

ANKARA ÜNİVERSİTESİ
EĞİTİM BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ÖLÇME VE DEĞERLENDİRME ANABİLİM DALI

YÜKSEKÖĞRETİMDE ÖĞRENCİ BAŞARILARININ SINIFLANDIRILMASINDA
YAPAY SİNİR AĞLARI ve LOJİSTİK REGRESYON
YÖNTEMLERİNİN KULLANILMASI

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Gülçin Çırak

Ankara

Haziran, 2012

ANKARA ÜNİVERSİTESİ
EĞİTİM BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ÖLÇME VE DEĞERLENDİRME ANABİLİM DALI

YÜKSEKÖĞRETİMDE ÖĞRENCİ BAŞARILARININ SINIFLANDIRILMASINDA
YAPAY SİNİR AĞLARI ve LOJİSTİK REGRESYON
YÖNTEMLERİNİN KULLANILMASI

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Gülçin Çırak

Danışman: Doç.Dr. Ömay Çokluk

Ankara

Haziran, 2012

JÜRİ ÜYELERİNİN İMZA SAYFASI

Eđitim Bilimleri Enstitüsü Müdürlüğü'ne,
Bu çalışma jürimiz tarafından Ölçme ve Deđerlendirme Anabilim Dalı'nda
YÜKSEK LİSANS TEZİ ÇALIŞMASI RAPORU olarak kabul edilmiştir.

Başkan.....

Prof. Dr.

Üye.....

Prof. Dr.

Üye.....

Doç. Dr. Ömay ÇOKLUK (Danışman)

Onay

Yukarıdaki imzaların, adı geçen öğretim üyelerine ait olduğunu onaylarım.

13/06/2012

Prof. Dr. Nejla KURUL

Enstitü Müdürü

ÖNSÖZ

Yükseköğretim bütçesi, Türkiye'deki kamu eğitim harcamalarının yaklaşık dörtte birini oluşturmaktadır. Yükseköğretimin geleceğine ilişkin tahminler, yükseköğretimdeki büyümenin hızla artacağını göstermektedir. Bu nedenle yükseköğretimde öğrenci başarılarını etkileyen değişkenlerin belirlenmesi ve modele yeni eklenecek öğrencilerin gelecekteki başarılarının tahmin edilmesine olanak sağlayacak bir sınıflandırma modelinin oluşturulması oldukça önemli görünmektedir. Böylece yükseköğretim programlarına daha başarılı öğrenciler alınabilir.

Yüksek lisans tez sürecimin her aşamasında yapıcı eleştirileri ile hep yanımda olan, değerli fikirlerinden yararlandığım, çalışmamın başarıyla sonuçlanabilmesine destek veren değerli danışman hocam Sayın Doç. Dr. Ömay ÇOKLUK'a sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

Yüksek lisans eğitim sürecimin her aşamasında yakın ilgilerini gördüğüm, bana destek olan, tez çalışmamın anket geliştirme aşamasında uzman görüşlerine başvurduğum, önerileri ile çalışmama katkı sağlayan değerli bölüm hocalarıma ve araştırma görevlilerine teşekkürü bir borç bilirim.

Yardımlarına ne zaman ihtiyaç duysam yanımda olan sevgili arkadaşlarım Arş. Gör. Seher YALÇIN'a ve Arş. Gör. Emine Burcu PEHLİVAN'a, çalışmamın her aşamasında yardımlarını benden esirgmeden yanımda olan, manevi desteğini ve sevgisini her zaman derinden hissettiğim canım dostum Zeynep KIZIL'a,

Çalışmamın her aşamasında yanımda olan ve bana olan inancı ile beni destekleyen değerli okul müdürüm İsmail Hakkı MERGENCİ'ye,

Tez jürimde olup, değerli düşüncelerini benimle paylaşan hocalarım Prof.Dr. Nizamettin KOÇ'a ve Prof. Dr. Şener BÜYÜKÖZTÜRK'e

Onu tanıdığım günden bu yana verdiği huzur ve neşeyle hayatım boyunca yanımda olmasını isteyeceğim sevgili Tekin Alp UZUN'a,

Yüksek lisans sürecinde ve hayatımın her anında maddi ve manevi katkılarıyla, sabır ve anlayışlarıyla çalışmalarımındaki başarımın gerçek mimarları olan canım annem ve babama, sevgili ağabeylerime, sonsuz teşekkür ederim.

ÖZET
YÜKSEKÖĞRETİMDE ÖĞRENCİ BAŞARILARININ
SINIFLANDIRILMASINDA YAPAY SİNİR AĞLARI ve LOJİSTİK
REGRESYON YÖNTEMLERİNİN KULLANILMASI

Çırak, Gülçin

Yüksek Lisans, Ölçme ve Değerlendirme Anabilim Dalı

Tez Danışmanı: Doç.Dr. Ömay ÇOKLUK

Haziran 2012, 101 sayfa

Bu araştırmada, “Üniversite Öğrencilerinin Akademik Başarılarını Etkileyen Değişkenler Anketi” kullanılarak elde edilen bilgilerle öğrencilerin başarı durumlarına göre sınıflandırılmasında yapay sinir ağları ve lojistik regresyon yöntemlerini toplam doğru sınıflandırma oranlarından faydalanarak karşılaştırmak amaçlanmıştır. İlişkisel tarama modelinde olan araştırmanın çalışma grubunu 2011-2012 eğitim öğretim yılının bahar döneminde Ankara Üniversitesi'nin bazı fakülte ve lisans programlarında öğrenim gören 419 3. sınıf öğrencisi oluşturmaktadır. Araştırmada öğrencilerin genel akademik başarı not ortalaması bağımlı değişken olarak alınmıştır. Anketlerden elde edilen veriler SPSS 20 paket programı ile analiz edilmiştir. Araştırma sonucunda lojistik regresyon analizi ile amaçlanan modele ilişkin toplam doğru sınıflandırma oranı %66.10, yapay sinir ağları analizi ile %70.16 olarak bulunmuştur. Buna göre öğrencilerin başarı durumlarına göre sınıflandırılmasında yapay sinir ağlarının lojistik regresyon analizine göre daha iyi sonuçlar verdiği görülmektedir. Ayrıca öğrencilerin akademik başarısını etkileyen değişkenlere ilişkin yapılan lojistik regresyon analizi ve yapay sinir ağları analizi karşılaştırmasında “Ortaöğretim Mezuniyet Ortalaması, Mezun Olunan Lise ve Üniversiteye Giriş Puanı” ortak değişkenler olarak belirlenmiştir. Yapay sinir ağları analizi sonucu akademik

başarının en önemli ilk belirleyicisi (%100) “Üniversiteye Giriş Puanı” ,
Lojistik regresyon analizi sonucu “Mezun Olunan Lise” olduğu görülmüştür.

SUMMARY
THE USAGE OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORK and LOGISTIC
REGRESSION METHODS in THE CLASSIFICATION of STUDENT
ACHIEVEMENT at HIGHER EDUCATION

Çırak, Gülçin

Graduate, Department of Educational Measurement and Evaluation

Thesis Advisor: Doç. Dr. Ömay ÇOKLUK

June 2012, 101 pages

In this study, according to the information obtained from the “Variables which affect the success of university students’ survey”, the achievement of the students was classified using Artificial Neural Networks and Logistic Regression methods by taking advantage of the total correct classification rates. The group of the scanning study is consisting of 419 students who are 3 grade students from 2011-2012 spring semesters taken from some faculties and departments from Ankara University. The overall academic grades of the students are taken as the dependent variable. The information obtained from the surveys was analyzed with the package program SPSS 20. In the results of the study, it is seen that the total correct classification percentages for Logistic Regression and Artificial Neural Networks methods are %66.10 and %70.16 respectively. According to these results it can said that Artificial Neural Networks is better than Logistic Regression analysis. Besides these results, the Artificial Neural Networks and Logistic Regression analyses are compared according to the variables which most affect the development of students' academic achievement. These variables are “Per Secondary School Graduation, High School Graduation and University Admission Score” and named as covariates. As a result of the Artificial Neural Networks analysis the university admission score is the most important determinant of the academic achievement (%100) and as a result

of the Logistic Regression analysis Graduated High School is the most important one.

İÇİNDEKİLER

Sayfa

JÜRİ ÜYELERİNİN İMZA SAYFASI.....	i
ÖNSÖZ.....	ii
ÖZET.....	iii
SUMMARY.....	v
ÇİZELGELER LİSTESİ.....	ix
ŞEKİLLER LİSTESİ.....	xi
EKLER LİSTESİ.....	xi

BÖLÜM

1.GİRİŞ.....	1
1.1 Problem.....	1
1.2 Amaç.....	18
1.3 Önem.....	19
1.4 Sınırlılıklar.....	20
1.5 Tanımlar.....	20
1.6 Kısaltmalar.....	21
2.YÖNTEM.....	30
2.1 Araştırma Modeli.....	30
2.2 Çalışma Grubu.....	30
2.3 Veri Toplama Aracının Geliştirilmesi.....	37
2.4 Verilerin Toplanması.....	38
2.5 Verilerin Analizi.....	39
3.BULGULAR ve YORUM.....	49
3.1 Lojistik Regresyon Analizi İle Elde Edilen Modele İlişkin Bulgular ve Yorumlar.....	49

3.2 Yapay Sinir Ağları Analizi İle Elde Edilen Modele İlişkin Bulgular ve Yorumlar.....	58
3.3 Öğrencilerin Başarı Durumlarına Göre Sınıflandırılmasında Lojistik Regresyon Analizi ve Yapay Sinir Ağları Analizi Yöntemlerinin Performanslarının Karşılaştırılmasına İlişkin Bulgular ve Yorumlar ...	63
3.4 Akademik Başarıyı Belirleyen En Önemli Bağımsız Değişkenler Bakımından Lojistik Regresyon ve Yapay Sinir Ağları Analizinin Karşılaştırılmasına İlişkin Bulgular ve Yorumlar	65
4.SONUÇ VE ÖNERİLER.....	68
4.1 Sonuç.....	68
4.2 Öneriler.....	70
KAYNAKÇA	72
EKLER.....	87

ÇİZELGELER LİSTESİ

Sayfa

Çizelge 1. Çalışma Grubunu Oluşturan Öğrencilerin Fakülte ve Programlara Göre Dağılımı.....	31
Çizelge 2. Çalışma Grubunu Oluşturan Öğrencilerin Eğitim Özelliklerine İlişkin Dağılımlar.....	32
Çizelge 3. Çalışma Grubunu Oluşturan Öğrencilerin Sahip Oldukları Olanaklara İlişkin Dağılımlar	33
Çizelge 4. Çalışma Grubunu Oluşturan Öğrencilerin Ders Çalışma Alışkanlıklarına İlişkin Dağılımlar	34
Çizelge 5. Çalışma Grubunu Oluşturan Öğrencilerin Aile Özelliklerine İlişkin Dağılımlar.....	35
Çizelge 6. Çalışma Grubunu Oluşturan Öğrencilerin Genel Akademik Not Ortalamalarına (GABNO) ve Üniversite Giriş Puanlarına İlişkin Betimsel İstatistikler	37
Çizelge 7. Lojistik Regresyon Analizine Dahil Edilen Değişkenler.....	42
Çizelge 8. Yapay Sinir Ağları Analizine Dahil Edilen Girdi Değişkenleri	45
Çizelge 9. Başlangıç Modeli İterasyon Öyküsü	49
Çizelge 10. Lojistik Regresyon Analizi Sonucunda Elde Edilen İlk Sınıflandırma Durumu	50
Çizelge 11. Başlangıç Modelinde / Eşitlikte Yer Alan Değişkenler	50
Çizelge 12. Başlangıç Modelinde/Eşitlikte Yer Almayan Değişkenler.....	51
Çizelge 13. Yordayıcı Değişkenlerin Modele Girdiği Durum için İterasyon Öyküsü.....	53
Çizelge 14. Model Katsayılarına İlişkin Omnibus Testi Sonuçları.....	54
Çizelge 15. Amaçlanan Modelin Özeti.....	54
Çizelge 16. Hosmer ve Lemeshow Testi Sonuçları.....	55

Çizelge 17. Lojistik Regresyon Modeli Sonucu Elde Edilen Sınıflandırma Çizelgesi	55
Çizelge 18. Amaçlanan Model Değişkenlerinin Katsayı Tahminleri.....	56
Çizelge 19. Yapay Sinir Ağları Analizi Sonucu İlk Sınıflandırma Durumu....	58
Çizelge 20. Çok Katmanlı Algılayıcı Modele Dahil Edilen Örneklemeler	59
Çizelge 21. Yapay Sinir Ağı Modeli Sonucu Elde Edilen Sınıflandırma Çizelgesi	60
Çizelge 22. Akademik Başarıya İlişkin Bağımsız Değişkenlerin Önem Dereceleri.....	61
Çizelge 23. Yapay Sinir Ağı (YSA) ve Lojistik Regresyon Analizi (LRA) Sınıflandırma Yüzdesi Karşılaştırması	63
Çizelge 24. Akademik Başarınının Belirleyicisi Olan En Önemli Bağımsız Değişkenlere Göre Lojistik Regresyon Analizi ve Yapay Sinir Ağları Karşılaştırması.....	65

ŞEKİLLER LİSTESİ

	<u>Sayfa</u>
Şekil 1. Yapay Sinir Hücresi.....	34
Şekil 2. Yapay Sinir Ağı Yapısı.....	36
Şekil 3. İleri Beslemeli ve Geri Beslemeli Ağ Yapıları.....	38
Şekil 4. Girdi (Bağımsız) Değişkenlerinin Önem Dereceleri	62

EKLER LİSTESİ

	<u>Sayfa</u>
EK 1. Anket Uygulama İzni	88
EK 2. Üniversite Öğrencilerinin Akademik Başarılarını Etkileyen Değişkenler Anketi	91
EK 3. Çok Katmanlı Algılayıcı Ağın Şematik Gösterimi	96

BÖLÜM I

GİRİŞ

Bu bölümde araştırmanın problemine, amacına, önemine ve sınırlılıklarına yer verilmiştir.

1.1 Problem

Ülkelerin gelişmişlik düzeylerinin en önemli göstergelerinden biri nitelikli insan gücüdür. Nitelikli insan gücü aynı zamanda bir ülkenin sosyal, kültürel ve ekonomik kalkınmasında ve çağdaşlaşmasında en önemli unsurdur. Toplumların ihtiyaç duyduğu insan gücünü yetiştirebilmesi ancak eğitim yoluyla gerçekleşebilmektedir. Eğitim, toplumun yaşamasını ve kalkınmasını devam ettirebilecek ölçüde ve nitelikte değer üretmek, mevcut değerlerin dağılmasını önlemek, yeni ve eski değerleri bağdaştırmak gibi sorumluluklar taşır (Varış, 1998). Eğitim, bir yandan kültürel aktarımla toplumsal devamlılığı sağlarken, diğer yandan aynı toplumu bir adım ileriye götürecektir, kültürel mirasa yeni kazanımlar ekleyecek insan gücünü de yetiştirir (Hotaman, 2009) .

Eğitim, genel olarak "bireyde istendik davranış oluşturma ya da istendik davranış değiştirme süreci" ve "bireyi istendik nitelikte kültürlenme süreci" olarak kabul edilmektedir. Ertürk (1991), eğitimi "bireyin davranışında kendi yaşantısı yoluyla ve kasıtlı olarak istendik değişme meydana getirme süreci" olarak tanımlamıştır. Eğitimle ilgili yapılan tanımlarda "istendik" sözcüğü değişimin önceden tasarlandığını, "kasıt" sözcüğü ise istenilen değişimlere ulaştıracak planlamaları yapmanın gereğini vurgulamaktadır

(Demirel, Yağcı ve Seferoğlu, 2004). Bu planlama ise eğitim programlarıyla sağlanabilir. Eğitim programı, “bireyde istenilen yönde davranış değişikliği meydana getirmek amacıyla yapılan tüm faaliyetleri içeren planlar olarak tanımlanabilir (Fidan ve Erden, 1997). Öğrenciler eğitim ve öğretim etkinliklerinin odak noktasını oluşturur. Eğitim sürecinin bütünlüğü içinde, eğitimin hedefleri, eğitim- öğretim etkinlikleri ile ölçme ve değerlendirme boyutları sürekli ve karşılıklı olarak etkileşim içindedir. Ölçme ve değerlendirme işlemleri, sorunlar konusunda ilgilileri bilgilendiren, eğitim sürecinin bütün olarak işleyişi hakkında veri sağlayan önemli bir boyuttur (Çıkrıkçı Demirtaşlı, 1997).

Ölçme, bireylerin ya da nesnelerin belirli özelliklere sahip olup olmadığının, sahipse sahip oluş derecesinin belirlenerek sonuçların sembollerle ve özellikle sayı sembolleriyle ifade edilmesidir (Tekin, 1996). Değerlendirme ise, ölçme sonuçlarını bir ölçütle kıyaslayarak ölçülen nitelik hakkında bir karara varma sürecidir (Turgut, 1997). Ölçme, bir betimleme (tanımlama) işlemidir. Değerlendirme ise, bir yargılama işlemidir ve ölçme sonucunun bir ölçütle karşılaştırılmasına dayanır. Eğitim amaçları yönündeki davranış değişikliklerinin öğrencide ne ölçüde gerçekleşebildiğinin ölçülmesi ve değerlendirilmesi bir eğitim sistemi çerçevesinde yapılan değerlendirme işlemlerinin en önemlileri arasında sayılabilir (Koç, 1981). Eğitim kararları öğrenciler, öğretilenler, eğitim ve ölçme-değerlendirme süreçlerine ilişkin olmak üzere üç grupta toplanır. Kararlara öğrenciler yönünden bakıldığında, değerlendirmenin görevlerinden biri öğrencilerin buldukları okulları bitirdikten sonra ilgi ve yeteneklerine uygun alanlara yönltilmesidir. Bir diğer görevi ise, öğrencilerin başarılarının değerlendirilmesidir (Turgut ve Baykul, 2010). Eğitim amacıyla yapılan etkinliklerin nihai amacı öğrenci başarısı olduğundan, yapılacak olan değerlendirmenin de bu amaca yönelik olması doğaldır.

Türkiye’de eğitim okulöncesi, ilköğretim, ortaöğretim ve yükseköğretim olarak kademelendirilmiştir. Ortaöğretim yılları öğrenciler için gelecekte yapacakları meslek ile ilgili kararların şekillenmesi açısından son derece önemli bir dönemdir. Ancak öğrencilere meslek kazandırma özelliği nedeniyle

eđitim sistemi ierisinde asıl ayrıcalıklı neme sahip olan dnem yksekđretim yıllarıdır. Yksekđretim; milli eđitim sistemi iinde, ortađretime dayalı, en az drt yarıyıllık kapsayan her kademedeki eđitim - đretimin tmdr (YK, 2011). đrenciler yksekđretime gelinceye kadar eřitli đretim kademelerinde farklı sınavlara girmektedir. Yksekđretime giriř de seme sınavlarıyla gerekleřtirilmektedir. Yksekđretim programlarına alınacak đrencilerin seimi ve tercihlerine gre yerleřtirilmesi lme, Seme ve Yerleřtirme Merkezi (SYM) tarafından yapılmaktadır. Yksekđretim adaylarının ortađretim dzeyinde ynlendirilmesi ve ortađretim sonunda yeterliliklerinin saptanması konusunda, eřitli lkelerde farklı modeller uygulanmaktadır. Yksekđrenim talebinde bulunan bireylerin bu eđitime uygun niteliklerinin olup olmadıđının belirlenmesi ihtiyaı, adayların ortađretim sonunda bir sınavla tabi tutulmasının akademik temelini oluřturmakta ve lkemizde, bu amala Yksekđretime Geiř Sınavı (YGS) ve Lisans Yerleřtirme Sınavı (LYS) uygulanmaktadır. Sınavın ikinci akademik gerekesi, genel olarak yksekđretim iin yeterlilik yanında, adayların yksekđretim almak istedikleri alan ile gerekten yetenekli, donanımlı ve yeterli oldukları alan arasında bir fark bulunup bulunmadıđının, yksekđretime bařlamadan nce belirlenmesi řeklinde dile getirilebilir (TED, 2005).

Son 20-25 yıllık dnemde yksekđretime yaygınlařtırma ve katılımı artırma hem geliřmiř hem de geliřmekte olan lkelerde siyasal bir ama haline gelmiřtir. Johnstone'a (2004) gre yksekđretimde okullařma oranlarının yksek olduđu ve kitlesel eđitime gemiř olan geliřmiř lkelerde de yksekđretim talebinin arttıđı ve giderek daha ok sayıda insanın yksekđretimden yararlandıđı gzlenmektedir (Akt. Ekinci, 2009). Yksekđretim talep ve arzındaki artıř sonucunda, gnmzde ortađretim sonrası kurumlarda kayıtlı đrenci sayısının kresel dzeyde 140 milyonu ařmıř olduđu belirtilmektedir (Daniel ve diđ., 2009, Akt. Ekinci, 2009). Trkiye'de 2011 yılı itibariyle 103 devlet niversitesi, 62 vakıf niversitesi, 7 vakıf meslek yksekokulu ve 10 tane de diđer eđitim kurumları olmak zere toplam 182 yksekđretim kurumu bulunmaktadır. Bylece daha ok sayıda insan yksekđretimden yararlanmaktadır. Toplam yksekđretim đrenci

sayısı 2011 yılı itibariyle 3.817.086'ya ulaşmıştır (Günay ve Günay 2011). ÖSYM 2011 verilerine göre Türkiye'de örgün yükseköğretim programlarına yerleşen 597.508 kişi bulunmaktadır. Türkiye'deki liselerden mezun olmuş olan öğrenci sayısı, aynı yıl için, yükseköğretim kurumlarının kabul edebileceği toplam öğrenci sayısının üzerinde kalmaktadır. Son on yıllık verilere bakıldığında (2001-2010) yükseköğretime olan talep yaklaşık 1.5 ile 1.9 milyon arasında değişmektedir. Buna karşılık sağlanan arz ise, açık öğretim hariç, 296 binden 634 bine ulaşmıştır. Arzda sağlanan bu artışa karşın, arzın talebi karşılama oranı hala %40'lar düzeyindedir (Kavak, 2011).

Geçen zaman içinde, çığ gibi büyüyen yükseköğrenim talebi karşısında, üniversiteye giriş sınavının temel işlevi, yeterliliği ve yatkınlığı ölçmekten çok, adayları kontenjanlara göre "elemek" haline gelmiş; sınav, seçici-değerlendirici olmaktan çok, eleyici ve bu nedenle de yarışmacı karakteri ağır basan bir sınav niteliğine dönüşmüştür. Sınavın eleyici bir nitelik kazanması, geleceklerini yükseköğrenimden yararlanmaya bağlı olarak planlama arzusundaki geniş kesimlerde, "ne olursa olsun" bu olanağı yakalama çabasını doğurmuş; aileler, çocuklarının yükseköğrenim görebilmeleri için her fedakârlığı sorgusuz sualsiz yapar hale gelmişlerdir. Bu ise, bir yandan geniş bir "sınava hazırlık" sektörü oluşmasının yanı sıra; ortaöğretimde, sınav başarısının yüksekliği ile dikkat çeken okulların büyük bir saygınlık kazanmasına yol açmıştır (TED, 2005). Bunun bir doğal sonucu olarak aileler, çocuklarının üniversiteye yerleşmesini garantilemek üzere başarısı yüksek ortaöğretim kurumlarında öğrenim görmelerini garantilemek üzere, ilköğretim son sınıfta yapılan "Seviye Belirleme Sınavı (SBS)" gibi sınavlarda başarılı olmaları için de daha önceki kademelerde önlemler almak durumunda kalmaktadır.

Gerek öğrencilerin, gerek ailelerin ciddi çabaları ve maddi yatırımları sonucunda öğrencilerin bir yükseköğretim programına yerleşmesi o programı başarı ile bitireceği anlamına gelmemektedir. Çeşitli nedenlerle ortaya çıkan akademik başarısızlıklar, okulu terk etme, yeteneği oranında başarılı olamama gibi sorunlar, beklenen sayı ve nitelikte insan gücü potansiyelinin toplum kalkınmasına zamanında katılmasını engellemektedir. Bu sorunlar,

öğrencinin kendisi kadar ailesini de ekonomik, sosyal ve psikolojik olarak olumsuz yönde etkileyebilmektedir (Yıldırım, 2000); çünkü tüm paydaşların beklentisi öğrencilerin derslerden yüksek notlar alması, bir başka deyişle yüksek akademik başarıya yöneliktir. Sınavlar, hayat başarısı ile eş tutulmakta; hayatta başarılı olmanın yolu sınavlarda başarılı olmaktan geçer anlayışı yaygın kabul görmektedir. Bu durum, akademik başarıya yüklenen anlamı daha da arttırmaktadır. Bireyin akademik alanda başarılı olması sınavlarda başarılı olacağını ve böylece öncelikle kaliteli bir eğitime hak kazanacağını, sonrasında da iyi bir meslek sahibi olacağını göstermektedir. Bu zincirin ilk ve en önemli halkasını akademik başarı oluşturmaktadır. Bu durumda başarı ve akademik başarı kavramlarını tanımlamakta yarar vardır.

Başarı, istenen sonuca ulaşma, güdülen amaca erişme, isteneni elde etme olarak tanımlanabilir. Eğitim açısından düşündüğümüzde başarı; program hedefleriyle tutarlı davranışlar bütünüdür (Demirtaş ve Güneş, 2002). Bir başka deyişle, bir öğrenci programdaki hedef davranışları sergilemesi halinde başarılı sayılabilir. Başarı, okul ortamında belirli bir ders ya da akademik programdan bireyin ne derece yararlandığının bir ölçüsü ya da göstergesidir. Okuldaki başarı ise bir akademik programdaki derslerden öğrencinin aldığı notların ya da puanlarının ortalaması olarak düşünülebilir (Özgüven, 1974). Eğitimde başarı denildiğinde okulda okutulan derslerde geliştirilen ve öğretmenlerce takdir edilen notlarla, test puanlarıyla ya da her ikisi ile belirlenen beceriler veya kazanılan bilgilerin ifadesi olan “akademik başarı” kastedilmektedir (Carter ve Good, 1973).

Akademik başarı diye nitelendirilebilecek öğrenme ürünü, genel anlamı ile bireyin içinde tekrarlar ve enerji sarfı sonunda belli bir konu veya konularda sergilediği, anlamlandırdığı davranış değişikliğidir (Özoğlu ve Koç, 1995). Akademik başarı genellikle, öğrencinin psikomotor ve duyuşsal gelişiminin dışında kalan, bütün program alanlarındaki bilişsel davranış değişmelerini ifade eder (Ahmann ve Glock, 1967). Geleneksel kullanımda “akademik başarı” terimi, öğrencinin okula ilişkin son durumunun bazı terimlerle ve tekniklerle ifade edilmesidir. Bu genellikle tek bir ders için o derse ilişkin geçme notu, birden fazla ders için o derslerde alınan notların

ortalaması, tüm dersler için ise ağırlıklı olarak hesaplanan ve genel akademik başarı not ortalaması olarak adlandırılan ortalamadır (Gülleroğlu, 2005).

Okulların insan davranışlarında istenilen değişimler meydana getirmede diğer kurumlardan üstün yönleri vardır. Ancak Marzano, Pickering ve Pollock'un (2001) da belirttiği gibi farklı okullarda öğrenim gören öğrencilerin başarıları kaçınılmaz olarak farklı olabilmektedir. Bu farklılıkların yalnızca %10'u öğrencilerin gittiği okulların kalitesinden kaynaklanmaktadır. Başka bir deyişle, bu okullardan en iyisine gitmekle, en kötüsüne gitmek arasındaki fark, öğrenci başarısında yalnızca %10'luk bir değişime neden olmaktadır. Geriye kalan %90'lık kısmı etkileyen değişkenlerin öğrencinin doğal yetenek ve eğilimleri, sosyoekonomik durumu, ev ortamı vb. olduğu sonucuna varılmıştır (Akt. Sakacı, 2008). Araştırmalar sınıf ortamında eşit olduğu varsayılan öğrencilerin, aslında bilgiyi edinme yollarının farklı olduğunu ortaya koymaktadır. Bunun en iyi kanıtı, sınıfta aynı süreçlerden geçen öğrencilerin farklı başarı düzeylerine sahip olmasıdır. Sınıfta başarıyı ve daha da önemlisi öğrenmeyi etkileyen çeşitli değişkenler vardır (Saracaloğlu ve Yenice, 2009). Bu durumda söz konusu değişkenlerin neler olduğuna değinmek yararlı olacaktır.

Öğrencinin ders başarısı üzerinde etkili olan pek çok değişken bulunmaktadır. "Öğrenme değişkenleri" olarak da adlandırılan bu değişkenler hemen tümüyle fizyolojik, psikolojik ve toplumsal durum ve koşullarla ilgilidir. Öğrenme değişkenleri, öğrencinin "öğrenme durumunu", dolayısıyla da başarı düzeyini olumlu ya da olumsuz olarak etkilemektedir (Uluğ, 2000). Okul başarısı "zihinsel olmayan" birçok faktör tarafından da önemli düzeyde etkilenmektedir. Bunlar arasında, başarı güdüsü, kaygı, ailenin nitelikleri, sosyo-ekonomik özellikler, okul ve eğitim koşullarının yetersiz oluşu, genel çevre özellikleri, beslenme, sağlık koşulları vb. yer almaktadır (Özguven, 1974). Turgut (1997), öğrencilerdeki başarısızlık nedenlerini, (1) öğrencilerden kaynaklanan durumlar, (2) çevreden kaynaklanan durumlar, (3) programdan kaynaklanan durumlar, (4) öğretmenden kaynaklanan durumlar olmak üzere dört temel grupta toplamaktadır.

