



T.C.

AKDENİZ ÜNİVERSİTESİ
EĞİTİM BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
EĞİTİM BİLİMLERİ ANA BİLİM DALI

DOKTORA
TEZİ

ÖĞRENCİ AKADEMİK PERFORMANSININ
KESTİRİLMESİNE İLİŞKİN BİR MODEL ÖNERİSİ:
VERİ MADENCİLİĞİNE DAYALI BİR ÇALIŞMA

MURAT ALTUN

EĞİTİM YÖNETİMİ, TEFTİŞİ, PLANLAMASI VE EKONOMİSİ
DOKTORA PROGRAMI

Antalya, 2019

T.C.
AKDENİZ ÜNİVERSİTESİ
EĞİTİM BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
EĞİTİM BİLİMLERİ ANA BİLİM DALI
EĞİTİM YÖNETİMİ, TEFTİŞİ, PLANLAMASI VE EKONOMİSİ
DOKTORA PROGRAMI

**ÖĞRENCİ AKADEMİK PERFORMANSININ KESTİRİLMESİNE İLİŞKİN BİR
MODEL ÖNERİSİ: VERİ MADENCİLİĞİNE DAYALI BİR ÇALIŞMA**

DOKTORA TEZİ
Murat, ALTUN

Antalya, 2019

T.C.
AKDENİZ ÜNİVERSİTESİ
EĞİTİM BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
EĞİTİM BİLİMLERİ ANA BİLİM DALI
EĞİTİM YÖNETİMİ, TEFTİŞİ, PLANLAMASI VE EKONOMİSİ
DOKTORA PROGRAMI

**ÖĞRENCİ AKADEMİK PERFORMANSININ KESTİRİLMESİNE İLİŞKİN BİR
MODEL ÖNERİSİ: VERİ MADENCİLİĞİNE DAYALI BİR ÇALIŞMA**

DOKTORA TEZİ
Murat, ALTUN

Danışman: Doç. Dr. Kemal KAYIKÇI

**Bu araştırma Akdeniz Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Birimi tarafından
desteklenmiştir (Proje Numarası: SDK-2018-4077).**

Antalya, 2019

DOĞRULUK BEYANI

Doktora tezi olarak sunduđum bu alıřmayı, bilimsel ahlak ve geleneklere aykırı düşecek bir yol ve yardıma bařvurmaksızın yazdıđımı, yararlandıđım eserlerin kaynakalardan gsterilenlerden oluřtuđunu ve bu eserleri her kullanıřımda alıntı yaparak yararlandıđımı belirtir; bunu onurumla dođrularım. Enstit tarafından belli bir zamana bađlı olmaksızın, tezimle ilgili yaptıđım bu beyana aykırı bir durumun saptanması durumunda, ortaya ıkacak tm ahlaki ve hukuki sonulara katlanacađımı bildiririm.



22/ 11 / 2019

Murat ALTUN

İmzası

T.C.
AKDENİZ ÜNİVERSİTESİ
EĞİTİM BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ MÜDÜRLÜĞÜNE

Murat Altun 'un bu çalışması 22/11/2019 tarihinde jürimiz tarafından Eğitim Bilimleri Anabilim Dalı Eğitim Yönetimi Doktora Programında **Doktora Tezi** olarak ~~oy birliği/oy çokluğu~~ ile kabul edilmiştir

Başkan : Prof. Dr. Kamile Demir
Alanya Alaaddin Keykubat Üniv. Eğitim Fak. EBB

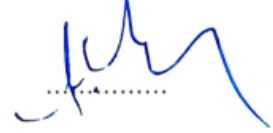
İMZA



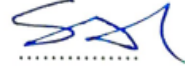
Üye : Prof. Dr. Ekber Tomul
Mehmet Akif Ersoy Üniv. Eğitim Fak. Sınıf Eğitimi B.



Üye : Prof. Dr. Ali Sabancı
Akdeniz Üniv. Eğitim Fak. EBB



Üye : Doç. Dr. Sezgin Irmak
Akdeniz Üniv. Uygulamalı Bilimler Fak. Yön.Bil.Sis.



Üye (Danışman) : Doç. Dr. Kemal Kayıkcı
Akdeniz Üniv. Eğitim Fak. EBB



DOKTORA TEZİNİN ADI: Öğrenci Akademik Performansının kestirilmesine İlişkin Bir Model Önerisi:
Veri Madenciliğine Dayalı Bir Çalışma

ONAY: Bu tez, Enstitü Yönetim Kurulunca belirlenen yukarıdaki jüri üyeleri tarafından uygun görülmüş ve Enstitü Yönetim Kurulununtarihli ve sayılı kararıyla kabul edilmiştir.

(Unvan, Ad, SOYAD)

Enstitü Müdürü

TEŞEKKÜR

Doktora eğitimim boyunca bana yol gösteren ve beni sürekli destekleyen danışmanım Doç. Dr. Kemal Kayıkçı' ya teşekkürlerimi sunarım.

Tez konusunun belirlenmesinde, yürütülmesinde tez çalışması süreci boyunca yardımcı olan Doç. Dr. Sezgin Irmak'a teşekkürlerimi sunarım.

Tez İzleme Komitesi'nde bulunarak önerileri ile çalışmaya katkılarını sunan Prof. Dr. Ali Sabancı' ya teşekkürlerimi sunarım.

Prof. Dr. Mualla Aksu, Prof. Dr. İlhan Günbayı ve Prof. Dr. Ayşe Anafarta başta olmak üzere doktora eğitimim boyunca destek olan tüm hocalarımıza teşekkürlerimi sunarım. Dr. Gülnar Özyıldırım' a katkılarından dolayı teşekkürlerimi sunarım.

Etik kurallar çerçevesinde öğrenci bilgi sistemi üzerinden veriye erişim konusunda kurumsal ve teknik destek veren Akdeniz Üniversitesi Bilgisayar Bilimleri Araştırma ve Uygulama Merkezi Müdürü Prof. Dr. Melih Günay' a ve Bilgisayar Mühendisi Fatih Özbek' e teşekkürlerimi sunarım.

Etik kurallar çerçevesinde araştırmanın yapılabilmesi için izin ve destek veren Akdeniz Üniversitesi Rektörü Prof. Dr. Mustafa Ünal' a ve Rektör Yardımcısı Prof. Dr. Eyüp Sabri Topal' a teşekkürlerimi sunarım.

Bu çalışmayı lisans eğitimi yıllarımdan itibaren hayatımda olan birlikte tüm zorlukların üstesinden geldiğimiz eşim, hayat arkadaşım Sultan Uçar Altun' a, sevgili çocuklarımız Emre ve Elif' e ithaf ediyorum.

Murat Altun

ÖZET

ÖĞRENCİ AKADEMİK PERFORMANSININ KESTİRİLMESİNE İLİŞKİN BİR MODEL ÖNERİSİ: VERİ MADENCİLİĞİNE DAYALI BİR ÇALIŞMA

ALTUN, Murat

Doktora Tezi, Eğitim Bilimleri Anabilim Dalı Eğitim Yönetimi Teftişi Planlaması ve Ekonomisi Programı

Danışman: Doç. Dr. Kemal KAYIKÇI

Aralık 2019, 186 sayfa

Bu araştırmada Akdeniz Üniversitesi Eğitim Fakültesinden 2012-2017 yılları arasında mezun olan 3773 öğrencinin akademik verisi kullanılarak uygulamalı bir veri madenciliği çalışması yapılmıştır. Akdeniz Üniversitesi Eğitim Fakültesinde bulunan 7 bölümden mezun öğrencilerin aldıkları derslere ilişkin sınav puanları, dönem sonu ders notları, dönemlik not ortalamaları, mezuniyet notlarına ilişkin veri, farklı tablolardan alınarak bir araya getirilmiş, her bölüm için ayrı veri setleri elde edilmiştir. Veri ön işleme aşamasından sonra akademik performans kestirim modelleri geliştirilmiş ve test edilmiştir. Veri madenciliği teknikleri ve algoritmalar kullanılarak öğrencilerin akademik başarı durumlarını kestirmeye yönelik iki ana model geliştirilmiştir. Birinci Model, Öğrenci Mezuniyet Notu Kestirim Modelidir. Bu modelin altında 1. sınıf 1. dönem ara sınav puanları kullanılarak mezuniyet notu kestirimi için 1S1DV Modeli, 1. sınıf 1. dönem sonu dördümlük ders notlarıyla mezuniyet notu kestirimi için 1S1D4N Modeli ve 1. sınıf 1. dönem ve 2. dönem ağırlıklı not ortalaması kullanılarak mezuniyet notu kestirimi için 1S12DANO Modeli olmak üzere 3 alt model geliştirilmiştir. Alt modellerin her biri için yapay sinir ağırları ve çoklu doğrusal regresyon analizi ile farklı modeller geliştirilmiş ve performansları karşılaştırılmıştır. Geliştirilen modellerin öğrencilerin mezuniyet notunu 1. sınıf 1. dönemden itibaren %94-97 doğrulukla kestirdiği görülmüştür. Araştırmada geliştirilen ikinci model Öğrenci Akademik Erken Uyarı (DANO2) Modelidir. DANO2 Modeli öğrencinin 1. sınıf 1. dönem derslerine ait dönem sonu notlarına göre, gelecekte dönemlik ağırlıklı not ortalamasının 2'nin altına düşüp düşmeyeceğini kestiren bir modeldir. Bu model altında lojistik regresyon ve karar ağaçları kullanılarak geliştirilen alt modellerin doğruluğunun %72-87 olduğu görülmüştür.

Yapılan araştırma sonucunda öğrenci akademik performansının kestirilerek, gelecekte oluşabilecek akademik başarısızlık durumlarını önlemeye yönelik bir model önerilmiştir. Geliştirilen model önerisi ile eğitim kurumlarının, öğrenci başarısını artırmada daha etkili ve verimli çalışabileceği düşünülmektedir.

Anahtar Kelimeler: Akademik Performans Kestirimi, Akademik Uyarı Sistemi, Eğitsel Veri Madenciliği, Yapay Sinir Ağları, Karar Ağaçları, Regresyon Analizi, Lojistik Regresyon, Eğitim Fakültesi

ABSTRACT

MODEL PROPOSAL RELATED TO PREDICTING STUDENT ACADEMIC PERFORMANCE: A STUDY BASED ON DATA MINING

ALTUN, Murat

Doctoral Dissertation, Department of Educational Sciences Educational

Administration Surveillance Planning and Economy Program

Advisor: Assoc. Prof. Dr. Kemal KAYIKÇI

December 2019, 186 pages

In this study, an applied data mining study was conducted by using the academic data of 3773 students who graduated from Akdeniz University Faculty of Education between 2012-2017. Exam scores, semester grades of lessons, semester grade point averages and graduation grades data of the students from 7 departments of Akdeniz University Faculty of Education were gathered from different tables and separate data sets were obtained for each department. After the data pre-processing stage, academic performance prediction models were developed and tested. Two main aiming models to predict students' academic achievement were developed by using data mining techniques and algorithms. The first model was the Prediction Model of Student Graduation Grade. Under this model, three sub-models were developed as the 1S1DV Model for predicting the graduation grade by using midterm exam scores of the 1st semester, 1S1D4N Model for estimating the graduation grade through 1st semester grade point averages and 1S12DANO Model for predicting graduation grades by using grade point averages of 1st and 2nd semesters. For each sub-model, different models were developed by using artificial neural networks and multiple linear regression analysis and their performances were compared. It was observed that the models, developed in this research, predicted the graduation grade of students with an accuracy of 94-97% since the first semester. The second model developed in this research was the Student Academic Early Warning (DANO2) Model. The DANO2 Model was a model that predicted whether the future grade point averages of the students would fall below 2 according to their 1st semester grades. Under this model, the accuracy of the sub-models developed by using logistic regression and decision trees was 72-87%.

As a result of this research, a model aiming to prevent future academic failures was proposed by predicting student academic performance. With this proposed model, it was thought that educational institutions could work more effectively and efficiently in increasing student success.

Keywords: *Prediction of Academic Performance, Academic Warning System, Educational Data Mining, Artificial Neural Networks, Decision Tree, Regression Analysis, Logistic Regression, Faculty of Education*

İÇİNDEKİLER

DOĞRULUK BEYANI.....	iii
TEŞEKKÜR	ii
ÖZET	iii
ABSTRACT	iv
TABLolar LİSTESİ	viii
ŞEKİLLER LİSTESİ.....	x
KISALTMALAR LİSTESİ.....	xii

BÖLÜM I

GİRİŞ

1.1. Problem Durumu	1
1.2. Amaç/Problem.....	3
1.3. Önem	4
1.4. Varsayımlar	4
1.5. Sınırlılıklar.....	4
1.6. Tanımlar	5

BÖLÜM II

KURAMSAL ÇERÇEVE ve İLGİLİ ARAŞTIRMALAR

2.1. Örgüt, Yönetim ve Eğitim Yönetimi	6
2.2. Veri ve İlgili Kavramlar	10
2.3. Veri Madenciliği Ortaya Çıkışı, Tanımı ve Kullanımı.....	13
2.4. Veri Madenciliğinin Diğer Disiplinlerle İlişkisi.....	14
2.5. Veri Madenciliği Süreci	16
2.6. Veri Madenciliğinde Kullanılan Modeller	18
2.6.1. Tahmin Edici Modeller.....	19
2.6.2. Tanımlayıcı Modeller	20
2.7. Veri Madenciliğinin Kullanım Alanları	22

2.8. Öğrenme Analitikleri ve Eğitsel Veri Madenciliği.....	23
2.9. Yurt İçinde Yapılan Araştırmalar	27
2.10. Yurt Dışında Yapılan Araştırmalar	35

BÖLÜM III

YÖNTEM

3.1. Endüstriden Bağımsız Standart Veri Madenciliği Süreci (CRISP-DM)	38
3.1.1. Araştırmada Yönelik İş Süreçlerini Anlama	38
3.1.1.1. Araştırmanın İş Amaçlarının Belirlenmesi.....	38
3.1.1.2. Araştırmayla İlgili Mevcut Durumun Değerlendirmesi	38
3.1.1.3. Öğrenci Akademik Performansı Kestirim Hedeflerinin Belirlenmesi	39
3.1.1.4. Araştırma Planını Geliştirme	39
3.1.2. Araştırmayla İlgili Verinin Anlaşılması	40
3.1.2.1. Araştırmayla İlgili İlk Verinin Toplanması	40
3.1.2.2. Öğrenci Bilgi Sistemindeki Verinin Tanımlanması	41
3.1.2.3. Öğrenci Bilgi Sistemindeki Verinin Keşfedilmesi	43
3.1.2.4. Araştırmanın Veri Kalitesinin Belirlenmesi	46
3.1.3. Araştırmanın Veri Hazırlama Süreci	47
3.1.3.1. Eğitim Fakültesinden Mezun Öğrencilere İlişkin Veri Setlerinin Oluşturulması	49
3.1.3.2. Eğitim Fakültesinden Mezun Öğrencilerin 1.sınıf 1. Dönem Aldıkları Dersler ve Sınav Notlarını İçeren Veri Setlerinin Oluşturulması.....	54
3.1.3.3. Eğitim Fakültesinden Mezun Öğrencilerin Dönemlik Genel Ağırlıklı Not Ortalamalarını İçeren Veri Setlerinin Oluşturulması.....	59
3.1.4. Akademik Performans Kestirim Modellerinin Oluşturulması	61
3.1.4.1. Öğrenci Mezuniyet Notu Kestirim Modeli.....	62
3.1.4.2. Öğrenci Mezuniyet Notu Kestirim Modelinde Kullanılan Teknikler	64
3.1.4.3. Öğrenci Akademik Erken Uyarı (DANO2) Modeli	68
3.1.4.4. Öğrenci Akademik Erken Uyarı (DANO2) Modelinde Kullanılan Teknikler	68

BÖLÜM IV

BULGULAR

4.1. Araştırmanın Birinci Alt Problemi Olan Öğrencilerin 1. Sınıf Akademik Notları Kullanılarak Mezuniyet Notu Kestirilebilir mi? ye İlişkin Bulgular.....	72
------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------	----

4.1.1. Sosyal Bilgiler Öğretmenliği Mezuniyet Notu Kestirim Modelleri	72
4.1.2. Türkçe Öğretmenliği Mezuniyet Notu Kestirim Modelleri.....	78
4.1.3. İngilizce Öğretmenliği Mezuniyet Notu Kestirim Modelleri	85
4.1.4. Matematik Öğretmenliği Mezuniyet Notu Kestirim Modelleri.....	92
4.1.5. Sınıf Öğretmenliği Mezuniyet Notu Kestirim Modelleri	98
4.1.6. Okul Öncesi Öğretmenliği Mezuniyet Notu Kestirim Modelleri.....	103
4.1.7. Fen Bilgisi Öğretmenliği Mezuniyet Notu Kestirim Modelleri	110
4.2. Araştırmanın İkinci Alt Problemi Olan Öğrencilerin 1. Sınıf 1. Dönem Notları Kullanılarak Başarısızlık Durumları Kestirilebilir mi? ye İlişkin Bulgular	123
4.2.1. Sosyal Bilgiler Öğretmenliği İçin Geliştirilen Başarısızlık Erken Uyarı Modeli	123
4.2.2. Türkçe Öğretmenliği İçin Geliştirilen Başarısızlık Erken Uyarı Modeli	125
4.2.3. İngilizce Öğretmenliği İçin Geliştirilen Başarısızlık Erken Uyarı Modeli.....	126
4.2.4. Matematik Öğretmenliği İçin Geliştirilen Başarısızlık Erken Uyarı Modeli	127
4.2.5. Sınıf Öğretmenliği İçin Geliştirilen Başarısızlık Erken Uyarı Modeli.....	129
4.2.6. Okul Öncesi Öğretmenliği İçin Geliştirilen Başarısızlık Erken Uyarı Modeli ..	130
4.2.7. Fen Bilgisi Öğretmenliği DANO2 Uyarı Modeli (Lojistik Regresyon).....	132

BÖLÜM V

SONUÇ, TARTIŞMA ve ÖNERİLER

5.1. Sonuç ve Tartışma	135
5.2. Öneriler.....	147
KAYNAKÇA	149
EKLER	164
EK-2. Bilimsel Araştırma ve Yayın Etiği Kurulu Kararı	165
EK-3. Araştırma İzin Başvuru Dilekçesi	166
EK-4. Araştırma İzin Üst Yazı	167
EK-5. Araştırma Veri Erişim İzni.....	168
EK-6. ÖZGEÇMİŞ	169
İNTİHAL RAPORU.....	171

TABLolar LİSTESİ

Tablo 3.1. Araştırma Planı.....	39
Tablo 3.2. Öğrenci Bilgi Sistemi Veri Tabanı Tabloları ve Özellikleri	41
Tablo 3.3. Akdeniz Üniversitesi Eğitim Fakültesi 2012-2017 Mezun Sayıları.....	53
Tablo 3.4. Eğitim Fakültesi Bölümlerinin 1. Sınıf 1. Dönem Dersleri	56
Tablo 4.1. Sosyal Bilgiler Öğretmenliği 1S1DV Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi	73
Tablo 4.2. Sosyal Bilgiler Öğretmenliği 1S1D4N Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi	75
Tablo 4.3. Sosyal Bilgiler Öğretmenliği 1S12DANO Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi	77
Tablo 4.4. Türkçe Öğretmenliği 1S1DV Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi.....	79
Tablo 4.5. Türkçe Öğretmenliği 1S1D4N Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi.....	81
Tablo 4.6. Türkçe Öğretmenliği 1S12DANO Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi	84
Tablo 4.7. İngilizce Öğretmenliği 1S1DV Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi	86
Tablo 4.8. İngilizce Öğretmenliği 1S1D4N Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi	88
Tablo 4.9. İngilizce Öğretmenliği 1S12DANO Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi	91
Tablo 4.10. Matematik Öğretmenliği 1S1DV Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi.....	92
Tablo 4.11. Matematik Öğretmenliği 1S1D4N Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi.....	94
Tablo 4.12. Matematik Öğretmenliği 1S12DANO Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi	96
Tablo 4.13. Sınıf Öğretmenliği 1S1DV Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi	98
Tablo 4.14. Sınıf Öğretmenliği 1S1D4N Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi	100
Tablo 4.15. Sınıf Öğretmenliği 1S12DANO Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi.....	102
Tablo 4.16. Okul Öncesi Öğretmenliği 1S1DV Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi	104
Tablo 4.17. Okul Öncesi Öğretmenliği 1S1D4N Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi	106
Tablo 4.18. Okul Öncesi Öğretmenliği 1S12DANO Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi	109
Tablo 4.19. Fen Bilgisi Öğretmenliği 1S1DV Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi	110
Tablo 4.20. Fen Bilgisi Öğretmenliği 1S1D4N Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi.....	112
Tablo 4.21. Fen Bilgisi Öğretmenliği 1S12DANO Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi.....	115
Tablo 4.22. Eğitim Fakültesi Bölümleri 1S1DV Modelleri	118
Tablo 4.23. Eğitim Fakültesi Bölümleri 1S1D4N Modelleri	120
Tablo 4.24. Eğitim Fakültesi Bölümleri 1S12DANO Modelleri	122
Tablo 4.25. Sosyal Bilgiler Öğretmenliği DANO2 Lojistik Regresyon Sınıflandırma Sonuçları	123
Tablo 4.26. Sosyal Bilgiler Öğretmenliği DANO2 Modeli Karar Ağaçları Sınıflandırma Sonuçları.....	124
Tablo 4.27. Türkçe Öğretmenliği DANO2 Lojistik Regresyon Sınıflandırma Sonuçları.....	125

Tablo 4.28. Türkçe Öğretmenliği DANO2 Modeli karar ağaçları sınıflandırma sonuçları ...	125
Tablo 4.29. İngilizce Öğretmenliği DANO2 Lojistik Regresyon Sınıflandırma Sonuçları ...	126
Tablo 4.30. İngilizce Öğretmenliği DANO2 Modeli Karar Ağaçları Sınıflandırma Sonuçları	127
Tablo 4.31. Matematik Öğretmenliği DANO2 Lojistik Regresyon Sınıflandırma Sonuçları	128
Tablo 4.32. Matematik Öğretmenliği DANO2 Modeli Karar Ağaçları Sınıflandırma Sonuçları	128
Tablo 4.33. Sınıf Öğretmenliği DANO2 Lojistik Regresyon Sınıflandırma Sonuçları	129
Tablo 4.34. Sınıf Öğretmenliği DANO2 Modeli Karar Ağaçları Sınıflandırma Sonuçları ...	130
Tablo 4.35. Okul Öncesi Öğretmenliği DANO2 Lojistik Regresyon Sınıflandırma Sonuçları	131
Tablo 4.36. Okul Öncesi Öğretmenliği DANO2 Modeli Karar Ağaçları Sınıflandırma Sonuçları.....	131
Tablo 4.37. Fen Bilgisi Öğretmenliği DANO2 Lojistik Regresyon Sınıflandırma Sonuçları	132
Tablo 4.38. Fen Bilgisi Öğretmenliği DANO2 Modeli Karar Ağaçları Sınıflandırma Sonuçları	133

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 2.1. Veri-Bilgelik Piramidi	11
Şekil 2.2. Veri Madenciliğinin Diğer Disiplinlerle İlişki Şeması.....	15
Şekil 2.3. CRISP-DM Süreci.....	16
Şekil 2.4. Veri Madenciliği Modelleri.....	19
Şekil 2.5. Greller ve Drachsler'in Öğrenme Analitikleri Modeli	23
Şekil 2.6. Eğitsel Veri Madenciliği Süreci	24
Şekil 3.1. Öğrenci Bilgi Sistemi Veri Tabanı Bağlantı Ara Yüzü.....	40
Şekil 3.2. Veri Tabanındaki Tablolar Arasındaki İlişkiler 1	44
Şekil 3.3. Veri Tabanındaki Tablolar Arasındaki İlişkiler 2	45
Şekil 3.4. Organizasyon Tablosu Filtreleme İş Akışı.....	49
Şekil 3.5. Eğitim Fakültesi Bölümlerinin Listelenmesi İş Akışı	50
Şekil 3.6. Bölüm Adlarına Göre Filtreleme Parametreleri	50
Şekil 3.7. Mezun Öğrencilerin Verisinin Diğer Tablolarla Birleştirilmesi İş Akışı.....	51
Şekil 3.8. Mezun Öğrencilere İlişkin Veri Setleri İş Akışı.....	52
Şekil 3.9. Akdeniz Üniversitesi Eğitim Fakültesi 2012-2017 Yılları Arası Mezun Sayıları ...	54
Şekil 3.10. Ders ve Sınav Sonuç Tablolarının Eşleştirilmesi	55
Şekil 3.11. Mezun Öğrencilerin Kaydoldukları Tüm Dersler ve Sınav Sonuçları	57
Şekil 3.12. Bölümler İçin Döndürme İşlemleri	57
Şekil 3.13. Sosyal Bilgiler Öğretmenliği İçin Döndürme Alt Süreç Açılımı	58
Şekil 3.14. Mezun Öğrencilerin 1. Sınıf 1. Dönem Aldığı Derslere Ait İş Akışı.....	58
Şekil 3.15. Mezun Öğrencilerin 1. Sınıf 1. Dönem Aldığı Derslere İlişkin Sınav Puanları, Yarıyıl Sonu Notları	59
Şekil 3.16. Mezun Öğrencilerin Dönemlik Ağırlıklı Not Ortalamalarına Ulaşmak İçin Oluşturulan İş Akışı.....	60
Şekil 3.17. Mezun Öğrencilerin Tüm Sınav Puanları ve Ders Notlarının Birleştirilmesi	60
Şekil 3.18. Araştırma Kapsamında Geliştirilecek Modeller.....	62
Şekil 3.19. Modelde Kullanılacak Veri Setinin Hazırlanmasına İlişkin İş Akışı	63
Şekil 3.20. Çoklu Doğrusal Regresyon İşleci.....	64
Şekil 3.21. Yapay Sinir Ağlarının Yapısı	66
Şekil 3.22. Yapay Sinir Ağlarında Kullanılan Parametreler	66
Şekil 3.23. DANO2 Veri Ön İşleme Süreci.....	68
Şekil 3.24. Lojistik Regresyon Modelinin Tasarımı	69
Şekil 3.25. Futbol Oynama Durumu Karar Ağacı	70

Şekil 3.26. Karar Ağaçları Modelinin Tasarımı	71
Şekil 4.1. Sosyal Bilgiler Öğretmenliği 1S1DV Yapay Sinir Ağları Modeli.....	73
Şekil 4.2 Sosyal Bilgiler Öğretmenliği 1S1D4N Yapay Sinir Ağları Modeli.....	75
Şekil 4.3. Sosyal Bilgiler Öğretmenliği 1S12DANO Yapay Sinir Ağları Modeli	78
Şekil 4.4. Türkçe Öğretmenliği 1S1DV Yapay Sinir Ağları Modeli	80
Şekil 4.5. Türkçe Öğretmenliği 1S1D4N Yapay Sinir Ağları Modeli	82
Şekil 4.6. Türkçe Öğretmenliği 1S12DANO Yapay Sinir Ağları Modeli.....	84
Şekil 4.7. İngilizce Öğretmenliği 1S1DV Yapay Sinir Ağları Modeli.....	87
Şekil 4.8. İngilizce Öğretmenliği 1S1D4N Yapay Sinir Ağları Modeli.....	89
Şekil 4.9. İngilizce öğretmenliği 1S12DANO Yapay Sinir Ağları Modeli.....	91
Şekil 4.10. Matematik öğretmenliği 1S1DV Yapay Sinir Ağları Modeli	93
Şekil 4.11. Matematik Öğretmenliği 1S1D4N Yapay Sinir Ağları Modeli	95
Şekil 4.12. Matematik Öğretmenliği 1S12DANO Yapay Sinir Ağları Modeli	97
Şekil 4.13 Sınıf öğretmenliği 1S1DV Yapay Sinir Ağları Modeli.....	99
Şekil 4.14. Sınıf Öğretmenliği 1S1D4N Yapay Sinir Ağları Modeli.....	101
Şekil 4.15. Sınıf öğretmenliği 1S12DANO Yapay Sinir Ağları Modeli.....	103
Şekil 4.16. Okul Öncesi öğretmenliği 1S1DV Yapay Sinir Ağları Modeli	105
Şekil 4.17. Okul Öncesi öğretmenliği 1S1D4N Yapay Sinir Ağları Modeli	107
Şekil 4.18. Okul Öncesi öğretmenliği 1S12DANO Yapay Sinir Ağları Modeli.....	109
Şekil 4.19. Fen Bilgisi öğretmenliği 1S1DV Yapay Sinir Ağları Modeli.....	111
Şekil 4.20. Fen Bilgisi Öğretmenliği 1S1D4N Yapay Sinir Ağları Modeli	113
Şekil 4.21. Fen Bilgisi öğretmenliği 1S12DANO Yapay Sinir Ağları Modeli.....	115
Şekil 5.1. Veri Madenciliğine Dayalı Öğrenci Akademik Performans Kestirim Modeli Önerisi	145

KISALTMALAR LİSTESİ

1S1DV	:1. sınıf 1. dönem ara sınav puanlarıyla oluşturulan mezuniyet notu kestirim modeli
1S1D4N	: 1. sınıf 1. dönem sonu puanlarıyla oluşturulan mezuniyet notu kestirim modeli
1S12DANO	: 1. sınıf 1. dönem ve 2. dönem ağırlıklı not ortalamaları ile mezuniyet notu kestirim modeli
DANO2	: 1. sınıf 1. dönem sonu puanlarıyla oluşturulan başarısızlık sınıflama modeli
BAUM	: Bilgisayar Araştırma ve Uygulama Merkezi
CRISP-DM	: Cross-Industry Standard Process for Data Mining (Endüstriden Bağımsız Standart Veri Madenciliği)
GANO	: Genel Ağırlıklı Not Ortalaması.
GPL	: General Public License (Genel Kamu Lisansı)
KDD	: Knowledge Discovery in Databases (Veri Tabanlarından Bilgi Keşfi Süreci)
MAE	: Mean Absolute Error
MSE	: Mean Squared Error
MAPE	: Mean Absolute Percentage Error
OBS	: Öğrenci Bilgi Sistemi
ÖSS	: Öğrenci Seçme Sınavı
ÖSYM	: Öğrenci Seçme ve Yerleştirme Merkezi
RMSE	: Root Mean Squared Error
SEMMA	: Sample, Explore, Modify, Model, Assess
SSMS	: Sql Server Management Studio
SQL	: Structured Query Language (Yapılandırılmış Sorgu Dili)

BÖLÜM I

GİRİŞ

Bu bölümde araştırmanın problem durumu, amacı, önemi, sayıltıları, sınırlılıkları ve tanımları yer almaktadır.

1.1. Problem Durumu

Tüm örgütler gibi eğitim örgütleri de amaçları için vardır. Örgütlerin varlık nedenleri amaçlarıdır ve örgütler amaçlarını gerçekleştirebildikleri, başka bir anlatımla etkili ve yeterli oldukları ölçüde varlıklarını sürdürebilirler. Eğitim örgütlerinin amaçlarının gerçekleşme düzeyi büyük ölçüde öğrencilerin örgütün amaçları doğrultusunda sağladıkları kazanımlar tarafından belirlenir. Bu açıdan baktığımızda eğitim örgütlerinin başarısı öğrencilerin akademik performansına dayanır. Tüm örgütlerde olduğu gibi eğitim örgütlerinin de amaçlarını gerçekleştirmesi yönetimin sorumluluğundadır (Aydın, 2014). Eğitim yöneticilerinin görevi, eğitimin genel amaçları doğrultusunda eğitim kurumunu yaşatmak için insan ve madde kaynaklarını verimli şekilde kullanmak, eğitimin niteliği ve niceliğinin artmasını sağlamak olarak tanımlanabilir (Bursalıoğlu, 1998; Başaran, 1996). Eğitim kurumlarının merkezinde öğrenciler yer almaktadır. Bir eğitim kurumunun başarısı, öğrencilerde sağlanması gereken bilgi, beceri, tutum, alışkanlık ve davranışların gerçekleşme derecesidir. Eğitim örgütlerinin ve yöneticilerinin en önemli görevlerinden biri de öğrenci başarısının artırılmasıdır (Karpicke ve Murphy, 1996). Ancak yönetimin bunu gerçekleştirmesi, yönetim biliminin ortaya koyduğu ilke, yöntem, teknik ve kuramlara uygun bir yönetsel anlayışı izlemesine bağlıdır. Toplumsal kültürü geliştirme ve yeni nesillere aktarma işlevi olan eğitim örgütlerinin bu işlevini yerine getirebilmesi için sürekli kendini yenilemesi ve geliştirmesi beklenmektedir (Uras, 2016). Çağdaş yönetim anlayışında yöneticilerin örgütlerini rekabet ortamında etkili ve verimli bir şekilde amacına ulaştırabilmeleri için toplam kaliteye dayalı örgütsel işleyişte tercih ettikleri yaklaşımlardan biri de “sıfır hata” için sürekli iyileştirmeye dayalı süreç yönetimidir. Sürekli süreç iyileştirme için süreci izleme, süreci kontrol etme (denetleme) ve süreci iyileştirme evreleri sırasıyla uygulanmalıdır. Sürekli süreç iyileştirme için planla, uygula, kontrol et ve önlem al (PUKÖ) şeklinde ifade edilen Deming Döngüsü kullanılabilir (Öztürk, 2009). PUKÖ döngüsüne dayalı sürekli denetim anlayışı sayesinde örgütsel işleyişte oluşan hedeften sapmalar kısa sürede tespit edilerek düzeltilmeleri için gerekli önlemler alınır, eksiklikler giderilir.

Çağdaş eğitim denetiminin temel amacı hedeften sapmaları önceden tespit ederek önlem almak ve süreci geliştirmektir (Aydın, 2007).

Eğitim örgütlerinde süreç denetimi ve sürekli gelişim için örgütü izleme ve değerlendirme işlemlerinde gerçek veri kaynaklarından elde edilen bilgilere ihtiyaç duyulmaktadır. Bu aşamada bilgi ve iletişim teknolojilerinde meydana gelen gelişmeler örgütlerin ve yönetimin yardımına koşturmaktadır. Bu gelişmeler sayesinde örgütler ve yönetim geleceğe dair veriye dayalı kestirimlerde bulunabilmekte ve proaktif bir pozisyon alabilmektedir. Örgütlerde üretilen veri türünde, miktarında ve veriyi depolama biçimlerinde büyük değişimler olmuştur. İşlemci hızının ve bellek kapasitelerinin artması çok büyük miktarda veri üzerinde önceden uygulanması zor olan bazı istatistiksel yöntemlerin, matematiksel modellerin ve algoritmaların kullanılmasına ve bazı yeni teknikler geliştirilmesine olanak sağlamıştır. Örgütler ve yönetim için büyük veri (big data) üzerinden değişik yaklaşımlar geliştirerek rekabet avantajına çevirmek için kullanılacak bilgiyi elde etmek temel motivasyonlardan biridir (Walter, 2000; Şeker, 2014; IDC, 2016).

Eğitim yöneticileri karar vermek ve proaktif pozisyon almak için eldeki veriyi kullanıp bu veriden bilgi üretmelidir. Verinin bilgiye çevrilmesindeki süreç, teknik ve yaklaşımların tamamı veri madenciliği olarak ifade edilmektedir. Veri madenciliği için alanyazında birçok kavram kullanılmaktadır: Veri tabanlarından bilgi madenciliği (knowledge mining from databases), bilgi çıkarımı (knowledge extraction), veri ve örüntü analizi (data/pattern analysis), veri arkeolojisi. Bu kavramlar içinde veri tabanlarından bilgi keşfi KDD en yaygın kullanılanıdır (Akgöbek ve Kaya, 2011). Veri madenciliği, veride/veri tabanlarında potansiyel örüntüleri keşfetme sürecidir. Üzerinde çalışılan veri miktarı düşünüldüğünde manuel bir süreç değildir. Veri madenciliği sonucunda elde edilen örüntüler mantıklı olmalı ve bir yarar sağlamalıdır (Witten ve Frank, 2005). Bilgi keşfi süreci olarak adlandırılan bu süreçte hedef genelde “büyük miktardaki” veride gizli olan ve kolayca görülemeyen bilgilerdir (Fayyad, Piatetsky-Shapiro ve Smyth, 1996).

Eğitim alanında öğrencilerle, öğretmenlerle, öğretim ortamlarıyla, ölçme ve değerlendirme sonuçlarıyla ilgili devasa ölçekte veri tutulmaktadır. Bu veri yığınları içinde saklı bilgilerin, örüntülerin keşfedilmesi ve bunların eğitimin etkililiğini, verimliliğini artırmak için kullanılması önemlidir. Bu veriyi kullanmanın en etkili yolu da veri madenciliği süreci ile veriyi işlemektir. Bu sayede anlamlı ilişkiler araştırılabilir, önemli bilgiler elde edilebilir, bu veri yığınları eğitimde ortaya çıkan aksaklıkların belirlenmesinde böylelikle eğitimin kalitesinin artırılmasında kullanılabilir (Özbay, 2015a). Veri madenciliğinin eğitime özgü kullanımı anlamına gelen eğitsel veri madenciliği, veri yığınları içinde eğitim kurumları ve

yöneticileri için karar almada kullanılabilir: Öğrenciyi tanıma, öğrenci başarısını kestirme, öğrenci başarısızlık nedenlerini belirleme ve öğrencilerin aldıkları derslere ilişkin öneriler sunma. Öğrenci başarısının artmasında ve öğrenciler başarısızlığa uğramadan gerekli önlemlerin alınmasında, süreç denetimi ve sürekli geliştirme çalışmaları yapılmalıdır. Bu amaçla, öğrencinin başarısı süreç içinde takip edilmeli ve akademik performansı kestirilmelidir. Eğitim kurumlarının bilimsel yöntemle, süreç iyileştirme amacıyla öğrencilerin gelecekteki başarı-başarısızlık durumlarını kestirerek bu konuda iyileştirmeye gitmesi büyük önem taşımaktadır.

Bu araştırmada eğitim kurumlarında öğrencilerin akademik başarısını artırmada kullanmak üzere öğrenci akademik performansının kestirimine yönelik veri madenciliği uygulaması yapılmıştır. Araştırma sonucunda da öğrenci akademik performansının kestirimine ilişkin bir model önerisi sunulmuştur.

1.2. Amaç/Problem

Araştırmada, Akdeniz Üniversitesi Eğitim Fakültesi öğrencilerinin akademik performansın kestirilmesine ilişkin uygulamalı bir veri madenciliği çalışması yapılmıştır. Öğrencilerin mezuniyet notlarının ve olası başarısızlık durumlarının kestirilebilmesine ilişkin modeller oluşturulmuş ve bu modeller gerçek veri üzerinde test edilmiştir. Mezuniyet notu kestirimi için çoklu doğrusal regresyon ve yapay sinir ağları, başarısızlık durumu kestirimi için de lojistik regresyon ve karar ağaçları kullanılmıştır. Araştırma sonucunda veri madenciliği süreci ile geliştirilen farklı modeller değerlendirilerek öğrenci akademik performansının kestirilmesine ilişkin bir model önerisi sunmak amaçlanmıştır. Bu amaçla aşağıdaki sorulara yanıt aranmıştır.

1. Eğitim Fakültesi öğrencilerinin (Sosyal Bilgiler Öğretmenliği, Türkçe Öğretmenliği, İngilizce Öğretmenliği, İlköğretim Matematik Öğretmenliği, Sınıf Öğretmenliği, Okul Öncesi Öğretmenliği ve Fen Bilgisi Öğretmenliği) mezuniyet notları;
 - a. 1. Sınıf 1. Dönem Ara Sınav Notları Kullanılarak Kestirilebilir mi?
 - b. 1. Sınıf 1. Dönem Sonu Ders Notları Kullanılarak Kestirilebilir mi?
 - c. 1. Sınıf 1. Dönem ve 2. Dönem Ağırlıklı Not Ortalamaları Kullanılarak Kestirilebilir mi?
2. Eğitim Fakültesi öğrencilerinin (Sosyal Bilgiler Öğretmenliği, Türkçe Öğretmenliği, İngilizce Öğretmenliği, İlköğretim Matematik Öğretmenliği, Sınıf Öğretmenliği, Okul Öncesi Öğretmenliği ve Fen Bilgisi Öğretmenliği) başarısızlık durumları 1. Sınıf 1. dönem sonu ders notları kullanılarak kestirilebilir mi?

1.3. Önem

Araştırma kapsamında veri madenciliğine dayalı olarak mezuniyet notu kestirim modelleri ve öğrenci başarısızlık erken uyarı modelleri geliştirilmiştir. Öğrenci bilgi sisteminde bulunan gerçek öğrenci verisi üzerinde veri madenciliği süreci izlenerek oluşturulan modeller yine gerçek veri üzerinde test edilmiştir. Yapılan çalışmalar sonunda, öğrencilerin akademik performansını kestirilmesine ilişkin bir model önerisi sunulmuştur.

Önerilen akademik performans kestirim modeli Akdeniz Üniversitesi akademik ve idari birimlerine, öğrencilerin akademik performansını izleme, öngörme ve başarısızlık erken uyarı hizmetleri sağlayabilir. Elde edilen bilgiler, öğrenciler başarısızlığa uğramadan gerekli önlemlerin alınmasında böylece öğrencilerin akademik başarılarının artırılmasında kullanılabilir. Performans kestirim modeli ile belirlenen, akademik performansı düşük öğrencilere yönelik başarıyı artırıcı çalışmalar yapılabilir. Başarısızlık nedenleri araştırılabilir. Araştırma sonucunda oluşturulan modeller ve yazılımlar öğrenci bilgi sistemine entegre edilerek senkronize bir karar destek sistemi oluşturulabilir. Araştırmada önerilen model, farklı eğitim kurumlarında kullanılabilir. Bu araştırma eğitim kurumları için yapay zekanın alt dalı olan makine öğrenmesi destekli, öğrenci akademik performans izleme, rehberlik ve karar destek sistemlerinin geliştirilmesine katkı sunabilir.

1.4. Varsayımlar

Araştırmada kapsamında öğrenci verisi üzerine veri madenciliği teknikleri uygulanarak elde edilen modeller, rastlantısal bağlantılara dayanmamaktadır.

1.5. Sınırlılıklar

Araştırma 2012-2017 yılları arasında Akdeniz Üniversitesi Eğitim Fakültesinde bulunan Sosyal Bilgiler Öğretmenliği, Türkçe Öğretmenliği, İngilizce Öğretmenliği, İlköğretim Matematik Öğretmenliği, Sınıf Öğretmenliği, Okul Öncesi Öğretmenliği ve Fen Bilgisi Öğretmenliği olmak üzere 7 bölümün öğrenci bilgi sisteminde tutulan verisi ile sınırlıdır. Öğrenci akademik performans kestiriminde kullanılan veri seti ara sınav puanları, dönem sonu ders notları, dönemlere ait ağırlıklı not ortalamaları ve mezuniyet notları ile sınırlıdır.

1.6. Tanımlar

Veri Madenciliği (Data Mining- DM) : Araştırmada veri madenciliği süreci izlenerek öğrenci bilgi sistemindeki veri ön işleme sürecinden geçirilerek uygun veri setleri oluşturulmuştur. Veri setleri üzerinde modeller geliştirilerek bu modellerin başarısı test edilmiştir.

Eğitsel Veri Madenciliği (Educational Data Mining): Araştırma eğitim alanında bir veri madenciliği uygulaması olarak eğitsel veri madenciliği alanına girmektedir.

