nitelendirilebilir (Çokluk vd., 2016). Tek yönlü uç değerleri belirlemek için araştırmanın örneklemini oldukça büyük olduğundan bağımsız değişkenlere ait indekslerin yani z puanlarının $(-4, +4)$ aralığında olup olmadığı incelenmiştir.

Çok yönlü uç değer araştırması için ise Mahalanobis uzaklıklarından yararlanılmıştır. Çok yönlü uç değer için kriter, her bir değer için hesaplanan ve serbestlik derecesi değişken sayısı şeklinde χ^2 olarak dağılan ve $p < 0.001$ düzeyinde manidar olan Mahalanobis uzaklık değerleridir (Tabachnick & Fidell, 2013). Araştırmaya konu olan her bir ülkenin veri seti içerisinde her gözlem için değişkenlerin puan kombinasyonlarına ait Mahalanobis uzaklık değeri hesaplanmış ve $p < 0.001$ düzeyinde manidar olan değerlere sahip gözlemler çok yönlü uç değer olarak nitelendirilmiştir.

Yapılan uç değer araştırmaları sonucunda tek veya çok yönlü uç değer olmak üzere toplamda Çin-Şangay'da 51, İspanya'da 230 ve Peru'da 35 adet gözlemin uç değer olduğu görülmüştür. Alpar'a (2013) göre uç değer olarak nitelendirilen gözlemler için geçerli bir neden yoksa bu gözlemler veri setinden

çıkarılmamalıdır. Dolayısıyla her bir ülkede belirlenen uç değerlerin veri setinden çıkarılması için geçerli bir neden olmadığından bu gözlemler de analize dahil edilmiştir.

Normal Dağılım. Bağımsız değişkenlerin çok değişkenli normal dağılım gösterip göstermediği hakkında yorum yapabilmek amacıyla öncelikle her bir ülkede değişkenlerin tek değişkenli normal dağılım gösterip göstermediği incelenmiştir. Değişkenlerin tek değişkenli normal dağılıp dağılmadığı hem test hem de grafik yöntemleri ile değerlendirilmiştir. Grafik yöntemlerinden normal eğri ile histogram, Q-Q; test yöntemlerinden ise Kolmogorov-Smirnov (K-S) testi ve ayrıca betimsel istatistiklerden basıklık-çarpıklık katsayıları incelenmiştir. Ancak Q-Q grafiklerine göre bağımsız değişkenlere ait dağılımların normale yakın olduğu görülse de K-S testi sonuçları, basıklık-çarpıklık değerleri, normal eğri ile histogram grafikleri incelendiğinde Çin-Şangay'da MBAŞ, MDAV, ÖZNORM; İspanya'da MBAŞ, ÖZNORM ve Peru'da ise MBAŞ, MDAV, MÖZYET değişkenlerinin tek değişkenli normal dağılım göstermediği görülmüştür. Dolayısıyla her ülkenin kendi içerisinde tek değişkenli normal dağılım göstermeyen değişkenlerinin olması nedeniyle bağımsız değişkenlerin çok değişkenli normal dağılım göstermediği sonucuna ulaşılmıştır. Alpar'a (2013) göre gözlem sayısı oldukça fazla olduğundan çok değişkenli normallik varsayımı göz ardı edilebilmektedir. Bununla birlikte daha önce de belirtildiği üzere çok değişkenli normallik varsayımının ihlali ayırma analizine engel olmadığı gerekçesiyle analize devam edilmiştir.

Hakkında yordama yapılan PVMAT1 değişkeninin normal dağılım gösterip göstermediğine ilişkin yorum yapabilmek amacıyla her üç ülkede önce ayrı olarak, sonrasında gözlemlerin bütününe dair incelemeler hem test hem de grafik yöntemleri ile yapılmıştır. Test yöntemlerinden K-S testine göre gözlemlerin bütününe ve İspanya'daki gözlemlere ait PVMAT1 puan dağılımları, normal dağılımdan manidar bir farklılık göstermezken Çin-Şangay'da ve Peru'da puan dağılımları, normal dağılımdan manidar farklılık göstermektedir ($p < 0.01$). Ancak her üç ülkedeki gözlemlere ve gözlemlerin bütününe ilişkin grafik yöntemlerinden normal eğri ile histogram, Q-Q; betimsel istatistiklerden basıklık ve çarpıklık değerleri incelendiğinde ise her üç ülkedeki gözlemlere ve gözlemlerin bütününe ait PVMAT1 puanları normal dağılım göstermektedir. Hem ülkeler bazında hem de

gözlemlerin bütüne ait puanların betimsel istatistikleri Tablo 5'te verilmiştir. Normal eğri ile histogramlar ise Ek 1'de verilmiştir.

Tablo 5

Ülkelere ve Gözlemlerin Bütününe Ait Puanların Betimsel İstatistikleri

<i>İstatistikler</i>	<i>Çin-Şangay</i>	<i>İspanya</i>	<i>Peru</i>	<i>Tüm Gözlemler</i>
<i>Aritmetik Ortalama</i>	617.634	508.329	378.195	511.898
<i>Varyans</i>	9123.237	6448.167	5532.519	10553.769
<i>Standart Sapma</i>	95.515	80.300	74.380	102.731
<i>Basıklık</i>	0.060	-0.192	0.432	-0.085
<i>Çarpıklık</i>	-0.365	-0.083	0.467	0.044
<i>Mod</i>	672.386	526.725	395.863	520.493
<i>Ortanca</i>	628.181	509.666	373.430	512.237

Tablo 5 incelendiğinde, her üç ülkedeki gözlemlere ve gözlemlerin tümüne ilişkin PVMAT1 puan dağılımlarına ait çarpıklık ve basıklık değerlerinin (-1, +1) aralığında olması bu dağılımların normal dağılım özelliği gösterdiğine işaret etmektedir. Ayrıca ilgili puanların mod, medyan ve aritmetik ortalama değerlerinin birbirlerine yakın olması, puan dağılımlarının simetriğe yakın olduğunu ifade eder.

Varyans-Kovaryans Matrislerinin Homojenliği. Varyans-kovaryans matrislerinin homojenliğinin belirlenmesi için Box's M testinden yararlanılmıştır. Elde edilen sonuçlara göre Çin-Şangay (Box's M=202.500, F=3.643, p=0.000), İspanya (Box's M=536.225, F=9.733, p=0.000) ve Peru (Box's M=138.103, F=2.123, p=0.000) örneklerinde varyans-kovaryans matrislerinin homojen olmadığı görülmüştür.

Büyük örneklemelerde ayırma analizi varyans-kovaryans matrislerinin homojenliği varsayımının ihlaline karşı dirençlidir (Tabachnick & Fidell, 2013). Dolayısıyla örneklem sayısı yüksek olduğunda varyans-kovaryans matrislerinin homojen olmaması ayırma analizi için bir sorun teşkil etmez. Ayrıca Alpar'a (2013) göre, varyans-kovaryans matrisindeki küçük farklılıklar Box's M testi sonucunda anlamlı bulunabileceğinden gruplara ilişkin varyans-kovaryans matrislerinin log determinantlarının incelenmesi gerekmektedir ve benzer sonuçlar elde edildiğinde, gözlem sayısının fazla olduğu durumlarda anlamlı Box's M testi sonuçları önemsenmemektedir. Ünelere ilişkin varyans-kovaryans matrislerinin log determinant sonuçları Tablo 6'da verilmiştir.

Tablo 6

Ülkeler Bazında Varyans-Kovaryans Matrislerinin Log Determinant Sonuçları

Yeterlik Düzeyi	Çin-Şangay		İspanya		Peru	
	Log		Log		Log	
	Rank	Determinant	Rank	Determinant	Rank	Determinant
ALT YD	10	-4.353	10	-3.794	10	-6.970
ÜST YD	10	-5.444	10	-5.156	10	-11.983

Ülkeler bazında varyans-kovaryans matrislerinin log determinant sonuçları incelendiğinde her üç ülkede de yeterlik düzeylerine göre log determinant sonuçlarının birbirlerine yakın olduğu görülmektedir. Bu nedenle anlamlı Box's M testi sonuçları önemsenmeden doğrusal ayırma analizi tercih edilerek analize devam edilmiştir.

Çoklu normal dağılım ile eşit kovaryans varsayımlarının ihlal edildiği ve ayrıca özellikle iki sonuçlu değişkenlerin kullanıldığı, normallik sayıtlısı ihlal edilerek yapılan çalışmalarda ayırma analizi sonuçlarının etkilenmediği gösterilmiştir.

Çoklu Doğrusal Bağlantı. Bağımsız değişkenler arasında ilişkilerin yüksek düzeyde olması çoklu bağlantı problemine yol açmaktadır. Değişkenler arası korelasyon matrisinde 0.80'den yüksek değerler olduğunda veya bağımsız değişkenlere ilişkin tolerans değeri 0.10'un altında ya da varyans şişme değeri (VIF) 10'un üzerinde olduğunda değişkenler arasında çoklu bağlantı probleminin varlığından bahsedilebilir (Alpar, 2013). Ayrıca koşullu endeks (CI), 10-30 arasında ise orta düzeyde, 30'un üstündeyse yüksek düzeyde çoklu bağlantı probleminin varlığından bahsedilmektedir (Kalaycı, 2014). Üç ülke için de ilgili değerler incelendiğinde çoklu bağlantı probleminin olmadığı görülmüştür. Her bir ülke için tolerans ve VIF değerleri Tablo 7, Tablo 8 ve Tablo 9'da verilmiştir.

Tablo 7 incelendiğinde değişkenlere ait tolerans değerleri 0.324 ila 0.767 arasında değişirken VIF değerleri 1.304 ila 3.089 arasında değişmektedir. Yani tolerans değerleri 0.10'un üzerinde ve VIF değerleri de 10'dan küçük olduğundan değişkenler arasında çoklu bağlantı sorununun olmadığı görülmektedir. Ayrıca değişkenler arasında korelasyonların 0.80'den; koşullu endekslerin de 10'dan küçük olması bu sonucu destekler niteliktedir.

Tablo 7

Çin-Şangay Örnekleme İçin Çoklu Bağlantı Testi Sonuçları

Model	Standartlaştırılmamış		Standartlaştırılmış			Çoklu Bağlantı	
	Katsayılar		Katsayılar			İstatistikleri	
	B	Std. Hata	Beta	t	p	Tolerans	VIF
1 Sabit	.635	.016		39.804	.000		
MKAYGI	-.004	.015	-.010	-.280	.780	.426	2.346
MBAŞ	-.024	.010	-.062	-2.337	.020	.705	1.418
MARMOT	-.025	.015	-.055	-1.635	.102	.440	2.272
MİLGİ	-.025	.017	-.057	-1.462	.144	.324	3.089
MDAV	.008	.014	.017	.562	.574	.569	1.757
MÖZYET	.147	.010	.391	15.380	.000	.767	1.304
MNİYET	.052	.010	.129	4.938	.000	.726	1.377
MÇALET	.002	.012	.004	.128	.898	.566	1.766
MBENKAV	.032	.018	.065	1.751	.080	.359	2.785
ÖZNORM	-.020	.011	-.052	-1.792	.073	.598	1.673

Tablo 8

İspanya Örnekleme İçin Çoklu Bağlantı Testi Sonuçları

Model	Standartlaştırılmamış		Standartlaştırılmış			Çoklu Bağlantı	
	Katsayılar		Katsayılar			İstatistikleri	
	B	Std. Hata	Beta	t	p	Tolerans	VIF
1 Sabit	.314	.006		55.194	.000		
MKAYGI	-.057	.008	-.105	-7.575	.000	.571	1.752
MBAŞ	.020	.006	.037	3.324	.001	.878	1.139
MARMOT	.058	.007	.131	8.458	.000	.457	2.187
MİLGİ	-.022	.008	-.045	-2.705	.007	.388	2.577
MDAV	-.032	.006	-.065	-5.625	.000	.820	1.219
MÖZYET	.145	.006	.287	23.982	.000	.767	1.303
MNİYET	.007	.006	.015	1.247	.212	.764	1.309
MÇALET	-.019	.006	-.041	-3.398	.001	.752	1.329
MBENKAV	.084	.008	.179	10.406	.000	.372	2.686
ÖZNORM	-.035	.006	-.070	-5.564	.000	.696	1.436

Tablo 8 incelendiğinde değişkenlere ait tolerans değerleri 0.372 ile 0.878 arasında değişirken VIF değerleri 1.139 ile 2.686 arasında değişmektedir. Yani tolerans değerleri 0.10'un üzerinde ve VIF değerleri de 10'dan küçük olduğundan değişkenler arasında çoklu bağlantı sorununun olmadığı görülmektedir. Ayrıca

değişkenler arasında korelasyonların 0.80'den; koşullu endekslerin de 10'dan küçük olması bu sonucu destekler niteliktedir.

Tablo 9

Peru Örnekleme İçin Çoklu Bağlantı Testi Sonuçları

<i>Model</i>	<i>Standartlaştırılmamış</i>		<i>Standartlaştırılmış</i>		<i>Çoklu Bağlantı</i>		
	<i>Katsayılar</i>		<i>Katsayılar</i>		<i>t</i>	<i>p</i>	<i>İstatistikleri</i>
	<i>B</i>	<i>Std. Hata</i>	<i>Beta</i>			<i>Tolerans</i>	<i>VIF</i>
1 <i>Sabit</i>	.059	.008		7.079	.000		
<i>MKAYGI</i>	-.012	.008	-.053	-1.485	.138	.696	1.437
<i>MBAŞ</i>	.002	.006	.014	.403	.687	.785	1.274
<i>MARMOT</i>	.005	.008	.024	.588	.557	.517	1.933
<i>MİLGİ</i>	-.022	.009	-.123	-2.398	.017	.333	3.001
<i>MDAV</i>	-.012	.006	-.072	-1.992	.047	.672	1.487
<i>MÖZYET</i>	.029	.007	.146	4.022	.000	.672	1.487
<i>MNİYET</i>	-.001	.005	-.004	-.114	.909	.772	1.295
<i>MÇALET</i>	-.008	.007	-.051	-1.164	.245	.455	2.196
<i>MBNKAV</i>	.043	.010	.216	4.330	.000	.354	2.825
<i>ÖZNORM</i>	-.011	.005	-.075	-2.184	.029	.753	1.327

Tablo 9 incelendiğinde değişkenlere ait tolerans değerleri 0.333 ila 0.785 arasında değişirken VIF değerleri 1.274 ila 3.001 arasında değişmektedir. Yani tolerans değerleri 0.10'un üzerinde ve VIF değerleri de 10'dan küçük olduğundan değişkenler arasında çoklu bağlantı sorununun olmadığı görülmektedir. Ayrıca değişkenler arasında korelasyonların 0.80'den; koşullu endekslerin de 10'dan küçük olması bu sonucu destekler niteliktedir.

Lojistik Regresyon Analizi ve Ayırma Analizi İle Sınıflama Doğruluğunun Değerlendirilmesi. Bu araştırmada PISA 2012 Çin-Şangay, İspanya ve Peru verilerine göre matematiğe yönelik duyuşsal özelliklerin, öğrencileri alt ve üst yeterlik düzeylerine göre ne düzeyde doğru sınıfladığı, lojistik regresyon analizi ve ayırma analizi ile incelenip elde edilen sonuçlar karşılaştırılmıştır. Bu karşılaştırma birinci alt probleme cevap verebilmek için Çin-Şangay, ikinci alt probleme cevap verebilmek için İspanya, üçüncü alt probleme cevap verebilmek için Peru'ya ait veriler üzerinden yapılmıştır.

Her üç alt problemin birinci aşaması için lojistik regresyon analizi yapılmıştır. Lojistik regresyon analizinde ilk olarak sadece sabit terimden oluşan

başlangıç model uyumuna göre yordayıcı değişkenlerin dahil olduğu amaçlanan model uyumunda iyileşme olup olmadığı yani başlangıç modeli ile amaçlanan model arasında fark olup olmadığı incelenmiştir. Sonrasında model-veri uyumu değerlendirilmiştir. Son aşamada ise sınıflandırma sonuçlarıyla birlikte grupları ayırmada en önemli değişkenler sunulmuştur.

Her üç alt problemin ikinci aşaması için ayırma analizi yapılmıştır. Araştırma, iki grup ve 10 yordayıcı değişken ile yürütüldüğünden olası ayırma fonksiyonu sayısı $\min(2-1,10)=1$ 'dir. Dolayısıyla alt ve üst yeterlik düzeyindeki bireyleri ayırmak için tek bir ayırma fonksiyonu kullanılmıştır. İlk olarak ayırma fonksiyonunun önemliliği değerlendirilmiştir. Sonrasında grupları ayırmada bağımsız değişkenlerin önemi belirlenmiş olup bağımsız değişkenlerin ayırma fonksiyonu ile ilişkisi incelenmiştir. Son olarak ayırma fonksiyonları belirlenip sınıflandırma sonuçlarıyla birlikte grupları ayırmada en önemli değişkenler sunulmuştur.

Her üç alt problemin üçüncü ve son aşaması için ise yöntemlerin sınıflandırma performansları ile grupları ayırmada en önemli değişkenler karşılaştırılıp elde edilen sonuçlar değerlendirilmiştir.

Bölüm 4

Bulgular ve Yorumlar

Bu bölümde araştırmanın alt problemlerine yönelik elde edilen bulgular ve bu bulgular doğrultusunda yapılan yorumlara yer verilmiştir. Bulgular ve yorumlar, alt problemlerdeki sıraya göre ülkeler bazında üç temel başlık altında değerlendirilmiştir. Her bir ülke için sırasıyla lojistik regresyon analizi ve ayırma analizi bulguları yorumlanmıştır. Sonrasında lojistik regresyon analizi ile ayırma analizinin sınıflandırma performansları karşılaştırılmasına ilişkin bulgu ve yorumlara yer verilmiştir.

Çin-Şangay İçin Matematiğe Yönelik Duyuşsal Özelliklerin Matematik Başarısını Sınıflama Doğruluğunun İncelenmesi

1615 kişiden oluşan Çin-Şangay örneğinde herhangi bir değişkene ilişkin kayıp veri içeren 13 gözleme ait veriler, lojistik regresyon analizine ve ayırma analizine dahil edilmemiştir. Analizler, 1602 geçerli veri ile yürütülmüştür. Geçerli verilerin 1255'i (%78.3) üst yeterlik düzeyinde olup, 347'si (%21.7) alt yeterlik düzeyindedir.

Çin-Şangay Örneğinde Matematiğe Yönelik Duyuşsal Özelliklerin Matematik Başarısını Sınıflama Doğruluğunu İncelemek İçin Yapılan Lojistik Regresyon Analizi İle Elde Edilen Bulgular ve Yorumlar. Araştırmanın birinci alt probleminin ilk problemine cevap verebilmek için Çin-Şangay örneğinde matematiğe yönelik duyuşsal özelliklerin lojistik regresyon analizi ile matematik başarısını sınıflandırmasına bakılmıştır. Analiz sonucu elde edilen çıktılar tablo halinde verilmiştir.

Tablo 10'da başlangıç modeli için model uyumu hakkında bilgi veren tekrarlı kestirim öyküsü sunulmaktadır. Bu veriler, yordayıcı değişkenlerin modele dahil olduğu durum için karşılaştırma amacıyla kullanılmıştır.

Tablo 10 incelendiğinde -2LL şeklinde de ifade edilebilen -2log olabilirlik, bir model uyum indeksi ve tabloda sadece sabit terimin yer aldığı başlangıç modelinin uyumu hakkında bilgi veren değerler bulunmaktadır. Amaçlanan modele yordayıcı değişkenler dahil oldukça uyum iyileştiği için -2LL değeri düşer. Mükemmel uyumu ifade eden -2LL değeri sıfırdır. Tablo 10 incelendiğinde modelin -2LL değerinin 1680.794 ile başladığı ve oldukça yüksek olduğu görülmektedir.

Tablo 10

Başlangıç Modeli İçin Model Uyumu Hakkında Bilgi Veren Tekrarlı Kestirim Öyküsü (Çin-Şangay)

	<i>Tekrarlı Kestirim</i>	<i>-2 Log Olabilirlik</i>	<i>Katsayılar (Sabit)</i>
<i>Adım 0</i>	1	1680.794	1.134
	2	1674.344	1.280
	3	1674.335	1.286
	4	1674.335	1.286

Tablo 11’de lojistik regresyon analizi sonucunda tüm gözlemlerin tek bir kategoride olduğu varsayılarak elde edilen ilk sınıflandırma durumu sunulmaktadır.