Öğrencilerin okuldaki başarısını etkileyen değişkenleri okul dışı ve okul içi faktörler olmak üzere iki başlık altında incelemek de mümkündür. Okul dışı faktörler; öğrencilerin televizyon seyretme alışkanlıkları, evde bilgisayar kullanımı, ailenin sosyo-ekonomik durumu, temel demografik özellikler, çocuğun içinde yer aldığı akran grubunun değerleri, normları ve benzerleridir. Okul içi faktörler arasında ise eğitim programlarının niteliği, okul yöneticilerinin ve eğitim uzmanlarının yeterlilikleri, sınıf düzeyi, dersin türü ve niteliği, eğitim araçlarının niceliği-niteliği vb. yer almaktadır. Bu faktörler, başarıyı etkileyen çok sayıda değişkeni içinde barındırırlar (Özer ve Burgaz, 2002). Eğitimde birçok faktör etkileşim halindedir. Eğitimin kendinden beklenen işlevi yerine getirebilmesi, eğitim programlarının önceden belirlenen amaçları gerçekleştirmede başarıya ulaşması için eğitim ile ilgili bütün kişi, grup ve unsurların dikkate alınması gerekir (Şerefli, 2003). Bireyin yeterliliği, bireyin daha önceki etkileşimlerinin toplamı ile ilişkilidir. Bu nedenle, bireyin mevcut yeterliliği tümüyle bireyin kendi yetenek ve çabasının bir sonucu olmayabilir ve bireyin sahip olduğu sosyoekonomik ve kültürel olanaklardan etkilenmesi olasıdır (Ekinci, 2011).

Sosyo-ekonomik statü; gelir, eğitim, meslek gibi faktörlerin ortaya çıkardığı ve bireyin toplumdaki yerini, değerlerini ve dolayısıyla karar değişkenlerini etkileyen bir olgudur. Öğrencinin geldiği çevre onun okuldaki performansını büyük ölçüde etkilemektedir (Eweniyi, 2005). Sosyo-ekonomik statüsü düşük ailelerin çocukları eğitim başarısı açısından dezavantajlıdır. Yüksek sosyoekonomik statüye sahip aileler çocuklarını okula daha iyi hazırlayabilmekte, çocuklarına daha çok imkan sağlayabilmekte ve onların fiziksel ve zihinsel gelişimlerini daha çok desteklemektedirler. Çocuğun zihinsel gelişimi için daha yararlı kitaplar ve eğitici oyunlara erişmesini sağlamaktadırlar. Sosyoekonomik düzeyi yüksek olan aileler evlerinde çocuklarıyla daha çok vakit geçirmekte ve onların gelişimine katkı sağlamaktadırlar (Saifi ve Mehmood, 2011). Agus ve Makhbul'a (2002) göre yüksek gelire sahip ailelerden gelen öğrencilerin akademik performansı, düşük gelire sahip ailelerden gelen öğrencilere göre daha yüksektir. Gelir seviyesi yüksek aileler çocuklarına daha fazla kaynak yatırımı sağlamakta, çocuklarını akademik anlamda teşvik etmektedir (Checchi, 2000). Yüksek

gelirli ve yüksek öğrenim görmüş ailelerin çocuklarının yükseköğretime katılım oranları da daha fazladır. Yüksek öğrenim görmüş ebeveynlerin çocuklarına en uygun çalışma ortamını sağlayarak yükseköğretime devam etmeleri için gerekli motivasyonu sağladığı ifade edilmektedir (Polat, 2008).

Cameron ve Heckman'in (2001) yaptığı çalışmada, akademik başarının uzun dönemli belirleyicileri ebeveyn eğitimi ve aile geliri olarak belirlenmiş ve uzun dönemde akademik başarıyı yükseltmek için bu faktörleri etkileyecek politikaların oluşturulması gerektiğine değinilmiştir. Aile geliri çocuğun okula gidip gitmediğini veya ne kadar gideceğini belirleyen etkili faktörlerden biridir. Ailenin çocuğun eğitimi için yapacağı harcamalar genel olarak; kişisel, kültürel, kurumsal, sosyo demografik ve ekonomik ailesel değişkenlerle doğrudan ilişkilidir. Canerio ve Heckman (2003) tarafından yapılan çalışmada, burs, okul kaynaklarına yatırım vb. geleneksel politikalar yerine, ebeveyn özelliklerini ve aile gelirini hedef alan uygulamaların akademik başarı ve eğitime erişimde uzun dönemde ortaya çıkan eşitsizliği azaltmakta daha başarılı olacağı belirtilmektedir.

Köse'ye (1990) göre, öğrenci ailesinin sosyo – ekonomik durumu öğrencinin devam edeceği lise türünü ve özel kurs veya ders alıp almayacağını, bu üç olgu da büyük ölçüde öğrencinin başarı düzeyini belirlemektedir. Dolayısıyla ailesinin sosyo – ekonomik durumu daha iyi olan, özel kurs veya ders alan ve maddi imkanları daha iyi olan liselere devam eden öğrencilerin başarı düzeyleri bu olanakları almayan akranlarının başarı düzeylerinden daha yüksek olmaktadır. Köse'nin yaptığı araştırmanın sonuçlarına göre, ailenin sosyo – ekonomik durumunun akademik başarı üzerindeki etkisi okul özelliklerinin etkisinden daha büyüktür. Araştırma bulguları, ailenin sosyo – ekonomik özellikleri kontrol edildiğinde, okul özelliklerinin akademik başarıdaki değişme üzerinde anlamlı bir etkiye sahip olmadığını göstermektedir.

Erayman (2004) üniversite öğrencilerinin sosyo-ekonomik özelliklerinin (cinsiyet, geldikleri il, mezun oldukları lise, mezun oldukları lise türü, ailenin gelir durumu, anne babanın çalışma durumu, ailenin aylık geliri, burs veya

kredi alması, üniversiteye hazırlıkta dershaneye gitmesi, derslerin faydalı olup olmadığı, okuduğu bölümü tercih sırası, mezun olduktan sonra çalışmak istediği sektör, kardeş sayısı, okuyan kardeş sayısı, yüksek lisans yapma isteği) başarıları üzerindeki etkisini incelemeyi amaçlamıştır. Araştırma sonuçlarına göre başarı ile cinsiyet, ailenin aylık geliri, üniversiteye hazırlıkta dershaneye gidip gitmeme, burs veya kredi alma, yüksek lisans yapma isteği ve derslerin faydalı olup olmadığı düşüncesi arasında istatistiksel olarak anlamlı bir ilişki bulunmuştur. Anne babanın çalışma durumu, okuyan kardeş sayısı, öğrencinin üniversiteye geldiği il ile başarı arasında anlamlı bir ilişki bulunamamıştır.

Okul başarısı düşük olan alt sınıfa mensup öğrencilerin başarısızlık nedeni, kültürel alt yapı eksikliği ve üst tabakaya mensup arkadaşlarının olmamasıdır (Eskicumalı, 2000). Ayrıca ailelerin eğitim geçmişi o ailenin çocuklarının okul başarılarını etkilemektedir. Yapılan araştırmalar başarılı öğrencilerin anne-babalarının öğrenim düzeylerinin, başarısız öğrencilerin anne-babalarının öğrenim düzeylerine göre daha yüksek olduğunu vurgulamaktadır (Elmacioğlu, 2003). Bazı araştırmalar annenin eğitim düzeyinin öğrencilerin başarısı üzerinde gelire göre daha büyük etkiye sahip olduğunu göstermektedir. (Halpern-Felshcher ve diğ., 1997; Peters ve Mullis, 1997). Anneleri eğitim almış çocukların okula devam etme olasılıkları anneleri eğitim almamış çocuklara oranla iki kattan daha fazladır (UNESCO, 2005). Yapılan araştırmalar sonucunda babası yüksek lisans derecesine sahip öğrencilerin, ebeveynleri sadece ilköğretim almış öğrencilere oranla yükseköğretime gitme olasılıkları %14 daha fazla iken, annesi yüksek lisans derecesine sahip öğrencilerin yükseköğretime gitme olasılıkları %11 daha fazladır (Polat, 2008).

Keser ve Sarıbay (2007) tarafından üniversitede okuyan öğrencilerin başarılarını etkileyen faktörleri ortaya koymak amacıyla yapılan çalışmada öğrencinin başarısı ile annenin eğitim düzeyi ve ailenin gelir durumu arasında anlamlı bir ilişki bulunurken, babanın eğitim düzeyi ile öğrenci başarısı arasında anlamlı bir ilişki bulunamamıştır.

Arslantaş, Özkan ve Külekçi (2012) tarafından yapılan araştırmada, öğrencilerin akademik başarılarının ailenin gelir düzeyi, ailenin yaşadığı yer, anne ve babanın eğitim düzeyi, öğrencinin üniversiteyi kaçınıcı yılda kazandığı, üniversiteye hazırlıkta dershaneye gidip gitmeme değişkenlerine göre farklılık gösterip göstermediği incelenmiş, lise bitirme derecesinin öğrencinin akademik başarısını ne ölçüde yordadığı belirlenmeye çalışılmıştır. Araştırma sonucunda ailenin gelir düzeyi 1000-2499 TL olan ailelerin çocuklarının daha yüksek başarıya sahip olduğu, 999 TL ve altında gelire sahip olan ailelerin çocuklarının akademik başarılarının daha düşük olduğu görülmüştür. Ailesi il merkezinde yaşayan öğrencilerin daha yüksek akademik başarıya sahip olduğu, bunu sırası ile ilçe merkezi, köy ve kasabaların takip ettiği belirtilmiştir. Anne ve babası üniversite mezunu olan öğrencilerin akademik başarı puanlarının diğer gruplardan yüksek olduğu sonucuna varılmıştır. Üniversiteyi ilk yılda kazanan öğrencilerin akademik başarılarının yüksek olduğu, dershaneye gitmeyen öğrencilerin dershaneye gidenlere göre daha yüksek akademik başarı puanına sahip olduğu görülmüştür. Lise bitirme derecesinin öğrencinin üniversitedeki akademik başarısının yordayıcısı olup olmadığını belirlemek amacıyla yapılan basit regresyon analizi sonucunda lise bitirme derecesinin üniversitedeki akademik başarı puanlarının manidar ancak düşük açıklama oranına sahip bir yordayıcısı olduğu belirlenmiştir.

Peker (2003) araştırmasında öğrencilerin genel akademik başarılarının cinsiyete, lise bitirme derecesine, lise diploma notuna, lise türüne ve lisedeki alanına göre farklılık gösterip göstermediğini incelemiştir. Araştırma sonucunda kız öğrencilerin genel akademik başarı not ortalamalarının erkek öğrencilerin genel akademik başarı not ortalamalarından daha yüksek olduğu bulunmuştur. Lise bitirme derecelerine (geçer, orta, iyi, pekiyi), lise diploma notuna ve lisedeki alana göre öğrencilerin genel akademik başarı not ortalamaları arasında manidar bir fark saptanmış; ancak bitirilen lisenin türüne göre anlamlı bir fark bulunamamıştır.

Akademik başarı üzerinde cinsiyetin etkilerini araştıran birçok çalışmada (Güvendi, 1996; Peker, 2003; Şeker ve diğ., 2004; Erayman,

2004; Güllerođlu, 2005; Kabalcı, 2008; Dam, 2008; Polat, 2008) kızların akademik başarılarının erkeklere göre daha yüksek olduđu sonucuna ulařılmıştır. Kızlar okulda erkeklere göre daha iyi performans sergilemekte ve daha çok çaba harcamaktadır. Kızların okuma becerileri erkeklerden daha iyi iken, erkekler matematik ve fende daha başarılıdır (Chambers ve Schreiber, 2004; Eitle, 2005).

Öğrenme-öğretme sürecine ilişkin olarak okul başarısını artıran faktörler üzerinde yapılan arařtırmalar, okul başarısı üzerinde okul-aile dayanışmasının önemli bir etkiye sahip olduğunu göstermektedir. Aile içi uyumun, ailenin destekleyici yaklaşımının ve ailenin okul etkinliklerine katılımındaki çeşitliliğin, okul başarısı üzerinde önemli etkileri vardır (Çelenk, 2003). Veli katılımı, bir yandan okul başarısının en önemli belirleyicisi, diđer yandan da okul başarısızlığının altında yatan en önemli faktör olarak görülmektedir (Aslanargun, 2007). Anne babanın okula ve eğitime değer vermeleri, öğrenciye verilen ödevlerle ve dersleriyle yakından ilgilenmeleri ve onlara rehberlik edip yardımcı olmaları onların okul başarılarını olumlu yönde etkilemektedir (Belser, 1993).

Dam (2008) aile faktörünün öğrencinin okul başarısındaki rolünü belirlemek amacıyla yaptıđı çalışmada ailevi sorunları olan öğrenciler ile önemli bir ailevi sorunu olmayan ve ailesinden destek gören öğrencilerin akademik başarılarını karşılaştırmıştır. Araştırma bulgularına göre öğrencilerin akademik başarı not ortalamaları ile cinsiyetleri arasında manidar bir ilişki bulunmuştur. Ailevi sorunları olan öğrenciler ile ailesiyle sorun yaşamayan öğrencilerin başarıları arasında manidar farklılıklar belirlenmiştir. Ailesinde sorun bulunan öğrencilerin okul başarısı, diđer öğrencilere göre oldukça düşüktür.

Sonuç olarak başarı ile ilgili çalışmalarda genel olarak öğrencilerin akademik başarılarını yordayan değişkenler belirlenmeye çalışılmıştır. Öğrencinin cinsiyeti, zihinsel ve duyuşsal özellikleri, öğretim hizmetinin niteliđi, motivasyon, ders çalışma alışkanlıkları, öğrencinin sosyo-ekonomik durumu, ebeveyn tutumları vb. öğrenci başarısı ile ilişkili olduđu düşünölen

faktörler olarak belirlenmiştir. Üniversite giriş sınavlarının akademik başarı için iyi bir yordayıcı olup olmadığı, bunun yanı sıra çeşitli sosyo-demografik özelliklerden akademik başarıyı en iyi yordayan değişken ya da değişkenleri belirlemek amaçlanmıştır.

Öğrencilerin üniversite giriş sınavlarındaki başarı düzeylerinin araştırılmasına dönük bilimsel çalışmaların sayısında 1960'lardan sonra önemli bir artış gözlenmektedir. 1960-1990 arası dönemde bu konuda yapılmış olan araştırmalar genel olarak iki ana grupta toplanabilir: 1) Öğrenci başarısındaki değişkenliği ailesel faktörlerle açıklamaya çalışan araştırmalar, 2) Öğrenci başarısındaki değişkenliği mezun olunan okulun özellikleriyle açıklamaya çalışan araştırmalar. Birinci gruptaki araştırmaların bulguları, genel olarak öğrencilerin sınavlardaki başarı düzeyleri ile anne-babanın eğitim ve mesleki saygınlık düzeyleri arasında manidar ilişkiler olduğunu göstermektedir. İkinci gruptaki araştırmalar ise daha çok betimleyici özellikler göstermektedir. Sınırlı da olsa, 1990'lardan sonra yapılmış olan bazı araştırmalarda, ailenin sosyo-ekonomik özellikleri, mezun olunan lisenin niteliği ve özel ders veya dersanelerin öğrencilerin üniversite giriş sınavlarındaki başarı düzeyleri üzerindeki ortak ve görece etkileri incelenmeye çalışılmıştır (Köse, 1999).

Eğitim alanında öğrencilerin başarılarıyla ilişkili olan değişkenlerin araştırıldığı çalışmalar daha çok betimleyici özellikler göstermiş, bir grup araştırmada ise seçilmiş olan değişkenler arasındaki ilişkilerin yordanmasına olanak sağlayabilecek istatistiksel teknikler kullanılmıştır. Araştırmacılar çalışmalarında çoklu regresyon analizi, varyans analizi, t testi gibi istatistiksel yöntemleri kullanmışlardır. Öğrencilerin başarılarıyla ilişkili olan değişkenlerin araştırıldığı çalışmalarda öncelikle faktör analizi yapılmış, faktör analizi sonucunda belirlenen değişkenlerle yapısal eşitlik modelleri oluşturulmuştur (Akhun, 1980; Kelecioğlu, 2003; Erayman, 2004; Gülleroğlu, 2005; Ercan, Işık ve Çakır, 2005; Çitil ve diğ., 2006; Keser ve Sarıbay, 2007; Ayık ve diğ., 2007; Kabalcı, 2008; Dam, 2008; Özer ve Demir, 2008; Küçüköğlü ve Köse, 2008; Polat, 2008; Bozkır ve diğ., 2009; Coşkununcel, 2009; Yay ve Akıncı, 2009; Bozaslan ve diğ., 2011; Karakaya, 2011; Arslantaş ve diğ., 2012).

Türkiye’de eğitim alanında yapılan arařtırmalar hem nicelik hem de nitelik yönünden artış göstermektedir. Bilgisayar teknolojilerinin ilerlemesi ve dijital verilerin artması ile birlikte veri madencilięi kavramı büyük önem kazanmıřtır. Bu çalıřmada veri madencilięi modellerinden biri olan yapay sinir aęları ve lojistik regresyon yöntemlerinin sınıflandırma performansları karşılařtırılacaęı için öncelikle sınıflama ve regresyon kavramlarından söz edilecektir.

Sınıflama ve regresyon, önemli veri sınıflarını ortaya koyan veya gelecek veri eğilimlerini tahmin eden modelleri kurabilen veri analiz yöntemleridir. Sınıflama kategorik deęerleri tahmin ederken, regresyon süreklilik gösteren deęerlerin tahmin edilmesinde kullanılır. (Kamber ve Morgan, 2000). Sınıflama, veri sınıfı ve kavramlarını tanımlama ve ayırt etmeyi saęlayan bir model kümesini bulma sürecidir. Sınıflama modelleri sınıflar önceden incelenen veriler vasıtasıyla oluşturulduęundan denetimli öğrenme olarak da ifade edilir (Aydın, 2002) .

Veri madencilięinde kullanılan modeller, tahmin edici ve tanımlayıcı olmak üzere iki ana başlık altında incelenmektedir (Fayyad, 1998; Zhong ve Zhou, 1999). Tahmin edici modellerde, sonuçları bilinen verilerden hareket edilerek bir model geliřtirilmesi ve kurulan bu modelden yararlanılarak sonuçları bilinmeyen veri kümeleri için sonuç deęerlerin tahmin edilmesi amaçlanmaktadır (Akınar, 2000). Tanımlayıcı modellerde ise karar vermeye rehberlik etmede kullanılabilir mevcut verilerdeki örüntülerin tanımlanması saęlanmaktadır (Zhong ve Zhou, 1999). Sınıflama ve regresyon modelleri tahmin edici, kümeleme ve birliktelik kuralları modelleri tanımlayıcı modellerdir (Chaudhuri, 1998).

Bir nesnenin belirli sınıflar içinde hangi sınıfa ait olduęunu belirleyecek bir sınıflayıcı oluşturmak amacıyla kullanılacak tekniklerden biri yapay sinir aęları teknięidir (Gürsoy, 2009). Yapay sinir aęları, insan beyninin özelliklerinden olan öğrenme yolu ile yeni bilgiler türetebilme, yeni bilgiler oluşturabilme ve keşfedebilme gibi yetenekleri herhangi bir yardım almadan otomatik olarak gerçekteřtirmek amacıyla geliřtirilen bilgisayar sistemleridir.

Yapay sinir ağırları yöntemi verilen örneklerin kümelendirilmesi ve belirli sınıflara ayrıştırılarak daha sonra gelen örneğin hangi sınıfa gireceğine karar vermeyi hedefler (Öztemel, 2003). Yapay sinir ağırları tekniğinde n adet girdi değeri, kendi ağırlık değeri ile çarpılarak toplanır ve çıktığı elde etmek için aktivasyon fonksiyonu ile işlem yapılır (Gürsoy, 2009). Yapay sinir ağırları ile eğitim alanında sınırlı sayıda uygulama yapılmış olmasına rağmen, bu yöntemin başarı ile kullanıldığı birçok alan (ulaştırma ve havacılık, biomedikal ve ilaç sanayi, finans, borsa ve kredi kartı uygulamaları gibi) vardır. Başarılı uygulamalar incelendiğinde yapay sinir ağlarının özellikle doğrusal olmayan, çok boyutlu, eksik, kusurlu ve hata olasılığı yüksek verilerin olması ve problemin çözümü için bir matematik modelin bulunmaması durumunda kullanıldığı görülmektedir.

Öğrenci başarısızlıklarının nedenlerini analiz ederek öğrencileri başarılarına göre sınıflandırmak ve başarılı / başarısız gruplara atamak için farklı istatistiksel analiz tekniklerinden yararlanılabilir. Bu teknikler arasında diskriminant analizi, kümeleme analizi ve lojistik regresyon analizi, sayılabilir.

Diskriminant analizi, grup üyeliklerini yordamaya yönelik bir model kurma amacına hizmet eden çok değişkenli bir istatistiksel tekniktir (Çokluk ve diğ., 2010). Diskriminant analizi grupların birbirlerinden en iyi şekilde ayrımını sağlar. Diskriminant analizini kullananlar, açıklama ve tahminle ilgilenirler. Bu gruplarla en fazla ilişkili olan değişkenlerin hangileri olduğunu ve bunların grup üyeliğini ne kadar iyi tahmin edebildiğini belirlemek isterler (Akgül ve Çevik, 2003). Garson'a (2008) göre diskriminant analizi, diskriminant yordama eşitliği (fonksiyonu) kullanılarak bireyleri ya da birimleri sınıflamak, bireylerin ya da birimlerin tahminlerine dayalı olarak sınıflanıp sınıflanamayacağına ilişkin teoriler test etmek, gruplar arasındaki farklılıkları araştırmak, bağımlı değişkene göre yapılan sınıflamada, bağımsız değişkenlerin görece önem sırasını değerlendirmek gibi amaçlar için uygulanabilir (Akt. Çokluk ve diğ., 2010).

Lojistik regresyon analizinin, diskriminant analizindeki normallik, doğrusallık ve varyans-kovaryans matrislerinin eşitliği sayıtlılarının

karşılanmasını gerektirmemesi, önemli kullanım kolaylığını oluşturmaktadır. Lojistik regresyon analizinin temel odağı, bireylerin hangi grubun üyesi olduğunu kestirmede kullanılabilecek bir regresyon denklemi oluşturmaktır (Çokluk ve diğ., 2010). Lojistik regresyon en az değişkeni kullanarak en iyi uyuma sahip olacak şekilde bağımlı değişken ile bağımsız değişkenler kümesi arasındaki ilişkiyi tanımlayabilen ve genel olarak kabul edilebilir bir model kurmayı amaçlar (Aktaş ve Erkuş, 2009).

Bu çalışmada lojistik regresyon analizi ile veri madenciliği sınıflama modellerinde kullanılan tekniklerden biri olan yapay sinir ağları analizi teknikleri karşılaştırılacağı için bu iki analiz tekniği ile ilgili ayrıntılı bilgiye “Yöntem” bölümünde “Verilerin Analizi” başlığı altında ayrıca yer verilmiştir. Bu bölümde öğrenci başarılarının tahmininde ve sınıflandırılmasında yapay sinir ağları analizini kullanan ve yapay sinir ağları analizini diğer istatistiksel tekniklerle karşılaştırılan yurt içinde ve yurt dışında yapılmış çalışmaların özetleri anlatılmıştır.

Öğrenci başarısızlıklarının tahmininde yapay sinir ağlarının kullanımı ile ilgili çalışmalar ilk kez, 1994 yılında Gorr, Nagin ve Szczyputa'nın öğrencilerin ağırlıklı not ortalamalarının tahmininde çoklu lineer regresyon ve stepwise lineer regresyon analizleri ile yapay sinir ağları analizlerini karşılaştırması ile gerçekleştirilmiştir. Araştırma bulgularına göre yapay sinir ağları analizi ile yapılan tahminlerin daha iyi olduğu sonucuna varılmıştır.

Hardgrave, Wilson, ve Walstrom (1994), MBA öğrencilerinin başarılarını tahmin etmede en küçük kareler regresyonu, aşamalı regresyon, diskriminant analizi, logistik regresyon ve yapay sinir ağları analizlerinin performanslarını karşılaştırmışlardır. Mezun öğrencilere ilişkin analizler, diğer araştırmalardaki gibi zayıf modeller üretmiştir. En iyi model yüzde 60 doğrulukla tahmin yapabilmıştır. Araştırma sonuçlarına göre, kategorik modeller (diskriminant analizi, logistik regresyon ve yapay sinir ağları) regresyon modellerinden daha iyi sonuç vermiştir.

Subbanarasimha, Arinzeb, ve Anandarajanb (2000), MBA öğrencilerinin akademik performanslarını tahmin etmede yapay sinir ağları ve regresyon tekniklerini karşılaştırmak için iki farklı veri kümesini kullanmışlardır. Araştırma sonucunda yapay sinir ağları analizinin doğru tahmin etme yüzdesi daha yüksek çıkmıştır.

Güneri ve Apaydın (2004), öğrencileri başarı durumlarına göre sınıflandırmada yapay sinir ağları ve lojistik regresyon yöntemlerinden yararlanmışlardır. Araştırmada akademik başarı bağımlı değişken, öğrencinin öğrenim gördüğü program, cinsiyet, lise mezuniyet puan ortalaması, öğrenci seçme sınavı puanı, ailesinin yaşadığı şehir, yaş ve mezun olunan lise türü bağımsız değişken olarak ele alınmıştır. Araştırma bulgularına göre yapay sinir ağları analizi sonucunda eğitim seti için doğru sınıflandırma oranı %95, geçerlilik seti için doğru sınıflandırma oranı %94 ve test seti için doğru sınıflandırma oranı %97 olarak hesaplanmıştır. Başarı sınıflandırmasında lojistik regresyon analizi ve sinir ağları yaklaşımı sonucunda elde edilen genel doğru sınıflandırma oranı %95 olarak bulunmuştur.

Tosun'un (2007), "Sınıflandırmada Yapay Sinir Ağları ve Karar Ağaçları Karşılaştırması; Öğrenci Başarısı Üzerine Bir Uygulama" adlı araştırmasında yapay sinir ağları ve karar ağaçları teknikleri karşılaştırılmıştır. Karşılaştırma için üniversite öğrencilerinin başarılarını etkileyen faktörlerin belirlenmesi amacıyla hazırlanmış bir anket kullanılmıştır. Karar ağaçları ile öğrenci başarılarına göre sınıflandırma işlemi sonrasında %86 oranında başarı elde edilmiştir. Aynı verilerle yapılan yapay sinir ağları uygulaması sonrasında başarı oranı yaklaşık %92 olarak bulunmuştur.

Ibrahim ve Rusli (2007) öğrenci başarılarının tahmininde yapay sinir ağları, karar ağaçları ve doğrusal regresyon yöntemlerini karşılaştırmışlardır. Çalışmada öğrencilerin genel akademik başarı not ortalaması bağımlı değişken, ailenin geliri, öğrencinin kayıtlı olduğu program, önceki okulun türü (yatılı- yatılı olmayan) ve teknolojiyi kullanabilme düzeyi bağımsız değişkenler olarak belirlenmiştir. Genel akademik başarının tahmininde yapay sinir ağları analizinin daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür.

Oladokun, Adebajo ve Charles-Owaba (2008), yaptıkları çalışmada öğrenci başarısı üzerinde etkili olan değişkenleri belirlemek ve öğrenci performansını tahmin etmede yapay sinir ağları analizini test etmeyi amaçlamışlardır. Çalışmada üniversiteye giriş sınavı, matematik, fizik, kimya ve İngilizce dersi başarı ortalamaları, öğrencinin üniversiteye giriş yaşı, ortaöğretimden mezun olduktan sonra üniversiteye girene kadar geçen zaman, anne ve babanın eğitim düzeyi, ortaöğretim kurumunun bulunduğu bölge, okul türü (devlet-özel), üniversitenin bulunduğu bölge ve öğrencinin cinsiyeti bağımsız değişken olarak belirlenmiştir. Üniversite genel akademik not ortalaması ise bağımlı değişken olarak belirlenmiştir. Modele eklenecek yeni bir öğrencinin gelecekteki başarısı tahmin edilmek istendiğinde, yapay sinir ağları kullanıldığı zaman tahminin doğru olma olasılığı %74 olarak belirlenmiştir.

El-Refae ve Al-Shayea'ın (2010), üniversite öğrencilerinin gelecekteki başarılarının tahmin edilmesinde yapay sinir ağları analizini kullanarak yaptıkları çalışmada iktisadi ve idari bilimler fakültesinin muhasebe bölümüne kayıtlı 208 öğrenciye ait verilerle çalışılmıştır. Genel akademik not ortalaması bağımlı değişken olarak alınmış, ortaöğretim başarı puanı, cinsiyet, öğrencinin yatılı kalıp kalmaması bağımsız değişken olarak belirlenmiştir. Ortaöğretim başarı puanı, üniversiteden mezun olmada tek ve en önemli değişken olarak bulunmuştur. Cinsiyet, ortaöğretim alanı, yatılı kalma durumu öğrenci değişkenleri ortaöğretim puanı ile karşılaştırıldığında performansı belirlemede daha az önemli bulunmuştur.

Üniversitede okuyan öğrencilerin başarısızlığa uğramasının önlenmesi, başarıyı etkileyen faktörlerin belirlenmesine bağlıdır. Başarıyı etkileyen faktörler bilinirse, başarısızlığa yol açan nedenler kontrol altına alınabilir ve öğrencilerin niteliklerine göre doğru bir sınıflandırma yapılması sağlanabilir. Ancak yapılan literatür taraması sonucunda, özellikle eğitim alanında öğrenci başarılarının sınıflandırılmasında yapay sinir ağlarının performansını geleneksel istatistiksel yöntemlerle karşılaştıran sınırlı sayıda çalışmaya rastlanmıştır.