Endüstriden Bağımsız Standart Veri Madenciliği Süreci (Cross-Industry Standard Process for Data Mining): Bu araştırmada izlenen veri madenciliği çalışmaları için endüstriden bağımsız standart veri madenciliği iş döngüsüdür.

Rapid-Miner: Bu araştırmada tercih edilen bütünleşik veri bilimi platformu programı. Araştırmada programın öğrenci lisanslı versiyonu kullanılmıştır.

Öğrenci Bilgi Sistemi (OBS): Akdeniz Üniversitesinde 2017-2018 Güz dönemine kadar e-Akdeniz öğrenci bilgi sistemi kullanılmıştır (<http://eogrenci.akdeniz.edu.tr>). Araştırma kapsamında kullanılan veri bu veri tabanı için araştırmacıya sağlanan kısıtlı kullanıcı profili aracılığıyla sağlanmıştır.

Dönem Sonu Notu: Bir derse ait ara sınav, ödev, proje ve yarıyıl sınavı gibi tüm değerlendirmelerin yüzdelik ağırlıklarına göre hesaplanmasıyla oluşan yıl sonu başarı puanının (100'lük sistem) ders değerlendirme türüne göre (bağıl, mutlak) hesaplanan 4'lük sistemdeki karşılığını ifade etmektedir.

Genel Ağırlıklı Not Ortalaması (GANO): Öğrencinin kaydolduğu tüm derslerden aldığı dönem sonu notlarının (4'lük sistem) dersin kredisine çarpılarak alınan toplam ders kredisine bölünmesiyle hesaplanır.

Ağırlıklı Not Ortalaması (ANO): Öğrencinin dönem içinde kaydolduğu derslerden aldığı dönem sonu notlarının (4'lük sistem) dersin kredisine çarpılarak alınan toplam ders kredisine bölünmesiyle hesaplanır.

BÖLÜM II

KURAMSAL ÇERÇEVE ve İLGİLİ ARAŞTIRMALAR

Bu bölümde ilgili yayınlar ışığında öncelikli olarak örgüt, yönetim, toplam kalite yönetimi gibi kavramlar ve eğitim yönetiminin amaçları ortaya konmuştur. Araştırmada geçen veri, enformasyon, bilgi, veri ambarı büyük veri gibi temel kavramlar tanımlanmıştır. Araştırma ile ilgili temel kavramların sunulmasından sonra veri madenciliği, veri madenciliğinin diğer disiplinlerle ilişkisi, veri madenciliği süreci, veri madenciliğinde kullanılan modeller ve veri madenciliğinin kullanım alanları gibi konulara yer verilmiştir. Son olarak veri madenciliğinin eğitimde kullanımı, öğrenme analitiği, eğitsel veri madenciliği, yurt içi ve yurt dışında yapılmış araştırmalar sunulmuştur.

2.1. Örgüt, Yönetim ve Eğitim Yönetimi

Küreselleşme ve yeni dünya düzenine uyum sağlamaya çalışan örgütlerin yönetsel anlayışları da buna uygun olarak değişmiş ve yenilenmiştir. Küresel pazarda başarı için sürekli iyileştirme esastır. Küresel pazar rekabeti olimpiyatlardaki yarışmalara benzer. Sürekli kendini geliştirmeyen atlet uzun dönemde yarışı önde bitiremez, bazen yarış çizgisine dahi ulaşamaz (Öztürk, 2009). Çağdaş yönetim anlayışları bu gereksinimi karşılamak için geliştirilmiştir. Küreselleşme ve bilimsel gelişmeler doğrultusunda örgüt ve yönetim alanında öğrenen örgütler, toplam kalite yönetimi ve insan kaynakları yönetimi anlayışları ön plana çıkmıştır. Rekabete dayalı örgüt anlayışında az maliyet ve yüksek performans hedeflenmektedir. Bunu sağlamanın yolu toplam kalite yönetimi anlayışı, sıfır hata, süreç yönetimi, bilimsel yöntem, istatistiksel düşünme ve sürekli gelişim anlamına gelen “Kaizen” ilkelerine dayanmaktadır (Kıngır, 2013; Öztürk, 2009). Toplam kalite yönetimi anlayışında kalitede sürekliliği sağlamak için sürekli kalite kontrol faaliyetleri yürütülmelidir. Efil (1999) bu dört aşamalı süreci açıklamaktadır. Planla (P): Bu aşamada bir grup plan tasarlanır. Uygula (U): hazırlanan plana göre, küçük ölçekli olarak ya da deneme amacıyla uygulanır. Kontrol Et (K): Deneme planının etkileri izlenir. Önlem Al (Ö): Plan uygulanması esnasında ortaya çıkan aksaklıklar düzeltilir, iyileştirilir. Bu süreç sonunda başarı elde edilirse standart hale getirilir ve planlama aşamasından başlanarak yeni bir gelişme başlatılır. PUKÖ döngüsüne dayalı sürekli denetim anlayışı sayesinde örgütsel işleyişte oluşan hedeften sapmalar kısa sürede tespit edilerek düzeltilmeleri için gerekli önlemler alınır, eksiklikler giderilir. Böylece sapma ve hataların

devamından dolayı oluşacak zaman, emek, para ve diğer harcamaların boşa gitmesi veya ileride telafisi mümkün olmayan zararların oluşması önlenerek, örgütsel işleyişin amaca yönelik olması, daha etkili ve verimli bir işleyişin gerçekleşmesi sağlanabilir. Sapmaları önceden tespit ederek önlem almak ve süreci geliştirmek çağdaş eğitim denetiminin de temel amacıdır (Aydın, 2007). Sürekli geliştirme çalışmaları süreç iyileştirmeleri ile sürdürülür. Böylece PUKÖ çevrimi sonsuza dek sürer (Bozkurt, 1998). Bu anlayış aynı zamanda insan kaynakları yönetiminin ilkelerinden birisi olan reaktif-tepkisel (sorunlar olduktan sonra çözümlenmeye çalışmak) yerine, önleyici “proaktif” (sorunlar oluşmadan tahmin ederek önlem olarak olmasını önlemek) örgüt anlayışını ifade eder (Tortop, Aykaç, Yayman ve Özer, 2007; Bingöl, 2010). Toplam kalite yönetiminin felsefesinde; üretimin son aşamasında istenmeyen, kusurlu ürünleri saptayıp, ayıklamak yerine kaliteli işlemlerle sistemin yüksek verimli bir şekilde işlemesini sağlama düşüncesi yatar (Köksal, 1998).

Eğitim örgütleri küreselleşmenin de etkisiyle kendilerini rekabet ortamı içinde bulmuşlardır. Eğitim yöneticilerinin görevleri, “eğitim sisteminin genel amaçları doğrultusunda” eğitim kurumlarının tüm insan ve madde kaynaklarını verimli bir şekilde kullanmaktır (Arslan, 2014). Dolayısıyla eğitim yöneticilerinin görevlerini anlamak için eğitim sistemimizin genel amaçlarını incelemek gerekir. Türk Milli Eğitiminin genel amaçları 1973 yılında yayınlanan ve sonraki yıllarda yenilenen 1739 sayılı Milli Eğitim Temel Kanunu Madde 2’ de aşağıdaki şekilde belirtilmiştir (MEB, 1973).

Türk Milletinin bütün fertlerini,

“1. Atatürk inkılap ve ilkelerine ve anayasada ifadesini bulan Atatürk milliyetçiliğine bağlı; Türk Milletinin milli, ahlaki, insani, manevi ve kültürel değerlerini benimseyen, koruyan ve geliştiren; ailesini, vatanını, milletini seven ve daima yüceltmeye çalışan, insan haklarına ve Anayasanın başlangıcındaki temel ilkelere dayanan demokratik, laik ve sosyal bir hukuk Devleti olan Türkiye Cumhuriyetine karşı görev ve sorumluluklarını bilen ve bunları davranış haline getirmiş yurttaşlar olarak yetiştirmek; 2. Beden, zihin, ahlak, ruh ve duygu bakımlarından dengeli ve sağlıklı şekilde gelişmiş bir kişiliğe ve karaktere, hür ve bilimsel düşünme gücüne, geniş bir dünya görüşüne sahip, insan haklarına saygılı, kişilik ve teşebbüse değer veren, topluma karşı sorumluluk duyan; yapıcı, yaratıcı ve verimli kişiler olarak yetiştirmek; 3. İlgi, istidat ve kabiliyetlerini geliştirerek gerekli bilgi, beceri, davranışlar ve birlikte iş görme alışkanlığı kazandırmak suretiyle hayata hazırlamak ve onların, kendilerini mutlu kılacak ve toplumun mutluluğuna katkıda bulunacak bir meslek sahibi olmalarını sağlamaktır.”

Yine 2547 sayılı Yükseköğretim Kanunu'nda 1739 sayılı Temel Eğitim Kanunu'na uygun olarak üniversitelerin görevleri (YÖK, 1981).

a) Öğrencilerini;

“(1) Atatürk İnkıpları ve ilkeleri doğrultusunda Atatürk milliyetçiliğine bağlı, (2) Türk milletinin milli, ahlaki, insani, manevi ve kültürel değerlerini taşıyan, Türk olmanın şeref ve mutluluğunu duyan, (3) Toplum yararını kişisel çıkarının üstünde tutan, aile, ülke ve millet sevgisi ile dolu, (4) Türkiye Cumhuriyeti Devletine karşı görev ve sorumluluklarını bilen ve bunları davranış haline getiren, (5) Hür ve bilimsel düşünce gücüne, geniş bir dünya görüşüne sahip, insan haklarına saygılı, (6) Beden, zihin, ruh, ahlak ve duygu bakımından dengeli ve sağlıklı şekilde gelişmiş, (7) İlgi ve yetenekleri yönünde yurt kalkınmasına ve ihtiyaçlarına cevap verecek, aynı zamanda kendi geçim ve mutluluğunu sağlayacak bir mesleğin bilgi, beceri, davranış ve genel kültürüne sahip, vatandaşlar olarak yetiştirmek,

b) Türk Devletinin ülkesi ve milletiyle bölünmez bir bütün olarak, refah ve mutluluğunu artırmak amacıyla; ekonomik, sosyal ve kültürel kalkınmasına katkıda bulunacak ve hızlandıracak programlar uygulayarak, çağdaş uygarlığın yapıcı, yaratıcı ve seçkin bir ortağı haline gelmesini sağlamak,

c) Yükseköğretim kurumları olarak yüksek düzeyde bilimsel çalışma ve araştırma yapmak, bilgi ve teknoloji üretmek, bilim verilerini yaymak, ulusal alanda gelişme ve kalkınmaya destek olmak, yurt içi ve yurt dışı kurumlarla iş birliği yapmak suretiyle bilim dünyasının seçkin bir üyesi haline gelmek, evrensel ve çağdaş gelişmeye katkıda bulunmak” olarak tanımlanmıştır.

Örgütün ve yönetimin varlık nedeninin örgütün amaçları olduğu düşünüldüğünde bu kurumlardaki eğitim yöneticilerinin görevi, yukarıdaki genel amaçlar doğrultusunda eğitim kurumunu yaşatmak için insan ve madde kaynaklarını verimli şekilde kullanmak, eğitimin nitelik ve nicelik bakımından gelişmesini sağlamak olarak tanımlanabilir (Bursalıoğlu, 1998; Başaran, 1996). Akdeniz Üniversitesinin misyonu, yüksek nitelikli akademik programlar ile evrensel düzeyde eğitim-öğretim ve bilimsel üretim yapmak, bilginin teknolojiye dönüşümüne katkı sağlamak, toplumun bilgi, teknoloji, sanatsal, sosyal, kültürel ve diğer alanlardaki gereksinimlerini en üst düzeyde karşılama olarak tanımlanmıştır. Akdeniz Üniversitesi vizyon olarak ise araştırma, eğitim-öğretim, sanat ve teknolojide kaliteyi sürekli iyileştiren, çevreye duyarlı, girişimci ve bilimsel yönüyle uluslararası alanda tanınan seçkin bir üniversite olmayı benimsemiştir (Akdeniz Üniversitesi, 2019). Misyon ve vizyon ifadelerinde evrensel düzeyde eğitim-öğretim, bilimsel üretim, bilginin teknolojiye dönüşümü, bilimsel yönü ve kaliteyi sürekli iyileştirme anahtar kelimeleri önemlidir. Bu anahtar kelimeler doğrultusunda Kaizen bir

eđitim kurumu iin st ynetim, mdrler ve alıřanlar olmak zere herkesi kapsayan srekli iyileřtirme faaliyetleri olarak tanımlanabilir (Demirkan, 1997). Yapılan arařtırmalar, srete kalite sađlanmadıđı srece rn ve hizmetlerde kaliteyi sađlamanın ok dřk bir ihtimal olduđunu gstermektedir. Sreler iyileřtirildiđinde ilk olarak iřlemlerin maliyeti dřer, ikinci olarak đrenciler daha iyi kaliteye ulařırlar. nc olarak ise, aynı nitelikte eđitim ıktıları daha dřk maliyetle retilir ya da eđitim ıktılarının fiyatlarını dřrme olanađı elde edilir (Yıldırım, 2002). Kaliteyi elde etmek iin btn halinde denetleme yerine sre izleme ve iyileřtirme yapılır (Winn ve Green, 1998). Eđitim kurumlarında sre ve rnleri nceden kontrol etmek birok olumsuzluđun ortaya ıkmasını engellemektedir. Bylece eđitim srecinde problem en aza inmekte, đrenci ve veli memnuniyeti artmaktadır (Mergen ve Stevenson, 2002). Toplam kalite ynetiminde “hataları ayıklamak” yerine “hata yapmamak” yaklaşımı esastır. Eđitim kurumları stnlk sađlayabilmek iin, rekabeti glerini hatasızlık oranlarına dayandırmaktadırlar. đrencilerin hatasız olarak amalar dođrultusunda istenilen davranıřları kazanması “sıfır hata” olarak ifade edilebilir. Bloom’un Tam đrenme Kuramına gre sosyal bilimlerde đrencilerin gerekli kazanımların %85’ini elde etmesi tam đrenme olarak kabul edilmektedir (Bloom, 1976). Eđitim kurumlarında hata oranının dřrlmesi iin planlama ve srekli iyileřtirme alıřmaları yapılarak sıfır hataya ulařılmaya alıřılmaktadır. Toplam kalite ynetiminde sıfır hata kavramı, eđitim kurumlarının tm srelerinde srekli iyileřtirmeyi, kabul edilebilir bir kalite dzeyi anlayıřını, ynetim beklentileri ile insan iliřkileri zerinde odaklanmayı, kalite felsefesini ve motivasyonu gerektirmektedir (etin ve Akın, 2001). Srekli iyileřtirme iin sıramaların byklđnden ok, sıklıđıyla ilgilenen Japonlar, bu yntem sayesinde batıya kıyasla ok daha byk ilerlemeler gerekleřtirmiřlerdir. Sık sık yenilenen ařamalar, geliřmelerin rgtle btnleřmesine yardımcı olmaktadır. Sıramalar, klasik ynetim anlayıřı erevesinde byk teknolojik ilerlemelere bađlıdır. Bu da geliřmelerin yayılmasını nlemekte ve belli bir evre ile sınırlı kalmasına yol amaktadır. Dolayısı ile rgtn bařarı řansı daha dřk olmaktadır (Kavrakođlu, 1998). Eđitim rgtlerinde sre iyileřtirmenin amacı iřlem basamaklarını azaltarak, sre bazında iřlemlerdeki hataları ortadan kaldırarak sıfır hataya ulařmaktır. Eđitim kurumlarında sıfır hata tam anlamıyla Temel Eđitim Kanunu ve Yksek đretim Kanunu’nda yer alan tanımlara, okul ve dersin amalarına uygun đrenci yetiřtirebilmek olarak tanımlanabilir. Bu nedenle sreler srekli sorgulanmalı, tanımlanmalı, deđiřkenlik llmeli, deđiřkenliđin normal olup olmadıđı saptanmalı ve gerektiđinde dzeltici iřlemler uygulanarak sre geliřtirilmektedir. Hatadan dolayı meydana gelecek sapma hemen belirlenip sonuta meydana ıkabilecek olumsuz durumların nne geilebilecektir. Bylece sonu odaklı deđil, sre odaklı bir ynetim anlayıřını sisteme hkim

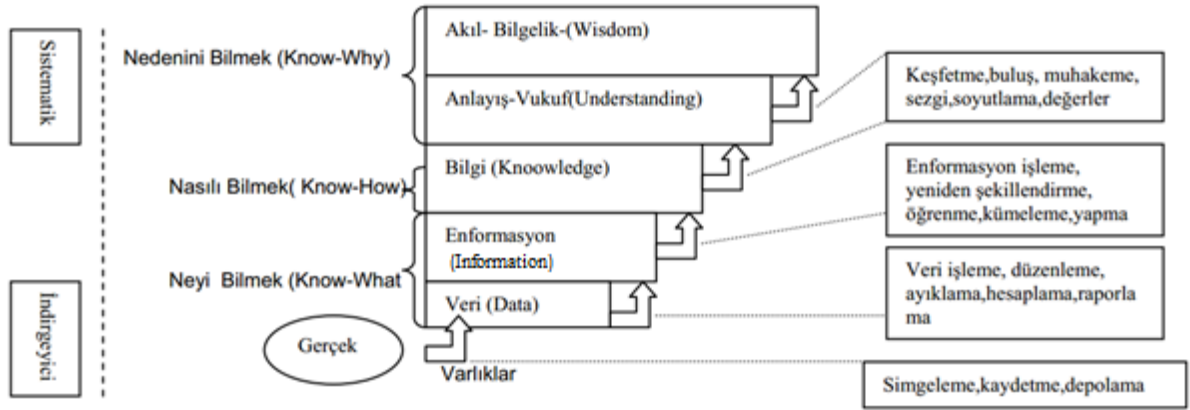
kılarak sıfır hatalı üretimi gerçekleştirmek mümkün olacaktır (MEB, 2005). Eğitimde toplam kalite yönetimi felsefesinin ilkelerinden biri de veriler ve istatistiklerle çalışmadır. Ölçülebilen ve rakamlarla ifade edilebilen konu hakkında bilgimiz var demektir. Eğitim kurumlarındaki hata ve aksaklıkları saptamaya yönelik olarak düzenli olarak veya özel koşullarda kalite denetimleri yapılmasının (Kavrakoğlu, 1998) önemli olduğu vurgulanmaktadır. Siemens ve Long'a (2011) göre yükseköğretimin geleceğinin şekillendirilmesinde önemli gereksinimlerden biri elektronik ortamlardaki büyük verinin bilimsel olarak analiz edilememesidir. MEB (2018) tarafından mevcut sistemde veriye dayalı karar vermede, öğrenci başarısını artırmada, yönetimi etkin ve verimli kılmada elde edilen veriden yeteri kadar yararlanılmadığı belirtilmiştir. Veri, verinin önemi, verinin kullanımı ve veriyle ilgili diğer kavramlar ayrı bir başlıkta ele alınmıştır.

2.2. Veri ve İlgili Kavramlar

Bu başlıkta araştırmada sıkça kullanılan veri, enformasyon, veri tabanı, veri ambarı, büyük veri ve ilgili kavramları ele alınmıştır. Bu kavramlardan öncelikle veri kavramından başlamak gerekir. Etimolojik olarak incelendiğinde İngilizce “data” sözcüğünden alıntıdır. Latince “dare, datum” vermek fiilinin nötr hal çoğuludur (OED, 2019). Veriyi olgu, kavram veya komutların, iletişim, yorum ve işlem için elverişli biçimli bir gösterimi olarak tanımlayabiliriz (TDK, 2019). Veri sayılar, rakamlar, sözcükler, metinler, resimler, olaylar biçiminde temsil edilebilir. Araştırma, deney, ölçüm ve sayım gibi değişik yöntemlerle elde edilen ham gerçeklerin (Özen, 2014) hepsi bir veridir. Veriden sonra enformasyon kavramını açıklamak yerinde olacaktır. İngilizce karşılığı “information” olan enformasyon, haber alma, haber verme, haberleşme olarak tanımlanmaktadır (TDK, 2019). Herhangi bir konu ile ilgili bir bilinmeyi bir belirsizliği giderme konusunda yardımcı olan betimleyici ifadeler (Gürak, 2006) enformasyon denir. Enformasyon karar vermek için bir değeri olan organize edilmiş verinin özetlenmesi ile elde edilir (Ercil Çağıltay, 2010). Bilgi veriye yöneltilen anlam, insan aklının erebileceği olgu, gerçek ve ilkelerin bütünü (TDK, 2019) olarak ifade edilebilir. Aktarılan veya paylaşılan deneyim veya enformasyon olarak (Alle, 1997) kişisel veya kurumsal bir özelliği vardır (Dinçmen, 2010). Birbiriyle sıkça karıştırılmakla birlikte bilgi “knowledge” enformasyondan farklı bir anlam içermektedir. Yanlış bir şekilde, bilgi ve enformasyon eşanlamlıymış gibi kullanılmaktadır. Bilgi, tanıma, anlama ve özellikle açıklamaya yönelik zihinsel bir sürecin sonucunda ortaya çıkan işlenmiş enformasyon denilebilir (Gürak, 2006). Anlayış ise “understanding” görüş ve inanış etmenlerinin etkisiyle beliren düşünme yolu,

düşünüş biçimi, zihniyet, mantalite olarak tanımlanmaktadır (TDK, 2019). Bilgelik “wisdom” ise, herkesin ulaşamadığı derin kapsamlı, bütünsel bilgi olarak tanımlanabilir (TDK, 2019). Bilgelik başka bir bakış açısıyla, değişen şartlar çerçevesinde ileriye görebilme yeteneğine sahip olmaktır. Bilginin nasıl kullanacağı konusundaki anlayış olarak da tanımlanmaktadır (Özen, 2014).

Veri-enformasyon-bilgi-anlayış-bilgelik arasındaki ilişki (Ackoff, 1989) tarafından bir piramit olarak gösterilen ve tepeye çıkıldıkça değeri artan sıradüzen içinde bir zincir olarak tanımlanmıştır. Veri-bilgelik piramidi Şekil 2.1’de gösterilmiştir.



Kaynak: Aktan, C. C., & Vural, İ. Y. (2005). *Bilgi çağı, bilgi yönetimi ve bilgi sistemleri*. Konya: Çizgi kitabevi s.6

Şekil 2.1. Veri-Bilgelik Piramidi

Veri-bilgelik piramidinde görüldüğü üzere (Şekil 2.1) veriden bilgeliğe giden yol indirgeyici bir yaklaşımdan sistematik bir yaklaşıma, temel gerçeklerden soyutlamaya doğru ilerlemektedir. Veri, gözlemlenebilen ve ölçülebilen bir değer iken işlenerek enformasyon haline getirilir. Enformasyona kişisel deneyim, yorum ve fikir eklendiğinde de bilgiye ulaşılır (Aktan ve Vural, 2005). Veri-bilgelik piramidinde tepeye çıkıldıkça değer artmaktadır. Verinin kullanımı, bilgiye çevrilmesi, bu bilginin bir anlayışla birleştirilmesi ve bu anlayışın keşfedilmemiş potansiyel örüntüleri buluş, muhakeme, sezgi, soyutlama ve değerlerle keşfetme ve geleceğe dair öngörülerde bulunması piramidin en tepe noktasında yer almaktadır. Veri bilgelik piramidi (Şekil 2.1) veri ve verinin işlenmesi ile başlayan sürecin önemini ortaya koymaktadır. Verinin organize edilmesi ve işlenerek daha değerli çıktılara ulaşılması için bilişim teknolojilerinden yararlanılmaktadır. Veriyi organize etmek için kullanılan teknolojilerden biri de veri tabanıdır. Bir veri tabanı, tipik olarak bir bilgisayar sisteminde elektronik olarak depolanmış, yapılandırılmış bilgi ya da veri kümesidir. Veri kümeleri genellikle bir veri tabanı yönetim sistemi tarafından kontrol edilir (Oracle, 2019). Veri tabanları birbirleriyle ilişkili olan veri topluluğunun fiziksel ve mantıksal olarak tanımlarının olduğu

depolardır. Veri tabanı yönetim sistemi, veriyi hızlı bir şekilde yönetmeye yarayan (kayıt ekleme, silme, güncelleme, sorgulama) yazılımlar olarak kullanılmaktadır (Alakoç Burma, 2009). Artan veri depolama ihtiyacı ve farklı veri kaynaklarının kullanılması gibi nedenlerden dolayı farklı teknolojiler geliştirilmektedir. Kullanımı artmaya başlayan veri ambarı da “data warehouse” böyle bir ihtiyaçla günlük kullanılan veri tabanlarının birleştirilmiş ve işlemeye daha uygun bir özetini saklama amacıyla kullanılır (Alpaydın, 2000). Veri ambarı değişik veri kaynaklarından belirli periyotlarla veri alınarak entegre edilmesine olanak verir. Bu sayede raporlama ve analiz için gerekli sorgular veri tabanları yerine bu veri ambarları üzerinden yapılır (Ercil Çağıltay, 2010). Ayrıca veri ambarları farklı kaynaklardan gelen organizasyon verisine tek bir tutarlı erişim noktası sağlar. Veri ambarının altındaki motivasyon parçalanmış bilgilerin bir araya getirildiğinde çok büyük bir stratejik değere sahip olabileceğinin kabul edilmesidir.

Veri ambarının varlığının ayrıca veri madenciliği sürecinde çok önemli olduğunu söylemek gerekir (Witten ve Frank, 2005). International Data Corporation tarafından dünya çapında yapılan araştırma sonuçlarına göre 2013-2020 yılları arasında üretilecek veri miktarı 44 zettabayt olarak tahmin edilmektedir. Bu rakam, 2013’e kadar üretilen tüm verinin 10 katı büyüklüğündedir (IDC, 2016). Science Express adlı dijital dergide yayınlanan çalışmada, dünyadaki veri depolama kapasitesinin ise her üç yılda bir iki katına çıktığı belirtilmektedir (SDN, 2016). Bu kadar büyük ölçekteki veriye yakından bakmak, bu veriden daha çok yararlanmak için sürekli yeni yöntemler aranmakta, geliştirilmekte ve uygulanmaktadır. Günümüzde bir değer ve enerji elde etmek için, verinin bilgiye dönüştürülmesi veri okyanuslarında daha da önemli hale gelmiştir. Büyük veri (big data) özellikle klasik veri kaynaklarından daha büyük, daha karmaşık veri kümeleridir. Bu veri kümeleri o kadar hacimlidir ki geleneksel veri işleme yazılımları bunları yönetemez. Ancak bu büyük miktardaki veri daha önce çözülemeyen işlemlerle ilgili sorunları gidermek için kullanışlı olabilir (Oracle, 2019). Büyük veri gelişmiş bilgi, karar alma ve süreç yönetimi sağlayan düşük maliyetli, yenilikçi bilgi işlem yaklaşımları gerektiren yüksek hacimli, yüksek hızlı ve / veya çok çeşitli veri varlıklarıdır (GG, 2019). Bu tanımlama 3V olarak da bilinmektedir. 3V: Volume, velocity ve variety olarak tanımlanmaktadır. Yüksek hacim, yüksek hız ve çeşitlilik (Oracle, 2019). Ancak günümüzde büyük verinin özelliklerinin arttığına vurgu yapılmaktadır ve büyük verinin 5V özelliğinden bahsedilmektedir: 1. Hacim (Volume): 30-50 terabayt aralığındaki veriyi ifade etmektedir. Mevcut sistem yapıyı ve yapılandırılmamış veriyi yönetemez ve işletmeler için sorun olur. 2. Hız (Velocity): İşletmeye giren verinin hızını tanımlar ve sonra bu veri işletme kârını artırmak için analiz edilir. 3. Çeşitlilik (Variety): Veri yapılandırılmış,

yapılandırılmamış, yarı yapılandırılmış veya üçünün karışımı olabilir. Veri formatı günlük dosyaları, tweetler, resimler, videolar, ses, metin, dosyaları, tıklama akışları vb. gibi birçok formda gelir. 4. Gerçeklik (Veracity): Veri kaynaklarında, doğruluk, kapsam ve kullanılabilirlik ile ilgili farklı özellikleri ifade eder. 5. Value (değer): Verinin işlenmesi ve analiz sırasında elde edilen değerdir. Veriden elde edilen bilgi ve değer başka veri kümeleriyle birleştirilerek gelecek için tekrar kullanılır (Sabia ve Sheetal, 2014; Şeker, 2014).

Bu bölümde veri madenciliği ile ilgili konuların anlaşılmasını sağlayacak kavramlara yer verilmiştir. Büyük verinin öneminin keşfedilmesi veriye olan yaklaşımı değiştirmiştir. Günümüzde işletmeler hem kendi veri kaynaklarını hem de kamuya açık veri kaynaklarını kullanarak değer elde etmeye çalışmaktadır. Veri madenciliği verideki bu potansiyel değeri ortaya çıkarma arayışı olarak görülmektedir. Bilgi yönetim süreci açısından incelendiğinde, bilginin süzülmesi/artılması diğer bir ifadeyle bilgi elde edilmesi basamağında en temel işlem veri madenciliğidir (Sağsan, 2014; Avcı ve Avcı, 2004).

2.3. Veri Madenciliği Ortaya Çıkışı, Tanımı ve Kullanımı

İlk defa 1960'lı yıllarda kullanılan veriyi avlama “data fishing” veya veri tarama “data dredging” terimleri veri madenciliği teriminin atası sayılabilir. İstatistikçiler tarafından kötü verinin taranarak bulunması anlamında kullanılmıştır Gizli bağlantıları keşfetmek ve gelecekteki eğilimleri tahmin etmek için veri araştırmak çok uzun bir geçmişe dayanmaktadır. Veri tabanlarında bilgi keşfi olarak adlandırılan veri madenciliği terimi 1990'lara kadar kullanılmamıştır. Veri madenciliği terimi ilk olarak 1990'larda veri tabanı uzmanları tarafından kullanılmaya başlanmıştır (Pektaş, 2013; SAS, 2019a). Veri madenciliği, bağlantıları veya örüntüleri bulmak, gelecekle ilgili kestirim yapmak için veri tabanlarını otomatik olarak tarayan bilgisayar programları oluşturma fikrinden ortaya çıkmıştır (Witten ve Frank, 2005). Veri madenciliğinde büyük miktarda veri içinden gelecekle ilgili kestirim yapmayı sağlayabilecek bağlantı ve kurallar, bilgisayar programları kullanarak aranmaktadır (Alpaydın, 2000). Veri madenciliğinde amaç daha önce bilinmeyen örüntülerin (pattern) veri tabanından açığa çıkarılması ve faydalı olacak bilgilerin veriden üretilmesidir (Frawley, Piatetsky-Shapiro ve Matheus, 1992; Witten ve Frank, 2005). Birden fazla veri kaynağının tutulduğu veri ambarlarında saklanan örüntüleri bulmak ve bunları bilgiye çevirmek, veri madenciliği sisteminin temel amaçlarından biridir (Zhao, 2013). Veri madenciliği işlevsel bir bakış açısıyla, analiz edilecek hedeflerin tanımından, veri analizine, sonuçların yorumlanmasına ve değerlendirilmesine kadar bir dizi faaliyetten oluşan bütünleşmiş bir veri analizi sürecidir

(Guidici ve Figina, 2009). Veriden ve veri tabanından bilgi keşfetme olarak da adlandırılan veri madenciliği, maliyeti azaltmak ve geliri artırmak için veriyi değişik açılardan analiz eder. Yapılan incelemelerde mevcut veri kütlelerinde daha önce fark edilmemiş ek bilgiler ve gizli örüntüler ortaya çıkar (Oracle, 2019; Frand, 2016; Guidici, 2003). Veri madenciliği anlamlı korelasyonları, örüntüleri ve eğilimleri keşfetme sürecidir. Örüntü tanıma teknolojilerinin yanı sıra geniş veri tabanlarından bilgi çıkarımı sorununu ele almak için makine öğrenmesi, örüntü tanıma, istatistik, veri tabanları ve görselleştirme tekniklerini bir araya getiren disiplinler arası bir alandır (Cabena, vd., 1998, GG, 2019). Tek başına bir çözüm olmamakla birlikte mevcut problemleri çözmek, kritik kararları almak veya geleceğe yönelik kestirim yapmak için gerekli olan bilgileri elde etmeye yarayan bir araçtır (Argüden ve Erşahin, 2008). Veri madenciliğinde büyük veri depolarından, verideki örüntüleri ve eğilimleri (trend) keşfetmek için basit analizlerin ötesinde analizler uygulanmaktadır. Veriyi bölümlenmek (clustering) ve geleceğe yönelik tahminlerde (predictive, forecast) bulunmak için karışık matematiksel algoritmalar kullanır. Örüntü keşfi, olası çıktıları tahmin etme, işe yarar bilginin üretilmesi ve büyük veri setlerine/veri tabanlarına odaklanma olmak üzere 4 anahtar kavrama sahiptir (Oracle, 2019). Veri madenciliği veri kaynakları olarak veri tabanlarını, veri ambarlarını, web sitelerini, diğer bilgi havuzlarını veya sisteme dinamik olarak aktarılan veriyi içerebilir (Han, Pei ve Kamber, 2011).

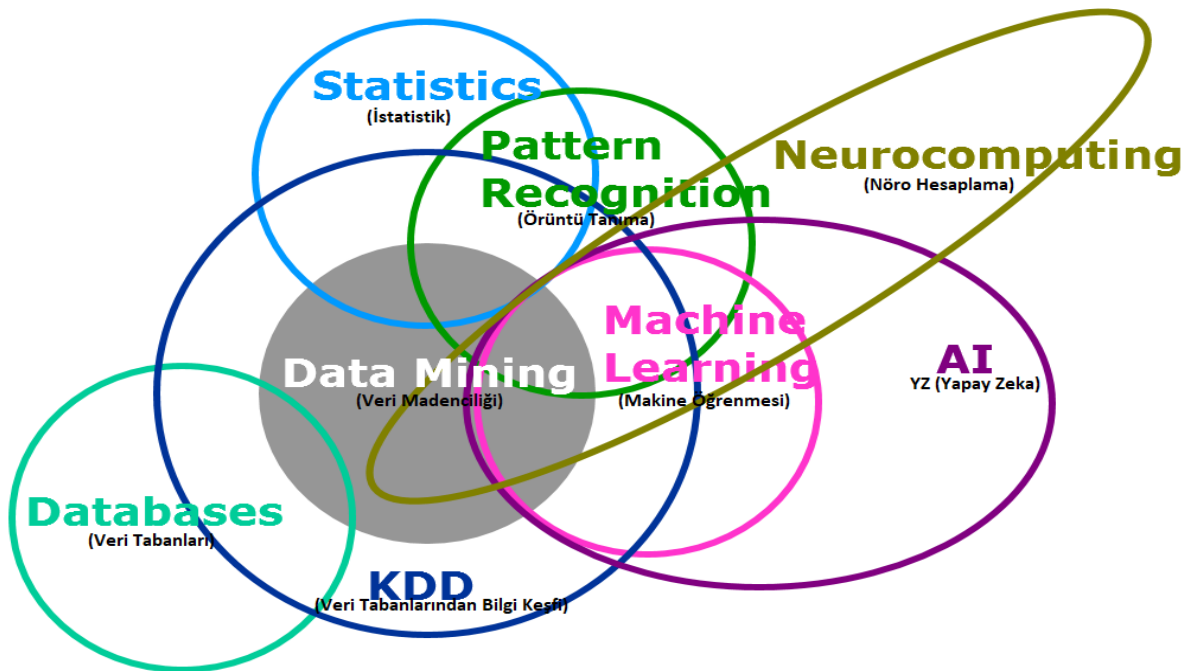
Bu bölümde veri madenciliği ile ilgili tanımlar incelenmiştir. Veri madenciliğinin günümüzde her türlü veri kaynağından, özellikle çok büyük boyutlarda veri üzerinde bilgisayar programları aracılığıyla potansiyel bağlantıları, örüntüleri ortaya çıkarmak ve yararlı bilgi elde etmek için yapılan tüm çalışmaları, kullanılan teknikleri kapsayan bir iş, araç, süreç olarak ifade edildiği görülmektedir. Yapılan tanımlarda veri madenciliğinin başka disiplinlerle bağlantılı olduğu görülmektedir. Veri madenciliği ile diğer disiplinler arasındaki ilişkiler aşağıdaki başlıkta sunulmuştur.

2.4. Veri Madenciliğinin Diğer Disiplinlerle İlişkisi

Veri madenciliğinde kullanılan tekniklerin çoğu istatistiksel çerçeveye yerleştirilebilir. Ancak veri madenciliği teknikleri geleneksel istatistiksel tekniklerle aynı değildir. Geleneksel istatistiksel yöntemler genel olarak bir modelin doğruluğunu onaylamak için çok fazla kullanıcı etkileşimi gerektirir. İstatistiksel yöntemlerin otomatikleştirilmesi zor olabilir ve istatistiksel yöntemler tipik olarak çok büyük veri kümelerine iyi ölçeklenmemektedir. İstatistiksel yöntemler hipotezlerin test edilmesine veya daha büyük bir popülasyonun daha küçük temsili

örneklerine dayalı korelasyonların bulunmasına dayanırken, veri madenciliği yöntemleri büyük veri kümeleri için uygundur. Veri madenciliği teknikleri daha kolay bir şekilde otomatikleştirilebilir. İyi modellerin oluşturulabilmesi için veri madenciliği tekniklerinin büyük veri kümelerine uygulanması gerekir (Oracle, 2019).

Veri madenciliği veri tabanları, makine öğrenmesi, örüntü tanıma, istatistik, yapay zekâ ve bulanık mantık, uzman sistemler için bilgi edinimi, veri görselleştirme, örüntü keşfi gibi alanlarda yapılan araştırmaların kesişmesinde evrimleşerek gelişmeye devam etmektedir (Langley ve Simon, 1995). Veri madenciliğinin diğer disiplinlerle ilişkisi Şekil 2.2’de gösterilmiştir.



Kaynak : (PWC, 2019): PWC. (2019). PWC. 07 21, 2019 tarihinde http://usblogs.pwc.com/emerging-technology/a-look-at-machine-learning-infographic/?source=post_page adresinden alınmıştır.

Şekil 2.2. Veri Madenciliğinin Diğer Disiplinlerle İlişki Şeması

Veri madenciliğinin diğer disiplinlerle ilişki şemasında (Şekil 2.2) görüldüğü üzere veri madenciliği veri tabanlarından bilgi keşfetme sürecinin merkezinde yer almaktadır. Veri madenciliği veri tabanları, istatistik, örüntü tanıma, nöro hesaplama, makine öğrenmesi ve yapay zekâ gibi alanlarla kesişmektedir (PWC, 2019). Veri madenciliği iç içe geçmiş üç bilimsel disiplinden oluşur: İstatistik (veri ilişkilerinin sayısal çalışması), yapay zekâ (yazılım ve / veya makineler tarafından görüntülenen insan benzeri zekâ) ve makine öğrenmesi (veriden tahmin yapmayı öğrenebilecek algoritmalar). Veri madenciliği teknolojisi büyük veriye uygun fiyatlı uygulama avantajı ile sürekli gelişmektedir (SAS, 2019a). Son 20 yıldır Amerika Birleşik Devletleri’nde çeşitli veri madenciliği algoritmalarının gizli dinlemeden, vergi

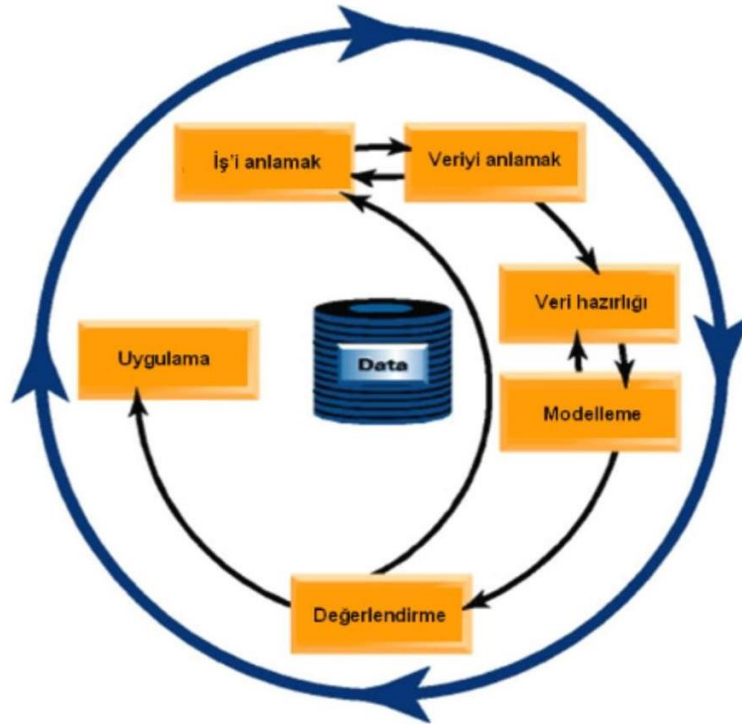
kaçakçılıklarının ortaya çıkartılmasına kadar çeşitli uygulamalarda kullanıldığı bilinmektedir. Kaynaklar incelendiğinde veri madenciliğinin en çok tıp, biyoloji ve genetik alanlarında kullanıldığı görülmektedir (Savaş, Topaloğlu ve Yılmaz, 2011)

Veri madenciliği çalışmalarının yapılabilmesi için izlenmesi gereken özel standart süreçler bulunmaktadır. Veri madenciliği çalışmalarının amacına ulaşabilmesi veri madenciliği süreçlerin takip edilmesi gerekmektedir.

2.5. Veri Madenciliği Süreci

Veri madenciliği süreci ile ilgili 3 yaklaşım ön plana çıkmaktadır. Bunlardan birincisi Veri Tabanlarından Bilgi Keşfi Süreci olarak adlandırılan KDD sürecidir (Fayyad vd., 1996) . Veri madenciliği süreçlerinden ikincisi SAS tarafından geliştirilen SEMMA sürecidir (Bulkley, Gayle, Hicks ve Stephens, 1999). Üçüncü yaklaşım ise bu araştırmada takip edilen, Endüstriden Bağımsız Standart Veri Madenciliği CRISP-DM sürecidir (SVE, 2019).

CRISP-DM süreci, iş süreçlerini anlamak, veriyi anlama, veriyi hazırlama, modelleme, değerlendirme ve yayılım olmak üzere Şekil 2.5'te gösterildiği gibi 6 aşamadan oluşmaktadır (SVE, 2019).



Kaynak: <https://docplayer.biz.tr/docs-images/93/112893554/images/26-0.jpg> alındı.

Şekil 2.3. CRISP-DM Süreci

CRISP-DM süreci (Şekil 2.5) aşamaları aşağıdaki gibi açıklanabilir.