Tablo 11

Lojistik Regresyon Analizi Sonucunda Elde Edilen İlk Sınıflandırma Durumu (Çin-Şangay)

	<i>Gözlenen</i>	<i>Tahmin Edilen</i>		<i>Doğru Tahmin Yüzdesi</i>
		<i>ALT YD</i>	<i>ÜST YD</i>	
<i>Adım 0</i>	<i>ALT YD</i>	0	347	.0
	<i>ÜST YD</i>	0	1255	100.0
	<i>Genel Yüzde</i>			78.3

Lojistik regresyon analizi sonucunda ilk sınıflandırma tablosu tüm gözlemlerin tek bir kategoride olduğu varsayılarak, gözlemlerin çoğunlukta olduğu grupta sınıflandığı bir tablodur. Ayrıca bu sınıflandırma, sadece sabit terimin yer aldığı bir modelde, ancak bir gruba ilişkin üyeliklerin doğru sınıflandırılabilceği şeklinde de düşünülebilir (Kalaycı, 2005, akt. Çokluk vd., 2016). Tablo 11’e göre bireylerin çoğu üst yeterlik düzeyinde olduğundan tüm bireyler üst yeterlik düzeyinde sınıflanmış olup doğru sınıflama yüzdesi ise %78.3 bulunmuştur.

Tablo 12’de başlangıç modelini oluşturan sabit terim, sabit terime ilişkin standart hata, değişkenin manidarlığı hakkında bilgi veren Wald istatistiği, Wald istatistiğine ilişkin serbestlik derecesi ile manidarlık düzeyi ve odds oranını ifade eden üstel lojistik regresyon katsayısı sunulmaktadır.

Tablo 12

Başlangıç Modelinde Yer Alan Değişkenler (Çin-Şangay)

		B	S.H.	Wald	Sd	p	Exp(B)
Adım 0	Sabit	1.286	.061	449.262	1	.000	3.617

Tablo 12'de başlangıç modelini oluşturan sabit terim 1.286, değişkenin manidarlığı hakkında bilgi veren Wald istatistiği 449.262, Wald istatistiğine ilişkin manidarlık düzeyi 0.000 ve odds oranını ifade eden üstel lojistik regresyon katsayısı 3.617 olarak bulunmuştur.

Tablo 13'te başlangıç modelinde yer almayan değişkenlere ait, değişkenlerin modele anlamlı katkı sağlayıp sağlamadığı hakkında bilgi veren puan istatistikleri ve hata ki-kare istatistiği yer almaktadır.

Tablo 13

Başlangıç Modelinde Yer Almayan Değişkenler (Çin-Şangay)

			Puan	Sd	p
Adım 0	Değişkenler	MKAYGI	82.280	1	.000
		MBAŞ	63.924	1	.000
		MARMOT	10.063	1	.002
		MİLGİ	33.920	1	.000
		MDAV	58.540	1	.000
		MÖZYET	290.682	1	.000
		MNİYET	63.294	1	.000
		MÇALET	43.688	1	.000
		MBENKAV	93.819	1	.000
		ÖZNORM	3.940	1	.047
		Hata Ki-kare İstatistiği ($\chi^2_{\beta_0}$)	338.176	10	.000

Tablo 13'te başlangıç modelinde yer almayan değişkenler yani araştırmamanın yordayıcı değişkenleri yer almaktadır. Tabloda verilen hata ki-kare istatistiğinin manidar olduğu görülmektedir ($\chi^2_{\beta_0} = 338.176$, $p < 0.01$). Bu da başlangıç modelinde yer almayan değişkenlere ait katsayıların sıfırdan anlamlı derecede farklı olduğunu ifade eder. Dolayısıyla bu değişkenlerden en az birinin modele dahil edilmesi, modelin yordama gücünü artırır.

Tabloda yer alan puan istatistikleri, her bir deęişken için Roa'nın etki puan istatistikleridir ve deęişkenlerin modele anlamlı katkı sağlayıp sağlamadığını gösterir (Field, 2005 akt. Çokluk vd., 2016). Burada, $p < 0.05$ manidarlık düzeyinde tüm yordayıcı deęişkenlere ait puan istatistiklerinin anlamlı olması, tüm yordayıcı deęişkenlerin modele katkı sağlayacağı anlamına gelir. 0.01 manidarlık düzeyinde ise özne normlar haricindeki tüm deęişkenler modele katkı sağlar.

Tablo 14'te yordayıcı deęişkenlerin modele dahil olduđu durum için tekrarlı kestirim öyküsü sunulmaktadır.

Tablo 14

Yordayıcı Deęişkenlerin Modele Dahil Olduđu Durum İçin Tekrarlı Kestirim Öyküsü (Çin-Şangay)

Tekrarlı Kestirim	-2 Log Olabilirlik	Sabit	Katsayılar										
			MKAYGI	MBAŞ	MARMOT	MILGI	MDAV	MÖZYET	MNİYET	MÇALET	MBENKAV	ÖZNORM	
Adım 1	1	1391.795	.539	-.017	-.095	-.100	-.102	.032	.587	.207	.006	.127	-.079
	2	1310.508	.619	-.045	-.162	-.196	-.174	.042	.920	.306	.014	.232	-.123
	3	1302.580	.648	-.062	-.189	-.242	-.204	.041	1.072	.334	.017	.282	-.141
	4	1302.447	.653	-.065	-.193	-.248	-.207	.040	1.095	.337	.017	.289	-.143
	5	1302.447	.653	-.065	-.193	-.249	-.208	.040	1.096	.337	.017	.289	-.143

Tablo 14'te verilen tekrarlı kestirim öyküsü amaçlanan modele ait iken başlangıçta yer alan tekrarlı kestirim öyküsü sadece sabit terimin yer aldığı başlangıç modeline aittir. Başlangıç modelinde 1674.335 olan -2LL deęerinin, yordayıcı deęişkenler modele dahil olduğunda 1302.447'ye kadar düştüğü görülmektedir. Başlangıç modeli ile amaçlanan model arasındaki -2LL farkı $1674.335 - 1302.447 = 371.888$ olduğundan modelin uyumunda iyileşme meydana geldiği açıkça görülmektedir. Uyumda meydana gelen iyileşme, modele dahil edilen yordayıcı deęişkenlerden kaynaklanmaktadır.

Tablo 15'te model katsayılarına ilişkin Omnibus testi sonuçları sunulmaktadır.

Tablo 15

Yordanan ve Yordayıcı Değişkenlerin Kombinasyonu Arasındaki İlişki Hakkında Bilgi Veren Model Katsayılarına İlişkin Omnibus Testi (Çin-Şangay)

		Ki-kare	Sd	p
Adım 1	Adım	371.888	10	.000
	Blok	371.888	10	.000
	Model	371.888	10	.000

Tablo 15'te ki-kare istatistiğinin manidarlık düzeyi adım, blok ve model için verilmiştir. Model ki-kare değişkenine dair p değerinin manidar olması, yordanan ile yordayıcı değişkenlerin kombinasyonu arasında ilişkinin varlığını gösterir (Çokluk vd., 2016). Tablo 15'e göre model ki-kare değeri manidar ($p < 0.01$) bulunduğundan yordanan değişken ile yordayıcı değişkenler arasında ilişkinin varlığından söz edilebilir. Ayrıca manidar model ki-kare istatistiği, "sadece sabit terimden oluşan başlangıç modeli ile yordayıcı değişkenlerin dahil olduğu amaçlanan model arasında fark yoktur" şeklindeki H_0 hipotezini reddeder. Bir başka ifadeyle amaçlanan model ile başlangıç modeli arasında fark olup amaçlanan model, gözlemlerin üyeliklerini başlangıç modeline göre daha iyi yordamaktadır.

Tablo 16'da amaçlanan modele ilişkin Cox & Snell ve Nagelkerke katsayıları verilmiştir.

Tablo 16

Amaçlanan Modele İlişkin Cox & Snell ve Nagelkerke Katsayıları (Çin-Şangay)

Adım	Cox & Snell R^2	Nagelkerke R^2
1	.207	.320

Tablo 16'da verilen Cox&Snell R^2 ve Nagelkerke R^2 istatistikleri, model tarafından bağımlı değişkende açıklanan varyans oranını ifade eder. Nagelkerke R^2 katsayısı, ranjının 0 ile 1 arasında kalması için Cox&Snell R^2 katsayısının dönüştürülmüş halidir. Ayrıca Nagelkerke R^2 değeri Cox&Snell R^2 değerinden yüksektir. Tablo 16'daki Cox&Snell R^2 değeri incelendiğinde matematiğe yönelik duyuşsal özellikler modele dahil olduğunda yeterlik düzeyi yordanan değişkenindeki varyansın %20.7'sini açıklamaktadır.

Tablo 17’de uyum iyiliği testi olarak da bilinen, modelin bir bütün olarak uyumu hakkında bilgi veren Hosmer ve Lemeshow testi sonucu sunulmaktadır.

Tablo 17

Modelin Bir Bütün Olarak Uyumu Hakkında Bilgi Veren Hosmer ve Lemeshow Testi (Çin-Şangay)

<i>Adım</i>	<i>Ki-kare</i>	<i>Sd</i>	<i>p</i>
1	24.874	8	.002

Tablo 17 incelendiğinde matematiğe yönelik duyuşsal özellikler analize dahil edildiğinde Hosmer ve Lemeshow testi sonucu manidar çıkmaktadır ($p < 0.01$). Bu değerin manidar olması, model veri uyumunun yeterli düzeyde olmadığına bir göstergesidir. Yani model, kabul edilebilir uyuma sahip değildir. Bir başka ifadeyle, gözlenen ve model aracılığıyla tahmin edilen değerler arasında anlamlı bir fark vardır.

Tablo 18’de lojistik regresyon modeli sonucu elde edilen sınıflandırma tablosu sunulmaktadır.

Tablo 18

Lojistik Regresyon Modeli Sonucu Elde Edilen Sınıflama Tablosu (Çin-Şangay)

		<i>Tahmin Edilen</i>		
	<i>Gözlenen</i>	<i>ALT YD</i>	<i>ÜST YD</i>	<i>Doğru Tahmin Yüzdesi</i>
<i>Adım 1</i>	<i>ALT YD</i>	120	227	34.6
	<i>ÜST YD</i>	50	1205	96.0
	<i>Genel Yüzde</i>			82.7

Lojistik regresyon analizi sonucunda elde edilen sınıflama tablosundaki doğru sınıflama oranı, model uyumu hakkında fikir verir. Tablo 18’e göre amaçlanan modele ilişkin toplam doğru sınıflama yüzdesi ise %82.7’dir. Uç değerler analize dahil edilmediğinde elde edilen doğru sınıflama yüzdesi ise %82.8 bulunmuştur.

Tablo 19’da yeterli düzeyinin yordanması için kurulan lojistik regresyon modelinde yer alan değişkenlerin katsayıları (β_i), bu katsayılarla ilişkin standart hatalar, Wald istatistikleri, bu istatistiklerin anlamlılık düzeyleri, üstel lojistik

regresyon katsayıları ($\exp(\beta_i)$) ile değişkenlerin grupları ayırmada katkı oranları verilmiştir. Katkı oranları, grupları ayırmada 0.01 düzeyinde manidar olan değişkenler için altı çizili; 0.05 düzeyinde manidar olan değişkenler için *italik*; diğerleri için normal fontta verilmiştir.

Wald istatistiği, β_i 'lerin manidarlığına, yani sıfırdan anlamlı bir şekilde farklı olup olmadıklarına ilişkin bilgi verir. Anlamlı Wald testi sonuçları, ilgili bağımsız değişkenin modele anlamlı katkıda bulunduğu bir göstergesidir. Katsayılar ise diğer bağımsız değişkenler sabit kalmak koşuluyla herhangi bir bağımsız değişkendeki bir birimlik değişimin odds oranına katkısında (olasılıkta) nasıl bir değişime yol açacağı hakkında bilgi verir.

Tablo 19

Amaçlanan Model Değişkenlerinin Katsayı Tahminleri (Çin-Şangay)

		<i>B</i>	<i>S.H.</i>	<i>Wald</i>	<i>Sd</i>	<i>p</i>	<i>Exp(B)</i>	<i>Grupları Ayırmada Katkı Oranları (%)</i>
<i>Adım 1</i>	<i>MKAYGI</i>	-0.065	.119	.298	1	.585	.937	-6.3
	<i>MBAŞ</i>	-0.193	.080	5.850	1	.016	.824	<i>-17.6</i>
	<i>MARMOT</i>	-0.249	.120	4.316	1	.038	.780	-22
	<i>MİLGİ</i>	-0.208	.137	2.286	1	.131	.813	-18.7
	<i>MDAV</i>	.040	.106	.141	1	.708	1.041	4.1
	<i>MÖZYET</i>	1.096	.088	154.395	1	.000	2.992	<u>199.2</u>
	<i>MNİYET</i>	.337	.080	17.955	1	.000	1.401	<u>40.1</u>
	<i>MÇALET</i>	.017	.095	.031	1	.860	1.017	1.7
	<i>MBENKAV</i>	.289	.142	4.124	1	.042	1.335	33.5
	<i>ÖZNORM</i>	-0.143	.088	2.625	1	.105	.867	-13.3
	<i>Sabit</i>	.653	.113	33.633	1	.000	1.921	

Tabloda verilen β_i 'ler orijinal lojistik katsayılarıdır. Bu katsayılar, logit değerleri yani odds oranının logaritmaları şeklindedir. Orijinal katsayıların işareti ilişkinin yönünü temsil eder. Tabloda verilen $\exp(\beta_i)$ 'ler ise üstel lojistik regresyon katsayılarıdır. Üstel lojistik katsayılar, orijinal lojistik katsayıların exponansiyelleri alınarak elde edilir. Üstel katsayılar, yordayıcı değişkenler için odds oranı hakkında bilgi verir. Yani yordayıcı değişkendeki 1 birimlik değişimin odds oranında meydana getirdiği değişimi gösterir (Çokluk vd., 2016). Üstel katsayı 1'den büyük ise yordayıcı değişkenin değeri arttığında olayın gerçekleşme ihtimaline ilişkin odds oranı da artar. Bu da olayın gerçekleşme olasılığının

artmasını ifade eder. Benzer şekilde üstel katsayı 1'den küçük ise yordayıcı değişkenin değeri arttığında olayın gerçekleşme ihtimaline ilişkin odds oranı azalır. Yani olayın gerçekleşme olasılığı da azalır. Üstel katsayı 1 olduğunda ise olayın gerçekleşme ihtimaline ilişkin bir değişiklik olmaz. İlişkinin büyüklüğü hakkında yorum yapmak için üstel katsayılar daha kullanışlıdır çünkü yordanan değişkendeki değişimin yüzde şeklinde ifade edilmesini $[(üstel\ katsayı-1).100]$ sağlar (Çokluk vd., 2016).

Tablo 19'daki Wald testi sonuçları incelendiğinde modele dahil edilen 10 değişkenden 0.05 manidarlık düzeyinde 5, 0.01 manidarlık düzeyinde 2 tanesinin modele katkısının anlamlı olduğu görülmektedir. 0.05 manidarlık düzeyinde bireylerin yeterlik düzeylerine göre sınıflandırılmalarında en etkili değişkenler sırasıyla matematik öz yeterliği, matematik niyetleri, matematik benlik kavramı, matematikte başarısızlığı niteleme ve matematiğe yönelik araçsal motivasyon düzeyidir. 0.01 manidarlık düzeyinde bu değişkenler sırasıyla matematik öz yeterliği ve matematik niyetleridir.

“Matematikte başarısızlığı niteleme” yordayıcı değişkenindeki bir birimlik artışın, üst yeterlik düzeyinde olma odds'unda %17.6'lık $[(0.824-1).100=-17.6]$ azalışa yol açtığı görülmektedir; çünkü 1 olarak kodlanan kategori üst yeterlik düzeyinde olma durumudur. “Matematiğe yönelik araçsal motivasyon düzeyi” yordayıcı değişkenindeki bir birimlik artışın, üst yeterlik düzeyinde olma odds'unda %22'lik $[(0.780-1).100=-22]$ azalışa yol açtığı görülmektedir. “Matematik öz yeterliği” yordayıcı değişkenindeki bir birimlik artışın, üst yeterlik düzeyinde olma odds'unda %199.2'lik $[(2.992-1).100=199.2]$ artışa yol açtığı görülmektedir. “Matematik niyetleri” yordayıcı değişkenindeki bir birimlik artışın, üst yeterlik düzeyinde olma odds'unda %40.1'lik $[(1.401-1).100=40.1]$ artışa yol açtığı görülmektedir. “Matematik benlik kavramı” yordayıcı değişkenindeki bir birimlik artışın, üst yeterlik düzeyinde olma odds'unda %33.5'lik $[(1.335-1).100=33.5]$ artışa yol açtığı görülmektedir. Diğer değişkenlerin grupları ayırmada katkı oranları benzer şekilde hesaplanmıştır.

Çin-Şangay Örneğinde Matematiğe Yönelik Duyuşsal Özelliklerin Matematik Başarısını Sınıflama Doğruluğunu İncelemek İçin Yapılan Ayırma Analizi İle Elde Edilen Bulgular ve Yorumlar. Araştırmanın birinci alt probleminin ikinci problemine cevap verebilmek için Çin-Şangay örneğinde

matematiğe yönelik duyuşsal özelliklerin ayırma analizi ile matematik başarısını sınıflandırmasına bakılmıştır. Analiz sonucu elde edilen çıktılar tablo halinde verilmiştir.

Ayırma fonksiyonunun önemliliğinin değerlendirilmesinde özdeğer, kanonik korelasyon ve Wilk's Lambda istatistiklerinden yararlanılır. Ayırma fonksiyonuna ilişkin özdeğer, varyans ve kanonik korelasyon değerleri Tablo 20'de verilmiştir.

Tablo 20

Ayırma Fonksiyonunun Önemliliği Hakkında Bilgi Veren Özdeğere İlişkin Bilgiler (Çin-Şangay)

<i>Fonksiyon</i>	<i>Özdeğer</i>	<i>Varyans %</i>	<i>Kümülatif %</i>	<i>Kanonik Korelasyon</i>	<i>R²</i>
1	.268	100.0	100.0	.459	.21

Fonksiyona ait özdeğer ne kadar yüksek ise bağımlı değişkendeki varyansın büyük bir kısmı o fonksiyon tarafından açıklanır (Kalaycı, 2014). Tablo 20'de üretilen tek fonksiyona ilişkin özdeğerin 0.268 olduğu görülmekte olup bu değer, 0.40 kabul değerinin altındadır. Üretilen tek fonksiyon, açıklanan varyansın %100'ünü dikkate alır. Dolayısıyla özdeğer sonucuna göre ayırma fonksiyonu bağımlı değişkendeki varyansı, istenilen düzeyde açıklayamamaktadır. Oluşturulan gruplarla ayırma fonksiyonları arasındaki ilişkiyi ifade eden kanonik korelasyon değeri ise 0.459'dur. Dolayısıyla fonksiyonun grupları ayırmada orta düzeyde etkili olduğu söylenebilir. Toplam varyansın gruplar arası farka atfedilme oranını gösteren kanonik korelasyon katsayısının karesi ise 0.21 bulunmuştur. Bu sonuç, gruplar arasındaki değişimin %21'inin matematiğe yönelik duyuşsal özelliklerden kaynaklandığını ifade eder. Bilişsel bir özelliğin %21'inin duyuşsal özellikler ile açıklanması oldukça anlamlı bir bulgudur. Bu bulgunun uygulayıcılar tarafından dikkate alınmasıyla, bazı eğitsel sorunların aşılmasına destek verebilir.

Ayırma fonksiyonunun anlamlılığı hakkında bilgi veren Wilk's Lambda değeri Tablo 21'de verilmiştir.

Modele ait Wilk's Lambda değeri, hangi ayırma fonksiyonlarının anlamlı olduğunu belirlemede kullanılır. Ayrıca Wilk's Lambda, ayırma puanlarındaki toplam varyansın gruplar arasındaki farklar tarafından açıklanamayan kısmı hakkında bilgi verir.

Tablo 21

Ayırma Fonksiyonunun Anlamlılığı Hakkında Bilgi Veren Wilk's Lambda İstatistiği (Çin-Şangay)

<i>Fonksiyon</i>	<i>Wilk's Lambda</i>	<i>Ki-kare</i>	<i>Sd</i>	<i>p</i>
1	.789	378.191	10	.000

Tablo 21 incelendiğinde, tek fonksiyon için üretilen Wilk's Lambda istatistiğine ilişkin ki-kare değeri manidardır ($\chi^2=378.191$; $p<0.01$). Dolayısıyla grupların, bu fonksiyon ile ayrılabilirdiği söylenebilir. Ancak Wilk's Lambda değeri, 0.789 bulunmuş olup bu değer, ayırma puanlarındaki toplam varyansın %78.9'unun gruplar arasındaki farklar tarafından açıklanmadığının da bir göstergesidir. Açıklanmayan kısmın bu kadar büyük olmasının nedeni, matematik başarısının sınıflandırılmasında etkili ancak bu modele dahil edilmeyen değişkenler olabilir.

Değişkenlerin grupları ayırmada ne derecede anlamlı olduğunu belirlemek için kullanılan değişkenlere ait Wilk's Lambda istatistikleri Tablo 22'de verilmiştir.