Bu tartışmalar doğrultusunda araştırmamızın problemini alanyazında öğrenci başarısını etkilediği düşünülen faktörlerin gerçekte öğrenci başarısını etkileyen faktörler olup olmadığını belirlemek ve öğrencilerin akademik başarılarına göre sınıflandırılmasında lojistik regresyon analizi ve yapay sinir ağları yaklaşımlarının performanslarının incelenmesi oluşturmaktadır.

1.2 Amaç

Bu araştırmamızın genel amacı öğrenci başarısı üzerinde etkili olan değişkenlerin belirlenmesi ve farklı fakültelere ve programlara yeni kayıt yaptıran öğrencilerin gelecekteki başarılarının tahmin edilmesine olanak sağlayacak sınıflandırma modellerinin elde edilmesinde lojistik regresyon analizi ve yapay sinir ağları yöntemlerinin performanslarının incelenmesidir.

Bu genel amaç doğrultusunda aşağıdaki sorulara yanıt aranmıştır;

1. Öğrencilerin eğitim özellikleri, sahip oldukları olanaklar, ders çalışma alışkanlıkları ve aile özellikleri değişkenlerine göre,
 - a. Lojistik regresyon analizi ile elde edilecek olan model, öğrencileri başarı durumlarına göre hangi doğruluk oranında sınıflandırmaktadır?
 - b. Yapay sinir ağları analizi öğrencileri başarı durumlarına göre hangi doğruluk oranında sınıflandırmaktadır? Eğitim, geçerlik ve test süreçleri ile genel doğru sınıflandırma oranları nelerdir?
2. Lojistik regresyon ve yapay sinir ağları yaklaşımının öğrencileri başarı durumlarına göre genel doğru sınıflandırma oranlarının karşılaştırılmasına ilişkin sonuçlar nasıldır?
3. Akademik başarıyı belirleyen en önemli bağımsız değişkenler bakımından lojistik regresyon ve yapay sinir ağları analizinin karşılaştırılmasına ilişkin sonuçlar nasıldır?

1.3 Önem

Türkiye’de üniversite öncesi eğitim-öğretim süreci üniversite giriş sınavına odaklıdır. Öğrencilerin başarısızlığının önlenmesi, öğrenci başarısızlığına yol açan faktörleri belirlemek ve nedenlerini tanımlamakla mümkündür. Eğitim sisteminde öğrencilerin farklı niteliklerine göre hangi sınıflara yerleştirileceğini belirleyecek bir sınıflayıcı oluşturmak önemlidir. Yapay sinir ağları günümüzde geliştirilmiş en güncel örüntü tanıyıcı ve sınıflandırıcılardan sayılabilir. Yapay sinir ağlarının başarı ile kullanıldığı birçok alan vardır; ancak eğitim alanında sınırlı sayıda uygulama yapılmıştır. Bu çalışma eğitim alanında yapay sinir ağları yaklaşımının ve lojistik regresyon yönteminin sınıflandırma işlemleri için geçerliliği sorgulama fırsatı verecektir.

Yapılan araştırmalar incelendiğinde araştırmacılar, cinsiyet, ailenin sosyoekonomik düzeyi, anne babanın eğitim düzeyi, okul türü gibi öğrenci başarısıyla ilişkili olan değişkenleri araştırmışlar ve sınırlı sayıda değişkenlerle model oluşturmuşlardır. Sınırlı sayıda modele dahil edilen bağımsız değişkenler, bu çalışmaların sınırlılığını oluşturmuştur. Bu çalışma çok sayıda bağımsız değişkenin modele dahil edilmesi ve lojistik regresyon yöntemi ile yapay sinir ağları yaklaşımı kullanılarak öğrencilerin gelecekteki başarılarının tahmin edilmesine olanak sağlayacak sınıflandırma modelinin elde edilmesi bakımından diğer çalışmalardan ayrılmaktadır.

1984-2011 yılları arasında toplam yükseköğretim öğrenci sayısında sürekli bir artış görülmektedir. Bu artışla beraber yükseköğretimde niteliği geliştirme çabaları da gündemdeki yerini korumaktadır. Türkiye’de yükseköğretimin geleceğine ilişkin tahminler incelendiğinde 2010-2025 yılları arasında yükseköğretimdeki büyüme OECD ülkelerinden daha hızlı bir biçimde devam edecektir (Kavak, 2011). Öğrencilerin akademik başarılarının düşük olması, eğitime yapılan harcamaların önemli bir bölümünün boşa

gitmesine, toplumun ihtiyacı olan nitelikli insan gücünün yetişemeyeceği endişesine neden olmaktadır. Yükseköğretimde niteliği geliştirebilmek öğrenci başarısını etkileyen değişkenlerin belirlenmesine bağlıdır. Yapılan bu çalışma ile birlikte yükseköğretimde öğrenci başarısını etkileyen değişkenlerin belirlenerek, modele yeni katılan öğrencilerin gelecekteki başarı durumlarını tahmin etmeye ve böylece başarı olasılıklarını artırmaya yönelik bir takım önlemler alınmasına katkı sağlayacağı düşünülmektedir.

1.4 Sınırlılıklar

Bu araştırma öğrenci başarısı ile ilişkili olduğu düşünülen ortaöğretim mezuniyet ortalaması mezun olunan lise, üniversiteye giriş puanı öğrenim gördüğü bölümü tercih sırası, üniversiteye yerleştirilmede esas alınan puan türü, üniversiteye giriş puanı, vize/final gibi sınavlara hazırlanma zamanı, sınavlara hazırlanırken tercih edilen ortam, düzenli ders çalışma alışkanlığına sahip olma durumu, sahip olunan olanaklar (çalışma odası, çalışma masası, internet bağlantısı, bilgisayar, kitaplık), kardeş sayısı, ailenin ortalama toplam aylık geliri, annenin öğrenim durumu, babanın öğrenim durumu, annenin çalışma durumu, babanın çalışma durumu değişkenleri ile sınırlıdır.

1.5 Tanımlar

Genel Akademik Başarı Not Ortalaması: Ankara Üniversitesi önlisans ve lisans eğitim-öğretim yönetmeliğine göre belirlenmiş, öğrencinin üniversiteye girişinden itibaren aldığı tüm derslere ait ağırlıklı not ortalamasıdır.

Girdiler: İstatistikte bağımsız değişkenlere karşılık gelen, akademik başarıyı etkilediği düşünülen değişkenlerdir.

Çıktılar: İstatistikte bağımlı değişkene karşılık gelen değişkenlerdir. Bu araştırmada genel akademik başarı not ortalaması çıktı değişkeni olarak alınmıştır.

Yapay Sinir Ađı: İnsan beyninin özelliklerinden olan öğrenme yolu ile yeni bilgiler türetebilme, yeni bilgiler oluşturabilme ve keşfedebilme gibi yetenekleri herhangi bir yardım almadan otomatik olarak gerçekleştirmek amacı ile geliştirilen bilgisayar sistemleridir.

1.6 Kısaltmalar

ÖSYM (Ölçme Seçme ve Yerleştirme Merkezi)

LRA (Lojistik Regresyon Analizi)

YSA (Yapay Sinir Ağları)

BÖLÜM II

YÖNTEM

Bu bölümde araştırma modeli, çalışma grubu, veri toplama aracı ve verilerin analizine ilişkin bilgilere yer verilmiştir.

2.1 Araştırma Modeli

Üniversite öğrencilerinin akademik başarılarını etkileyen değişkenleri belirlemeyi amaçlayan bu araştırma ilişkisel tarama modelindedir. İlişkisel tarama modelleri, iki ya da daha çok sayıdaki değişken arasında birlikte değişim varlığını ve/veya derecesini belirlemeyi amaçlayan araştırma modelleridir. Bu araştırma iki farklı yönteminin sınıflandırma performanslarını karşılaştırmayı amaçladığından bir temel araştırmadır. Bu nedenle bu araştırmada sürekli bir değişken olan genel akademik başarı not ortalamaları iki kategorili bir süreksiz değişken haline getirilmiştir. Temel araştırmalar, salt amacı var olan bilgiye yenilerini katmak olan araştırmalardır. Bunlar, araştırma kavramının en yalın bir biçimde temsil edildiği çabalardır (Karasar, 2010).

2.2 Çalışma Grubu

Araştırmanın çalışma grubu oluşturulurken herhangi bir örnekleme yöntemine gidilmemiş, anket uygulama izni alınabilen bölümlerde öğrenim gören öğrencilerle çalışılmıştır. Araştırmanın çalışma grubunu 2011-2012 eğitim öğretim yılının bahar döneminde Ankara Üniversitesi'nin Eğitim Bilimleri Fakültesi ile Dil ve Tarih-Coğrafya Fakültesi'nin bazı lisans programlarına devam eden 419 üçüncü sınıf öğrencisi oluşturmaktadır. Bu öğrencilerin 304'ü (%72.60) kız ve 115'i (%27.40) ise erkektir.

Çalışma grubunu oluşturan öğrencilerin fakültelere ve programlara göre dağılımı Çizelge 1’de verilmiştir.

Çizelge 1. Çalışma Grubunu Oluşturan Öğrencilerin Fakülte ve Programlara Göre Dağılımı

Fakülte	Program	f	%
Eğitim Bilimleri Fakültesi	Rehberlik ve Psikolojik Danışmanlık	47	11.20
	Bilgisayar Öğretimi ve Teknolojileri Eğitimi	45	10.70
	Sınıf Öğretmenliği	29	6.90
	Sosyal Bilgiler Öğretmenliği	38	9.10
	Zihin Engelliler Öğretmenliği	34	8.10
	Okul Öncesi Öğretmenliği	52	12.40
	Toplam	245	58.50
Dil ve Tarih-Coğrafya Fakültesi	Japon Dili ve Edebiyatı	5	1.20
	Fransız Dili ve Edebiyatı	23	5.50
	İngiliz Dili ve Edebiyatı	28	6.70
	İtalyan Dili ve Edebiyatı	18	4.30
	Amerikan Kültürü ve Edebiyatı	14	3.30
	Türk Dili ve Edebiyatı	22	5.30
	Psikoloji	22	5.30
	Sosyoloji	15	3.60
	Felsefe	27	6.40
	Toplam	174	41.50
Toplam	419	%100.00	

Araştırmanın çalışma grubunu oluşturan öğrencilerin fakültelere göre dağılımı incelendiğinde, toplam 419 öğrenciden 245’i (%58.50) Eğitim Bilimleri Fakültesi’nde, 174’ü (%41.50) Dil ve Tarih-Coğrafya Fakültesi’nde öğrenim görmektedir. Eğitim Bilimleri Fakültesi’nde öğrenim gören öğrencilerin programlara göre dağılımları incelendiğinde, toplam 245 öğrenciden 47’si (%11.20) Rehberlik ve Psikolojik Danışmanlık, 45’i (%10.70) Bilgisayar Öğretim ve Teknolojileri Eğitimi, 29’u (%6.90) Sınıf Öğretmenliği, 38’i (%9.10) Sosyal Bilgiler Öğretmenliği, 34’ü (%8.10) Zihin Engelliler Öğretmenliği ve 52’si (%12.40) Okul Öncesi Öğretmenliği lisans programında öğrenim görmektedir.

Dil ve Tarih-Coğrafya Fakültesi’nde öğrenim gören öğrencilerin programlara göre dağılımları incelendiğinde, toplam 174 öğrenciden 5’i (%1.20) Japon Dili ve Edebiyatı, 23’ü (%5.50) Fransız Dili ve Edebiyatı, 28’i (%6.70) İngiliz Dili ve Edebiyatı, 18’i (%4.30) İtalyan Dili ve Edebiyatı, 14’ü

(%3.30) Amerikan Kültürü ve Edebiyatı, 22'si (%5.30) Psikoloji, 15'i (%3.60) Sosyoloji, 27'si (%6.40) Felsefe ve 22'si (%5.30) Türk Dili ve Edebiyatı lisans programında öğrenim görmektedir.

Çalışma grubunun özelliklerine ilişkin bilgiler çizelgeler halinde frekans ve yüzde değerleri hesaplanarak sunulmuştur. Çizelge 2'de çalışma grubunun eğitim özelliklerine ilişkin dağılımlar, Çizelge 3'te çalışma grubunun sahip oldukları olanaklara ilişkin dağılımlar, Çizelge 4'te çalışma grubunun ders çalışma alışkanlıklarına ilişkin dağılımlar, Çizelge 5'te çalışma grubunun aile özelliklerine ilişkin dağılımlar sunulmuştur.

Çizelge 2. Çalışma Grubunu Oluşturan Öğrencilerin Eğitim Özelliklerine İlişkin Dağılımlar

Değişken	Düzyey	f	%
Mezun Olunan Lise	Genel Lise	106	25.30
	Anadolu Lisesi	130	31.00
	İmam Hatip/Anadolu İmam Hatip Lisesi	1	0.20
	Öğretmen/Anadolu Öğretmen Lisesi	78	18.60
	Fen Lisesi	4	1.00
	Endüstri Meslek/Teknik Lisesi/Anadolu	44	10.50
	Eğitim Meslek Lisesi		
	Süper Lise	56	13.40
	Toplam	419	100.00
Ortaöğretim Mezuniyet Ortalaması	24.50-44.49 arasında	1	0.20
	44.50-54.49 arasında	3	0.70
	54.50-69.49 arasında	28	6.70
	69.50-84.49 arasında	161	38.40
	84.50-100 arasında	226	53.90
	Toplam	419	100.00
Üniversitede öğrenim görülen bölüme yerleştirmede esas alınan puan türü	SAY1	45	10.70
	SÖZ1	34	8.10
	SÖZ2	60	14.30
	EA1	52	12.40
	EA2	140	33.40
	DİL	88	21.00
	Toplam	419	100.00
Üniversite Sıralaması	1.-5. arasında	301	71.80
	6.-10. arasında	66	15.80
	11.-15. arasında	33	7.90
	16.-20. arasında	14	3.30
	21.-24. arasında	5	1.20
	Toplam	419	100.00

Çizelge 2'de çalışma grubunu oluşturan öğrencilerin eğitim özelliklerine ilişkin dağılımları verilmiştir. Buna göre, çalışma grubunu oluşturan öğrencilerin 106'sı (%25.30) genel liseden, 130'u (%31.00) anadolu

lisesinden, 1'i (%0.20) imam hatip/anadolu imam hatip lisesinden, 78'i (%18.60) öğretmen/anadolu öğretmen lisesinden, 4'ü (%1.00) fen lisesinden, 44'ü (%10.50) endüstri meslek/teknik lisesi/anadolu eğitim meslek lisesinden, 56'sı (%13.40) süper liseden mezun olmuştur.

Öğrencilerin 1'inin (%0.20) ortaöğretim mezuniyet ortalaması 24.50-44.49 arasında, 3'ünün (%0.70) 44.50-54.49 arasında, 28'inin (%6.70) 54.50-69.49 arasında, 161'inin (%38.40) 69.50-84.49 arasında ve 226'sının (%53.90) 84.50-100 arasında yer almaktadır.

Öğrencilerin üniversitede öğrenim görülen bölüme yerleştirmede esas alınan puan türüne göre dağılımlarına bakıldığında 45'i (%10.70) SAY1, 34'ü (%8.10) SÖZ1, 60'ı (%14.30) SÖZ2, 52'si (%12.40) EA1, 140'ı (%33.40) EA2 ve 88'i (%21.00) DİL puanları ile üniversiteye yerleştirilmişlerdir. Öğrencilerin 301'i (%71.80) devam etmekte olan programa ilk beş tercihleri arasında, 66'sı (15.80) 6.-10. tercihleri arasında, 33'ü (%7.90) 11.-15. tercihleri arasında, 14'ü (%3.30) 16.-20. tercihleri arasında ve 5'i (%1.20) 21.-24. tercihleri arasında yer vermişlerdir.

Çizelge 3. Çalışma Grubunu Oluşturan Öğrencilerin Sahip Oldukları Olanaklara İlişkin Dağılımlar

Değişken	Düzyey	f	%
Çalışma Odası	Var	241	57.50
	Yok	178	42.50
	Toplam	419	100.00
Çalışma Masası	Var	315	75.20
	Yok	104	24.80
	Toplam	419	100.00
Bilgisayar	Var	353	84.20
	Yok	66	15.80
	Toplam	419	100.00
İnternet Bağlantısı	Var	282	67.30
	Yok	137	32.70
	Toplam	419	100.00
Kitaplık	Var	255	60.90
	Yok	164	39.10
	Toplam	419	100.00

Çizelge 3'e göre çalışma grubunu oluşturan 419 öğrenciden 241'i (%57.50) çalışma odasına sahipken, 178'i (%42.50) sahip değildir. 315

(%75.20) öğrenci çalışma masasına sahipken, 104'ü (%24.80) sahip değildir. 353 (%84.20) öğrenci bilgisayara sahipken, 66 (%15.80) öğrenci bilgisayara sahip değildir. 282 (%67.30) öğrencinin kaldığı yerde internet bağlantısı varken, 137 (%32.70) öğrenci internet bağlantısına sahip değildir. 255 (%60.90) öğrenci kitaplığa sahipken, 164 (%39.10) öğrencinin kitaplığı yoktur.

Çizelge 4. Çalışma Grubunu Oluşturan Öğrencilerin Ders Çalışma Alışkanlıklarına İlişkin Dağılımlar

Değişken	Düzy	f	%
Düzenli ders çalışma alışkanlığına sahip olma durumu	Evet	52	12.40
	Hayır	367	87.60
	Toplam	419	100.00
Vize/final sınavlarına hazırlanma zamanı	Genellikle son 1-2 gün çalışırım.	247	58.90
	Düzenli olarak çalıştığım için son günlerde tekrar yaparım.	57	13.60
	Genellikle çalışmaya ihtiyaç duymam	25	6.00
	Çalışmaya vaktim olmuyor	11	2.60
	Sınava 1-2 hafta kala çalışmaya başlarım.	79	18.90
	Toplam	419	100.00
Sınavlara hazırlanırken tercih edilen çalışma şekli	Tek başıma çalışmayı	281	67.10
	Arkadaşlarımla çalışmayı	42	10.00
	Fark etmez, özel bir tercihim yok	96	22.90
	Toplam	419	100.00

Çizelge 4'e göre çalışma grubunu oluşturan öğrencilerin 52'si (%12.40) kendisinin her gün düzenli olarak ders çalışma alışkanlığına sahip olduğunu, 367'si (%87.60) sahip olmadığını belirtmiştir.

Öğrencilerin, vize/final sınavlarına 247'si (%58.90) "genellikle son 1-2 gün çalışırım", 57'si (%13.60) "düzenli olarak çalıştığım için son günlerde tekrar yaparım", 25'i (%6.00) "genellikle çalışma ihtiyacı duymam", 11'i (%2.60) "çalışmak için vaktim olmuyor" ve 79'u (%18.90) "1-2 hafta kala çalışmaya başlarım" seçeneğini işaretlemiştir.

Öğrencilerin 281'i (%67.10) sınavlara hazırlanırken “tek başıma çalışmayı”, 42'si (%10.00) “arkadaşlarımla çalışmayı”, 96'sı (%22.90) “fark etmez özel bir tercihim yok” seçeneğini işaretlemiştir.

Çizelge 5. Çalışma Grubunu Oluşturan Öğrencilerin Aile Özelliklerine İlişkin Dağılımlar

Değişken	Düzey	f	%
Ailenin Ortalama Toplam Aylık Geliri	1000 TL'den az	98	23.40
	1000-1999 TL arasında	159	37.90
	2000-2999 TL arasında	89	21.20
	3000-3999 TL arasında	42	10.00
	4000 TL ve üstü	31	7.40
	Toplam	419	100.00
Annenin Öğrenim Durumu	Okur-Yazar Değil	41	9.80
	Diplomasız Okur Yazar	22	5.30
	İlkokul Mezunu	172	41.10
	Ortaokul Mezunu	53	12.60
	Lise Mezunu	78	18.60
	Yüksekokul/Üniversite Mezunu	52	12.40
	Lisansüstü(Yüksek lisans-Doktora)	1	0.20
	Toplam	419	100.00
Babanın Öğrenim Durumu	Okur-Yazar Değil	8	1.90
	Diplomasız Okur Yazar	9	2.10
	İlkokul Mezunu	114	27.20
	Ortaokul Mezunu	70	16.70
	Lise Mezunu	102	24.30
	Yüksekokul/Üniversite Mezunu	111	26.50
	Lisansüstü(Yüksek lisans-Doktora)	5	1.20
	Toplam	419	100.00
Annenin Çalışma Durumu	Çalışıyor	85	20.30
	Çalışmıyor	295	70.40
	Emekli	36	8.60
	Emekli-Çalışıyor	3	0.70
	Toplam	419	100.00
Babanın Çalışma Durumu	Çalışıyor	232	55.40
	Çalışmıyor	27	6.40
	Emekli	118	28.20
	Emekli-Çalışıyor	42	10.00
	Toplam	419	100.00
Kardeş Sayısı	Tek Çocuk	25	6.00
	Bir Kardeş	134	32.00
	İki Kardeş	131	31.30
	Üç Kardeş	45	10.70
	Dört veya Daha Fazla Kardeş	84	20.00
	Toplam	419	100.00

Çalışma grubunu oluşturan öğrencilerin; aile özelliklerine göre dağılımları incelendiğinde, toplam 419 öğrenciden ailesinin ortalama toplam aylık geliri 98'inin (%23.40) 1000 TL'den az, 159'unun (%37.90) 1000-1999

TL arasında, 89'unun (%21.20) 2000-2999 TL arasında, 42'sinin (%10.00) 3000-3999 TL arasında ve 31'inin (%7.40) ise 4000 TL ve üzeri olduğu görülmektedir.

Annenin öğrenim durumuna göre dağılımları incelendiğinde, 41 öğrencinin annesinin (%9.80) okur-yazar olmadığı, 22'sinin (%5.30) diplomasız okur yazar olduğu, 172'sinin (%41.10) İlkokul mezunu, 53'ünün (%12.60) ortaokul mezunu, 78'inin (%18.60) lise mezunu, 52'sinin (%12.40) yüksekokul/üniversite mezunu ve 1'inin (%2.00) lisansüstü (yüksek lisans-doktora) mezunu olduğu görülmektedir.

Babanın öğrenim durumuna göre dağılımları incelendiğinde, öğrencilerin babalarının 8'inin (%1.90) okur-yazar olmadığı, 9'unun (%2.10) diplomasız okur yazar olduğu, 114'ünün (%27.20) İlkokul mezunu, 70'inin (%16.70) ortaokul mezunu, 102'sinin (%24.30) lise mezunu, 111'inin (%26.50) yüksekokul/üniversite mezunu ve 5'inin (%1.20) lisansüstü (yüksek lisans-doktora) mezunu olduğu görülmektedir.

Annenin çalışma durumuna göre dağılımları incelendiğinde, öğrencilerin annelerinin 85'inin (%20.30) çalıştığı, 295'inin (%70.40) çalışmadığı, 36'sının (%8.60) emekli olduğu ve 3'ünün (%70) hem emekli hem de çalışıyor olduğu görülmektedir.

Babanın çalışma durumuna göre dağılımları incelendiğinde, öğrencilerin babalarının 232'sinin (%55.40) çalıştığı, 27'sinin (%6.40) çalışmadığı, 118'inin (%28.20) emekli olduğu ve 42'sinin (%10.00) hem emekli hem de çalışıyor olduğu görülmektedir.

Kardeş sayılarına göre dağılımları incelendiğinde, öğrencilerin 25'inin (%6.00) tek çocuk olduğu, 134'ünün (%32.00) bir kardeşi olduğu, 131'inin (%31.30) iki kardeşi olduğu, 45'inin (%10.70) üç kardeş olduğu ve 84'ünün (%20.00) dört veya daha fazla kardeş olduğu görülmektedir.

Çalışma grubunu oluşturan öğrencilerin genel akademik not ortalamalarına ve üniversiteye giriş puanlarına ilişkin betimsel istatistiklere Çizelge 6'da yer verilmiştir.

Çizelge 6. Çalışma Grubunu Oluşturan Öğrencilerin Genel Akademik Not Ortalamalarına (GABNO) ve Üniversite Giriş Puanlarına İlişkin Betimsel İstatistikler

	f	Ortalama	Standart Sapma	En Küçük Puan	En Büyük Puan	Ranj
Genel Akademik Not Ortalaması	419	2.66	0.41	1.19	3.74	2.55
Üniversiteye Giriş Puanı	419	333.67	18.50	293.00	455.00	162.00

Çizelge 6 incelendiğinde öğrencilerin 3. Sınıfa ilişkin genel akademik not ortalaması 2.66'dır. Üçüncü sınıfa ait en küçük not 1.19, en yüksek not ise 3.74'tür. Genel akademik not ortalamasına ait standart sapma değeri 0.41, ranjı 2.55'tir.

Üniversiteye giriş puanına ait en küçük puan 293.00 iken, en büyük puan 455.00'dır. Üniversiteye giriş puanına ilişkin aritmetik ortalama 333.67, standart sapma değeri ise 18.50'dir.

2.3 Veri Toplama Aracının Geliştirilmesi

Araştırmada veri toplama aracı olarak; araştırmacı tarafından geliştirilen "Üniversite Öğrencilerinin Akademik Başarılarını Etkileyen Değişkenler Anketi" kullanılmıştır. Anketin geliştirilmesinde aşağıdaki adımlar izlenmiştir.

Öncelikle ilgili alanyazın incelenerek üniversite öğrencilerinin akademik başarılarını etkileyen faktörlerin neler olduğu belirlenmiştir. Alanyazındaki bulgular dikkate alınarak öğrencinin kendisine, akademik özgeçmişine ve ailesine ilişkin özelliklerine, öğrenci tarafından yapılan

etkinliklerin neler olduğuna ve öğrencinin çalışma alışkanlıklarına, çalışma ortamına ilişkin özellikler üzerinde durulması gerektiğine karar verilmiştir. Ardından öğrencinin eğitim özelliklerine, aile özelliklerine ve ders çalışma alışkanlıklarına yönelik konuları içeren bir taslak form hazırlanmıştır.

Anket; öğrenim görülen fakülte, bölüm, cinsiyet, ortaöğretim mezuniyet ortalaması, mezun olunan lise, üniversiteye giriş puanı, öğrenim gördüğü bölümü tercih sırası, üniversiteye yerleştirilmede esas alınan puan türü, üniversiteye giriş puanı, vize/final gibi sınavlara hazırlanma zamanı, sınavlara hazırlanırken tercih edilen ortam, düzenli ders çalışma alışkanlığına sahip olma durumu, sahip olunan olanaklar (çalışma odası, çalışma masası, internet bağlantısı, bilgisayar, kitaplık), kardeş sayısı, ailenin ortalama toplam aylık geliri, annenin öğrenim durumu, babanın öğrenim durumu, annenin çalışma durumu, babanın çalışma durumu hakkında veri sağlayamaya yönelik kapalı uçlu maddelerden oluşturulmuştur.

Araştırmacı tarafından hazırlanan anket formu dokuzu ölçme ve değerlendirme, biri rehberlik ve psikolojik danışmanlık alanından olmak üzere 10 kişilik bir uzman grubuna verilerek görüşleri alınmıştır. Uzman grubun tamamı akademisyenlerden oluşmaktadır. Uzman grubunun görüşleri doğrultusunda gerekli düzeltmeler yapılmıştır. Araştırmada kullanılan anket formu Ek1'de yer almaktadır.

2.4 Verilerin Toplanması

Çalışma grubundaki katılımcılara anketin uygulanması için öğrencilerin devam ettikleri derslerin sorumlusu olan öğretim üyeleri/elemanlarından izin alınmıştır. Uygulama yaklaşık 15 dakika sürmüştür.

Araştırmada öğrencilerin 1.,2. ve 3. sınıfa ilişkin genel akademik başarı not ortalamaları fakültelerin öğrenci işleri bürolarından alınmıştır. Öğrenci işleri bürolarından genel akademik başarı not ortalamalarının

alınabilmesi için Eğitim Bilimleri Enstitüsü'nden alınan izin yazısı ile fakültelere başvurulmuştur. İzin dilekçeleri Ek 2'de sunulmaktadır.

2.5 Verilerin Analizi

İstatistiksel çözümlene sürecinde “Lojistik Regresyon Analizi” ve “Yapay Sinir Ağları Analizi” kullanılmıştır. Lojistik regresyon analizi ve yapay sinir ağları analizi için SPSS 20.0 paket programı kullanılmıştır.

2.5.1 Lojistik Regresyon Analizi

Lojistik regresyon analizi sınıflandırma ve atama işlemlerini yapmak için kullanılan çok değişkenli istatistik yöntemlerinden biridir. Bu yöntem, bağımsız değişkenlerin dağılımına ilişkin araştırmacılarca karşılanması gereken normal dağılım, doğrusallık ve varyans-kovaryans matrislerinin eşitliği gibi sayıtlıların karşılanmasını gerektirmez (Tabachnick ve Fidell, 1996; Akt. Çokluk ve diğ., 2010) .

Lojistik regresyon analizinde grup (küme) sayısı bilinmekte, mevcut veriler kullanılarak bir ayrımsama modeli elde edilmekte ve kurulan bu model yardımı ile veri kümesine eklenen yeni gözlemlerin gruplara atanması mümkün olabilmektedir (Tezcan, 2006). Amaç bir veya birden fazla bağımsız değişken ile bağımlı değişken arasındaki ilişkiyi modellemektir. Diğer regresyon analizlerinde bağımlı değişken sürekli iken burada bağımlı değişken kategoriktir. Bağımsız değişkenler ise kategorik, sürekli veya hem kategorik hem de sürekli değişkenlerin bir karması olabilir. Tek değişken varsa lojistik regresyon, birden fazla bağımsız değişken varsa çoklu lojistik regresyon söz konusudur (Cangül, 2006).