1. **İş Anlamak:** İşin amaçlarını belirleme, mevcut durumu değerlendirme, veri madenciliği hedeflerini belirleme ve proje planı geliştirme çalışmalarını kapsamaktadır (Olson ve Delen, 2008).
2. **Veriyi Anlamak:** İkinci adım verinin kalite ve yeterliliğiyle ilgilenme aşamasıdır. Hedef, çalışmada kullanılacak veriye açıklık kazandırmaktır. Veriyi anlamak ile işi anlamak iç içe geçmiş alt süreçlerdir. İş anladıkça, farklı veriye bakmak veya verinin gösterdiklerini anlamak, veriye baktıkça iş ile ilgili farklı bakış açıları kazanmak mümkündür. Bu döngü kendi içinde devam ettikçe çalışmada kullanılacak veri netlik kazanır. Veriyi anlamanın alt süreçleri: **Başlangıç Verisini Toplamak:** Proje kaynaklarında tanımlanmış olan başlangıç verisinin toplanması aşamasıdır. **Veriyi Tanımlamak:** Toplanan verinin tanımlanması ve ihtiyaçları karşılama yeterliliğinin değerlendirilmesi aşamasıdır. **Veriyi Keşfetmek:** Başlangıç aşamasında toplanan veri ile başlangıç hipotezlerinin oluşturulması limitli bir şekilde veriden çıkarımlar yapılması aşamasıdır. Bu aşamada sonuca yönelik bilgilerin elde edilmesinden daha çok çalışmanın gerçekleştirilebilmesi için veri anlamında eksikliklerin tespit edilmesi amaçlanır. **Verinin Kalitesini Belirlemek:** Veri tam mı, doğru mu, hatalar içeriyor mu, hatalar içeriyorsa ne tür hatalar içeriyor, veride eksik bölümler var mı şeklindeki sorular ile verinin kalitesinin tespit edilmesi aşamasıdır (SVE, 2019).
3. **Veri Hazırlığı:** Veri keşfi, veri seçme, veri temizleme, veri dönüştürme, veri yapılandırma ve veri bütünleştirme aşamalarından oluşur. Ulaşılabilir tanımlanmış veri kaynaklarından projede ihtiyaç duyulan veri setleri seçilir, bunlar içinden ihtiyaç duyulmayan veri temizlenir. Veri ihtiyaç ve isteklere göre yapılandırılarak biçimlendirilir. Veri temizleme ve veri dönüştürme işlemleri bu aşamada ortaya çıkar ve veri keşfi bu aşamada derinlemesine uygulanır (Olson ve Delen, 2008).
4. **Modelleme:** Veri madenciliği uzmanları, veri madenciliği için geliştirilmiş farklı matematiksel modelleri uygulamalıdır, çünkü aynı sorunu çözmeyi amaçlayan birden fazla yöntem olabilir. Veri madenciliği uzmanlarının, her modeli değerlendirmesi gerekir. (Akküçük, 2011). Modelleme süreci, modelin seçilmesi, test tasarımının hazırlanması, modelin kurulması ve modelin değerlendirilmesi aşamalarından oluşur (SVE, 2019). Modelleme aşamasında, veri hazırlama aşamasında çalışmış alan uzmanları ile iletişim kurmak gerekir. Modelleme aşaması ve değerlendirme aşaması bütündür. Bu adımlar ihtiyaca göre tekrarlanabilir. En iyi değerler elde edilene kadar birkaç kez modeldeki matematiksel parametreleri değiştirmek gerekebilir. Son

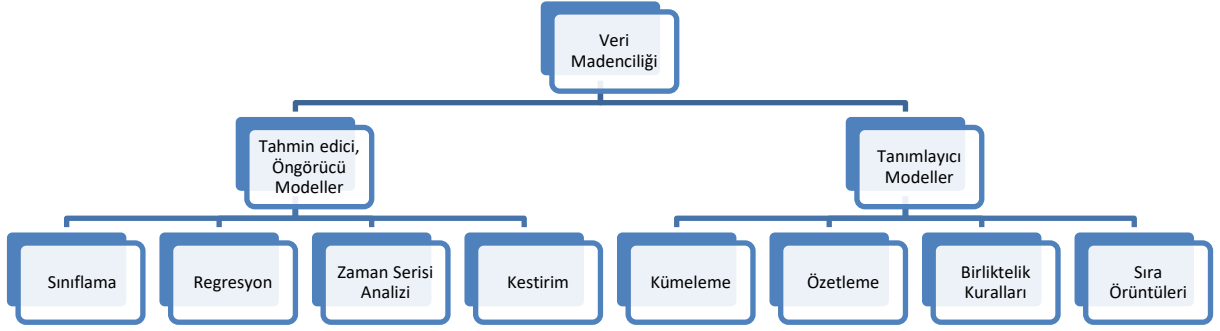
modelleme aşaması tamamlandığında, yüksek kaliteli bir model oluşturulur (Akküçük, 2011).

5. Değerlendirme: Model sonuçları ilk aşamada (iş anlaşma) belirlenen iş hedefleri bağlamında değerlendirilmelidir. Bu yüzden sıklıkla CRISP-DM iş döngüsünün önceki aşamalarına dönerek diğer ihtiyaçların tanımlanması gerekebilir. İş anlaşmak örgütsel operasyonlar için daha derin bir anlayış sağlayan yeni ilişkileri görselleştirme, istatistiksel ve yapay zekâ araçlarıyla kullanıcıya gösteren veri madenciliğinde tekrarlayan bir prosedürdür (Olson ve Delen, 2008). Değerlendirme süreci, sonuçları değerlendirme, süreci değerlendirme ve sonraki adımları planlama aşamalarından oluşur (Argüden ve Erşahin, 2008).
6. Uygulama: Veri madenciliği uzmanları, sonuçları diğer uygulamalara aktarırlar. Bu uygulamalar şirket çalışanları tarafından kolayca kullanılabilen veri tabanları ya da elektronik çizelge uygulamaları olabilir (Akküçük, 2011). Uygulama (yayma) süreci yayma planı oluşturma, takip ve bakımı planlamak, final raporu hazırlama ve projeyi değerlendirme süreçlerinden oluşur (Argüden ve Erşahin, 2008).

Yöntem bölümünde ayrıntılı olarak açıklanacak olmasına rağmen bu araştırmada CRISP-DM iş döngüsünün kullanıldığını belirtmek yararlı olacaktır.

2.6. Veri Madenciliğinde Kullanılan Modeller

Bir veri madenciliği çalışmasında modellerin oluşturulmasında dikkat edilecek en önemli yönlendirmeler şunlardır: Özellik çıkarma, özetleme, istatistiksel modelleme, makine öğrenmesi, hesaplamalı yaklaşımlarla modelleme (Leskovec, Rajaraman ve Ullman, 2011). Modeller oluşturulurken yukarıdaki yönlendirmelerin takip edilmesi yararlı olacaktır. Veri madenciliğinde kullanılan modeller tahmin edici ve tanımlayıcı olmak üzere iki gruba ayrılmaktadır. Tahmin edici modellerde farklı veriden algoritmalar yardımıyla elde edilen örüntüler ve bağlantılar yeni verinin sınıflandırılmasında kullanılır. Tanımlayıcı modeller ise verinin özelliklerini keşfetmek için kullanılır (Dunham, 2003). Veri madenciliğinde kullanılan modeller Şekil 2.6 'da gösterilmiştir.



Kaynak: Dunham, M. H. (2003). *Data mining introductory and advanced topics*. New Jersey: Prentice Hall, s.5

Şekil 2.4. Veri Madenciliği Modelleri

Veri madenciliği modellerinden (Şekil 2.6) Tahmin edici modeller içinde sınıflama, regresyon, zaman serisi ve kestirim yer almaktadır. Tanımlayıcı modellerde ise kümeleme, özetleme, birliktelik kuralları ve sıra örüntüleri yer almaktadır. Bu modeller aşağıda açıklanmıştır.

2.6.1. Tahmin Edici Modeller

Tahmin edici modeller, sonuçları bilinen veriyi kullanarak ilgili unsurlar için bir tahmin modeli oluşturur. Elde edilen bu model, sonuçları bilinmeyen unsurların tahmin edilmesinde kullanılır. (Aydın, 2007). Tahmin edici modeller sınıflama, regresyon, zaman serisi analizi ve kestirim olmak üzere dört grup halinde incelenebilir.

1. Sınıflama: Bağımsız değişkenlerin değerlerinden bağımlı değişkenin değerini tahmin etme işlemidir (Zaki ve Wagner, 2014). Örnek : Genç kadınlar küçük araba satın alır, yaşlı, zengin erkekler büyük, lüks araba satın alır (Argüden ve Erşahin, 2008). Sınıflandırma algoritmaları, veri üzerinde eğitilmiş sınıflara ait olan verinin karakteristiklerine bakarak o sınıfları tanımlarlar. Sınıflandırma tekniği tarafından ihtiyaç duyulan parametreleri geliştirmek için genellikle örnek girdi verisini ve sınıf etiketlerini içeren eğitim seti kullanılır (Dunham, 2013).

2. Regresyon: Regresyon bir veri ögesini, gerçek değerli tahmin değişkenine eşlemek için kullanılır. Bu fonksiyonun öğrenilmesini kapsar. Temel varsayım hedef verinin bilinen bir fonksiyon tipine (lineer, lojistik) uymasındır. Regresyon tekniğinde daha sonra verilen veriyi en iyi modelleyen fonksiyon bulunmaya çalışılır. Gerçek sonuçlar ile tahminler arasındaki farkı tespit eden hata analizi hangi fonksiyonun en iyi olduğuna karar vermede kullanılır (Dunham, 2013). Örneğin; bir inşaat firması konut satışlarının, faaliyet gösterdiği bölgede elde edilen toplam gelir ile ilişkili olduğunu düşünüyorsa, sadece bölgesel gelire dayalı bir model oluşturarak, bölgesel gelirdeki değişime göre satacağı ev sayısını tahmin etme yoluna gidebilir.

Ancak gerçek hayatta çözülecek problemlerin hemen hepsinde doğru tahmine ulaşmak için birden fazla girdiden faydalanmak gereklidir (Argüden ve Erşahin, 2008).

3. Zaman Serisi Analizleri: Zaman serisi analizinde bir özelliğin zaman bağılı olarak aldığı değerler incelenir. Değerler genellikle saatlik, günlük, haftalık gibi eşit zaman aralıklarında ölçülür. Zaman serisi analizinin 3 tip işlevi vardır. Birinci işlevi farklı zaman serileri arasındaki benzerliği bulmak için kullanılabilir. İkinci işlevi zaman serisi çizelgesinin davranışına karar vermek için incelenebilir. Üçüncü işlevi ise tarihsel zaman serisi çizelgesi gelecek zaman değerlerini tahmin etmek için kullanılabilir (Dunham, 2013). Tahmin modellerinin oluşturulmasında geçmiş veriden yararlanılması nedeniyle bu modeller denetimli öğrenme modeli olarak nitelendirilirler (Aydın, 2007). Zaman serisi analizlerinin kullanıldığı en yaygın alan borsa işlemleridir, borsada bir hisse senedinin değerinin günlük, aylık ve yıllık değişimlerinin incelenmesi örnek olarak verilebilir. Örneğin yıllara göre reklam harcamaları ve yine yıllara göre bir firmanın ürettiği veya sattığı mallara olan talep değerleri birer zaman serisi örneğidir (Özcan, 2014).

4. Kestirim: Kestirim bir tür sınıflandırma olarak düşünülebilir. Kestirim sınıflandırmadan farklı olarak verinin şu anki durumu yerine gelecekteki durumuyla ilgilidir. Kestirim uygulamaları, konuşma tanıma, makine öğrenmesi, desen tanıma tekniklerini içermektedir. Gelecek zaman değerleri regresyon teknikleri ve zaman serisi analizi ile tahmin edilebilir olmakla birlikte, bu yaklaşım da kullanılabilir (Dunham, 2013).

Bu araştırmada, öğrencilerin gelecekteki mezuniyet notları ve başarısızlık durumları kestirilmeye çalışıldığı için tahmin edici modeller kullanılmıştır. Mezuniyet notlarını kestirmek için çoklu doğrusal regresyon ve yapay sinir ağları kullanılırken, öğrencilerin başarısızlık durumlarını kestirmek için ise lojistik regresyon ve karar ağaçları kullanılmıştır.

2.6.2. Tanımlayıcı Modeller

Tanımlayıcı modellerin amacı, belirli bir hedefi tahmin etmek değildir. Amaç veri setinde yer alan veri arasındaki ilişkileri, bağlantıları ve davranışları bulmaktır. Var olan veriyi yorumlayarak davranış biçimleri ile ilgili tespitler yapmayı ve bu davranış biçimini gösteren alt veri setlerinin özelliklerini tanımlamayı hedefler. Veri setini tanımlamak yeni bir verinin yapıya dahil edilmesi için yapılması gerekenler konusunda karar almaya destek olur (Argüden ve Erşahin, 2008). Tanımlayıcı modeller kümeleme, özetleme, birliktelik analizi ve sıra örüntüleri olmak üzere dört grup halinde incelenebilir.

1. Kümeleme: Verinin kendi aralarındaki benzerliklerin göz önüne alınarak gruplandırılması işlemidir ve kümeleme yöntemlerinin çoğu veri arasındaki uzaklıkları

kullanır. Hiyerarşik Kümeleme yöntemleri en yakın komşu algoritması ve en uzak komşu algoritmasıdır. Hiyerarşik olmayan kümeleme yöntemleri arasında k-ortalamlar yöntemi sayılabilir (Coşlu, 2013). Örneğin müşteri verisi ile yapılacak bir analizde kümeleme yöntemi kullanıldığında tüm müşteriler kendileri ile ortak özellikleri gösteren müşterilerle aynı kümeye toplanır. Kendi içinde çok çeşitli açılardan benzer özellikler, benzer tutum ve davranışlar gösteren bu grupların pazarlama faaliyetlerinde de benzer harcama eğilimleri göstereceği düşünülür (Özcan, 2014).

2. Özetleme: Veriyi ilgili basit açıklamalarla alt kümelere eşlemektedir. Özetleme, genelleme veya nitelendirme olarak da isimlendirilmektedir ve veri tabanı hakkındaki özet bilgiyi ortaya çıkarmak için kullanılır. Bu işlem verinin çeşitli parçalarına ulaşılarak yapılabilir. Alternatif olarak veriden özet tipli bir bilgi (örneğin numerik değerler için ortalama) çıkarılabilir. Özetleme veri tabanı içeriğini kısa olarak nitelendirir (Çüllüoğlu Gülen).

3. Birliktelik Analizi: Büyük veri kümeleri arasında birliktelik ilişkilerinin bulunması esasına dayanır. İncelenen veriyle aynı anda ikinci ya da üçüncü verinin birlikte bulunma durumlarının incelenmesi ve orantılanması yapılarak kurulan modelleme tekniğidir. Birliktelik kuralları literatür market sepeti analizi (market basket analysis) olarak da geçer. Örneğin; bir A ürününü satın alan müşteriler aynı zamanda B ürününü de satın alıyorsa, bu durum Birliktelik Kuralı ile gösterilir. Market sepet analizi denmesinin nedeni; bu tip birlikteliklerin modellenerek müşterilerin hangi ürünleri bir arada aldıkları bilgisinin ortaya çıkması ve market yöneticilerinin de bu bilgi ışığında daha etki satış stratejileri geliştirebilmesidir. Bağlantı Analizi aynı zamanda kişi davranışlarından hareketle sahtekârlık tespitinde, hangi davranışın hangi eylem ile yapıldığında olağan dışı değerlendirilmesi gerektiğine öngörü sağlamaya da yardımcı olur (Özcan, 2014).

4. Sıra örüntüleri: Sıra örüntülerinde olayların zaman sıralarıyla ilgilenilir. Olayların birbiriyle ilişkisi birliktelik kurallarına benzer bir yapıdadır. Fakat burada verideki ilişki zamana bağlıdır. Birliktelik analizinde olayların aynı anda alınmasına karşın sıra örüntüleri analizinde belirli bir zaman periyodunda olayların ilişkileriyle ilgilenilir. Telekomünikasyon ağları, bilgisayar ağları gibi fiziksel izleme sistemlerinden veya bilimsel deneylerden toplanan olay-tabanlı veride sistemin doğası gereği olaylar arasında sıralı bir ilişki mevcuttur. Bu tür zamana dayalı olayların sıra örüntülerinin keşfedilmesinde tanımlayıcı model olan sıra örüntüleri analizleri kullanılır (Aydın, 2007). Bir beyaz eşya perakendecisinin veri tabanından buzdolabı alındıktan sonra takip eden alışverişte bulaşık makinesin alındığının belirlenmesi, doğal afetler veri tabanından 6 büyüklüğünde bir deprem olduktan 3 gün sonra Klimanjaro dağının püskürmesi sıra örüntülerine örnek olarak verilebilir (Argüden ve Erşahin, 2008).

2.7. Veri Madenciliğinin Kullanım Alanları

Veri madenciliğinin başlıca kullanım alanları bilim, mühendislik, bankacılık finans, müşteri ilişkileri yönetimi, güvenlik, istihbarat, sağlık, biyomedikal ve eğitim olarak sıralanabilir. Eğitim alanında veri madenciliği kullanımı ayrı bir başlık olarak ele alınmıştır.

Bilim ve Mühendislik: Günümüzde laboratuvar veya bilgisayar ortamında sistemlerin benzetimi ve analizi sürecinde yüksek miktarda bilimsel veri üretilmektedir. Elde edilen bu verinin anlamlandırılması için veri madenciliği çok uygun bir platform sağlar (Akgöbek ve Çakır, 2009). CERN gibi merkezlerde ve çok büyük miktarda verinin ortaya çıktığı deneylerde veri madenciliği teknikleri kullanılmaktadır (CERN, 2019).

Bankacılık ve Finans: Bu sektörde veri madenciliği kullanılarak müşteri profili belirlenir, güvenilirlik ve risk değerlendirmesi çalışmaları yapılır. Bankalar veri madenciliği tekniklerini kredi kartı satışlarında müşterilerin davranış ve güvenilirliklerini ölçmek ya da belirli bir müşterinin ödemelerini aksatma ihtimalini öngörmek amacıyla da kullanabilir (Özcan, 2014). En iyi müşterilerin belirlenmesi, kredi kartı harcamalarına göre müşteri gruplarının belirlenmesi, kredi kartını değiştirmesi muhtemel müşterilerin belirlenmesi, farklı finansal göstergeler arasındaki gizli korelasyonun bulunması, benzer davranışlar gösteren müşterilerin sınıflandırılması, müşteri kredi taleplerinin değerlendirilmesi, döviz fiyatlarındaki değişikliklerin önceden tahmin edilmesi, vergi dolandırıcılığı vakalarının tespit edilmesi gibi olaylarda kullanılmaktadır (Aydın, 2007).

Müşteri İlişkileri Yönetimi: Bütün müşterilerin e-posta, işlem, çağrı merkezi ve anket gibi erişim noktalarından elde edilen metin bilgilerinden nitelikli bilgi çıkarılır. Bu nitelikli bilgi müşterinin terk etme ve çapraz satışlarını tahmin etmek üzere kullanılır (Özcan, 2014).

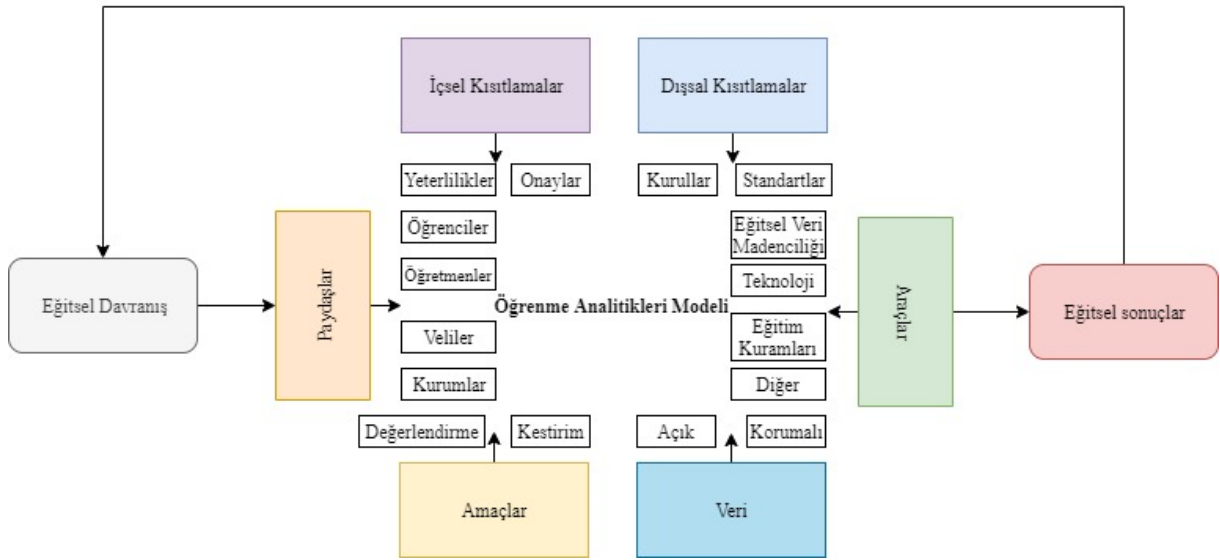
Güvenlik/istihbarat: Sosyal güvenlik alanlarında suç olay analizleri, terör faaliyetleri analizi, organizasyonlar ve bireyler arasındaki kalıplar ve bağlantılar, terörist atak tehlikeleri, kriminal davranışları tahmin etmek ve engelleyebilmek için büyük çaptaki metin, konuşma, sosyal içerikli veri içerisinde örüntüler aranır (Özcan, 2014; Aydın, 2007). Özellikle sağlık sigortası sektöründe yapılan analizlerde, bankacılık sistemindeki dolandırıcılık tespitinde kullanılmaktadır (Özcan, 2014)

Sağlık ve Biyomedikal Alanında Kullanımı: Sağlık ve tıp alanı veri madenciliğinin en yaygın kullanıldığı alanlardan biridir. Özellikle tarama testlerinden elde edilen veriyi kullanarak çeşitli kanserlerin ön tanısı, kalp verisi kullanarak kalp krizi riskinin tespiti, acil servislerde hasta belirtilerine göre risk ve önceliklerin tespiti gibi çok geniş bir uygulama sahası söz konusudur (Dalkılıç ve Türkmen, 2002).

Veri madenciliğinin kullanım alanlarından birisi de eğitimidir. Eğitimde veri madenciliği kullanımı eğitsel veri madenciliği olarak ifade edilmektedir. Eğitsel veri madenciliğini öğrenme analitiği kavramı ile ele almak yararlı olacaktır.

2.8. Öğrenme Analitikleri ve Eğitsel Veri Madenciliği

Öğrenme analitikleri kavramı ilk kez Siemens (2010) tarafından öğrenme üzerinde kestirim yapabilmek ve öneri sunabilmek için akıllı veri, öğrenenin ürettiği veri, bilgi ve sosyal bağlantıları keşfetmek için analizlerin kullanılması olarak tanımlanmıştır. Greller ve Drachsler (2012) öğrenme analitiklerini Şekil 2.5'teki gibi göstermiştir.



Kaynak: Greller, W., Drachsler, H., 2012. Translating Learning into Numbers: A Generic Framework for Learning Analytics. Educational Technology & Society 15, 42–57 uyarlanmıştır.

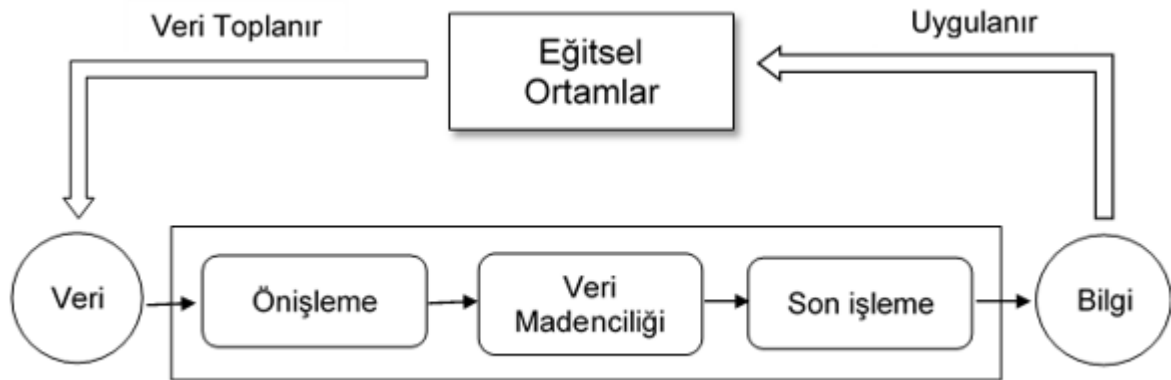
Şekil 2.5. Greller ve Drachsler'in Öğrenme Analitikleri Modeli

Greller ve Drachsler (2012) tarafından oluşturulan öğrenme analitikleri: Amaçlar (değerlendirme, kestirim), veri (açık, korumalı), paydaşlar (öğrenciler, öğretmenler, veliler, kurumlar), içsel kısıtlamalar (yeterlilikler, onaylar), dışsal kısıtlamalar (kurullar, standartlar), araçlar (eğitsel veri madenciliği, teknoloji, eğitim kuramları, diğer) şeklinde açıklanmıştır. Öğrenme analitikleri ile elde edilen analizin eğitsel sonucu, eğitsel davranışlara yön vermek için kullanılır. Öğrenme analitiği öğrenme sürecini ve öğrenmenin gerçekleştiği ortamları anlamak ve optimize etmek amacıyla öğrenenler hakkında verilerin toplanması, ölçümü, analizi ve raporlanmasıdır (Bahçeci, 2015). Öğrenme analitiği, öğrenciler tarafından üretilen ve onlar adına toplanan verilerin büyük kısmının öğrencilerin akademik ilerlemelerini, gelecekteki performanslarını ve potansiyel sorunlarını zamanında kestirmek için yorumlama olarak tanımlanmaktadır (Johnson vd., 2013). Öğrenme analitiği ile amaçlar doğrultusunda öğrencilere

ait veri iç ve dış imkânlar ve kısıtlamalar çerçevesinde analiz edilir ve eğitsel teorilerle desteklenir. Öğrenme analitiklerinde eğitsel teoriler, algoritmalar, teknoloji gibi çeşitli araçlar yer almaktadır. Eğitimdeki verileri bilgiye çevirmede kullanılan algoritmalar ve teknolojiler genel olarak eğitsel veri madenciliği çatısı altında yer almaktadır. Eğitsel veri madenciliği eğitim yöneticilerine eğitim kuruluşlarının etkililiğini ve verimliliğini artırmak için ihtiyaç duydukları veri tabanlı bilgileri sağlamak için kullanılabilir (Özbay, 2015a).

Türkiye’de YÖK Tez Kurulu web sayfasından yapılan taramada veri madenciliği ile ilgili eğitim alanında yapılan çalışmaların eğitsel veri madenciliği, eğitimsel veri madenciliği ve eğitimde veri madenciliği adları ile kullanıldığı görülmektedir. Eğitsel veri madenciliği, eğitim ortamlarından özgün, büyük ölçekli veriyi keşfetmek için yöntemler geliştiren ve bu yöntemleri öğrencileri ve öğrenme ortamlarını daha iyi anlamak için kullanan, yeni bir disiplindir (IEDMS, 2019).

Eğitsel veri madenciliği süreci, eğitsel ortamlardan toplanan verinin ön işleme, veri madenciliği ve son işleme aşamalarından geçirilerek bilgiye dönüştürüldüğü ve elde edilen bilgilerin eğitsel ortamlarda uygulamaya konduğu döngüsel bir süreçtir (García vd., 2011). Eğitsel veri madenciliği süreci Şekil 2.6’da sunulmuştur.



Kaynak: García, E., Romero, C., Ventura, S., & De Castro, C. (2011). A collaborative educational association rule mining tool. The Internet and Higher Education, 14(2), 77-88. s.78

Şekil 2.6. Eğitsel Veri Madenciliği Süreci

Günümüzde eğitimin her kademesinde uygulamaların önemli bir parçası olan öğrencilerin kişisel bilgileri, notları, başarılı ve başarısız olduğu dersler gibi birçok bilgi geniş veri tabanlarında depolanmaktadır. Anlamli ilişkilerin araştırılabileceği ve önemli bilgilerin elde edilebileceği bu veri yığımları eğitimde karşılaşılan problemlerin çözümlenmesinde ve eğitimin kalitesinin arttırılmasında kullanılabilir (Özbay, 2015a).

Öğrenci başarısını, öğrencinin başka bir eğitim kurumuna geçme olasılığını kestirme, zeki ölçme ve değerlendirme sistemleri için bilgi üretme, benzer özellik gösteren öğrencileri

gruplama amacıyla öğrenme ortamlarının iyileştirilmesine yönelik gerekli araştırmaların yapılmasını sağlama amacıyla eğitsel veri madenciliği kullanılabilir (Aydın, 2007).

Eğitsel veri madenciliği ile öğrenci akademik performansına yönelik tahmin modelleri oluşturulabilir ve bu tahmin modelleri öğrenciye rehberlik yapmak için kullanılabilir (Bienkowski, Feng ve Means, 2012). Eğitsel veri madenciliği ile geliştirilen modeller sayesinde geleneksel yöntemlerle çok fazla zaman ve emek gerektiren eğitsel işlerin kısa zamanda ve otomatik olarak yapılması sağlanabilir (Lopez, Luna, Romero ve Ventura, 2012). Eğitsel veri madenciliği ve öğrenme analitiği gibi yeni yaklaşımlarla öğrenciye ilişkin verinin analiz edilmesi sayesinde öğrenci profilleri (öğrenme stillerinin, davranışlarının ve akademik başarı durumlarının) modellenabilir. Benzer öğrenci profilleri kümelenecek öğrencilerin öğrenme stillerine uygun eğitim ortamları ve öğretim programları sunulabilir (Bienkowski, Feng ve Means, 2012). Geleneksel eğitimde ve uzaktan eğitimde veri madenciliği çalışmaları, eğitimde veri madenciliği alanında yapılan çalışmaları inceleme ve tanıma, öğrencilerin akademik başarı ve başarısızlıkları ile bunları etkileyen faktörlerin belirlenmesi, öğrenci özelliklerini belirleme ve bunlara göre öğrencilerin üzerine yoğunlaşmış durumdadır (Özbay, 2015a). Öğrenci işlerinde veri analiz edilerek öğrencilerin başarı ve başarısızlık nedenleri, başarının artırılması için hangi konulara ağırlık verilmesi gerektiği, üniversite giriş puanları ile okul başarısı arasında bir ilişkinin var olup olmadığı gibi soruların cevabı bulunarak eğitim kalitesi ve performansı artırılabilir (Akgöbek ve Çakır, 2009).

Yönetim sürecinin en önemli aşaması olan karar verme süreci bir bakıma bilgiyi işlemektir. Yönetici kendisine gelen bilgi ve veriyi analiz edecek, değerlendirecek ve bunun sonucunda bazı sorunları görerek sorunu tanımlayacak ve bir amaç belirleyecektir. Bunu yapabilmesi için gerekli bilgiye ulaşması gerekmektedir. Yöneticinin kendisine gereken bilgiyi bilgi yönetim sistemlerinden yararlanarak elde edebilir. Karar verme süreci bir yönüyle yönetim bilgi sistemine bağlıdır (Koçel, 1993). Veriye dayalı karar verme, eğitimde büyük veri, öğrenme analitiği ve eğitsel veri madenciliğinin eğitim yönetiminde uygulanmasına yönelik olarak MEB, 2023 Eğitim Vizyon Belgesi yayımlamıştır.

MEB 2023 Eğitim Vizyon Belgesinde (MEB, 2018) Öğrenme Analitiği Araçlarıyla Veriye Dayalı Yönetim bölümünde Bakanlığın tüm kararlarının veriye dayalı hale gelmesi ve okul bazında veriye dayalı yönetime geçilmesi hedeflerini ortaya koymuştur. MEB veriye dayalı karar almanın eğitimin baştan sona sağlıklı bir şekilde yönetilebilmesi amacıyla hem geçmiş kararlara yönelik objektif değerlendirmeler hem de geleceğe yönelik gerçekçi planlar yapılmasını sağlayacağını belirtmektedir. MEB bunun için çeşitli ve büyük miktarda verinin işlenerek birbirleriyle ilişkilendirilmesi, sürekli değişen koşullara göre yapılandırılması ve

sebepler sonuç ilişkisi açısından anlamlandırılması gerektiği belirtilmiştir. Bu amaçla, öncelikle Bakanlığın kullandığı farklı bilgi sistemlerinde sürekli biriken ancak işlenemeyen verilerin ilişkilendirilmesi ve sonrasında verinin işlenmesi sağlanacaktır. Bakanlığın MEBBİS, e-Okul, EBA, MEIS, DYS, e-Rehberlik, e-Yaygın, Açık Öğretim sistemleri, e-Personel, e-Kayıt, Kitap Seçim, Norm İşlemleri, Bedensel Engelli Envanteri, e-mezun, Merkez Sınav Sonuçları gibi mevcut sistemlerinden gelen veriler kolay erişilebilir bir eğitsel veri ambarında bütünleştirilecektir. Ortaya çıkan büyük veri, kurulacak öğrenme analitiği platformunda analiz edilecektir. Bu çalışmalar aşağıdaki yönetsel hedefleri gerçekleştirmek ve Bakanlığı daha etkili, verimli hale getirmek amacıyla için yapılmaktadır. Okul performanslarından öğretmenlerin mesleki gelişim ihtiyaçlarının belirlenmesine, müfredatın etkinliğinin ölçülmesinden fiziki kapasite ve personel ihtiyaçlarının analizine ve hatta öğrencilerin bireysel performanslarına yönelik kararlar verilebilmesine kadar tüm süreçlerin değerlendirilmesi ve gerekli aksiyonların zamanında alınması. Öğrenme Analitiği Platformu'ndaki araçlarla; öğrenci gruplarının performansları ve okulların katma değerleri hakkında açıklayıcı, tahmine yönelik ve tavsiye niteliğinde analiz ve simülasyonlar yapmak alınacak kararların yol açabileceği risklerin anlaşılması sağlanacaktır. MEB veriye dayalı yönetim anlayışı çerçevesinde iyileştirilecek süreçler aracılığıyla öğretmen, okul yöneticisi ve eğitim yöneticilerimizin üzerindeki bürokratik iş yükünü azaltmayı hedeflemektedir.

Öğrenim ve öğretimi daha iyi anlamak, etkili geri bildirim sağlamak, performans hedeflemesine dayalı bir eğitim ve öğrenme sürecini hayata geçirmek için öğrenme analitiği araçlarının geliştirilmesi. Veriye dayalı okul yönetimi Bakanlığın ve okul yöneticilerinin ilçe, il, bölge ve ülke çapında okul gelişim planlarını izleyebileceği çevrim içi bir platform oluşturulması hedeflenmektedir. Eğitim kaynaklarının planlanmasında okulların kapasitelerinin belirlenmesi amacıyla "Coğrafi Bilgi Sistemi" kurulması ve "Veri Bilgilendirme Sistemi" üzerinden yeni bir platform geliştirilerek, bu platformda öğretmen veli-okul arasında etkileşim kurulmasına olanak verilecektir. Desteğe ihtiyaç duyan öğrenciler, veri analiziyle belirlenerek okul bazında gelişim planlarında gerekli eylemlere yer verilmesi sağlanacaktır (MEB, 2018).

Günümüzde birçok alanda yaygın bir şekilde kullanılan veri madenciliği, karar verme, strateji oluşturma gibi kritik konularda yöneticilere geniş bir bilgi kaynağı olarak destek sağlayabilir. Eğitsel veri madenciliği eğitim örgütlerinin etkililiğini ve verimliliğini artırmada yöneticilere ihtiyaç duydukları veriye dayalı bilgiyi sağlamak için kullanılabilirler. Bilgi keşfi süreci olarak ta adlandırılan bu süreçte hedef genelde büyük veride gizli olan ve kolayca görülemeyen bilgilerdir. Türkiye'de e-devlet uygulamaları ve bu kapsamda Milli Eğitim

Bakanlığı tarafından kullanılan bilişim sistemleri, e-okul, Eğitim Bilişim Ağı gibi uygulamalarda eğitim alanında öğretmen ve öğrencilere ait büyük ölçeklerde ve çeşitli veri depolanmaktadır, ancak bu verinin raporlamadan öte kullanılmadığı, bilgi elde etmede yeterince yararlanılmadığı söylenebilir.

Özellikle eğitim alanında öğrencilerle, öğretmenlerle, öğretim ortamlarıyla, ölçme ve değerlendirme sonuçlarıyla ilgili depolanan veri yığınları düşünüldüğünde bu veri içinde saklı bilgiler ve örüntüler keşfedilebilir. Elde edilen bilgiler eğitimin verimliliği ve kalitesinin artırılması için kullanılabilir.

2.9. Yurt İçinde Yapılan Araştırmalar

Yapılan araştırmalar incelenirken aynı amaca yönelik araştırmalar bir başlık altında gruplandırarak sistematik olarak ele alınmıştır.

Öğrenci Profilini Belirlemeye Yönelik Çalışmalar (Kümeleme, Regresyon)

Erdoğan (2004) tarafından Maltepe Üniversitesi öğrenci işlerinden elde edilen veri kullanılarak yapılan çalışmada öğrenciler kümelmiştir. 2003 yılında üniversiteye kayıt yaptıran 3876 öğrenci başarı notları, cinsiyet, lise türü ve yerleştiği fakülte türüne göre kümelmiştir. Kümelemede, öğrenciler ÖSS sınavında elde ettikleri yüzdelik dilimlere göre benzer gruplar içerisinde yer almıştır. En başarılı kümede Fen Edebiyat Fakültesindeki öğrenciler yer almaktayken (burslu öğrenciler), en başarısız kümede İBBF ve İletişim Fakültesinde öğrenim gören öğrenciler er almaktadır (en düşük ÖSS puanlı öğrenciler). Aksoy (2010) tarafından yapılan çalışmada öğrencilerin öğrenme stili, çoklu zekâ alanı, kişilik tipi, cinsiyet ve sınıf düzeyi değişkenleri kullanılarak veri madenciliği teknikleriyle (sınıflandırma) matematik alanında üstün yetenekli olup olmadıklarının belirlenmesi amaçlanmıştır. Araştırma İzmir ve Manisa illerindeki bilim sanat merkezlerinde eğitim gören matematik alanında üstün yetenekli ortaokul öğrencileri ile yapılmıştır. Matematik alanında üstün yetenekli öğrencilerin belirlenmesi için veri madenciliği yöntemlerinden karar ağaçları ve kümeleme kullanılmıştır. Aydın (2007) doktora tezi çalışmasında uzaktan eğitim sisteminin planlama faaliyetlerine katkı sağlayabilecek öğrenci performansını kestirmeye yönelik bir model geliştirilmiş ve mezun olan öğrencilerin profillerini belirlemeye yönelik kümeleme çalışması yapılmıştır. Yavuzalp (2012) tarafından yapılan çalışmada öğrencilere uygulanan öğrenme stilleri ve öğrenme stratejileri ölçeklerinden elde edilen sonuçlar değerlendirildiğinde, öğrencilerin e-öğrenme ortamlarını kullandıkları süre içerisinde öğrenme stillerinde ve stratejilerinde değişimler meydana geldiği saptanmıştır. Öğrencilerin web kullanım davranışlarından öğrenme stillerinin ve stratejilerinin

belirlenmesine yönelik çalışmalar yapılmıştır. Bu çalışmalarda veri madenciliği tekniklerinden sınıflandırma modellerinden yararlanılmıştır. E-öğrenme ortamında öğrencilerin kullanımına sunulan 10 öğrenme etkinliğinin ziyaret süreleri ve sayıları veri madenciliği modellerinin girişlerini oluşturmuştur. Saygılı (2013) tarafından yapılan çalışmada veri madenciliği teknikleri kullanılarak öğrenci profil analizi işlemleri gerçekleştirilmiştir. Mühendislik fakültesi öğrencilerinin demografik bilgileri, ÖSYS puanları ve yerleşme sıraları ile kazandıkları bölümdeki ağırlıklı başarı not ortalamaları sistemin giriş verisi olarak kullanılmıştır. Öğrencilerin gelmiş oldukları bölgelere ve okul türlerine göre de bir kümeleme işlemi gerçekleştirilmiştir. Bunun yanında öğrencilerin belli bir bölümüne anket yapılmıştır. Bu anketler sayesinde de öğrencilerin aile bilgilerinin başarısını nasıl etkilediği incelenmiştir. Hark (2013) tarafından yapılan çalışmada Fırat Üniversitesinde 2009-2010 yılında akıllı tahta kullanımının değerlendirilmesine ilişkin gerçekleştirilen araştırmada anket yoluyla toplanan veri üzerinde birliktelik kuralları kullanılarak, akıllı tahta kullanımına dair öğrenci tutumlarının incelenmesi amaçlanmıştır. Yapılan çalışmalar, Web 2.0 teknolojileri kullanan öğrencilerin akıllı tahtaya daha pozitif baktıkları ve aynı zamanda ilgi ve motivasyonlarının daha yüksek olduğu sonucu ile paralellik göstermektedir. Bu durum, sosyal hayatlarında teknoloji ile iç içe olan öğrencilerin öz yeterlilikleri ile akıllı tahtanın kullanılabilirlik ve yararlılık, öğrenmeye katkı ve ilgi-motivasyon bakımından olumlu tutumlarının daha yüksek düzeyde olduğunu ortaya koymuştur. Aydın (2015) uzaktan eğitim sistemi üzerindeki veri setinde 180.554 adet öğrencinin 129 adet dersine ilişkin 429.757 satır kayıttan oluşmaktadır. Öğrencinin başarı durumu ile ilgili olan 11 özellik, modellerin girdi değişkeni olarak belirlenmiştir. Bu değişkenler: Dersin adı, e-hizmet faydalanma süreleri, öğrencinin dersi kaçınıcı kez aldığı, değerlendirilen sınavlarının ortalaması, öğrenci yaşı, deneme sınavlarında doğru cevapladığı soru sayısı ve deneme sınavlarındaki başarı oranıdır. Bu değişkenler kullanılarak öğrencilerin derslerdeki başarı durumları değişik sınıflama algoritmalarıyla tahmin edilmiştir. Akça (2014) tarafından yapılan çalışmada, Gazi Üniversitesi öğrencilerine ilişkin bir profil ortaya çıkarmak amaçlanmıştır. Bu amaçla öğrencilerin fen fakültesini seçmesinde etkili değişkenler ile akademik başarı puanları arasındaki ilişki incelenmiştir. Araştırma sonucunda not ortalamasına etki eden en önemli değişkenin cinsiyet olduğu görülmüştür. Bölüm tercihinde etkili olan değişkenlerin ÖSYM puanı ve öğrencilerin mezun oldukları lise türü olduğu ortaya çıkmıştır. Alan (2014) tarafından yapılan çalışmada karar ağaçlarıyla Cumhuriyet Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi öğrencilerine ait veri seti kullanılarak veri madenciliği yapılmıştır. Çalışmada 4106 öğrencilere ait veriden yararlanarak, hem bu veri setini en başarılı sınıflandıran karar ağaçlarına ait algoritma, hem de bu algoritmanın üreteceği sınıflar tespit edilmeye

çalışılmıştır. Öğrenciler, cinsiyet, gelir, anne-baba çalışma durumu, kardeş sayısı, okuyan kardeş sayısı, öğrenim kredisi alma durumu, kayıt yılı, sınıf, burs durumuna göre karar ağaçları ile sınıflandırılmıştır. Bilen, Hotaman, Aşkın ve Büyüklü (2014) tarafından yapılan çalışmada İstanbul ilinde 2011 yılındaki LYS sınavına giren 42 farklı lise türü, başarı performanslarına göre kümelenecek ve kümelere ayrışmada hangi test türlerinin etkili olduğu belirlenmiştir. Fen Lisesi, Özel Fen Liseleri, Anadolu Liseleri ve Anadolu Öğretmen Liselerinin tüm test türleri için en yüksek başarı seviyesini gösteren kümede yer aldığı bulunmuştur. Ayrıca karar ağacı modellerinde okulların kümelere ayrışmasında (1) MF için Kimya testinin (2) TM için Matematik testinin (3) TS için Türk Dili ve Edebiyatı testinin birinci derece etkili olduğu belirlenmiştir. Çöllüoğlu Gülen (2014) tarafından yapılan Veri madenciliği Teknikleri ile Üstün Yetenekli Öğrencilerin İlgi Alanlarının Analizi adlı araştırma üstün yetenekli öğrencilerin ilgi alanlarını tahmin etmek ve birliktelik analizi ile bu öğrencilerin sıklıkla bir arada ilgi duydukları alanları belirlemek amacıyla yapılmıştır. Kılıç (2014) tarafından yapılan çalışmada üniversiteye hazırlanan değişik lise türlerinde öğrenim gören öğrencilerin sınav kaygı düzeyini etkileyen faktörler veri madenciliği teknikleriyle belirlenmiştir. Kullanılan veri hem genel hem de ayrı ayrı bazı kümeler halinde incelenerek üniversiteye hazırlanan öğrencilerin cinsiyet, okul türü ve bölgelerinin sınav kaygısını arttıran faktörler olarak görülmüştür. Ünlükahraman (2014) tarafından yapılan çalışmada kullanılan web tabanlı uzaktan eğitim sistemi uygulamasında elde edilen verinin analiz edilerek öğrenci ve sistem profilinin çıkarılmıştır. Çalışmada ayrıca web madenciliği destekli platform ile geleneksel eğitim ortamlarının akademik başarı açısından karşılaştırılması yapılmıştır. Kurt Pehlivanoglu ve Duru (2015) tarafından yapılan çalışmada Kocaeli ilinde yer alan Ulusal Egemenlik Ortaokulu öğrencilerine anket uygulanmış ve toplanan anketler veri madenciliği teknikleri kullanılarak analiz edilmiştir. Anket 28 sorudan oluşmuş ve öğrencilerin temel özellikleriyle (cinsiyet, uyku durumu, başarı durumu vb.) sosyal ağlar (Facebook, Instagram ve Twitter) üzerindeki faaliyet durumları (gün içinde ortalama internet kullanımı, hangi ağları kullandığı vb.) arasındaki ilişkiyi tespit etmeyi amaçlamıştır. Elde edilen veri Apriori algoritmasıyla öğrencilerin sosyal medyayı niçin kullandığı ve bu kullanımın öğrenciler üzerinde ne gibi etkiler yarattığına dair kurallar çıkarılmıştır. Özbay (2015a) tarafından yapılan çalışmanın örneklemini Başkent Üniversitesi Eğitim Bilimleri Enstitüsü Pedagojik Formasyon Sertifika Programı 2012-2013 eğitim öğretim yılı bahar dönemi Öğretim Teknolojileri ve Materyal Tasarımı dersini alan 40 öğrenci oluşturmaktadır. Öğrencilerin, Öğretim Yönetim Sistemi üzerindeki hareketliliği ile akademik başarı düzeyleri arasındaki ilişkinin belirlenmesinde veri madenciliği teknikleri kullanılmıştır. Kümeleme işlemi sonucunda öğrencilerin düşük, orta ve yüksek akademik başarı grubu olmak üzere 3

gruba ayrılmasına karar verilmiştir. Çalışma sonuçlarına göre öğrencilerin Öğretim Yönetim Sistemi üzerindeki hareketliliği ve akademik başarı düzeyleri arasında anlamlı bir ilişkinin olduğu ortaya çıkmıştır. Kör (2017) tarafından yapılan araştırmada bulut tabanlı çevrim içi öğrenme ortamında etkinlik öneri sistemi tasarlanmıştır. Karar ağaçları teknikleriyle öğrenciler sınıflandırılarak öğrenciye uygun etkinlikleri öneren bir sistem geliştirilmiştir.