Tablo 22

Wilk's Lambda Grup Ortalamalarının Eşitliği Testi (Çin-Şangay)

	<i>Wilk's Lambda</i>	<i>F</i>	<i>Sd1</i>	<i>Sd2</i>	<i>P</i>
<i>MKAYGI</i>	.949	86.627	1	1600	.000
<i>MBAŞ</i>	.960	66.497	1	1600	.000
<i>MARMOT</i>	.994	10.114	1	1600	.001
<i>MİLGİ</i>	.979	34.610	1	1600	.000
<i>MDAV</i>	.963	60.684	1	1600	.000
<i>MÖZYET</i>	.819	354.675	1	1600	.000
<i>MNİYET</i>	.960	65.815	1	1600	.000
<i>MÇALET</i>	.973	44.856	1	1600	.000
<i>MBENKAV</i>	.941	99.531	1	1600	.000
<i>ÖZNORM</i>	.998	3.945	1	1600	.047

Bağımsız değişkenlere ait Wilk's Lambda değerleri ne derece düşükse değişkenler, ayırma fonksiyonuna daha fazla katkı sağlar. 0 ile 1 aralığında değer alan Wilk's Lambda değeri 0 olduğunda grup ortalamalarının farklı olduğunu, 1 olduğunda grupların benzer olduğunu yani gruplar arasında ayırım olmadığı anlamına gelir (Diekhoff, 1992; Garson, 2008, akt. Çokluk vd., 2016).

Tablo 22’de verilen her bir bağımsız değişkenin anlamlılık düzeyleri incelendiğinde 0.05 düzeyinde tüm bağımsız değişkenlere ait puanlara göre gruplar arasındaki farkların tümünün anlamlı olduğu görülmektedir. 0.01 manidarlık düzeyinde ise öznel normlar değişkeni dışındaki değişkenlere ait puanlara göre gruplar arasındaki farkların tümü anlamlıdır. Ancak ilgili bağımsız değişkenlere ilişkin Wilk’s Lambda istatistiklerine ait değerler 1’e yakın olduğundan bağımsız değişkenlerin grupları ayırmada etkisinin çok da yüksek olmadığı görülmektedir.

Grupları ayırmada bağımsız değişkenlerin öneminin değerlendirilmesi için standartlaştırılmış ayırma fonksiyon katsayılarının ve yapı matrisi değerlerinin incelenmesi gerekmektedir. Standartlaştırılmış ayırma fonksiyonuna ilişkin katsayılar Tablo 23’te, yapı matrisi katsayıları ise Tablo 24’te sunulmuştur.

Tablo 23

Ayırma Fonksiyonuna İlişkin Standartlaştırılmış Katsayılar (Çin-Şangay)

	<i>Fonksiyon 1</i>
<i>MÖZYET</i>	.867
<i>MNİYET</i>	.310
<i>MBENKAV</i>	.155
<i>MBAŞ</i>	-.149
<i>MİLGİ</i>	-.139
<i>MARMOT</i>	-.134
<i>ÖZNORM</i>	-.126
<i>MDAV</i>	.040
<i>MKAYGI</i>	-.023
<i>MÇALET</i>	.009

Standartlaştırılmış ayırma fonksiyon katsayıları, bağımlı değişkenlerin tahmininde bağımsız değişkenlerin önemini göstermektedir. Katsayıların işareti tahminin yönünü ifade eder. Dolayısıyla standartlaştırılmış katsayılar, mutlak değerce büyüklüklerine göre ait olduğu değişkenin grupları ayırmadaki katkısını yani ilgili bağımsız değişkenin önem derecesini belirtir. Tablo 23’te değişkenler, standartlaştırılmış katsayılarına göre yani grupları ayırmadaki önem derecelerine göre sırasıyla verilmiştir. 0.01 düzeyinde gruplar arasındaki farkların manidar olduğu değişkenlerden, grupları ayırmada diğerlerine göre daha önemli değişkenler sırasıyla matematik öz yeterliği ve matematik niyetleri olmak üzere diğer değişkenler matematik benlik kavramı, matematikte başarısızlığı niteleme,

matematik ilgisi, matematiğe yönelik araçsal motivasyon düzeyi, matematiksel davranış, matematik kaygısı ve matematik çalışma etiği şeklindedir.

Tablo 24

*Değişkenlerin Ayırma Fonksiyonu İle İlişisini Belirten Yapı Matrisi Katsayıları
(Çin-Şangay)*

	<i>Fonksiyon 1</i>
<i>MÖZYET</i>	.910
<i>MBENKAV</i>	.482
<i>MKAYGI</i>	-.450
<i>MBAŞ</i>	-.394
<i>MNİYET</i>	.392
<i>MDAV</i>	.376
<i>MÇALET</i>	.324
<i>MİLGİ</i>	.284
<i>MARMOT</i>	.154
<i>ÖZNORM</i>	.096

Yapı matrisi katsayıları, değişkenlerin her bir ayırma fonksiyonu ile ilişkisini, başka bir ifadeyle değişkenlerin önemi hakkında bilgi verir. Bu katsayılar basit Perason korelasyon katsayılarıdır. Tablo 24'teki yapı matrisi katsayıları incelendiğinde ayırma fonksiyonu ile ilişkisi en yüksek olan değişken matematik öz yeterliği (0.910); sonrasında ise sırasıyla matematik benlik kavramı (0.482), matematik kaygısı (-0.450), matematikte başarısızlığı nitelme (-0.394), matematik niyetleri (0.392), matematiksel davranış (0.376), matematik çalışma etiği (0.324) değişkenleri ayırma fonksiyonu ile orta düzeyde; diğer değişkenler ise düşük düzeyde ilişki göstermektedir.

Ayırma fonksiyonu, özdeğerler aracılığıyla hesaplanan standart olmayan katsayılar ile belirlenir. Standart olmayan katsayılar ise Tablo 25'te sunulmaktadır.

Ayırma fonksiyonu bağımsız değişkenlerin lineer birleşimi şeklindedir. Tablo 25'teki ayırma fonksiyonuna ait standart olmayan katsayılara göre ayırma fonksiyonu

$$f = - 0.884 - 0.025 * MKAYGI - 0.141 * MBAŞ - 0.148 * MARMOT - 0.151 * MİLGİ + 0.048 * MDAV + 0.872 * MÖZYET + 0.307 * MNİYET + 0.009 * MÇALET + 0.188 * MBENKAV - 0.117 * ÖZNORM$$

şeklindedir.

Tablo 25

Ayırma Fonksiyonuna İlişkin Standart Olmayan Katsayılar (Çin-Şangay)

	<i>Fonksiyon 1</i>
<i>MKAYGI</i>	-.025
<i>MBAŞ</i>	-.141
<i>MARMOT</i>	-.148
<i>MİLGİ</i>	-.151
<i>MDAV</i>	.048
<i>MÖZYET</i>	.872
<i>MNİYET</i>	.307
<i>MÇALET</i>	.009
<i>MBENKAV</i>	.188
<i>ÖZNORM</i>	-.117
<i>(Sabit)</i>	-.884

Yapılan analizler sonucu kurulan modelin toplam doğru sınıflama oranları Tablo 26'da verilmiştir.

Tablo 26

Sınıflandırma Sonuçları (Çin-Şangay)

		<i>Tahmin Edilen Grup Üyeliği</i>			
		<i>ALT YD</i>	<i>ÜST YD</i>	<i>Toplam</i>	
<i>Gerçek Grup Üyeliği</i>	<i>Sayı</i>	<i>ALT YD</i>	120	227	347
		<i>ÜST YD</i>	54	1201	1255
	<i>%</i>	<i>ALT YD</i>	34.6	65.4	100.0
		<i>ÜST YD</i>	4.3	95.7	100.0
<i>Çapraz Geçerlik</i>	<i>Sayı</i>	<i>ALT YD</i>	120	227	347
		<i>ÜST YD</i>	62	1193	1255
	<i>%</i>	<i>ALT YD</i>	34.6	65.4	100.0
		<i>ÜST YD</i>	4.9	95.1	100.0

Toplam Doğru Sınıflama Yüzdesi: %82.5
Çapraz Geçerlik İle Toplam Doğru Sınıflama Yüzdesi: %82.0

Sınıflama sonuçlarından elde edilen doğru sınıflama yüzdesi aynı zamanda analizin başarısının bir göstergesidir. Tablo 26 incelendiğinde ayırma fonksiyonunun toplam doğru sınıflama yüzdesi %82.5 bulunmuştur.

Sınıflandırma doğruluğunu değerlendirmek için maksimumum şans kriteri %78.3, nispi şans kriteri ise %66 olarak bulunmuştur. Analiz sonucu elde edilen

doğru sınıflandırma yüzdesi, hem maksimum şans kriterinden hem de nispi şans kriterinden yüksektir. Bu sonuçlar doğrultusunda analiz sonucunda elde edilen ayırma fonksiyonunun şansla sınıflandırmanın ötesinde doğru sınıflama yaptığı söylenebilmektedir.

Uç değerler analize dâhil edilmediğinde elde edilen doğru sınıflama yüzdesi ise %82,7 bulunmuştur. Yapılan karesel ayırma analizi sonucu da %82.4 bulunmuş olup bu değer doğrusal ayırma analizinden elde edilen sonuçlarla örtüşmektedir.

Lojistik Regresyon Analizi ve Ayırma Analizi Performanslarının Karşılaştırılmasına Dair Bulgular ve Yorumlar. Araştırmanın birinci alt probleminin üçüncü problemine cevap verebilmek için Çin-Şangay örnekleminde lojistik regresyon analizi ve ayırma analizinin sonuçlarının karşılaştırılmasında yöntemlerin doğru sınıflama performansları değerlendirilmiştir. Ayrıca her iki yöntemde de grupları ayırmada en önemli değişkenler de karşılaştırılmıştır. Tablo 27’de lojistik regresyon analizi ve ayırma analizinin sınıflama sonuçları verilmiştir.

Tablo 27

Lojistik Regresyon Analizi ve Ayırma Analizi Sınıflandırma Sonuçları (Çin-Şangay)

		<i>Tahmin Edilen Grup Üyeliği</i>				<i>Doğru Sınıflama Yüzdesi</i>	
		<i>ALT YD</i>		<i>ÜST YD</i>			
		<i>LRA</i>	<i>AA</i>	<i>LRA</i>	<i>AA</i>	<i>LRA</i>	<i>AA</i>
<i>Gerçek Grup</i>	<i>ALT YD</i>	120	120	227	227	34.6	34.6
<i>Üyeliği</i>	<i>ÜST YD</i>	50	54	1205	1201	96.0	95.7
<i>Toplam Doğru Sınıflama Yüzdesi:</i>						82.7	82.5

Tablo 27’de alt yeterlik düzeyindeki bireylerin sınıflama durumu incelendiğinde lojistik regresyon analizi ve ayırma analizi sonuçları aynıdır. Alt yeterlik düzeyindeki 347 kişiden 120’si doğru sınıflandırılmış olup bireylerin doğru sınıflandırılma oranı %34.6’dır. Üst yeterlik düzeyindeki 1255 kişiden lojistik regresyon analizi ile 1205’i; ayırma analizi ile 1201’i doğru sınıflandırılmıştır. Doğru sınıflandırılma oranları sırasıyla %96 ve %95.7 bulunmuştur. Bu değerler de birbirlerine oldukça yakındır. Toplam doğru sınıflama performansları incelendiğinde ise doğru sınıflama oranları birbirlerine oldukça yakın olup bu değerler sırasıyla %82.7 ve %82.5’tir.

Elde edilen sonuçlar incelendiğinde her iki yöntem, bireyleri şansın ötesinde doğru bir şekilde sınıfladığından her iki yöntemin de bireyleri yeterli düzeylerine göre sınıflamada başarılı oldukları görülmektedir. Her iki yöntemden elde edilen toplam doğru sınıflama oranlarına göre yöntemlerin birbirlerine oldukça yakın düzeyde doğru sınıflama yaptığı görülmektedir.

Bireyleri yeterli düzeylerine göre ayırmada manidar olan ve etkisi en yüksek değişkenler incelendiğinde ise her iki yöntemde bu değişkenlerin sırasıyla matematik öz yeterliği ve matematik niyetleri olduğu görülmektedir. Dolayısıyla hem sınıflama performansları açısından hem de bireyleri yeterli düzeylerine göre ayırmada en önemli değişkenleri belirlemek açısından her iki yöntemden de oldukça benzer sonuçların elde edildiği söylenebilir. Ayrıca duyuşsal özelliklerin yeterli düzeyi değişkenindeki açıkladığı varyans oranları; lojistik regresyon analizi ile %20.7, ayırma analizi ile %21 bulunmuş olup bu değerlerin de birbirlerine yakın olması her iki yöntemden de elde edilen sonuçların benzerliğini desteklemektedir.

İspanya İçin Matematiğe Yönelik Duyuşsal Özelliklerin Matematik Başarısını Sınıflama Doğruluğunun İncelenmesi

7762 kişiden oluşan İspanya örnekleminde herhangi bir değişkene ilişkin kayıp veri içeren 572 gözleme ait veriler, lojistik regresyon analizine ve ayırma analizine dahil edilmemiştir. Analizler, 7190 geçerli veri ile yürütülmüştür. Geçerli verilerin 4812'si (%66.9) alt yeterlik düzeyine ait olup, 2378'i (%33.1) üst yeterlik düzeyine aittir.

İspanya Örnekleminde Matematiğe Yönelik Duyuşsal Özelliklerin Matematik Başarısını Sınıflama Doğruluğunu İncelemek İçin Yapılan Lojistik Regresyon Analizi İle Elde Edilen Bulgular ve Yorumlar. Araştırmanın ikinci alt probleminin ilk problemine cevap verebilmek için İspanya örnekleminde matematiğe yönelik duyuşsal özelliklerin lojistik regresyon analizi ile matematik başarısını sınıflandırmasına bakılmıştır. Analiz sonucu elde edilen çıktılar tablo halinde verilmiştir.

Tablo 28'de başlangıç modeli için model uyumu hakkında bilgi veren tekrarlı kestirim öyküsü sunulmaktadır. Bu veriler, yordayıcı değişkenlerin modele dahil olduğu durum için karşılaştırma amacıyla kullanılmıştır.

Tablo 28

Başlangıç Modeli İçin Model Uyumu Hakkında Bilgi Veren Tekrarlı Kestirim Öyküsü (İspanya)

Tekrarlı Kestirim		-2 Log Olabilirlik	Katsayılar (Sabit)
Adım 0	1	9128.212	-.677
	2	9126.978	-.705
	3	9126.978	-.705

Tablo 28 incelendiğinde sadece sabit terimin yer aldığı başlangıç modelinin uyumu hakkında bilgi veren -2LL değerinin 9128.212 ile başladığı görülmüş olup bu değer oldukça yüksektir.

Tablo 29'da lojistik regresyon analizi sonucunda tüm gözlemlerin tek bir kategoride olduğu varsayılarak elde edilen ilk sınıflandırma durumu sunulmaktadır.

Tablo 29

Lojistik Regresyon Analizi Sonucunda Elde Edilen İlk Sınıflandırma Durumu (İspanya)

Gözlenen	Tahmin Edilen		Doğru Tahmin Yüzdesi	
	ALT YD	ÜST YD		
Adım 0	ALT YD	4812	0	100.0
	ÜST YD	2378	0	0
	Genel Yüzde			66.9

Tablo 29 incelendiğinde gözlemlerin çoğunlukta olduğu grupta olduğu varsayılarak, sadece sabit terimin yer aldığı başlangıç modeli ile doğru sınıflama oranı %66.9 bulunmuştur.

Tablo 30'da başlangıç modelini oluşturan sabit terim, sabit terime ilişkin standart hata, değişkenin manidarlığı hakkında bilgi veren Wald istatistiği, Wald istatistiğine ilişkin serbestlik derecesi ile manidarlık düzeyi ve odds oranını ifade eden üstel lojistik regresyon katsayısı sunulmaktadır.

Tablo 30

Başlangıç Modelinde Yer Alan Değişkenler (İspanya)

		B	S.H.	Wald	Sd	p	Exp(B)
Adım 0	Sabit	-.705	.025	790.689	1	.000	.494

Tablo 30'da başlangıç modelini oluşturan sabit terim -0.705, değişkenin manidarlığı hakkında bilgi veren Wald istatistiği 790.689, Wald istatistiğine ilişkin manidarlık düzeyi 0.000 ve odds oranını ifade eden üstel lojistik regresyon katsayısı 0.494 olarak bulunmuştur.

Tablo 31'de başlangıç modelinde yer almayan değişkenlere ait, değişkenlerin modele anlamlı katkı sağlayıp sağlamadığı hakkında bilgi veren puan istatistikleri ve hata ki-kare istatistiği yer almaktadır.

Tablo 31

Başlangıç Modelinde Yer Almayan Değişkenler (İspanya)

			<i>Puan</i>	<i>Sd</i>	<i>p</i>
<i>Adım 0</i>	<i>Değişkenler</i>	<i>MKAYGI</i>	598.066	1	.000
		<i>MBAŞ</i>	43.069	1	.000
		<i>MARMOT</i>	431.868	1	.000
		<i>MİLGİ</i>	326.029	1	.000
		<i>MDAV</i>	.915	1	.339
		<i>MÖZYET</i>	1015.474	1	.000
		<i>MNİYET</i>	185.810	1	.000
		<i>MÇALET</i>	34.228	1	.000
		<i>MBENKAV</i>	880.758	1	.000
		<i>ÖZNORM</i>	44.491	1	.000
<i>Hata Ki-kare İstatistiği ($\chi^2_{\beta_0}$)</i>			1533.883	10	.000

Tablo 31 incelendiğinde hata ki-kare istatistiğinin manidar olduğu görülmektedir ($\chi^2_{\beta_0} = 1533.883$, $p < 0.01$). Bu da başlangıç modelinde yer almayan değişkenlere ait katsayıların sıfırdan anlamlı derecede farklı olduğunu ifade eder. Dolayısıyla bu değişkenlerden en az birinin modele dahil edilmesi, modelin yordama gücünü arttıracaktır. Ayrıca burada, matematiksel davranış değişkeni dışında tüm yordayıcı değişkenlere ait puan istatistiklerinin anlamlı olması ($p < 0.01$) bu değişkenlerin modele katkı sağlayacağı anlamına gelir.

Tablo 32'de yordayıcı değişkenlerin modele dahil olduğu durum için tekrarlı kestirim öyküsü sunulmaktadır.

Tablo 32

Yordayıcı Değişkenlerin Modele Dahil Olduğu Durum İçin Tekrarlı Kestirim Öyküsü (İspanya)

Tekrarlı Kestirim	-2 Log Olabilirlik	Sabit	Katsayılar										
			MKAYGI	MBAŞ	MARMOT	MILGI	MDAV	MÖZYET	MNIYET	MÇALET	MBENKAV	ÖZNORM	
Adım 1	1	7576.597	-.743	-.228	.081	.232	-.089	-.126	.579	.029	-.077	.336	-.141
	2	7452.187	-.931	-.299	.110	.312	-.113	-.171	.760	.043	-.111	.454	-.187
	3	7449.714	-.960	-.310	.115	.326	-.117	-.179	.788	.045	-.118	.476	-.195
	4	7449.713	-.961	-.311	.115	.326	-.117	-.179	.789	.046	-.118	.477	-.195

Tablo 32'deki amaçlanan modele ilişkin tekrarlı kestirim öyküsü incelendiğinde yordayıcı değişkenler modele dahil olduğunda -2LL değerinin 7449.713 olduğu görülmektedir. Başlangıç modeli ile amaçlanan model arasındaki -2LL farkı ise $9126.978 - 7449.713 = 1677.265$ olduğundan modelin uyumunda iyileşme meydana geldiği açıkça görülmektedir. Uyumda meydana gelen iyileşme, modele dahil edilen yordayıcı değişkenlerden kaynaklanmaktadır.

Tablo 33'te model katsayılarına ilişkin Omnibus testi sonuçları sunulmaktadır.

Tablo 33

Yordanan ve Yordayıcı Değişkenlerin Kombinasyonu Arasındaki İlişki Hakkında Bilgi Veren Model Katsayılarına İlişkin Omnibus Testi (İspanya)

		Ki-kare	Sd	p
Adım 1	Adım	1677.265	10	.000
	Blok	1677.265	10	.000
	Model	1677.265	10	.000

Tablo 33'e göre model ki-kare değeri manidar ($p < 0.01$) bulunduğundan yordanan değişken ile yordayıcı değişkenler arasında ilişkinin varlığından söz edilebilir. Ayrıca manidar model ki-kare istatistiği, "sadece sabit terimden oluşan başlangıç modeli ile yordayıcı değişkenlerin dahil olduğu amaçlanan model arasında fark yoktur" şeklindeki H_0 hipotezini reddeder ve amaçlanan modelin, gözlemlerin üyeliklerini başlangıç modeline göre daha iyi yordadığı söylenebilir.

Tablo 34'te amaçlanan modele ilişkin Cox & Snell ve Nagelkerke katsayıları verilmiştir.