Lojistik regresyon analizinin temel odağı, bireylerin hangi grubun üyesi olduğunu kestirmede kullanılabilecek bir regresyon denklemi oluşturmaktır (Çokluk ve diğ., 2010). Lojistik regresyon analizinde amaç, kategorik bağımlı değişkenin değerini tahmin etmek olduğundan, aslında burada yapılmaya çalışılan iki ya da daha fazla gruba ilişkin “üyelik” tahminidir. Buna göre

analizin amaçlarından birinin sınıflandırma, diğ erinin ise bağımlı ve bağımsız de ğ işkenler arasındaki ilişkileri araştırmak oldu ğ u ifade edilebilir (Mertler ve Vannatta, 2005; Akt. Çokluk ve diğ ., 2010).

Standart bir regresyon eşitli ğ i, bağımlı de ğ işkenin de ğ erini yordamak üzere, birkaç bağımsız de ğ işkenin gerç ek de ğ erleri ile üretilmiş ağırlıkları toplamından oluşur. Buna karşılık lojistik regresyonda tahmin edilen de ğ er, 0 ile 1 arasında de ğ işen bir olasılıktır. Lojistik model, bağımlı de ğ işkenin 0, 1 gibi ikili ya da ikiden çok düzey içeren kesikli de ğ işken olması durumunda normallik varsayımı kısıtı olmaması nedeniyle kullanım rahatlığı sağlamaktadır (Tatlıdil, 1996).

Lojistik regresyon analizi, bağımlı de ğ işkenin türüne göre 3 farklı şekilde kullanılabilir (Menard, 1995; Özdamar, 2004):

- İkili (Binary) Lojistik Regresyon: İkili lojistik regresyon yönteminde sınıflayıcı de ğ işken iki sonuçludur. Bu de ğ işken sayısal veya kısa alfa nümerik bir de ğ işken olabilir. Analizde sınıflayıcı de ğ işken bağımlı de ğ işken olarak referans kabul edilir ve bağımsız de ğ işkenlerle olan ilişkisi incelenerek sınıflandırmada kullanılacak tahmini regresyon denklemi kurulur. Kurulan denklem yardımıyla sınıfların tahminine çalışılır.
- Sıralı (Ordinal) Lojistik Regresyon: Sıralı lojistik regresyon bağımlı de ğ işkenin üç veya daha fazla cevaplı olması durumunda uygulanan bir yöntemdir. Ayrıca cevaplar arasında sıralı (ordinal) bir ilişki de olması gerekir.
- İsimsel (Nomial ve Multinomial) Lojistik Regresyon: İsimsel lojistik regresyon yöntemi ise sıralı lojistik regresyona benzer ancak burada bağımlı de ğ işkenin aldığı cevapların sıralı olması şartı aranmamaktadır.

Lojistik regresyon analizi bağımsız de ğ işkenlerin dağılımına ilişkin herhangi bir sayıltının karşılanması gerektirmez. Ancak aşağıdaki

gereklilikler sağlanmalıdır (Tabachnick ve Fidell, 1996; Akt. Çokluk ve diğ., 2010):

- Tüm kategorik değişken çiftleri, tüm hücrelerde beklenen frekansın 1'den büyük olduğundan ve beklenen frekansın 5'ten küçük olduğu gözeneğin sayısının %20'yi geçmediğinden emin olmak adına, dikkatle değerlendirilmelidir.
- Analize giren değişkenler arasında çoklu bağlantı problemi varsa, bu sorunu devre dışı bırakabilmek için bir ya da daha fazla değişkenin modelden çıkarılması tavsiye edilir.
- Lojistik regresyon sonucu ortaya çıkan lojistik model, uç değerlere de son derece duyarlıdır. Bu durum, gerçekte bir kategoride yer alan bir deneğin, değişkenin bir diğer kategorisinde görünmesine neden olabilir. Standardize edilmiş hatalar uç değerleri belirlemek üzere dikkatle incelenmelidir.

2.5.1.1 Lojistik Regresyon Analizinde Değişken Seçimi

Lojistik Regresyon Analizi; sürekli, kesikli, ikili ya da bunların bir karışımı olan veri setlerinden kategorik bir sonucu tahmin etmeye olanak sağlar. Lojistik regresyon modellerinde kategorik bağımsız değişken/değişkenler, sadece sürekli bağımsız değişken/değişkenler veya hem kategorik hem de sürekli bağımsız değişkenler kullanılabilir (Kaşko, 2007).

Bağımlı değişkendeki değişimi açıklayabilmek için kurulan bir regresyon eşitliğine girecek değişken sayısı ne kadar çok olursa, eşitlik o kadar küçük hata taşımaktadır. Ancak, gerek bağımsız değişkenlerin birisiyle gözlem elde etmenin getireceği yük, gerekse bu gözlemleri belirli bir zaman aralığında yapma mecburiyetinin getireceği zorluklar ve olası hatalar bağımsız değişken sayısını azaltmayı zorunlu kılabilir. Bu nedenle, sınıflandırma tahmininin doğruluğu mümkün olduğunca yüksek tutulmalı; ayrıca ekonomik yük ve zorlukların yanı sıra, fazla değişkenle ilgili veri elde etmenin getirebileceği sistematik hataları mümkün olduğunca azaltabilecek

sayıda bağımsız değişkenle çalışılması araştırmacılar açısından önemli bulunmaktadır (Düzgüneş ve diğ., 1987).

Lojistik regresyon analizinde değişken seçimi analize bağımsız değişkenin nasıl dâhil edileceği ile ilgilidir. Farklı yöntemler kullanılarak değişkenlerin seçimi yapılabilmektedir. Diğer çok değişkenli yöntemlerde olduğu gibi adımsal seçim modellerinde bir sonraki aşamada hangi değişkenin modele dâhil edilebileceğine karar verilmektedir. İstatistiksel olarak algoritmalarından hiçbirisi en iyi modeli sağlamayı garanti edememektedir. Bu aşamada farklı modellerin denenip bu modeller arasından sınıflandırma başarısına göre seçim yapmak en iyi yaklaşım olmaktadır (Albayrak, 2006).

Bu araştırmada analize dahil edilen değişkenlere ve düzeylerine ilişkin bilgiler Çizelge 7’de sunulmuştur.

Çizelge 7. Lojistik Regresyon Analizine Dahil Edilen Değişkenler

Değişken	Değişken Türü	Düzyey
Genel Akademik Not Ortalaması	Bağımlı/Yordanan	Kategorik
Mezun Olunan Lise		
Ortaöğretim Mezuniyet Ortalaması		
Üniversiteye Yerleştirilmede Esas Alınan Puan Türü		
Öğrenim Görülen bölümü Tercih Sırası		
Vize/final gibi Sınavlara Hazırlanma Zamanı		
Sınavlara Hazırlanırken Tercih Ettiği Ortam		
Düzenli Ders Çalışma Alışkanlığına Sahip Olma Durumu	Bağımsız/Yordayıcı	Kategorik
Sahip Olunan Olanaklar (çalışma odası, çalışma masası, internet bağlantısı, bilgisayar, kitaplık)		
Kardeş Sayısı		
Ailenin Ortalama Toplam Aylık Geliri		
Annenin Öğrenim Durumu		
Babanın Öğrenim Durumu		
Annenin Çalışma Durumu		
Babanın Çalışma Durumu		
Üniversiteye Giriş Puanı	Bağımsız/Yordayıcı	Sürekli

Araştırmada öğrencilerin üç sene sonundaki not ortalamalarından oluşan bağımlı değişken, not ortalaması (1.00-2.72) arasında olan öğrenciler için “başarısız(0)”, 2.73-4.00 arasında olan öğrenciler için “başarılı (1)” olmak üzere iki kategorili bir süreksiz değişken haline getirilmiştir. Ankara

Üniversitesi ders geçme yönetmeliğine göre bir öğrencinin bir dönemde aldığı derslerden başarılı sayılabilmesi için o dönemdeki akademik başarı ve genel akademik başarı not ortalamasının en az 70 olması gerekmektedir. Yükseköğretim kuruluna göre 70 notu dördlük sistemde 2.73'e karşılık gelmektedir. Kesme puanları Yükseköğretim Kurulu'nun 100'lük sistemdeki notların 4'lük sistemdeki karşılıkları esas alınarak belirlenmiştir (YÖK, 2011).

2.5.1.2 Lojistik Regresyonda Yöntem Seçimi:

Lojistik regresyon analizi standart (direkt, tam, enter) ve adımsal (aşamalı, stepwise) olmak üzere iki temel yöntemle yapılabilmektedir. Adımsal yöntemler de kendi içerisinde ileriye doğru (forward) ve geriye doğru (backward) yöntemler olmak üzere ikiye ayrılmaktadır (Çokluk ve diğ., 2010).

Bu çalışmada adımsal yöntemlerden ileriye doğru yöntemi kullanılmıştır. İleriye doğru yöntemlerde analize önce sadece sabit terim dahil edilerek başlanır. Puan istatistiklerine (score statistic) göre, modele değişkenler tek tek eklenir. İşlem, anlamlı puan istatistiği olan değişken kalmayınca

kadar devam eder. Her bir adımda analiz dışı bırakılması gereken değişken olup olmadığı incelenir (Çokluk ve diğ., 2010). Bu "olabilirlik oran istatistiğini kullanarak", "durum indeksi kullanarak" ya da "Wald istatistiği kullanarak" gerçekleşir. Bu çalışmada "Olabilirlik Oranı ile İleriye Doğru (Forward Likelihood Ratio-Forward:LR) Yöntemi kullanılmıştır. Burada mevcut model, bağımsız değişkenin dışarıda bırakıldığı model ile karşılaştırılır. Eğer bağımsız değişkenin dışarıda bırakılması, gözlenen verilerin model uyumunda anlamlı farka neden oluyorsa, bu bağımsız değişken modelde tutulur. Ancak, bağımsız değişkenin çıkarılması modelde çok küçük farklara yol açıyorsa, o takdirde bu değişken elenir (Field, 2005; Akt. Çokluk ve diğ., 2010).

2.5.2 Veri Madenciliği

Veri madenciliği; önceden bilinmeyen, geçerli ve uygulanabilir bilginin veri yığınlarından dinamik bir süreç ile elde edilmesi olarak tanımlanabilir. Bu süreçte kümeleme, veri özetleme, sınıflama kurallarının öğrenilmesi, bağımlılık ağlarının bulunması, değişkenlik analizi ve aykırılık tespiti gibi farklı birçok teknik kullanılmaktadır (Baykal, 2006). Veri madenciliği büyük veri tabanlarındaki gizli bilgi ve yapıyı açıklamak için çok sayıda veri analizi aracını kullanan bir süreçtir (Oğuzlar, 2004). Veri madenciliği büyük hacimli verilerden öz bilginin çıkarılması sürecidir (Ganesh, 2002). Veri madenciliği ve öz bilgi keşfi, verilerde daha önceden bilinmeyen, anlamlı ve değerli bilgiler elde etme işlemidir (Yıldırım, Uludağ ve Görür, 2007). Veri madenciliği teknikleri, verinin yığın halde bulunduğu, akla gelebilecek bütün alanlarda gizli bilgilerin açığa çıkarılabilmesi ve gelecekteki eğilim ve davranış şekillerinin tahmin edilebilmesinde kullanılabilmektedir (Zhang and Zhou, 2004).

Veri madenciliğinde kullanılan modeller, temel olarak tahmin edici (predictive) ve tanımlayıcı (descriptive) olmak üzere iki ana başlık altında incelenmektedir (Bigus, 1996). Veri madenciliği modelleri fonksiyonlarına göre ise;

- Sınıflama (Classification) ve Regresyon,
- Kümeleme (Clustering),
- Birliktelik kuralları (Association Rules) şeklinde sınıflandırılmaktadır.

Veri madenciliği modellerinden sınıflama ve regresyon modelleri tahmin edici, kümeleme, birliktelik kuralları ve ardışık zamanlı örüntüler ise tanımlayıcı modellerdir. Veri madenciliği teknikleri içerisinde en yaygın kullanıma sahip olan, büyük veri kümelerini sınıflandırarak önemli veri sınıflarını ortaya koyan veya gelecek veri eğilimlerini tahmin etmede faydalanan yöntemlerden bir tanesi sınıflama ve regresyon modelleridir. Sınıflama ve regresyon modellerinde kullanılan başlıca teknikler (Akpınar, 2000);

- Yapay sinir ağları (Artificial Neural Networks),

- Karar ağaçları (Decision Trees),
- Genetik algoritmalar (Genetic Algorithms),
- K-en yakın komşu (K-Nearest Neighbor),
- Bellek temelli nedenleme (Memory Based Reasoning),
- Naïve-Bayes,
- Bulanık Küme Yaklaşımı (Fuzzy Set Approach) 'dır.

Bu çalışmada veri madenciliği yöntemlerinden “yapay sinir ağları” analizi kullanılmıştır. Çalışmanın bu bölümünde yapay sinir ağları anlatılmıştır.

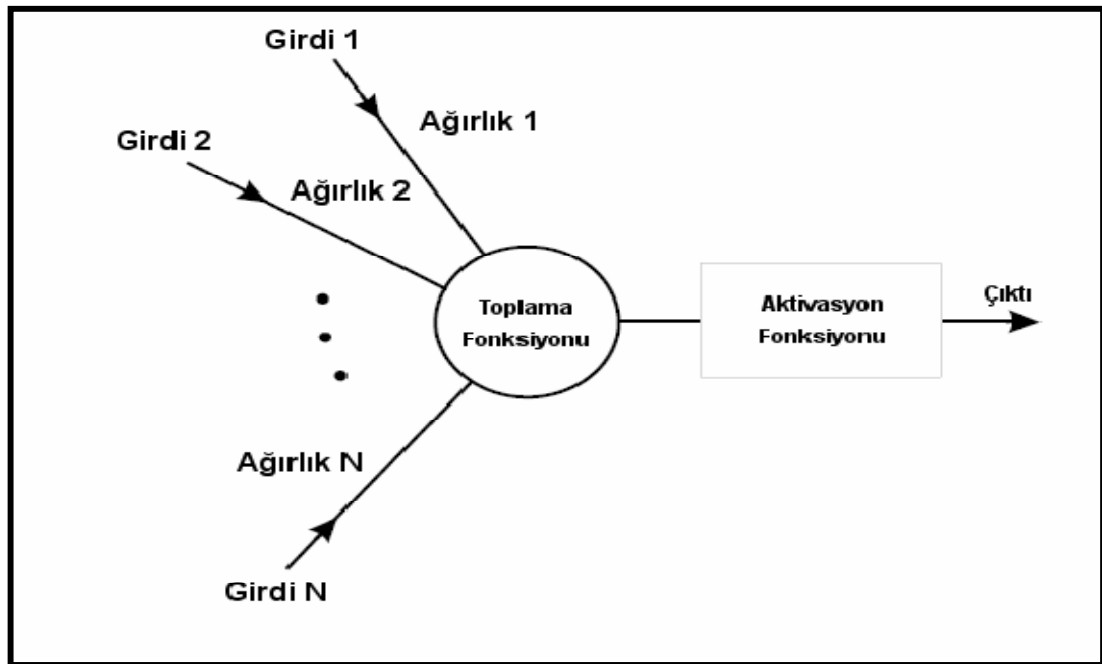
2.5.2.1 Yapay Sinir Ağları

McCulloch ve Pitts 1943 yılında insan beyninin hesaplama yeteneğinden esinlenerek, elektrik devreleriyle basit bir sinir ağı modelleyerek, ilk Yapay Sinir Ağı modelini gerçekleştirmişlerdir. Hebb 1949 yılında “Organization of Behavior” adlı kitabında insan beyninin nöronlarının nasıl öğrendiklerini ortaya koymaya çalışmıştır. Hebb kuralı olarak bilinen, öğrenebilen ve uyum sağlayabilen sinirler ve sinirlerin aralarındaki bağlantılar için öğrenme kuramı günümüzde kullanılan sinir ağları modellerinin temelini oluşturmaktadır (Elmas, 2003). Yapay sinir ağı alanındaki gelişmeler 1957 yılında Frank Rosentblatt'ın Perceptron'u gerçekleştirmesinden sonra hızlanmıştır (Gürsoy, 2009).

Yapay sinir ağları insan beyninin çalışma sisteminin yapay olarak benzetimi sonucu ortaya çıkmıştır. Yapay sinir ağları insan beyninin sinir hücresinden oluşmuş katmanlı ve paralel olan yapısının tüm fonksiyonlarıyla beraber donanım ve yazılımla gerçeklenmeye çalışılan modellemesidir. Sinir sisteminin temel birimi “nöron” denilen uzmanlaşmış hücrelerdir. Nöron hücresinin gövdesinden “dendrit” adı verilen birçok kısa kol çıkar. Dendritler ve hücre gövdesi, bitişik hücrelerden gelen nöral itkileri alırlar. Bu mesajlar akson denilen ince, uzun ve boruya benzeyen bir hücre uzantısıyla diğer nöronlara (ya da kaslara ve bezlere) iletilir. Akson, sonunda birçok ikinci dala ayrılır. Bu dalların sonunda da “sinaptik terminaller” denilen küçük ve şişkin uçlar vardır. Sinaptik terminal, uyaracağı nöronlara değmez. Sinaptik terminal

ve hücre gövdesi ya da alıcı nöronun dendritleri arasında küçük bir aralık vardır. Bu noktaya “sinaps”, aralığa da “sinaptik aralık” adı verilir. Nöral bir itki akson boyunca gidip sinaptik terminallere ulaştığında nörotransmitter denilen bir kimyasal maddenin salgılanmasına yol açar. Nörotransmitter, sinaptik aralık boyunca yayılır ve bir sonraki nöronu uyararak itkiyi bir nörondan diğerine taşır (Demirsoy, 1995; Öztemel, 2003; Burmaoğlu, 2009).

“Yapay sinir ağları, insan beyninin sinir hücresinin çalışma şeklini taklit ederek, sistemlere öğrenme, genelleme, hatırlama özelliklerinin kazandırılması” şeklinde ifade edilir (Saraç, 2004). Kohonen’e (1987) göre “yapay sinir ağları, paralel bağlı çok sayıdaki basit elemanın, gerçek dünyanın nesnelere biyolojik sinir sisteminin benzeri yolla etkileşim kuran hiyerarşik bir organizasyonudur” (Akt. Taşgetiren, 2005). Şekil 1’de yapay sinir hücresinin genel gösterimi yer almaktadır.



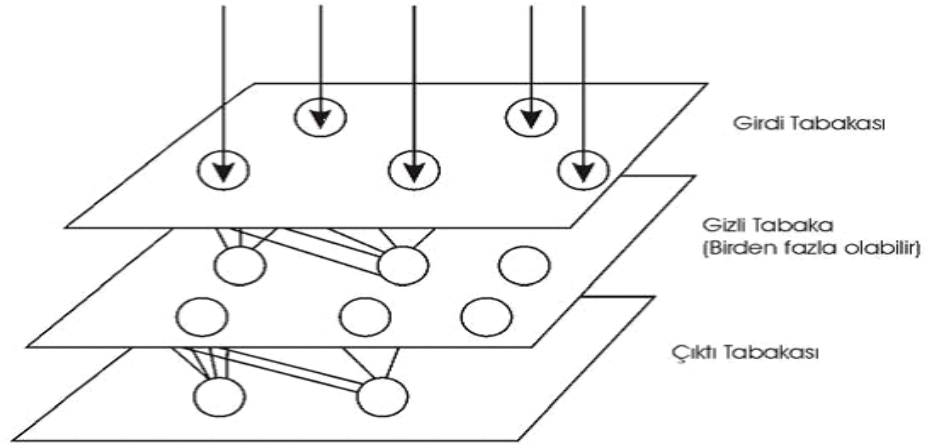
Şekil 1. Yapay Sinir Hücresi. (Gurney, 1996; Akt. Baş, 2006).

Girdiler; bir yapay sinir hücresine dış ortamdan ya da diğer sinir hücrelerinden gelen bilgilerdir. Bu girdiler sinir hücresinin öğrenmesi istenen örneklerden oluşur (Yurtoğlu 2005; Baş, 2006). Ağı oluşturulan sinirler, girdi sinyallerine tepki verme ve çevreye adaptasyonu öğrenme yeteneğine

sahiptir ve beynin yapısını taklit ederek matematiksel hesaplamalar yapabilmektedir. Bu hesaplamalar sistemin en temel elemanı olan nöronlar (sinirler) ve nöronların birbiriyle olan bağlantıları yardımıyla gerçekleşmektedir. Sinir ağları birbiriyle yüksek bağlantıya sahip bu nöronlardan oluşmaktadır. Nöronların sayısı ağın yapısını belirler (Güneri ve Apaydın, 2004). Yapay sinir ağlarında bilgi işleme, sinir hücresi adı verilen birçok basit elemanda gerçekleşmektedir. Bir sinir hücresinden gelen sinyal, sinir hücreleri arasındaki ilişkiyi sağlayan bağlantılarla iletilmektedir. Her bir bağlantının bir ağırlık değeri vardır ve girdiyi önemine göre ağırlıklandırarak geçişini sağlamaktadır. Ağırlıklar bir yapay sinir hücresinin girişleri tarafından alınan bilgilerin önemini ve hücre üzerinde etkisi gösteren uygun katsayılardır. Her bir giriş için bir ağırlık vardır. Şekil 1’de görülen “Ağırlık 1”, “Girdi 1’in” yapay sinir hücresi üzerindeki etkisini ifade etmektedir. Bu ağırlığın büyük olması bu girişin önemli olduğu ya da ağırlığın küçük olması girişin önemsiz olduğunu göstermez. Bir ağırlığın değerinin sıfır olması o ağ için en önemli olay olabilir. Eksi değerler de yine girişin önemsiz olduğunu göstermez. Ağırlığın artı ve eksi olması girişin etkisinin pozitif ya da negatif olduğunu gösterir. Ağırlıklar değişken ya da sabit olabilirler (Öztemel, 2003; Yurtoğlu 2005).

Sinir ağı içindeki her bir sinir hücresine ayrı bir aktivasyon fonksiyonu uygulanmaktadır (bu fonksiyon genelde doğrusal olmayan bir fonksiyondur) ve bu fonksiyonun çıkış değeri sayesinde sinir hücresinin çıkış sinyali hesaplanmaktadır. Herhangi bir yapay sinir ağı; sinir hücreleri arasındaki bağlantının bir modeli yani mimarisi, bağlantılar arasındaki ağırlıkların hesaplanması (bu hesaplama, öğrenme kuralı ya da öğrenme algoritması olarak da adlandırılır) ve aktivasyon fonksiyonu ile tanımlanabilir (Aydın, 2002). En uygun aktivasyon fonksiyonunun seçimi için deneme yanılma yoluna gidilmektedir.

Yapay sinir ağı modeli birbirleriyle bağlantılı olan sinirlerin bulunduğu katmanlardan oluşmaktadır. Temelde bu katmanlar; girdi katmanı, gizli katman ve çıktı katmanı olmak üzere üç tanedir; Yapay sinir ağı yapısını Şekil 2’de görmek mümkündür.



Şekil 2. Yapay Sinir Ağı Yapısı (Yurtoğlu, 2005).

Girdi Katmanı: Girdi değişkenleri girdi katmanından gelmektedir. Girdi katmanı en az bir girdi elemanının bulunduğu bölümdür. Girdi katmanında veriler herhangi bir işleme tabi tutulmadan girdileri ile aynı değerde çıktı üretirler (Hawley ve Johnson, 1994). Dış ortamdan gelen bilgileri gizli katmanlara iletmekle sorumlu katmandır (Elmas, 2003; Baş, 2006; Saygılı, 2008).

Gizli Katman: Dış ortamla bağlantısı olmayan sinirlerden oluşur ve bu sinirler girdi katmanındaki sinyalleri çıktı katmanına gönderirler (Tolon ve Tosunoğlu, 2008). Bu katman, yapay sinir ağının “kara kutusu” olarak da adlandırılmaktadır. Bunun nedeni, yapay sinir ağının girdilerine karşılık gelen sonuçları nasıl oluşturduğunu açıklama yeteneği yoktur (Elmas, 2003; Tosun, 2007; Yurtoğlu, 2005).

Çıktı Katmanı: En az bir çıktıdan oluşur ve çıktı ağ yapısında bulunan fonksiyona bağlıdır (Tosun, 2007). Gizli katmandan gelen bilgileri işleyerek, girdi değerlerine karşılık üretilen çıktı değerlerini dış dünyaya iletmekle sorumludur. Bu katmanın çıktıları aynı zamanda yapay sinir ağının çıktıları oluşturur (Elmas, 2003; Yurtoğlu, 2005; Saygılı, 2008).

Tüm bu katmanlar ele alındığında bir yapay sinir ağı modeli hücreler arası bağlantılar ile değerlerin iletiildiği, bağlantıların belirli ağırlıklara sahip olduğu ve değerlerin bu ağırlıklarla işleme alındığı, hücrelerden çıktı

fonksiyonu elde edilmesinde bir hareket fonksiyonunun kullanıldığı bir model olarak ele alınabilir (Lee ve Park, 2001).

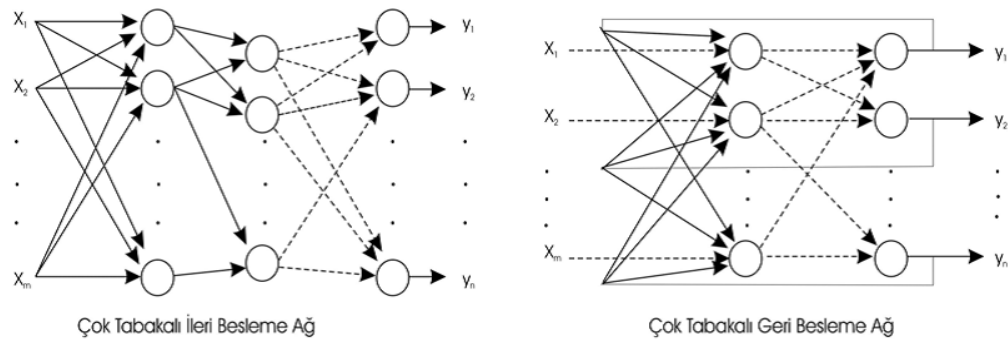
2.5.1.1.1 Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırılması

İşleyiş şekillerine göre yapay sinir ağları ileri beslemeli (feed forward) ve geri beslemeli (feed back) ağlar olmak üzere ikiye ayrılırlar (Gülseçen, 1993).

1. İleri Beslemeli (Feed Forward) Yapay Sinir Ağları: İleri beslemeli ağlar yapay sinir ağlarının en basit ve en ilkel yapısıdır. İleri beslemeli bir ağda işlemci elemanlar genellikle katmanlara ayrılmışlardır ve sinyaller sadece tek bir yönde, girdi katmanından çıktı katmanına doğru yönelir (Burmaoğlu, 2009). Bir katmandan elde edilen çıktı değeri, aynı katmandaki sinirleri etkilemez. Bu modellerde ağın çıktısı, tamamen ağa giren girdilere bağlıdır. İleri beslemeli ağlar herhangi bir dinamiklik özelliği taşımazlar ve gösterdikleri özellik bakımından doğrusal ve doğrusal olmayan kararlı problem alanlarında uygulanmaları mümkündür (Güneri ve Apaydın, 2004; Cichocki ve Unbehaven, 1993). İleri beslemeli ağlara örnek olarak Çok Katmanlı Algılayıcı (Multiplayer Perseptron-MLP) ve LVQ (Learning Vector Quantization) ağları verilebilir (Sağiroğlu ve diğ., 2003).

2. Geri Beslemeli (Feed Back) Yapay Sinir Ağları: Bir geri beslemeli sinir ağı, çıkış ve ara katlardaki çıkışların, giriş birimlerine veya önceki ara katmanlara geri beslendiği bir ağ yapısıdır (Burmaoğlu, 2009). Geri beslemeli ağlarda bir tür geri besleme işlemi vardır. Bu ağ yapılarında sinyalin yönü girdi katmanından çıktı katmanına doğrudur. Ancak aynı zamanda, bir katman üzerinde yer alan sinirler, kendisinden, katmandaki diğer sinirlerden ya da diğer katmanlardaki sinirlerden sinyal alabilmektedir. Bu sebeple geri beslemeli ağlarda bir sinirin çıkışı, sinirin o andaki girdileri ve ağırlık değerleriyle belirlenmesinin yanında bazı sinirlerin bir önceki süredeki çıkış değerlerinden de etkilenmektedir (Güneri ve Apaydın, 2004; Elmas, 2003).

Geribeslemeli sinir ağı çıkış ve ara katlardaki çıkışlardan giriş birimlerine veya önceki ara katmanlara geribeslenmenin yapıldığı bir ağı yapısıdır. Bu çeşit sinir ağlarının dinamik hafızaları vardır. Bu yapıdaki nöronların çıkışı sadece o anki giriş değerlerine bağlı değildir ayrıca önceki giriş değerlerine de bağlıdır. Bundan dolayı, bu ağı yapısı özellikle tahmin uygulamaları için uygundur (Mackay, 1992, Akt. Aşkın ve diğ., 2011). Bu ağlara örnek olarak Hopfield, Elman ve Jordan ağları verilebilir. Şekil 3'te çok tabakalı ileri ve geribeslemeli ağı yapıları örneklenmektedir;



Şekil 3. İleri Beslemeli ve Geribeslemeli Ağ Yapıları (Yurtoğlu, 2005).

Bu çalışmada İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları'ndan Çok Katmanlı Algılayıcı (MLR- Multiplayer Perceptron) kullanılmıştır.