Öğrenci Başarısını Kestirmeye Yönelik Çalışmalar

Üçgün (2009) tarafından yapılan çalışmada okul öğrenci bilgi sistemi yazılımı hazırlanarak ve bu yazılımda İstanbul Menkul Kıymetler Borsası Ticaret Meslek Lisesi öğrenci verisi üzerinde çalışma yapılmıştır. Çalışmada 86 öğrencinin başarısız olduğu dersler arasındaki ilişkiler veri madenciliği teknikleriyle (birliktelik) ortaya çıkarılmıştır. Şen, Uçar ve Delen (2012) tarafından yapılan çalışmada ortaöğretim yerleştirme test puanlarını tahmini hedeflenmiştir. Türkiye'de Ortaöğretim Geçiş Sisteminden bir veri kümesi kullanan çalışmada, orta öğretim yerleştirme testi sonuçlarını tahmin etmek için modeller geliştirilmiş ve bu tahmin modelleri üzerinde duyarlılık analizi kullanarak en önemli öngörücüleri saptanmıştır. Sınıflandırma teknikleri kullanılan çalışmada değişik sınıflandırma algoritmalarından yararlanılmıştır. Bahadır (2013) tarafından yapılan çalışmada yapay sinir ağları ve lojistik regresyon analizleri kullanılarak öğretmen adaylarının lisans üstü akademik başarıları sınıflandırma ile tahmin edilmeye çalışılmıştır. Araştırmada öğrencilerin lisans eğitimindeki notları kullanılarak lisansüstü akademik başarıları tahmin edilmeye çalışılmıştır. Şengür (2013) tarafından yapılan çalışmada, Fırat Üniversitesi, Eğitim Fakültesi, Bilgisayar ve Öğretim Teknolojileri Eğitimi Bölümü öğrencilerinin mezuniyet notları kestirilmeye çalışılmıştır. Bu bağlamda 2011 yılında mezun olan 127 öğrencinin lisans eğitimi süresince almış olduğu toplam 49 dersin ders notları kullanılmıştır. Mezuniyet notunun tahmini için iki farklı senaryo denenmiştir. İlk senaryoda, öğrencilerin sadece birinci ve ikinci sınıfa ait derslerinin yılsonu notları kullanılarak mezuniyet notu tahmin edilmiştir. İkinci senaryo da ise ilk üç sınıf notları ile mezuniyet notları tahmin edilmiştir. İkinci senaryonun, birinci senaryoya oranla daha yüksek oranda kestirim yaptığı görülmüştür. Akçapınar (2014) tarafından yapılan araştırmada 76 öğrencinin çevrim içi öğrenme ortamlarına ait veri kullanılarak öğrencilerin derse ilişkin akademik performanslarını “geçti/kaldı” olarak sınıflandıran, dersten başarısız olacakları kestiren, benzer öğrenci profiline sahip öğrencileri sınıflandıran bir model geliştirmiştir. Ayesha, Mustafa, Sattar ve Khan (2010) tarafından yapılan çalışmada ise öğrenci bilgilerinden onların sınav notlarını tahmin etmek için bir model geliştirilmiştir. Bu modelin final sınavından önce başarı durumu zayıf olarak öngörülen öğrencilerin belirlenmesi ve performanslarının yükseltilmesi için önlem alınması amacıyla kullanılması önerilmiştir.

Öğrenci Akademik Destek Sistemleri (Birliktelik)

Yücel (2012) tarafından yapılan çalışmada Boğaziçi Üniversitesindeki öğrenci verisi incelenip, birliktelik kuralları ile öğrencilere ders seçimi konusunda öneri sunacak bir yazılım geliştirilmesi amaçlanmıştır. Geliştirilen yazılım, veri madenciliği teknikleriyle elde edilen kurallar bulunduğundan sonra öğrenciye ders seçimi ile ilgili öneriler sunar. Çalışmanın sonucunda bu yazılım kullanarak yapılan kestirimlerin doğruluk oranlarının rastgele yaklaşıma göre 2 kat, çoğunluk yaklaşımına göre 1.5 kat daha yüksek olduğu görülmüştür.

Öğrenci Başarısını Etkileyen Faktörlerin Belirlenmesi (Sınıflandırma ve Kümeleme)

Ayık, Özdemir ve Yavuz (2007) tarafından yapılan çalışmada Atatürk Üniversitesi öğrencilerinin mezun oldukları lise türleri ile lise mezuniyet dereceleri ve kazandıkları fakülteler arasındaki ilişki, veri madenciliği teknikleri (sınıflandırma) kullanılarak incelenmiştir. Lise türü ve lise mezuniyet başarısının, kazanılan fakülte üzerindeki etkisinin ortaya çıkarılması amaçlanmıştır. Çalışma sonucunda lise türünün ve lise başarısının istenen bir fakültenin kazanılmasında etkili olduğu görülmüştür. Bozkır, Sezer ve Gök (2009) tarafından yapılan bir araştırmada ÖSS’de öğrenci başarısını etkileyen faktörler veri madenciliği teknikleriyle incelenmiştir. Veri seti 9952 katılımcının ÖSYM tarafından yapılan çevrim içi ankete verdikleri cevaplardan oluşmaktadır. Araştırmada veri madenciliği tekniklerinden karar ağaçları ve kümeleme kullanılmıştır. Araştırma sonucunda ÖSS puanını en önemli beş faktörün yaş, okul türü, sanat derslerine ilgi, matematik dersi için harcanan ödev zamanı ve fen bilgisi laboratuvar kullanım oranı olduğu görülmüştür. Şengül (2011) tarafından yapılan çalışmada Türk öğrencilerin PISA 2009 öğrenci anketine verdikleri yanıtlarla okuma becerilerini açıklayan değişkenleri belirlemek amaçlanmıştır. Tarama modelinde olan araştırmanın evrenini, Türkiye’de öğrenim görmekte olan 15 yaş 3 ay ile 16 yaş 2 ay yaş aralığındaki tüm öğrenciler, örneklemini ise bu evrenden tabakalı örnekleme yoluyla seçilmiş 4996 öğrenci oluşturmaktadır. Araştırma sonucunda, yazılı eserlere sahip olma değişkeni sınıflama ve kümeleme tekniklerinin birlikte kullanıldığı çalışmada öğrencilerin okuma becerilerini açıklayan en önemli değişken olarak görülmüştür. Öğrencilerin okuma becerilerini açıklayan diğer değişkenler ise; okul türü, sınıf düzeyi, cinsiyet, öğrencilerin çalışma alışkanlıkları olmuştur. Aydoğdu (2011) tarafından yapılan çalışmada öğrencinin başarısı, elektronik öğrenme programını bitirip bitiremediği, programı bitirme süresi ve öğrenci memnuniyeti elektronik öğrenme verimliliğinin anahtar göstergeleri olarak seçilmiştir. Çalışmada öğrencinin demografik özelliklerinin, öğrencinin elektronik öğrenme tecrübesinin, elektronik dersin özelliklerinin ve algılanan faydaya ilişkin faktörlerin etkisi veri madenciliği teknikleriyle analiz

edilmiştir. Birtıl (2011) tarafından yapılan çalışmada öğrencilerin başarısızlığa uğratan etkenler incelenmiştir. Başarısızlık nedenlerini belirlemek için öğrencilere bir anket uygulanmıştır. Araştırmada veri madenciliği tekniklerinden kümeleme yöntemi uygulanmıştır ve öğrenciler üç kümeye ayrılmıştır. Her kümenin incelenmesi sonucunda, öğrencileri başarısızlığa iten etkenlerin birlikteliği ve aralarındaki ilişkiler belirlenmiştir. Ekim (2011) tarafından yapılan çalışmada Selçuk Üniversitesinde 500 öğrenciye uygulanan 7 soruluk anket verisine göre öğrenciler hakkında gelecekle ilgili kestirim yapılabilmesi için gerekli birliktelik kuralları çıkarılmıştır. Selçuk Üniversitesini yeni kazanan bir öğrencinin, üniversitedeki başarısına etki eden faktörler araştırılmıştır. Bu çalışma sonucunda, ailenin eğitim seviyesinin ve gelir düzeyinin öğrencinin başarısında en etkili faktörler olduğu görülmüştür. Hatipoğlu, Aslan ve Zontul (2011) tarafından yapılan araştırmada dershane eğitiminin, öğrencinin üniversiteye yerleşmeye etkisi veri madenciliği teknikleriyle incelenmiştir. Araştırmada 4858 öğrencinin dershanede aldığı eğitim programına katılım süresi, branş dersleri parametrelerine göre üniversiteye yerleşme durumları incelenmiştir. Matematik, Geometri, Türkçe ve Coğrafya derslerinden başarılı olan öğrencilerin lisans bölümlerine yerleşme oranlarının oldukça yüksek olduğu görülmüştür. Lisans bölümlerini kazanmada bu branşlarda başarılı olmanın büyük etkisi vardır. Matematik ve Geometri derslerinden başarılı olmayıp, Türkçe ve Coğrafya derslerinde başarı gösteren öğrenciler, genel olarak ön lisans bölümlerini tercih etmektedirler. Matematik, Geometri, Türkçe ve Coğrafya derslerinde başarılı olmayan öğrenciler ya tercih yapmamakta ya da herhangi bir bölüme tercih ettiği halde üniversiteye yerleşmemektedirler. Göker (2012) tarafından yapılan çalışmada üniversite giriş sınavına katılan öğrencilerin başarıları veri madenciliği ile kestirilmiştir. Sınıflandırma teknikleri kullanılarak geliştirilen bir yazılım ile öğrenci ve aileleri için öğrencilerin üniversite giriş sınavındaki başarı durumlarını kestiren bir sisteminin geliştirilmesi amaçlanmıştır. Şen ve Uçar (2012) tarafından yapılan araştırmada Karabük Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği Bölümü öğrencilerinin, yaş, cinsiyet, lise mezuniyet türü, uzaktan veya örgün eğitimde olmalarına göre başarıları veri madenciliği teknikleri kullanılarak karşılaştırılmıştır. Taşdemir (2012) tarafından yapılan çalışmada öğrencilerin akademik başarısına etkileyen faktörler incelenmiştir. Araştırmada ÖSYM verisinden ve öğrencinin öğrenimi sırasında aldığı derslerdeki başarı notlarından yararlanılmıştır. Yelegin (2012) tarafından yapılan çalışmada meslek lisesinde eğitim gören öğrencilerin başarısına etki eden öğrenci alt yapısının veri madenciliği teknikleri (kümeleme) kullanılarak tespit edilmesi hedeflenmiştir. Devamsızlık, televizyon izleme, kitap okuma, kendini ifade edebilme, derslerinde ailelerinden yardım alabilme, annenin eğitim durumu, sürekli hastalığı olma, özel ders alma, başkalarından yardım alma ve kardeş sayısı gibi

değişkenlerin öğrenci başarısına etkisi belirlenmiştir. Çelik (2013) tarafından Ağrı İbrahim Çeçen Üniversitesi Meslek Yüksekokulunda eğitim gören öğrencilerin verisine veri madenciliği tekniklerinden kümeleme uygulanmıştır. Kümeleme sonuçları incelenerek öğrenci başarılarını etkileyen faktörler tespit edilmiştir. Öğrencilerin başarı durumlarına lise mezuniyetleri, kaldıkları yer, ailesinin geliri, kardeş sayısı, yaşlarının, sağlık durumlarının ve annesinin mesleği gibi değişkenlerin etkisi ortaya çıkarılmıştır. Aksu ve Güzeller (2016) tarafından yapılan çalışmada PISA 2009 matematik okuryazarlığı bakımından başarılı ve başarısız öğrencileri; derse ilişkin ilgi, tutum, motivasyon, algı, öz yeterlik, kaygı ve çalışma disiplini değişkenlerine göre sınıflandırmak ve bu değişkenlerin sınıflandırmada etkisini ortaya koymaktır. Çalışmanın örneklemini Türkiye'deki Uluslararası Öğrenci Değerlendirme Programına (PISA) katılan öğrenciler oluşturmaktadır. Çalışmanın verisi 15 yaşındaki 1391 öğrenciden elde edilmiştir. Çalışma sonuçlarına göre matematik okuryazarlığında Türkiye örneklemini için özellikle öz yeterlik algısı, derse ilişkin tutum ve kaygı durumları ile çalışma disiplini konuları matematik okur yazarlığı başarısını etkilediği belirlenmiştir. Özarslan (2014) tarafından yapılan çalışmada Kırıkkale Üniversitesinde okuyan, birinci sınıf öğrencilerinin Temel Bilgi Teknolojileri Kullanımı dersi akademik performansları incelenmiştir. Dersi geleneksel bir yöntem olan yüz yüze eğitimle alan öğrenciler ve yeni bir yöntem olan uzaktan eğitimle alan 672 öğrencinin verisi, veri madenciliği sınıflandırma algoritmaları ile incelenmiştir. Araştırma sonuçlarına göre, karar ağacı oluşturularak öğrenci başarısına etki eden faktörler belirlenmiştir. Taşdelen (2014) tarafından yapılan çalışmada Karabük Üniversitesi uzaktan eğitim mühendislik bölümleri veri madenciliği teknikleriyle analiz edilmiştir. Demografik özelliklerin analizinde tanımlayıcı istatistiksel yöntemlerden yararlanarak üniversite giriş puanları ile not ortalamaları arasındaki ilişki incelenmiştir. Kılınç (2015) tarafından yapılan çalışmada mevzuattaki başarısızlık nedeniyle öğrencilikten çıkarılma politikasının, öğrencilerin parasal durumlarının ve demografik özelliklerin etkileri veri madenciliği teknikleriyle incelenmiştir. Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği Bölümünde 2008'den 2011'e kadar olan dört yıl içinde birinci sınıf derslerine başlayan öğrencilerin verisi kullanılmıştır. Uygulanan yöntemler sonucunda, atılma politikasındaki değişiklik ile öğrencilerin not durumları arasında anlamlı ilişki bulunmuş, öğrencilerin eğitim sürelerinin, burs veya kredi alınmasıyla değişiklik gösterdiği ve öğrencilerin parasal durumlarıyla annelerinin meslekleri arasında bağlantı olduğu görülmüştür. Öztürk (2015) tarafından yapılan araştırmada 2014-2015 eğitim-öğretim yılında Anadolu Üniversitesi açık öğretim sistemine kayıtlı öğrenenlerin (43.106) özelliklerini analiz ederek kümelere ayırmak, öğrenen türleri ve özelliklerine uygun stratejilerin belirlenmesine yön göstermek

amaçlanmıştır. Uygulanan anketten toplanan veri ile bu öğrenenlerin kurum veri tabanlarındaki verisi birleştirilerek elde edilen veri kümesinin kullanıldığı bu çalışmada, öğrenen gruplarını elde etmek için tanımlayıcı veri madenciliği tekniklerinden biri olan kümeleme kullanılmıştır. Yurdakul (2015) tarafından yapılan çalışmada Kırıkkale İlinde bulunan Anadolu liseleri 11. sınıflarında öğrenim gören 231 öğrencinin verisi kullanılmıştır. Öğrenci performansına etki eden faktörler belirlenip, başarı ya da başarısızlığa etki eden faktörlerin birbiri ile olan ilişkisi araştırılmıştır. Kınay (2016) tarafından yapılan çalışmada Yaşar Üniversitesi e-öğrenme sistemi üzerindeki öğrenci hareketliliğini veri madenciliği teknikleriyle inceleyerek öğrencinin dersten kalıp kalmayacağını öngören bir sistem tasarlanmıştır. Aksu (2018) tarafından yapılan doktora tezi çalışmasında PISA 2015 Türkiye ortalamasına göre öğrenciler başarılı ve başarısız olarak sınıflandırılmıştır. Farklı öğrenme yöntemleri kullanılarak fen okuryazarlığı bakımından öğrencilerin hangi sınıfta yer alacağı tahmin edilmiş ve bu aşamada elde edilen sonuçların güvenilirlik ve geçerlik ölçütleri incelenmiştir.

Öğrenci Risk Durumu Belirleme Sistemleri (Kestirim)

Bulut (2010) yaptığı çalışmada öğrencileri madde bağımlılığından korumak için ailelere ve eğitimcilere yardımcı olacak bir erken uyarı sistemi üzerine odaklanmıştır. Çalışma, öğrencinin madde bağımlısı olma riskini veri madenciliği sınıflandırma teknikleriyle hesaplamaya yöneliktir.

Karar Destek Sistemleri (Birliktelik Kuralları, Sınıflandırma)

Gülçe (2010) yapılan çalışmada öğrencilerin verisi veri ambarı yapısında toplanmış ve çeşitli giriş parametrelerine göre veri madenciliği teknikleri (birliktelik) kullanılarak sonuçlar elde edilmiş ve bir karar destek sistemi oluşturulmuştur. Ders başarılarının, birbiriyle ilişkili bulunmasıyla, öğrencilerin hangi derslere dikkat etmeleri, hangi derslere daha fazla çaba sarf etmeleri gerektiği veya hangi derslerin kişiye uygun olup olmayacağı karar destek sisteminin dersler notlarını tahmin işlemiyle gerçekleştirebileceği öne sürülmektedir. Kahveci ve Özdemir (2016) tarafından yapılan çalışmada akademisyenlerin geçmiş dönemlerde, sınıf ortalaması ve öğrencilerin notlarının yoğunlaştığı noktalar, vb. gibi kriterler göz önünde bulundurularak yapılan not aralıklarını belirleme profillerinden en yakın olanı seçilerek hem daha önce yapılan çalışmadan yararlanma imkânı hem de aynı durumdaki sınıflar için benzer bir başarı notu hesaplaması amaçlanmıştır.

2.10. Yurt Dışında Yapılan Araştırmalar

Öğrenci Profilini Belirlemeye Yönelik Çalışmalar (Kümeleme, Regresyon)

Yadav, Bharadwaj ve Pal (2012) tarafından yapılan çalışma okuldan ayrılacak öğrenciler tahmini modeller üretmek için bir veri madenciliği projesi sunmaktadır. Yeni öğrenci kayıtları göz önüne alındığında, bu tahmini modeller öğrenciyi okulda tutma programından en çok desteğe ihtiyaç duyan öğrencileri tanımlayan tahmin listeleri üretebilmektedir. Yapılan çalışma makine öğrenme algoritmaları tarafından üretilen tahmini modellerin mevcut öğrenci tutma verisinden etkili öngörme modelleri oluşturabildiğini göstermektedir. Dejaeger, Goethals, Giangreco ve Mola (2012) öğrencilerin memnuniyetleri üzerine yaptıkları araştırmada veri madenciliği tekniklerini kullanmışlardır. Bu çalışmalarda öğrenci memnuniyeti üzerine etki eden faktörler belirlenmeye çalışılmıştır. Çalışmalarda karar ağacı ve çeşitli regresyon modelleri kullanılmıştır. Walcott (2015) tarafından yapılan çalışmanın amacı tahmine dayalı modelleme ile mezunların maddi katkı yapma olasılığını öngörmeye en etkili faktörleri belirlemek için veri madenciliği teknikleri kullanılmıştır. Mezunlarına yönelik bağış kampanyaları düzenlemek için elde edilen modellerden yararlanılabileceği görülmüştür. Whitlock (2018) tarafından yapılan çalışmada üniversiteden ayrılacak öğrencileri tanımlamak için öngörücü modeller geliştirmiştir. Öğrencilerin ayrılma kararlarında yer alan faktörleri incelemek için temel bileşen analizi yapmak üzere öğrenciler, katıldıkları ve mezun oldukları kurumlar hakkındaki otuz dört değişken kullanılmıştır. Başka yere transfer olan ve mezun olan öğrencilerin 4 faktörü kurumsal özellikler, kurumun akademik aktivitelere odaklanması, öğrenci yeteneği ve öğrenci topluluğudur. Bu 4 faktör, öngörücü modellemede kullanılan son veri setini oluşturmak için cinsiyet, ırk, oturma ve ilk kurumun ek demografik değişkenleriyle farklı kestirim modelleri geliştirildi. Tüm modellerde rastgele şansın ötesinde tahmin gücü olduğu görülmüştür.

Öğrenci Risk Durumu Belirleme Sistemleri

Gaafar ve Khanmis (2009) tarafından Kahire Amerikan Üniversitesinde gerçekleştirilen bir çalışmada farklı veri tabanlarından elde edilen veri kullanılarak oluşturulan veri ambarından veri madenciliği teknikleri kullanılarak başarılı olabilecek veya okulu bırakabilecek şekilde iki farklı öğrenci profili modellenmeye çalışılmıştır.

Öğrenci Başarısını Kestirmeye Yönelik Çalışmalar

Tsai C-F., Tsai C-T., Hung ve Hwang (2011) tarafından Tayvan'da bir üniversitede yapılan bir çalışmada öğrencilerin bilgisayar yeterlilik sınavı sonuçları tahmin edilmiştir. Baradwaj ve Pal (2011) tarafından yapılan bir çalışmada Hindistan'da yer alan Purvanchal Üniversitesinin Bilgisayar Uygulamaları Bölümünde gerçekleştirilmiş, bilgisayar uygulamaları

dersindeki akademik başarı tahmin edilmiştir. Aynı çalışmada başarı üzerinde etkili olan faktörler saptanmıştır. Cunningham (2017) tarafından yapılan çalışmada çevrim içi kurslara kayıtlı her bir öğrencinin çevrim içi kursun ilk çalışma gününe dayanarak, öğrencilerin kursu ne zaman tamamlayacağını yaklaşık %80' ini doğru tahmin edebilecek modeller geliştirilmiştir. Alsuaiket (2018) tarafından yapılan çalışmada öğrenciler, öğretmenler ve okul müdürleri için TIMSS 2015 4. sınıf geçmiş anketlerinden gelen maddeleri kullanarak matematikte öğrencinin başarısını kestirecek modeller oluşturulmuştur. Beş ülke için yapılan çalışmada, kolektif model değişken sayısını 398'den 23'e düşürerek ve öğrencinin başarı tahmin edilmiştir. Önemli değişkenler; dil, okuma, beslenme, eğitimci deneyimleri ve öğrencinin matematiksel yetenek algısı ile ilgili maddeleri içermiştir. İki değişken, evdeki kitap miktarı ve okul müdürünün deneyimi, beş ülkenin tamamı tarafından üst sıralarda yer almıştır.

Öğrenci Başarısını Etkileyen Faktörlerin Belirlenmesi (Sınıflandırma ve Kümeleme)

Benton (2018) tarafından yapılan çalışmada, üniversite öncesi demografik, akademik ve sosyal özelliklerini kullanan, öğrencilerin etnik kökeni ile birinci sınıf akademik başarı ilişkisini belirlemeye yönelik modeller geliştirilmiştir. Modellerde kullanılan demografik faktörler arasında öğrencilerin ırkı ve cinsiyeti; akademik faktörler arasında akademik not ortalaması ve lise not ortalaması ve sosyal faktörler arasında evden uzaklık, okulunda Afroamerikalıların oranı ve ebeveynlerin eğitim düzeyi bulunmaktadır. Birinci sınıf akademik başarı üç bağımlı değişkenle tanımlanır: ilk yıl devam, ilk yıl genel not ortalaması ve ilk yıl kredi saatini tamamlama yüzdesi. Çalışmanın sonuçları, demografik, akademik ve sosyal öngörücüleri kullanan tanımlanmış modellerin, birinci yıl devam, ilk yıl genel not ortalaması ve ilk yıl kredi saat yüzdesinin tamamlanmasını önemli ölçüde öngördüğünü göstermiştir. Jormanainen ve Sutinen (2012) tarafından yapılan çalışmada çeşitli veri madenciliği teknikleriyle bir ilkokulda robotik sınıftan toplanan orijinal veriler test edilmiştir. Robot sınıflarında öğrencilerin ilerlemelerini izlemenin zor olması nedeniyle, öğrencilerin çalışmalarının izlenebileceği ve veri madenciliği teknikleriyle öğretmenin müdahale etmesi gereken zamanı bildiren bir sistem oluşturulmuştur. Çalışmadan elde edilen sonuçlar, karar ağaçlarının öğrencilerin eğitim robotları ortamındaki ilerlemelerini sınıflandırmak için etkili olduğunu ve açık veri madenciliği sürecinin, öğrencilerin nispeten küçük veri setleri ile ilerleme durumu hakkında yararlı ve yorumlanabilir bilgiler ürettiğini göstermektedir.

Eğitsel veri madenciliğinde öngörücü modellemenin genellikle öğrenci performansını öngörmeye kullanıldığı belirlenmiştir. Öngörücü modellemeyi oluşturmak için sınıflandırma, regresyon ve ayırma gibi teknikler kullanılmaktadır. Öğrencilerin performansını tahmin etmede

en popöler olanı sınıflandırmadır. Sınıflandırmada öđrencilerin performansını tahmin etmek için kullanılan teknikler arasında karar ağacı, yapay sinir ağları, naif bayes, K-en yakın komşu ve destek vektör makinesi bulunmaktadır (Shahiri, Husian ve Rashid, 2015).

Alanyazında eğitsel veri madenciliđi çalışmalarının öđrenci profillerini belirlenmesi, öđrenci başarısına etki eden faktörlerin belirlenmesi, öđrenci başarısını kestirme, olası riskleri kestirme ve karar destek sistemleri gibi amaçlarla kullanıldığı görölmektedir.

BÖLÜM III

YÖNTEM

Bu bölümde arařtırmada kullanılan iř süreci ve bu süreç içinde yer alan alt süreçler açıklanmıřtır.

Bu arařtırmada veri madencilięi için uluslararası standartlarda kabul edilmiř endüstriden baęımsız standart veri madencilięi süreci olan (CRISP-DM) iř döngüsü izlenmiřtir. Yöntem bařlıęı altında yer alan evren-örneklem, veri analizi ve modelleme ařamasında kullanılan teknikler CRISP-DM iř döngüsü içinde ilgili süreçler altında ayrıntılı olarak açıklanmıřtır.

3.1. Endüstriden Baęımsız Standart Veri Madencilięi Süreci (CRISP-DM)

CRISP-DM iř döngüsü veri madencilięi ařamalarını iř analitięi ile birleřtiren döngüsel bir süreçtir. Bu süreç; iři/iř süreçlerini anlama, veriyi anlama, veri hazırlama, modelleme, deęerlendirme ve yayılım alt süreçlerinden oluřmaktadır.

3.1.1. Arařtırmada Yönelik İř Süreçlerini Anlama

İř süreçlerinin anlaşılması; iřin amaçlarını belirleme, mevcut durumu deęerlendirme, veri madencilięi hedeflerini belirleme alt süreçlerinden oluřmaktadır. İř süreçlerinin anlaşılmasının ilk ařaması iřin amaçlarını belirlemedir.

3.1.1.1. Arařtırmanın İř Amaçlarının Belirlenmesi

Arařtırmada Akdeniz Üniversitesi tarafından öęrenci bilgi sistemi aracılıęıyla veri tabanlarında depolanan öęrenci akademik verisinin iřlenerek öęrenci performans kestirim modeli geliřtirmek amaçlanmaktadır. Geliřtirilen modeller ve arařtırma sonundaki model önerisi ilgili birimler tarafından, öęrenci akademik performansını artırmak amacıyla çalışmaların yapılması ve önlemlerin alınmasında kullanılabilir.

3.1.1.2. Arařtırmayla İlgili Mevcut Durumun Deęerlendirmesi

Akdeniz Üniversitesinde otomasyon sistemi olarak 2017-2018 güz dönemine kadar e-öęrenci bilgi sistemi (<http://eogrenci.akdeniz.edu.tr>) kullanmıřtır. Bu dönemden sonra ise yeni öęrenci bilgi sistemi (<https://obs.akdeniz.edu.tr>) kullanılmaya bařlanmıřtır.

Araştırma kapsamında kullanılan e-öğrenci bilgi sistemi veri tabanı BAUM tarafından yerleşke içinde bir sunucu üzerinden yönetilmektedir. Görece veriye erişim kolaylığı ve yeni öğrenci bilgisi sistemine geçiş çalışmalarının sürmesi nedeniyle araştırma kapsamında BAUM tarafından yönetilen e-öğrenci bilgi sistemi veri tabanından yararlanılması uygun görülmüştür.

3.1.1.3. Öğrenci Akademik Performansı Kestirim Hedeflerinin Belirlenmesi

Bu araştırmada öğrencilerin akademik performansını kestirilebilmek amaçlanmıştır. Bu amaçla tahmin edici model tasarımları üzerinde durulmuştur. Öğrenci akademik performansı kestirim hedefleri aşağıdaki gibi sıralanabilir:

Eğitim Fakültesi öğrencilerinin

1. Öğrencinin 1. sınıf 1. dönem ara sınav puanları ile mezuniyet notunun kestirimi,
2. Öğrencinin 1. sınıf 1. dönem yarıyıl ders notları ile mezuniyet notunun kestirimi,
3. Öğrencinin 1. sınıf 1. dönem ağırlıklı not ortalaması ve 1. sınıf 2. dönem ağırlıklı not ortalaması ile mezuniyet notunun kestirimi,
4. Öğrencinin 1. sınıf 1. dönem yarıyıl ders notları ile başarısızlık (dönemlik ağırlıklı not ortalamasının 2'nin altında olması) durumunun kestirimi,

3.1.1.4. Araştırma Planını Geliştirme

İş süreçlerinin son aşaması olan araştırma planı araştırma sürecinin planlanmasını içermektedir. Araştırma Tablo 3.1'de gösterilen plana uygun olarak yürütülmüştür.

Tablo 3.1. *Araştırma Planı*

	İş/İşlem	İlgili Birimler
1	Araştırma konusunun, amacının ve hedeflerinin ortaya konması. İlgili birimlerden gerekli izinlerin alınması.	Eğitim Bilimleri Enstitüsü Bilim ve Yayın Etik Kurulu Rektörlük
2	Öğrenci bilgi sistemi üzerindeki veriye erişimin sağlanması.	Bilgisayar Bilimleri Araştırma ve Uygulama Merkezi (BAUM)
3	Verinin alınması, ilişkisel veri tabanının yapısını incelemek tabloları, tabloların içeriğini, özellikleri, veri türlerini, birincil ve yabancı anahtarlar ve tablolar arasındaki ilişkileri belirlemek.	Araştırmacı, BAUM yetkililerinden bilgi alınması
4	Tablolar hakkında özet bilgi ve istatistikleri çıkarmak.	Araştırmacı
5	Veri ön işleme süreci (eksik verinin tespiti, veri temizleme, dönüşüm, özellik azaltma, birleştirme) ve veri setlerinin hazırlanması	Araştırmacı
6	Modelleme: Hazırlanan veri setleri üzerinde veri madenciliği teknikleri ile araştırma amaçları doğrultusunda modeller oluşturulması	Araştırmacı
7	Değerlendirme: oluşturulan modellerin girdi ve çıktılarını incelenmesi modellerin başarı durumlarının ve araştırma amacına uygunluğunun değerlendirilmesi	Araştırmacı
8	Elde edilen başarılı modellerin uygulanması	Araştırmacı

3.1.2. Araştırmayla İlgili Verinin Anlaşılması

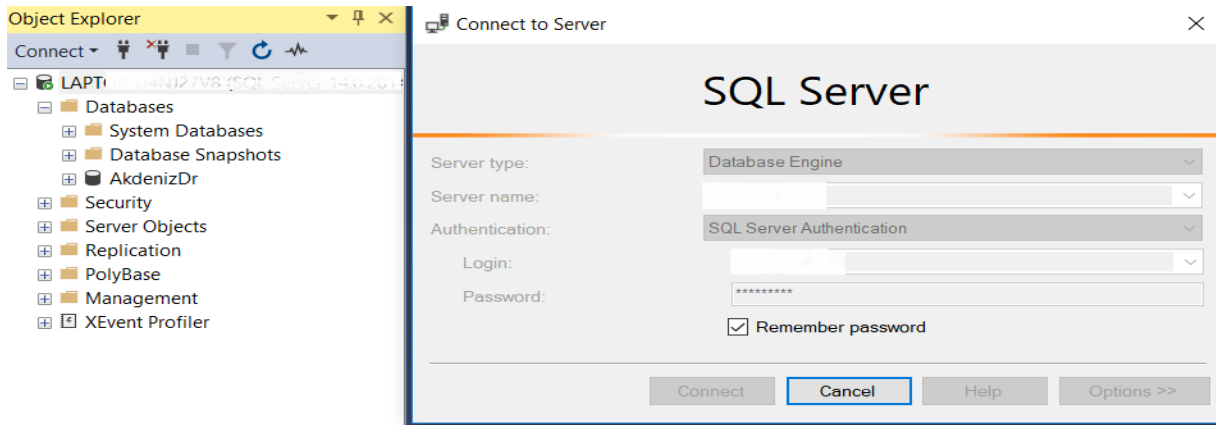
CRISP-DM iş döngüsünde iş süreçlerini anlama sürecini veriyi anlama süreci takip etmektedir. Veriyi anlama ilk verinin toplanması, veriyi tanımlama, veriyi keşfetme ve verinin kalitesini belirleme alt süreçlerinden oluşmaktadır.

3.1.2.1. Araştırmayla İlgili İlk Verinin Toplanması

Araştırma kapsamında kullanılan veri seti Akdeniz Üniversitesi öğrenci bilgi sistemi veri tabanından elde edilmiştir. Veri kullanımında uyulacak etik ilkeler belirlenerek Akdeniz Üniversitesi Bilimsel Araştırma ve Yayın Etiği Kurulundan gerekli izinler alınmıştır (Ek-2). Kuruldan gerekli izin alındıktan sonra öğrenci bilgi sistemindeki veriye erişim için Eğitim Bilimleri Enstitüsü aracılığıyla Bilgisayarlı Bilimler Araştırma ve Uygulama Merkezine (BAUM) başvuru yapılmıştır. Araştırma için gerekli veriye erişim BAUM tarafından öğrenci bilgi sisteminin veri tabanının bulunduğu sunucu üzerinde araştırmacı için tanımlanan (öğrenci kimlik bilgilerinin filtrelendiği, verinin anonimleştirildiği) kısıtlı bir kullanıcı hesabı üzerinden gerçekleştirilmiştir.

İlk verinin toplanması aşamasında kullanılan yazılımlar ve kullanım amaçları aşağıdaki gibidir. Veri tabanı yazılımı (Sql Server Management Studio v.18): Araştırma kapsamında öğrenci bilgi sistemi verisinin yer aldığı veri tabanına erişmek için SSMS v.18 Şekil 3.2’de gösterilmiştir.

Şekil 3.2’de görüldüğü üzere sunucu adı, kullanıcı adı ve parola (password) BAUM tarafından sağlanan kullanıcı bilgileri yerleşke içi erişim sağlanarak araştırma kapsamında izin verilen öğrenci bilgi sistemi veri tabanına erişim sağlanmıştır. Bu yazılım veri tabanına erişim sağlanmasında, tabloların, alanların ve verinin ön incelemesinde, verinin yerel bilgisayara kaydedilerek farklı veri dosyaları (sql, csv, txt) olarak depolanması işlemlerinde kullanılmıştır. Program ara yüzü Şekil 3.1’de gösterilmiştir.



Şekil 3.1. Öğrenci Bilgi Sistemi Veri Tabanı Bağlantı Ara Yüzü

Şekil 3.1'deki program kullanılarak araştırmacı kendisine sağlanan kullanıcı hesabı üzerinden öğrenci bilgi sistemi veri tabanına erişim sağlamıştır. Veri tabanında araştırma kapsamında kullanılacak verinin yer aldığı tablolar yerel bilgisayara veri dosyaları olarak kaydedilmiştir. Yerel bilgisayara kaydedilen veri toplam 1.89 GB boyutunda 47 veri dosyasından (csv formatında veri tabanı tabloları) oluşmaktadır. Verinin anlaşılması sürecinin ilk aşaması olan, ilk verinin toplanması aşaması tamamlandıktan sonra veriyi tanımlama aşamasına geçilmiştir.

3.1.2.2. Öğrenci Bilgi Sistemindeki Verinin Tanımlanması

İlk verinin toplanması aşamasından sonra veri tanımlamak amacıyla yerel bilgisayara kaydedilen veri dosyaları incelenmeye başlanmıştır. Bu aşamadaki amaç veri büyüklüğünü, veri tiplerini incelemek tablolarla kullanılan kodlamaları ortaya çıkarmaktır. Toplanan veri incelendiğinde 49.979'u mezun (mezuniyet tablosu) olmak üzere toplam 156.793 (öğrenci program kayıt tablosu) öğrenciye ait kayıt bulunduğu görülmektedir. Yerel bilgisayardaki veri dosyaları, tablolar incelenerek eldeki veriye ilişkin bilgiler Tablo 3.2'de sunulmuştur.