Tablo 34

Amaçlanan Modele İlişkin Cox & Snell ve Nagelkerke Katsayıları (İspanya)

<i>Adım</i>	<i>Cox & Snell R²</i>	<i>Nagelkerke R²</i>
1	.208	.289

Tablo 34'teki Cox&Snell R² değeri incelendiğinde, matematiğe yönelik duyuşsal özellikler modele dahil olduğunda yeterlik düzeyi yordanan değişkenindeki varyansın Çin-Şangay sonuçları ile benzer şekilde %20.8'inin açıklandığı görülmektedir.

Tablo 35'te uyum iyiliği testi olarak da bilinen, modelin bir bütün olarak uyumu hakkında bilgi veren Hosmer ve Lemeshow testi sonucu sunulmaktadır.

Tablo 35

Modelin Bir Bütün Olarak Uyumu Hakkında Bilgi Veren Hosmer ve Lemeshow Testi (İspanya)

<i>Adım</i>	<i>Ki-kare</i>	<i>Sd</i>	<i>p</i>
1	43.680	8	.000

Tablo 35 incelendiğinde matematiğe yönelik duyuşsal özellikler analize dahil edildiğinde Hosmer ve Lemeshow testi sonucu manidar çıkmaktadır (p<0.01). Bu değer manidar olması, model veri uyumunun yeterli düzeyde olmadığı bir göstergesidir. Yani model, kabul edilebilir uyuma sahip değildir. Bir başka ifade ile, gözenen ve model aracılığıyla tahmin edilen değerler arasında anlamlı bir fark vardır.

Tablo 36'da lojistik regresyon modeli sonucu elde edilen sınıflandırma tablosu sunulmaktadır.

Tablo 36'ya göre amaçlanan modele ilişkin toplam doğru sınıflama yüzdesi %74.5'tir. Uç değerler analize dahil edilmediğinde elde edilen doğru sınıflama yüzdesi ise %74.4 bulunmuştur.

Tablo 36

Lojistik Regresyon Modeli Sonucu Elde Edilen Sınıflama Tablosu (İspanya)

	Gözlenen	Tahmin Edilen		Doğru Tahmin Yüzdesi
		ALT YD	ÜST YD	
Adım 1	ALT YD	4294	518	89.2
	ÜST YD	1315	1063	44.7
	Genel Yüzde			74.5

Tablo 37’de yeterlik düzeyinin yordanması için kurulan lojistik regresyon modelinde yer alan değişkenlerin katsayıları (β_i), bu katsayılara ilişkin standart hatalar, Wald istatistikleri, bu istatistiklerin anlamlılık düzeyleri ve üstel lojistik regresyon katsayıları ($\exp(\beta_i)$) ile değişkenlerin grupları ayırmada katkı oranları verilmiştir. Katkı oranları, grupları ayırmada 0.01 düzeyinde manidar olan değişkenler için altı çizili; 0.05 düzeyinde manidar olan değişkenler için *italik*; diğerleri için normal fontta verilmiştir.

Tablo 37’deki Wald testi sonuçları incelendiğinde modele dahil edilen 10 değişkenden 0.05’lik manidarlık düzeyinde 9, 0.01’lik manidarlık düzeyinde 8 değişkenin modele katkısının anlamlı olduğu görülmektedir. 0.05 manidarlık düzeyinde bireylerin yeterlik düzeylerine göre sınıflandırılmalarında en etkili değişkenler sırasıyla matematik öz yeterliği, matematik benlik kavramı, matematiğe yönelik araçsal motivasyon düzeyi, matematikte başarısızlığı niteleme, matematik ilgisi, matematik çalışma etiği, matematiksel davranış, öznel normlar ve matematik kaygısı şeklindedir. 0.01 manidarlık düzeyinde aynı sıralama matematik öz yeterliği, matematik benlik kavramı, matematiğe yönelik araçsal motivasyon düzeyi, matematikte başarısızlığı niteleme, matematik çalışma etiği, matematiksel davranış, öznel normlar ve matematik kaygısı şeklindedir.

“Matematik kaygısı” yordayıcı değişkenindeki bir birimlik artışın, üst yeterlik düzeyinde olma odds’unda %26.7’lik [(0.733-1).100=-26.7] azalışa yol açtığı görülmektedir; çünkü 1 olarak kodlanan kategori üst yeterlik düzeyinde olma durumudur. “Matematikte başarısızlığı niteleme yordayıcı değişkenindeki bir birimlik artışın, üst yeterlik düzeyinde olma odds’unda %12.2’lik [(1.122-1).100=12.2] artışa yol açtığı görülmektedir.

Tablo 37

Amaçlanan Model Değişkenlerinin Katsayı Tahminleri (İspanya)

		B	S.H.	Wald	Sd	p	Exp(B)	Grupları Ayırmada Katkı Oranları (%)
Adım 1	MKAYGI	-.311	.045	47.670	1	.000	.733	<u>-26.7</u>
	MBAŞ	.115	.036	10.320	1	.001	1.122	<u>12.2</u>
	MARMOT	.326	.040	67.873	1	.000	1.386	<u>38.6</u>
	MİLGİ	-.117	.047	6.095	1	.014	.890	<u>-11</u>
	MDAV	-.179	.033	29.427	1	.000	.836	<u>-16.4</u>
	MÖZYET	.789	.037	461.305	1	.000	2.201	<u>121.1</u>
	MNİYET	.046	.033	1.935	1	.164	1.047	<u>4.7</u>
	MÇALET	-.118	.034	12.456	1	.000	.888	<u>-11.2</u>
	MBENKAV	.477	.048	98.376	1	.000	1.611	<u>61.1</u>
	ÖZNORM	-.195	.038	26.729	1	.000	.823	<u>-17.7</u>
	Sabit	-.961	.034	782.652	1	.000	.382	

“Matematiğe yönelik araçsal motivasyon düzeyi” yordayıcı değişkenindeki bir birimlik artışın, üst yeterlik düzeyinde olma odds’unda %38.6’lık [(1.386-1).100=38.6] artışa yol açtığı görülmektedir. “Matematik öz yeterliği” yordayıcı değişkenindeki bir birimlik artışın, üst yeterlik düzeyinde olma odds’unda %101’lik [(2.201-1).100=120.1] artışa yol açtığı görülmektedir. “Matematik çalışma etiği” yordayıcı değişkenindeki bir birimlik artışın, üst yeterlik düzeyinde olma odds’unda %11.2’lik [(0.888-1).100=-11.2] azalışa yol açtığı görülmektedir. “Matematik benlik kavramı” yordayıcı değişkenindeki bir birimlik artışın, üst yeterlik düzeyinde olma odds’unda %61.1’lik [(1.611-1).100=61.1] artışa yol açtığı görülmektedir. Diğer değişkenlerin grupları ayırmada katkı oranları benzer şekilde hesaplanmıştır.

İspanya Örnekleminde Matematiğe Yönelik Duyuşsal Özelliklerin Matematik Başarısını Sınıflama Doğruluğunu İncelemek İçin Yapılan Ayırma Analizi İle Elde Edilen Bulgular ve Yorumlar. Araştırmanın ikinci alt probleminin ikinci problemine cevap verebilmek için İspanya örnekleminde matematiğe yönelik duyuşsal özelliklerin ayırma analizi ile matematik başarısını sınıflandırmasına bakılmıştır. Analiz sonucu elde edilen çıktılar halinde verilmiştir.

Ayrma fonksiyonunun önemliliğinin değerlendirilmesinde özdeğer, kanonik korelasyon ve Wilk’s Lambda istatistiklerinden yararlanılır. Ayrma fonksiyonuna ilişkin özdeğer, varyans ve kanonik korelasyon değerleri Tablo 38’de, Wilk’s Lambda değeri ise Tablo 39’da verilmiştir.

Tablo 38

Ayırma Fonksiyonunun Önemliliği Hakkında Bilgi Veren Özdeğere İlişkin Bilgiler (İspanya)

<i>Fonksiyon</i>	<i>Özdeğer</i>	<i>Varyans %</i>	<i>Kümülatif %</i>	<i>Kanonik Korelasyon</i>	<i>R²</i>
1	.271	100.0	100.0	.462	.213

Tablo 38 incelendiğinde bağımlı değişkendeki varyansın açıklanan kısmı hakkında bilgi veren fonksiyona ait özdeğerin 0.271 olduğu görülmüş olup bu değer, 0.40 kabul değerinin altındadır. Dolayısıyla özdeğer sonucuna göre ayırma fonksiyonu bağımlı değişkendeki varyansı, istenilen düzeyde açıklayamamaktadır. Oluşturulan gruplarla ayırma fonksiyonları arasındaki ilişkiyi ifade eden kanonik korelasyon değeri ise 0.462 olup fonksiyon, grupları ayırmada orta düzeyde etkilidir. Toplam varyansın gruplar arası farka atfedilme oranını gösteren kanonik korelasyon katsayısının karesi ise 0.213 bulunmuştur. Bu sonuç, gruplar arasındaki değişimin %21.3'ünün matematiğe yönelik duyuşsal özelliklerden kaynaklandığını ifade eder. Çin-Şangay sonuçları ile benzer şekilde bilişsel bir özelliğin %21.3'ünün duyuşsal özellikler ile açıklanması oldukça anlamlı bir bulgudur. Bu bulgunun uygulayıcılar tarafından dikkate alınmasıyla, bazı eğitsel sorunların aşılmasına destek verebilir.

Ayırma fonksiyonunun anlamlılığı hakkında bilgi veren Wilk's Lambda değeri Tablo 39'da verilmiştir.

Tablo 39

Ayırma Fonksiyonunun Anlamlılığı Hakkında Bilgi Veren Wilk's Lambda İstatistiği (İspanya)

<i>Fonksiyon</i>	<i>Wilk's Lambda</i>	<i>Ki-kare</i>	<i>Sd</i>	<i>p</i>
1	.787	1723.586	10	.000

Tablo 39 incelendiğinde tek fonksiyon için üretilen Wilk's Lambda istatistiğine ilişkin ki-kare değeri manidardır ($\chi^2 = 1723.586$; $p < 0.01$). Gruplar, bu fonksiyon ile ayrılabilir. Ancak Wilk's Lambda değeri, 0.787 bulunmuş olup bu değer, ayırma puanlarındaki toplam varyansın %78.7'sinin gruplar arasındaki farklar tarafından açıklanmadığının da bir göstergesidir. Açıklanmayan kısmın bu

kadar büyük olmasının nedeni matematik başarısının sınıflandırılmasında etkili ancak bu modele dahil edilmeyen değişkenler olabilir.

Değişkenlerin grupları ayırmada ne derecede anlamlı olduğunu belirlemek için kullanılan değişkenlere ait Wilk's Lambda istatistikleri Tablo 40'ta verilmiştir.

Tablo 40'ta verilen her bir bağımsız değişkenin anlamlılık düzeyleri incelendiğinde matematiksel davranış değişkeni haricindeki tüm bağımsız değişkenlere ait puanlara göre gruplar arasındaki farkların tümünün anlamlı ($p < 0.01$) olduğu görülmektedir. Ancak puanlarına göre gruplar arasındaki farkların anlamlı olduğu tüm bağımsız değişkenlere ilişkin Wilk's Lambda istatistiklerine ait değerler 1'e yakın olduğundan bağımsız değişkenlerin grupları ayırmada etkisinin çok da yüksek olmadığı görülmektedir.

Tablo 40

Wilk's Lambda Grup Ortalamalarının Eşitliği Testi (İspanya)

	<i>Wilk's Lambda</i>	<i>F</i>	<i>Sd1</i>	<i>Sd2</i>	<i>p</i>
<i>MKAYGI</i>	.917	652.145	1	7188	.000
<i>MBAŞ</i>	.994	43.316	1	7188	.000
<i>MARMOT</i>	.940	459.338	1	7188	.000
<i>MİLGİ</i>	.955	341.419	1	7188	.000
<i>MDAV</i>	1.000	.915	1	7188	.339
<i>MÖZYET</i>	.859	1182.152	1	7188	.000
<i>MNİYET</i>	.974	190.686	1	7188	.000
<i>MÇALET</i>	.995	34.382	1	7188	.000
<i>MBENKAV</i>	.878	1003.431	1	7188	.000
<i>ÖZNORM</i>	.994	44.756	1	7188	.000

Grupları ayırmada bağımsız değişkenlerin öneminin değerlendirilmesi için standartlaştırılmış ayırma fonksiyon katsayılarının ve yapı matrisi değerlerinin incelenmesi gerekmektedir. Standartlaştırılmış ayırma fonksiyonuna ilişkin katsayılar Tablo 41'de, yapı matrisi katsayıları ise Tablo 42'de sunulmuştur.

Tablo 41'de değişkenler, standartlaştırılmış katsayılarına göre yani grupları ayırmadaki önem derecelerine göre sırasıyla verilmiştir. 0.01 düzeyinde gruplar arasındaki farkların manidar olduğu değişkenlerden, grupları ayırmada diğerlerine göre daha önemli değişkenler sırasıyla matematik öz yeterliği, matematik benlik kavramı, matematiğe yönelik araçsal motivasyon düzeyi olmak üzere diğer

değişkenler matematik kaygısı, öznel normlar, matematik ilgisi, matematik çalışma etiği, matematikte başarısızlığı niteleme, matematik niyetleri şeklindedir.

Tablo 41

Ayırma Fonksiyonuna İlişkin Standartlaştırılmış Katsayılar (İspanya)

	<i>Fonksiyon 1</i>
<i>MÖZYET</i>	.648
<i>MBENKAV</i>	.408
<i>MARMOT</i>	.310
<i>MKAYGI</i>	-.245
<i>ÖZNORM</i>	-.170
<i>MDAV</i>	-.159
<i>MİLGİ</i>	-.108
<i>MÇALET</i>	-.100
<i>MBAŞ</i>	.090
<i>MNİYET</i>	.036

Tablo 42

Değişkenlerin Ayırma Fonksiyonu İle İlişisini Belirten Yapı Matrisi Katsayıları (İspanya)

	<i>Fonksiyon 1</i>
<i>MÖZYET</i>	.779
<i>MBENKAV</i>	.717
<i>MKAYGI</i>	-.578
<i>MARMOT</i>	.485
<i>MİLGİ</i>	.419
<i>MNİYET</i>	.313
<i>ÖZNORM</i>	.152
<i>MBAŞ</i>	-.149
<i>MÇALET</i>	.133
<i>MDAV</i>	.022

Tablo 42'deki değişkenlerin ayırma fonksiyonu ile ilişkisini, bir başka ifade ile değişkenlerin önemi hakkında bilgi veren yapı matrisi katsayıları incelendiğinde ayırma fonksiyonu ile ilişkisi en yüksek olan değişkenler matematik öz yeterliği (0.779) ve matematik benlik kavramı (0.717); sonrasında ise sırasıyla matematik kaygısı (-0.578), matematiğe yönelik araçsal motivasyon (0.485), matematik ilgisi (0.419), matematik niyetleri (0.313) değişkenleri ayırma fonksiyonu ile orta düzeyde; diğer değişkenler ise düşük düzeyde ilişki göstermektedir.

Ayırma fonksiyonu, özdeğerler aracılığıyla hesaplanan standart olmayan katsayılar ile belirlenir. Standart olmayan katsayılar ise Tablo 43'te sunulmaktadır.

Tablo 43

Ayırma Fonksiyonuna İlişkin Standart Olmayan Katsayılar (İspanya)

	<i>Fonksiyon 1</i>
<i>MKAYGI</i>	-0.296
<i>MBAŞ</i>	.105
<i>MARMOT</i>	.301
<i>MİLGİ</i>	-0.116
<i>MDAV</i>	-0.164
<i>MÖZYET</i>	.751
<i>MNİYET</i>	.037
<i>MÇALET</i>	-0.100
<i>MBENKAV</i>	.435
<i>ÖZNORM</i>	-0.183
<i>(Sabit)</i>	-0.085

Tablo 43'teki ayırma fonksiyonuna ait standart olmayan katsayılara göre ayırma fonksiyonu,

$$f = - 0.085 - 0.296*MKAYGI + 0.105*MBAŞ + 0.301*MARMOT - 0.116*MİLGİ - 0.164*MDAV + 0.751*MÖZYET + 0.037*MNİYET - 0.100*MÇALET + 0.435*MBENKAV - 0.183*ÖZNORM$$

şeklindedir.

Yapılan analizler sonucu kurulan modelin toplam doğru sınıflama oranları Tablo 44'te verilmiştir.

Tablo 44 incelendiğinde ayırma fonksiyonunun toplam doğru sınıflama yüzdesi %74.5 bulunmuştur. Uç değerler analize dahil edilmediğinde elde edilen doğru sınıflama yüzdesi ise %74.6 bulunmuştur. Yapılan karesel ayırma analizi sonucu da %75.2 bulunmuş olup bu değer doğrusal ayırma analizinden elde edilen sonuçlarla örtüşmektedir.

Tablo 44

Sınıflandırma Sonuçları (İspanya)

			Tahmin Edilen Grup Üyeliği		
			ALT YD	ÜST YD	Toplam
Gerçek Grup Üyeliği	Sayı	ALT YD	4295	517	4812
		ÜST YD	1318	1060	2378
	%	ALT YD	89.3	10.7	100.0
		ÜST YD	55.4	44.6	100.0
Çapraz Geçerlik	Sayı	ALT YD	4291	521	4812
		ÜST YD	1322	1056	2378
	%	ALT YD	89.2	10.8	100.0
		ÜST YD	55.6	44.4	100.0

Toplam Doğru Sınıflama Yüzdesi: %74.5
Çapraz Geçerlik İle Toplam Doğru Sınıflama Yüzdesi: %74.4

Sınıflandırma doğruluğunu değerlendirmek için maksimum şans kriteri %66.9, nispi şans kriteri ise %55.7 olarak bulunmuştur. Analiz sonucu elde edilen doğru sınıflandırma yüzdesi, hem maksimum şans kriterinden hem de nispi şans kriterinden yüksektir. Bu sonuçlar doğrultusunda analiz sonucunda elde edilen ayırma fonksiyonunun şansla sınıflandırmanın ötesinde doğru sınıflama yaptığı söylenebilmektedir.

Lojistik Regresyon Analizi ve Ayırma Analizi Performanslarının Karşılaştırılmasına Dair Bulgular ve Yorumlar. Araştırmanın ikinci alt probleminin üçüncü problemine cevap verebilmek için İspanya örnekleminde lojistik regresyon analizi ve ayırma analizinin sonuçlarının karşılaştırılmasında yöntemlerin doğru sınıflama performansları değerlendirilmiştir. Ayrıca her iki yöntemde de grupları ayırmada en önemli değişkenler de karşılaştırılmıştır. Tablo 45'te lojistik regresyon analizi ve ayırma analizinin sınıflama sonuçları verilmiştir.

Tablo 45

Lojistik Regresyon Analizi ve Ayırma analizi Sınıflandırma Sonuçları (İspanya)

		Tahmin Edilen Grup Üyeliği				Doğru Sınıflama Yüzdesi	
		ALT YD		ÜST YD			
		LRA	AA	LRA	AA	LRA	AA
Gerçek Grup	ALT YD	4294	4295	518	517	89.2	89.3
Üyeliği	ÜST YD	1315	1318	1063	1060	44.7	44.6
Toplam Doğru Sınıflama Yüzdesi:						74.5	74.5

Tablo 45 incelendiğinde alt yeterlik düzeyindeki 4812 öğrenciden lojistik regresyon analizi ile 4294'ü doğru, ayırma analizi ile 4295'i doğru sınıflandırılmıştır. Doğru sınıflama yüzdeleri sırasıyla %89.2 ve %89.3'tür. Üst yeterlik düzeyindeki 2378 kişiden lojistik regresyon analizi ile 1063'ü, ayırma analizi ile 1060'ı doğru sınıflandırılmıştır. Doğru sınıflandırılma yüzdeleri sırasıyla %44.7 ve %44.6 bulunmuştur. Alt ve üst yeterlik düzeylerine göre toplam doğru sınıflama yüzdeleri birbirlerine oldukça yakındır. Toplam doğru sınıflama performansları incelendiğinde ise toplam doğru sınıflama yüzdeleri lojistik regresyon analizi ve ayırma analizi sonuçları aynı olup %74.5 bulunmuştur.

Elde edilen sonuçlar incelendiğinde her iki yöntem, bireyleri şansın ötesinde doğru bir şekilde sınıfladığından her iki yöntemin de bireyleri yeterlik düzeylerine göre sınıflamada başarılı oldukları görülmektedir. Her iki yöntemden elde edilen toplam doğru sınıflama oranlarına göre yöntemlerin birbirlerine oldukça yakın düzeyde doğru sınıflama yaptığı görülmektedir.

Bireyleri yeterlik düzeylerine göre ayırmada manidar olan ve diğerlerine göre etkisi daha yüksek değişkenler incelendiğinde ise her iki yöntemde bu değişkenlerin sırasıyla matematik öz yeterliği, matematik benlik kavramı ve matematiğe yönelik araçsal motivasyon düzeyi olduğu görülmektedir. Dolayısıyla hem sınıflama performansları açısından hem de bireyleri yeterlik düzeylerine göre ayırmada en önemli değişkenleri belirlemek açısından her iki yöntemden de oldukça benzer sonuçların elde edildiği söylenebilir. Ayrıca duyuşsal özelliklerin yeterlik düzeyi değişkenindeki açıkladığı varyans oranları; lojistik regresyon analizi ile %20.8, ayırma analizi ile %21.3 bulunmuş olup bu değerlerin de birbirlerine yakın olması her iki yöntemden de elde edilen sonuçların benzerliğini desteklemektedir.