2.5.1.1.2 Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme

Yapay sinir ağlarında bilgi, ağıdaki bağlantıların ağırlıklarında depolanır. Bir ağıda öğrenme, istenen bir işlevi yerine getirecek şekilde ağırlıkların ayarlanması sürecidir. Yapay sinir ağlarında öğrenme, sinirler arasındaki ağırlıkların değiştirilmesi ile gerçekleşmektedir. Buna göre sinirler arası bağlantılar üzerindeki ağırlıkları belirli bir yöntem ile dinamik olarak değiştirilebilen ağlar eğitilebilir. Öğrenebilen ağlar, yeni şekilleri tanıyabilir ya da verilen bir girişin hangi sınıfa ait olduğuna karar verebilir. Yapay sinir ağlarında öğrenme düğümler arasındaki ağırlıkların, düğümlerdeki etkinlik ya da aktarım işlevlerinin değişkenlerinin ayarlanmasıyla yapılmaktadır (Elmas, 2003).

Yapay sinir ağlarında işlemci elemanlar arasındaki bağlantıların ağırlık değerlerinin değiştirilmesi işlemine “ağın eğitilmesi” denilmektedir. Başlangıçta rastgele atanan bu ağırlık değerleri, ağa gösterilen örneklerle değiştirilmektedir. Amaç, ağa gösterilen örnekler için doğru çıktıları üretecek ağırlık değerlerinin belirlenmesidir. Yapay sinir ağının eğitilmesinde kullanılan girdi ve çıktı çiftlerinden oluşan verilerin tümüne “eğitim seti” adı verilmektedir (Elmas, 2003; Tosun, 2007; Öztemel, 2003).

Yapay sinir ağlarının eğitim süreci, belli kurallar çerçevesinde olmaktadır. Bu kurallara öğrenme kuralları adı verilmektedir. Ağırlıkların değiştirilmesi öğrenme kurallarına göre yapılır. Yapay sinir ağında ağırlıkların doğru değerlere ulaşması, örneklerin temsil ettiği problem konusunda ağın genellemeler yapabilme yeteneğine kavuşması demektir. Genelleme, yapay sinir ağının eğitiminde kullanılmamış, ancak aynı evrenden gelen girdi-çıkıtı örneklerini doğru sınıflandırabilme yeteneği olarak tanımlanır. Ağın bu genelleştirme özelliğine kavuşması işlemine “ağın öğrenmesi” denilir. Yapay sinir ağlarında öğrenme iki aşamada gerçekleşir. Birinci aşamada ağa gösterilen örnek için ağın üreteceği çıktı değeri belirlenir. Bu çıktı değerinin doğruluk derecesine göre, ikinci aşamada ağın bağlantılarının sahip olduğu ağırlıklar değiştirilmektedir. Ağın çıktısının belirlenmesi ve ağırlıkların değiştirilmesi öğrenme kuralına bağlı olarak farklı şekillerde olmaktadır (Elmas, 2003; Yurtoğlu, 2005).

Bir yapay sinir ağının eğitiminin tamamlanmasının ardından, ağın öğrenip öğrenmediğini (performansını) ölçmek için denemeler yapılarak ağın test edilmesi gerekmektedir. Bir ağı test etmek için ağın eğitimi sırasında görmediği, yani veri setinden test amaçlı olarak ayrılan örnekler kullanılır ve bu örnekler “test seti” adını alır. Test işleminde ağın ağırlık değerleri değiştirilmemektedir. Örnekler ağa gösterilmekte ve ağ eğitimi sırasında belirlenen ağırlık değerlerini kullanarak daha önce görmediği bu örnekler için çıktılar üretmektedir. Elde edilen çıktıların doğruluk dereceleri ağın öğrenmesi hakkında bilgi vermektedir. Sonuç ne kadar iyi olursa eğitimin performansı da o kadar iyi demektir (Öztemel, 2003).

Eđitim ve test setleriyle ilgili temel sorun, yeterli eđitim ve test verisi miktarının ne olması gerektiđidir. Sınırsız sayıda veri bulunabilmesi durumunda, yapay sinir ađı m¼mk¼n olduđunca ok veriyle eđitilmelidir. Eđitim verisinin yeterli olup olmadıđı konusunda emin olmanın yolu, eđitim verisinin miktarının arttırılarak, bunun ađın performansında bir deđiřiklik yaratıp yaratmadıđına bakmaktır. Ancak bunun m¼mk¼n olmadıđı durumlarda yapay sinir ađının eđitim ve test verileri ¼zerindeki performansının yakın olması da verilerin yeterli olduđuna iliřkin bir g¼sterge olarak kabul edilebilir. Bununla birlikte eđitim setinin iermesi gereken veri miktarı deđiřik yapay sinir modellerine ve ¼zellikle problemin g¼sterdiđi karmařıklıđa g¼re farklılık g¼stermektedir.

Genel olarak ¼ ¼đrenme metodundan ve bunların uygulandıđı deđiřik ¼đrenme kurallarından s¼z edilebilir (Burmaođlu, 2009). Bu ¼đrenme metotları ařađıda aıklanmaktadır;

1. Denetimli ¼đrenmede, yapay sinir ađı kullanılmadan ¼nce eđitilmelidir. Eđitme iřlemi, sinir ađına giriř ve ıkıř bilgileri sunmaktan oluřur. Bu bilgiler genellikle eđitme k¼mesi olarak adlandırılır. Her bir giriř k¼mesi iin uygun ıkıř k¼mesi ađa sađlanmalıdır (Elmas, 2003). Denetimli ¼đrenmede sinir ađına hem girdi hem de ıktı deđerleri sunulur. Ađın ¼rettiđi ıktı ile istenen ıktı arasındaki fark sıfır veya ona yakın bir deđere gelinceye kadar ađırlıklar deđiřtirilir (Civalek ve ¼lker, 2004). Denetimli ¼đrenmede dikkat edilmesi gereken en ¼nemli nokta; ađın eđitimi iin gemiř deđerlerden oluřturulan veri setinin (training set), ađın hem ¼đrenebilmesini hem de genelleyebilmesini sađlayacak bir biimde seilmesidir (elik, 2008). Perceptron kuralı, delta kuralı, geniřletilmiř delta kuralı ve geri yayılım algoritması en ok kullanılan denetimli ¼đrenme kurallarındandır (řen, 2004).

Bu b¼l¼mde sınıflama problemlerinde en ok kullanılan geri yayılım algoritması anlatılmıřtır.

a. Geri Yayılım Algoritması:

Geri yayılım algoritması yapay sinir ağlarının eğitilmesi amacıyla kullanılan yönlendirmeli bir eğitim metodudur (Arbib, 2002). Geri yayılım algoritması (GYA) matematiksel olarak kolay ispatlanabilir ve basit olmasından dolayı en çok tercih edilen öğrenme algoritmasıdır.

Yapay sinir ağlarının istatistiksel uygulamalarına bakıldığında genellikle “Geri Yayılım (Back-Propagation)” ve “SOM (Self-Organizing Maps)” öğrenme algoritmalarının kullanıldığı görülür. Bunlardan ilki, ileri beslemeli çok katmanlı ağ modellerinde, sonraki ise ileri beslemeli tek katmanlı ağ modellerinde kullanılmaktadır. Geri yayılım algoritmasını kullanan ağlar genellikle doğrusal olmayan regresyon problemleri için kullanılmaktadır. Geri yayılım algoritması bir denetimli öğrenme (Supervised Learning) algoritmasıdır. Ağın eğitilmesinde kullanılacak veriler bağımlı ve bağımsız değişkenleri içermelidir. Verilerin bir kısmı ağın eğitimi için bir kısmı da eğitilen ağın testi için kullanılır. Test işleminde bağımsız değişkenlerden oluşan veriler sinir ağına girildiğinde elde edilen değerler eldeki bağımlı değişkenlerle yaklaşık aynı değeri veriyorsa ağ doğru eğitilmiş demektir (Patterson, 1996).

Widrow-Hoff (En Küçük Kareler Yöntemi) öğrenme kuralı olan genelleştirilmiş delta kuralının çok katmanlı ağlar için genelleştirilmesinden oluşturulan “Geri Yayılım Öğrenme Algoritması” (Backpropagation) doğası içerisinde temel olarak iki basamak içermektedir. İlk basamakta; giriş verileri giriş katmanları, gizli katmanlar, çıkış katmanları ve tüm bu katmanların arasında var olan bağlantılar aracılığı ile her bir çıkış ünitesi için ağ çıkış değerini hesaplamak üzere ağı yayılır. Hesaplanan bu çıkış değerleri, asıl çıkış değerleri ile karşılaştırılarak her bir çıkış hücresi için hata değeri bulunur. İkinci basamakta ise; bulunan bu hata değerleri ağı ters yönde sunularak gerekli ağırlık değişimleri hesaplanılır (Yüksek ve diğ., 2007).

Günümüzde en çok kullanılan yapay sinir ağı ileri beslemeli geri yayılım yapay sinir ağıdır. İleri beslemeli geri yayılım ağlarında katman sayısı ve her katmandaki işlemci eleman sayısı ağın başarılı sonuç üretebilmesi

açısından önem taşır. Ancak bu sayıların neler olacağına ilişkin net seçim kriterleri bulunmamaktadır. Bunun yerine uygulamalar sonucunda ortaya çıkmış ve araştırmacılar tarafından kabul görmüş bazı kurallar bulunmaktadır. Bu kurallar şu şekilde özetlenebilir (Anderson ve McNeill, 1992) :

Kural – 1: Girdi ve çıktı verileri arasındaki ilişkinin karmaşıklık derecesi arttıkça işlemci eleman sayısı da arttırılmalıdır.

Kural – 2: Eğer modellenen problem birçok aşamaya ayrılabilirse, fazla sayıda ara katman kullanılmalıdır. Eğer az sayıda ara katman kullanılırsa ağ öğrenmeyi başaramaz. Gereğinden fazla ara katman kullanılması durumunda ise ağ ezberlemektedir (memorization). Bu da ağın, yeni örnekler için genelleme yeteneğini azaltmaktadır.

Kural – 3: Yapay sinir ağının eğitilmesinde kullanılan örnek setinin genişliği, ara katmanlardaki işlemci elemanların sayısı için bir üst limit kriteri oluşturmaktadır. Bu üst limiti belirlemek için önce eğitim setindeki girdi-çıkı çiftlerinin sayısı bulunmalıdır. Bulunan bu sayı ağdaki toplam girdi ve çıktı işlemci elemanlarının sayısına bölünmesiyle elde edilen sonuç, bir ölçeklendirme katsayısı olarak kullanılabilir. Bu katsayı genellikle 5 ile 10 arasında bir değerdir. Fazla hata içeren veri setleri için bu katsayı 20 ile 50 arasında değerler alabilir. Veri setinin hemen hemen hiç hata içermemesi durumunda bu katsayı 2 seviyesine kadar düşürülebilir. Bu yöntemle, ölçeklendirme katsayısının ne olacağına bağlı olarak kesin bir sonuca ulaşılmasa da bir fikir edinmek mümkün olmaktadır. Ayrıca, genelleme yeteneğinin kaybolabilmesi ve dolayısıyla yeni veriler tanıtıldığında ağın kullanışsız kalması sonucunu doğurabileceğinden, bir ara katmandaki işlemci eleman sayısının çok fazla olmaması yararlı olacaktır.

2. Denetimsiz öğrenmede girdi değişkenlerine karşılık arzu edilen çıktılar belirtilmez. Ağ yalnızca girdi modelini öğrenir. Öğrenme süreci üzerindeki ileri dönüşün kaynağı belli değildir. Katmanlar arasındaki ağırlıkların ayarlanması ağ tarafından kendiliğinden gerçekleştirilir (Güneri ve

Apaydın, 2004). Bu tür öğrenmede gizli sınırlar dışarıdan yardım almaksızın kendilerini örgütlemek için bir yol bulmalıdırlar. Bu yaklaşımda, verilen giriş vektörleri için önceden bilinebilen performansını ölçebilecek ağ için hiçbir çıkış örneği sağlanmaz, yani ağ yaparak öğrenmektedir (Hanssens, Parsons ve Schultz, 2003).

3. Takviyeli öğrenme kuralı denetimli öğrenmeye yakın bir metottur. Denetimsiz öğrenme algoritması, istenilen çıkışın bilinmesine gerek duymaz. Hedef çıktıyı vermek için bir “öğretmen” yerine, burada yapay sinir ağlarına bir çıkış verilmemekte fakat elde edilen çıkışın verilen girişe karşılık iyiliğini değerlendiren bir ölçüt kullanılmaktadır (Burmaoğlu, 2009).

Bu çalışmada yapay sinir ağları ile uygulamada kullanılan model ileri beslemeli ağlar için geri yayılım algoritması ve öğrenme yöntemi de denetimli öğrenme yöntemidir.

2.5.1.1.3 Yapay Sinir Ağlarında Temel Öğrenme Kuralları

Temel olarak 4 öğrenme kuralından bahsedilebilir. Bunlar Hebb Kuralı, Hopfield Kuralı, Delta Kuralı ve Kohonen Kuralı'dır.

1. Hebb Kuralı: Hebb Kuralı'na göre, bir yapay sinir hücresi diğer bir yapay sinir hücresinden girdi alırsa ve her iki hücre de yüksek derecede aktif ise (matematiksel olarak aynı işareti taşıyorsa) her iki hücrenin arasındaki bağlantının ağırlığı artırılmalıdır (Moumin, 1995).

2. Hopfield Kuralı: Hopfield Kuralı, bir farklılık dışında Hebb Kuralına benzer. Bu farklılık, Hopfield Kuralı'nda, bağlantı ağırlığında yapılacak olan değişikliğin büyüklüğünün de belirlenmesidir. Buna göre, girdi ve istenilen çıktının ikisi de aktifse, bağlantı ağırlığı öğrenme katsayısı kadar arttırmakta, aksi durumda ise öğrenme katsayısı kadar azaltılmaktadır. Öğrenme katsayısı genel olarak 0-1 arasında tasarımcı tarafından atanan sabit ve pozitif bir değerdir (Hopgood, 1991).

3. Delta Kuralı: En çok kullanılan kurallardan biri olan Delta Kuralı, yapay sinir hücresinin gerçek çıktısı ile beklenen çıktısı arasındaki farkı azaltmak için yapay sinir ağlarının işlemci elemanları arasındaki bağlantı ağırlık değerlerinin sürekli değiştirilmesi ilkesine dayanır (Baş, 2006). Delta öğrenme kuralı istenilen çıkış değeri ile elde edilen çıkış değeri arasındaki hatanın karesinin minimum olması için çalışmaktadır (Moumin, 1995).

Çok katmanlı algılayıcı model denetimli öğrenme yöntemini kullanan bir yapay sinir ağı modelidir. Ağın eğitimi sırasında, hem girdi değerleri hem de bu girdi değerlerine karşılık gelen çıktı değerleri ağa gösterilmektedir. Bu aşamada ağdan beklenen, her girdi değerine karşılık gelen çıktı değerini doğru bir şekilde tahmin etmesidir. Çok katmanlı algılayıcı modelinde ağın bu işlevi yapabilmesi için "Delta Öğrenme Kuralı'ndan" faydalanılır (Öztemel, 2003).

4. Kohonen Kuralı: Bu kuralda işlemci elemanlar, ağırlıklarının ayarlanması (öğrenme) için yarışmaktadırlar. Kazanan işlemci elemanın bağlantı ağırlıkları değiştirilmektedir. En uygun çıktıya sahip işlemci elemanın kazandığı kuralda bu işlemci eleman, kendisine komşu işlemci elemanların ağırlıklarının değiştirilmesine de izin vermektedir (Saygılı, 2008).

2.5.1.1.4 Yapay Sinir Ağı Uygulamalarında Takip Edilmesi Gereken İşlemler

Yapay sinir ağlarının seçilen probleme en uygun çözümü bulabilmeleri için model tasarımı aşağıdaki gibi yapılmalıdır; (Şen, 2004; Sağıroğlu, Besdok ve Erler, 2003).

1. Verilerin toplanması: Probleme ilgili veriler toplanmalı ve hangilerinin girdi hangilerinin çıktı olarak kullanılacağına ve kaçar tane kullanılacağına karar verilmelidir. Bu sayede girdi-çıkış katmanlarında kaç hücre olacağına karar verilmiş olur. Girdi tabakası ilk tabakadır ve istatistikte bağımsız değişkenlere karşılık gelen girdi değişkenlerinden meydana gelir. Bu çalışmada analize dahil edilen girdi değişkenleri Çizelge 3'te verilmiştir.

Çizelge 8. Yapay Sinir Ağları Analizine Dahil Edilen Girdi Değişkenleri

Girdi Değişkenleri

X ₁ : Mezun Olunan Lise
X ₂ : Ortaöğretim Mezuniyet Ortalaması
X ₃ : Üniversiteye Yerleştirilmede Esas Alınan Puan Türü
X ₄ : Öğrenim Görülen bölümü Tercih Sırası
X ₅ :Vize/final gibi Sınavlara Hazırlanma Zamanı
X ₆ : Sınavlara Hazırlanırken Tercih Ettiği Ortam
X ₇ : Düzenli Ders Çalışma Alışkanlığına Sahip Olma Durumu
X ₈ : Çalışma Odasına Sahip Olma
X ₉ : Çalışma Masasına Sahip Olma
X ₁₀ : İnternet Bağlantısına Sahip Olma
X ₁₁ : Bilgisayara Sahip Olma
X ₁₂ : Kitaplığa sahip Olma
X ₁₃ : Kardeş Sayısı
X ₁₄ :Ailenin Ortalama Toplam Aylık Geliri
X ₁₅ : Annenin Öğrenim Durumu
X ₁₆ :Babanın Öğrenim Durumu
X ₁₇ : Annenin Çalışma Durumu
X ₁₈ : Babanın Çalışma Durumu
X ₁₉ : Üniversiteye Giriş Puanı

Çıktı tabakası istatistikte bağımlı değişkene karşılık gelen çıktı değişkenlerinden meydana gelir. Bu çalışmada öğrencilerin üçüncü sınıf güz dönemi sonundaki genel akademik not ortalaması çıktı değişkeni olarak belirlenmiştir. Lojistik regresyon analizinde olduğu gibi not ortalaması (1.00-2.72) arasında olan öğrenciler için “başarısız(0)” , 2.73-4.00 arasında olan öğrenciler için “başarılı (1)” olarak alınmıştır.

2. Verilerin Alt Verilere Bölünmesi: Toplanan verilerin bir kısmı yapay sinir ağlarının eğitilmesinde, bir kısmı uygunluğunun araştırılmasında, bir kısmı da test işleminde kullanılacağı için 3 alt gruba ayrılır. Bu gruplandırma %40, %30, %30 şeklinde olabileceği gibi duruma göre rastgele gruplama da yapılabilir. Bu çalışmada verilerin %54.20’si eğitim seti için, %15.30’u test seti için ve %30.50’si geçerlilik seti için ayrılmıştır.

3. Yapay Sinir Ağları Yapısı Seçimi: Uygulama problemine göre yapılır. Bu nedenle hangi tür uygulamada hangi model kullanılacağına bilinmesi gerekir. SPSS 20.0’ de program en iyi yapay sinir ağı yapısını otomatik olarak seçmektedir.

4. Yapay sinir ağı algoritması seçimi: Ağın başarılı olabilmesi için önemli bir etken de öğrenme algoritmasıdır. Seçilen ağ yapısına uygun olan öğrenme algoritmasını seçmek gerekmektedir. Yapay sinir ağlarının az veriyle öğrenmesi ve genelleme yapabilmesi istenir. Ağın genellemesi yapılan testlerle kontrol edilmelidir. Aşırı öğrenme söz konusu ise ağ kabul edilebilir çıkışlar üretmez. En uygun öğrenme seviyesini yakalayabilmek için öğrenme fonksiyonunun kontrolü için, kullanılan performans fonksiyonunun beklenen değere ulaşip ulaşılmadığına bakılır.

5. Aktivasyon fonksiyonunun seçimi: Seçilecek aktivasyon fonksiyonu da ağın öğrenmesi için önemlidir. Probleme uygun olan fonksiyonu belirlemek, ağın başarısını artırır. Bazı problemler için tek tip fonksiyon kullanmak yerine, değişik fonksiyonlar kullanılarak daha iyi sonuçlar elde edilir.

Girdi katmanında düzgün doğrusal olmayan bir aktivasyon fonksiyonu (Sigmoid ya da Hiperbolik Tanjant gibi) seçilmesi gerekir. Girdi katmanındaki yapay sinir hücrelerinin aktivasyon fonksiyonu olarak “Hiperbolik Tanjant Fonksiyonu” ve çıktı katmanındaki yapay sinir hücrelerinin aktivasyon fonksiyonu olarak da “Softmax Fonksiyonu” kullanılmıştır.

6. Başlangıç Ağırlık Değerlerinin Belirlenmesi: Hücreler arasındaki bağlantıların ağırlık değerleri başlangıçta rastgele ve küçük seçilir. Tekli Doğrusal Algılayıcı (TDA) lar için 0 ve 1 veya -1 ve 1 sayıları arasındaki değerler alınır. Ağ modelinde, sinirler arasındaki bağlantıların ağırlık değerleri, uygulamanın başında SPSS’de rastgele üretilmiştir.

7. Ön ve son veri işleme: Yapay sinir ağlarının diğer yöntemlerden ayıran en önemli özelliklerinden biri olan doğrusal olmama özelliğini anlamlı yapan, verilerin normalizasyona tabi tutulmasıdır. Normalizasyon değeri çok büyük olan kümülatif toplamların oluşturacağı olumsuzluklara engel olur. Ön veri işleme işlemi, verinin en doğru ve en hızlı şekilde hazırlanmasını ifade eder. Genellikle veri $[0,1]$ veya $[-1,1]$ aralıklarında ölçeklenir. Eğitim aşamasında normalize edilmiş veriler kullanılır. Eğitim bittiğinde alınan çıkış

değerleri ters normalize işlemine tabi tutularak gerçek çıkışlar elde edilir. Transfer fonksiyonu aynı zamanda ölçekleme fonksiyonu olarak da kullanılabilir.

8. Ara katman ve ara katmandaki nöron sayısının belirlenmesi: Bir yapay sinir ağında uygun ara katman ve ara katmandaki nöron sayısını belirlemek için bazı yaklaşımlar vardır, kesin kurallar yoktur. En basit yolu en iyi sonucu alana kadar deneme yapmaktır.

9. Bağlantı türünün belirlenmesi: Ara bağlantılar çoğunlukla kısmen veya tamamen ileri beslemeli veya çift yönlüdür.

10. Veri kodlama: Veri kodlama bir verinin bilgiye dönüştürülmesi için işlenebilmesini kolaylaştırır ve verinin mimarisini değiştirir. Dilsel kodlama ve sayısal kodlama olmak üzere iki farklı veri kodlama yaklaşımı vardır. Bu veri kodlama işlemi genellikle veri sıkıştırmaya uygun problemler için kullanılır. Veri kodlama ile ağdaki giriş ve çıkış katmanındaki işlemci eleman sayıları kontrol edilir. Sınıflandırma problemlerinde her sınıfın tek bir çıkış değeri ile ifade edildiği ikili kodlama tercih edilmelidir. Burada öğrenciler “başarılı” ve “başarısız” olarak iki gruba ayrılmıştır.

11. Yenileme: Geri besleme sonrasında yeniden belirlenmiş olan bağlantı değerleri aynı giriş değerleri ile yeniden ileri besleme işlemi yapılır ve bu işlem istenen çıkışlarla elde edilen çıkışlar arasındaki hata değerinin beklenen hata değerinden küçük olana kadar tekrarlanır.

12. Durma: İstenen çıkışlarla elde edilen çıkışlar arasındaki hata değeri önceden belirlenen hata değerinden küçük olduğu zaman eğitim bitmiş demektir.

13. Kontrol: Eldeki bütün eğitim örnek seti ile eğitim tamamlandıktan sonra uygunluk için ayrılan verilerle işlem yapılarak çıkışlar karşılaştırılır hata değeri istenilen kadar küçükse ağ kullanıma hazırdır. Değilse uygunluk verileri ile de eğitime devam edilir.

14. Kullanım: Bu aşamada artık yapay sinir ağlarının önceden görmediği girişlerden çıkışlar üretebilir.

BÖLÜM III

BULGULAR ve YORUM

Bu bölümde araştırmanın genel ve alt amaçları doğrultusunda verilerin analiz edilmesi sonucunda elde edilen bulgulara ve yorumlara yer verilmektedir.

Bulgular ve yorumlar dört temel başlık altında ele alınmıştır. İlk olarak birinci bölümde lojistik regresyon analizi ile elde edilen modele ilişkin bulgular yorumlanmıştır. İkinci bölümde yapay sinir ağları analizi ile elde edilen modele ilişkin bulgular yorumlanmıştır. Üçüncü bölümde lojistik regresyon analizi ve yapay sinir ağlarının sınıflandırma performansları bakımından karşılaştırılmasına ilişkin bulgulara ve yorumlara yer verilmiştir. Dördüncü bölümde ise akademik başarının en önemli belirleyicisi olan değişkenlere ait bulgulara ve yorumlara yer verilmiştir.

3.1 Lojistik Regresyon Analizi İle Elde Edilen Modele İlişkin Bulgular ve Yorumlar

Bu bölümde lojistik regresyon analizi sonucunda elde edilen modele ilişkin bulgular çizelgeler halinde sunulmuştur.

Çizelge 9. Başlangıç Modeli İterasyon Öyküsü

İterasyon		-2Log Olabilirlik (-2LL)	Katsayılar
			Sabit
Adım 0	1	570.098	-.320
	2	570.098	-.323
	3	570.098	-.323

Çizelge 9'da yer alan -2LL değeri, başlangıç modeline yani sadece sabit terimin yer aldığı modele ilişkindir. Modelin -2LL değerinin 570.098 ile başladığı görülmektedir. Mükemmel uyuma karşılık gelen -2LL değerinin sıfır olduğu hatırlandığında bu değer oldukça yüksektir. Yordayıcı değişkenler modele eklendikçe, amaçlanan modelde uyum iyileşeceği için, -2LL değerinin düşmesi beklenir.

Çizelge 10. Lojistik Regresyon Analizi Sonucunda Elde Edilen İlk Sınıflandırma Durumu

Gerçek / Gözlenen Durum	Kestirilen Durum		Doğru Sınıflandırma Yüzdesi
	Başarısız	Başarılı	
Başarısız	243	0	100.00
Başarılı	176	0	0.00
Toplam Doğru Sınıflandırma Yüzdesi			58.00

Çizelge 10 incelendiğinde ilk sınıflandırma sonuçları doğrultusunda çalışma grubunda yer alan öğrencilerin çoğunluğu (n=243) başarısız grubunda yer aldığı için, analizin başlangıç sınıflandırmasını bu gruba göre yaptığı ve doğru sınıflandırma yüzdesinin %58.00 olduğu görülmektedir.

Çizelge 11. Başlangıç Modelinde / Eşitlikte Yer Alan Değişkenler

Adım 0	β	Standart Hata	Wald	sd	p	Exp (β)
Sabit	-.323	.099	10.621	1	.001	.724

Çizelge 11'de başlangıç modelini oluşturan sabit terim (-.323), sabit terime ilişkin standart hata (.99), değişkenin anlamlılığını test eden Wald istatistiği (10.621), Wald istatistiğinin serbestlik derecesi (1) ve anlamlılık düzeyi (.001) ile Exp (.724), yani üstel lojistik katsayısı yer almaktadır. Üstel lojistik regresyon katsayısı, odds oranını temsil etmektedir. Odds'un 1.00'den küçük olması, ilgilenilen olasılığın .50'den az; 1.00'den büyük olması ise .50'den fazla olduğu anlamına gelmektedir. Burada odds .724 olarak hesaplanmıştır. Böylece ilgilenilen olasılığın .50'den az olduğunu göstermektedir.