Tablo 3.2. Öğrenci Bilgi Sistemi Veri Tabanı Tabloları ve Özellikleri

Tablo Adı	Açıklama	Kayıt Sayısı	Nitelik	Kullanım	
1	Akademik takvim	Akademik takvim başlangıç ve bitiş tarihleri ile ilgili veri	43	3	✓
2	Akraba bilgi	Öğretim elemanlarının ailevi sosyal güvencelerine dair veri	4640	12	
3	Öğrenci ders programı	Bölümlerin haftalık ders programına ilişkin veri	5723812	6	
4	Ders şube	Şubelerde açılan derslere ilişkin veri	367817	35	✓
5	Ders şube sınav	Şubelerde yapılan sınavlara ilişkin veri	839439	14	✓
6	Eğitim düzeyi tanımı	Kişiler için eğitim durumları kataloğu	28	5	
7	Engelli bilgi	Engelli kişilere ait veri	377	18	
8	Kişi adres	Kişilerin adres bilgilerine ilişkin veri	489706	6	
9	Kişi bilgi	Kişi nüfus bilgilerine ilişkin veri	711.217	19	
10	Kişi eğitim bilgi	Kişilerin eğitim bilgilerine ilişkin veri	3.759	15	
11	Kişi mevzuat	Mevzuat mavi kartlı istiklal madalyalı vb. kişi verisi	549	8	
12	Mevzuat tanım	Mevzuat yukarıdaki tablo ile ilişkili	24	4	
13	Mezuniyet	Mezun olan öğrencilere ilişkin veri	49979	4	✓
14	Mezun öğrenci transkript	Öğrenci ders transkript puan	277521	12	✓
15	Müfredat ders grup	Müfredata ait program derslerine ait veri	11.459	3	
16	Müfredat tanım	Müfredatın ait olduğu programa ilişkin veri	15876	3	
17	Öğrenci	Öğrenci – kişi eşleştirmesi için kullanılan tablo	161227	2	✓
18	Öğrenci akademik danışman hareketi	Öğrenci akademik danışman eşleştirme	47701	5	

Tablo Adı	Açıklama	Kayıt Sayısı	Nitelik	Kullanım	
19	Öğrenci başarı sıralama	Öğrenci akademik başarı sıralaması	3509	10	✓
20	Öğrenci birim	Öğrencinin birimi ve organizasyon eşleştirmesi	971	5	✓
21	Öğrenci cari belge	Öğrenci Katkı payı ödemelerine ilişkin evrakların kayıtları	349807	25	
22	Öğrenci ders kayıt	Öğrenci ders kayıtlarına ve kaydoldukları derslerin dönem sonu ders notlarına ilişkin veri	5590847	14	✓
23	Öğrenci ders kayıt eşdeğer detay	Öğrenci ders kayıtları eşleştirme tablosu	5530879	3	
24	Öğrenci ders kayıt eş değer grup	Öğrenci ders kayıtları eşleştirme	5536935	5	
26	Öğrenci disiplin ceza	Öğrenci Disiplin İşleri	925	12	✓
27	Öğrenci Kayıt	Öğrenci Kayıt bilgileri Öğrenci Program Kayıt Tablosundan ayrı olarak yaz okulu vb durumlarda başka üniversitelerden ders almak için gelen öğrencilerin de kaydı yapılmaktadır.	171465	5	✓
28	Öğrenci Kayıt Ek Bilgi	Öğrencilere ilişkin ek kayıt verisinin tutulduğu tablo. Tüm öğrencilere ait veri içermemektedir.	66812	14	✓
29	Öğrenci Kayıt Hareket	Öğrenci Kayıt hareketlerinin yer aldığı tablo. Temsil görevi, kayıt dondurma gibi hareketleri içermektedir.	6286	6	
30	Öğrenci ÖSYM	ÖSYM'den gelen öğrenci verisi	106883	175	✓
31	Öğrenci Program	Üniversitedeki bölümler programlar	686	10	✓
32	Öğrenci Program Donem	Öğrencilerin dönemlik not verisi	695337	9	✓
33	Öğrenci Program Kayıt	Öğrencilerin kayıt verisi	156793	12	✓
34	Öğrenci Sınav Sonuç	Öğrenci Sınav Sonuçları	15147471	8	✓
35	Öğrenci Sözlük	Sözlük	472404	3	✓
36	Öğrenci Tek Ders Sınav Kayıt	Tek Ders Sınav verisi	7672	12	✓
37	Öğrenci Transfer Bilgi	Başka üniversitelere giden öğrencilerin verisi	7818	10	
38	Öğrenci ve Ders	Öğrenciler açılmış tüm dersler	58044	43	✓
39	Öğretim Elemanı	Üniversite öğretim elemanı verisi	3458	11	
40	Organizasyon	Üniversitedeki tüm birimlere ve organizasyona ait veri	17053	6	✓
41	Organizasyon Hiyerarşi	Organizasyon hiyerarşisine ait veri	1478	10	
42	Program Ders Grup	Programa ait ders gruplarının tanımlandığı tablolar	50338	9	
43	Program Şube	Şubelere ait programların tanımlandığı tablo	5836	4	
44	Sözlük	Genel amaçlı kullanılan veri tabanı sözlüğü, bu sözlükte kullanılan kodlamaların karşılıkları bulunmaktadır.	22530	4	✓
45	Üniversiteler	Üniversitelerin isimlerinin yer aldığı bir katalog	532	11	

Tablo Adı	Açıklama	Kayıt Sayısı	Nitelik	Kullanım
46	Yabancı Dil Hazırlık Öğrenci Kayıt	Yabancı dil hazırlık sınıfına kaydolun öğrenci verisi	15689	25
47	Yaz Okulu Öğrenci Kayıt	Yaz okuluna kaydolun öğrencilere ait veri	301315	22

Tablo 3.2’de eldeki veriye ilişkin tablo adları, açıklamalar ve her tabloda bulunan nitelik sayısına ilişkin veri sunulmuştur. CRISP-DM iş döngüsünde iş süreçlerini anlamada ortaya konan işin amaçları ve veri madenciliği hedefleri doğrultusunda yararlanılacak tablolar Tablo 3.2’de kullanma sütununda (✓) işaretlenmiştir. CRISDP-DM iş döngüsünün ikinci süreci olan veriyi anlama sürecinin ilk verinin toplanması, veriyi tanımlama aşamaları tamamlanmıştır. Bu adımda tanımlanan tablolara ilişkin ad, başlık vb. bilgiler, veri güvenliği açısından değiştirilerek kullanılmıştır. Takip eden başlıkta veriyi anlama sürecinde yer alan, bir sonraki aşama olan veriyi keşfetme aşamasına geçilmiştir.

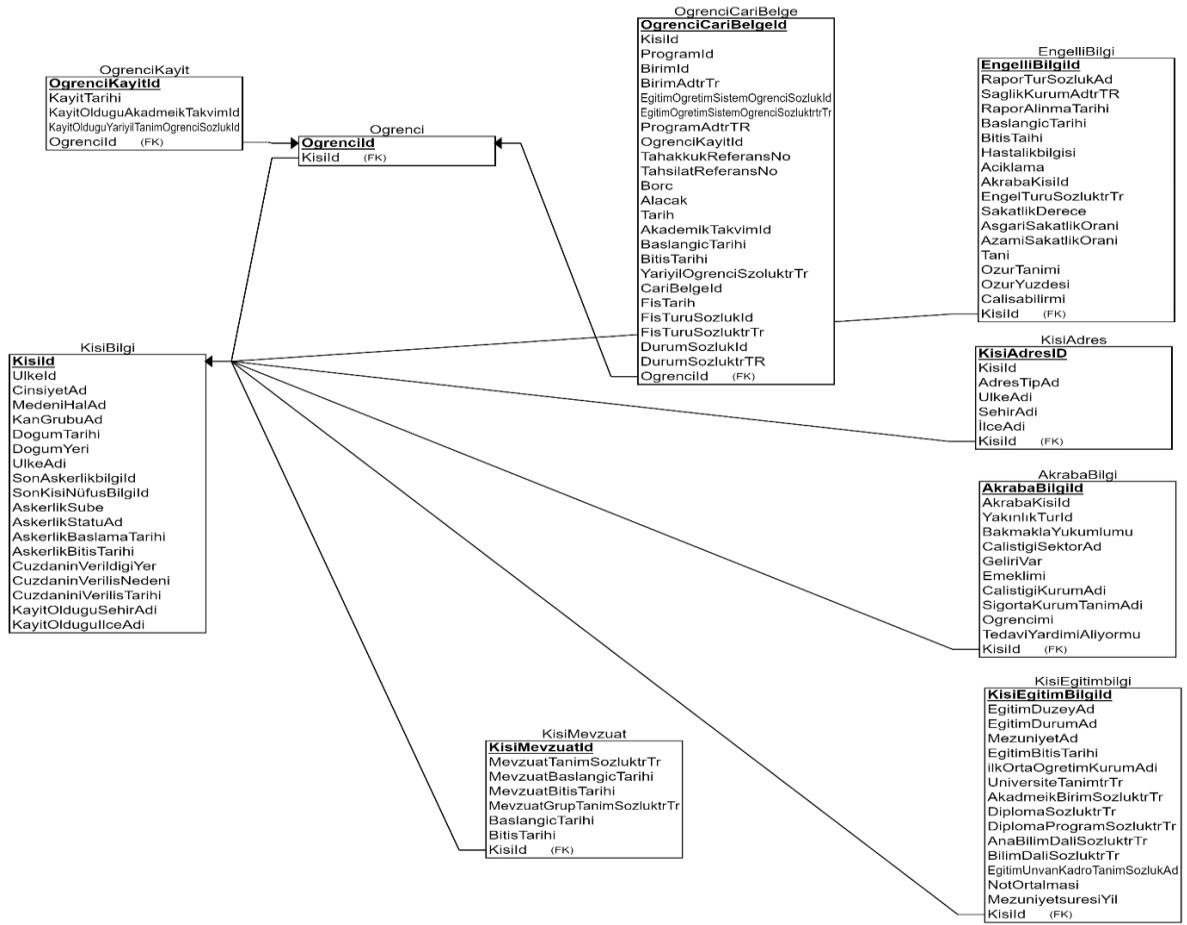
3.1.2.3. Öğrenci Bilgi Sistemindeki Verinin Keşfedilmesi

Veri tanımlama aşamasında tablolar tanımlandıktan sonra veriyi keşfetme aşamasında araştırma için kullanılacak tablolar ve bunların arasındaki ilişkiler belirlenmiştir. Tablolar ve tablolar arasında keşfedilen ilişkiler Şekil 3.3’te sunulmuştur.

Öğrenci bilgi sisteminin orijinal veri tabanı sisteminin ilişkisel yapısına dair elde herhangi bir bilgi bulunmamaktadır. Bu bilgiler veri tabanını güvenliğini sağlamak amacıyla araştırmacıya sunulmamıştır. Şekil 3.2’de sunulan tablolar ve ilişkiler veri tabanının tam yapısını göstermemektedir. Ancak araştırma için ilişkisel veri tabanının yapısının bu şekilde çözümlenmesi yeterlidir. Bu çözümlenme verinin ön işleme süreçlerinde ve veri setlerinin oluşturulmasında gerekli tabloların ve alanların bir haritasını sunmaktadır.

Veri tanımlama aşamasından sonra veri tabanı tasarım süreci tersine işletilerek veri tabanı ilişkisel yapısı ortaya çıkarılmıştır. Öncelikle tablolar, tablolardaki nitelikler, veri türleri incelemiştir. Her tablodaki kayıta ulaşmak için kullanılan birincil anahtar (primary key) alanları ve tabloların birbirleri arasındaki ilişkilerin (relation) sağlanmasında kullanılan yabancı anahtar (foreign key) alanları belirlenmiştir. Bu anahtarlar, tablolar arasındaki bağlantıları sağlamak amacıyla kullanılmaktadır. Şekil 3.3, bir öğrencinin ilk kayıt verisine, aldığı derslere, sınav notlarına ilişkin verinin tablolarda nasıl depolandığına dair harita görevi görmektedir.

Öğrencilere ait kişisel verinin yer aldığı tablolar arasındaki ilişkiler ayrı olarak çözümlenerek Şekil 3.3'te sunulmuştur.



Şekil 3.3. Veri Tabanındaki Tablolar Arasındaki İlişkiler 2

Şekil 3.3'te gösterildiği gibi kayıt yaptıran öğrencilerin yer aldığı öğrenci kayıt tablosundan yabancı anahtar kullanılarak öğrenci tablosuna erişim sağlanmaktadır. Öğrenci tablosunda yer alan birincil anahtar sayesinde kişi tablosuna ulaşılmaktadır. Bu tabloda birincil anahtarın ait olduğu kayda dair öğrencinin cari durumu, engelli durumu, adresi, eğitim durumu ve ilgili mevzuat alanlarına ulaşılabilmektedir. Bu başlık altında veriyi anlama sürecinde yer alan ilk verinin toplanması, veriyi tanımlamak ve veriyi keşfetmek aşamaları tamamlanmış olup bir sonraki aşama olan verinin kalitesini belirleme aşamasına geçilmiştir.

3.1.2.4. Araştırmanın Veri Kalitesinin Belirlenmesi

Veri kalitesini belirleme aşaması, CRISP-DM iş döngüsü ikinci süreci olan veriyi anlama sürecinin son aşamasıdır. Veriyi keşfetme aşamasında belirlenen tablolar ve tablolar arasındaki ilişkiler doğrultusunda veri incelendiğinde veri kalitesiyle ilgili araştırma sürecini etkileyecek şu noktalar tespit edilmiştir.

ÖSYM tablosundaki alanlarda kayıp veri (missing value) miktarının çok fazla olduğu görülmektedir. Bu tablodaki veri kullanılarak elde edilen öğrenci sayılarının tutarsız olduğu görülmüştür (ÖSYM tablosu: 106883 kayıt, toplam öğrenci sayısı: 156793 kayıttır). Bu durumun başka üniversitelerden gelen öğrencilere (yatay geçiş, dikey geçiş) ait verinin bu tabloda yer verilmemesinden kaynaklandığı anlaşılmaktadır.

Akdeniz Üniversitesindeki kayıtlı tüm öğrenciler, öğrenci program kayıt tablosunda yer almaktadır. Bu tablo diğer birçok tabloyla bağlantılı, köprü görevi gören ana tablolardan biridir. Öğrencinin kayıt bilgileri bu tabloda yer almaktadır. Tablo içinde yer alan ayrılma nedeni, öğrencinin ayrılma durumunu (örnek mezun için 426914 kodu kullanılmıştır) tutan özellik olarak yer almakta ama sorgulama yapıldığında mezun sayısını vermemektedir (mezun sayısı ile doğrulanmamaktadır, bunun nedeni öğrenci program kayıt tablosunda ayrılma nedeni boş olan kayıtların bulunmasıdır).

Araştırmada veriye ulaşmak için çoğunlukla birden fazla tabloyu birleştirmek gerekmektedir. Öğrenci program kayıt tablosu tablosundan program şube numarası ile program şube tablosuna, program şube tablosundan program numarası ile program tablosuna, program tablosundan organizasyon numarası ile organizasyon tablosuna, organizasyon tablosundan organizasyon tanım sözlük numarası ile öğrenci sözlük tablosuna ulaşılarak orada sözlük numarası ile sorgulama yapılarak öğrencilerin kaydoldukları program adına ulaşılabilmesi tablo birleştirmeye örnek olarak gösterilebilir. Öğrenci transkript tablosunda tüm öğrencilere ait transkript verisi bulunmamaktadır.

Öğrencilerin verisine ulaşmak için birçok tablodan sorgu yapmak gerekmektedir. Bir öğrencinin sınav sonuçlarına ulaşmak için kullanılan sorgu. Öğrenci program kayıt tablosundan öğrenci program kayıt numarası alanı kullanılarak öğrenci program dönem tablosuna, öğrenci program dönem numarasından öğrenci ders kayıt tablosuna, öğrenci ders kayıt numarası kullanılarak sınav sonuç tablosuna ve ilgili kişinin sınav sonuç verisine ulaşılmaktadır.

Sorgulama cümlesine örnek olarak `select * from ogrenci.SinavSonuc where OgrenciDersKayitId in (select OgrenciDersKayitID from ogrenci.OgrenciDersKayit where OgrenciProgramDonemId in (select OgrenciProgramDonemID from`

ogrenci.OgrenciProgramDonem where OgrenciProgramKayitId = 118376)) ifadesi gösterilebilir.

Yapılan arařtırmalar sonucunda, eksik veriye öğrenci bilgi sistemine zaman içinde eklenen alanların (öğrenci program kayıt tablosuna ayrılma nedeni alanın eklenmesi gibi) veri türlerinin ve veri tiplerinin deęişmesi (ÖSYM puan türlerinin eklenmesi, puan aralığının deęişmesi gibi) ve geçmiş kayıtların güncellenmemesinin neden olduğu görülmektedir. Öğrenci bilgi sistemine yeni eklenen tablolar (transkript tablosu gibi) olduğu ve bu tabloların da eski öğrencilere ait verisi bulundurmadığı görülmektedir. Öğrencilere ait demografik veriye erişilmek istendiğinde bunun için 2 ana tablo görülmektedir bu tablolardan biri ÖSYM'den gelen verinin olduğu tablodur. Kişi bilgi tablosunda demografik veride (cinsiyet, doğum yeri, tarihi vd.) eksikler bulunmaktadır.

3.1.3. Arařtırmanın Veri Hazırlama Süreci

CRISP-DM iş döngüsünde üçüncü ana süreç veri hazırlama sürecidir. Veri analizine ilişkin bilgiler ve kullanılan programlara bu başlıkta yer verilmiştir.

Bu süreçte CRISP-DM iş döngüsünün iş süreçlerinin anlaşılması basamağında belirlenen amaçlar doğrultusunda eldeki tabloların ve verinin, veri madenciliği süreçlerine uygun bir yapıya dönüřtürülmesi gerekmektedir. Tablolarda birbirinden bağımsız olarak depolanan verinin, veri madenciliği süreçlerine uygun anlamlı veri setleri haline getirilmesinde, modellenmesinde ve modellerin deęerlendirilmesinde Rapid Miner yazılımı kullanılmıştır. Rapid Miner, veri analizi, veri ön işleme, veri madenciliği teknikleri, algoritmalarının kullanıldığı, modellerin oluşturulduğu ve deęerlendirildiği tümleşik veri bilimi platformudur. Arařtırmada üniversite öğrencileri için ücretsiz olarak sunulan Rapid Miner Studio 9.2.001 Educational Edition sürümü (Windows 10 x 64 işletim sistemi üzerine) kullanılmıştır.

Veri hazırlama süreci veri seçimi, veri temizliği, veri oluşturma, veri entegrasyonu ve veri biçimlendirme aşamalarından oluşmaktadır. İstenilen nitelikte veri seti elde etmek için Rapid Miner yazılımı üzerinde veri hazırlama işlemleri yapılmıştır. Veri hazırlama sürecinin anlaşılabilmesi için Rapid Miner üzerinde kullanılan işleçler ve görevleri aşağıda belirtilmiştir (Rapid Miner, 2019).

Alıcı (Retrieve): Bu işleç bir Rapid Miner nesnesini yükler. Bu nesne genellikle bir veri setidir, ancak bir koleksiyon veya model de olabilir. Veriyi bu şekilde almak, Rapid Miner nesnesinin meta verisini de sağlar.

Filtreleme (Filter): Veri setinde verilen koşulla eşleşen örnekleri döndürür. Koşullar kullanıcı tarafından tanımlanır. Önceden tanımlanmış çeşitli koşullar da gelişmiş seçenekler

olarak mevcuttur. GANO>2 genel ağırlıklı not ortalaması 2'den büyük öğrenci kayıtlarını döndürmek ifadesi örnek olarak gösterilebilir.

Öznitelik Seçimi (Select Attributes): Öznitelik (nitelik, sütun) seçimini kolaylaştırmak için farklı filtre tipleri sunar. Düzenli bir ifadeyle seçme veya yalnızca kayıp değer olmayan öznitelikleri seçme kullanılabilir. Bu sayede veri setinde istenmeyen öznitelikler seçilmeyerek karmaşıklık azaltılır.

Döndürme (Pivot): Genel olarak, bir pivot tablo, orijinal veri setindeki üç özellik ile tanımlanır: 1. Özelliklere göre gruplandırma: Genellikle kategorik (nominal) değerler, satırları tanımlarlar. 2. Sütun gruplama özelliği: Genellikle kategorik (nominal) değerler, sütunları tanımlar. 3. Toplama özellikleri: Genellikle sayısal değerler, toplanır veya ortalaması alınır.

Ters seçim (Inverse): Ters seçim parametresi seçimi tersine çevirir. Özel nitelik seçimi ile bir öznitelik seçildiğinde ters seçim kullanılırsa o özellik dışındaki tüm özellikler seçilmiş olur.

Çoklayıcı (Multiply): Bu işleç Rapid Miner nesnesini giriş portundan alır ve kopyalarını çıkış portlarına iletir. Bağlanan her bağlantı noktası bağımsız bir kopya oluşturur. Yani bir kopyanın değiştirilmesinin diğer kopyalar üzerinde etkisi yoktur. Araştırmada özellikle veri setlerinin birden fazla bağımsız kopyasını oluşturmak için kullanılmıştır.

Birleştirici (Join): Bu işleç, iki veri setini bir veya daha fazla özniteliğini anahtar nitelik olarak kullanarak birleştirerek tek bir veri seti oluşturur. Anahtar özniteliklerin özdeş değerleri eşleşen örnekleri döndürür. Kimlik rolüne sahip bir öznitelik varsa varsayılan anahtar olarak seçilir, ancak bir veya daha fazla özniteliğin rastgele bir kümesi anahtar olarak seçilebilir. Dört tip birleştirme mümkündür: iç, sağ, sol ve dış bağlantı olmak üzere dört tip birleştirme mümkündür.

Alt işlem (Sub Process): Bu işleç işletim sistemlerinde çalışan dosya ve klasörler gibi çalışır. Alt işlemler, klasörlerin içinde klasör bulunduğu gibi, içinde de alt işlemler olabilir. Yuvalanmış alt işlemlerde yürütme sırası, bir ağaç yapısı içinde yapılan ilk derinlemesine arama ile aynıdır. Bir alt işlem işlecine ulaşıldığında, içindeki tüm işlemler yürütülür ve ardından yürütme akışı ana işleme geri döner ve alt işlem işleci (üst işlemde) çalıştırıldıktan sonra bulunan işleç geri döner.

Alt İşlem Seçme (Select Sub Process): Bu işleç içinde yer alan birden fazla alt işlemden birini seçmeye olanak tanır. Bu işleç alt işlemlerin karışmasını engellemek ve organize etmek için kullanılmaktadır.

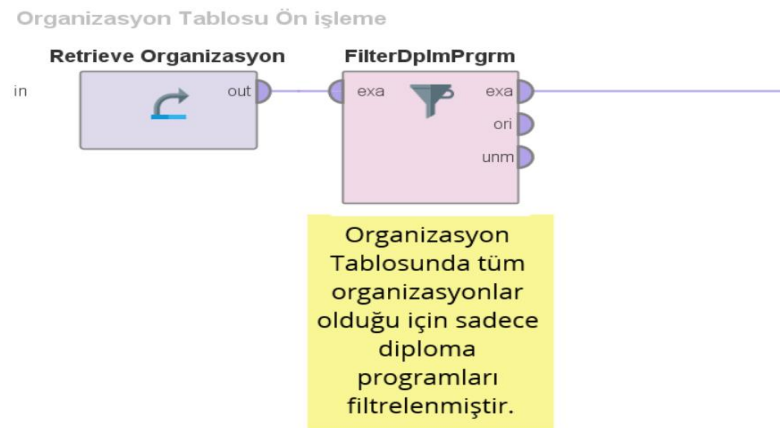
CSV Kaydet (Write CSV): Virgülle ayrılmış değerler (csv) dosyası, sekmeli verisi (sayılar ve metin) düz metin biçiminde depolar. CSV uzantılı dosyalarda bir veri setinin tüm

satırlarının deęerleri tek satırdadır. Farklı nitelikler için deęerler sabit bir ayırıcı ile ayrılır. CSV türü dosyalarda çok sayıda satır olabilir. Her satır, nitelik deęerlerini ayırmak için sabit bir ayırıcı kullanır. Bu ayırıcı, sütun ayırıcı parametresi kullanılarak belirlenebilir. Eksik veri deęerleri boş hücrelerle gösterilir. CSV kaydet işleci bir veri setini CSV formatında düz metin dosyası olarak kaydetmek için kullanılır.

CRISP-DM iş döngüsünde iş süreçlerini anlama aşamalarında belirlenen amaçlar ve hedefler doğrultusunda veri hazırlama sürecinde gerçekleştirilen işlemler şunlardır: 1. Eğitim Fakültesinden mezun öğrencilere ilişkin veri setlerinin oluşturulması, 2. Eğitim Fakültesinden mezun öğrencilerin 1.sınıf 1. dönem aldıkları dersleri ve sınav notlarını içeren veri setlerinin oluşturulması, 3. Eğitim Fakültesinden mezun öğrencilerin dönemlik genel ağırlıklı not ortalamalarını içeren veri setlerinin oluşturulması.

3.1.3.1. Eğitim Fakültesinden Mezun Öğrencilere İlişkin Veri Setlerinin Oluşturulması

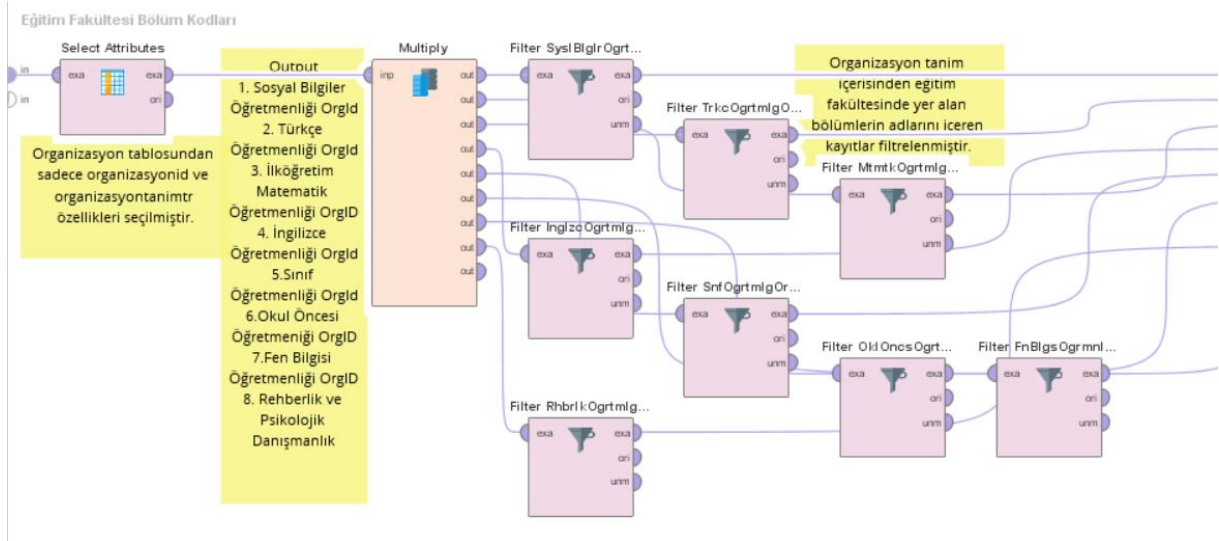
Mezun öğrencileri bulmak için Eğitim Fakültesinde yer alan bölümleri belirlemek ve bu bölüm kodlarını bulmak gerekmektedir. Bölüm kodlarını bulmak için filtreleme özelliği organizasyon tablosunda kullanılmıştır. Organizasyon tablosu iş akışı Şekil 3.4.'te gösterilmiştir.



Şekil 3.4. Organizasyon Tablosu Filtreleme İş Akışı

Şekil 3.4'te görüldüğü üzere organizasyon tablosu (Akdeniz Üniversitesinde yer alan bölümlere ilişkin verinin depolandığı tablo) iş akışına eklenerek filtreleme işleci ile tabloda yer alan veriden Eğitim Fakültesine ait olan bölümlere ilişkin organizasyon numaraları elde edilmiştir.

Elde edilen organizasyon numaraları kullanılarak Eğitim Fakültesinde yer alan bölümler listelenmiştir. Her bölüm için organizasyon numarası ile yapılan filtreleme işine ilişkin iş akışı Şekil 3.5'te gösterilmiştir.



Şekil 3.5. Eğitim Fakültesi Bölümlerinin Listelenmesi İş Akışı

Şekil 3.5'te öznitelik seçimi ile organizasyon tablosundaki niteliklerden Organizasyon TanımTR (bölüm adlarının depolandığı alan) ve organizasyon numarası (organizasyon id) alanlarını seçmek için kullanılmıştır. Çoklayıcı veri setini çoğaltarak her bölüm için ayrı kopya oluşturmak için kullanılır, bu sayede çalışma alanına aynı veri setinden ikinci defa eklemek gerekmez. Filtreleme özelliğinin parametreleri aşağıda Şekil 3.6'da gösterilmiştir.

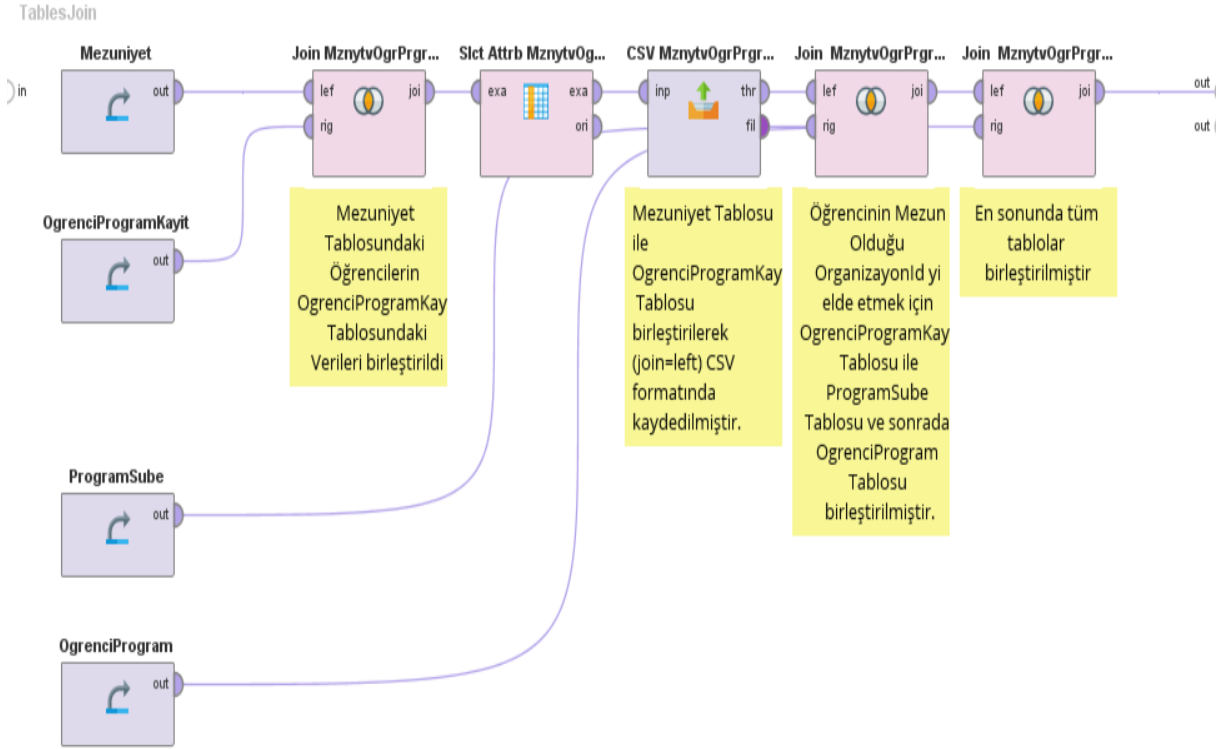
OrganizasyonTanimtrTR	equals	Sosyal Bilgiler Öğretmenliği
OrganizasyonTanimtrTR	equals	Türkçe Öğretmenliği
OrganizasyonTanimtrTR	equals	İlköğretim Matematik Öğretmenliği
OrganizasyonTanimtrTR	equals	İngilizce Öğretmenliği
OrganizasyonTanimtrTR	equals	Sınıf Öğretmenliği
OrganizasyonTanimtrTR	equals	Okul Öncesi Öğretmenliği
OrganizasyonTanimtrTR	equals	Fen Bilgisi Öğretmenliği
OrganizasyonTanimtrTR	equals	Rehberlik ve Psikolojik Danışmanlık

Şekil 3.6. Bölüm Adlarına Göre Filtreleme Parametreleri

Şekil 3.6'da filtreleme içinde kullanılan sorgu ifadesi organizasyon tanım TR alanında bulunan veriden sağ taraftaki bölüm adları ile eşleşenleri (equals) listelemektedir. Eğitim Fakültesindeki her bölüm için bölüm adı ile filtreleme yapılarak bölümlerin organizasyon numaralarına ulaşılmıştır. Organizasyon numarası (Organizasyon id) birincil anahtar bölümün

veri tabanı içindeki benzersiz kodudur. Diğer tablolarla ilişkiler kurulurken bölümün organizasyon numarası kullanılmaktadır.

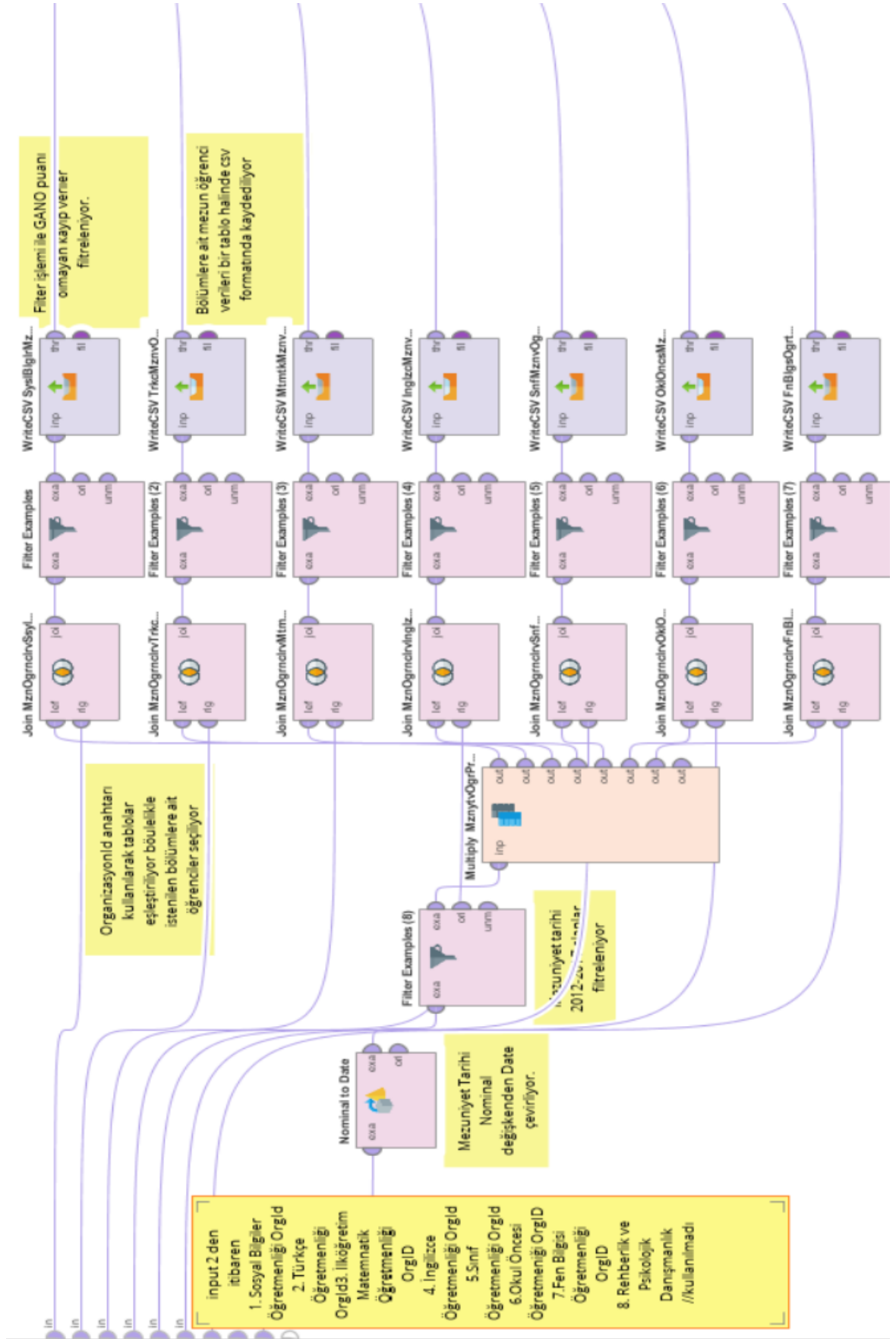
Mezun tablosuyla öğrenci program kayıt tablosu Şekil 3.7’de gösterildiği gibi birleştirilerek, mezun öğrencilerin program kayıt verisine erişim sağlanmıştır. Bu program kayıt verisi öğrencilerin mezun oldukları programa ilişkin veriye ulaşmayı sağlamaktadır.



Şekil 3.7. Mezun Öğrencilerin Verisinin Diğer Tablolarla Birleştirilmesi İş Akışı

Şekil 3.7’de iş akışında tabloları birleştirmek için birleştirici işlecinin kullanımı görülmektedir. Öğrencilerin mezun oldukları programa ilişkin veriye ve öğrenci program kayıt verisine ulaşmak için tablolar bu şekilde birleştirilmiştir.

Elde edilen organizasyon numarası anahtarı kullanılarak Eğitim Fakültesindeki bölümlerden mezun olan öğrenciler ayrı tablolar şeklinde (csv formatında) kaydedilmiştir. İş akışı Şekil 3.8’de gösterilmiştir.



Şekil 3.8. Mezun Öğrencilere İlişkin Veri Setleri İş Akışı

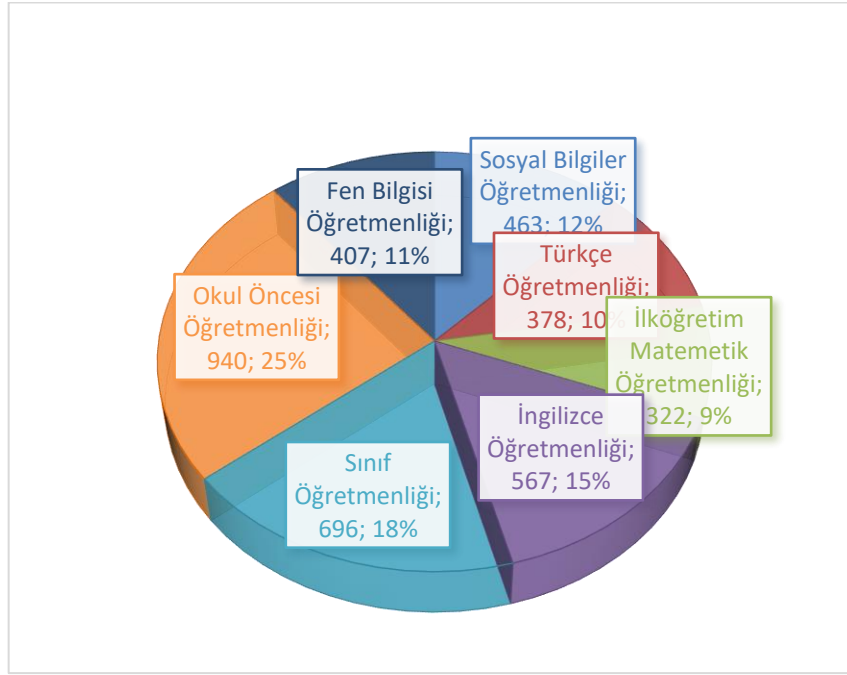
Şekil 3.8'deki iş akışı sonucunda Akdeniz Üniversitesi Eğitim Fakültesinden 2012-2017 yılları arasındaki mezun öğrencilere ait mezun ve öğrenci program kayıt tablolarının özelliklerinin yer aldığı veri setleri elde edilmiştir. Veri hazırlama sürecine kadar yapılan çalışmalar sonunda eldeki veri doğrultusunda Akdeniz Üniversitesinde alan 49.979'u mezun (mezuniyet tablosu) toplam 156.793 (öğrenci program kayıt tablosu) öğrenci olduğu görülmektedir (<http://eogrenci.akdeniz.edu.tr>). Öğrenci sayısının çok olması, olanaklar, süre ve araştırma alanı dikkate alınarak araştırmanın Akdeniz Üniversitesi Eğitim Fakültesi öğrencileri ile sınırlı tutulmasına karar verilmiştir. Veri madenciliği çalışmaları mevcut verinin kullanılmasına yönelik çalışmalardır. Tablo 3.2'de araştırma evrenine dair sayısal veri gösterilmektedir. Araştırmada veri madenciliği süreci gereği örneklem alma yoluna gidilmeyerek modellerin ihtiyaç duyduğu girdiler içinde eksik veri içermeyen mevcut verinin tamamı kullanılmıştır. Araştırma Tablo 3.3'te sunulan bölümler ve öğrenci verisi üzerinden yürütülmüştür.

Tablo 3.3. Akdeniz Üniversitesi Eğitim Fakültesi 2012-2017 Mezun Sayıları

Z	Yıllar	2012	2013	2014	2015	2016	2017	Toplam
1	Sosyal Bilgiler Öğretmenliği	0	32	125	151	80	75	463
2	Türkçe Öğretmenliği	0	30	98	117	64	69	378
3	İngilizce Öğretmenliği	58	38	135	143	100	93	567
4	İlköğretim Matematik Öğretmenliği	0	0	97	90	54	81	322
5	Sınıf Öğretmenliği	67	123	164	167	80	95	696
6	Okul Öncesi Öğretmenliği	65	129	179	177	189	201	940
7	Fen Bilgisi Öğretmenliği	0	23	103	132	84	65	407
8	Rehberlik ve Psikolojik Danışmanlık	0	0	0	0	0	80	80
9	Özel Eğitim Öğretmenliği	0	0	0	0	0	0	-
Eğitim Fakültesi Mezun Sayısı		190	375	901	977	651	759	3853

Tablo 3.3'te görüldüğü üzere Akdeniz Üniversitesi Eğitim Fakültesinden 2012-2017 yılları arasında mezun olan 3853 öğrenciden mezun sayısı yetersiz görülen Rehberlik ve Psikolojik Danışmanlık Bölümü (80 öğrenci) araştırmaya dahil edilmemiştir. Araştırma üzere Akdeniz Üniversitesi Eğitim Fakültesinden 2012-2017 yılları arasında mezun olan 3773 öğrencinin akademik verisi üzerinde yapılmıştır. Akdeniz Üniversitesi Eğitim Fakültesinde bulunan

bölümlerin 2012-2017 yılları arasındaki mezun sayıları Şekil 3.9’da pasta grafiği şeklinde sunulmuştur.



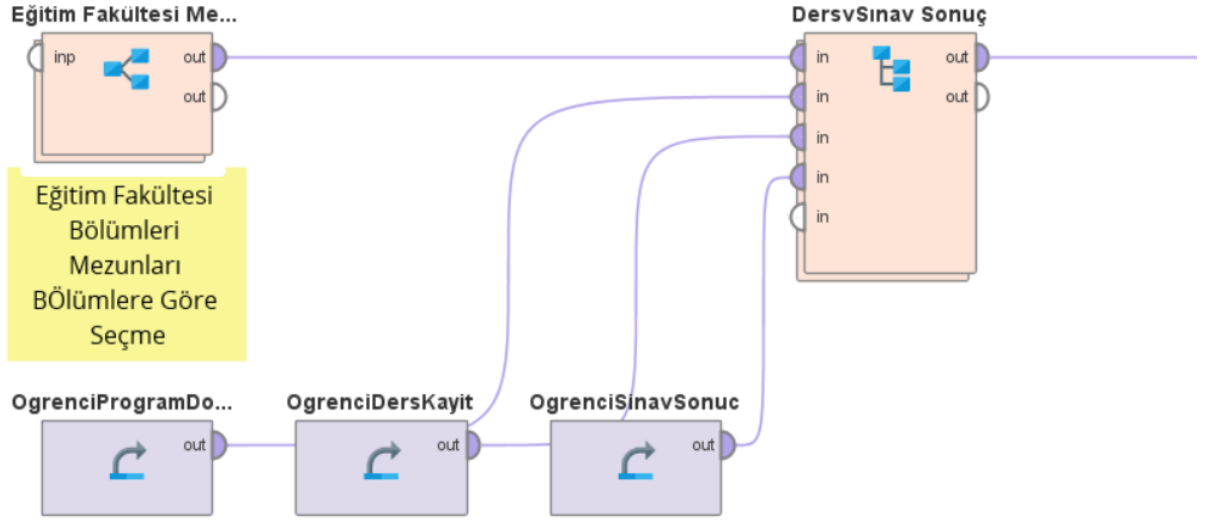
Şekil 3.9. Akdeniz Üniversitesi Eğitim Fakültesi 2012-2017 Yılları Arası Mezun Sayıları

Şekil 3.9 incelendiğinde Akdeniz Üniversitesi Eğitim Fakültesinden 2012-2017 yılları arasında bölümlerin toplam mezunlara oranları büyükten küçüğe Okul Öncesi Öğretmenliği (%25), Sınıf Öğretmenliği (%18), İngilizce Öğretmenliği (%15), Sosyal Bilgiler Öğretmenliği (%12), Fen Bilgisi Öğretmenliği (%11), Türkçe Öğretmenliği (%10) ve son olarak İlköğretim Matematik Öğretmenliği (%9) şeklinde sıralandığı görülmektedir. Mezun sayıları açısından Okul Öncesi Öğretmenliği 940 mezun ile birinci sırada yer alırken, İlköğretim Matematik Öğretmenliği 322 mezun ile son sırada yer almaktadır.