Peru İçin Matematiğe Yönelik Duyuşsal Özelliklerin Matematik Başarısını Sınıflama Doğruluğunun İncelenmesi

1349 kişiden oluşan Peru örneğinde herhangi bir değişkene ilişkin kayıp veri içeren 274 gözleme ait veriler, lojistik regresyon analizine ve ayırma analizine dahil edilmemiştir. Analizler, 1075 geçerli veri ile yürütülmüştür. Geçerli verilerden 1050'si (%97.7) alt yeterlik düzeyinde olup 25'i (%2.3) üst yeterlik düzeyinde yer almaktadır.

Peru Örnekleminde Matematiğe Yönelik Duyuşsal Özelliklerin Matematik Başarısını Sınıflama Doğruluğunu İncelemek İçin Yapılan Lojistik Regresyon Analizi İle Elde Edilen Bulgular ve Yorumlar. Araştırmanın üçüncü alt probleminin ilk problemine cevap verebilmek için Peru örneğinde matematiğe yönelik duyuşsal özelliklerin lojistik regresyon analizi ile matematik başarısını sınıflandırmasına bakılmıştır. Analiz sonucu elde edilen çıktılar tablo halinde verilmiştir.

Tablo 46'da başlangıç modeli için model uyumu hakkında bilgi veren tekrarlı kestirim öyküsü sunulmaktadır. Bu veriler, yordayıcı değişkenlerin modele dahil olduğu durum için karşılaştırma amacıyla kullanılmıştır.

Tablo 46

Başlangıç Modeli İçin Model Uyumu Hakkında Bilgi Veren Tekrarlı Kestirim Öyküsü (Peru)

<i>Tekrarlı Kestirim</i>	<i>-2 Log Olabilirlik</i>	<i>Katsayılar (Sabit)</i>
<i>Adım 0</i>		
1	393.085	-1.907
2	263.471	-2.849
3	239.575	-3.457
4	237.503	-3.704
5	237.474	-3.737
6	237.474	-3.738

, Tablo 46 incelendiğinde sadece sabit terimin yer aldığı başlangıç modelinin uyumu hakkında bilgi veren -2LL değerinin 393.085 ile başladığı görülmektedir. Bu değer oldukça yüksektir.

Tablo 47'de lojistik regresyon analizi sonucunda tüm gözlemlerin tek bir kategoride olduğu varsayılarak elde edilen ilk sınıflandırma durumu sunulmaktadır.

Tablo 47

Lojistik Regresyon Analizi Sonucunda Elde Edilen İlk Sınıflandırma Durumu (Peru)

<i>Gözlenen</i>	<i>Tahmin Edilen</i>		<i>Doğru Tahmin Yüzdesi</i>
	<i>ALT YD</i>	<i>ÜST YD</i>	
<i>Adım 0</i>			
<i>ALT YD</i>	1050	0	100.0
<i>ÜST YD</i>	25	0	0
<i>Genel Yüzde</i>			97.7

Tablo 47'deki tüm gözlemlerin çoğunlukta olduğu grupta varsayılarak başlangıç modeli ile yapılan sınıflandırma doğruluğu %97.7 bulunmuştur.

Tablo 48'de başlangıç modelini oluşturan sabit terim, sabit terime ilişkin standart hata, değişkenin manidarlığı hakkında bilgi veren Wald istatistiği, Wald istatistiğine ilişkin serbestlik derecesi ile manidarlık düzeyi ve odds oranını ifade eden üstel lojistik regresyon katsayısı sunulmaktadır.

Tablo 48

Başlangıç Modelinde Yer Alan Değişkenler (Peru)

		<i>B</i>	<i>S.H.</i>	<i>Wald</i>	<i>Sd</i>	<i>P</i>	<i>Exp(B)</i>
<i>Adım 0</i>	<i>Sabit</i>	-3.738	.202	341.132	1	.000	.024

Tablo 48'de başlangıç modelini oluşturan sabit terim -3.738, değişkenin manidarlığı hakkında bilgi veren Wald istatistiği 341.132, Wald istatistiğine ilişkin manidarlık düzeyi 0.000 ve odds oranını ifade eden üstel lojistik regresyon katsayısı 0.024 olarak bulunmuştur.

Tablo 49'da başlangıç modelinde yer almayan değişkenlere ait, değişkenlerin modele anlamlı katkı sağlayıp sağlamadığı hakkında bilgi veren puan istatistikleri ve hata ki-kare istatistiği yer almaktadır.

Tablo 49

Başlangıç Modelinde Yer Almayan Değişkenler (Peru)

			<i>Puan</i>	<i>Sd</i>	<i>P</i>
<i>Adım 0</i>	<i>Değişkenler</i>	<i>MKAYGI</i>	14.959	1	.000
		<i>MBAŞ</i>	3.387	1	.066
		<i>MARMOT</i>	.750	1	.387
		<i>MİLGİ</i>	.367	1	.545
		<i>MDAV</i>	.654	1	.419
		<i>MÖZYET</i>	19.411	1	.000
		<i>MNİYET</i>	2.316	1	.128
		<i>MÇALET</i>	.572	1	.449
		<i>MBENKAV</i>	23.432	1	.000
		<i>ÖZNORM</i>	3.332	1	.068
		<i>Hata Ki-kare İstatistiği ($\chi^2_{\beta_0}$)</i>	64.451	10	.000

Tablo 49'da başlangıç modelinde yer almayan değişkenler yani araştırmanın yordayıcı değişkenleri yer almaktadır. Tablo 49'da verilen hata kare istatistiğinin manidar olduğu görülmektedir ($\chi^2_{\beta_0} = 64.451, p < 0.01$). Bu da başlangıç modelinde yer almayan değişkenlere ait katsayıların sıfırdan anlamlı derecede farklı olduğunu ifade eder. Dolayısıyla bu değişkenlerden en az birinin modele dahil edilmesi, modelin yordama gücünü arttıracaktır. Ayrıca matematik kaygısı, matematik öz yeterliği ve matematik benlik kavramı yordayıcı değişkenlere ait puan istatistiklerinin anlamlı olması ($p < 0.01$) bu değişkenlerin modele katkı sağlayacağı anlamına gelir.

Tablo 50'de yordayıcı değişkenlerin modele dahil olduğu durum için tekrarlı kestirim öyküsü sunulmaktadır.

Tablo 50

Yordayıcı Değişkenlerin Modele Dahil Olduğu Durum İçin Tekrarlı Kestirim Öyküsü (Peru)

Tekrarlı Kestirim	-2 Log Olabilirlik	Katsayılar											
		Sabit	MKAYGI	MBAŞ	MARMOT	MİLGİ	MDAV	MÖZYET	MNİYET	MÇALET	MBENKAV	ÖZNORM	
1	384.059	-1.763	-.048	.009	.018	-.089	-.049	.118	-.002	-.033	.171	-.044	
2	238.478	-2.474	-.139	.029	.042	-.243	-.139	.325	-.007	-.095	.485	-.127	
3	195.656	-2.844	-.285	.073	.043	-.455	-.290	.619	-.016	-.191	.985	-.272	
Adım 1	4	184.653	-3.104	-.410	.127	-.010	-.586	-.435	.825	-.021	-.263	1.403	-.422
	5	183.340	-3.243	-.465	.154	-.052	-.624	-.502	.913	-.015	-.296	1.576	-.505
	6	183.310	-3.269	-.475	.158	-.061	-.629	-.513	.929	-.012	-.302	1.601	-.522
	7	183.310	-3.270	-.475	.158	-.061	-.629	-.513	.929	-.012	-.302	1.602	-.522

Tablo 50'de amaçlanan modele ilişkin tekrarlı kestirim öyküsü incelendiğinde başlangıç modelinde 237.474 olan -2LL değerinin yordayıcı değişkenler modele dahil olduğunda 183.310'a kadar düştüğü görülmektedir. Başlangıç modeli ile amaçlanan model arasındaki -2LL farkı $237.474 - 183.310 = 54.164$ olduğundan modelin uyumunda iyileşme meydana geldiği açıkça görülmektedir. Uyumda meydana gelen iyileşme, modele dahil edilen yordayıcı değişkenlerden kaynaklanmaktadır.

Tablo 51’de model katsayılarına ilişkin Omnibus testi sonuçları sunulmaktadır.

Tablo 51

Yordanan ve Yordayıcı Değişkenlerin Kombinasyonu Arasındaki İlişki Hakkında Bilgi Veren Model Katsayılarına İlişkin Omnibus Testi (Peru)

		<i>Ki-kare</i>	<i>Sd</i>	<i>p</i>
<i>Adım 1</i>	<i>Adım</i>	54.164	10	.000
	<i>Blok</i>	54.164	10	.000
	<i>Model</i>	54.164	10	.000

Tablo 51 incelendiğinde model ki-kare değeri manidar ($p < 0.01$) bulunduğundan yordanan değişken ile yordayıcı değişkenler arasında ilişkinin varlığından söz edilebilir. Ayrıca manidar model ki-kare istatistiği, “sadece sabit terimden oluşan başlangıç modeli ile yordayıcı değişkenlerin dahil olduğu amaçlanan model arasında fark yoktur” şeklindeki H_0 hipotezini reddeder ve amaçlanan modelin, gözlemlerin üyeliklerini başlangıç modeline göre daha iyi yordadığı söylenebilir.

Tablo 52’de amaçlanan modele ilişkin Cox & Snell ve Nagelkerke katsayıları verilmiştir.

Tablo 52

Amaçlanan Modele İlişkin Cox & Snell ve Nagelkerke Katsayıları (Peru)

<i>Adım</i>	<i>Cox & Snell R²</i>	<i>Nagelkerke R²</i>
1	.049	.248

Tablo 52’de Cox&Snell R^2 değeri incelendiğinde matematiğe yönelik duyuşsal özellikler modele dahil olduğunda yeterli düzeyi yordanan değişkenindeki varyansın sadece %4.9’unu açıklayabilmektedir.

Tablo 53’te uyum iyiliği testi olarak da bilinen, modelin bir bütün olarak uyumu hakkında bilgi veren Hosmer ve Lemeshow testi sonucu sunulmaktadır.

Tablo 53

Modelin Bir Bütün Olarak Uyumu Hakkında Bilgi Veren Hosmer ve Lemeshow Testi (Peru)

<i>Adım</i>	<i>Ki-kare</i>	<i>Sd</i>	<i>p</i>
1	6.032	8	.644

Tablo 53 incelendiğinde matematiğe yönelik duyuşsal özellikler analize dahil edildiğinde Hosmer ve Lemeshow testi sonucu manidar çıkmamaktadır ($p>0.05$). Bu deęerin manidar olmaması, model veri uyumunun yeterli düzeyde olduęunun bir göstergesidir. Yani model, kabul edilebilir uyuma sahiptir. Bir başka ifadeyle, gözenen ve model aracılığıyla tahmin edilen deęerler arasında anlamlı bir fark yoktur.

Tablo 54'te lojistik regresyon modeli sonucu elde edilen sınıflandırma tablosu sunulmaktadır.

Tablo 54

Lojistik Regresyon Modeli Sonucu Elde Edilen Sınıflama Tablosu (Peru)

<i>Adım 1</i>	<i>Gözlenen</i>	<i>Tahmin Edilen</i>		<i>Doęru Tahmin Yüzdesi</i>
		<i>ALT YD</i>	<i>ÜST YD</i>	
	<i>ALT YD</i>	1049	1	99.9
	<i>ÜST YD</i>	24	1	4.0
	<i>Genel Yüzde</i>			97.7

Tablo 54'e göre amaçlanan modele ilişkin toplam doęru sınıflama yüzdesi %97.7'dir. Uç deęerler analize dahil edilmediğinde elde edilen doęru sınıflama yüzdesi ise %97.9 bulunmuştur.

Tablo 55'te yeterlik düzeyinin yordanması için kurulan lojistik regresyon modelinde yer alan deęişkenlerin katsayıları (β_i), bu katsayılarla ilişkin standart hatalar, Wald istatistikleri, bu istatistiklerin anlamlılık düzeyleri ve üstel lojistik regresyon katsayıları ($\exp(\beta_i)$) ile deęişkenlerin grupları ayırmada katkı oranları verilmiştir. Katkı oranları, grupları ayırmada 0.01 düzeyinde manidar olan deęişkenler için altı çizili; 0.05 düzeyinde manidar olan deęişkenler için *italik*; dięerleri için normal fontta verilmiştir.

Tablo 55

Amaçlanan Model Değişkenlerinin Katsayı Tahminleri (Peru)

		B	S.H.	Wald	Sd	p	Exp(B)	Grupları Ayırmada Katkı Oranları (%)
Adım 1	MKAYGI	-.475	.372	1.628	1	.202	.622	-37.8
	MBAŞ	.158	.239	.437	1	.509	1.171	17.1
	MARMOT	-.061	.372	.027	1	.869	.941	-5.9
	MİLGİ	-.629	.454	1.920	1	.166	.533	-46.7
	MDAV	-.513	.291	3.099	1	.078	.599	-40.1
	MÖZYET	.929	.290	10.297	1	.001	2.533	<u>153.3</u>
	MNİYET	-.012	.277	.002	1	.966	.988	-1.2
	MÇALET	-.302	.320	.888	1	.346	.739	-26.1
	MBENKAV	1.602	.428	13.984	1	.000	4.962	<u>396.2</u>
	ÖZNORM	-.522	.253	4.270	1	.039	.593	-40.7
	Sabit	-3.270	.339	93.121	1	.000	.038	

Tablo 55'teki Wald testi sonuçları incelendiğinde modele dahil edilen 10 değişkenden 0.05 manidarlık düzeyinde 3, 0.01 manidarlık düzeyinde 2 tanesinin modele katkısının anlamlı olduğu görülmektedir. 0.05 manidarlık düzeyinde bireylerin yeterli düzeylerine göre sınıflandırılmalarında en etkili değişkenler sırasıyla matematik benlik kavramı, matematik öz yeterliği ve öznel normlardır. 0.01 manidarlık düzeyinde bu değişkenler sırasıyla matematik benlik kavramı ve matematik öz yeterliği şeklindedir.

“Matematik öz yeterliği” yordayıcı değişkenindeki bir birimlik artışın, üst yeterlik düzeyinde olma odds'unda %153.3'lük $[(2.533-1).100=153.3]$ artışa yol açtığı görülmektedir; çünkü 1 olarak kodlanan kategori üst yeterlik düzeyinde olma durumudur. “Matematik benlik kavramı yordayıcı değişkenindeki bir birimlik artışın, üst yeterlik düzeyinde olma odds'unda %396.2'lik $[(4.962-1).100=396.2]$ artışa yol açtığı görülmektedir. “Öznel normlar” yordayıcı değişkenindeki bir birimlik artışın, üst yeterlik düzeyinde olma odds'unda %40.7'lik $[(0.593-1).100=-40.7]$ azalışa yol açtığı görülmektedir. Diğer değişkenlerin grupları ayırmada katkı oranları benzer şekilde hesaplanmıştır.

Peru Örneğinde Matematiğe Yönelik Duyuşsal Özelliklerin Matematik Başarısını Sınıflama Doğruluğunu İncelemek İçin Yapılan Ayırma Analizi İle Elde Edilen Bulgular ve Yorumlar. Araştırmanın üçüncü alt

probleminin ikinci problemine cevap verebilmek için Peru örneğinde matematiğe yönelik duyuşsal özelliklerin ayırma analizi ile matematik başarısını sınıflandırmasına bakılmıştır. Analiz sonucu elde edilen çıktılar tablo halinde verilmiştir.

Ayırma fonksiyonunun önemliliğinin değerlendirilmesinde özdeğer, kanonik korelasyon ve Wilk's Lambda istatistiklerinden yararlanır. Ayırma fonksiyonuna ilişkin özdeğer, varyans ve kanonik korelasyon değerleri Tablo 56'da, Wilk's Lambda değeri ise Tablo 57'de verilmiştir.

Tablo 56

Ayırma Fonksiyonunun Önemliliği Hakkında Bilgi Veren Özdeğere İlişkin Bilgiler (Peru)

<i>Fonksiyon</i>	<i>Özdeğer</i>	<i>Varyans %</i>	<i>Kümülatif %</i>	<i>Kanonik Korelasyon</i>	<i>R²</i>
1	.064	100.0	100.0	.245	.060

Tablo 56 incelendiğinde üretilen tek fonksiyona ilişkin özdeğerin 0.064 olduğu görülmekte olup bu değer, 0.40 kabul değerinin oldukça altındadır. Dolayısıyla özdeğer sonucuna göre ayırma fonksiyonu, bağımlı deęişkendeki varyansı istenilen düzeyde açıklayamamaktadır. Oluşturulan gruplarla ayırma fonksiyonları arasındaki ilişkiyi ifade eden kanonik korelasyon değeri ise 0.245'tir. Dolayısıyla fonksiyonun grupları ayırmada düşük düzeyde etkili olduğu söylenebilir. Toplam varyansın gruplar arası farka atfedilme oranını gösteren kanonik korelasyon katsayısının karesi ise 0.060 bulunmuştur. Bu sonuç, gruplar arasındaki deęişimin %6'sının matematiğe yönelik duyuşsal özelliklerden kaynaklandığını ifade eder. Ayırma fonksiyonunun anlamlılığı hakkında bilgi veren Wilk's Lambda değeri Tablo 57'de verilmiştir.

Tablo 57

Ayırma Fonksiyonunun Anlamlılığı Hakkında Bilgi Veren Wilk's Lambda İstatistiği (Peru)

<i>Fonksiyon</i>	<i>Wilk's Lambda</i>	<i>Ki-kare</i>	<i>Sd</i>	<i>p</i>
1	.940	66.031	10	.000

Tablo 57 incelendiğinde, tek fonksiyon için üretilen Wilk's Lambda istatistiğine ilişkin ki-kare değeri manidardır ($\chi^2=66.031$; $p<0.01$). Dolayısıyla

grupların, bu fonksiyon ile ayrılabilirdiği söylenebilir. Ancak Wilk's Lambda değeri, 0.94 bulunmuş olup bu değer, ayırma puanlarındaki toplam varyansın %94'ünün gruplar arasındaki farklar tarafından açıklanmadığının da bir göstergesidir. Açıklanmayan kısmın bu kadar büyük olmasının nedeni matematik başarısının sınıflandırılmasında etkili ancak bu modele dahil edilmeyen değişkenler olabilir.

Değişkenlerin grupları ayırmada ne derecede anlamlı olduğunu belirlemek için kullanılan değişkenlere ait Wilk's Lambda istatistikleri Tablo 58'de verilmiştir.

Tablo 58

Wilk's Lambda Grup Ortalamalarının Eşitliği Testi (Peru)

	<i>Wilk's Lambda</i>	<i>F</i>	<i>Sd1</i>	<i>Sd2</i>	<i>p</i>
<i>MKAYGI</i>	.986	15.142	1	1073	.000
<i>MBAŞ</i>	.997	3.391	1	1073	.066
<i>MARMOT</i>	.999	.749	1	1073	.387
<i>MİLGİ</i>	1.000	.366	1	1073	.545
<i>MDAV</i>	.999	.653	1	1073	.419
<i>MÖZYET</i>	.982	19.732	1	1073	.000
<i>MNİYET</i>	.998	2.317	1	1073	.128
<i>MÇALET</i>	.999	.572	1	1073	.450
<i>MBENKAV</i>	.978	23.910	1	1073	.000
<i>ÖZNORM</i>	.997	3.336	1	1073	.068

Tablo 58'de verilen her bir bağımsız değişkenin anlamlılık düzeyleri incelendiğinde matematik kaygısı, matematik öz yeterliği ve matematik benlik kavramı değişkenlerine ait puanlara göre gruplar arasındaki farkların tümünün anlamlı ($p < 0.01$) olduğu görülmektedir. Ancak tüm bağımsız değişkenlere ilişkin Wilk's Lambda istatistiklerine ait değerler 1'e yakın olduğundan bu üç bağımsız değişkenin grupları ayırmada etkisinin çok da yüksek olmadığı görülmektedir.

Grupları ayırmada bağımsız değişkenlerin öneminin değerlendirilmesi için standartlaştırılmış ayırma fonksiyon katsayılarının ve yapı matrisi değerlerinin incelenmesi gerekmektedir. Standartlaştırılmış ayırma fonksiyonuna ilişkin katsayılar Tablo 59'da, yapı matrisi katsayıları ise Tablo 60'ta sunulmuştur.

Tablo 59'da değişkenler, standartlaştırılmış katsayılarına göre yani grupları ayırmadaki önem derecelerine göre sırasıyla verilmiştir. 0.01 düzeyinde gruplar arasındaki farkların manidar olduğu değişkenlerden, grupları ayırmada matematik

benlik kavramı ve matematik öz yeterliği; matematik kaygısına göre daha önemlidir.