Çizelge 12. Başlangıç Modelinde/Eşitlikte Yer Almayan Değişkenler

Değişkenler	skor	sd	p
Ortaöğretim Mezuniyet Ortalaması	18.964	4	.001
(1) 24.50-44.49 arasında	.726	1	.394
(2) 44.50-54.49 arasında	4.172	1	.041
(3) 54.50-69.49 arasında	1.198	1	.274
(4) 69.50-84.49 arasında	11.448	1	.001
Üniversiteye Giriş Puanı	1.401	1	.237
Üniversiteye Yerleştirilmede Esas Alınan Puan Türü	16.862	5	.005
(1) SAY1	2.656	1	.103
(2) SÖZ1	.684	1	.408
(3) SÖZ2	.819	1	.365
(4) EA1	8.731	1	.003
(5) EA2	7.665	1	.006
Çalışma Odasına Sahip Olma	.718	1	.397
Çalışma Masasına Sahip Olma	.025	1	.875
Bilgisayara Sahip Olma	.219	1	.640
İnternet Bağlantısına Sahip Olma	.920	1	.337
Kitaplığa Sahip Olma	.983	1	.322
Düzenli Ders Çalışma Alışkanlığına Sahip Olma	.420	1	.517
Vize/Final Sınavlarına Hazırlanma Zamanı	5.346	4	.254
(1) Genellikle son 1-2 gün çalışmak	2.433	1	.119
(2) Düzenli olarak çalışıldığı için son günlerde tekrar yapmak	1.372	1	.241
(3) Genellikle çalışmaya ihtiyaç duymamak	2.138	1	.144
(4) Çalışmaya Vakit bulamamak	1.006	1	.316
Sınavlara Hazırlanırken Tercih Edilen Ortam	2.048	2	.359
(1) Tek Başına Çalışmak	1.579	1	.209
(2) Arkadaşlarla Çalışmak	1.441	1	.230
Kardeş Sayısı	9.414	4	.052
(1) Tek Çocuk	.394	1	.530
(2) Bir Kardeş	3.420	1	.064
(3) İki Kardeş	.720	1	.396
(4) Üç Kardeş	.001	1	.975
Ailenin Ortalama Aylık Geliri	9.121	4	.058
(1) 1000 TL'den az	.948	1	.330
(2) 1000-1999 TL arasında	3.213	1	.073
(3) 2000-2999 TL arasında	5.415	1	.020
(4) 3000-3999 TL arasında	.045	1	.832
Annenin Öğrenim Düzeyi	10.077	6	.121
(1) Okur-yazar Değil	1.152	1	.283
(2) Diplomasız Okur Yazar	.989	1	.320
(3) İlkokul Mezunu	.205	1	.651
(4) Ortaokul Mezunu	.268	1	.605
(5) Lise Mezunu	.494	1	.482
(6) Yüksekokul/Üniversite Mezunu	7.558	1	.006
Babanın Öğrenim Düzeyi	14.423	6	.025
(1) Okur-yazar Değil	.968	1	.325
(2) Diplomasız Okur Yazar	3.603	1	.058
(3) İlkokul Mezunu	.221	1	.638
(4) Ortaokul Mezunu	4.972	1	.026
(5) Lise Mezunu	3.538	1	.060
(6) Yüksekokul/Üniversite Mezunu	.007	1	.933

Çizelge 12. Devam

Değişkenler	skor	sd	p
Annenin Çalışma Durumu	7.914	3	.048
(1) Çalışıyor	7.730	1	.005
(2) Çalışmıyor	5.601	1	.018
(3) Emekli	.002	1	.966
Babanın Çalışma Durumu	3.097	3	.377
(1) Çalışıyor	1.221	1	.269
(2) Çalışmıyor	.019	1	.891
(3) Emekli	2.772	1	.096
Üniversite Bölüm Tercih Sıralaması 1-5 Arasında Olması	.319	1	.572
Mezun Olunan Lise	16.458	2	.000
Genel lise	6.886	1	.009
Anadolu/Fen/Süper lise	16.116	1	.000
Hata Ki-kare İstatistiği ($\chi^2_{\beta_0}$)	98.533	51	.000

Çizelge 12’de sunulan başlangıç modelinde/eşitlikte yer almayan değişkenler araştırmancının yordayıcı değişkenleridir. Başlangıç modelinde eşitlikte yer almayan değişkenler tablosunda önemli olan son satırda yer alan hata ki-kare istatistiğidir. İlk ki-kare değeri olarak da adlandırılan bu değer manidar olduğu görülmektedir [$\chi^2_{\beta_0} = 98.533$, $p \leq .05$]. Bu değer manidar olması, modelde yer almayan yordayıcı değişkenlere ilişkin katsayıların, sıfırdan anlamlı derecede farklı olduğunu göstermektedir. Dolayısıyla bu değişkenlerden bir ya da daha fazlasının modele eklenmesinin, modelin yordama gücünü artıracığı görülmektedir.

Burada “Ortaöğretim Mezuniyet Ortalaması”, “Üniversitede Öğrenim Görülen Bölüme Yerleştirilmede Esas Alınan Puan Türü”, “Ailenin Ortalama Aylık Geliri”, “Annenin Öğrenim Durumu”, “Babanın Öğrenim Durumu”, “Annenin Çalışma Durumu”, “Mezun Olunan Lise” değişkenlerine ilişkin skor istatistiğinin anlamlı olması ($p < .05$), bu yordayıcı değişkenlerin modele katkı sağlayacağı anlamına gelirken, diğer değişkenlere ilişkin skor istatistiklerinin manidar olmaması ($p > .05$), bu yordayıcı değişkenlerin modele potansiyel katkı sağlamayacağı anlamına gelmektedir.

Çizelge 13’te yordayıcı değişkenlerin modele girdiği durum için iterasyon öyküsü sunulmaktadır.

Çizelge 13. Yordayıcı Değişkenlerin Modele Girdiği Durum için İterasyon Öyküsü

İterasyon	Katsayılar																			
	Adım	-2LL	Sabit	Genel Lise	Anadolul/Fen/Süper Lise	Ortaöğretim Mezuniyet Puanı 24.50-44.549 arasında	Ortaöğretim Mezuniyet Puanı 44.50-54.49 arasında	Ortaöğretim Mezuniyet Puanı 54.50-69.49 arasında	Ortaöğretim Mezuniyet Puanı 69.50-84.49 arasında	SAY1	SÖZ1	SÖZ2	EA1	EA2	Üniversiteye Giriş Puanı	Babanın Okur-Yazar Olmaması	Babanın Diplomasız Okur Yazar Olması	Babanın İlkokul Mezunu Olması	Babanın Ortaokul Mezunu Olması	Babanın Lise Mezunu Olması
1	497.41	-6.26	-0.037	0.717	-2.024	2.234	-0.547	-0.632	0.779	-0.117	0.48	-0.729	0.7	0.02	-1.637	-2.541	-0.902	-1.281	-0.689	-1.062
2	494.75	-7.073	-0.028	0.838	-3.153	3.378	-0.648	-0.754	0.892	-0.098	0.572	-0.917	0.776	0.023	-2.212	-3.428	-1.239	-1.695	-0.985	-1.429
3	494.51	-7.109	-0.026	0.848	-4.196	4.422	-0.656	-0.763	0.9	-0.095	0.579	-0.935	0.781	0.023	-2.286	-3.593	-1.29	-1.752	-1.032	-1.482
4	494.43	-7.109	-0.026	0.848	-5.211	5.437	-0.656	-0.763	0.9	-0.095	0.579	-0.935	0.781	0.023	-2.287	-3.599	-1.291	-1.753	-1.033	-1.483
5	494.4	-7.109	-0.026	0.848	-6.217	6.442	-0.656	-0.763	0.9	-0.095	0.579	-0.935	0.781	0.023	-2.287	-3.599	-1.291	-1.753	-1.033	-1.483
6	494.39	-7.109	-0.026	0.848	-7.219	7.444	-0.656	-0.763	0.9	-0.095	0.579	-0.935	0.781	0.023	-2.287	-3.599	-1.291	-1.753	-1.033	-1.483
7	494.39	-7.109	-0.026	0.848	-8.22	8.445	-0.656	-0.763	0.9	-0.095	0.579	-0.935	0.781	0.023	-2.287	-3.599	-1.291	-1.753	-1.033	-1.483
8	494.39	-7.109	-0.026	0.848	-9.22	9.446	-0.656	-0.763	0.9	-0.095	0.579	-0.935	0.781	0.023	-2.287	-3.599	-1.291	-1.753	-1.033	-1.483
9	494.39	-7.109	-0.026	0.848	-10.22	10.446	-0.656	-0.763	0.9	-0.095	0.579	-0.935	0.781	0.023	-2.287	-3.599	-1.291	-1.753	-1.033	-1.483
10	494.39	-7.109	-0.026	0.848	-11.22	11.446	-0.656	-0.763	0.9	-0.095	0.579	-0.935	0.781	0.023	-2.287	-3.599	-1.291	-1.753	-1.033	-1.483
11	494.39	-7.109	-0.026	0.848	-12.22	12.446	-0.656	-0.763	0.9	-0.095	0.579	-0.935	0.781	0.023	-2.287	-3.599	-1.291	-1.753	-1.033	-1.483
12	494.39	-7.109	-0.026	0.848	-13.22	13.446	-0.656	-0.763	0.9	-0.095	0.579	-0.935	0.781	0.023	-2.287	-3.599	-1.291	-1.753	-1.033	-1.483
13	494.39	-7.109	-0.026	0.848	-14.22	14.446	-0.656	-0.763	0.9	-0.095	0.579	-0.935	0.781	0.023	-2.287	-3.599	-1.291	-1.753	-1.033	-1.483
14	494.39	-7.109	-0.026	0.848	-15.22	15.446	-0.656	-0.763	0.9	-0.095	0.579	-0.935	0.781	0.023	-2.287	-3.599	-1.291	-1.753	-1.033	-1.483
15	494.39	-7.109	-0.026	0.848	-16.22	16.446	-0.656	-0.763	0.9	-0.095	0.579	-0.935	0.781	0.023	-2.287	-3.599	-1.291	-1.753	-1.033	-1.483
16	494.39	-7.109	-0.026	0.848	-17.22	17.446	-0.656	-0.763	0.9	-0.095	0.579	-0.935	0.781	0.023	-2.287	-3.599	-1.291	-1.753	-1.033	-1.483
17	494.39	-7.109	-0.026	0.848	-18.22	18.446	-0.656	-0.763	0.9	-0.095	0.579	-0.935	0.781	0.023	-2.287	-3.599	-1.291	-1.753	-1.033	-1.483
18	494.39	-7.109	-0.026	0.848	-19.22	19.446	-0.656	-0.763	0.9	-0.095	0.579	-0.935	0.781	0.023	-2.287	-3.599	-1.291	-1.753	-1.033	-1.483
19	494.39	-7.109	-0.026	0.848	-20.22	20.446	-0.656	-0.763	0.9	-0.095	0.579	-0.935	0.781	0.023	-2.287	-3.599	-1.291	-1.753	-1.033	-1.483
20	494.39	-7.109	-0.026	0.848	-21.22	21.446	-0.656	-0.763	0.9	-0.095	0.579	-0.935	0.781	0.023	-2.287	-3.599	-1.291	-1.753	-1.033	-1.483

Çizelge 13 incelendiğinde, başlangıçta yer alan iterasyon öyküsü, sadece sabit terimin yer aldığı başlangıç modeli içinken, bu çizelgedeki iterasyon öyküsü, amaçlanan model içindir. Başlangıçta 570.098 olan -2LLdeğerinin, 494.39'a kadar düştüğü görülmektedir. Sadece sabit terimin yer aldığı temel modele yordayıcı değişkenler girdiğinde, -2LL farkı 75.708'dir (570.098-494.39). Bu durum da modelin uyumunda meydana gelen iyileşme olarak yorumlanmaktadır.

Çizelge 14'te model katsayılarına ilişkin Omnibus testi sonucu sunulmaktadır.

Çizelge 14. Model Katsayılarına İlişkin Omnibus Testi Sonuçları

		Ki-Kare	sd	p
Adım 5	Adım	14.011	6	.030
	Blok	75.710	18	.000
	Model	75.710	18	.000

Çizelge 14 incelendiğinde, model ki-kare değerine ilişkin p değerinin anlamlı olması ($p < .05$), yordanan değişken ile yordayıcı değişkenler kombinasyonu arasında ilişkinin var olduğunu göstermektedir. Model ki-kare istatistiğinin manidar olması, "sadece sabit terimin yer aldığı başlangıç modeli ile yordayıcı değişkenlerin analize girmesiyle oluşan amaçlanan model arasında fark yoktur" şeklindeki null hipotezinin reddedilmesi ve yordayıcı değişkenlerle yordanan değişken arasında ilişkinin varlığının desteklenmesi demektir.

Çizelge 15'te amaçlanan modelin (sonuç modelinin) özeti sunulmaktadır.

Çizelge 15. Amaçlanan Modelin Özeti

Adım	-2 Log Olabilirlik	Cox & Snell R^2	Nagelkerke R^2
5	494.388	.165	.222

Çizelge 15'te görülen "-2 Log Olabilirlik" değeri modelin ne kadar güçlü kararlar verebileceğini gösteren bir değerdir. Bu değer in olabildiğince düşük ve sifıra yakın olması modelin güçlü olduğu yönünde bilgi vermektedir. Sadece sabit terimin yer aldığı başlangıç modeline ilişkin -2LL değerinin

570.098 olduğunu hatırlamak gerekir. Araştırma kapsamında oluşturulan bu modelin “-2 Log Olabilirlik” değerinin 494.388 olduğu görülmektedir. Cox & Snell R^2 değeri incelendiğinde, yordayıcı değişkenler analize girdiğinde, akademik başarı yordanan değişkenindeki varyansın %16.50’sini açıklamaktadır. Cox & Snell R^2 değeri doğrusal regresyondaki “ R^2 ” ile benzer şekilde yorumlanmaktadır. Nagelkerke R^2 değeri ise %22.20’dir. “Nagelkerke R^2 ” istatistiği, “Cox & Snell R^2 ” istatistiğinin “0” ile “1” arasında değerler alması için modifikasyona uğramış şeklidir ve her zaman Cox & Snell R^2 değerinden yüksek çıkar.

Katsayıların anlamlılığının test edilmesinin yanında, oluşturulan modelin verilerle uyumunu test etmek amacıyla “Hosmer ve Lemeshow Testi” yapılmıştır. Çizelge 16’da Hosmer ve Lemeshow testi sonucu sunulmaktadır.

Çizelge 16. Hosmer ve Lemeshow Testi Sonuçları

Adım	Ki-Kare	sd	p
5	13.311	8	.102

Çizelge 16 incelendiğinde, yordayıcı değişkenler analize girdiğinde, Hosmer ve Lemeshow testi sonucu anlamlı çıkmamaktadır ($p>.05$). Bu değer anlamlı olmaması, modelin kabul edilebilir uyuma sahip olduğunu, yani model veri uyumunun yeterli düzeyde olduğunu göstermektedir. Bir başka deyişle “modelle tahmin edilen değerlerle, gerçekte gözlenen değerler arasında 0,05 manidarlık düzeyinde bir fark bulunmaktadır” denilebilir. Son olarak modele ilişkin özet bilgiler Çizelge 17’de sunulmuştur.

Çizelge 17. Lojistik Regresyon Modeli Sonucu Elde Edilen Sınıflandırma Çizelgesi

Gerçek / Gözlenen Durum	Kestirilen Durum		Doğru Sınıflandırma Yüzdesi
	Başarısız	Başarılı	
Başarısız	187	56	77.00
Başarılı	86	90	51.10
Toplam Doğru Sınıflandırma Yüzdesi			66.10

Çizelge 17'e göre, lojistik regresyon modeli sonucunda elde edilen sınıflandırma sonucu incelendiğinde, yordayıcı değişkenlere göre yapılan sınıflandırma ile başarısız grubunda olan 243 öğrenciden 187'si doğru, 56'sı yanlış sınıflandırılmış olup, doğru sınıflandırılma oranı %77.00'dür. Başarılı olan 176 öğrenciden 90'ı doğru, 86'sı yanlış sınıflandırılmış olup, doğru sınıflandırma oranı %51.10'dur. Amaçlanan modele ilişkin toplam doğru sınıflandırma oranı ise %66.10'dur.

Akademik başarının yordanmasında lojistik regresyon modelinde yer alan değişkenlerin katsayıları, bu katsayılarla ait standart hatalar, "Wald İstatistikleri", bu istatistiklerin manidarlık düzeyleri ve üstel lojistik regresyon katsayıları Çizelge 18'de verilmiştir.

Çizelge 18. Amaçlanan Model Değişkenlerinin Katsayı Tahminleri

Adım	B	Standart Hata	Wald	sd	p	Exp(B)	
5	Ortaöğretim Mezuniyet Ortalaması		11.121	4	.025		
	(1) 24.50-44.49 arasında	-21.220	40192.970	.000	1	1.000	.000
	(2) 44.50-54.49 arasında	21.446	23196.229	.000	1	.999	205938 8921.12
	(3) 54.50-69.49 arasında	-.656	.463	2.007	1	.157	.519
	(4) 69.50-84.49 arasında	-.763	.235	10.511	1	.001	.466
	Üniversite Giriş Puanı	.023	.008	7.535	1	.006	1.024
	Üniversiteye Yerleştirilmede Esas Alınan Puan Türü			21.492	5	.001	
	(1) SAY1	.900	.475	3.585	1	.058	2.459
	(2) SÖZ1	-.095	.567	.028	1	.867	.910
	(3) SÖZ2	.579	.404	2.053	1	.152	1.785
	(4) EA1	-.935	.504	3.449	1	.063	.393
	(5) EA2	.781	.316	6.097	1	.014	2.184
	Babanım Öğrenim Düzeyi			11.187	6	.083	
	(1) Okur-Yazar Değil	-2.287	1.523	2.255	1	.133	.102
	(2) Diplomasız Okur-Yazar	-3.599	1.649	4.761	1	.029	.027
	(3) İlkokul Mezunu	-1.291	1.260	1.050	1	.305	.275
	(4) Ortaokul Mezunu	-1.753	1.272	1.898	1	.168	.173
	(5) Lise Mezunu	-1.033	1.257	.676	1	.411	.356
	(6) Yüksek Okul Üniversite Mezunu	-1.483	1.255	1.396	1	.237	.227
	Mezun Olunan Lise			12.126	2	.002	
	(1) Genel Lise	-.026	.407	.004	1	.949	.974
	(2) Anadolu/Fen/Süper Lise	.848	.357	5.623	1	.018	2.334
	Sabit	-7.109	3.139	5.129	1	.024	.001

Çizelge 18'de Beta(B) değerleri sütununda yer alan sayılar orijinal katsayılar olarak yorumlanır. Orijinal katsayıların işareti (pozitif ya da negatif) ilişkinin yönünü gösterir. Pozitif katsayı yordanan olasılığı yükseltirken, negatif katsayı düşürür. Yani negatif sayılar odds'un 1.0'den küçük ve olasılığın da .50'den az olması anlamına gelir. Orijinal lojistik katsayılar ilişkinin yönüne karar vermekte uygundur; ancak ilişkinin büyüklüğüne karar vermede daha az kullanışlıdır (Çokluk ve diğ., 2010).

Beta(B) değerleri üstel katsayıları çizelge 18'de Exp(B) olarak görülmektedir. Bu değerler orijinal katsayılarının logaritmasıdır. 1.00'in üzerinde üstel katsayı pozitif ilişkiyi, 1.00'den küçük katsayı ise, negatif ilişkiyi gösterir. Bir başka deyişle Exp(B) değerleri şu şekilde yorumlanır: Eğer değer 1.00'den büyükse yordayıcı değişkendeki artışla birlikte olayın olma ya da görülme olasılığına ilişkin odds oranı da yükselir. Eğer 1.00'den küçükse yordayıcı değişkendeki artışa karşılık olayın olma ya da görülme olasılığı düşer. Üstel katsayılar, doğrudan odds değerindeki değişimin büyüklüğünü yansıtırlar ve yordanan değişkendeki değişimin yüzde olarak ifade edilmesini $[(\text{Üstel Katsayı}-1).100]$ sağlarlar. Buna göre, "Ortaöğretim Mezuniyet Ortalaması 69.50-84.49 Arasında Olma" değişkenindeki bir (1) birimlik artışın, akademik başarı odds'unda %53.40'lık $[(0.466-1).100]$ azalışa yol açtığı görülmektedir; çünkü 1 olarak kodlanan kategori başarılı olma kategorisidir. "Üniversiteye Giriş Puanı" değişkenindeki bir (1) birimlik artış, akademik başarı odds'unda %2.40'lık $[(1.024-1).100]$ artışa yol açtığı görülmektedir. "Üniversiteye Yerleştirilmede Esas Alınan Puan Türü EA2" değişkenindeki bir (1) birimlik artışın, akademik başarı odds'unda %118.40'lık $[(2.184-1)*100]$ bir artışa yol açtığı görülmektedir. "Babanın öğrenim düzeyinin diplomasız okur yazar olma" değişkenindeki bir birimlik artışın akademik başarı odds'unda %97.30'luk $[(0.027-1)*100]$ bir azalışa yol açtığı görülmektedir. "Anadolu/Fen ya da Süper Liseden Mezun Olma" değişkeni akademik başarı odds'unda %133.40'lık $[(2.334-1)*100]$ bir artışa yol açmaktadır.

Çizelge 18'e göre akademik başarının sınıflandırılmasında en önemli değişkenler sırasıyla;

1. Mezun Olunan Lise,
2. Üniversiteye Yerleştirilmede Esas Alınan Puan Türü,
3. Üniversiteye Giriş Puanı,
4. Ortaöğretim Mezuniyet Ortalaması,
5. Babanın Öğrenim Durumu değişkenleridir.

3.2 Yapay Sinir Ağları Analizi İle Elde Edilen Modele İlişkin Bulgular ve Yorumlar

Bu bölümde yapay sinir ağları analizi sonucunda elde edilen modele ilişkin bulgulara yer verilmiştir.

Yapay sinir ağları analizinde, öncelikle veriler herhangi bir ön işleme tabi tutulmadan modele dahil edilmiş, yapay sinir ağları ile oluşturulacak modelin veri yapısına olan hassasiyeti ölçülmek istenmiştir. Veri setinin tamamı kullanılarak %69.50'si (n=291) eğitim setine, %30.50'si (n=128) ise geçerlilik setine ayrılmıştır. İlk analiz sonucunda elde edilen eğitim ve geçerlik seti için toplam doğru sınıflandırma yüzdeleri Çizelge 19'da yer almaktadır.

Çizelge 19. Yapay Sinir Ağları Analizi Sonucu İlk Sınıflandırma Durumu

	Gerçek / Gözlenen Durum	Kestirilen Durum		Doğru Sınıflandırma Yüzdesi
		Başarısız	Başarılı	
Eğitim	Başarısız	174	1	%99.40
	Başarılı	8	108	%93.10
	Toplam Doğru Sınıflandırma Yüzdesi	%62.50	%37.50	%96.90
Geçerlilik	Başarısız	44	24	%64.70
	Başarılı	33	27	%45.00
	Toplam Doğru Sınıflandırma Yüzdesi	%60.20	%39.80	%55.50

Çizelge 19 incelendiğinde eğitim setinde, 175 başarısız öğrenciden 174'ü doğru, 1'i yanlış sınıflandırılmış olup, doğru sınıflandırma oranı

%99.40'tır. Başarılı olan 116 öğrenciden, 108'i doğru, 8'i yanlış sınıflandırılmış olup, doğru sınıflandırma oranı %93.10'dur. Toplam doğru sınıflandırma oranı %96.90'dır. Geçerlilik setinde 68 başarısız öğrenciden 44'ü doğru, 24'ü yanlış sınıflandırılmış olup, doğru sınıflandırma oranı %64.70'dir. Başarılı olan 60 öğrenciden 27'si doğru, 33'ü yanlış sınıflandırılmış olup, doğru sınıflandırma oranı %45.00'dir. Toplam doğru sınıflandırma oranı ise %55.50'dir.

İlk yapılan analizde ağın oldukça fazla eğitilmiş olması nedeniyle geçerlilik setinde elde edilen başarılı öğrencilerin doğru sınıflandırma oranı (%45.00), eğitim setinde elde edilen doğru sınıflandırma oranından (%93.10) düşük çıkmaktadır. Bu durumu ortadan kaldırmak amacıyla geçerlilik seti aynı kalmak koşuluyla, eğitim seti için ayrılan verilerin (%69.50) %15.30'u "test seti" olarak ayrılıp, analiz tekrarlanmıştır. Çok katmanlı algılayıcı modele dahil edilen örneklem çizelge 20'de yer almaktadır.

Çizelge 20. Çok Katmanlı Algılayıcı Modele Dahil Edilen Örneklem

		f	%
Örneklem	Eğitim	227	%54.20
	Test	64	%15.30
	Geçerlilik	128	%30.50
	Toplam	419	%100.00

Çizelge 20 incelendiğinde veri setinin %54.20'sini eğitim seti, %15.30'unu test seti ve %30.50'sini geçerlilik seti oluşturmaktadır.

Sınıflandırmada en iyi performansı veren yapay sinir ağ mimarisini SPSS 20.0 programı otomatik olarak seçip, ağ oluşturulmaktadır. Program gizli katmandaki yapay sinir hücrelerinin aktivasyon fonksiyonu olarak "Hiperbolik Tanjant Fonksiyonu" ve çıktı katmanındaki yapay sinir hücrelerinin aktivasyon fonksiyonu olarak "Softmax Fonksiyonu" kullanılmaktadır. Girdi katmanı olan birinci katmanda 68 tane yapay sinir hücresi bulunmaktadır. Bu yapay sinir hücrelerinden 67 tanesi kategorik olan

bağımsız değişkenleri, 1 tanesi ise sürekli olan bağımsız değişkeni temsil etmektedir. Gizli katmanda 3 tane yapay sinir hücresi bulunmaktadır. Çıktı katmanında ise bağımlı değişkenin düzeylerini (başarılı-başarısız) temsil eden 2 tane yapay sinir hücresi yer almaktadır. Elde edilen çok katmanlı algılayıcı ağının şematik gösterimi Ek 3'te yer almaktadır.

Yapay sinir ağı ile öğrencilerin akademik başarı durumlarına göre sınıflandırılmasına ilişkin yapılan analizle elde edilen bulgular Çizelge 21'de sunulmuştur.

Çizelge 21. Yapay Sinir Ağı Modeli Sonucu Elde Edilen Sınıflandırma Çizelgesi

	Gerçek / Gözlenen Durum	Kestirilen Durum		Doğru Sınıflandırma Yüzdesi
		Başarısız	Başarılı	
Eğitim	Başarısız	117	18	%86.70
	Başarılı	47	45	%48.90
	Toplam	%72.20	%27.80	%71.40
Test	Başarısız	35	4	%89.70
	Başarılı	9	15	%62.50
	Toplam	%69.80	%30.20	%79.40
Geçerlilik	Başarısız	51	17	%75.00
	Başarılı	30	30	%50.00
	Toplam	%63.30	%36.70	%63.30

Çizelge 21 incelendiğinde, oluşturulan yapay sinir ağı modelinin eğitim setinde bulunan 135 başarısız öğrenciden 117'si doğru, 18'i yanlış sınıflandırılmış olup, doğru sınıflandırma oranı %86.70'dir. Başarılı olan 92 öğrenciden, 45'i doğru, 47'si yanlış sınıflandırılmış olup, doğru sınıflandırılma oranı %48.90'dır. Toplam doğru sınıflandırılma oranı %71.40'dır.

Test setinde 39 başarısız öğrenciden 35'i doğru, 4'ü yanlış sınıflandırılmış olup, doğru sınıflandırma oranı %89.70'tir. Başarılı olan 24 öğrenciden 15'i doğru, 9'u yanlış sınıflandırılmış olup, doğru sınıflandırılma oranı %62.50'dir. Toplam doğru sınıflandırılma oranı %79.40'dır. Test setinin

eđitim uygulamasının performansını ölçmede kullanıldıđı hatırlanacak olursa doğru sınıflandırma oranının yüksek olduđu ifade edilebilir.

Geçerlilik setinde 68 başarısız öğrenciden 51'i doğru, 17'si yanlış sınıflandırılmış olup, doğru sınıflandırma oranı %75.00'dır. Başarılı olan 60 öğrenciden 30'u doğru, 30'u yanlış sınıflandırılmış olup, doğru sınıflandırılma oranı %50.00'dır. Toplam doğru sınıflandırma oranı %63.30'dur.

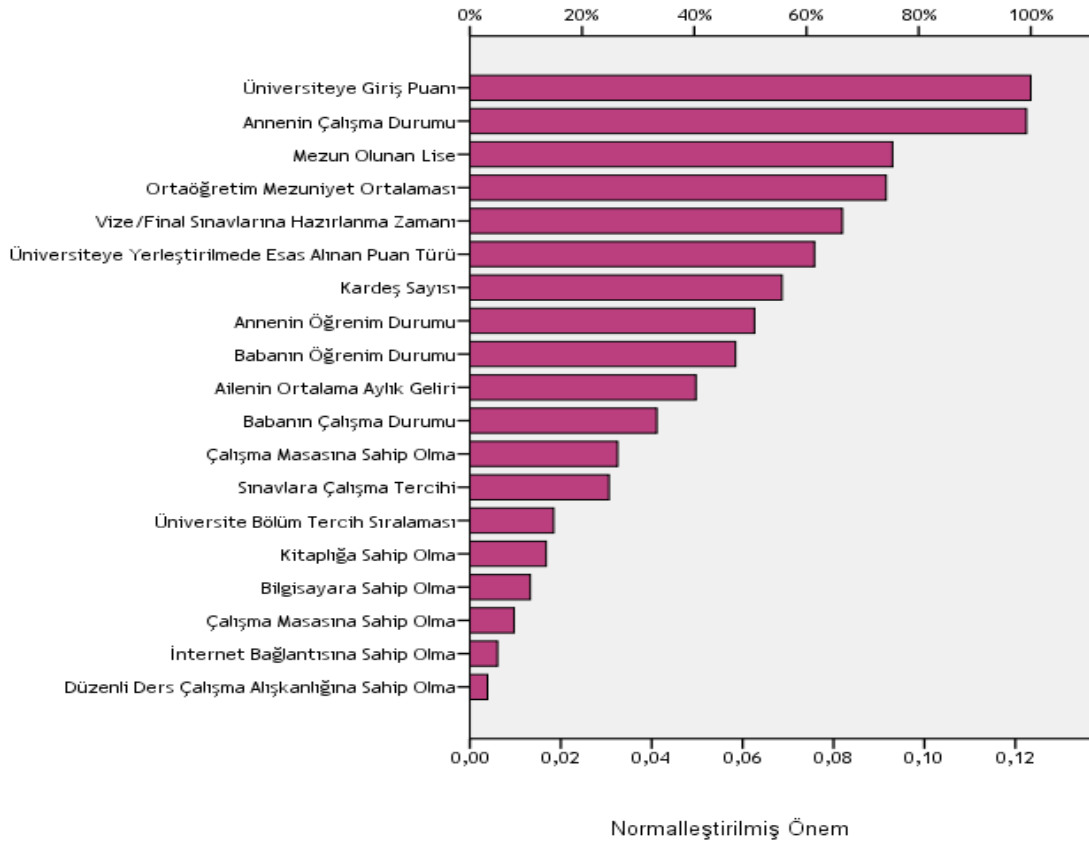
Eđitim, test ve geçerlilik seti için sınıflandırma sonuçlarına bakıldığında, oluşturulan yapay sinir ađının özellikle başarısız öğrencilerin sınıflandırılmasında iyi sonuçlar verdiđini ifade etmek mümkündür.

Ađın sınıflandırma performansı belirlendikten sonra, akademik başarının sınıflandırılmasında kullanılan bađımsız deđişkenlerin yapay sinir ađı modelindeki önem derecelerinin belirlenmesi için, ađ içindeki yapay sinir hücrelerini birbirine bađlayan ađırlıklara göre, bađımsız deđişkenlerin önem dereceleri yüzde olarak belirlenmiş ve Çizelge 22'de verilmiştir.