Bu başlık altında veri hazırlama sürecinde Eğitim Fakültesinden mezun öğrencilere ilişkin veri setlerinin oluşturulması aşaması tamamlanmıştır. Veri hazırlama süreci içinde Eğitim Fakültesinden mezun öğrencilerin 1.sınıf 1. dönem aldıkları dersler ve sınav notlarını içeren veri setlerinin oluşturulması aşamasına geçilmiştir.

3.1.3.2. Eğitim Fakültesinden Mezun Öğrencilerin 1.sınıf 1. Dönem Aldıkları Dersler ve Sınav Notlarını İçeren Veri Setlerinin Oluşturulması

Eğitim Fakültesinden 2012-2017 yılları arasında mezun olan öğrencilerin veri setleri oluşturulduktan sonra bu öğrencilerin 1. Sınıf 1. dönem aldığı dersler ve bu derslerin sınav sonuçları bulunarak Şekil 3.10’da gösterildiği gibi yeni bir veri seti oluşturulmuştur.



Şekil 3.10. Ders ve Sınav Sonuç Tablolarının Eşleştirilmesi

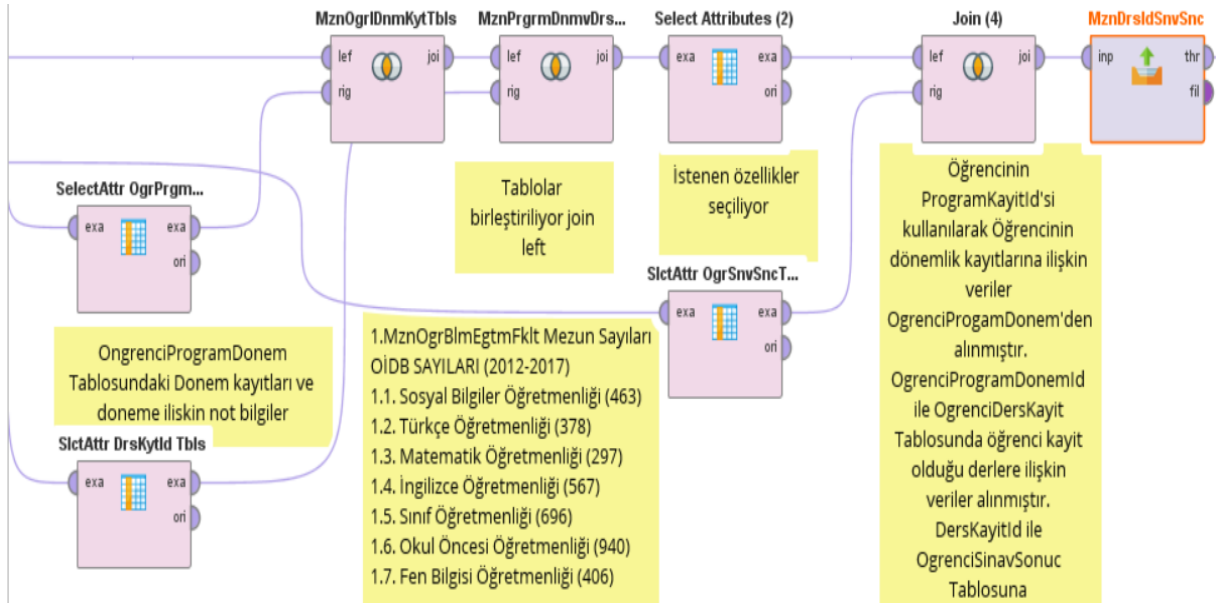
Ders Sınav Sonuç alt sürecinin içeriği Şekil 3.11’de gösterilmiştir. Eğitim Fakültesi Mezunları için 1. basamakta oluşturulan veri setleri alt işlem seçme işleci yapısı altında kullanılarak bölümlerden mezun öğrencilerin için 1. sınıf 1. dönem alınan dersler ve sınav sonuçları ayrı dosyalar olarak csv formatında kaydedilmiştir.

Akademik performans kestirim modellerinin oluşturulmasında kullanılacak veri belirlenirken öğrencinin mezuniyet notunu olabildiğince erken dönemde (1. sınıf 1. dönem ara sınavlar açıklandıktan itibaren) ve doğruluğu yüksek bir şekilde öngörmek hedeflenmiştir. Öğrencilerin kayıtlı oldukları bölümlere göre 1. sınıf 1. dönem aldığı dersler belirlenerek Tablo 3.4’te bu derslere ilişkin sınav puanı ve dönem sonu notu kullanılmıştır.

Tablo 3.4. Eğitim Fakültesi Bölümlerinin 1. Sınıf 1. Dönem Dersleri

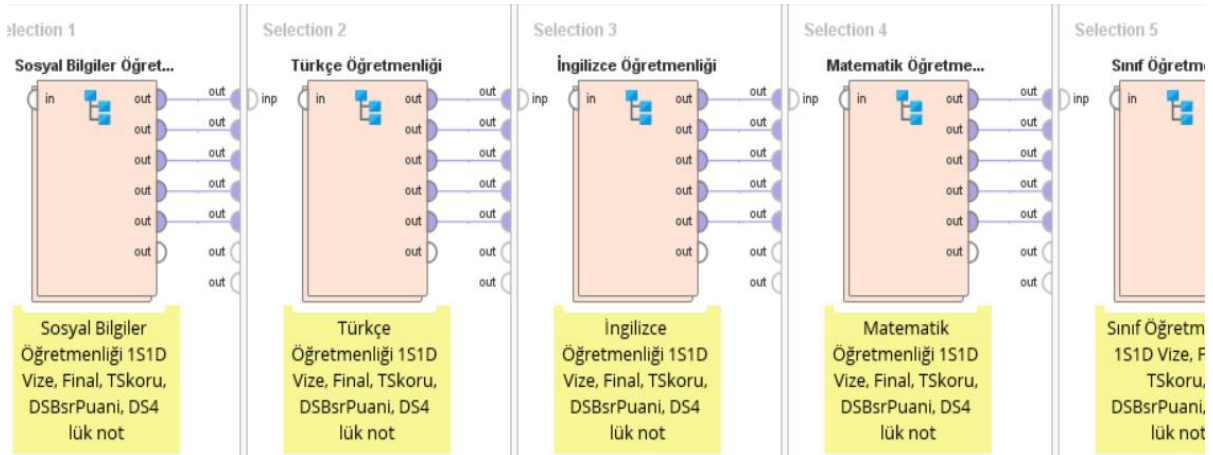
	Ders Sayısı	Eğitim Bilimine Giriş	Türkçe I Yazılı Anlatım	Atatürk İlkeleri ve İnkılap	İngilizce I	Bilgisayar I	Arkeoloji	Sosyal Bilgilerin Temelleri	Sosyal Psikoloji	Sosyoloji	Edebiyat Bilgi ve Kuramları	Osmanlı Türkçesi I	Sözlü Anlatım I	Türk Dilbilgisi I: Ses Bilgisi	Yazı Yazma Teknikleri	Bağlamsal Dilbilgisi I	Dinleme ve Sesletim I	Etkili İletişim	İleri Okuma ve Yazma	Sözlü İletişim Becerileri	Genel Matematik	Genel Biyoloji	Uygurluk tarihi	İnsan Anatomisi ve	Okul Öncesi Eğitime Giriş	Psikoloji	Genel Kimya Laboratuvar	Genel Kimya	Genel Matematik 1	Genel Fizik 1	Genel Fizik Laboratuvar I
Sosyal Bilgiler	9	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓																					
Öğretmenliği	9	✓	✓	✓	✓						✓	✓	✓	✓	✓																
Türkçe Öğretmenliği	9	✓	✓	✓	✓						✓	✓	✓	✓	✓																
İngilizce Öğretmenliği	8	✓	✓			✓										✓	✓	✓	✓	✓											
Matematik	6	✓	✓	✓	✓	✓															✓										
Öğretmenliği	6	✓	✓	✓	✓	✓																									
Sınıf Öğretmenliği	7	✓	✓	✓	✓	✓																✓	✓								
Okul Öncesi	8	✓	✓	✓	✓	✓																	✓	✓	✓						
Öğretmenliği	8	✓	✓	✓	✓	✓																									
Fen Bilgisi	8	✓	✓	✓																											
Öğretmenliği	8	✓	✓	✓																							✓	✓	✓	✓	✓

* <http://egitim.akdeniz.edu.tr/ders-katalogu/> adresinden alınan veri ile araştırmada kullanılan veri eşleştirilerek oluşturulmuştur.



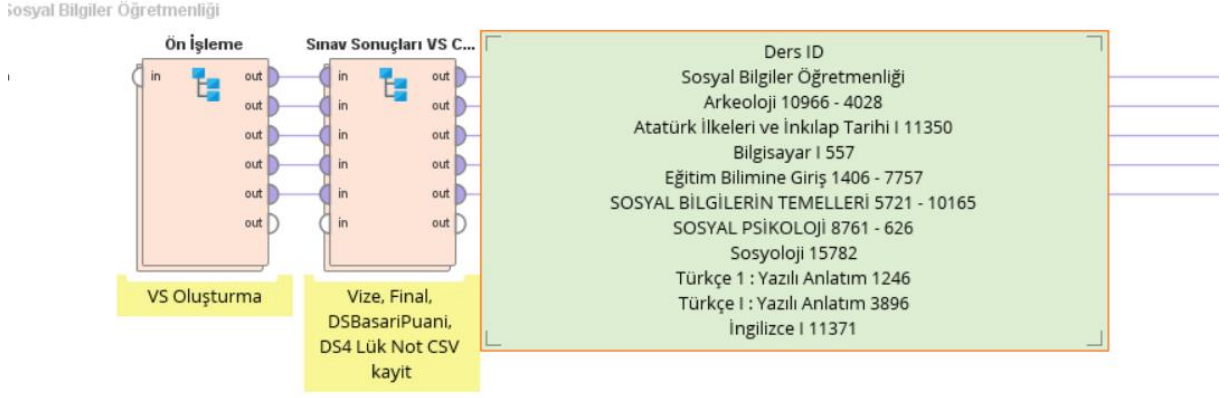
Şekil 3.11. Mezun Öğrencilerin Kaydoldukları Tüm Dersler ve Sınav Sonuçları

Şekil 3.11'deki iş akışı sonucunda elde edilen veri setlerinde her bölüm için ayrı dosyalarda öğrencinin mezuniyet verisinin ve eğitimleri boyunca bu derslere ait girdikleri sınavlardan aldıkları puanlar satırlar halinde yer almaktadır. Bu aşamada elde edilen veri setini tek satırda öğrencinin 1. sınıf 1. dönem derslerine ait sınav puanlarının yer aldığı bir formata çevirmek gerekmektedir. Bunun için 1. sınıf 1. dönem dersler filtrelenmiş ve sınav sonuçları üzerinde döndürme yapılmıştır (döndürme işlemi tablodaki satırları sütun olarak gruplandırmak için kullanılır). Şekil 3.12'de döndürme işlemi iş akışı görülmektedir.



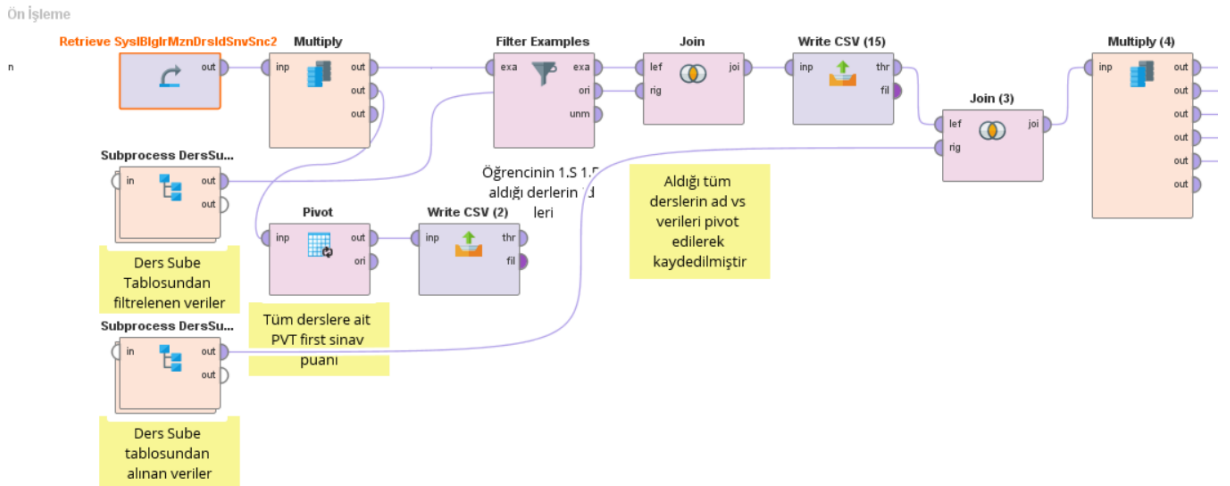
Şekil 3.12. Bölümler İçin Döndürme İşlemleri

Tüm bölümler için uygulanan alt işlem iş akışı Şekil 3.13'te gösterilmiştir. Alt işlem süreçleri aynı olduğu için örnek olarak bir bölüme ait iş akışı verilmiştir.



Şekil 3.13. Sosyal Bilgiler Öğretmenliği İçin Döndürme Alt Süreç Açılımı

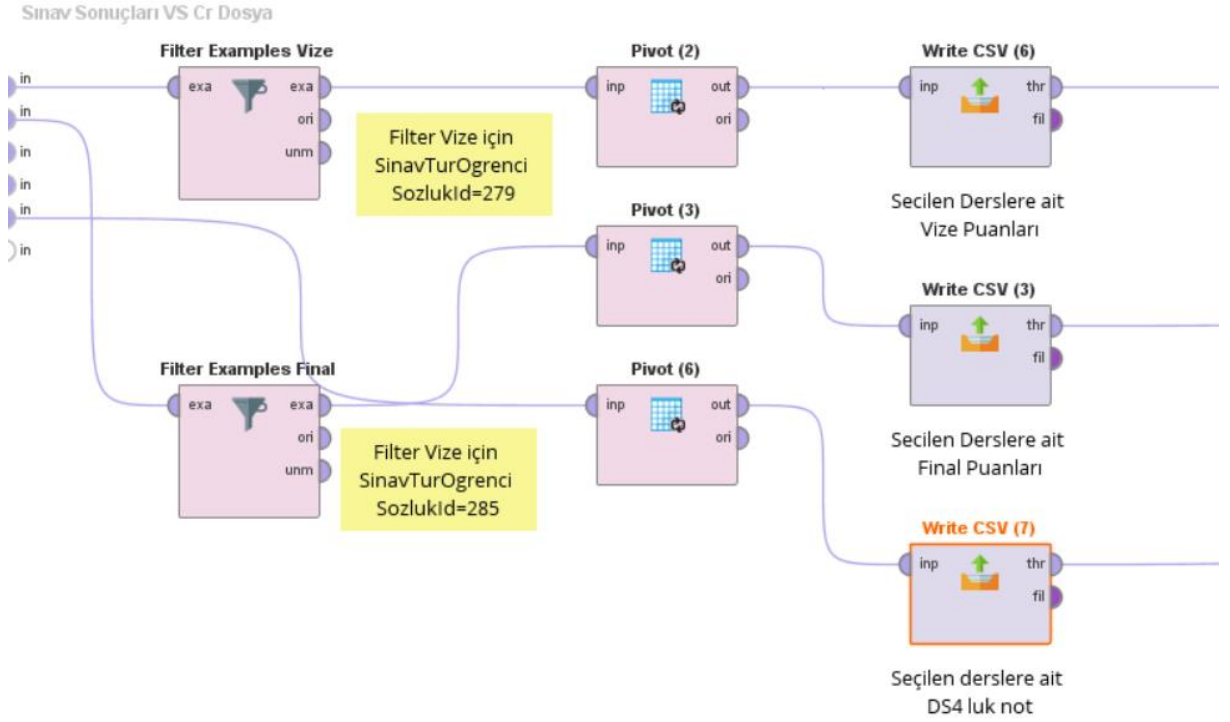
Şekil 3.13'te görüldüğü üzere aynı dersin birden fazla versiyonu bulunmaktadır. Sosyal Bilgiler Öğretmenliği bölümü için öğretim programı incelenerek belirlenen 1. sınıf 1. dönem derslerine ait ders numaraları verisi öğrenci ders tablosundan bulunarak filtrelemede kullanılmıştır. Yapılan işleme ait iş akışı Şekil 3.14'te sunulmuştur.



Şekil 3.14. Mezun Öğrencilerin 1. Sınıf 1. Dönem Aldığı Derslere Ait İş Akışı

Şekil 3.14'te öğrenci program bilgileri ve her ders için yapılan sınavlara ait verinin yer aldığı veri setine ders şube sınav ve ders şube tablosu kullanılarak sınavın türü ve derse ilişkin özellikler de eklenmiştir. Böylece bölümün 1. sınıf 1. döneme ilişkin dersleri filtrelemek bu derslerden alınan sınav sonuçlarının hangi sınav türüne ait olduğuna ilişkin veriye ulaşıldı.

Sınav türü verisi kullanılarak mezun öğrencilerin 1. sınıf 1. döneme derslerine ait ara sınav, yarıyıl sonu sınavı, dönem sonu başarı puanı, dönem sonu ders dördlük notu için ayrı veri setleri oluşturuldu ve csv formatında kaydedildi. Yapılan işlemlere ait iş akışı Şekil 3.15'te gösterilmiştir.



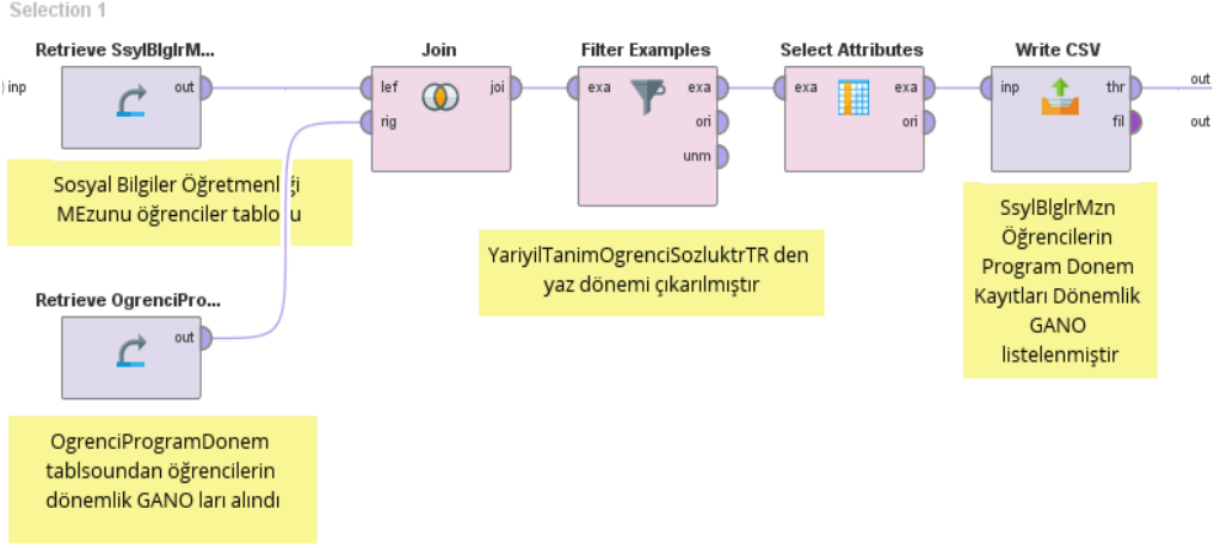
Şekil 3.15. Mezun Öğrencilerin 1. Sınıf 1. Dönem Aldığı Derslere İlişkin Sınav Puanları, Yarıyıl Sonu Notları

Döndürme işlemlerinden önce sınav puanları aynı özellikte olduğundan ve bu durum ara sınav ve yarıyıl sonu sınavlarının karışmasına neden olacağından sınavların karışmaması için filtreleme yapılmıştır (sınav türleri ara sınav=279, yarıyıl sınavı=285). Döndürme işlemi öğrenciler, öğrenci program kayıt numarasına göre gruplandırılmıştır. Sütun özelliği ‘ders tanım öğrenci sözlük TR’ alanındaki tanımlara göre gruplandırılmıştır. Bu işlemlerden sonra ve sınav puanı olarak listedeki ilk kayıt alınmış ve ilk kaydın seçilmesi öğrencinin aynı derse ilişkin başka sınav puanları olmasını engellemek için yapılmıştır. Böylece mezun öğrencinin bir satırdaki 1. sınıf 1. dönem aldığı derslere ait sınav puanları sınav türlerine göre ayrı ayrı elde edilmiştir.

Araştırma sürecinde mezun öğrencilerin dönemlik genel ağırlıklı not ortalamalarına ihtiyaç duyulduğundan bu veri setini oluşturmak için yapılan işlemler aşağıdaki başlık altında verilmiştir.

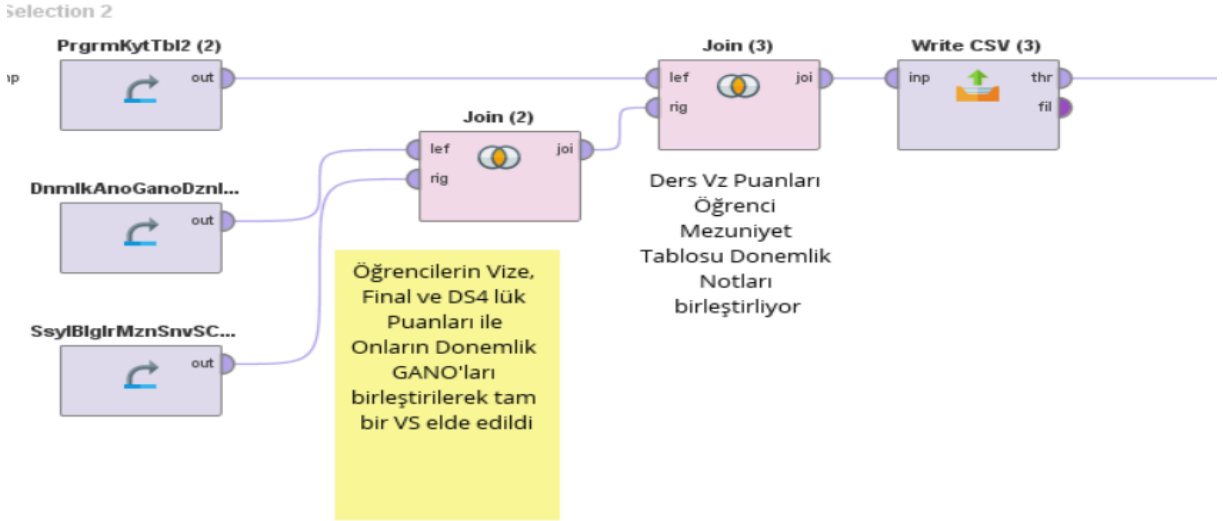
3.1.3.3.Eğitim Fakültesinden Mezun Öğrencilerin Dönemlik Genel Ağırlıklı Not Ortalamalarını İçeren Veri Setlerinin Oluşturulması

Mezun öğrenci tablosu ile öğrenci program tablosu solda birleştir (join left) metoduyla birleştirilerek mezun öğrencilerin dönemlik ağırlıklı not ortalaması elde edilmiştir. Her bölüm ayrı dosya olarak csv formatında kaydedilmiştir. Mezun öğrencilerin dönemlik ağırlıklı not ortalamalarına ilişkin iş akışı Şekil 3.16’da gösterilmiştir.



Şekil 3.16. Mezun Öğrencilerin Dönemlik Ağırlıklı Not Ortalamalarına Ulaşmak İçin Oluşturulan İş Akışı

Mezun öğrencilerin dönemlik ağırlıklı not ortalaması ile öğrencilerin ara sınav, yarıyıl sonu sınav, ders başarı puanı ve ders dönem sonu dörtlük notları ayrı ayrı birleştirilerek yeni veri setleri elde edilmiştir. Bu işlem için oluşturulan iş akışı Şekil 3.17’de sunulmuştur.



Şekil 3.17. Mezun Öğrencilerin Tüm Sınav Puanları ve Ders Notlarının Birleştirilmesi

Şekil 3.17’de elde edilen veri setlerinde Akdeniz Üniversitesi Eğitim Fakültesinden mezun öğrencilerin bölümlere göre dönemlik ağırlıklı not ortalaması (ders aldığı dönem sayısı kadar) ve 1. sınıf 1. dönem aldığı derslere ait sınav puanları ve ders notları yer almaktadır.

Veri hazırlama süreci sonucunda elde edilen veri setinin özellikleri Tablo 3.4’te sunulmuştur.

Tablo 3.4. *Veri Ön İşleme Süreci Sonu Elde Edilen Veri Setinin Özellikleri*

Özellik	Açıklaması	Veri türü
Öğrenci Program Kayıt Id	Kodlanmış öğrenci kayıt numarası	Sayısal
Bölümü	Mezun olduğu bölüm	Tarih
Ara Sınav Puanları	1. sınıf 1. dönem aldığı derslere ait ara sınav puanları	Sayısal
DANO	Ait olduğu dönem ait ağırlıklı not ortalaması.	Sayısal
DN-4N	1. sınıf 1. dönem aldığı derslere ait dönem sonu notları	Sayısal
GANO	Öğrencinin mezuniyet notu	Sayısal

CRISP-DM iş döngüsünde veri hazırlama sürecinden sonra modelleme süreci gelmektedir. Modelleme sürecinde veri madenciliği hedefleri doğrultusunda modeller tasarlanmıştır. Takip eden başlıkta modelleme sürecinde kullanılan veri madenciliği teknikleri açıklanmıştır.

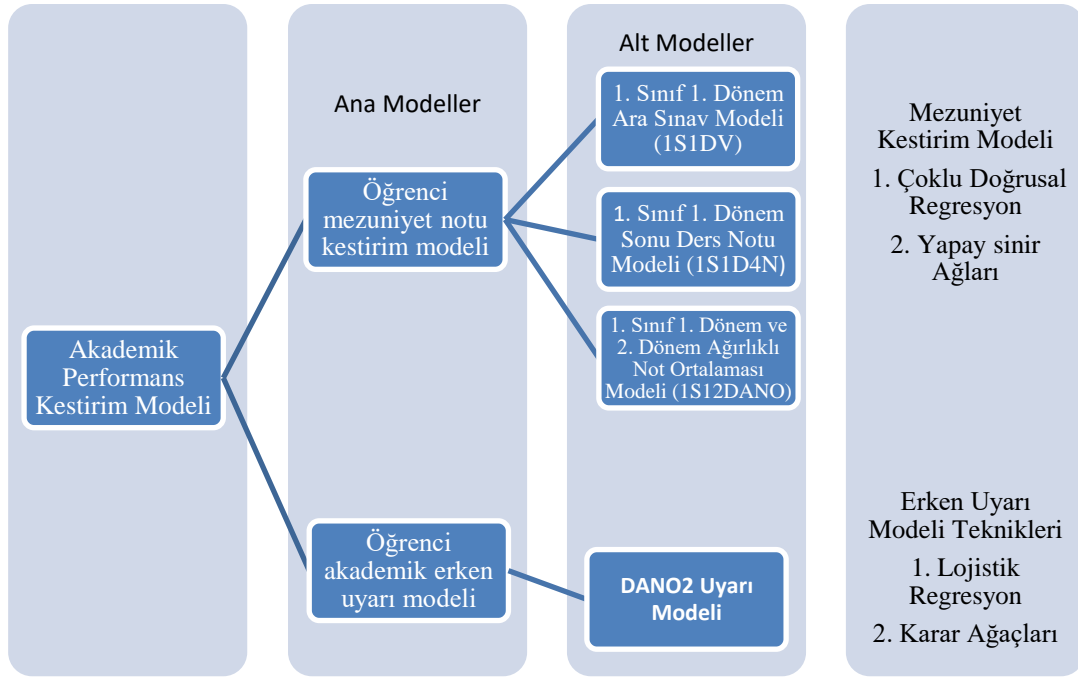
3.1.4. Akademik Performans Kestirim Modellerinin Oluşturulması

CRISP-DM iş döngüsünün modelleme aşamasında ana model tasarımları ve kullanılan veri madenciliği teknikleri açıklanmıştır.

Veri hazırlama süreci sonunda elde edilen veri setleri kullanılarak veri madenciliği hedeflerine yönelik geliştirilen modellerde kullanılan çoklu doğrusal regresyon, yapay sinir ağları, lojistik regresyon ve karar ağaçları teknikleri kullanılmıştır.

Araştırma kapsamında geliştirilmesi düşünülen akademik performans kestirim modeli iki ana modelden oluşmaktadır. İlk ana model öğrenci mezuniyet notu kestirim modelidir, ikinci ana model ise öğrenci akademik uyarı (DANO2) modelidir.

Bu modellere ilişkin detaylı bilgiler aşağıda her modelin başlığı altında sunulmuştur. Yine modellerde kullanılan veri madenciliği teknikleri de model açıklamalarından sonra başlık halinde sunulmuştur. Öğrenci mezuniyet notu kestirim modelinde öğrencinin mezuniyet notunu farklı zamanlarda kestirmek için kullanılan 3 alt model yer alırken öğrenci akademik uyarı (DANO2) bir alt modelden oluşmaktadır. Yine bu alt modeller içinde farklı veri madenciliği teknikleri kullanılarak oluşturulan modellerin de performansı karşılaştırılmıştır. Modellere ilişkin bilgiler ve kullanılan teknikler Şekil 3.18’de gösterilmiştir.



Şekil 3.18. Araştırma Kapsamında Geliştirilecek Modeller

Veri madenciliği çalışmalarında modeller geliştirmek ve geliştirilen modelleri eğitmek için mevcut verinin bir kısmı eğitim verisi geri kalanı ise test verisi olarak kullanılmaktadır. Bu araştırmada modeller için bu oran %75 eğitim verisi, %25 test verisi olarak belirlenmiştir. Modellerin test edilmesi ve değerlendirilmesi ile ilgili bölüm CRISP-DM iş döngüsü içinde değerlendirme sürecinde ayrıntılı olarak açıklanmıştır.

3.1.4.1. Öğrenci Mezuniyet Notu Kestirim Modeli

Öğrenci mezuniyet notu kestirim modeli içinde 1. sınıf 1. dönem ara sınav modeli (1S1DV), 1. sınıf 1. dönem sonu notu modeli (1S1D4N) ve 1. sınıf 1. dönem ve 1. sınıf 2. dönem ağırlıklı not ortalaması (1S12DANO) modeli olmak üzere 3 alt model yer almaktadır. Her kestirim alt modeli Eğitim Fakültesindeki her bölüm için yeniden tasarlanmıştır. Bu modeller öğrencilerin mezuniyet notlarını kestirmek için kullanılmıştır. Her alt model için çoklu doğrusal regresyon ve yapay sinir ağları teknikleri kullanılmıştır. Öğrenci mezuniyet notu kestirim modeli için toplam 42 adet kestirim alt modeli geliştirilmiştir.

1.Sınıf 1. Dönem Ara Sınav (1S1DV) Modeli

1. Sınıf 1. Dönem Ara Sınav Modelinde öğrencilerin 1. sınıf 1. dönem kaydolduğu derslere ait ara sınav puanları kullanılarak mezuniyet notlarını kestirmek amaçlanmıştır. Bu modelde öğrencinin akademik olarak erken dönemde (1. sınıf 1. dönem ara sınavlar açıklandıktan sonra) performansını izleyerek mezuniyet notu kestirilmektedir. Bu amaçla Eğitim Fakültesinde yer alan Sosyal Bilgiler Öğretmenliği, Türkçe Öğretmenliği, İngilizce

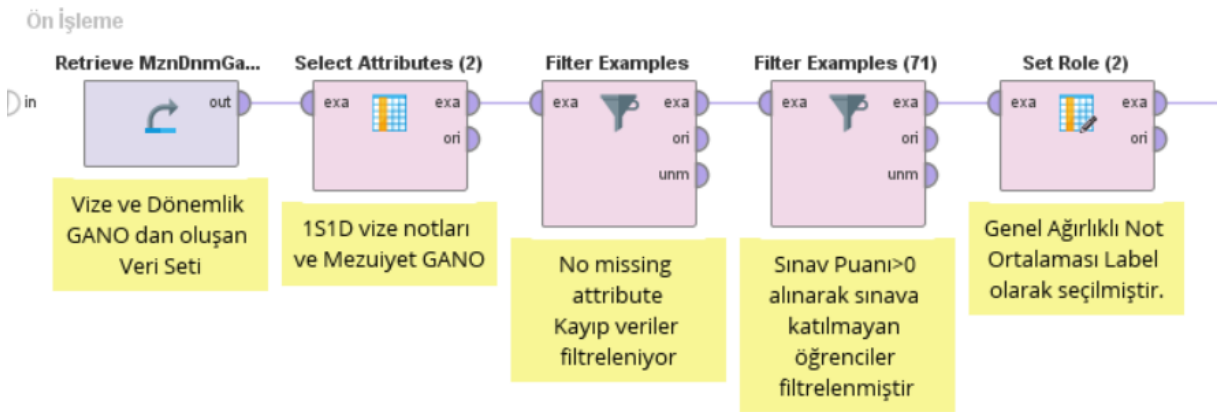
Öğretmenliği, İlköğretim Matematik Öğretmenliği, Sınıf Öğretmenliği, Okul Öncesi Öğretmenliği ve Fen Bilgisi Öğretmenliği olmak üzere 7 bölüm için çoklu doğrusal regresyon ve yapay sinir ağları teknikleriyle 1S1DV modelleri tasarlanmıştır.

1. Sınıf 1. Dönem Sonu Notu (1S1D4N) Modeli

1. Sınıf 1. Dönem Sonu Notu Modelinde öğrencilerin 1. sınıf 1. dönem kaydolduğu derslere ait dönem sonu kullanılarak mezuniyet notlarını kestirmek amaçlanmıştır. Bu modelde öğrencinin 1. sınıf 1. dönem sonuna kadar olan performansını izleyerek mezuniyet kestirilmektedir. Bu amaçla Eğitim Fakültesinde yer alan Sosyal Bilgiler Öğretmenliği, Türkçe Öğretmenliği, İngilizce Öğretmenliği, İlköğretim Matematik Öğretmenliği, Sınıf Öğretmenliği, Okul Öncesi Öğretmenliği ve Fen Bilgisi Öğretmenliği olmak üzere 7 bölüm için çoklu doğrusal regresyon ve yapay sinir ağları teknikleriyle 1S1D4N modelleri tasarlanmıştır.

1. Sınıf 1. Dönem ve 2. Dönem Ağırlıklı Not Ortalaması (1S12DANO) Modeli

1. Sınıf 1. Dönem ve 1. Sınıf 2. Dönem Ağırlıklı Not Ortalaması Modelinde öğrencilerin 1. sınıf 1. dönem ve 1. sınıf 2. dönem ağırlıklı not ortalamaları kullanılarak mezuniyet notlarını kestirmek amaçlanmıştır. Bu modelde öğrencinin 1. sınıf sonunda performansını izleyerek mezuniyet notu kestirilmektedir. Bu amaçla Eğitim Fakültesinde yer alan Sosyal Bilgiler Öğretmenliği, Türkçe Öğretmenliği, İngilizce Öğretmenliği, İlköğretim Matematik Öğretmenliği, Sınıf Öğretmenliği, Okul Öncesi Öğretmenliği ve Fen Bilgisi Öğretmenliği olmak üzere 7 bölüm için çoklu doğrusal regresyon ve yapay sinir ağları teknikleriyle 1S12DANO modelleri tasarlanmıştır.



Şekil 3.19. Modelde Kullanılacak Veri Setinin Hazırlanmasına İlişkin İş Akışı

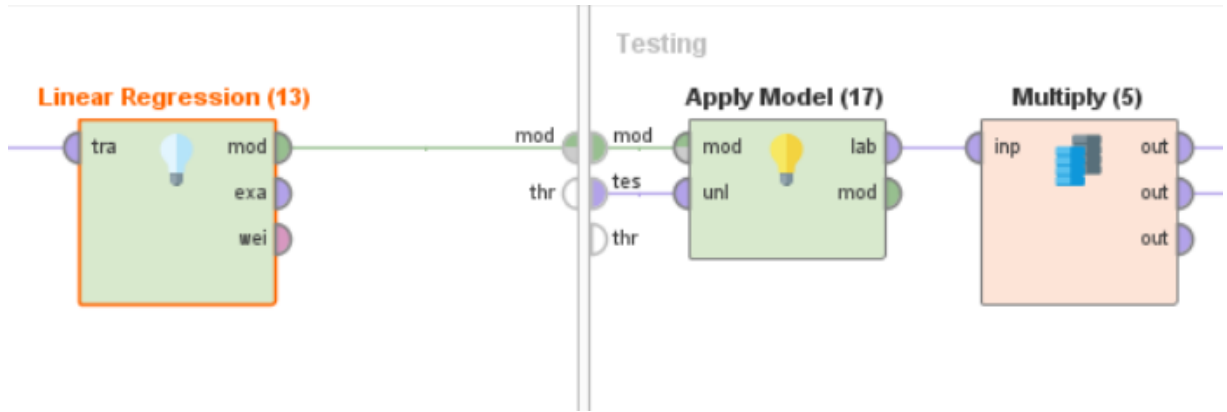
Mezuniyet notu kestirim modelleri için veri hazırlama süreci aşamasında oluşturulan veri setleri yüklenerek öğrencilerin 1. sınıf 1. dönem ara sınav notlarından kayıp veri ve sınav puanı 0'a eşit olanlar (öğrenci bilgi sisteminde sınava girmeyen öğrenciler 0 olarak işlenmektedir) çıkarılmıştır. Öğrencinin genel ağırlıklı not ortalaması bağımlı değişken, hedef (target) olarak seçilmiştir. Bu süreçteki işlemlere ait iş akışı Şekil 3.19'da gösterilmiştir.

3.1.4.2. Öğrenci Mezuniyet Notu Kestirim Modelinde Kullanılan Teknikler

Öğrenci mezuniyet notu kestirim modeli tasarımında tahmin edici modellerden yararlanılmıştır. Araştırmada öğrenci mezuniyet notu kestirim modelinde veri madenciliği tekniklerinden çoklu doğrusal regresyon ve yapay sinir ağı teknikleri kullanılmıştır.

Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi: Birden fazla bağımsız değişkenin bağımlı değişkene olan etkisini formüle etmek için kullanılır. P sayıda açıklayıcı değişkenleri olan bir model için çoklu doğrusal regresyon denklemi $Y = b_0 + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_p X_p$ şeklinde yazılabilir.

Y'nin cevap veya bağımlı değişken olduğu durumlarda, X'ler p açıklayıcı değişkenleri temsil eder ve b_0 regresyon katsayılarıdır (SAS, 2019b). Çoklu regresyon analizi için doğrusal regresyon (multi linear regression) işleci kullanılmıştır. Doğrusal regresyon işlecinde eğitim girişi (tra), model, örnek (example) ve ağırlık (weight) çıkışları bulunmaktadır. Bir doğrusal regresyon işleci Şekil 3.20'de gösterilmiştir.



Şekil 3.20. Çoklu Doğrusal Regresyon İşleci

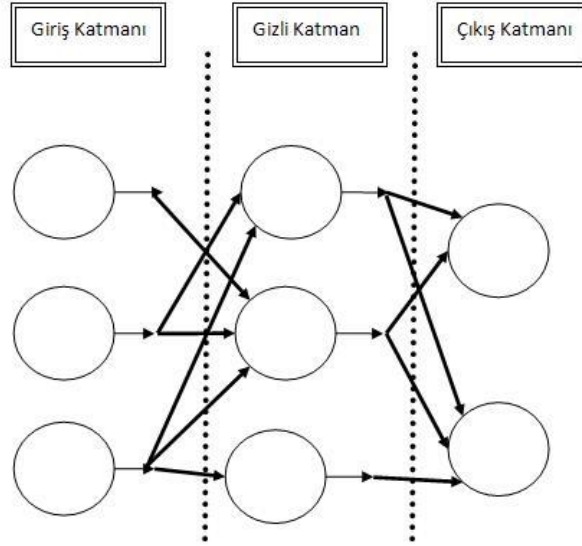
Şekil 3.20'de görüldüğü üzere doğrusal regresyon işlecinin eğitim (training-tra) girişi eğitim veri setinin modele girdiği portttur. Model (mod) verilen eğitim verisi sonucunda oluşturulan modelin kendisinin bulunduğu portttur. Eğitilen model, modeli uygula (apply model) işleci ile test verisine uygulanarak test edilir. Örnekleme portu ise gelen eğitim verisinin bir örneğini veren portttur. Ağırlık ise regresyon modelinde yer alan özelliklerin ağırlıklarını veren portttur.

Yapay Sinir Ağları: Yapay sinir ağları insan beynindeki nöronlara çok benzeyen birbirine bağlı düğümleri olan sistemlerdir. Algoritmalar kullanarak ham verideki gizli kalıpları ve korelasyonları tanıyabilir, kümelere ayırabilir, sınıflandırabilir ve bu işlemleri sürekli öğrenip geliştirebilirler. Sinir ağları bilgisayarla görme, konuşma tanıma, makine çevirisi, sosyal ağ filtreleme, video oyunları ve tıbbi tanı gibi çeşitli alanlarda gelişme göstermiştir. Yapay sinir ağları birbirine bağlı bir yapay nöron grubundan oluşur ve bu, hesaplama için

bağlantıya dayalı bir yaklaşım kullanarak bilgiyi işler. Merkezi bağlantıya dayalı temel prensip, zihinsel olayların birbirine bağlı basit ve çoğu zaman tek biçimli birim ağlarıyla tanımlanabilmesidir. Çoğu durumda bir yapay sinir ağı, öğrenme aşamasında ağ üzerinden akan dış veya iç bilgilere dayanarak yapısını değiştiren uyarlamalı bir sistemdir. Modern sinir ağları genellikle girdiler ve çıktılar arasındaki karmaşık ilişkileri modellemek ya da verideki desenleri bulmak için kullanılır. İleri beslemeli bir sinir ağı, birimler arasındaki bağlantıların yönlendirilmiş bir döngü oluşturmadığı yapay bir sinir ağıdır. Bu ağda, bilgi giriş düğümlerinden gizli düğümlere (eğer varsa) çıkış düğümlerine kadar sadece bir yönde ileri doğru hareket eder. Geri yayılım algoritması iki aşamaya ayrılabilen denetimli bir öğrenme yöntemidir: yayılma ve ağırlık güncelleme. İki faz, ağın performansı yeterince iyi olana kadar tekrar edilir. Geri yayılım algoritmalarında, çıkış değerleri önceden tanımlanmış bazı hata fonksiyonlarının değerini hesaplamak için doğru cevap ile karşılaştırılır. Çeşitli tekniklerle, hata ağdan geri beslenir. Algoritma bu bilgiyi kullanarak hata fonksiyonunun değerini küçük bir miktar azaltmak için her bağlantının ağırlığını ayarlar. Bu işlem eğitim döngüsü için yeterince tekrarladıktan sonra, ağ genellikle hesaplama hatasının daha küçük olduğu bir duruma dönüşecektir. Bu durumda, ağ belirli bir hedef işlevi öğrenecektir (Şeker, 2008; SAS, 2019b; Rapid Miner, 2019).