Tablo 59

Ayrırma Fonksiyonuna İlişkin Standartlaştırılmış Katsayılar (Peru)

	<i>Fonksiyon 1</i>
<i>MBENKAV</i>	.901
<i>MÖZYET</i>	.608
<i>MİLGİ</i>	-.520
<i>ÖZNORM</i>	-.315
<i>MDAV</i>	-.304
<i>MKAYGI</i>	-.221
<i>MÇALET</i>	-.216
<i>MARMOT</i>	.102
<i>MBAŞ</i>	.057
<i>MNİYET</i>	-.016

Tablo 60

Değişkenlerin Ayrırma Fonksiyonu İle İlişisini Belirten Yapı Matrisi Katsayıları (Peru)

	<i>Fonksiyon 1</i>
<i>MBENKAV</i>	.591
<i>MÖZYET</i>	.537
<i>MKAYGI</i>	-.470
<i>MBAŞ</i>	-.223
<i>ÖZNORM</i>	-.221
<i>MNİYET</i>	.184
<i>MARMOT</i>	.105
<i>MDAV</i>	-.098
<i>MÇALET</i>	.091
<i>MİLGİ</i>	.073

Tablo 60'taki yapı matrisi katsayıları incelendiğinde matematik benlik kavramı (0.591), matematik öz yeterliği (0.537) ve matematik kaygısı (-0.470) ayırma fonksiyonu ile orta düzeyde; diğer değişkenler ise düşük düzeyde ilişki göstermektedir.

Ayrırma fonksiyonu, özdeğerler aracılığıyla hesaplanan standart olmayan katsayılar ile belirlenir. Standart olmayan katsayılar ise Tablo 61'de sunulmaktadır.

Tablo 61

Ayırma Fonksiyonuna İlişkin Standart Olmayan Katsayılar (Peru)

	<i>Fonksiyon 1</i>
<i>MKAYGI</i>	-.338
<i>MBAŞ</i>	.063
<i>MARMOT</i>	.128
<i>MİLGİ</i>	-.621
<i>MDAV</i>	-.340
<i>MÖZYET</i>	.821
<i>MNİYET</i>	-.016
<i>MÇALET</i>	-.231
<i>MBENKAV</i>	1.195
<i>ÖZNORM</i>	-.305
(Sabit)	1.007

Tablo 61'deki ayırma fonksiyonuna ait standart olmayan katsayılara göre ayırma fonksiyonu,

$$f = 1.007 - 0.338 \cdot MKAYGI + 0.063 \cdot MBAŞ + 0.128 \cdot MARMOT - 0.621 \cdot MİLGİ - 0.340 \cdot MDAV + 0.821 \cdot MÖZYET - 0.016 \cdot MNİYET - 0.231 \cdot MÇALET + 1.195 \cdot MBENKAV - 0.305 \cdot ÖZNORM$$

şeklindedir.

Yapılan analizler sonucu kurulan modelin toplam doğru sınıflama oranları Tablo 62'de verilmiştir.

Tablo 62

Sınıflandırma Sonuçları (Peru)

		<i>Tahmin Edilen Grup Üyeliği</i>		<i>Toplam</i>	
		<i>ALT YD</i>	<i>ÜST YD</i>		
<i>Gerçek Grup Üyeliği</i>	<i>Sayı</i>	<i>ALT YD</i>	1042	8	1050
		<i>ÜST YD</i>	21	4	25
	<i>%</i>	<i>ALT YD</i>	99.2	.8	100.0
		<i>ÜST YD</i>	84.0	16.0	100.0
<i>Çapraz Geçerlik</i>	<i>Sayı</i>	<i>ALT YD</i>	1042	8	1050
		<i>ÜST YD</i>	22	3	25
	<i>%</i>	<i>ALT YD</i>	99.2	.8	100.0
		<i>ÜST YD</i>	88.0	12.0	100.0

Toplam Doğru Sınıflama Yüzdesi: %97.3

Çapraz Geçerlik İle Toplam Doğru Sınıflama Yüzdesi: %97.2

Tablo 62 incelendiğinde ayırma fonksiyonunun toplam doğru sınıflama yüzdesi %97.3 bulunmuştur.

Sınıflandırma doğruluğunu değerlendirmek için maksimum şans kriteri %97.7, nispi şans kriteri ise %95.5 olarak bulunmuştur. Analiz sonucu elde edilen doğru sınıflandırma yüzdesi, maksimum şans kriterinden düşük; nispi şans kriterinden küçük bir farkla yüksektir. Bu sonuçlar doğrultusunda analiz sonucunda elde edilen ayırma fonksiyonunun şansa sınıflandırmanın ötesinde doğru sınıflama yaptığı söylenemez.

Uç değerler analize dahil edilmediğinde elde edilen doğru sınıflama yüzdesi ise %97.4 bulunmuştur. Yapılan karesel ayırma analizi sonucu da %98.1 bulunmuş olup bu değer doğrusal ayırma analizinden elde edilen sonuçlarla oldukça yakındır.

Lojistik Regresyon Analizi ve Ayırma Analizi Performanslarının Karşılaştırılmasına Dair Bulgular ve Yorumlar. Araştırmanın üçüncü alt probleminin üçüncü problemine cevap verebilmek için Peru örnekleminde lojistik regresyon analizi ve ayırma analizinin sonuçlarının karşılaştırılmasında yöntemlerin doğru sınıflama performansları değerlendirilmiştir. Ayrıca her iki yöntemde de grupları ayırmada en önemli değişkenler de karşılaştırılmıştır. Tablo 63'te lojistik regresyon analizi ve ayırma analizinin sınıflama sonuçları verilmiştir.

Tablo 63

Lojistik Regresyon Analizi ve Ayırma analizi Sınıflandırma Sonuçları Karşılaştırılması (Peru)

		Tahmin Edilen Grup Üyeliği				Doğru Sınıflama Yüzdesi	
		ALT YD		ÜST YD			
		LRA	AA	LRA	AA	LRA	AA
Gerçek Grup	ALT YD	1049	1042	1	8	99.9	99.2
Üyeliği	ÜST YD	24	21	1	4	4.0	16.0
<i>Toplam Doğru Sınıflama Yüzdesi:</i>						97.7	97.3

Tablo 63 incelendiğinde alt yeterlik düzeyindeki 1050 öğrenciden lojistik regresyon analizi ile 1049'u doğru, ayırma analizi ile 1042'si doğru sınıflandırılmıştır. Doğru sınıflama yüzdeleri sırasıyla %99.9 ve %99.2'dir. Üst yeterlik düzeyindeki 25 kişiden lojistik regresyon analizi ile 1'i, ayırma analizi ile 4'ü

dođru sınıflandırılmıştır. Doğru sınıflama oranları sırasıyla %4 ve %16 bulunmuştur. Alt yeterlik düzeyindeki bireylerin doğru sınıflama oranları birbirlerine oldukça yakın iken üst yeterlik düzeyindeki bireylerin ayırma analizine göre doğru sınıflama oranı daha yüksektir. Toplam doğru sınıflama performansları incelendiğinde ise lojistik regresyon analizi ve ayırma analizinden elde edilen sonuçlar oldukça yakın olup sırasıyla %97.7 ve %97.3'tür.

Toplam doğru sınıflama sonuçlarına göre her iki yöntem de şansın ötesinde doğru sınıflama yapamadığından her iki yöntemin de başarılı bir sınıflama yapabildiği söylenemez. Ancak yine de her iki yöntemden elde edilen toplam doğru sınıflama oranlarına göre elde edilen sonuçlar birbirlerine oldukça yakındır.

Bireyleri yeterlik düzeylerine göre ayırmada manidar olan ve etkisi en yüksek değişkenler incelendiğinde ise her iki yöntemde bu değişkenlerin sırasıyla matematik benlik kavramı ve matematik öz yeterliğidir. Dolayısıyla hem sınıflama performansları açısından hem de bireyleri yeterlik düzeylerine göre ayırmada en önemli değişkenleri belirlemek açısından her iki yöntemden de oldukça benzer sonuçların elde edildiği söylenebilir. Ayrıca duyuşsal özelliklerin yeterlik düzeyi değişkenindeki açıkladığı varyans oranları; lojistik regresyon analizi ile %4.9, ayırma analizi ile %6 bulunmuş olup bu değerlerin de birbirlerine yakın olması her iki yöntemden de elde edilen sonuçların benzerliğini desteklemektedir.

Ülkelerin Başarı Sıralamalarına Göre Elde Edilen Sonuçların Karşılaştırılması

Araştırmanın dördüncü alt problemine cevap verebilmek için matematiğe yönelik duyuşsal özelliklerin matematik başarısını sınıflama performanslarına, sınıflamada etkili olan değişkenlere ve yeterlik düzeyindeki değişimin matematiğe yönelik duyuşsal özellikler tarafından açıklanma oranlarına ilişkin sonuçlar ülkelerin başarı sıralamalarına göre karşılaştırılmıştır.

Ülkelerin başarı sıralamalarına göre matematiğe yönelik duyuşsal özelliklerin matematik başarısını sınıflandırma performansları incelendiğinde tüm ülkelerde doğru sınıflama oranlarının yüksek olduğu görülmektedir. Ancak bu oranlar ülkeler bazında şans kriterlerine göre değerlendirildiğinde ilk sırada olan Çin-Şangay'da ve ortada olan İspanya'da matematiğe yönelik duyuşsal özellikler, bireyleri yeterlik düzeylerine göre şansın ötesine doğru sınıflarken son sırada olan

Peru'da ise bireyler yeterlik düzeylerine göre şansın ötesinde doğru sınıflandırılmamaktadır.

Bireyleri gruplara ayırmada etkisi en yüksek olan değişkenler incelendiğinde ilk sırada olan Çin-Şangay'da bu değişkenler sırasıyla matematik öz yeterliği ve matematik niyetleridir. Lojistik regresyon analizi modeline 0.01 manidarlık düzeyinde anlamlı katkısı olmayan değişkenler matematik kaygısı, matematikte başarısızlığı niteleme, matematiğe yönelik araçsal motivasyon düzeyi, matematik ilgisi, matematiksel davranış, matematik çalışma etiği, matematik benlik kavramı ve öznel normlardır. Ayırma analizinden elde edilen sonuçlara göre ise öznel normlar değişkeni 0.01 manidarlık düzeyinde grupları birbirinden ayıramamaktadır.

Başarı sıralamasında ortada olan İspanya'da bireyleri gruplara ayırmada etkisi en yüksek olan değişkenler sırasıyla matematik öz yeterliği, matematik benlik kavramı ve matematiğe yönelik araçsal motivasyon düzeyi şeklindedir. Matematik ilgisi ve matematik niyetleri değişkenlerinin lojistik regresyon analizinden elde edilen modele katkısı 0.01 manidarlık düzeyinde anlamlı değildir. Ayırma analizine göre ise matematiksel davranış değişkeni 0.01 manidarlık düzeyinde grupları birbirinden ayıramamaktadır.

Son sırada olan Peru'da ise bireyleri gruplara ayırmada en etkili değişkenler sırasıyla matematik benlik kavramı ile matematik öz yeterliğidir. Matematik kaygısı, matematikte başarısızlığı niteleme, matematiğe yönelik araçsal motivasyon düzeyi, matematik ilgisi, matematiksel davranış, matematik niyetleri, matematik çalışma etiği ve öznel normlar değişkenlerinin lojistik regresyon analizinden elde edilen modele 0.01 manidarlık düzeyinde anlamlı katkısı yoktur. Ayırma analizine göre ise matematiksel başarı, matematiğe yönelik araçsal motivasyon düzeyi, matematik ilgisi, matematiksel davranış, matematik niyetleri, matematik çalışma etiği ve öznel normlar değişkenleri 0.01 manidarlık düzeyinde grupları birbirinden ayıramamaktadır.

Ülkelerin başarı sıralamalarına göre yeterlik düzeylerindeki farklılaşmanın matematiğe yönelik duyuşsal özellikler tarafından açıklanma oranları incelendiğinde ise bu oranların ilk sırada olan Çin-Şangay'da ve ortada olan İspanya'da birbirlerine oldukça yakın ve yaklaşık olarak %21, son sırada olan Peru'da ise yaklaşık %5 olduğu görülmüştür.

Bölüm 5

Tartışma, Sonuç ve Öneriler

Bu bölümde, her bir alt probleme dair bulgu ve yorumlara dayalı olarak ulaşılan sonuçlara ilişkin tartışmaya, elde edilen sonuçların özetine ve bu sonuçlar doğrultusunda geliştirilen önerilere yer verilmiştir.

Tartışma

Matematiğe yönelik duyuşsal özelliklerin matematik başarısını sınıflama doğruluğuna ilişkin sonuçlar genel olarak değerlendirildiğinde her üç ülke için de lojistik regresyon analizi ve ayırma analizi yöntemlerinin sınıflama performansları birbirlerine oldukça yakındır. Benzer şekilde, elde edilen sonuçlar doğrultusunda her üç ülke bazında bireyleri yeterlik düzeylerine ayırmada en önemli duyuşsal özellikler ve yeterlik düzeylerindeki farklılaşmanın duyuşsal özellikler tarafından açıklama oranları da birbirine paralellik göstermektedir. Bununla birlikte ülkelerin başarı sıralamalarına göre ilk sırada olan Çin-Şangay ile ortada yer alan İspanya'da matematiğe yönelik duyuşsal özellikler, matematik başarısını şansın ötesinde doğru sınıflayabilmiş iken son sırada olan Peru'da şansın ötesinde doğru sınıflayamamıştır. Ayrıca duyuşsal özelliklerin yeterlik düzeylerindeki farklılaşmayı açıklama oranlarının, Çin-Şangay ve İspanya'da birbirlerine oldukça yakın ve Peru'ya göre oldukça yüksek olduğu görülmüştür.

Literatür incelendiğinde yurt içinde ve yurt dışında lojistik regresyon analizi ve ayırma analizinin karşılaştırıldığı çalışmalara rastlanmaktadır. Bu çalışmaların bir kısmında her iki yöntemden de oldukça benzer sonuçlar elde edilmiştir. Örneğin, Vuran (2009) finansal başarısızlığın tahminini lojistik regresyon analizi ve ayırma analizi ile incelediği çalışmasında, firmaların doğru sınıflandırılmaları bakımından başarısızlıktan önceki iki yılda da her iki yöntemden elde edilen sonuçlar arasında istatistiksel anlamda manidar bir farklılığın bulunmadığını göstermiştir. Antonogerorgos, Panagiotakos, Prifits ve Tzonou'nun (2009) 10-12 yaş aralığındaki çocuklarda astım prevalansı ile ilişkili faktörleri ayırma analizi ve lojistik regresyon analizi ile değerlendirdikleri çalışmalarında hem doğru sınıflama oranı bakımından hem de istatistiksel olarak manidar katsayılar bakımından her iki yöntemden de benzer sonuçlar elde edilmiştir. Verilen çalışmalardan elde edilen sonuçlar ile bu araştırmanın sonuçları örtüşmektedir. Ayrıca Tabachnick ve Fidell'e

(2013) göre bağımlı değişkenin iki kategorili olduğu durumlarda her iki yöntemden elde edilen sonuçların aynı olması da bu sonucu destekler niteliktedir.

Benzer şekilde yöntemlerin birbirlerine göre üstün olduğu çalışmalar da bulunmaktadır. Örneğin Taşdemir ve Şahin'in (2016) üniversite öğrencilerinin ölçme ve değerlendirme ders başarı durumlarını lojistik regresyon analizi ve ayırma analizi ile inceledikleri çalışmalarında, ayırma analizinden elde edilen doğru sınıflama oranının daha yüksek olduğu ve dolayısıyla ayırma analizi ile lojistik regresyon analizine göre daha doğru sınıflama yapıldığı sonucuna ulaşmışlardır. Yüksel (2004), vardiyalı ve vardiyasız çalışan hemşirelerin çalışma yaşamı kalitesini etkileyen değişkenleri lojistik regresyon analizi ve ayırma analizi ile belirlediği çalışmasında lojistik regresyon analizinin daha başarılı sınıflama yaptığı ifade edilmiştir. Ayrıca Morgan, Vask, Gliner ve Hamron (2003) ise çalışmalarında ayırma analizi sayıtlıları sağladığında bile lojistik regresyon analizinin daha iyi performans sergilediğini belirtmişlerdir.

Ayırma analizi daha sık kullanılan bir yöntem olsa da lojistik regresyon analizinin de son yıllarda kullanımı yaygınlaşmıştır. Lojistik regresyon analizi, çok değişkenli normallik ve varyans-kovaryans matrislerinin homojenliği varsayımlarının sağlanmadığı durumlarda ayırma analizine alternatif bir yöntem olarak görülmektedir. Varsayımların sağlandığı durumlarda ise genel olarak ayırma analizi önerilmektedir. Ancak bu çalışmada da gösterildiği üzere büyük örneklemelerde, çoklu normallik sayıtlısı ihmal edilebildiğinden ve varyans-kovaryans matrislerinin homojenliği beklenmediğinden her iki yöntem de kullanılabilir.

Ülkelere göre bireyleri alt ve üst yeterlik düzeyleri bakımından gruplara ayırmada en önemli değişkenler incelendiğinde başarı sıralamasında ilk sırada olan Çin-Şangay'da bu değişkenler matematik öz yeterliği ve matematik niyetleridir. Ortada yer alan İspanya'da matematik öz yeterliği, matematik benlik kavramı ve matematiğe yönelik araçsal motivasyon düzeyi iken son sırada olan Peru'da ise matematik benlik kavramı ve matematik öz yeterliğidir. Bu değişkenler, bireylerin üst yeterlik düzeyinde olmalarında yani daha başarılı olabilmelerinde etkisi en yüksek olan değişkenlerdir. Bireylerin ilgili özelliklere sahip olma düzeyleri arttıkça matematik okuryazarlık düzeyleri de artar, dolayısıyla bireylerin üst yeterlik düzeyinde olma olasılıkları yani başarılı olma olasılıkları da artar. İlgili

değişkenlerin, lojistik regresyon analizindeki $\exp(\beta)$ katsayılarının üst yeterlik düzeyinde olma olabilirliğine katkısını ifade etmesi ve ayırma analizindeki standartlaştırılmış katsayılarının pozitif olması bu sonucu destekler niteliktedir. Ayrıca literatür incelendiğinde de bu duyuşsal özelliklerin akademik başarıyı desteklediği görülmektedir. Öz yeterliğin başarıyı etkilediğini, başarı ile ilişkili olduğunu, öz yeterlik algısı yüksek olan bireylerin daha başarılı olduğunu (Şahin & Yıldırım, 2016; Akar 2008; Yıldırım vd., 2004; Sarier, 2016; Çetin, 2013; MEB, Tarihsiz); motivasyonun başarıyı etkileyip pozitif yönde yordadığını (Üredi & Üredi 2005; Sarier, 2016); benlik kavramı ile başarı arasında pozitif yönde anlamlı bir ilişki olduğunu (Kenç & Oktay, 2002); niyetlerin, hedefleri başarıya ulaştırmada teşvik ettiğini (Gollwitzer, 2011) gösteren çalışmalar literatürde mevcuttur.

PISA 2012 katılımcı ülkeler arasında matematik okuryazarlık performansı açısından en başarılı, en başarısız ve sıralamada ortadaki ülkelerde bireyleri yeterlik düzeylerine göre gruplara ayırmada en etkili değişkenler arasında matematik öz yeterliği olduğu dikkat çekmektedir. Farklı başarı sıralamalarındaki bu ülkelerin farklı ekonomik, sosyal ve kültürel özellikleri olsa da matematik öz yeterliği, genel olarak bireylerin matematikte başarılı olmalarında etkili değişkenlerin başında gelir. Bu bulgu, öğrencilerin matematik başarısını etkileyen değişkenlerin incelendiği PISA ile ilgili çalışmalarla da desteklenmektedir. Örneğin Ding (2016), İsveç ve Çin-Şangay'ı karşılaştırdığı çalışmasında her iki ülkede de öğrencilerin matematik başarısında en güçlü faktörün matematik öz yeterliği olduğu sonucuna ulaşmışlardır. Yıldırım (2011) Japonya, Türkiye ve Finlandiya 'da öz yeterlik inancının matematik başarısı üzerinde pozitif etkiye sahip olduğunu göstermiştir. Ayrıca bireyleri başarılı ve başarısız olarak ayırmada en önemli duyuşsal özelliğin öz yeterlik algısı olduğunu (Aksu ve Güzeller, 2016), duyuşsal özellikler ile ilgili değişkenler arasında matematik başarısı üzerinde en etkili değişkenin matematik öz yeterliği olduğunu ifade eden çalışmalar da mevcuttur (Şahin ve Yıldırım, 2016; Özberk, Kabasakal ve Öztürk, 2017; Arkan, 2014). Öğrencilerin matematiğe ilişkin yetenekleri doğrultusunda neler yapabilecekleri hakkında özgüvenlerinin ve inançlarının yani öz yeterliklerinin, motivasyonlarını ve davranışlarını olumlu yönde etkileyip kaygılarını azaltmakla birlikte matematik performanslarını artırması muhtemeldir.