Çizelge 22. Akademik Başarıya İlişkin Bađımsız Deđişkenlerin Önem Dereceleri

Bađımsız Deđişken	Önem	Normalleştirilmiş Önem
Üniversiteye Giriş Puanı	.123	%100.00
Annenin Çalışma Durumu	.122	%99.20
Mezun Olunan Lise	.093	%75.30
Ortaöđretim Mezuniyet Ortalaması	.092	%74.20
Vize/Final Sınavlarına Hazırlanma Zamanı	.082	%66.40
Üniversiteye Yerleřtirmede Esas Alınan Puan Türü	.076	%61.40
Kardeş Sayısı	.069	%55.60
Annenin Öğrenim Durumu	.063	%50.70
Babanın Öğrenim Durumu	.058	%47.40
Ailenin Ortalama Aylık Geliri	.050	%40.30
Babanın Çalışma Durumu	.041	%33.30
Çalışma Masasına Sahip Olma	.033	%26.30
Sınavlara Çalışma Tercihi	.031	%24.80
Üniversite Bölüm Tercih Sıralaması	.018	%15.00
Kitaplığa Sahip Olma	.017	%13.60
Bilgisayara Sahip Olma	.013	%10.80
Çalışma Odasına Sahip Olma	.010	%7.90
İnternet Bađlantısına Sahip Olma	.006	%4.90
Düzenli Ders Çalışma Alışkanlığına Sahip Olma	.004	%3.20

Şekil 4'te girdi (bağımsız) değişkenlerinin önem derecelerinin grafiksel gösterimi yer almaktadır.



Şekil 4. Girdi (Bağımsız) Değişkenlerinin Önem Dereceleri

Çizelge 22 ve Şekil 4'e bakıldığında öğrencilerin akademik başarı durumlarına göre sınıflandırılmasına yönelik oluşturulan yapay sinir ağı için en önemli girdi değişkeni (bağımsız değişken) "Üniversiteye Giriş Puanı (%100)" ve "Annenin Çalışma Durumu (%99.20)" olduğu görülmektedir. Bu girdi değişkenlerini sırasıyla "Mezun Olunan Lise (%75.30)", "Ortaöğretim Mezuniyet Ortalaması (%74.20)", "Vize/Final Sınavlarına Hazırlanma Zamanı (%66.40)", "Üniversiteye Yerleştirmede Esas Alınan Puan Türü (%61.40)", "Kardeş Sayısı (%55.60)", "Annenin Öğrenim Durumu (%50.70)", "Babanın Öğrenim Durumu (%47.40)", "Ailenin Ortalama Aylık Geliri (%40.30)", "Babanın Çalışma Durumu (%33.30)", "Çalışma Masasına Sahip Olma (%26.30)", "Sınavlara Çalışma Tercihi (%24.80)", "Üniversite Bölüm Tercih Sıralaması (%15.00)", "Kitaplığa Sahip Olma (%13.60)", "Bilgisayara Sahip Olma (%10.80)", "Çalışma Odasına Sahip olma (%7.90)", "İnternet

Bağlantısına Sahip Olma (%4.90)” ve “Düzenli Ders Çalışma Alışkanlığına Sahip Olma (%3.20)” değişkenleri izlemektedir.

Buna göre akademik başarının en önemli belirleyicilerinin “Üniversiteye Giriş Puanı (%100)” ve “Annenin Çalışma Durumu (%99.20)” olduğunu, akademik başarı üzerinde en az etkiye sahip değişkenlerin ise “Çalışma Odasına Sahip Olma (%7.90)”, “İnternet Bağlantısına Sahip Olma (%4.90)” ve “Düzenli Ders Çalışma Alışkanlığına Sahip Olma (%3.20)” değişkenleri olduğunu ifade edilebilir.

3.3 Öğrencilerin Başarı Durumlarına Göre Sınıflandırılmasında Lojistik Regresyon Analizi ve Yapay Sinir Ağları Analizi Yöntemlerinin Performanslarının Karşılaştırılmasına İlişkin Bulgular ve Yorumlar

Lojistik regresyon analizi ve yapay sinir ağları analizi yöntemlerinin performanslarını karşılaştırmak amacıyla her iki yöntemle elde edilen sınıflandırma tablolarından yararlanılmıştır. Yapay sinir ağları analizi sonucunda, her bir set için (eğitim, test ve geçerlilik) ayrı sınıflandırma tabloları elde edilmektedir ve her bir setten elde edilen toplam doğru sınıflandırma yüzdeleri farklıdır. Bu nedenle genel doğruluk yüzdesi hesaplanırken bu üç set birleştirilmiştir. Birleştirme işlemi yapılırken, aynı hücrelerde yer alan atama değerleri toplanmış ve genel doğru sınıflandırma yüzdesi elde edilmiştir. Çizelge 23’te her iki analiz ile elde edilen doğru sınıflandırma yüzdeleri karşılaştırmalı olarak sunulmuştur.

Çizelge 23. Yapay Sinir Ağı (YSA) ve Lojistik Regresyon Analizi (LRA) Sınıflandırma Yüzdesi Karşılaştırması

Gerçek / Gözlenen Durum	Kestirilen Durum				Doğru Sınıflandırma Yüzdesi	
	Başarısız		Başarılı		LRA	YSA
	LRA	YSA	LRA	YSA		
Başarısız	187	204	56	39	%77.00	%83.95
Başarılı	86	86	90	90	%51.10	%51.10
Toplam Doğru Sınıflandırma Yüzdesi					%66.10	%70.16

Çizelge 23'te yer alan lojistik regresyon modeli sonucunda elde edilen sınıflandırma sonucu incelendiğinde, yordayıcı değişkenlere göre yapılan sınıflandırma ile başarısız grubunda olan 243 öğrenciden 187'si doğru, 56'sı yanlış sınıflandırılmış olup, doğru sınıflandırma oranı %77.00'dür. Başarılı olan 176 öğrenciden 90'ı doğru, 86'sı yanlış sınıflandırılmış olup, doğru sınıflandırma oranı %51.10'dur. Amaçlanan modele ilişkin toplam doğru sınıflandırma oranı ise %66.10'dur. Yapay sinir ağı analizi sonucu elde edilen sınıflandırma sonucu incelendiğinde, başarısız grubunda olan 243 öğrenciden 204'ü doğru, 39'u yanlış sınıflandırılmış olup, doğru sınıflandırma oranı %83.95'tir. Başarılı olan 176 öğrenciden 90'ı doğru, 86'sı yanlış sınıflandırılmış olup doğru sınıflandırma oranı %51.10'dur. Toplam doğru sınıflandırma oranı ise %70.16'dır. Çizelge 23 incelendiğinde "başarılı" öğrencilerin sınıflandırılmasında lojistik regresyon analizi ile yapay sinir ağı analizinin toplam doğru sınıflandırma yüzdelerinin aynı olduğu görülmektedir. Bu durum yapay sinir ağı analizinin lojistik regresyon analizine alternatif bir yöntem olarak kullanılabileceği şeklinde yorumlanabilir.

Konu ile ilgili olarak alanyazında yapılan diğer çalışmalara bakıldığında, bu araştırma bulgusunu destekler nitelikte birçok araştırma olduğu görülmektedir. Hardgrave, Wilson ve Walstrom'un (1994) öğrencilerin başarılarını tahmin etmede aşamalı regresyon, diskriminant analizi, lojistik regresyon ve yapay sinir ağı analizlerinin performanslarını karşılaştırmak amacıyla yaptıkları çalışmada yapay sinir ağı modelinin daha iyi sonuçlar verdiği belirlenmiştir. Subbanarasimha, Arinzeb ve Anandarajanb'nın (2000) yaptıkları çalışmanın sonucunda yapay sinir ağı analizinin doğru tahmin etme yüzdesi daha yüksek çıkmıştır. Gonzalez ve Desjardins (2002) tarafından öğrencilerin lisans programlarına göre sınıflandırılması amacıyla yapılan çalışmada yapay sinir ağının doğru sınıflandırma oranı %78 olarak bulunurken, lojistik regresyon modelinin doğru sınıflandırma oranı %72 olarak bulunmuştur. Yapay sinir ağı lojistik regresyon analizine göre daha yüksek bir oranda doğru sınıflandırma yapmaktadır. Güneri ve Apaydın (2004) öğrencileri başarı durumlarına göre sınıflandırmada yapay sinir ağı ve lojistik regresyon yöntemlerini karşılaştırmak amacıyla yaptıkları çalışmada he iki analiz için genel doğru sınıflandırma oranı %95 olarak bulunmuştur.

Schumacher ve arkadaşları (2010) tarafından öğrencilerinin başarılarına göre sınıflandırılmasında lojistik regresyon, yapay sinir ağları ve sınıflandırma ağaçlarının performanslarının karşılaştırılması amacıyla yapılan çalışma sonucunda öğrenci başarısının sınıflandırılmasında, hem eksik veri olduğu durumda, hem de olmadığı durumda yapay sinir ağlarının ve sınıflandırma ağaçlarının, lojistik regresyon modelinden daha iyi sonuçlar verildiği görülmüştür. Sonuçların yapılan bu çalışmalar ile tutarlı sonuçlar verdiği görülmektedir. Bu durum eğitim alanında sınıflandırma problemlerinde yapay sinir ağlarının kullanılabilirliğini göstermektedir.

3.4 Akademik Başarıyı Belirleyen En Önemli Bağımsız Değişkenler Bakımından Lojistik Regresyon ve Yapay Sinir Ağları Analizinin Karşılaştırılmasına İlişkin Bulgular ve Yorumlar

Lojistik regresyon analizi ve yapay sinir ağları analizinin akademik başarının belirleyicisi olan en önemli ilk beş değişken açısından karşılaştırılması Çizelge 24'te verilmiştir.

Çizelge 24. Akademik Başarının Belirleyicisi Olan En Önemli Bağımsız Değişkenlere Göre Lojistik Regresyon Analizi ve Yapay Sinir Ağları Karşılaştırması

Önem Sırası	Lojistik Regresyon Analizi	Yapay Sinir Ağları
1	Mezun Olunan Lise	Üniversiteye Giriş Puanı
2	Üniversiteye Yerleştirilmede Esas Alınan Puan türü	Annenin Çalışma Durumu
3	Üniversiteye Giriş Puanı	Mezun Olunan Lise
4	Ortaöğretim Mezuniyet Ortalaması	Ortaöğretim Mezuniyet Ortalaması
5	Babanın Öğrenim Durumu	Vize/Final Gibi Sınavlara Hazırlanma Zamanı

Çizelge 24 incelendiğinde, lojistik regresyon analizi için akademik başarının belirleyicisi olan en önemli beş değişken sırasıyla;

1. Mezun Olunan Lise,
2. Üniversiteye Yerleştirilmede Esas Alınan Puan Türü,
3. Üniversiteye Giriş Puanı,
4. Ortaöğretim Mezuniyet Ortalaması
5. Babanın Öğrenim Durumu değişkenleridir.

Yapay sinir ağları analizi için akademik başarının belirleyicisi olan en önemli beş değişken sırasıyla

1. Üniversiteye Giriş Puanı,
2. Annenin Çalışma Durumu,
3. Mezun Olunan Lise,
4. Ortaöğretim Mezuniyet Ortalaması,
5. Vize/Final gibi Sınavlara Hazırlanma Zamanı değişkenleridir.

Araştırmanın babanın öğrenim düzeyinin öğrenci başarısının belirleyici olan değişkenlerden olması bulgusu, Heckman ve Cameron (2001) ve Polat (2008) yaptıkları çalışmalarda ebeveyn eğitiminin öğrenci başarısı üzerinde etkili olduğu bulgusu ile paralellik göstermektedir. Ayrıca Tavşancıl (1989); Peker (2003); Arslantaş, Özkan ve Külekçi (2012) yaptığı çalışmada ortaöğretim mezuniyet ortalamasının öğrenci başarısı üzerinde etkili bir değişken olduğuna yönelik bulgusu, bu çalışmanın bulguları ile paralellik göstermektedir.

Mezun Olunan Lise, Üniversiteye Giriş Puanı ve Ortaöğretim Mezuniyet Ortalaması her iki analiz sonucunda akademik başarıyı belirleyen en önemli bağımsız değişkenler olarak belirlenmiştir. Bu bulgu Hunt (2000) tarafından, üniversite öğrencilerinin başarısının yordanmasına yönelik olarak lojistik regresyon modeli ve yapay sinir ağını karşılaştırmak üzere yapılan çalışmada her iki model için ortaöğretim mezuniyet ortalaması öğrenci başarısının belirlenmesinde önem derecesi yüksek bir değişken olduğu bulgusu ile tutarlılık göstermektedir. Araştırma bulgusu ile paralellik gösteren bir diğer çalışma ise El-Refae ve Al-Shayea'ın (2010), üniversite

öğrencilerinin gelecekteki başarılarının tahmin edilmesinde yapay sinir ağıları analizini kullanarak yaptıkları çalışmadır. Bu araştırma bulgularına göre ortaöğretim mezuniyet ortalaması akademik başarı üzerinde etkili olan en önemli değişken olarak belirlenmiştir.

BÖLÜM IV

SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu bölümde, araştırma amacı doğrultusunda uygulanan analizlerden elde edilen bulgulara dayalı sonuçlar ve önerilere yer verilmiştir.

4.1 Sonuç

1. Bu araştırmada, yükseköğretimde öğrenci başarılarının sınıflandırılmasında yapay sinir ağları ve lojistik regresyon yöntemlerinin performanslarının karşılaştırılması ve öğrenci başarısını etkileyen değişkenlerin belirlenmesi amaçlanmıştır. Karşılaştırma için üniversite öğrencilerinin başarılarını etkileyen faktörlerin belirlenmesi amacıyla geliştirilmiş olan anket kullanılmıştır. Lojistik regresyon yöntemlerinden İleriye doğru (Forward:LR) ve yapay sinir ağı modellerinden Çok Katmanlı Algılayıcı Model kullanılarak, öğrencilerin akademik başarı durumlarına göre hangi doğruluk oranında sınıflandırıldığı incelenmiştir.

2. Lojistik regresyon modeli ile öğrencileri başarı durumlarına göre sınıflandırma işlemi sonrasında %66.10 oranında bir başarı elde edilmiştir. Modele eklenecek yeni bir öğrencinin gelecekteki başarısı tahmin edilmek istendiğinde, lojistik regresyon analizi kullanıldığı zaman tahminin doğru olma olasılığı %66.10 olacaktır. Aynı verilerle yapılan yapay sinir ağları uygulaması sonrasında başarı oranı %70.16 olarak bulunmuştur. Modele eklenecek yeni bir öğrencinin gelecekteki başarısı tahmin edilmek istendiğinde, yapay sinir ağları kullanıldığı zaman tahminin doğru olma olasılığı %70.16 olacaktır. Bu sonuçlarla birlikte yapay sinir ağlarının sınıflandırma analizinde lojistik regresyon analizine göre daha başarılı sonuçlar ortaya koyduğu görülmektedir.

3. Lojistik regresyon analizi ile yapılan öğrenci başarılarını sınıflandırmada, oluşturulan lojistik regresyon modelinin, başarılı öğrencilerin %51.10'unu doğru sınıflandırdığı görülmektedir. Başarısız öğrencilerin %77.00'ini doğru sınıflandırmıştır. Bu durum başarısız öğrencilerin sınıflandırılmasındaki performansın, başarılı öğrencilerin sınıflandırılmasındaki performansa göre daha yüksek olduğunu göstermektedir. Buna göre, oluşturulan lojistik regresyon modelinin özellikle başarısız öğrencilerin sınıflandırılmasında daha iyi sonuçlar verdiğini ifade etmek mümkündür.

4. Yapay sinir ağları ile oluşturulan çok katmanlı algılayıcı model, başarılı öğrencilerin %51.10'unu doğru sınıflandırırken, başarısız öğrencilerin %83.95'ini doğru sınıflandırmaktadır. Bu durum başarısız öğrencilerin sınıflandırılmasındaki performansın, başarılı öğrencilerin sınıflandırılmasındaki performansa göre daha yüksek olduğu ve bu nedenle yapay sinir ağı ile kurulan modelin özellikle başarısız öğrencilerin sınıflandırılmasında daha iyi sonuçlar verdiği şeklinde yorumlanabilir.

5. Lojistik regresyon analizi ve yapay sinir ağları analizinin öğrencilerin akademik başarısını en çok hangi değişkenlerin etkilediğine ilişkin yapılan karşılaştırmada “Ortaöğretim Mezuniyet Ortalaması, Mezun Olunan Lise ve Üniversiteye Giriş Puanı” ortak değişkenler olarak belirlenmiştir. Yapay sinir ağları analizi sonucu akademik başarının en önemli ilk belirleyicisi (%100) “Üniversiteye Giriş Puanı” , Lojistik regresyon analizi sonucu “Mezun Olunan Lise” olduğu görülmüştür.

6. Yapay sinir ağları analizinin sınıflandırma başarısının yüksek olması, eğitim alanında yapılan çalışmalarda bu yöntemin alternatif bir yöntem olarak kullanılabileceğini göstermektedir. Ayrıca regresyon yöntemlerinin dışında yapay sinir ağları analizinin de öğrenci başarısını etkileyen faktörlerin belirlenmesinde kullanılabilecek bir yöntem olduğunu göstermektedir.

4.2 Öneriler

1. Bu araştırma sonucunda öğrenci başarılarının sınıflandırılmasında yapay sinir ağlarının çok değişkenli istatistik yöntemlerinden biri olan lojistik regresyon analizine göre daha iyi sonuçlar vermesi, öğrenci başarısının sınıflandırılmasında güvenilir bir şekilde kullanılacak bir yöntem olduğunu göstermektedir. Ayrıca her iki analizle kurulan model sonucunda öğrenci başarısının belirlenmesinde etkili olan ortak değişkenlerin yer alması, öğrenci başarısını etkileyen faktörlerin belirlenmesinde yapay sinir ağları analizinin kullanılabilir olduğunu göstermektedir.

2. Bu araştırmada öğrenci başarılarının sınıflandırılmasında lojistik regresyon analizinde adımsal yöntemlerden İleriye Doğru (Forward:LR) yöntemi, yapay sinir ağları analizi için Çok Katmanlı Algılayıcı Model(Multilayer Perceptron) kullanılmıştır. Yapılacak diğer çalışmalarda lojistik regresyon analizi standart (direkt, tam, enter) yöntem ile, yapay sinir ağları analizi ise kendi kendini örgütleyen/düzenleyen ağ (Self Organizing Map) modeli, Kohonen Modeli ya da Adaptif Rezonans Teorisi Modeli ile yapılabilir ve sınıflandırma performansları bakımından karşılaştırılabilir.

3. Bu araştırma üniversite öğrencilerinin akademik başarılarını etkileyen değişkenler anketinde yer alan değişkenlerle sınırlandırılmıştır. Yapılacak diğer çalışmalarda literatürde yer alan öğrenci başarısı ile ilişkili olduğu düşünülen başka değişkenlerin de dahil edilerek yinelenmesi önerilebilir.

4. Araştırmada lojistik regresyon analizi için ileriye doğru yöntemi kullanılmıştır. Bu denkleme giren bağımsız değişkenlerle bir yapay sinir ağı oluşturularak öğrenciler başarı durumlarına göre sınıflandırılabilir. Daha az değişkenle sınıflama performansı yüksek modeller kurulabilir.

5. Araştırma farklı bölümlere devam eden 419 öğrenci ile yapılmıştır. Araştırma sonuçlarına göre akademik başarının belirleyicisi olan önemli bağımsız değişkenler yordayıcı değişkenler olarak alınıp, farklı

üniversitelerin aynı bölümlerine devam eden öğrencilerle daha homojen gruplar oluşturularak incelenmesi önerilebilir.

KAYNAKÇA

Agus, A and Makhbul, Z.K. (2002). An empirical study on academic achievement of business students in pursuing higher education: An emphasis on the influence of family backgrounds. *Issues and Opportunities in Borderless Education. Hatyai Thailand. Web: <http://www.worldedreform.com/pub/PROCEEDINGS.PDF>* adresinden 13 Mart 2012 tarihinde alınmıştır.

Ahmann, J. S., Glock M. D., (1967). *Evaluating Pupil Growth: Principles of Tests and Measurement*. (3. Baskı). Boston: Allyn and Bacon Inc.

Akgül, A. ve Çevik, O. (2003). *İstatistiksel Analiz Teknikleri: SPSS’te İşletme Yönetimi Uygulamaları*, Emek Ofset, Ankara, 1–85.

Akhun, İ. (1980). Akademik Başarının Kestirilmesi: Çoklu Regresyon Yaklaşımının Uygulanmasına İlişkin Bir Uygulama. *Ankara Üniversitesi Eğitim Fakültesi Yayınları*. (88).

Akpınar H. (2000). “Veri Tabanlarında bilgi keşfi ve Veri Madenciliği”, *İ.Ü. İşletme Fakültesi Dergisi*, 29 (1), 1-22.

Aktaş, C., Erkuş, O. (2009). Lojistik Regresyon Analizi ile Eskişehir’in Sis Kestiriminin İncelenmesi. *İstanbul Ticaret Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi* 8 (16).

Albayrak, A.S.(2006). Uygulamalı Çok Değişkenli İstatistik Teknikleri, Asil Yayın Dağıtım A.Ş. Ankara.

Anderson, D.and McNeill, G.,(1992). *Artificial Neural Networks Technology*, Kaman Sciences Corporation, New York.

- Arbib, M. (2002). *The Handbook of Brain Theory and Neural Networks*, The MIT Press.
- Arslantaş, İ.H., Özkan, M., Külekçi, E. (2012). Eğitim Fakültesi Öğrencilerinin Akademik Başarı Düzeylerinin Bazı Demografik Değişkenler Açısından İncelenmesi. *Elektronik Sosyal Bilimler Dergisi*. 11(39). (395-407).
- Aslanargun, E. (2007). Okul-aile işbirliği ve öğrenci başarısı üzerine bir tarama çalışması, *Manas Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, (18). 119-135.
- Aşkın, D., İskender, İ., Mamızadeh, A. (2011). Farklı Yapay Sinir Ağları Yöntemlerini Kullanarak Kuru Tip Transformator Sargısının Termal Analizi. *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*. 26 (4), 905-913.
- Aydın, B., (2002). *Basit ve Geri Yayımlı Yapay Sinir Ağları, Uygulama Alanları*. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Çanakkale Onsekiz Mart Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı, Çanakkale.
- Ayık, Z.Y., Özdemir, A., Yavuz, U. (2007). Lise Türü ve Lise Mezuniyet Başarısının, Kazanılan Fakülte ile İlişkisinin Veri Madenciliği Tekniği İle Analizi. *Atatürk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*. 10 (2).
- Baş, N. (2006). *Yapay Sinir ağları Yaklaşımı ve Bir Uygulama*. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi. Mimar Sinan Güzel Sanatlar Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü. İstanbul.
- Baykal, A. (2006). Veri Madenciliği Uygulama Alanları. *Dicle Üniversitesi Ziya Gökalp eğitim fakültesi Dergisi*. 7. 95-108.

- Belçer, F. (1993). *Anne Babaların Çocuğun Okul Başarısına Yardım ve Katkıları*. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi. İnönü Üniversitesi. Malatya.
- Bigus, J. P.(1996). *Data Mining With Neural Networks: Solving Business Problems from Application Development to Decision Support*, McGraw Hill.
- Bozaslan, H., Durdukoca, Ş.F., Kaya, A. (2011). Üniversite Öğrencilerinin Öğrenme Stilllerinin Ders Çalışma Alışkanlıklarına ve Akademik Başarılarına Etkisi. *International Conference on New Trends in Education and Their Implications*. <http://www.icone.org/FileUpload/ks59689/File/244.pdf> adresinden 29.02.2012 tarihinde alınmıştır.
- Bozkır, S. A., Sezer, E., Gök, B. (2009). Öğrenci Seçme sınavında Öğrenci Başarısını Etkileyen Faktörlerin Veri Madenciliği Yöntemleriyle Tespiti. *5. Uluslar arası İleri Teknolojiler Sempozyumu, Karabük*.
- Burmaoğlu, S. (2009). *Birleşmiş milletler Kalkınma Programı Kalkınma Endeksi Verilerini Kullanarak Diskriminant Analizi, Lojistik Regresyon Analizi ve Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırma Başarılarının Değerlendirilmesi*. Yayınlanmamış Doktora Tezi. Atatürk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü. Erzurum.
- Cangül, O., (2006). *Diskriminant Analizi ve Bir Uygulaması*. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi. Uludağ Üniversitesi. Sosyal Bilimler Enstitüsü, Bursa.
- Cameron, S. ve Heckman, J. (2001). The Dynamics of Educational Attainment for Black, Hispanic, and White Males. *Journal of Political Economy*, 109 (3), 455-499.

- Carneiro, P. ve Heckman, J. (2003). *Human capital policy. Inequality in America: What Role for Human Capital Policies*. Cambridge: MIT Press.
- Carter, V., Good, E. (1973). *Dictionary of Education*. (4. Baskı). New York: McGraw Hill Book Company.
- Chamber, E. A., Schreiber, B. J. (2004). Girls' Academic Achievement: Varying Associations of Extracurricular Activities. *Gender and Education*. 16(3). 327-346.
- Chaudhuri, S.(1998). Data Mining and Database Systems : Where is the Intersection?, *IEEE Bulletin of the Technical Committee on Data Engineering*, 21.
- Checchi, D. (2000).University Education in Italy. *International Journal of Manpower*, 21 (3/4). 177-205.
- Cichocki, A., Unbehaven, R., (1993). *Neural Networks for Optimization and Signal Processing*, John Wiley&Sons: England.
- Civalek, Ö., Ülker. M. (2004). Dikdörtgen Plakların Doğrusal Olmayan Analizinde Yapay Sinir Ağı Yaklaşımı. *İMO Teknik Dergi*, (213). 3171-3190.
- Coşkuntuncel, O. (2009). Eğitimle İlgili Sapan Değer İçeren Veri Kümelerinde En Küçük Kareler ve Robust M Tahmin Edicilerin Karşılaştırılması. *Mersin Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi*. 5 (2).
- Çelenk, S. (2003). Okul Başarısının Ön Koşulu: Okul Aile Dayanışması. *İlköğretim Online E-Dergi* 2(2).

- Çelik, B. (2008). *Yapay Sinir Ağları Metodolojisi ile Zaman Serisi Analizi: Teori ve Uygulama*. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi. Marmara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul.
- Çıkrıkçı Demirtaşlı, N. (1997). Üniversite Öğretim Üyelerinin Öğreticilik Meslek Bilgisi Sorunu: Ölçme ve Değerlendirme Boyutu. *Eğitim ve Bilim*, 21(104),83-90.
- Çitil, M., İspir, E., Söğüt, Ö., Büyükkasap, E. (2006). Fen Edebiyat Fakültesi Öğrencilerinin Profilleri ve Başarılarını Etkilediğine İnanırları Faktörler; K.S.Ü. Örneği, *Erzincan Eğitim Fakültesi Dergisi* 8 (2).
- Çokluk, Ö., Şekercioğlu, G., Büyüköztürk Ş., (2010), *Sosyal Bilimler İçin Çok Değişkenli İstatistik*, Ankara: Pegem Akademi.
- Dam, H., (2008). Öğrencinin Okul Başarısında Aile Faktörü. *Hitit Üniversitesi İlahiyat Fakültesi Dergisi*. 7 (12). 75-99.
- Demirel, Ö., Seferoğlu, S. S. ve Yağcı, E. (2004). *Öğretim Teknolojileri ve Materyal Geliştirme* (Genişletilmiş 5. Baskı). Ankara: Pegem A Yayıncılık.
- Demirsoy, A. (1995). *Son İmparatora Öğütler*, Meteksan: Ankara.
- Demirtaş H., Güneş, H. (2002). *Eğitim Yönetimi ve Denetimi Sözlüğü*. Ankara: Anı Yayıncılık.
- Düzgüneş, O., Kesici, T., Kavuncu, O., Gürbüz, F. (1987). Araştırma ve Deneme Metotları, *Ankara Üniversitesi Ziraat Fakültesi Yayınları*, Ankara
- Eitle, T. M. (2005). Do Gender and Race Matter? Explaining the Relationship Between Sports Participation and Achievement. *Sociological Specirum*, 25(2), 177-195.

- Ekinci, C. E., (2009). Türkiye’de Yükseköğretimde Öğrenci Harcama ve Maaliyetleri. *Eğitim ve Bilim Dergisi*. 34 (154).
- Ekinci, E.C. (2011). Bazı Sosyoekonomik Etmenlerin Türkiye’de Yükseköğretime Katılım Üzerindeki Etkileri. *Eğitim ve Bilim Dergisi*. 36 (160).
- El-Refae, G. A., Al-Shayea, Q. K. (2010). Predicting Students’ Academic Performance Using Artificial Neural Networks: A Case Study. *International Journal of Computer Science and Information Security*. 8 (5). 97-100.
- Elmacioğlu, T. (2003). *Başarıda Aile Faktörü*, İstanbul: Hayat Yayıncılık.
- Elmas, Ç.(2003). *Yapay Sinir Ağları (Kuram, Mimari, Eğitim, Uygulama)*. (1.Basım). Ankara: Seçkin Yayınları.
- Ercan, S., Işık, O., Çakır, V. (2005). HHO Öğrencilerinin akademik Başarılarına Etki Eden Faktörlerin Çoklu Regresyon Yöntemiyle İncelenmesi. *V. Ulusal Üretim araştırmaları Sempozyumu, İstanbul Ticaret Üniversitesi*.
- Ertük, S. (1991). *Eğitimde Program Geliştirme*. (6. Baskı). Ankara: Meteksan.
- Erayman, Y. (2004). *KSÜ Öğrencilerinin Sosyo-Ekonomik Yapılarının Başarıları Üzerine Etkisi*. Yayınlamamış Yüksek Lisans Tezi. Sütçü İmam Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Kahramanmaraş.
- Eskicumalı, A. (2000). *Eğitim, Sosyal Sınıf, Ekonomi, Kültür ve Irk İlişkileri*. Yayınlamamış Araştırma, Selçuk Üniversitesi, Konya.
- Eweniyi, G.D., (2005) The Impact of Family Structure on University Students’ Academic Performance,

<http://unilorin.edu.ng/journals/education/ije/dec2002/the%20impact%20of%20family%20structure%20on%20university%20students%20academic%20performance.pdf> adresinden 12. 02. 2012 tarihinde alınmıştır.