Bir yapay sinir ağının yapısı Şekil 3.21’de gösterilmiştir. Şekil 3.21’de görüldüğü gibi nöronların bir kısmı giriş (input) bir kısmı ise çıkış (output) için kullanılmıştır. Bu nöronların oluşturduğu katmanlara giriş katmanı (input layer) ve çıkış katmanı (output layer) ismi verilir. Giriş ve çıkışta bulunan bu nöronların ana amacı sistemin dışarıyla olan etkileşimini sağlamaktır. Gizli katman ise giriş ve çıkış katmanları arasındaki bağlantıyı sağlayan, öğrenmenin gerçekleştiği katmandır (Şeker, 2008).

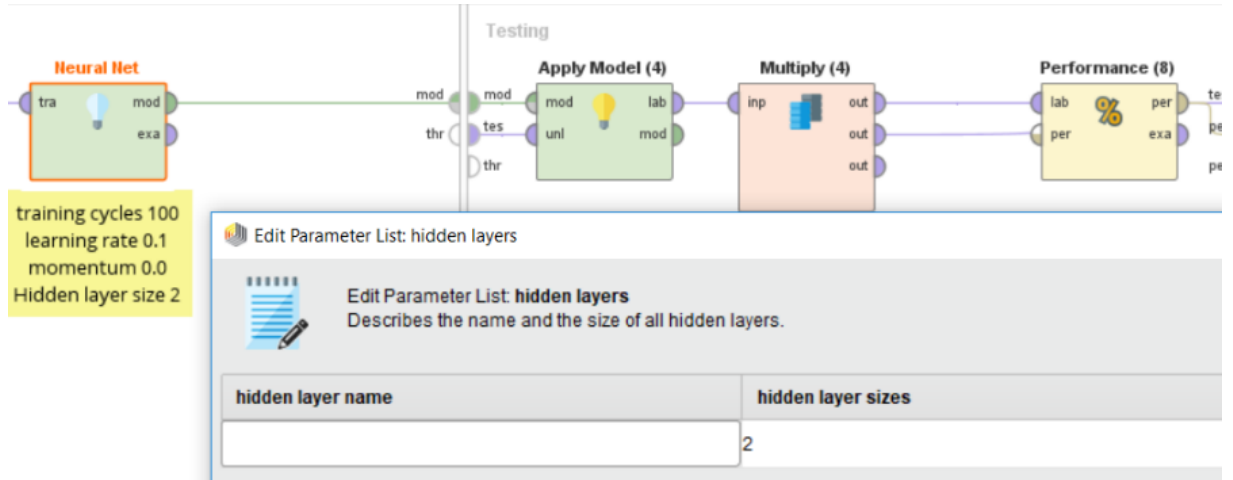
Yapay sinir ağlarındaki giriş sayısı, gizli katman sayısı, gizli katmandaki nöron sayısı farklı değerler alabilir. Modelleme bulgularında giriş sayısı, gizli katman sayısı ve gizli katmandaki nöron sayısı farklı modeller geliştirilmiştir.



Kaynak: Şeker, Ş. E. (2008). Bilgisayar kavramları. 06 23, 2019 tarihinde <http://bilgisayarkavramlari.sadievrenseker.com/2008/10/02/yapay-sinir-aglari-artificial-neural-networks/> adresinden alındı.

Şekil 3.21. Yapay Sinir Ağlarının Yapısı

İş akışında yapay sinir ağları için sinir ağı (neural net) işleci kullanılmıştır (Rapid Miner, 2019). Oluşturulan iş akışında yapay sinir ağlarına ilişkin parametreler Şekil 3.22'deki gibi sisteme girilmektedir.



Şekil 3.22. Yapay Sinir Ağlarında Kullanılan Parametreler

Şekil 3.22' de yapay sinir ağları modelinin girişi ve parametreleri gösterilmektedir. Yapay sinir ağlarının öğrenme döngüsü (training cycle), öğrenme oranı (learning rate) ve momentum parametreleri bu bölümde ayarlanmaktadır. Örnek bir yapay sinir ağının yapısında yer alan bileşenler ve kullanılan parametrelerin açıklamaları sunulmuştur (Rapid Miner, 2019). Girdi (input) : Yapay sinir ağına girdi olarak sunulan nitelikleri temsil etmektedir. Bu araştırmada oluşturulan modellere göre öğrencinin aldığı derslere ait sınav sonuçları, yarıyıl sonu ders notları ve dönemlik ağırlıklı not ortalamalarını ifade etmektedir.

Gizli katman (hidden layer): Bu parametre tüm gizli katmanların adını ve boyutunu açıklar. Sinir ağının yapısını bu parametre ile tanımlayabilir. Her liste girişinde yeni bir gizli katman açıklanır. Her giriş gizli katmanın adını ve boyutunu gerektirir. Katman adı isteğe bağlı olarak seçilebilir. Sadece modeli görüntülemek için kullanılır. Hidden 1 gizli katmanı ifade etmektedir. Bu katman modelin eğitimi için kullanılan veri setindeki ara sınav puanlarıyla çıktı (output) verisi olan mezuniyet notu arasındaki bağlantıyı hesaplayan katmandır. Yapay sinir ağlarında birden fazla gizli katman olabilir.

Çıktı (output): Çıktı katmanı yapay sinir ağlarında hedef değişkeni göstermektedir. Öğrencilerin mezuniyet notu yapay sinir ağlarının hedef değişkenidir.

Öğrenme döngüsü (training cycles): Bu parametre, sinir ağı eğitimi için kullanılan egzersiz çevrimlerinin sayısını belirtir. Geri yayılımda, çıkış değerleri önceden tanımlanmış bazı hata fonksiyonlarının değerini hesaplamak için doğru cevap ile karşılaştırılır. Hata daha sonra ağ üzerinden geri beslenir. Bu bilgiyi kullanarak, algoritma, hata fonksiyonunun değerini küçük bir miktar azaltmak için her bağlantının ağırlığını ayarlar. Bu işlem n sayısı ile tekrarlanır. Bu parametre kullanılarak n belirtilebilir.

Öğrenme oranı (learning rate): Öğrenme oranı parametresi her adımda ağırlıkları ne kadar değiştirdiğimizi belirler ve 0 değerini alamaz.

Moment (momentum) : Önceki ağırlık güncellemesinin bir kısmını mevcut olana ekler. Bu, yerel maksimumlamayı önler ve optimizasyon yönlerini düzeltir.

Sinir ağları işlecinin eğitim (training-tra) girişi eğitim veri setinin modele girdiği porttur. Model (mod) verilen eğitim verisi sonucunda oluşturulan modelin kendisinin bulunduğu porttur. Eğitilen model, modeli uygula (apply model) işleci ile test verisine uygulanarak test edilir. Örneklem portu ise gelen eğitim verisinin bir örneğini veren porttur. Ağırlık ise regresyon modelinde yer alan özelliklerin ağırlıklarını veren porttur.

Çoklu doğrusal regresyon ve yapay sinir ağları teknikleriyle geliştirilen modellerin eğitimi ve testi için çapraz doğrulama (cross validation) işleci kullanılmıştır. Bu işleç iç içe geçmiş bir işleçtir. İki alt işlemi vardır: Eğitim alt işlemi ve test alt işlemi. Eğitim alt işlemi, bir modelin eğitimi için kullanılır. Eğitilen model daha sonra test alt işleminde uygulanır. Modelin performansı test aşamasında ölçülür. Veri seti girişi, eşit boyuttaki k altkümelerine ayrılır. K altkümelerinin test veri seti olarak tek bir altküme tutulur (yani test alt işleminin girişi). Kalan $k - 1$ altkümeleri, eğitim veri seti olarak kullanılır (yani, eğitim alt işleminin girişi). Çapraz doğrulama işlemi daha sonra k kez tekrarlanır, k alt setlerinin her biri test verisi olarak tam bir kez kullanılır. Tek bir kestirim üretmek için k yinelemelerden elde edilen k sonuçlarının ortalaması alınır veya başka şekilde birleştirilir (Rapid Miner, 2019).

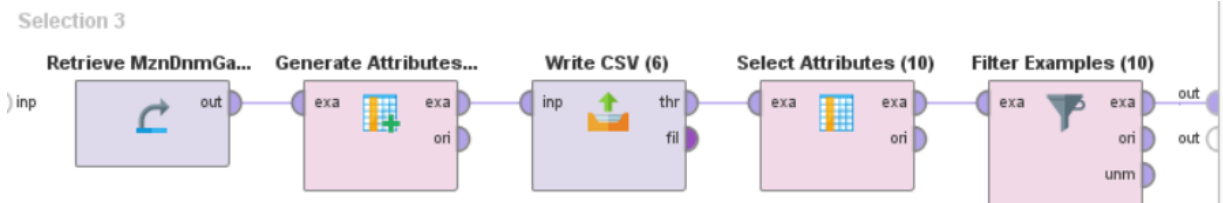
Araştırmada geliştirilen modellerin eğitiminde ve testinde $k=4$ olarak alınmıştır. Veri seti 4 eşit parçaya bölünerek her seferinde 3 parçası eğitim 1 parçası test için kullanılarak veri setinin tümü kullanılmıştır. Çapraz doğrulama yönteminde veri setinin kullanımında karışık örnekleme (shuffle sampling) alınmıştır. İşlecin parametreleri aşağıda açıklanmıştır. Küme sayısı (number of folds) : Verinin eşit olarak bölüneceği küme sayısını ifade etmektedir. Örnekleme türü (sampling type): Veri setinden eğitim ve test verisinin seçilme biçimini belirtmek için kullanılmıştır. Araştırmada karışık örnekleme kullanılmıştır tipi kullanılarak verinin rastgele bir şekilde modele girmesi sağlanmıştır.

3.1.4.3. Öğrenci Akademik Erken Uyarı (DANO2) Modeli

Akademik kestirim modelinin ikinci ana modeli öğrenci akademik erken uyarı (DANO2) Modelidir. DANO2 Uyarı modeli için lojistik regresyon ve karar ağaçları kullanılarak farklı modeller oluşturulmuştur. Akademik performans kestirim modeli altında Eğitim Fakültesinde yer alan her bölüm için lojistik regresyon ve karar ağaçları kullanılarak iki farklı model geliştirilmiştir.

3.1.4.4. Öğrenci Akademik Erken Uyarı (DANO2) Modelinde Kullanılan Teknikler

Modeli geliştirmek için veri setleri üzerinde ön işleme aşamasını tekrarlamak gerekmiştir. Veri setlerini düzenlemek için izlenen süreç Şekil 3.23'te gösterilmiştir.



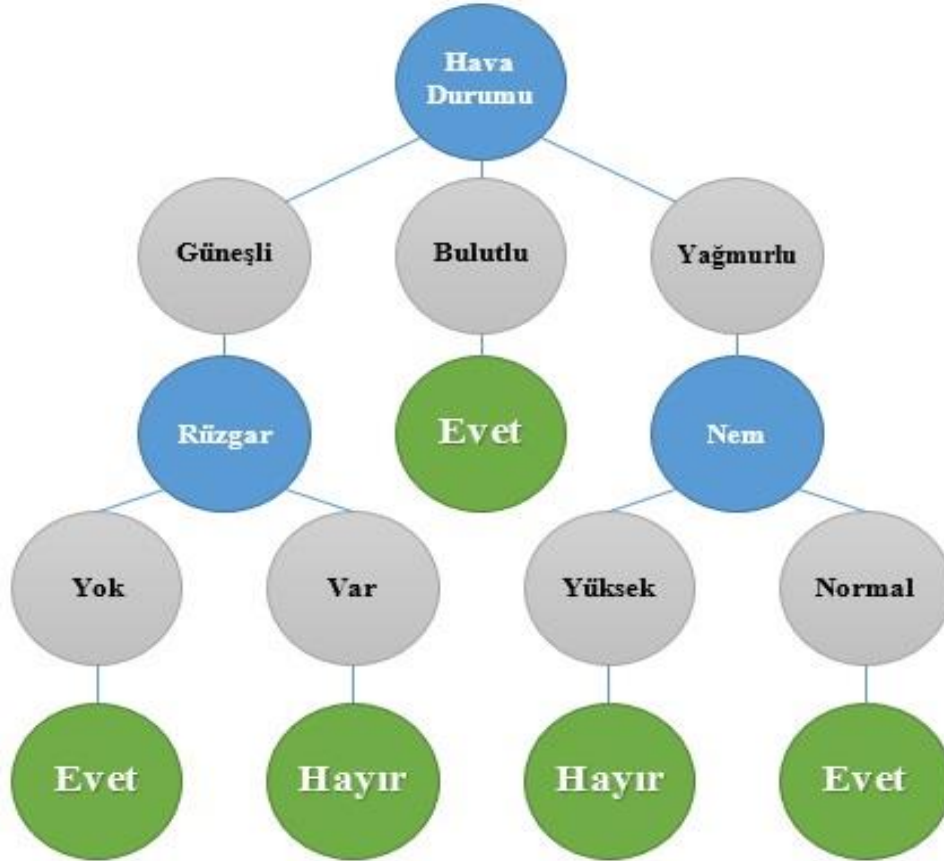
Şekil 3.23. DANO2 Veri Ön İşleme Süreci

Bu süreçte hazırlanmış olan veri setlerinden ilgili bölüme ait olan veri seti yüklenir. “Generate Attribute” işleci kullanılarak yüklenen veri seti içinde yeni bir özellik oluşturularak veri setindeki 2’nin altında olan en az bir dönemlik ağırlıklı not ortalaması varsa bu yeni oluşturulan özellik 1 değerini almaktadır. “Select Attributes” işleci kullanılarak veri setinden öğrencilerin aldıkları derslerin dönem sonu 4’lük notları ve yeni oluşturulan DANO2 uyarı özelliği seçilir.

Öğrenci akademik erken uyarı modelinde tahmin edici modellerden yararlanılmıştır. Bu araştırmada öğrenci akademik erken uyarı modelinde veri madenciliği tekniklerinden lojistik regresyon ve karar ağaçları teknikleri (diğer modellerden daha başarılı olduğu için) kullanılmıştır.

alınarak elde edilir (SAS, 2019b; Rapid Miner, 2019). Örnek bir karar yapısı Şekil 3.25'te gösterilmiştir.

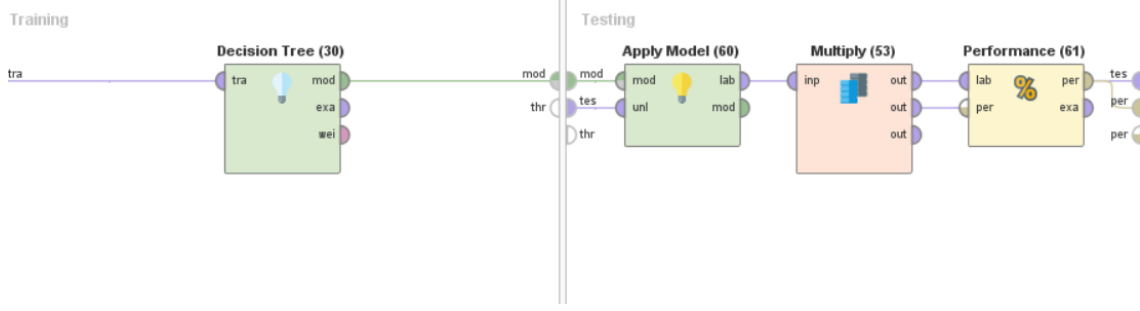
Şekil 3.25'te görüldüğü gibi bir karar ağacı eğer-değilse (if-else) koşul ifadelerini kullanarak rahatlıkla ifade edilebilir. Örneğin hava durumu üç eğer şartı içerir. 2. eğer şartı “bulutlu” seçilmişse “futbol oyna” için olumlu sonuç döndürülür (Uzun, 2016). Hava durumu düğümünden başlayarak aşağı doğru seçenekler takip edilerek futbol oynama durumu belirlenebilir.



Kaynak: Uzun, E. (2016). Decision Tree (Karar Ağacı). 07 28, 2019 tarihinde https://www.e-adys.com/makine_ogrenmesi/decision-tree-karar-agaci-id3-algoritmasi-classification-siniflama/ adresinden alındı.

Şekil 3.25. Futbol Oynama Durumu Karar Ağacı

Rapid Miner'da kullanılan karar ağaçları işleci lojistik regresyon gibi kategorik bir etikete göre sınıflandırma yapan bir işleçtir ancak karar ağaçlarında iki sınıftan fazlası yer alabilir (polynomial). Oluşturulan karar ağaçları modeli Şekil 3.26'da gösterildiği biçimde Eğitim Fakültesinde yer alan tüm bölümler için aynı şekilde tasarlanmıştır.



Şekil 3.26. Karar Ağaçları Modelinin Tasarımı

Her iki teknik de DANO2 uyarı özelliği değeri 1 olan öğrenciler eğitimleri boyunca en az bir dönem dönemlik ağırlıklı not ortalaması 2'nin altına düşen öğrencileri etiketlemek için kullanılmıştır. DANO2 uyarı özelliği 0 olan öğrenciler ise hiçbir dönem dönemlik ağırlıklı not ortalaması 2'nin altına düşmeyen öğrencilerdir. Modelin doğrulama yöntemi olarak çapraz doğrulama ($k=4$) kullanılmıştır. Bölümler için oluşturulan DANO2 Uyarı Modelleri aşağıda sunulmuştur.

Yöntem bölümü içinde CRISP-DM iş döngüsü içinde iş süreçlerini anlama, veriyi anlama, veri hazırlama ve son olarak modellemede kullanılan veri madenciliği tekniklerine yer verilmiştir. CRISP-DM iş döngüsü modelleme aşaması araştırma kapsamında geliştirilen modellerin performans göstergelerine ilişkin bulgular ile devam etmektedir.

BÖLÜM IV

BULGULAR

Araştırmanın bu bölümüne kadar CRISP-DM iş döngüsü takip edilerek iş süreçlerinin anlaşılması, veriyi anlama, veri hazırlama süreçleri incelenmiş yöntem bölümünün sonunda modelleme sürecinde kullanılan veri madenciliği modelleri ve bu modellerin geliştirilmesin kullanılan tekniklere yer verilmiştir. Bu bölümde araştırma amaçları ve veri madenciliği hedefleri doğrultusunda araştırmanın alt problemlerine ilişkin bulgular sunulmuştur.

4.1. Araştırmanın Birinci Alt Problemi Olan Öğrencilerin 1. Sınıf Akademik Notları Kullanılarak Mezuniyet Notu Kestirilebilir mi? ye İlişkin Bulgular

Bu bölümde araştırmanın birinci alt problemine ilişkin olan öğrenci mezuniyet notu kestirim modellerine ilişkin bulgular yer almaktadır. Eğitim Fakültesinde yer alan 7 bölüm için ara sınav puanları, dönem sonu notları ve 1. dönem ve 2. dönem ağırlıklı not ortalamaları ile olmak üzere 3 kestirim modeli oluşturulmuştur. Her kestirim modeli için kendi içinde 2 ayrı teknik (yapay sinir ağları ve çoklu doğrusal regresyon modeli) kullanılmıştır.

4.1.1. Sosyal Bilgiler Öğretmenliği Mezuniyet Notu Kestirim Modelleri

Sosyal Bilgiler Öğretmenliği 1. Sınıf 1. Dönem Ara Sınav (1S1DV) Modeli

Sosyal Bilgiler Öğretmenliğinden mezun olan 463 öğrenciden ara sınav notunda eksik veri, sıfır olmayan (0 puan sınava girilmemiş olarak kodlandığı için) 404 öğrencinin verisi kullanılarak 1S1DV çoklu regresyon analizi modeli ve 1S1DV yapay sinir ağları modelleri oluşturulmuştur. Sosyal Bilgiler Öğretmenliği 1S1DV çoklu regresyon analizi modeline ilişkin sonuçlar Tablo 4.1’de gösterilmiştir. Tablo 4.1’de görüldüğü üzere katsayıları anlamlı çıkan ($p < 0.05$) dersler ve regresyon sabiti kullanılarak mezuniyet notu aşağıdaki gibi formüle edilmiştir.

$$\begin{aligned} \text{Mezuniyet Notu} = & 0.002 * \text{first}(\text{SınavNotu})_ \text{Arkeoloji} \\ & + 0.002 * \text{first}(\text{SınavNotu})_ \text{Eğitim Bilimine Giriş} \\ & + 0.002 * \text{first}(\text{SınavNotu})_ \text{Sosyal Bilgilerin Temelleri} \\ & + 0.004 * \text{first}(\text{SınavNotu})_ \text{Sosyal Psikoloji} \\ & + 0.002 * \text{first}(\text{SınavNotu})_ \text{Sosyoloji} \\ & + 0.005 * \text{first}(\text{SınavNotu})_ \text{Türkçe I Yazılı Anlatım} \\ & + 0.002 * \text{first}(\text{SınavNotu})_ \text{İngilizce I} \\ & + 1.708 \end{aligned}$$

Tablo 4.1. Sosyal Bilgiler Öğretmenliği 1S1DV Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi

Değişkenler	B	Standart Hata	β	t	p
Arkeoloji	0.002	0.001	0.115	2.653	**0.008
Bilgisayar I	0.001	0.001	0.078	1.780	0.076
Eğitim Bilimine Giriş	0.002	0.001	0.143	3.297	**0.001
Sosyal Bilgilerin Temelleri	0.002	0.001	0.167	3.601	**0.000
Sosyal Psikoloji	0.004	0.001	0.214	4.835	**0.000
Sosyoloji	0.002	0.001	0.159	3.443	**0.001
Türkçe I Yazılı Anlatım	0.005	0.001	0.267	5.872	**0.000
İngilizce I	0.002	0.001	0.174	4.064	**0.000

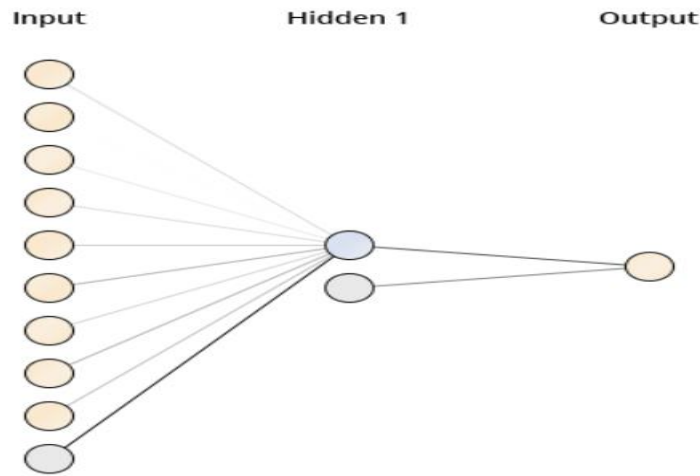
RMSE=0.188, AE=0.151, SE=0.035, $R^2=0.343$, MAPE(%)= 4.769, *p<0.05, **p<0.01

Performans Göstergeleri

RMSE (Root Mean Squared Error)	: Ortalama Hata Kareleri Toplamı Kökü
SE (Squared Error)	: Ortalama Hata Kareleri
R^2 (SC) Squared Correlation	: Determinasyon katsayısı
MAPE (Mean Absolute Percentage Error)	: Ortalama Mutlak Hata Yüzdesi

Sosyal Bilgiler Öğretmenliği için geliştirilen 1S1DV çoklu regresyon analizi modelinde Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi I dersi eş bütünleşme (colinear) özelliği gösterdiğinden dolayı analize girmemiştir. Türkçe I Yazılı Anlatım dersi ara sınav puanının regresyon formülünde en büyük katsayıya sahip olduğu görülmektedir. İkinci sırada ise Sosyal Psikoloji dersi ara sınav puanı gelmektedir. Modelde mezuniyet notunun hesaplanmasında Bilgisayar I dersinin ise istatistiksel olarak anlamlı bir katkısı yoktur. Geliştirilen model 1.sınıf 1. dönemdeki 7 dersin ara sınav puanları ile mezuniyet notundaki varyansın %34.3'ünü açıklayabilmektedir ($R^2=0.343$). MAPE değerine bakıldığında ise modelin mezuniyet notlarını %95.231 (100-MAPE) doğrulukla kestirdiği söylenebilir.

Sosyal Bilgiler Öğretmenliği ikinci 1S1DV Modeli yapay sinir ağları kullanılarak geliştirilmiştir. Tasarlanan yapay sinir ağları modeli şekil 4.1' de gösterilmiştir.



Şekil 4.1. Sosyal Bilgiler Öğretmenliği 1S1DV Yapay Sinir Ağları Modeli

Şekil 4.1’de görüldüğü üzere Sosyal Bilgiler Öğretmenliği 1S1D4N yapay sinir ağı modeli 9 ders ara sınav puanı girişi (input) içeren, tek katman (Hidden 1) tek düğümden oluşan ve mezuniyet notunu çıktı (output) olarak kullanan bir yapıda tasarlanmıştır. Yapay sinir ağı modelinde değişik katmanlar, düğüm sayıları ve parametreler test edilmiştir. Yapılan modellemeler sonucunda performans göstergeleri açısından en iyi parametreler, aktivasyon fonksiyonu: Sigmoid, öğrenme döngüsü: 1000, öğrenme oranı 0.01 ve moment 0.1 olarak belirlenmiştir. Tek katmanlı, tek düğümlü modelin diğer modellere göre daha başarılı olduğu görülmüştür. Geliştirilen modele ilişkin performans göstergeleri: RMSE=0.185, AE=0.148, SE=0.034, $R^2=0.365$, MAPE(%)= 4.673’tür. Geliştirilen model 1.sınıf 1. dönemdeki 9 dersin ara sınav puanları ile mezuniyet notundaki varyansın % 36.5’ini açıklayabilmektedir ($R^2=0.365$). MAPE değerine bakıldığında ise modelin mezuniyet notlarını %95.327 (100-MAPE) doğrulukla kestirdiği söylenebilir. Oluşturulan model için hesaplanan bias değerleri, ağırlık ve diğer parametrelerine ilişkin veri aşağıda sunulmuştur.

Katman 1 (Hidden 1)

Düğüm 1(Node 1) Sigmoid

Arkeoloji:-0.353

Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi I:-0.026

Bilgisayar I:-0.205

Eğitim Bilimine Giriş: -0.345

Sosyal Bilgilerin Temelleri:-0.483

Sosyal Psikoloji: -0.784

Sosyoloji: -0.439

Türkçe I Yazılı Anlatım: -0.762

İngilizce I: -0.631

Bias: 2.361

Output (Linear Regression)

Düğüm 1(Node 1): -1.674

Threshold: 1.201

Sosyal Bilgiler Öğretmenliği 1. Sınıf 1. Dönem Sonu Ders Notu Modeli (1S1D4N)

Sosyal Bilgiler Öğretmenliğinden mezun olan 463 öğrencinin verisi kullanılarak 1S1D4N çoklu regresyon analizi modeli ve 1S1D4N yapay sinir ağı modeli oluşturulmuştur. Sosyal Bilgiler Öğretmenliği 1S1D4N çoklu regresyon analizi modeline ilişkin sonuçlar Tablo 4.2’de gösterilmiştir.

Tablo 4.2. Sosyal Bilgiler Öğretmenliği 1S1D4N Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi

Değişkenler	B	Standart Hata	β	t	p
Arkeoloji	0.025	0.010	0.086	2.370	*0.018
Atatürk İlke ve İnkılap Tarihi	0.019	0.009	0.077	2.201	*0.028
Bilgisayar I	0.032	0.007	0.148	4.215	**0.000
Eğitim Bilimine Giriş	0.057	0.011	0.180	5.010	**0.000
Sosyal Bilgilerin Temelleri	0.025	0.008	0.116	3.018	**0.003
Sosyal Psikoloji	0.059	0.011	0.193	5.314	**0.000
Sosyoloji	0.052	0.010	0.198	5.227	**0.000
Türkçe I Yazılı Anlatım	0.072	0.012	0.206	5.788	**0.000
İngilizce I	0.049	0.008	0.213	6.022	**0.000

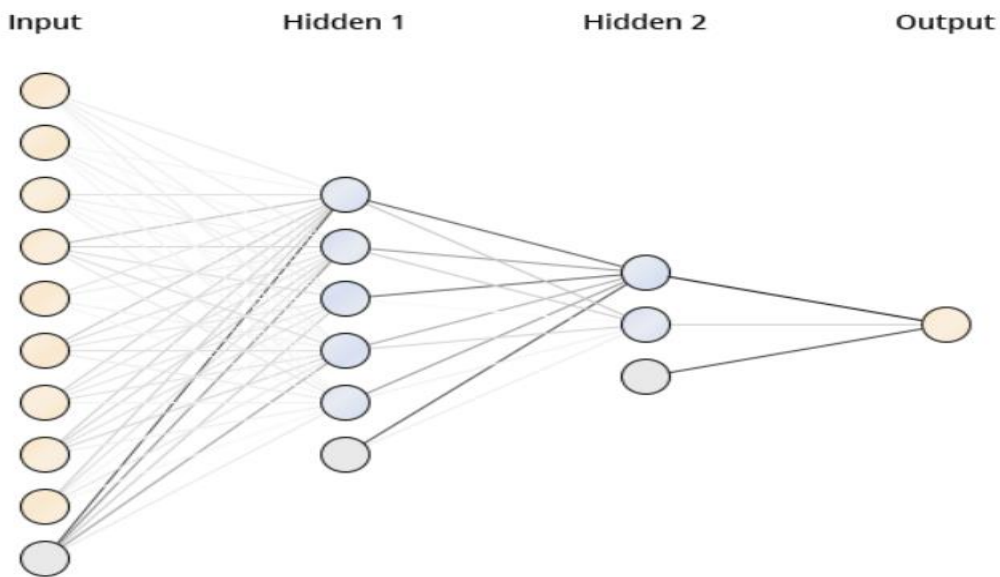
RMSE=0.163, AE=0.131, SE=0.027, $R^2=0.517$, MAPE(%)= 4.130, *p<0.05, **p<0.01

Performans Göstergeleri

RMSE (Root Mean Squared Error)	: Ortalama Hata Kareleri Toplamı Kökü
SE (Squared Error)	: Ortalama Hata Kareleri
R^2 (SC) Squared Correlation	: Determinasyon katsayısı
MAPE (Mean Absolute Percentage Error)	: Ortalama Mutlak Hata Yüzdesi

Sosyal Bilgiler Öğretmenliği için geliştirilen 1S1D4N çoklu regresyon analizi modelinde Türkçe I Yazılı Anlatım dersi dönem sonu notunun regresyon formülünde en büyük katsayıya sahip olduğu görülmektedir. Regresyon analizinde modele giren tüm derslerin dönem sonu notlarının istatistiksel açıdan anlamlı bir katkısı olduğu görülmektedir. Geliştirilen model 1.sınıf 1. dönemdeki 9 dersin dönem sonu notları ile mezuniyet notundaki varyansın %51.7'sini açıklayabilmektedir ($R^2=0.517$). MAPE değerine bakıldığında ise modelin mezuniyet notlarını %95.870 (100-MAPE) doğrulukla kestirdiği söylenebilir.

Sosyal Bilgiler Öğretmenliği ikinci 1S1D4N Modeli yapay sinir ağları kullanılarak geliştirilmiştir. Tasarlanan yapay sinir ağları modeli Şekil 4.2'de gösterilmiştir.



Şekil 4.2 Sosyal Bilgiler Öğretmenliği 1S1D4N Yapay Sinir Ağları Modeli

Şekil 4.2’de görüldüğü üzere Sosyal Bilgiler Öğretmenliği 1S1D4N yapay sinir ağı modeli 9 ders ara sınav puanı girişi (input), iki katman (Hidden 1, Hidden 2), 1. katmanda 5 düğüm, 2. katmanda 2 düğüm içeren ve mezuniyet notunu çıktı (output) olarak kullanan bir yapıda tasarlanmıştır. Yapay sinir ağı modelinde değişik katmanlar, düğüm sayıları ve parametreler test edilmiştir. Yapılan modellemeler sonucunda performans göstergeleri açısından en iyi parametreler, aktivasyon fonksiyonu: Sigmoid, öğrenme döngüsü: 1000, öğrenme oranı 0.01 ve moment 0.01 olarak belirlenmiştir. 1. katman 5 düğüm ve 2. katman 2 düğümüne sahip modelin diğer modellere göre daha başarılı olduğu görülmüştür. Geliştirilen modele ilişkin performans göstergeleri: RMSE=0.159, AE=0.128, SE=0.026, $R^2 = 0.541$, MAPE (%) = 4.018’dir. Geliştirilen model 1.sınıf 1. dönemdeki 9 dersin dönem sonu notları ile mezuniyet notundaki varyansın %54.1’ini açıklayabilmektedir ($R^2 = 0.541$). MAPE değerine bakıldığında ise modelin mezuniyet notlarını %95.982 (100-MAPE) doğrulukla kestirdiği söylenebilir. Oluşturulan modeli için hesaplanan bias değerleri, ağırlık ve diğer parametrelerine ilişkin veri aşağıda sunulmuştur.

Katman 1 Düğüm 1 (Hidden 1 Node 1) Sigmoid

Arkeoloji: 0.205
Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi I: 0.098
Bilgisayar I: 0.265
Eğitim Bilimine Giriş: 0.587
Sosyal Bilgilerin Temelleri: 0.262
Sosyal Psikoloji: 0.527
Sosyoloji: 0.438
Türkçe I : Yazılı Anlatım: 0.482
İngilizce I: 0.483
Bias: -1.713

Katman 1 Düğüm 2 (Hidden 1 Node 2) Sigmoid

Arkeoloji: 0.172
Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi I: 0.086
Bilgisayar I: 0.156
Eğitim Bilimine Giriş: 0.366
Sosyal Bilgilerin Temelleri: 0.166
Sosyal Psikoloji: 0.336
Sosyoloji: 0.291
Türkçe I : Yazılı Anlatım: 0.424
İngilizce I: 0.302
Bias: -1.077

Katman 1 Düğüm 3 (Hidden 1 Node 3) Sigmoid

Arkeoloji: -0.161
Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi I: -0.183
Bilgisayar I: -0.087
Eğitim Bilimine Giriş: -0.328
Sosyal Bilgilerin Temelleri: -0.031
Sosyal Psikoloji: -0.256
Sosyoloji: -0.261
Türkçe I : Yazılı Anlatım: -0.301
İngilizce I: -0.088
Bias: 0.494
Node 3: -0.057
Node 4: -0.420
Node 5: -0.137

Katman 1 Düğüm 4 (Hidden 1 Node 4) Sigmoid

Arkeoloji: 0.158
Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi I: 0.084
Bilgisayar I: 0.130
Eğitim Bilimine Giriş: 0.337
SOSYAL BİLGİLERİN TEMELLERİ: 0.145
SOSYAL PSİKOLOJİ: 0.292
Sosyoloji: 0.288
Türkçe I : Yazılı Anlatım: 0.408
İngilizce I: 0.237
Bias: -0.913

Katman 1 Düğüm 5 (Hidden 1 Node 5) Sigmoid

Arkeoloji: -0.065
Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi I: -0.118
Bilgisayar I: -0.142
Eğitim Bilimine Giriş: -0.234
SOSYAL BİLGİLERİN TEMELLERİ: -0.091
SOSYAL PSİKOLOJİ: -0.193
Sosyoloji: -0.110
Türkçe I : Yazılı Anlatım: -0.161
İngilizce I: -0.085
Bias: 0.215

Katman 2 Düğüm 1 (Hidden 2 Node 1) Sigmoid

Node 1: -1.574
Node 2: -0.955
Node 3: 1.432
Node 4: -0.801
Node 5: 0.983
Bias: 1.675

Katman 2 Düğüm 2 (Hidden 2 Node 2) Sigmoid

Node 1: -0.559
Node 2: -0.492

Bias: -0.171

Çıktı (Output) Regression (Linear)

Node 1: -2.287

Node 2: -0.443

Threshold: 1.814

Sosyal Bilgiler Öğretmenliği 1. Sınıf 1. Dönem ve 2. Dönem Ağırlıklı Not Ortalaması (1S12DANO) Modeli

Sosyal Bilgiler Öğretmenliğinden mezun olan 463 öğrenciden 1. sınıf 1. dönem ve 2. dönem ağırlıklı not ortalamalarında 2 dönem içinde ağırlıklı not ortalaması 1 ve 1'den büyük (disiplin cezalarından, dönem tekrarı, yatay geçiş, dikey geçiş vb. durumları filtrelemek için) 414 öğrencinin verisi kullanılarak 1S12DANO çoklu regresyon analizi modeli ve 1S12DANO yapay sinir ağları modelleri oluşturulmuştur. Sosyal Bilgiler Öğretmenliği 1S12DANO çoklu regresyon analizi modeline ilişkin sonuçlar Tablo 4.3'te gösterilmiştir.

Tablo 4.3'te görüldüğü üzere katsayıları anlamlı çıkan ($p < 0.05$) dersler ve regresyon sabiti kullanılarak mezuniyet notu aşağıdaki gibi formüle edilmiştir.

Mezuniyet Notu=

0.232 * 1.DönemGano

+ 0.178* 2.DönemGano

+ 2.113

Tablo 4.3. Sosyal Bilgiler Öğretmenliği 1S12DANO Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi

Değişkenler	B	Standart Hata	β	T	p
1.Dönem Gano	0.232	0.021	0.446	10.886	**0.000
2. Dönem Gano	0.178	0.018	0.401	9.792	**0.000

RMSE=0.147, AE=0.120, SE=0.022, $R^2=0.581$, MAPE(%)= 3.791, * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$

Performans Göstergeleri

RMSE (Root Mean Squared Error) : Ortalama Hata Kareleri Toplamı Kökü

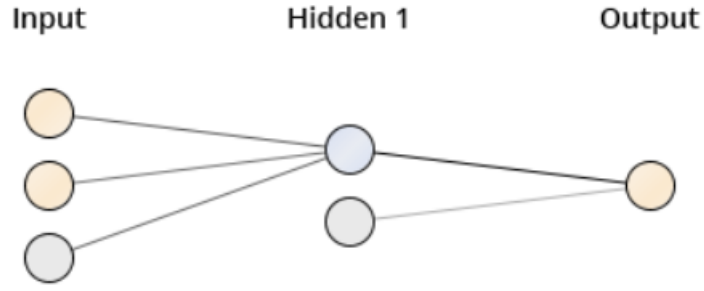
SE (Squared Error) : Ortalama Hata Kareleri

R^2 (SC) Squared Correlation : Determinasyon katsayısı

MAPE (Mean Absolute Percentage Error) : Ortalama Mutlak Hata Yüzdesi

Sosyal Bilgiler Öğretmenliği için geliştirilen 1S12DANO çoklu doğrusal regresyon analizi modelinde öğrencilerin mezuniyet notunun hesaplanmasında 1. dönem ağırlıklı not ortalamasının ve 2. dönem ağırlıklı not ortalamasının anlamlı bir katkısı olduğu görülmektedir. Geliştirilen model 2 döneme ait ağırlıklı not ortalamaları ile mezuniyet notundaki varyansın %58.1'ini açıklayabilmektedir ($R^2 = 0.581$). MAPE değerine bakıldığında ise modelin mezuniyet notlarını %96.209 (100-MAPE) doğrulukla kestirdiği söylenebilir.

Sosyal Bilgiler Öğretmenliği 1S12DANO ikinci model yapay sinir ağları kullanılarak geliştirilmiştir. Tasarlanan yapay sinir ağları modeli Şekil 4.18'de gösterilmiştir.



Şekil 4.3. Sosyal Bilgiler Öğretmenliği 1S12DANO Yapay Sinir Ağları Modeli

Şekil 4.3'te görüldüğü üzere Sosyal Bilgiler Öğretmenliği 1S12DANO yapay sinir ağları modeli 1. sınıf 1. ve 2. döneme ait ağırlıklı not ortalamaları ile 2 girişli (input), tek katman (Hidden 1), tek düğüm içeren ve mezuniyet notunu çıktı (output) olarak kullanan bir yapıda tasarlanmıştır. Yapay sinir ağı modelinde değişik katmanlar, düğüm sayıları ve parametreler test edilmiştir. Yapılan modellemeler sonucunda performans göstergeleri açısından en iyi parametreler, aktivasyon fonksiyonu: Sigmoid, öğrenme döngüsü: 1000, öğrenme oranı 0.01 ve moment 0.01 olarak belirlenmiştir. Tek katman ve tek düğümüne sahip modelin diğer modellere göre daha başarılı olduğu görülmüştür. Geliştirilen modele ilişkin performans göstergeleri: RMSE=0.145, AE=0.117, SE=0.021, $R^2=0.591$, MAPE (%) = 3.700'dir. Geliştirilen model 1.sınıf 1. sınıf 1. ve 2. döneme ait ağırlıklı not ortalamaları ile mezuniyet notundaki varyansın %59.1'ini açıklayabilmektedir ($R^2=0.591$). MAPE değerine bakıldığında ise modelin mezuniyet notlarını %96.300 (100-MAPE) doğrulukla kestirdiği söylenebilir. Oluşturulan model için hesaplanan bias değerleri, ağırlık ve diğer parametrelerine ilişkin veri aşağıda sunulmuştur.

Katman 1 Düğüm 1 (Hidden 1 Node 1) Sigmoid

1. Dönem Gano: 1.204

2. Dönem Gano: 1.038

Bias: -1.138

Çıktı (Output) Linear Regression

Node 1: 1.864

Threshold: -0.601

4.1.2. Türkçe Öğretmenliği Mezuniyet Notu Kestirim Modelleri

Türkçe Öğretmenliği 1. Sınıf 1. Dönem Ara Sınav (1S1DV) Modeli

Türkçe Öğretmenliğinden mezun olan 378 öğrenciden ara sınav notunda eksik veri, sıfır olmayan (0 puan sınava girilmemiş olarak kodlandığı için) 321 öğrencinin verisi kullanılarak 1S1DV çoklu regresyon analizi modeli ve 1S1DV yapay sinir ağları modelleri oluşturulmuştur.

Türkçe Öğretmenliği 1S1DV çoklu regresyon analizi modeline ilişkin sonuçlar Tablo 4.3'te gösterilmiştir.