Bireyleri yeterlik düzeylerine göre gruplara ayırmada ülkelere göre farklılaşan değişkenler ise, matematik benlik kavramı, matematiğe yönelik araçsal motivasyon düzeyi ve matematik niyetleridir. Bu farklılaşma ülkelerin sahip olduğu farklı sosyal, kültürel, ekonomik özellikler; PISA'nın ülkelere göre adaptasyon sürecindeki farklılıklar; ülkelerin eğitim sistemlerindeki farklılıklar; bireylerin yetiştirilme tarzlarındaki farklılıklar gibi sebeplerden kaynaklanabilir. Bu özelliklerden matematik benlik kavramı, matematik okuryazarlık performansını pozitif yönde etkilemektedir (Thien & Ong, 2015; Ding, 2016; Arıkan, 2014). Güçlü ve zayıf yönlerinin farkında olan, kendilerine ve güçlü yönlerine güvenip buna göre davranan bireylerin başarılı olma ihtimalleri diğerlerine göre daha yüksektir. Matematiğe yönelik araçsal motivasyon düzeyinin olası artışının ise matematik okuryazarlık performans puanında artışla ilişkisi bulunmuş olup (ERG, 2014; Selçuk, 2017) aynı zamanda akademik başarıyı tahmin etmede önemli bir etkisi vardır (Arıkan, 2014; Kriegbaum, Jansen & Spinath, 2015). Motive olmuş bireyler ise matematik öğrenme konusunda isteklidirler ve matematik öğrenmekten keyif alırlar dolayısıyla matematikte başarılı olma eğilimindedirler. Son olarak matematik niyetleri de bireylerin matematik okuryazarlık performansı ile pozitif yönde ilişkilidir (Arıkan, 2014) öyle ki bireylerin hedefleri, bir başka ifade ile matematiği kullanmaya yönelik istekleri gösterdikleri çabayı yönlendirir ve böylece bireylerin başarılarını destekler.

Ülkeler bazında yeterlik düzeyleri arasındaki değişimin matematiğe yönelik duyuşsal özellikler tarafından açıklanma oranları incelendiğinde ise bu oranların puan sıralamaları bakımından ilk sırada ki Çin-Şangay'da ve ortada olan İspanya'da birbirlerine oldukça yakın ve yaklaşık olarak %21 olduğu; son sırada olan Peru'da ise yaklaşık %5 olduğu görülmektedir. Ancak Peru'da bu oranın oldukça düşük olmasının nedeni, başarı sınıflandırmasında Çin-Şangay'a ve İspanya'ya göre daha farklı ve bu araştırmaya dahil edilmeyen değişkenlerin etkili olduğu düşünülebilir. Bu değişkenler arasında ekonomik, sosyal ve kültürel değişkenlerin önemli rol oynadığı düşünülebilir. Ülkelerin, PISA uygulamalarında anketler ile elde edilen veriler doğrultusunda hesaplanan; öğrencilerin ekonomik, sosyal ve kültürel statüleri hakkında bilgi veren ekonomik, sosyal, kültürel durum indeksleri (ESKD) incelendiğinde bu durum açıkça görülebilmektedir. Ebeveynlerin meslekleri, eğitim düzeyleri, öğrencilerin evde sahip oldukları eğitim ve kültür ile

İlgili kaynaklar, ailenin gelir düzeyi gibi değişkenler dikkate alınarak hesaplanan ESKD indeksi -1'in altında değerler aldığı anda ilgili öğrencinin ekonomik, sosyal ve kültürel açıdan yoksunlukları olduğu anlamına gelir (MEB, 2013). Ülkelerin ESKD indekslerinin ortalamaları incelendiğinde bu değerlerin Çin-Şangay'da -0.23, İspanya'da -0.19 ve Peru'da ise -1.13 olduğu görülmüştür (OECD, 2014b). Dolayısıyla ESKD indeks ortalaması -1'in altında olan Peru'da öğrencilerin genel olarak ekonomik, sosyal ve kültürel anlamda yoksunluk çektiğini göstermektedir. Böylece Peru'da ekonomik, sosyal ve kültürel duruma yönelik değişkenlerin başarı sınıflamasında duyuşsal özelliklere göre daha etkili olduğu düşünülebilir.

Sonuç

Alt problemler aracılığıyla, araştırmanın amaçları doğrultusunda elde edilen sonuçlar maddeler halinde aşağıda sıralanmıştır:

- PISA 2012 uygulamasında matematik okuryazarlığı performans puanı bakımından birinci olan Çin-Şangay, ortada olan İspanya ve sonuncu olan Peru için lojistik regresyon analizi ve ayırma analizi yöntemlerinden elde edilen sınıflama performansları birbirlerine oldukça yakındır. Matematiğe yönelik duyuşsal özelliklerin matematik başarısını doğru sınıflama oranları incelendiğinde bu oranların Çin-Şangay'da lojistik regresyon analizi ile %82.7, ayırma analizi ile %82.5; İspanya'da lojistik regresyon analizi ve ayırma analizi ile %74.5; Peru'da lojistik regresyon analizi ile %97.7, ayırma analizi ile %97.3 olduğu görülmüştür.
- Ülkelerin başarı sıralamalarına göre yöntemlerin sınıflama performansları değerlendirildiğinde ilk sırada olan Çin-Şangay'da ve ortada olan İspanya'da yöntemler, bireyleri alt ve üst yeterlik düzeylerine göre şansın ötesinde doğru sınıflamıştır. Ancak son sırada olan Peru'da yöntemler, bireyleri şansın ötesinde doğru sınıflayamamıştır. Bu durum, son yıllarda PISA uygulamalarında son sıralarda yer alan Peru'da öğrenci başarılarının, şans olasılığı etrafında olmasından yani öğrencilerin cevaplarının şansa dayalı olmasından kaynaklanabilir.
- Her üç ülke bazında lojistik regresyon analizi ve ayırma analizine göre, bireylerin alt ve üst yeterlik düzeylerine göre sınıflandırılmalarına en önemli değişkenler benzerlik göstermektedir. Bu değişkenler, sıralamada ilk sırada

olan Çin-Şangay'da matematik öz yeterliği ve matematik niyetleri; ortada olan İspanya'da matematik öz yeterliği, matematik benlik kavramı ve matematiğe yönelik araçsal motivasyon düzeyi; son sırada olan Peru'da ise matematik benlik kavramı ve matematik öz yeterliğidir. Bu değişkenler, aynı zamanda ilgili ülkelerde bireylerin üst yeterlik düzeyinde olmalarında yani başarılı olabilmelerinde pozitif yönde etkilidir.

- Başarı sıralamaları bakımından ilk sıradaki, ortadaki ve son sıradaki ülkelerde bireyleri gruplara ayırmada etkili olan, hatta bireylerin üst yeterlik düzeyinde olmalarında yani daha başarılı olabilmelerinde katkısı en yüksek olan değişkenler farklılık göstermektedir. Ancak tüm bu farklılıklara rağmen her üç ülkede de etki düzeyi farklı olsa da bireylerin üst yeterlik düzeyinde olmalarında etkili değişkenlerin arasında öz yeterlik olduğu dikkat çekmektedir. Bu da öz yeterliğin matematik başarısında ne kadar önemli olduğunun bir göstergesidir.
- Her üç ülke için yeterlik düzeylerindeki farklılaşmanın duyuşsal özellikler tarafından açıklanma oranları incelendiğinde ise lojistik regresyon analizi ve ayırma analizinden elde edilen sonuçların benzer olduğu görülmektedir. Bu oranlar başarı sıralaması bakımından ilk sıradaki Çin-Şangay'da ve ortadaki İspanya'da yaklaşık %21 ve son sıradaki Peru'da ise yaklaşık %5 olarak bulunmuştur. Peru'da bu oranın diğer ülkelere göre daha düşük olmasının sebepleri arasında Peru'daki öğrencilerin diğer ülkelerdeki öğrencilere göre sosyal, kültürel ve ekonomik anlamda dezavantajlı olmaları nedeniyle sosyal, kültürel ve ekonomik duruma yönelik değişkenlerin başarı sınıflandırmasında duyuşsal özelliklere göre daha etkili olduğu düşünülebilir.

Öneriler

Araştırma kapsamında elde edilen sonuçlar doğrultusunda öneriler, araştırmaya ve uygulamaya yönelik olmak üzere iki başlık altında sunulmuştur.

Araştırmaya Dönük Öneriler

- Bu araştırma PISA 2012 verileri üzerinden yürütülmüştür. Benzer şekilde bireylerin farklı sınavlar doğrultusunda örneğin TIMSS'deki yeterlik düzeyleri, YDS'deki dil seviyeleri veya üniversiteye giriş durumları gibi ya da

farklı kategorilere göre farklı deęişkenler kullanılarak sınıflama doęruluęu incelenebilir ve ayrıca bireyleri, ilgili gruplara ayırmada en önemli deęişkenler belirlenebilir.

- Bu araştırma PISA 2012 matematik okuryazarlığı performansı bakımından birinci sırada, ortada ve sonuncu sıradaki ülkelere ait veriler üzerinden yürütülmüştür. Benzer araştırmalar TIMSS, PIRLS gibi uluslararası sınavların verileri kullanılarak farklı performanslar bakımından farklı deęişkenlerle karşılaştırmalar yapılarak yürütülebilir. Örneğin herhangi bir uluslararası sınavda başarılı veya başarısız ülkeler için kendi aralarında sıralama bakımından bir alt veya bir üstteki ülkelerle ilgili karşılaştırmalar yapılabilir.
- Benzer araştırmalar yine uluslararası sınavlarda aynı kültüre sahip farklı dili kullanan veya aynı dili kullanıp farklı kültürlerde olan ülkelerde karşılaştırma yapmak için yürütülebilir. Böylece ilgili ülkelerde çeşitli özelliklerin başarıyı sınıflama doęruluęu ve bireyleri başarılarına göre ayırmada etkili olan deęişkenler belirlenip karşılaştırılabilir.
- Bu araştırmada PISA 2012 verileri üzerinden ayırma analizi ve lojistik regresyon analizi yöntemlerinin sınıflama performansları karşılaştırılmıştır. Benzer karşılaştırmalar farklı veri setleri üzerinden, kümeleme analizi gibi farklı çok deęişkenli istatistik yöntemleri kullanılarak yapılabilir.
- Literatürde grup büyüklüklerinin farklı olduęu durumlarda ayırma analizi yerine lojistik regresyon analizi yapılması gerektięi önerilirken bu araştırmada her iki yöntemden de sınıflama performansları açısından benzer sonuçlar elde edilmiştir. Benzer şekilde grup büyüklüklerinin birbirlerine benzer ve çok farklı olduęu durumlar için yöntemlerin sınıflama performansları karşılaştırılabilir ve durumları gruplara ayırmada etkili olan deęişkenlerin farklılaşıp farklılaşmadığı belirlenebilir.
- Bu araştırmada bağımlı deęişken iki kategoriden oluşmakta olup lojistik regresyon analizinden ve ayırma analizinden benzer sonuçlar elde edilmiştir. Bağımlı deęişkenin ikiden çok kategorili olduęu durumlarda yöntemlerin sınıflama performansları karşılaştırılabilir.

- Bu arařtırmada rneklem sayısının byklđ nedeniyle ayırma analizi iin oklu normallik ve varyans-kovaryans matrislerinin homojenliđi varsayımlarının ihlali gz ardı edilip lojistik regresyon analizinden ve ayırma analizinden benzer sonular elde edilmiřtir. Uygun rneklem byklklerinde bu sayıtlıların birinin veya ikisinin de karřılanmadıđı durumlarda lojistik regresyon analizi ve ayırma analizinin sınıflama performansları karřılařtırılabilir.

Uygulamaya Dnk neriler. Bu arařtırmadan elde edilen sonulara gre matematik z yeterliđi, matematik niyetleri, matematik benlik kavramı ve matematiđe ynelik arasal motivasyon dzeyi deđiřkenlerinin bireylerin st yeterlik dzeyinde olmalarını desteklemelerinden dolayı rehberlik hizmetlerinin, eđitim programlarının, đretim yntem ve tekniklerinin, sınıf ii etkinliklerin, okul ii uygulamaların ve sosyal etkinliklerin đrencilerin bu zelliklerini pozitif ynde etkileyecek řekilde dzenlenmelerinin akademik bařarıyı arttıracadıđı dřnlmektedir.

Kaynaklar

- Afifi, A., May, S., & Clarck, V. (2012). *Practical multivariate analysis*. (5. baskı). Boca Raton: Taylor & Francis Group.
- Akar, C., (2008). Öz-yeterlik inancı ve ilk okuma yazmaya etkisi. *Uşak Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 1(2), 185-198.
- 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.
- Akyüz, G. ve Pala, N. M. (2010). PISA 2003 sonuçlarına göre öğrenci ve sınıf özelliklerinin matematik okuryazarlığına ve problem çözme becerilerine etkisi. *Elementary Education Online*, 9(2), 668-678.
- Alpar, R. (2013). *Uygulamalı çok değişkenli istatistiksel yöntemler*. (4. baskı). Ankara: Detay Yayıncılık.
- Antonogerorgos, G., Panagiotakos, D. B., Prifits, K. N., & Tzonou, A. (2009). Logistic regression and linear discriminant analyses in evaluating factors associated with asthma prevalence among 10- to 12-years-old children: divergence and similarity of the two statistical methods. [Çevrim-içi: <https://www.hindawi.com/journals/ijpedi/2009/952042/>, Erişim tarihi: 10 Haziran 2017]
- Arıkan, S. (2014). A regression model with a new tool: IBD analyzer for identifying factors predicting mathematics performance using PISA 2012 indices. *US-China Education Review*, 4(10), 716-727.
- Artino, A. R., & Stephens, J. M. (2009). Academic motivation and self-regulation: a comparative analysis of undergraduate and graduate students learning online. *Internet and Higher Education*, 12, 146-151.
- Atar, H. Y. (2012). Resim-iş öğretmenliği özel yetenek sınavlarının sınıflama doğruluğu üzerine bir çalışma. *Eğitim ve Bilim*, 37(163), 283-296.
- Atar, H. Y., Sayın, A. ve Atar, B. (2013). Müzik öğretmenliği özel yetenek sınavlarının sınıflama doğruluğunun incelenmesi. *Kuram ve Uygulamada Eğitim Bilimleri*, 00(0), 1-11.

- Bandura, A. (1997). *Self-efficacy the exercise of control*. New York: W. H. Freeman and Company.
- Broadfoot, P., Murphy, R., & Torrance, H. (2012). *Changing educational assessment: international perspectives and trends*. Oxon: Routledge.
- Büyükatak, E. (2016). *PISA 2012'deki matematiğe yönelik duyuşsal özelliklerin bölge, okul türü ve cinsiyete göre sınıflama doğruluğunun incelenmesi*. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi. Hacettepe Üniversitesi Eğitim Bilimleri Enstitüsü, Ankara.
- Ceylan, E. ve Abacı, S. (2013). Differences between Turkey and Finland based on eight latent variables in PISA 2006. *International Online Journal of Educational Sciences*, 5(1), 10-21.
- Ceylan, E. ve Akerson V. (2014). ABD'de TIMSS'e göre düşük ve yüksek performans göstermiş okulların karşılaştırılması. *Eğitim ve Bilim*, 39(173), 301-311.
- Çetin, B. (2013). Çocuklar için öz-yeterlik ölçeğinin ilköğretim 4. ve 5. sınıf öğrencilerinin akademik başarısını yordaması. *Kastamonu Eğitim Dergisi*, 21(3), 117-1132.
- Çırak, G. ve Çokluk, Ö. (2013). Yükseköğretimde öğrenci başarılarının sınıflandırılmasında yapay sinir ağları ve lojistik regresyon yöntemlerinin kullanılması. *Akdeniz İnsani Bilimler Dergisi*, 3(2), 71-79.
- Çokluk, Ö. (2010). Lojistik regresyon analizi: kavram ve uygulama. *Kuram ve Uygulamada Eğitim Bilimleri*, 10(3), 1397-1407.
- Çokluk, Ö., Şekercioğlu, G. ve Büyüköztürk, Ş. (2016). *Sosyal bilimler için çok değişkenli istatistik SPSS ve Lisrel uygulamaları*. (4. baskı). Ankara: Pegem Akademi.
- Demir, İ. ve Kılıç, S. (2010). Öğrencilerin matematiğe karşı tutumlarının matematik başarıları üzerine etkisi. *İstanbul Aydın Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi*, 2(4), 50-70.
- Dinc, M. S., & Budic, S. (2016). The impact of personal attitude, subjective norm and perceived behavioral control on entrepreneurial intentions of women. *Eurasian Journal of Business and Economics*, 9(17), 25-35.

- Ding, Y. (2016). *How do students' mathematics self-efficacy, mathematics self-concept and mathematics anxiety influence mathematical literacy? — a Comparison between Shanghai-China and Sweden in PISA 2012*. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi. Gothenburg Üniversitesi Eğitim Fakültesi, Gothenburg.
- Divjak, B., & Oreški, D. (2009). Prediction of academic performance using discriminant analysis. 31st Int. Conf. on Information Technology Interfaces. Cavtat, Croatia, 22-25 Haziran 2009. [Çevrim-içi: <http://hnk.ffzg.hr/bibl/iti2009/pdf/105/105-03-090-221.pdf/> , Erişim tarihi: 1 Mart 2017.]
- Doğan, N., Koyuncu, İ., Gökdemir, P. ve Kahveci, M. (2016). Öğrencilerin eğitim bilimleri enstitüsü lisansüstü programlarına kabul durumlarının yordanması. *Hacettepe Üniversitesi Eğitim Bilimleri Enstitüsü Eğitim Araştırmaları Dergisi*, 2(2), 114-131.
- Doğan, C. D. ve Kutlu, Ö. (2011). Öğretmen adaylarının yeni durum belirleme yöntemlerini tercihlerinde etkili olan öğrenmeye ilişkin özellikler. *Kastamonu Eğitim Dergisi*, 19(2), 459-474.
- ERG (Eğitim Reformu Girişimi) (2014). *Türkiye PISA 2012 analizi: Matematikte öğrenci motivasyonu, öz yeterlik, kaygı ve başarısızlık algısı*. [Çevrim-içi: http://www.egitimreformugirisimi.org/wpcontent/uploads/2017/03/PISA_2012_Pake ti_Ogrenci_Analizi.Motivasyon.pdf , Erişim tarihi: 01 Aralık 2017.]
- Ertürk, Z. (2016). *Ölçeklerin faktör yapısını belirlemede kullanılan açımlayıcı faktör analizi ve kümeleme analizi ile verilerin sınıflandırılmasında kullanılan diskriminant ve lojistik regresyon analizi tekniklerinin karşılaştırılması*. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi. Gazi Üniversitesi Eğitim Bilimleri Enstitüsü, Ankara.
- Gollwitzer, P. M. (2011). Goal achievement: the role of Intentions. *European Review of Social Psychology*, 4(1), 141-185.
- Grek, S. (2009). Governing by numbers: the PISA 'effect' in Europe. *Journal of Education Policy*, 24(1), 23-37.

- Grouws, D. A. (Ed.). (1992). *Handbook of research on mathematics teaching and learning*. New York: Macmillian.
- Güzel İş, Ç. ve Berberoğlu, G. (2005). An analysis of the programme for international student assessment 2000 (PISA 2000) mathematical literacy data for Brazilian, Japanese and Norwegian students. *Studies in Educational Evaluation*, 31, 283-314.
- Güzeller, C. O. ve Kelecioğlu, H. (2006). Ortaöğretim kurumları öğrenci seçme sınavının sınıflama geçerliği üzerine bir çalışma. *Hacettepe Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi*, 30, 140-148.
- Haq, M. A., Dar, I. S., & Qura-tul-ain (2015). Performance comparison of classification techniques, artificial neural network, discriminant analysis & logistic regression: application "establish more private academies or not". *Sci.Int(Lahore)*, 27(3), 1803-1807.
- Kalaycı, Ş. (Ed). (2014). *SPSS uygulamalı çok değişkenli istatistik teknikleri*. (6. baskı). Ankara: Asil Yayın Dağıtım.
- Kalender, İ. (2015). Üstün başarılı öğrenci profilinin PISA 2012'ye dayalı olarak analizi. *Eğitimde ve Psikolojide Ölçme ve Değerlendirme Dergisi*, 6(1), 158-172.
- Katharina, K., Jansen, M., & Spinath, B. (2015). Motivation: a predictor of PISA's mathematical competence beyond intelligence and prior test achievement. *Learning and Individual Differences*, 43, 140-148.
- Keçelioğlu, R. Ç. (2012). *Kesme puanının belirlenmesinde lojistik regresyon analizi, diskriminant analizi ve roc eğrisi yöntemlerinin karşılaştırılması*. Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi. Hacettepe Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Ankara.
- Kenç, M. F. ve Oktay B. (2002). Akademik benlik kavramı ve akademik başarı arasındaki ilişki. *Eğitim ve Bilim*, 27(124), 71-79.
- Klecka, W. R. (1980). *Discriminant analysis*. London: Sage Publications.
- Koçar, H. (2015). PISA 2012 matematik okuryazarlığını etkileyen faktörlerin aracılık modeli ile incelenmesi. *Eğitim ve Bilim*, 40(179), 45-55.