Fayyad, U.(1998). "Mining Databases: Towards Algorithms for Knowledge Discovery", IEEE Bulletin of the Technical Committee on Data Engineering, 21 (1), 41-48.

Fidan, N., Erden M., (1998). *Eğitime Giriş*. Ankara: Alkım Yayınları.

Ganesh, S. (2002) "Data Mining: Should It Be Included in The 'Statistics' Curriculum?", *The Sixth International Conference on Teaching Statistics*, Cape Town, South Africa, 7–12 July.

Gonzalez, J.M.B. ve DesJardins, S.L. (2002). Artificial Neural Networks: A New Approach to Predicting Application Behavior. *Research in Higher Education*, 43 (2), 235-258.

Gorr, W. L., Nagin, D., & Szczypula, J. (1994). Comparative study of Artificial Neural network and Statistical models for predicting student grade point averages. *International Journal of Forecasting*, (10).

Gülleroğlu, D. (2005). *Üniversite Öğrencilerinin Akademik Başarılarının Yordanmasına İlişkin Karşılaştırmalı Bir Araştırma*. Yayınlanmamış Doktora Tezi. Ankara Üniversitesi Eğitim Bilimleri Enstitüsü, Ankara.

Gülseçen, S., (1993). *Yapay Sinir Ağları, İşletme Alanında Uygulanması ve Bir Örnek Çalışma*. Yayınlanmamış Doktora Tezi, İstanbul Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü İşletme Fakültesi Sayısal Yöntemler Anabilim Dalı, İstanbul.

Günay, D., Günay, A. (2011). 1993'den Günümüze Türk Yükseköğretiminde Niceliksel Gelişmeler. *Yükseköğretim ve Bilim Dergisi*. 1(1),1-22.

Güneri, N., Apaydın, A. (2004). Öğrenci Başarılarının Sınıflandırılmasında Lojistik Regresyon Analizi ve Sinir Ağları Yaklaşımı. *Ticaret ve Turizm Eğitim Fakültesi Dergisi*, (1).

Gürsoy, T.Ş. (2009). *Veri Madenciliği ve Bilgi Keşfi*. (1. Basım). Ankara: Pegem A Yayıncılık.

Güvendi, M. (1996). Öğrenci Yerleştirme Sınav Puanlarıyla Üniversite Başarısı Arasındaki İlişki. <http://deu.mitosweb.com/browse/51403/9-10.pdf?show> adresinden 13.01.2012 tarihinde alınmıştır.

Halpern-Felscher BL, Connell JP, Spencer MB, Aber JL, Duncan GJ, Clifford E, Crichlow WE, Usinger PA, Cole SP, Allen L, Seidman E (1997). Neighborhood and family factors predicting educational risk and attainment in African American and white children and adolescents. In Brooks-Gunn, Duncan, Aber (Eds.), *Neighborhood Poverty*. New York: Russell Sage Foundation, 146-173.

Hanssens, D. M., Parsons, L. J., and Schultz, R.L. (2003). *Market Response Models: Econometric and Time Series Analysis*, (2nd Edition). Kluwer Academic Publishers.

Hardgrave, B. C., Wilson, R. L., & Walstrom, K. A. (1994). Predicting Graduate Student Success: A Comparison of Neural Networks and Traditional Techniques. *Computers and Operations Research*, 29(30).

Hopgood, A. A. (1991). Rule-Based Control of A Telecommunications Network Using The Blackboard Model. *Artificial Intelligence in Engineering*. 9 (1). 29-38.

Hotaman, D. (2009). Bazı Kişisel Değişkenlerin Öğrencilerin Bağımsız Bir Partnerle ve Bir Grupla Çalışma Alışkanlıkları Üzerindeki Etkisinin Araştırılması. *Uluslararası İnsan Bilimleri Dergisi*. 6(1).

Hunt, L.D. (2000). *Comparison of Neural Network and Logistic Regression Models For Predicting The Academic Success of College Freshmen*. Doktora Tezi, North Carolina State University, North Carolina, ABD. (UMI ProQuest Digital Dissertations).

Ibrahim, Z., Rusli, D. (2007). Predicting Students' Academic Performance: Comparing Artificial Neural Network, Decision Tree and Linear Regression. 21st Annual SAS Malaysia Forum, Shangri-La Hotel, Kuala Lumpur.

Kabalıcı, T. (2008). *Akademik Başarının Yordayıcısı Olarak Benlik Saygısı, Sınav Kaygısı ve Sosyodemografik Değişkenler*. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, Hacettepe Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Ankara.

Kamber, J. H., Morgan, M. (2000). *Data Mining Concept and Techniques*. Kaufmann Publishers, 1st Ed., San Francisco, USA.

Karakaya, İ. (2011). Öğretmenlik Programlarındaki Öğrencilerin ÖSS Puanları ile Akademik Başarıları Arasındaki İlişkinin İncelenmesi. *Eğitimde ve Psikolojide Ölçme ve Değerlendirme Dergisi*. 2(1) 155-163.

Karasar, N. (2010). *Bilimsel Araştırma Yöntemi*. (20. Basım). Ankara: Nobel Yayın Dağıtım.

Kaşko, Y., (2007). *Çoklu Bağlantı Durumunda İkili (Binary) Lojistik Regresyon Modelinde Gerçekleşen I.Tip Hata ve Testin Gücü*. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi Ankara Üniversitesi Zootekni Ana Bilim Dalı. Ankara.

Kavak, Y. (2011). Türkiye'de Yükseköğretimin Görünümü ve Geleceğe Bakış. *Yükseköğretim ve Bilim Dergisi*, 1 (2)

- Keleciođlu, H. (2003). Ortaöđretim Başarı Puanlarının Üniversiteye Girişte ve İki Aşamalı Sınavda Uygulanan ÖSS, ÖYS ve Tek Aşamalı Sınavda Uygulanan ÖSS ile İlişkileri, *Hacettepe Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi*, 24. 70-78.
- Keser, İ., Sarıbay, E. (2007). İzmir'deki Özel ve Devlet Üniversitelerindeki Öğrencilerin Başarılarını Etkileyen Faktörlerin Belirlenmesi ve Karşılaştırılması. *Muğla Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, (18).
- Koç, N. (1981). Liselerde Öğrencilerin Akademik Başarılarının Deđerlendirilmesi Uygulamalarının Etkinliğine İlişkin Bir Araştırma. *Ankara Üniversitesi Eğitim Bilimleri Fakültesi Yayınları*. (104)
- Köse, M. R. (1990). Aile Sosyoekonomik Durumu, Lise Özellikleri ve Üniversite Sınavlarına Hazırlama Kurslarının Eğitimsel Başarı Üzerindeki Etkileri. *Eđitim ve Bilim Dergisi*, 76. 57-65.
- Köse, R.M. (1999). Üniversiteye Giriş ve Liselerimiz. *Hacettepe Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi*, 15. 51-60.
- Küçüköđlu, A., Köse, E. (2008). Yükseköđretim Düzeyinde Sınıf Atmosferinin Öğrenci Başarısına Etkisi. *Atatürk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, Sayı:12.
- Lee, C. W. , Park, J. A. (2001). *Assesment of HIV/AIDS- Related Health Performance Using An Artifical Neural Network Information& Management*.
- Marzano, R.J., Pickering D.J. ve Pollock J.E. (2008). *Öđrenci Başarısını Artıran Öğretim Stratejileri*. (Çev. Sakacı, S.) İstanbul, Sev Yayınevi. (Eserin orijinali 2001 yılında yayımlandı).

- Menard, S. (1995). *Applied Logistic Regression Analysis*. Sage Publications, Inc., Thousand Oaks. 80-88.
- Moumin, A., (1995). *Yapay Sinir Ağları ve Genetik Algoritmalarının Uçuş Kontrol sistemlerine Uygulanması*, Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi, İTÜ Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- Oladokun, V.O., Ph.D., A.T. Adebajo, B.Sc., and O.E. Charles-Owaba, Ph.D. (2008). Predicting Students' Academic Performance using Artificial Neural Network: A Case Study of an Engineering Course. *The Pacific Journal of Science and Technology* 9(1).
- Oğuzlar, A. (2004) *Veri Madenciliğine Giriş*, Bursa:Ekin Kitabevi.
- Özdamar, K. (2004) *Paket Programlar ile İstatistiksel Veri Analizi*. Eskişehir Kaan Kitabevi.
- Özer, Z., Burgaz, B. (2002). Kalabalık Sınıf Nitelikli Öğretmen. *Bilim ve Teknik Dergisi, TÜBİTAK*, (420).
- Özer, H., Demir, A. (2008). Öğrenci Seçme Sınavına Hazırlanan Öğrencilerin Başarılarını Etkileyen Faktörlerin Belirlenmesi. *Atatürk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*. 11(1)
- Özguven, İ. E. (1974)."Üniversite Öğrencilerinin Akademik Başarılarını Etkileyen Zihinsel Olmayan faktörler". *Hacettepe Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi*, Ankara.
- Özoğlu, S. Ç. ve Koç, N. (1995). Çağdaş Üniversitede Öğrencinin Başarısının Ölçülmesi ve Değerlendirilmesi. *Ankara Üniversitesi Eğitim Bilimleri Fakültesi Yayınları*, Ankara.
- Öztemel, E., (2003). *Yapay Sinir Ağları*. (1. Basım). İstanbul: Papatya Yayıncılık.

Patterson, D. (1996). *Artificial Neural Networks*. Singapore: Prentice Hall.

Peker, R. (2003). *Uludağ Üniversitesi Eğitim Fakültesi Beden Eğitimi ve Spor Bölümü Öğrencilerinin Genel Akademik Başarılarının Bazı Değişkenlere Göre İncelenmesi*. Uludağ Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi. Cilt: 17, Sayı 1.

Peters HE, Mullis NC (1997). *The Role of Family Income and Sources of Income in Adolescent Achievement*. In Duncan, Brooks-Gunn (Eds.), *Consequences of Growing Up Poor*. New York: Russell Sage Foundation, 340-381.

Polat, G. (2008). *Sosyo Ekonomik Değişkenlerin Yükseköğretim Öğrencilerinin Akademik Başarısı Üzerindeki Etkisi*. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi. Süleyman Demirel Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Isparta.

Saifi, S., Mehmood, T. (2011). Effects of Socioeconomic Status on Students Achievement. *International Journal of Social Sciences and Education Volume 1*.

Sağiroğlu, Ş., Besdok, E. ve Erler, M. (2003). *Mühendislikte Yapay Zeka Uygulamaları I: Yapay Sinir Ağları*. Kayseri: Ufuk Kitap Kırtasiye.

Saraç, T. (2004). "Yapay Sinir Ağları", *Seminer Projesi, Gazi Üniversitesi Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı*.

Saracaloğlu, A. S., Yenice, N. (2009). Sınıf Öğretmeni Adaylarının Öğrenme Stilleri ile Fen Başarıları Arasındaki İlişki. *Yüzüncü Yıl Üniversitesi, Eğitim Bilimleri Fakültesi Dergisi*. 6 (1), 162-173.

Saygılı, Y.S. (2008). *İstatistiksel Yöntemlerle Yapay Sinir Ağları Uygulamalarının Karşılaştırılması: Milli Savunma Bakanlığı Bütçesinin Öngörülmesi*. Yüksek Lisans Tezi, Kara Harp Okulu, Ankara.

- Schumacher, P., Olinsky, A, Quinn, J. ve Smith, R. (2010). A Comparison of Logistic Regression, Neural Networks, and Classification Trees Predicting Success of Actuarial Students. *Journal of Education for Business*, 85, 258-263.
- Subbanarasimha, P. N., Arinzeb, B., & Anandarajanb, M. (2000). The Predictive Accuracy of Artificial Neural Networks and Multiple Regression in the Case of Skewed Data: *Exploration of Some Issues. Expert Systems with Applications*. 19.
- Şeker, R., Çınar, D., Özkaya, A. (2004). Çevresel Faktörlerin Üniversite Öğrencilerinin Başarı Düzeyine Etkileri. *XIII. Ulusal Eğitim Bilimleri Kurultayı İnönü Üniversitesi*.
- Şen, Z. (2004). *Yapay Sinir Ağları ve İlkeleri*, İstanbul: Su Vakfı Yayınları.
- Şerefli, K. A. (2003). İlköğretim İkinci Kademe Öğrencilerinin Akademik Başarılarını Etkileyen Zihinsel Olmayan Faktörler. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi. Niğde Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Niğde.
- Tatlidil, H. (1996). *Uygulamalı Çok Değişkenli İstatistiksel Analiz*. Ankara: Akademi Matbaacılık.
- Taşgetiren, M.F., (2005). Çok Katmanlı Yapay Sinir Ağları. Web: http://bilim.ficicilar.name.tr/sayfa/Fatih_Tasgetiren-Cok_Katmanli_Yapay_Sinir_Aglari.html. adresinden 16.01.2012 tarihinde alınmıştır.
- Tavşancıl, E. (1989). *Lise Tür ve Kolunun Yükseköğretimdeki Akademik Başarıya Etkisi*. Yayınlanmamış Doktora Tezi, Ankara Üniversitesi, Ankara.

- TED (2005). Türkiye'de Üniversiteye Giriş Sistemi Araştırması. Web: <http://portal.ted.org.tr/yayinlar/180dk.pdf> adresinden 13.03.2012 tarihinde alınmıştır.
- Tekin, H. (2010). *Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme*. (20. Baskı). Ankara: Yargı Yayınları.
- Tolon, M., Tosunoğlu, G.N. (2008). Tüketici Tatmini Verilerinin Analizi: Yapay Sinir Ağları ve Regresyon Analizi Karşılaştırması. *Gazi Üniversitesi İİBF Dergisi*, 2(10).
- Tosun, S. (2007). *Sınıflandırmada Yapay Sinir Ağları ve Karar Ağaçları Karşılaştırması: Öğrenci Başarıları Üzerine Bir Uygulama*. Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi. İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.
- Turgut, F. (1997). *Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme*. (10. Baskı). Ankara: Tıpkı Basım.
- Turgut, F. M., Baykul, Y. (2010). *Eğitimde Ölçme ve Değerlendirme*. (1. Baskı). Ankara: Pegem A Yayıncılık.
- Uluğ, F. (2000). *Okulda Başarı* (7. Basım). İstanbul: Remzi Kitabevi.
- UNESCO, (2005). Children Out of School. Web: <http://unesdoc.unesco.org/images/0014/001438/143867e.pdf> adresinden 14. 03.2012 tarihinde alınmıştır.
- Variş, F. (1998). *Eğitimde Program Geliştirme*. (7. Basım). Ankara. Alkım Yayıncılık.
- Yay, M., Akıncı, E. D. (2009). Application of Ordinal Logistic Regression and Artificial Neural Networks in a Study of Student Satisfaction. *Cypriot Journal of Educational Sciences* 4. 58-69.

- Yıldırım, İ. (2000). Akademik Başarının Yordayıcısı Olarak Yalnızlık, Sınav Kaygısı ve Sosyal Destek. *Hacettepe Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi*, 18. 167–176.
- Yıldırım, P., Uludağ, M. ve Görür, A. (2007), Hastane Bilgi Sistemlerinde Veri Madenciliği, *Akademik Bilişim Kongresi*, Çanakkale Onsekiz Mart Üniversitesi, Çanakkale, 30 Ocak-1 Şubat 2007.
- YÖK (2011). Yükseköğretim Mevzuatı. Web: <http://www.yok.gov.tr/content/view/544/230/> adresinden 21.03.2012 tarihinde alınmıştır.
- YÖK (2011). 4'lük Sistemin 100'lük Sistemde Eşdeğerliliği. Web: www.yok.gov.tr/index.php?option=com_docman&task=doc adresinden 22 Nisan 2012 tarihinde alınmıştır.
- Yurtoğlu, H. (2005). *Yapay Sinir Ağları Metodolojisi İle Öngörü Modellemesi: Bazı Makroekonomik Değişkenler İçin Türkiye Örneği*, Uzmanlık Tezi, DPT – Uzmanlık Tezi. Ankara.
- Yüksek, G.A., Bircan, H., Zontul, M. ve Kaynar, O. (2007). Sivas İlinde Yapay Sinir Ağları İle Hava Kalitesi Modelinin Oluşturulması Üzerine Bir Uygulama. *Cumhuriyet Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 8 (1), 97-112.
- Zhang, D. and Zhou, L. (2004). Discovering Golden Nuggets: Data Mining in Financial Application, *IEEE Transactions on Systems, Applications and Reviews*, 34(4), 513-515.
- Zhong, N., Zhou, L. (1999). Methodologies for Knowledge Discovery and Data Mining. Third Pacific-Asia Conference, Pakdd-99 Beijing, Chine.

EKLER

Ek1. Anket Uygulama İzni

Ek2. Üniversite Öğrencilerinin Akademik Başarılarını Etkileyen Değişkenler Anketi

Ek3. Çok Katmanlı Algılayıcı Ağın Şematik Gösterimi

EK 1. Anket Uygulama İzni



T.C.
ANKARA ÜNİVERSİTESİ
EĞİTİM BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
MÜDÜRLÜĞÜ
06590 ANKARA



05.04.2012 1607

Sayı : B.30.2.ANK.0.45.72.00/ 302-08-01

Konu :Gülçin ÇIRAK'ın Uygulama İstemi HK

ANKARA

...../...../20...

ANKARA ÜNİVERSİTESİ
EĞİTİM BİLİMLERİ FAKÜLTESİ DEKANLIĞINA

Enstitümüz Ölçme ve Değerlendirme Anabilim Dalı/Ölçme ve Değerlendirme yüksek lisans programı öğrencisi Gülçin ÇIRAK Doç. Dr. Ömay ÇOKLUK danışmanlığında yürüttüğü "Yükseköğretimde Öğrenci Başarılarının Sınıflandırılmasında Yapay Sinir Ağları ve Lojistik Regresyon Yöntemlerinin Karşılaştırılması" konulu tez çalışması için ekte listesi sunulan Fakülteniz Bölümlerinde anket uygulamak istemektedir.

Adı geçen öğrenciye yapacağı tez çalışması için gereken iznin verilmesi hususunda gereğini saygılarımla arz ederim.

Nejla Kurul

Prof. Dr. Nejla KURUL
Müdür

EKLER:

- 1- Dilekçe (1 Sayfa)
- 2- Fakülte ve Bölüm Listesi (1 Sayfa)
- 3- Anket Uygulaması (6 Sayfa)
- 4- Tez Önerisi (22 sayfa)

T.C.
ANKARA ÜNİVERSİTESİ
Eğitim Bilimleri Fakültesi
Dekanlığı
Sayı : 138
Tarih : 05.04.2012

DEKAN Sayın.	DEKAN Yrd. Sayın.
() Bilgi ed.	()
() Bil. Ve ger.	()
() Duyurulması	()
() Görüş.	()
() Dosya Ricasıyla.	()
/ / 201	/ / 201



T.C.
ANKARA ÜNİVERSİTESİ
Dil ve Tarih-Coğrafya Fakültesi Dekanlığı



Sayı : B.30.2.ANK.0.11.63.01/ 141
Konu : Gülçin ÇIRAK'ın
Anket Uygulama İsteği Hk.

12 Nisan 2012

ANKARA ÜNİVERSİTESİ
EĞİTİM BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ MÜDÜRLÜĞÜNE

İlgi : 05/04/2012 tarih ve B.30.2.ANK.0.45.72.00/302-08-01 sayılı yazınız.

Enstitünüz Ölçme ve Değerlendirme Anabilim Dalı/Ölçme ve Değerlendirme yüksek lisans öğrencisi Gülçin Çırak'ın "Yükseköğretimde Öğrenci Başarılarının Sınıflandırılmasında Yapay Sinir Ağları ve Lojistik Regresyon Yöntemlerinin Karşılaştırılması" konulu anketi Fakültemiz öğrencilerine uygulama isteği, öğrencilerimizin kabul etmeleri halinde Dekanlığımızca uygun görülmüştür.

Bilgilerinizi saygılarımla rica ederim.

Rahmi ER
Prof. Dr. Rahmi ER
Dekan



T.C.
ANKARA ÜNİVERSİTESİ
EĞİTİM BİLİMLERİ FAKÜLTESİ
DEKANLIĞI



12.04.12 02709 -

Sayı : B.30.2.ANK.0.0.12.70.01.044
Konu : Anket Uygulama İsteği hk.

EĞİTİM BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ MÜDÜRLÜĞÜNE,

İlgi: 05.04.2012 tarih ve B.30.2.ANK.0.45.72.00-302.08.01/1607 sayılı yazımız.

Enstitünüz Ölçme ve Değerlendirme Anabilim Dalı/Ölçme ve Değerlendirme yüksek lisans programı öğrencisi Gülçin ÇIRAK'ın Doç. Dr. Ömay ÇOKLUK danışmanlığında hazırladığı "Yükseköğretimde Öğrenci Başarılarının Sınıflandırılmasında Yapay Sinir Ağları ve Lojistik Regresyon Yöntemlerinin Karşılaştırılması" konulu tez çalışması kapsamında ölçek uygulama isteği bizzat araştırmacının kendisi tarafından uygulanması koşuluyla Dekanlığımızca uygun görülmüştür.

Bilgilerinizi ve gereğini saygılarımla rica ederim.

Prof. Dr. A. Gönül AKÇAMETE
Dekan

EK 2. Üniversite Öğrencilerinin Akademik Başarılarını Etkileyen Değişkenler Anketi

Değerli öğrenciler;

Ankara Üniversitesi Eğitim Bilimleri Enstitüsü Ölçme ve Değerlendirme Anabilim Dalı Yüksek Lisans öğrencisiyim. “Yükseköğretimde Öğrenci Başarılarının Sınıflandırılmasında Yapay Sinir Ağları ve Lojistik Regresyon Yöntemlerinin Karşılaştırılması” adını taşıyan yüksek lisans tez çalışmam için sizlerin destek ve yardımına ihtiyaç duyulmuştur. Anketteki soruları cevaplayarak bu araştırmaya önemli bir katkı getirmiş olacaksınız.

Araştırma kapsamında hazırlanan bu ankete verdiğiniz cevaplar ile üç sınıfa ilişkin akademik başarı not ortalamalarınız arasındaki ilişkiye bakılacaktır. Bu nedenle ankete öğrenci numaralarınızı yazmanız gerekmektedir. Cevaplarınız sadece bu araştırma için kullanılacak, başka bir kişi ya da kuruma kesinlikle verilmeyecektir. Araştırmadan geçerli ve güvenilir sonuçlar elde edilebilmesi, sizin anketi samimiyetle ve doğru cevaplandırmanıza bağlıdır.

Ankette her maddenin altına o madde ile ilgili olası seçenekler sıralanmıştır. Lütfen durumunuza en uygun olanı/olanları bulup, önündeki paranteze (X) işareti koyunuz. Cevaplanmamış madde bırakmamanız beklenmektedir.

İşbirliği ve yardımlarınız için şimdiden teşekkür ederim.

Gülçin ÇIRAK
Ankara Üniversitesi Eğitim Bilimleri Enstitüsü
Ölçme ve Değerlendirme Anabilim Dalı
Yüksek Lisans Öğrencisi

e-posta: cirakgulcin@gmail.com

1. Öğrenci Numaranız:		
2. Cinsiyetiniz: a. () Kız b. () Erkek		
3. Fakülteniz:	a. () Eğitim Bilimleri Fakültesi	b. () Dil ve Tarih-Coğrafya Fakültesi
4. Bölümünüz:	a. () Rehberlik ve Psikolojik Danışmanlık b. () Bilgisayar ve Öğretim Tek. Eğit. Öğretmenliği c. () Din Kültürü ve Ahlak Bilgisi Öğretmenliği d. () Sınıf Öğretmenliği e. () Sosyal Bilgiler Öğretmenliği	g. () Japon Dili ve Edebiyatı h. () Fransız Dili ve Edebiyatı j. () Rus Dili ve Edebiyatı k. () İngiliz Dili ve Edebiyatı l. () İtalyan Dili ve Edebiyatı m. () Felsefe n. () Psikoloji o. () Sosyoloji ö. () Türk Dili ve Edebiyatı p. () Diğer (Yazınız):
5. Mezun olduğunuz lise:		
a. () Genel Lise	d. () Öğretmen / Anadolu Öğr. L.	g. () Endüstri Meslek Lisesi / Teknik Lise/ Anadolu EML/Anadolu Teknik Lisesi
b. () Anadolu Lisesi	e. () Sosyal Bilimler Lisesi	h. () Sağlık Meslek Lisesi
c. () İmam Hatip / Anadolu İ.H.L.	f. () Fen Lisesi	g. () Diğer (Yazınız):
6. Ortaöğretim mezuniyet ortalamanız nedir?..... Eğer ortalamanızı <u>hatırlayamıyorsanız</u> lütfen aşağıdaki seçeneklerden size en uygun olanı işaretleyiniz.		
a. 1,50 – 1,99 arasında b. 2,00 - 2,49 arasında c. 2,50 – 2,99 arasında d. 3,00 – 3,49 arasında e. 3,50 – 4,00 arasında		

7. Üniversitede öğrenim gördüğünüz bölüme yerleştirmenizde esas alınan ÖSS/LYS puanınız nedir?

.....

8. Üniversitede öğrenim gördüğünüz bölüme yerleştirmenizde esas alınan ÖSS/LYS puan türünüz nedir?

.....

9. Üniversitede öğrenim gördüğünüz bölüm üniversite tercihlerinizde kaçınıcı sıradaydı?

10. Öğrenim gördüğünüz bölümü isteyerek mi seçtiniz?

a. () Evet

b. () Hayır

11. Üniversitedeki her sınıf düzeyinizi düşünerek akademik not ortalamanızı belirtiniz:

1. **Birinci sınıf** akademik not ortalamanızı yazınız:

Eğer ortalamanızı tam olarak hatırlamıyorsanız lütfen aşağıdaki seçeneklerden size en uygun olanı işaretleyiniz.

- a. 1,50 – 1,99 arasında
- b. 2,00 - 2,49 arasında
- c. 2,50 – 2,99 arasında
- d. 3,00 – 3,49 arasında
- e. 3,50 – 4,00 arasında

2. **İkinci sınıf** akademik not ortalamanızı yazınız:

Eğer ortalamanızı tam olarak hatırlamıyorsanız lütfen aşağıdaki seçeneklerden size en uygun olanı işaretleyiniz.

- a. 1,50 – 1,99 arasında
- b. 2,00 - 2,49 arasında
- c. 2,50 – 2,99 arasında
- d. 3,00 – 3,49 arasında
- e. 3,50 – 4,00 arasında

3. **Üçüncü sınıf güz dönemi** akademik not ortalamanız:

Eğer ortalamanızı tam olarak hatırlamıyorsanız lütfen aşağıdaki seçeneklerden size en uygun olanı işaretleyiniz.

- a. 1,50 – 1,99 arasında
- b. 2,00 - 2,49 arasında
- c. 2,50 – 2,99 arasında
- d. 3,00 – 3,49 arasında
- e. 3,50 – 4,00 arasında

12. Şu anda kaldığınız ortamda kendinize ait aşağıdaki olanaklardan hangilerine sahipsiniz?

- a. () Çalışma odası
b. () Çalışma masası
c. () Bilgisayar
d. () İnternet bağlantısı
e. () Kitaplık

13. Kendinizi her gün düzenli olarak ders çalışma alışkanlığına sahip biri olarak tanımlayabilir misiniz?

- a. () Evet
b. () Hayır

14. Vize/final gibi sınavlara nasıl hazırlanırsınız?

- a. () Genellikle son bir-iki gün çalışırım.
b. () Düzenli olarak çalıştığım için son günlerde tekrar yaparım.
c. () Derslere düzenli olarak devam ettiğim için genellikle çalışmaya ihtiyaç duymam.
d. () Çalışmaya vaktim olmuyor.
e. () Diğer (Yazınız):

15. Sınavlara hazırlanırken nasıl çalışmayı tercih edersiniz?

- a. () Tek başıma çalışmayı
b. () Arkadaşlarımla çalışmayı
c. () Fark etmez, özel bir tercihim yok

16. Kaç kardeşiniz var? (siz hariç):

- a. () Hiç kardeşim yok
b. () Tek kardeş
c. () İki kardeş
d. () Üç kardeş
e. () Dört veya daha fazla kardeş

17. Ailenizin ortalama toplam aylık geliri nedir?

- a. () 1000 TL'den az
b. () 1000-1999 TL arasında
c. () 2000-2999 TL arasında
d. () 3000-3999 TL arasında
e. () 4000 TL ve üstü

18. Anne ve babanızın eğitim durumu nedir:	<u>Anne</u>	<u>Baba</u>
a. Okur-Yazar değil	()	()
b. Diplomasız Okur-Yazar	()	()
c. İlkokul mezunu	()	()
d. Ortaokul mezunu	()	()
e. Lise mezunu	()	()
f. Yüksekokul / Üniversite mezunu	()	()
g. Lisansüstü (Yüksek lisans / Doktora) mezunu	()	()

19. Anne ve babanızın çalışma durumu:	<u>Anne</u>	<u>Baba</u>
a. Çalışıyor	()	()
b. Çalışmıyor	()	()
c. Emekli	()	()
d.Emekli- Çalışıyor	()	()

EK 3. Çok Katmanlı Algılayıcı Ađın Őematik Gsterimi