- Kutlu, Ö., Yıldırım, Ö., Bilican, S. ve Kumandaş, H. (2011). İlköğretim 5. sınıf öğrencilerinin okuduğunu anlamada başarılı olup-olmama durumlarının kestirilmesinde etkili olan değişkenlerin incelenmesi. *Eğitimde ve Psikolojide Ölçme Değerlendirme Dergisi*, 2(1), 132-139.
- McCoach, D. B., & Siegle, D. (2003). Factors that differentiate underachieving gifted students from high-achieving gifted students. *Gifted Child Quarterly*, 47(2), 144-154.
- MEB (2013). *PISA 2012 ulusal ön raporu*. [Çevrim-içi: <http://pisa.meb.gov.tr/wp-content/uploads/2013/12/pisa2012-ulusal-on-raporu.pdf>, Erişim tarihi: 20 Ocak 2017.]
- MEB (2015). *PISA 2012 araştırması ulusal nihai rapor*. [Çevrim-içi: <https://drive.google.com/file/d/0B2wxMX5xMcnhaGtnV2x6YWsyY2c/view?pli=1>, Erişim tarihi: 20 Ocak 2017.]
- MEB (Tarihsiz). *Öğrencilerin duyuşsal özelliklerinin matematik başarısına etkisi*. [Çevrim-içi: <http://odsgm.meb.gov.tr/test/analizler/docs/duyussal-ozellik-matematik-basarisi.pdf>, Erişim tarihi: 03 Ocak 2017.]
- MEB (2016). *PISA 2015 Ulusal raporu*. [Çevrim-içi: http://odsgm.meb.gov.tr/test/analizler/docs/PISA/PISA2015_Ulusal_Rapor.pdf: 03 Aralık 2016.]
- Menard, S. (2002). *Applied logistic regression analysis*. (2. baskı). Thousand Oaks: Sage.
- Morgan, G. A., Vask, J. J., Gliner, J. A., & Hamron, R. J. (2003). Logistic regression and discriminant analysis: use and interpretation. *Clinicians' Guide to Research Methods and Statistics*, 42(8), 994-997.
- OECD (2013). *PISA 2012 Assessment and analytical framework: Mathematics, reading, science, problem solving and financial literacy*. Paris: OECD Publishing.
- OECD (2014a). *PISA 2012 Results: What students know and can do-Student performance in mathematics, reading and science*. Paris: OECD Publishing.
- OECD (2014b). *PISA 2012 Technical report*. Paris: OECD Publishing.

- OECD (2015). *A Review of international large-scale assessments in education: assessing component skills and collecting contextual data*. Paris: OECD Publications.
- Onu, J. O., & John, O. O. (2016). An application of discriminant analysis to the classification on the basis of their academic performances. *International Journal of Applied Science and Mathematics*, 3(5), 2394-2894. 162-164.
- Ormrod, J. E. (2015). *Human learning*. (M. Baloğlu, Çev.) United States: Pearson.
- Öz, B. (2006). Diskriminant analizi ve diğer çok değişkenli istatistik yöntemlerle arasındaki ilişkiler. *KSÜ Sosyal Bilimler Dergisi*, 3(2), 35-43.
- Özberk, E. H., Kabasakal, K. A. ve Öztürk, N. B (2017). PISA 2012 Matematik başarısını etkileyen faktörlerin hiyerarşik lineer model kullanılarak incelenmesi. *Hacettepe Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi*, 32(3), 544-559.
- Özer, Y. Ö. (2016). Okulları başarılarına göre sınıflandırmada etkili olan değişkenlerin PISA 2012 Türkiye verileri aracılığıyla incelenmesi. *International Online Journal of Educational Sciences*, 8(2), 117-130.
- Özgüven, İ. E. (2014). *Psikolojik testler*. (12. Baskı). Ankara: Nobel Yayıncılık.
- Özkan Y. Ö. ve Anıl, D. (2014). Öğretmen mesleki gelişim değişkenlerinin ayırt edicilik düzeyi. *Hacettepe Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi*, 29(4), 205-216.
- Özkan, Y. Ö. ve Doğan, B. (2013). İlköğretim 8. sınıf öğrencilerinin okuma becerilerinin kestirilmesinde etkili olan değişkenlerin belirlenmesi. *The Journal of Academic Social Science Studies*, 6(4), 667-680.
- Pala, N. M. (2008). *PISA 2003 Sonuçlarına göre öğrenci ve sınıf özelliklerinin matematik okuryazarlığına ve problem çözmeye etkisi*. Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi. Balıkesir Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Balıkesir.
- Poulsen, J., & French, A. (2008). *Discriminant function analysis*. [Çevrim-içi: <http://userwww.sfsu.edu/efc/classes/biol710/discrim/discrim.pdf>, Erişim tarihi: 01.02.2017.]

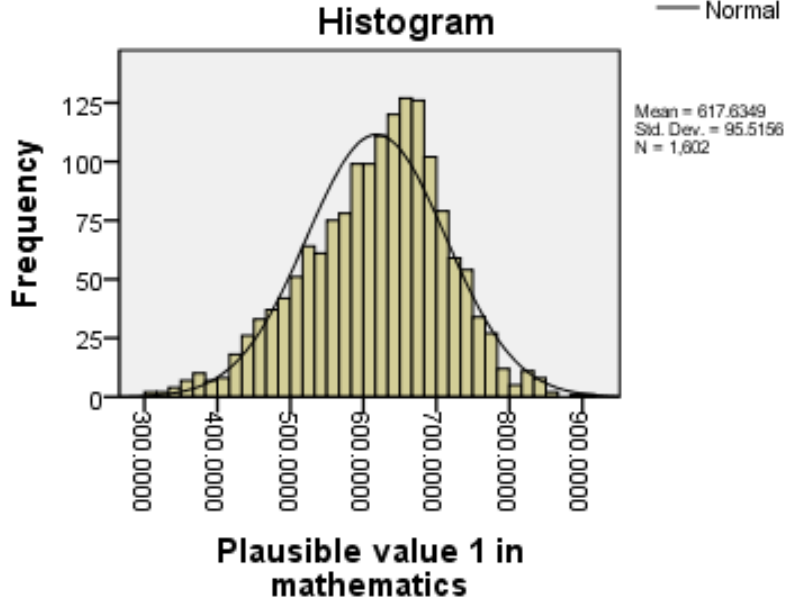
- Sarıer, Y. (2016). Türkiye’de öğrencilerin akademik başarılarını etkileyen faktörler: bir meta analiz çalışması. *Hacettepe Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi*, 31(3), 609-628.
- Selçuk, E. A. (2017). Personality, motivation and math achievement among Turkish students: Evidence from PISA data. *Perceptual and Motor Skills*, 124(2), 514-530.
- Şahin, M. G. ve Yıldırım, Y. (2016). PISA 2012 Türkiye örnekleminde matematiksel davranış ve matematik okuryazarlığını etkileyen değişkenlerin çok gruplu hibrit modelleme ile incelenmesi. *Eğitim ve Bilim*, 41(187), 181-198.
- Tabachnick, G. B., & Fidell, L. S. (2013). *Using multivariate analysis*. (6. baskı). United States: Pearson.
- Tatlı, C. E., Ergin, D. A. ve Demir, E. (2016). PISA 2012 Türkiye verilerine göre öğrencilerin matematik kaygısının sınıflandırıcıları. *İlköğretim Online*, 15(2), 696-707.
- Tatlıdil, H. (1996). *Uygulamalı çok değişkenli istatistiksel analiz*. Ankara: Cem Web Ofset Ltd.Şti.
- Taşdemir, F. ve Şahin, D. B. (2016). The examination of the assessment and evaluation course achievements of university students based on discriminant and logistic regression analysis. *SHS Web of Conferences*, 26, 1028-1030.
- Tektaş, N. (2014). Diskriminant analizi ve lojistik regresyon analizinin sınıflandırma performanslarının karşılaştırılması. *International Periodical For The Languages Literature and History of Turkish or Turkic*, 9(2), 1517-1527.
- Thien, L. M., Darmawan, I. G., & Ong, M. Y. (2015). *Affective characteristics and mathematics performance in Indonesia, Malaysia and Thailand: what can PISA 2012 data tell us?*. [Çevrim-içi: <https://link.springer.com/content/pdf/10.1186%2Fs40536-015-0013-z.pdf>, Erişim tarihi: 02 Ocak 2017.]
- Thien, L. M., & Ong, M. Y. (2015). *Malaysian and Singaporean students’ affective characteristics and mathematics performance: evidence from PISA 2012*.

[Çevrim-içi: <https://link.springer.com/content/pdf/10.1186%2Fs40064-015-1358-z.pdf>, Erişim tarihi: 02 Ocak 2017.]

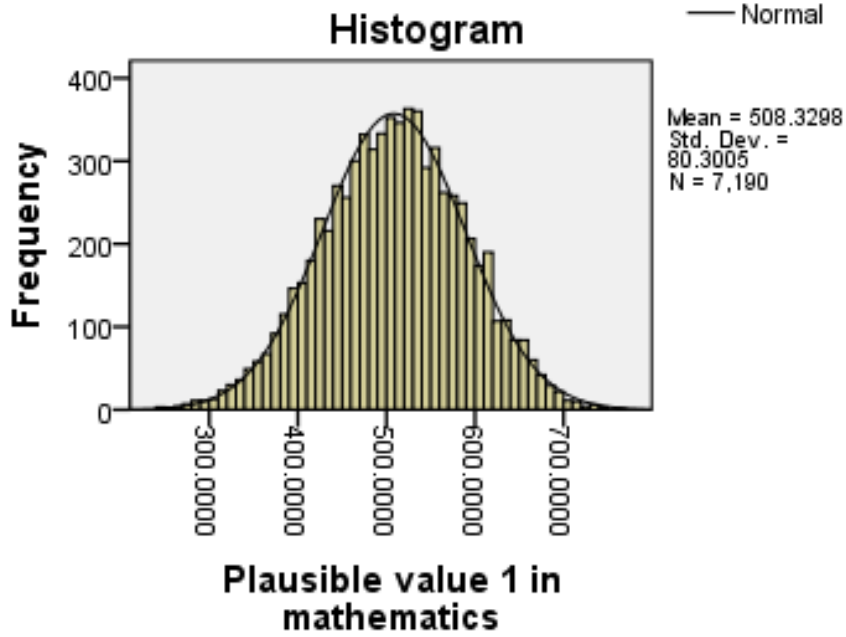
- Trowler, P. (2002). *Education policy*. (2. baskı). New York: Routledge.
- Uyar, Ş. ve Doğan, N. (2014). PISA 2009 Türkiye örnekleminde öğrenme stratejileri modelinin farklı gruplarda ölçme değişmezliğinin incelenmesi. *Uluslararası Türk Eğitim Bilimleri Dergisi*, 2, 30-43.
- Üredi, I. ve Üredi, L.. (2005). İlköğretim 8. sınıf öğrencilerinin öz-düzenleme stratejileri ve motivasyonel inançlarının matematik başarısını yordama gücü. *Mersin Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi*, 1(2), 250-260.
- Vuran, B. (2009). Finansal başarısızlığın tahmini: diskriminant ve lojistik regresyon analizlerinin karşılaştırılması. *İstanbul Üniversitesi İşletme Fakültesi Dergisi*, 38(1), 47-65.
- Yıldırım, S. (2011). Öz yeterlik, içe yönelik motivasyon, kaygı ve matematik başarısı: Türkiye, Japonya ve Finlandiya'dan bulgular. *NEF-EFMED*, 5(1), 280-291.
- Yüksel, İ. (2004). Çalışma yaşamının tipik ve atipik istihdam açısından incelenmesi. *Doğuş Üniversitesi Dergisi*, 5(1), 47-58.

EK-A: Normal Eğri İle Histogramlar

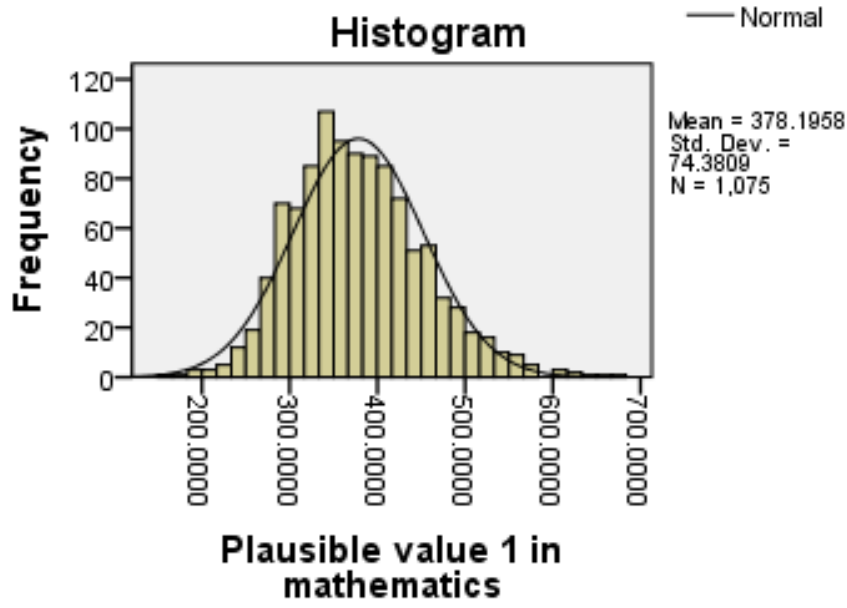
1. Çin-Şangay'da Gözlemlerin PVMAT1 Puan Dağılımına İlişkin Histogram



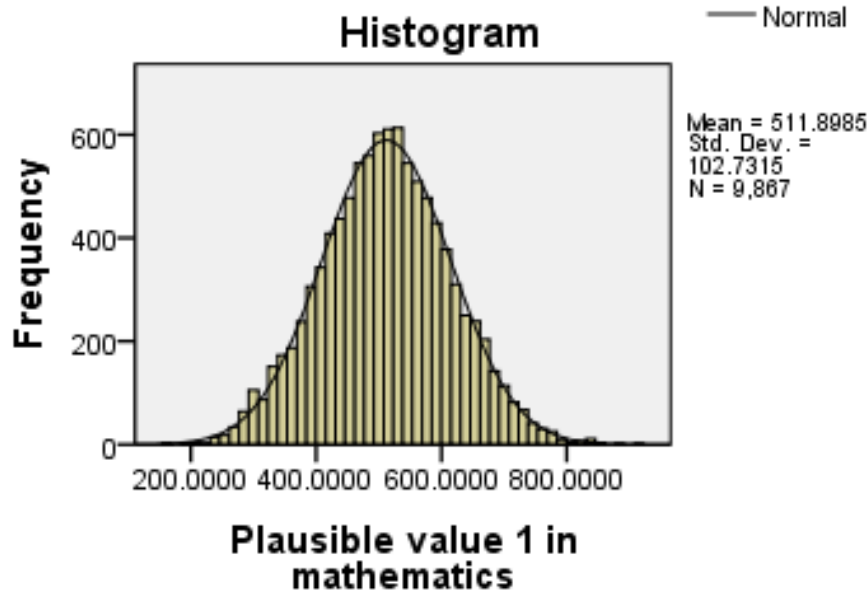
2. İspanya'da Gözlemlerin PVMAT1 Puan Dağılımına İlişkin Histogram



3. Peru'da Gözlemlerin PVMAT1 Puan Dağılımına İlişkin Histogram



4. Tüm Gözlemlerin PVMAT1 Puan Dağılımına İlişkin Histogram



EK-B: Etik Komisyonu Onay Bildirimi

Form: 40

Tez Çalışması Etik Kurul İzin Muafiyeti Formu

05 / 03 / 20118

Hacettepe Üniversitesi
Eğitim Bilimleri Enstitüsü
Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme Anabilim Dalı Başkanlığı'na

Tez Başlığı / Konusu: PISA 2012'de Yer Alan Duyuşsal Özelliklerin Matematik Başarısını Sınıflama Doğruluğunun İncelenmesi: Şangay, İspanya ve Peru Örneği

Yukarıda başlığı/konusu gösterilen tez çalışmam:

1. İnsan ve hayvan üzerinde deney niteliği taşımamaktadır,
2. Biyolojik materyal (kan, idrar vb. biyolojik sıvılar ve numuneler) kullanılmasını gerektirmemektedir.
3. Beden bütünlüğüne müdahale içermemektedir.
4. Gözlemsel ve betimsel araştırma (anket, ölçek/skala çalışmaları, dosya taramaları, veri kaynakları taraması, sistem-model geliştirme çalışmaları) niteliğinde değildir.

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


Gereğini saygılarımla arz ederim.

Eda ÖZMEN
(Öğrencinin Adı Soyadı, İmzası)

Öğrenci Bilgileri

Adı Soyadı	Eda ÖZMEN
Öğrenci No	N14227346
Anabilim Dalı	Eğitim Bilimleri Ana Bilim Dalı
Programı	Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme
Statüsü	<input checked="" type="checkbox"/> Yüksek Lisans <input type="checkbox"/> Doktora <input type="checkbox"/> Bütünleşik Dr.

Danışman Görüşü ve Onayı


Prof. Dr. Selahattin GELBAL
(İmza)
(Danışmanın Ünvanı, Adı ve Soyadı)

EK-C: Etik Beyanı

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

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

23/01/2018

(İmza)
Eda ÖZMEN

EK-Ç: Yüksek Lisans Tez Çalışması Orijinallik Raporu

05/03/2018

HACETTEPE ÜNİVERSİTESİ
Eğitim Bilimleri Enstitüsü
Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme Ana Bilim Dalı Başkanlığına,

Tez Başlığı: PISA 2012'de Yer Alan Duyuşsal Özelliklerin Matematik Başarısını Sınıflama
Doğruluğunun İncelenmesi: Şangay, İspanya ve Peru Örneği

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

Rapor Tarihi	Sayfa Sayısı	Karakter Sayısı	Savunma Tarihi	Benzerlik Oranı	Gönderim Numarası
02/01/2018	94	170535	24/01/2018	%10	899911478

Uygulanan filtreler:

1. Kaynaklar hariç
2. Alıntılar dâhil
3. 5 kelimedenden daha az örtüşme içeren metin kısımları hariç

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

Ad Soyadı: Eda ÖZMEN

Öğrenci No.: N17227346

Ana Bilim Dalı: Eğitim Bilimleri Ana Bilim Dalı

Programı: Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme

Statüsü: Y.Lisans Doktora Bütünleşik Dr.

Eda Özmen
İmza

DANIŞMAN ONAYI

UYGUNDUR.
(Prof. Dr. Selahattin GELBAL İmza)

Selahattin Gelbal

EK-D: Thesis Originality Report

05/03/2018

HACETTEPE UNIVERSITY
Graduate School Of Educational Sciences
To The Department Of Educational Measurement and Evaluation

Thesis Title: The Investigation of Classification Accuracy of Mathematics Achievement by Attitudes in PISA 2012: China(Shanghai), Spain and Peru

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

Time Submitted	Page Count	Character Count	Date of Thesis Defense	Similarity Index	Submission ID
02/01/2018	94	170535	24/01/2018	%10	899911478

Filtering options applied:

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

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

I respectfully submit this for approval.

Name Lastname: Eda ÖZMEN
Student No.: N14227346
Department: Department of Educational Sciences
Program: Educational Measurement and Evaluation
Status: Masters Ph.D. Integrated Ph.D.

Signature

ADVISOR APPROVAL

APPROVED
(Prof. Dr. Selahattin GELBAL, Signature)

Signature

EK-E: Yayımlama ve Fikrî Mülkiyet Hakları Beyanı

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

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

X Tezimin/Raporumun tamamı dünya çapında erişime açılabilir ve bir kısmı veya tamamının fotokopisi alınabilir.

(Bu seçenekle teziniz arama motorlarında indekslenebilecek, daha sonra tezinizin erişim statüsünün değiştirilmesini talep etseniz ve kütüphane bu talebinizi yerine getirirse bile, teziniz arama motorlarının ön belleklerinde kalmaya devam edebilecektir)

Tezimin/Raporumuntarihine kadar erişime açılmasını ve fotokopi alınmasını (İç Kapak, Özet, İçindekiler ve Kaynakça hariç) istemiyorum.

(Bu sürenin sonunda uzatma için başvuruda bulunmadığım takdirde, tezimin/raporumun tamamı her yerden erişime açılabilir, kaynak gösterilmek şartıyla bir kısmı veya tamamının fotokopisi alınabilir).

Tezimin/Raporumuntarihine kadar erişime açılmasını istemiyorum ancak kaynak gösterilmek şartıyla bir kısmı veya tamamının fotokopisinin alınmasını onaylıyorum.

Serbest Seçenek/Yazarın Seçimi:

23/01/2018
(İmza)
Eda ÖZMEN