Tablo 4.4. *Türkçe Öğretmenliği 1S1DV Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi*

Değişkenler	B	Standart Hata	β	t	p
Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi I	0.001	0.001	0.067	1.434	0.153
Edebiyat Bilgi ve Kuramları I	0.003	0.001	0.177	3.704	**0.000
Eğitim Bilimine Giriş	0.003	0.001	0.175	3.382	**0.001
Sözlü Anlatım I	0.004	0.001	0.188	3.710	**0.000
Türk Dilbilgisi I: Ses Bilgisi	0.004	0.001	0.247	4.928	**0.000
Türkçe I Yazılı Anlatım	0.004	0.001	0.150	3.178	**0.002
Yazı Yazma Teknikleri	0.006	0.002	0.198	4.152	**0.000
İngilizce I	0.003	0.001	0.168	3.514	**0.001

RMSE=0.207, AE=0.168, SE=0.043, R²=0.347, MAPE(%)= 5.172, *p<0.05, **p<0.01

Performans Göstergeleri

RMSE (Root Mean Squared Error)	: Ortalama Hata Kareleri Toplamı Kökü
SE (Squared Error)	: Ortalama Hata Kareleri
R ² (SC) Squared Correlation	: Determinasyon katsayısı
MAPE (Mean Absolute Percentage Error)	: Ortalama Mutlak Hata Yüzdesi

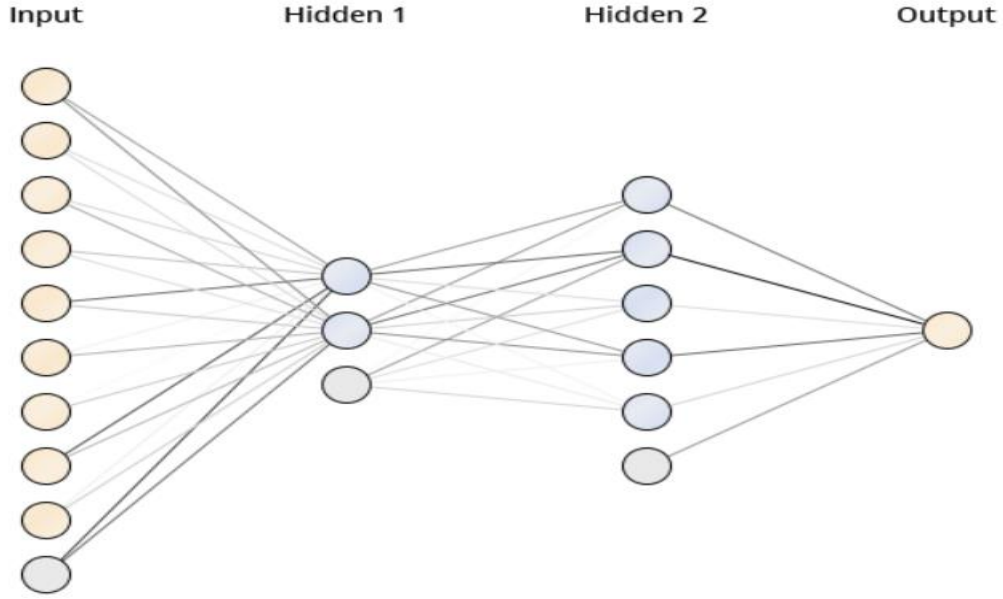
Tablo 4.4'te görüldüğü üzere katsayıları anlamlı çıkan (p<0.05) dersler ve regresyon sabiti kullanılarak mezuniyet notu aşağıdaki gibi formüle edilmiştir.

Mezuniyet Notu=

$$\begin{aligned}
 & 0.003 * \text{first}(\text{SinavNotu})_{\text{Edebiyat Bilgi ve Kuramları I}} \\
 & + 0.003 * \text{first}(\text{SinavNotu})_{\text{Eğitim Bilimine Giriş}} \\
 & + 0.004 * \text{first}(\text{SinavNotu})_{\text{Sözlü Anlatım I}} \\
 & + 0.004 * \text{first}(\text{SinavNotu})_{\text{Türk Dilbilgisi I: Ses Bilgisi}} \\
 & + 0.004 * \text{first}(\text{SinavNotu})_{\text{Türkçe I Yazılı Anlatım}} \\
 & + 0.006 * \text{first}(\text{SinavNotu})_{\text{Yazı Yazma Teknikleri}} \\
 & + 0.003 * \text{first}(\text{SinavNotu})_{\text{İngilizce I}} \\
 & + 1.091
 \end{aligned}$$

Türkçe Öğretmenliği için geliştirilen 1S1DV çoklu regresyon analizi modelinde Osmanlı Türkçesi I dersi eş bütünleşme (colinear) özelliği gösterdiğinden dolayı analize girmemiştir. Yazı Yazma Teknikleri dersi ara sınav puanının regresyon formülünde en büyük katsayıya sahip olduğu görülmektedir. Modelde mezuniyet notunun hesaplanmasında Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi I dersinin ise istatistiksel olarak anlamlı bir katkısı yoktur. Geliştirilen model 1.sınıf 1. dönemdeki 7 dersin ara sınav puanları ile mezuniyet notundaki varyansın %34.7'sini açıklayabilmektedir (R²=0.347). MAPE değerine bakıldığında ise modelin mezuniyet notlarını %94.828 (100-MAPE) doğrulukla kestirdiği söylenebilir.

Türkçe Öğretmenliği 1S1DV ikinci modeli yapay sinir ağları kullanılarak geliştirilmiştir. Tasarlanan yapay sinir ağları modeli Şekil 4.4'te gösterilmiştir.



Şekil 4.4. Türkçe Öğretmenliği 1S1DV Yapay Sinir Ağları Modeli

Şekil 4.4'te görüldüğü üzere Türkçe Öğretmenliği 1S1DV yapay sinir ağları modeli 9 ders ara sınav puanı girişi (input), iki katman (Hidden 1, Hidden 2), 1. katmanda 2 düğüm, 2. katmanda 5 düğüm içeren ve mezuniyet notunu çıktı (output) olarak kullanan bir yapıda tasarlanmıştır. Yapay sinir ağı modelinde değişik katmanlar, düğüm sayıları ve parametreler test edilmiştir. Yapılan modellemeler sonucunda performans göstergeleri açısından en iyi parametreler, aktivasyon fonksiyonu: Sigmoid, öğrenme döngüsü: 2000, öğrenme oranı .01 ve moment .1 olarak belirlenmiştir. 1. katman 2 düğüm ve 2. Katman 5 düğüme sahip modelin diğer modellere göre daha başarılı olduğu görülmüştür. Geliştirilen modele ilişkin performans göstergeleri: RMSE=0.201, AE=0.164, SE=0.041, $R^2=0.387$, MAPE(%)= 5.040'tır. Geliştirilen model 1.sınıf 1. dönemdeki 9 dersin ara sınav puanları ile mezuniyet notundaki varyansın %36.5'ini açıklayabilmektedir ($R^2=0.365$). MAPE değerine bakıldığında ise modelin mezuniyet notlarını %94.960 (100-MAPE) doğrulukla kestirdiği söylenebilir. Oluşturulan modelde hesaplanan bias değerleri, ağırlık ve diğer parametrelerine ilişkin veri aşağıda sunulmuştur.

Katman 1 Düğüm 1 (Hidden 1 Node 1) Sigmoid
 Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi I: 1.061
 Edebiyat Bilgi ve Kuramları I: -0.386
 Eğitim Bilimine Giriş: 0.462
 Osmanlı Türkçesi I: -0.656
 Sözlü Anlatım I: -1.614
 Türk Dilbilgisi I: Ses Bilgisi: 0.159
 Türkçe I Yazılı Anlatım: -0.065
 Yazı Yazma Teknikleri: -1.902
 İngilizce I: -0.167
 Bias: 2.083
Katman 1 Düğüm 2 (Hidden 1 Node 2) Sigmoid
 Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi I: -1.259

Edebiyat Bilgi ve Kuramları I: -0.411
 Eğitim Bilimine Giriş: -0.922
 Osmanlı Türkçesi I: 0.376
 Sözlü Anlatım I: 0.595
 Türk Dilbilgisi I: Ses Bilgisi: -0.832
 Türkçe I Yazılı Anlatım: -0.581
 Yazı Yazma Teknikleri: 0.778
 İngilizce I: -0.538
 Bias: 1.623
Katman 2 Düğüm 1 (Hidden 2 Node 1) Sigmoid
 Node 1: -1.108
 Node 2: -1.117
 Bias: 0.085

Katman 2 Dügüm 2 (Hidden 2 Node 2) Sigmoid
Node 1: -1.651
Node 2: -1.579
Bias: 1.069
Katman 2 Dügüm 3 (Hidden 2 Node 3) Sigmoid
Node 1: -0.392
Node 2: -0.518
Bias: -0.375
Katman 2 Dügüm 4 (Hidden 2 Node 4) Sigmoid
Node 1: -1.132
Node 2: -1.203
Bias: 0.160

Katman 2 Dügüm 5 (Hidden 2 Node 5) Sigmoid
Node 1: 0.130
Node 2: 0.226
Bias: -0.464
Output
Regression (Linear)
Node 1: 1.544
Node 2: 2.694
Node 3: 0.384
Node 4: 1.661
Node 5: -0.473
Threshold: -1.146

Türkçe Öğretmenliği 1. Sınıf 1. Dönem Sonu Notu (1S1D4N) Modeli

Türkçe Öğretmenliğinden mezun olan 378 öğrenciden dönem sonu ders notunda eksik veri olmayan 377 öğrencinin verisi kullanılarak 1S1D4N çoklu regresyon analizi modeli ve 1S1D4N yapay sinir ağları modelleri oluşturulmuştur. Türkçe Öğretmenliği 1S1D4N çoklu regresyon analizi modeline ilişkin sonuçlar Tablo 4.5'te gösterilmiştir. Tablo 4.5'te görüldüğü üzere katsayıları anlamlı çıkan ($p < 0.05$) dersler ve regresyon sabiti kullanılarak mezuniyet notu aşağıdaki gibi formüle edilmiştir.

Mezuniyet Notu=

0.035 * Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi I
+ 0.068 * Edebiyat Bilgi ve Kuramları I
+ 0.042 * Eğitim Bilimine Giriş
+ 0.034 * Osmanlı Türkçesi I
+ 0.030 * Sözlü Anlatım I
+ 0.057 * Türk Dilbilgisi I: Ses Bilgisi
+ 0.046 * Türkçe I Yazılı Anlatım
+ 0.081 * Yazı Yazma Teknikleri
+ 0.060 * İngilizce I
+ 1.949

Tablo 4.5. Türkçe Öğretmenliği 1S1D4N Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi

Değişkenler	B	Standart Hata	β	t	p
Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi I	0.035	0.013	0.106	2.584	*.010
Edebiyat Bilgi ve Kuramları I	0.068	0.014	0.197	4.724	** .000
Eğitim Bilimine Giriş	0.042	0.012	0.138	3.416	** .001
Osmanlı Türkçesi I	0.034	0.010	0.139	3.267	** .001
Sözlü Anlatım I	0.030	0.013	0.100	2.340	*0.02
Türk Dilbilgisi I: Ses Bilgisi	0.057	0.013	0.193	4.280	** .000
Türkçe I Yazılı Anlatım	0.046	0.013	0.140	3.427	** .001
Yazı Yazma Teknikleri	0.081	0.017	0.188	4.779	** .000
İngilizce I	0.060	0.010	0.225	5.790	** .000

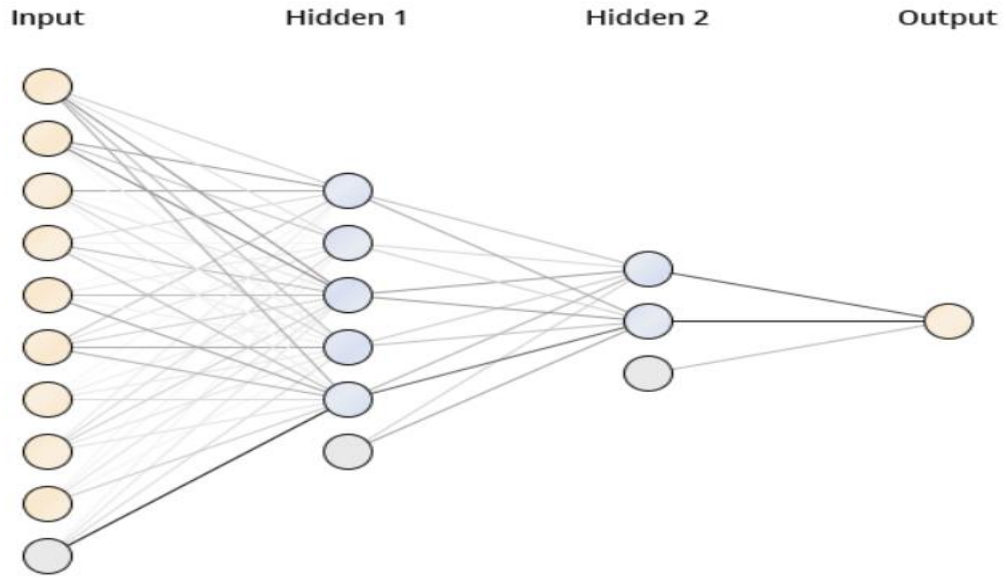
RMSE=0.193, AE=0.156, SE=0.037, $R^2 = 0.446$, MAPE(%)= 4.812, * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$

Performans Göstergeleri

RMSE (Root Mean Squared Error) : Ortalama Hata Kareleri Toplamı Kökü
SE (Squared Error) : Ortalama Hata Kareleri
 R^2 (SC) Squared Correlation : Determinasyon katsayısı
MAPE (Mean Absolute Percentage Error) : Ortalama Mutlak Hata Yüzdesi

Türkçe Öğretmenliği için geliştirilen 1S1D4N çoklu regresyon analizi modelinde Yazı Yazma Teknikleri dersi dönem sonu notunun regresyon formülünde en büyük katsayıya sahip olduğu görülmektedir. Regresyon analizinde modele giren tüm derslerin dönem sonu notlarının istatistiksel açıdan anlamlı bir katkısı olduğu görülmektedir. Geliştirilen model 1.sınıf 1. dönemdeki 9 dersin dönem sonu notları ile mezuniyet notundaki varyansın %44.6'sını açıklayabilmektedir ($R^2 = 0.446$). MAPE değerine bakıldığında ise modelin mezuniyet notlarını %95.118 (100-MAPE) doğrulukla kestirdiği söylenebilir.

Türkçe Öğretmenliği 1S1D4N ikinci model yapay sinir ağları kullanılarak geliştirilmiştir. Tasarlanan yapay sinir ağları modeli Şekil 4.5'te gösterilmiştir.



Şekil 4.5. Türkçe Öğretmenliği 1S1D4N Yapay Sinir Ağları Modeli

Şekil 4.5'te görüldüğü üzere Türkçe Öğretmenliği 1S1D4N yapay sinir ağları modeli 9 ders ara sınav puanı girişi (input), iki katman (Hidden 1, Hidden 2), 1. katmanda 2 düğüm, 2. katmanda 5 düğüm içeren ve mezuniyet notunu çıktı (output) olarak kullanan bir yapıda tasarlanmıştır. Yapay sinir ağı modelinde değişik katmanlar, düğüm sayıları ve parametreler test edilmiştir. Yapılan modellemeler sonucunda performans göstergeleri açısından en iyi parametreler, aktivasyon fonksiyonu: Sigmoid, öğrenme döngüsü: 3000, öğrenme oranı .01 ve moment .1 olarak belirlenmiştir. 1. katman 2 düğüm ve 2. Katman 5 düğümüne sahip modelin diğer modellere göre daha başarılı olduğu görülmüştür. Geliştirilen modele ilişkin performans göstergeleri: RMSE=0.189, AE=0.152, SE=0.036, $R^2=0.466$, MAPE(%)=4.700'dür. Geliştirilen model 1.sınıf 1. dönemdeki 9 dersin ara sınav puanları ile mezuniyet notundaki varyansın %46.6'sını açıklayabilmektedir ($R^2=0.466$). MAPE değerine bakıldığında ise modelin mezuniyet notlarını %95.300 (100-MAPE) doğrulukla kestirdiği söylenebilir.

Oluşturulan modelde hesaplanan bias değerleri, ağırlık ve diğer parametrelerine ilişkin veri aşağıda sunulmuştur.

Katman 1 Düğüm 1 (Hidden 1 Node 1) Sigmoid

Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi I: -0.699
Edebiyat Bilgi ve Kuramları I: 1.348
Eğitim Bilimine Giriş: -1.036
Osmanlı Türkçesi I: -0.533
Sözlü Anlatım I: -0.089
Türk Dilbilgisi I: Ses Bilgisi: -0.789
Yazılı Anlatım I: -0.116
Yazı Yazma Teknikleri: -0.268
İngilizce I: 0.148
Bias: -0.024

Katman 1 Düğüm 2 (Hidden 1 Node 2) Sigmoid

Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi I: 0.454
Edebiyat Bilgi ve Kuramları I: -0.809
Eğitim Bilimine Giriş: -0.080
Osmanlı Türkçesi I: 0.148
Sözlü Anlatım I: 0.304
Türk Dilbilgisi I: Ses Bilgisi: -0.415
Yazılı Anlatım I: -0.086
Yazı Yazma Teknikleri: -0.503
İngilizce I: -0.151
Bias: -0.163

Katman 1 Düğüm 3 (Hidden 1 Node 3) Sigmoid

Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi I: 1.520
Edebiyat Bilgi ve Kuramları I: -1.749
Eğitim Bilimine Giriş: 0.387
Osmanlı Türkçesi I: 0.934
Sözlü Anlatım I: 0.850
Türk Dilbilgisi I: Ses Bilgisi: -0.647
Yazılı Anlatım I: -0.247
Yazı Yazma Teknikleri: -0.642
İngilizce I: -0.388
Bias: -0.351

Katman 1 Düğüm 4 (Hidden 1 Node 4) Sigmoid

Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi I: -0.934
Edebiyat Bilgi ve Kuramları I: 0.216
Eğitim Bilimine Giriş: -0.630
Osmanlı Türkçesi I: -0.245
Sözlü Anlatım I: -0.226
Türk Dilbilgisi I: Ses Bilgisi: -1.119
Yazılı Anlatım I: 0.310
Yazı Yazma Teknikleri: -0.365
İngilizce I: 0.140
Bias: -0.512

Katman 1 Düğüm 5 (Hidden 1 Node 5) Sigmoid

Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi I: -1.202
Edebiyat Bilgi ve Kuramları I: -0.050
Eğitim Bilimine Giriş: 0.237
Osmanlı Türkçesi I: -0.938
Sözlü Anlatım I: -1.303
Türk Dilbilgisi I: Ses Bilgisi: 1.100
Yazılı Anlatım I: -0.469
Yazı Yazma Teknikleri: -0.395
İngilizce I: -0.712
Bias: 3.322

Katman 2 Düğüm 1 (Hidden 1 Node 1) Sigmoid

Node 1: -0.885
Node 2: -0.555
Node 3: -1.343
Node 4: -0.729
Node 5: -1.074
Bias: 0.632

Katman 2 Düğüm 1 (Hidden 1 Node 1) Sigmoid

Node 1: -1.186
Node 2: -0.652
Node 3: -1.360
Node 4: -0.869
Node 5: -2.223
Bias: 1.291

Çıktı (Output) Linear Regression

Node 1: 2.381
Node 2: 3.257
Threshold: -0.969

Türkçe Öğretmenliği 1. Sınıf 1. Dönem ve 2. Dönem Ağırlıklı Not Ortalaması (1S12DANO) Modeli

Türkçe Öğretmenliğinden mezun olan 378 öğrenciden 1. sınıf 1. dönem ve 2. dönem ağırlıklı not ortalamalarında 2 dönem içinde ağırlıklı not ortalaması 1 ve 1'den büyük (disiplin cezalarından, dönem tekrarı, yatay geçiş, dikey geçiş, kayıp veri vb. durumları filtrelemek için) 330 öğrencinin verisi kullanılarak 1S12DANO çoklu regresyon analizi modeli ve 1S12DANO

yapay sinir ağılları modelleri oluşturulmuştur. Türkçe Öğretmenliği 1S12DANO çoklu regresyon analizi modeline ilişkin sonuçlar Tablo 4.6’da gösterilmiştir.

Tablo 4.6. *Türkçe Öğretmenliği 1S12DANO Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi*

Değişkenler	<i>B</i>	<i>Standart Hata</i>	β	<i>t</i>	<i>p</i>
1.Dönem Gano	0.193	0.023	0.339	8.320	**0.000
2. Dönem Gano	0.312	0.023	0.547	13.437	**0.000

RMSE=0.162, AE=0.128, SE=0.026, R²=0.606, MAPE(%)= 3.960, *p<0.05, **p<0.01

Performans Göstergeleri

RMSE (Root Mean Squared Error) : Ortalama Hata Kareleri Toplamı Kökü

SE (Squared Error) : Ortalama Hata Kareleri

R² (SC) Squared Correlation : Determinasyon katsayısı

MAPE (Mean Absolute Percentage Error) : Ortalama Mutlak Hata Yüzdesi

Tablo 4.6’da görüldüğü üzere katsayıları anlamlı çıkan (p<0.05) dersler ve regresyon sabiti kullanılarak mezuniyet notu aşağıdaki gibi formüle edilmiştir.

Mezuniyet Notu=

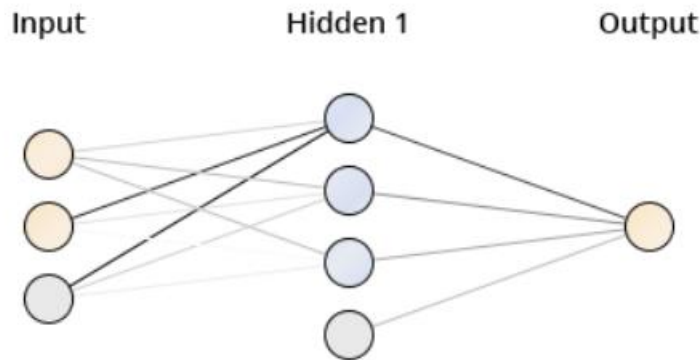
0.193 * 1.DönemGano

+ 0.312* 2.DönemGano

+ 1.743

Türkçe Öğretmenliği için geliştirilen 1S12DANO çoklu regresyon analizi modelinde öğrencilerin mezuniyet notunun hesaplanmasında 1. dönem ağırlıklı not ortalamasının ve 2. dönem ağırlıklı not ortalamasının anlamlı bir katkısı olduğu görülmektedir. Geliştirilen model 2 döneme ait ağırlıklı not ortalamaları ile mezuniyet notundaki varyansın %60.6’ini açıklayabilmektedir (R² =0.606). MAPE değerine bakıldığında ise modelin mezuniyet notlarını %96.040 (100-MAPE) doğrulukla kestirdiği söylenebilir.

Türkçe Öğretmenliği ikinci 1S12DANO Modeli Yapay sinir ağılları kullanılarak geliştirilmiştir. Tasarlanan yapay sinir ağılları modeli Şekil 4.6’da gösterilmiştir.



Şekil 4.6. Türkçe Öğretmenliği 1S12DANO Yapay Sinir Ağları Modeli

Şekil 4.6’da görüldüğü üzere Türkçe Öğretmenliği 1S12DANO yapay sinir ağılları modeli 1. sınıf 1. ve 2. döneme ait ağırlıklı not ortalamaları ile 2 girişli (input), tek katman

(Hidden 1) 3 düğüm içeren ve mezuniyet notunu çıktı (output) olarak kullanan bir yapıda tasarlanmıştır. Yapay sinir ağı modelinde değişik katmanlar, düğüm sayıları ve parametreler test edilmiştir. Yapılan modellemeler sonucunda performans göstergeleri açısından en iyi parametreler, aktivasyon fonksiyonu: Sigmoid, öğrenme döngüsü: 2000, öğrenme oranı .01 ve moment 0.01 olarak belirlenmiştir. Tek katman ve tek düğümüne sahip modelin diğer modellere göre daha başarılı olduğu görülmüştür. Geliştirilen modele ilişkin performans göstergeleri: RMSE=0.156, AE=0.121, SE=0.025, $R^2=0.634$, MAPE (%) = 3.774'tür. Geliştirilen model 1.sınıf 1. sınıf 1. ve 2. döneme ait ağırlıklı not ortalamaları ile mezuniyet notundaki varyansın %63.4'ünü açıklayabilmektedir ($R^2=0.634$). MAPE değerine bakıldığında ise modelin mezuniyet notlarını %96.300 (100-MAPE) doğrulukla kestirdiği söylenebilir. Oluşturulan model için hesaplanan bias değerleri, ağırlık ve diğer parametrelerine ilişkin veri aşağıda sunulmuştur.

Katman 1 Düğüm 1 (Hidden 1 Node 1) Sigmoid

1.Dönem Gano: -0.455

2.Dönem Gano: -2.257

Bias: 2.591

Katman 1 Düğüm 2 (Hidden 1 Node 2) Sigmoid

1.Dönem Gano: 0.669

2.Dönem Gano: 0.285

Bias: -0.488

Katman 1 Düğüm 3 (Hidden 1 Node 3) Sigmoid

1.Dönem Gano: 0.662

2.Dönem Gano: 0.053

Bias: -0.171

Çıktı (Output) Linear Regression

Node 1: -1.886

Node 2: 1.189

Node 3: 0.903

Threshold: 0.686

4.1.3. İngilizce Öğretmenliği Mezuniyet Notu Kestirim Modelleri

İngilizce Öğretmenliği 1. Sınıf 1. Dönem Ara Sınav (1S1DV) Modeli

İngilizce Öğretmenliğinden mezun olan 567 öğrenciden ara sınav notunda eksik veri, sıfır olmayan (0 puan sınava girilmemiş olarak kodlandığı için) 404 öğrencinin verisi kullanılarak 1S1DV çoklu regresyon analizi modeli ve 1S1DV yapay sinir ağları modelleri oluşturulmuştur. İngilizce Öğretmenliği 1S1DV çoklu regresyon analizi modeline ilişkin sonuçlar Tablo 4.7'de gösterilmiştir.

Tablo 4.7. İngilizce Öğretmenliği 1S1DV Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi

Değişkenler	B	Standart Hata	β	t	P
Bağlamsal Dilbilgisi I	0.004	0.001	0.289	6.817	**0.000
Dinleme ve Sesletim I	0.002	0.001	0.085	2.030	*0.043
Etkili İletişim	0.006	0.002	0.099	2.517	*0.012
Eğitim Bilimine Giriş	0.001	0.001	0.061	1.530	0.127
Sözlü İletişim Becerileri I	0.005	0.001	0.141	3.360	**0.001
Türkçe I Yazılı Anlatım	0.004	0.001	0.198	4.974	**0.000
İleri Okuma ve Yazma I	0.004	0.001	0.175	4.096	**0.000

RMSE=0.237, AE=0.187, SE=0.057, R²=0.314, MAPE(%)=5.886, *p<0.05, **p<0.01

Performans Göstergeleri

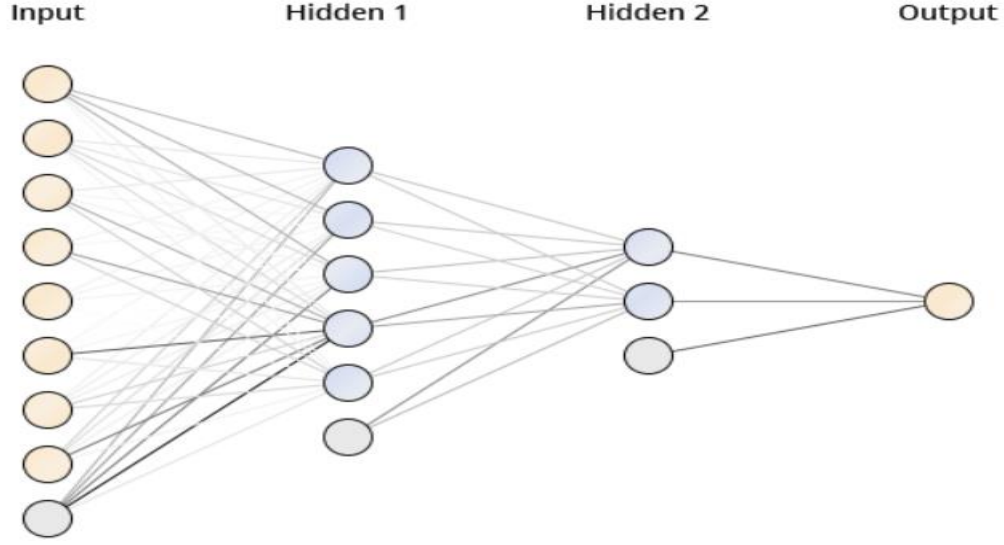
RMSE (Root Mean Squared Error)	: Ortalama Hata Kareleri Toplamı Kökü
SE (Squared Error)	: Ortalama Hata Kareleri
R ² (SC) Squared Correlation	: Determinasyon katsayısı
MAPE (Mean Absolute Percentage Error)	: Ortalama Mutlak Hata Yüzdesi

Tablo 4.7’de görüldüğü üzere katsayıları anlamlı çıkan (p<0.05) dersler ve regresyon sabiti kullanılarak mezuniyet notu aşağıdaki gibi formüle edilmiştir.

Mezuniyet Notu=

$$0.004 * \text{first}(\text{SinavNotu})_{\text{Bağlamsal Dilbilgisi I}} + 0.002 * \text{first}(\text{SinavNotu})_{\text{Dinleme ve Sesletim I}} + 0.006 * \text{first}(\text{SinavNotu})_{\text{Etkili İletişim}} + 0.005 * \text{first}(\text{SinavNotu})_{\text{Sözlü İletişim Becerileri I}} + 0.004 * \text{first}(\text{SinavNotu})_{\text{Türkçe 1 : Yazılı Anlatım}} + 0.004 * \text{first}(\text{SinavNotu})_{\text{İleri Okuma ve Yazma I}} + 1.193$$

İngilizce Öğretmenliği için geliştirilen 1S1DV çoklu regresyon analizi modelinde Bilgisayar I dersi eş bütünleşme (colinear) özelliği gösterdiğinden dolayı analize girmemiştir. Etkili İletişim dersi ara sınav puanının regresyon formülünde en büyük katsayıya sahip olduğu görülmektedir. İkinci sırada ise Sözlü İletişim Becerileri I dersi ara sınav puanı gelmektedir. Modelde mezuniyet notunun hesaplanmasında Eğitim Bilimine Giriş dersinin ise istatistiksel olarak anlamlı bir katkısı yoktur. Geliştirilen model 1.sınıf 1. dönemdeki 7 dersin ara sınav puanları ile mezuniyet notundaki varyansın %31.4’ünü açıklayabilmektedir (R²=0.314). MAPE değerine bakıldığında ise modelin mezuniyet notlarını %94.114 (100-MAPE) doğrulukla kestirdiği söylenebilir. İngilizce Öğretmenliği 1S1DV İkinci model yapay sinir ağları kullanılarak geliştirilmiştir. Tasarlanan yapay sinir ağları modeli Şekil 4.7’de gösterilmiştir. Şekil 4.7’de görüldüğü üzere İngilizce Öğretmenliği 1S1DV yapay sinir ağları modeli 8 ders ara sınav puanı girişi (input), iki katman (Hidden 1, Hidden 2), 1. katmanda 5 düğüm, 2. katmanda 2 düğüm içeren ve mezuniyet notunu çıktı (output) olarak kullanan bir yapıda tasarlanmıştır.



Şekil 4.7. İngilizce Öğretmenliği 1S1DV Yapay Sinir Ağları Modeli

Yapay sinir ağı modelinde değişik katmanlar, düğüm sayıları ve parametreler test edilmiştir. Yapılan modellemeler sonucunda performans göstergeleri açısından en iyi parametreler, aktivasyon fonksiyonu: Sigmoid, öğrenme döngüsü: 2000, öğrenme oranı 0.01 ve moment 0.1 olarak belirlenmiştir. 1. katman 5 düğüm ve 2. katman 2 düğüme sahip modelin diğer modellere göre daha başarılı olduğu görülmüştür. Geliştirilen modele ilişkin performans göstergeleri: RMSE=0.229, AE=0.183, SE=0.053, $R^2=0.359$, MAPE(%)= 5.772'dir. Geliştirilen model 1.sınıf 1. dönemdeki 8 dersin ara sınav puanları ile mezuniyet notundaki varyansın %35.9'unu açıklayabilmektedir ($R^2=0.359$). MAPE değerine bakıldığında ise modelin mezuniyet notlarını %94.228 (100-MAPE) doğrulukla kestirdiği söylenebilir. Oluşturulan modelde hesaplanan bias değerleri, ağırlık ve diğer parametrelerine ilişkin veri aşağıda sunulmuştur.

Katman 1 Düğüm 2 (Hidden 1 Node 2) Sigmoid

Bağlamsal Dilbilgisi I: 1.074
Bilgisayar I: 0.439
Dinleme ve Sesletim I: -0.141
Etkili İletişim: -0.143
Eğitim Bilimine Giriş: 0.189
Sözlü İletişim Becerileri I: -0.036
Türkçe 1 : Yazılı Anlatım: 0.280
İleri Okuma ve Yazma I: -0.508
Bias: -1.471

Katman 1 Düğüm 3 (Hidden 1 Node 3) Sigmoid

Bağlamsal Dilbilgisi I: 1.199
Bilgisayar I: 0.613
Dinleme ve Sesletim I: 0.195
Etkili İletişim: -0.010
Eğitim Bilimine Giriş: 0.180
Sözlü İletişim Becerileri I: 0.164
Türkçe 1 : Yazılı Anlatım: 0.279
İleri Okuma ve Yazma I: -0.237

Bias: -1.999

Katman 1 Düğüm 4 (Hidden 1 Node 4) Sigmoid

Bağlamsal Dilbilgisi I: -0.292
Bilgisayar I: -0.564
Dinleme ve Sesletim I: 1.240
Etkili İletişim: 1.456
Eğitim Bilimine Giriş: -0.019
Sözlü İletişim Becerileri I: 2.405
Türkçe 1 : Yazılı Anlatım: 0.703
İleri Okuma ve Yazma I: 2.015
Bias: -3.548

Katman 1 Düğüm 5 (Hidden 1 Node 5) Sigmoid

Bağlamsal Dilbilgisi I: 0.151
Bilgisayar I: 0.185
Dinleme ve Sesletim I: 0.689
Etkili İletişim: 0.668
Eğitim Bilimine Giriş: 0.054
Sözlü İletişim Becerileri I: 0.406
Türkçe 1 : Yazılı Anlatım: 0.632

İleri Okuma ve Yazma I: 0.214
 Bias: -0.417
Katman 2 Düşüm 1 (Hidden 2 Node 1) Sigmoid
 Node 1: -0.858
 Node 2: -0.848
 Node 3: -0.980
 Node 4: -1.783
 Node 5: 0.836
 Bias: 1.745
Katman 2 Düşüm 2 (Hidden 2 Node 2) Sigmoid

Node 1: -0.789
 Node 2: -0.693
 Node 3: -0.744
 Node 4: -1.341
 Node 5: 0.790
 Bias: 1.051
Çıktı (Output) Regression Linear
 Node 1: -1.945
 Node 2: -1.521
 Threshold: 2.3

İngilizce Öğretmenliği 1. Sınıf 1. Dönem Sonu Notu (1S1D4N) Modeli

İngilizce Öğretmenliğinden mezun olan 567 öğrencinin verisi kullanılarak 1S1D4N çoklu regresyon analizi modeli ve 1S1D4N yapay sinir ağıları modelleri oluşturulmuştur. İngilizce Öğretmenliği 1S1D4N çoklu regresyon analizi modeline ilişkin sonuçlar Tablo 4.8’de gösterilmiştir.

Tablo 4.8. İngilizce Öğretmenliği 1S1D4N Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi

Değişkenler	B	Standart Hata	β	t	p
Bağlamsal Dilbilgisi I	0.060	0.011	0.186	5.268	**0.000
Bilgisayar I	0.048	0.010	0.156	4.899	**0.000
Dinleme ve Sesletim I	0.064	0.013	0.176	4.869	**0.000
Etkili İletişim	0.038	0.014	0.089	2.628	**0.009
Eğitim Bilimine Giriş	0.057	0.010	0.184	5.584	**0.000
Türkçe I Yazılı Anlatım	0.043	0.011	0.132	3.896	**0.000
İleri Okuma ve Yazma I	0.009	0.012	0.279	7.795	**0.000

RMSE=0.216, AE=0.171, SE=0.047, R²=0.440, MAPE(%)=5.388, *p<0.05, **p<0.01

Performans Göstergeleri

RMSE (Root Mean Squared Error) : Ortalama Hata Kareleri Toplamı Kökü
 SE (Squared Error) : Ortalama Hata Kareleri
 R² (SC) Squared Correlation : Determinasyon katsayısı
 MAPE (Mean Absolute Percentage Error) : Ortalama Mutlak Hata Yüzdesi

Tablo 4.8’de görüldüğü üzere katsayıları anlamlı çıkan (p<0.05) dersler ve regresyon sabiti kullanılarak mezuniyet notu aşağıdaki gibi formüle edilmiştir.

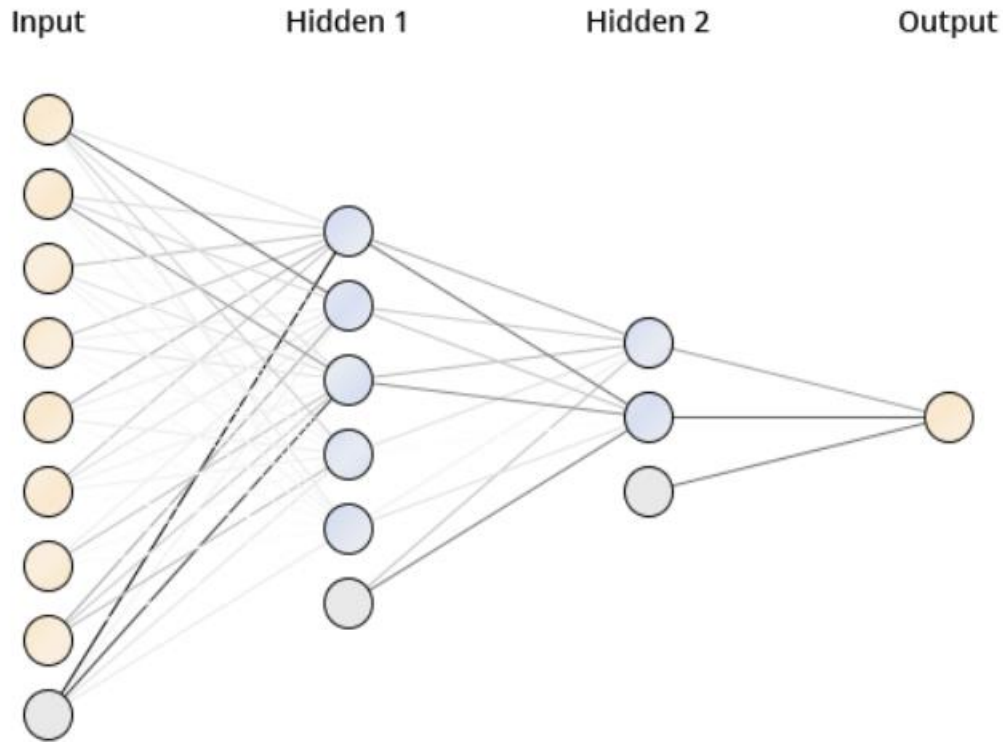
Mezuniyet Notu=

0.060 * Bağlamsal Dilbilgisi I
 + 0.048 * Bilgisayar I
 + 0.064 * Dinleme ve Sesletim I
 + 0.038 * Etkili İletişim
 + 0.057 * Eğitim Bilimine Giriş
 + 0.043 * Türkçe 1 : Yazılı Anlatım
 + 0.090 * İleri Okuma ve Yazma I
 + 2.072

İngilizce Öğretmenliği için geliştirilen 1S1D4N çoklu regresyon analizi modelinde Sözlü İletişim Becerileri I dersi eş bütünleşme (colinear) özelliği gösterdiğinden dolayı analize girmemiştir. İleri Okuma ve Yazma I dersi dönem sonu notunun regresyon formülünde en büyük katsayıya sahip olduğu görülmektedir. Regresyon analizinde modele giren tüm derslerin

dönem sonu notlarının istatistiksel açıdan anlamlı bir katkısı olduğu görülmektedir. Geliştirilen model 1.sınıf 1. dönemdeki 7 dersin dönem sonu notları ile mezuniyet notundaki varyansın %44'ünü açıklayabilmektedir ($R^2=0.440$). MAPE değerine bakıldığında ise modelin mezuniyet notlarını %94.612 (100-MAPE) doğrulukla kestirdiği söylenebilir.

İngilizce Öğretmenliği ikinci 1S1D4N Modeli Yapay sinir ağları kullanılarak geliştirilmiştir. Tasarlanan yapay sinir ağları modeli şekil 4.8'de gösterilmiştir.



Şekil 4.8. İngilizce Öğretmenliği 1S1D4N Yapay Sinir Ağları Modeli

Şekil 4.8'de görüldüğü üzere İngilizce Öğretmenliği 1S1D4N yapay sinir ağları modeli 8 ders dönem sonu notu girişi (input), iki katman (Hidden 1, Hidden 2), 1. katmanda 5 düğüm, 2. katmanda 2 düğüm içeren ve mezuniyet notunu çıktı (output) olarak kullanan bir yapıda tasarlanmıştır. Yapay sinir ağı modelinde değişik katmanlar, düğüm sayıları ve parametreler test edilmiştir. Yapılan modellemeler sonucunda performans göstergeleri açısından en iyi parametreler, aktivasyon fonksiyonu: Sigmoid, öğrenme döngüsü: 2000, öğrenme oranı 0.01 ve moment 0.1 olarak belirlenmiştir. 1. katman 5 düğüm ve 2. katman 2 düğümüne sahip modelin diğer modellere göre daha başarılı olduğu görülmüştür. Geliştirilen modele ilişkin performans göstergeleri: RMSE=0.211, AE=0.169, SE=0.045, $R^2=0.462$, MAPE(%)=5.302'dir. Geliştirilen model 1.sınıf 1. dönemdeki 8 dersin dönem sonu notları ile mezuniyet notundaki varyansın %46.2'sini açıklayabilmektedir ($R^2 =0.462$). MAPE değerine bakıldığında ise modelin mezuniyet notlarını %95.302 (100-MAPE) doğrulukla kestirdiği söylenebilir.

Oluşturulan modelde hesaplanan bias değerleri, ağırlık ve diğer parametrelerine ilişkin veri aşağıda sunulmuştur.

Katman 1 Düğüm 1 (Hidden 1 Node 1) Sigmoid

Bağlamsal Dilbilgisi I: 0.388

Bilgisayar I: -0.491

Dinleme ve Sesletim I: 0.823

Etkili İletişim: 0.769

Eğitim Bilimine Giriş: 1.025

Sözlü İletişim Becerileri I: 0.748

Türkçe 1 : Yazılı Anlatım: -0.027

İleri Okuma ve Yazma I: -0.014

Bias: -3.391

Katman 1 Düğüm 2 (Hidden 1 Node 2) Sigmoid

Bağlamsal Dilbilgisi I: 1.963

Bilgisayar I: 0.551

Dinleme ve Sesletim I: -0.050

Etkili İletişim: 0.196

Eğitim Bilimine Giriş: 0.263

Sözlü İletişim Becerileri I: -0.390

Türkçe 1 : Yazılı Anlatım: -0.243

İleri Okuma ve Yazma I: 1.160

Bias: -0.187

Katman 1 Düğüm 3 (Hidden 1 Node 3) Sigmoid

Bağlamsal Dilbilgisi I: -0.410

Bilgisayar I: 1.399

Dinleme ve Sesletim I: 0.418

Etkili İletişim: 0.359

Eğitim Bilimine Giriş: -0.082

Sözlü İletişim Becerileri I: -0.183

Türkçe 1 : Yazılı Anlatım: 0.830

İleri Okuma ve Yazma I: 0.724

Bias: -2.671

Katman 1 Düğüm 4 (Hidden 1 Node 4) Sigmoid

Bağlamsal Dilbilgisi I: 0.636

Bilgisayar I: 0.120

Dinleme ve Sesletim I: 0.158

Etkili İletişim: -0.087

Eğitim Bilimine Giriş: 0.233

Sözlü İletişim Becerileri I: -0.191

Türkçe 1 : Yazılı Anlatım: 0.083

İleri Okuma ve Yazma I: 0.893

Bias: -0.366

Katman 1 Düğüm 5 (Hidden 1 Node 5) Sigmoid

Bağlamsal Dilbilgisi I: 0.278

Bilgisayar I: 0.153

Dinleme ve Sesletim I: 0.158

Etkili İletişim: 0.094

Eğitim Bilimine Giriş: 0.082

Sözlü İletişim Becerileri I: 0.022

Türkçe 1 : Yazılı Anlatım: 0.058

İleri Okuma ve Yazma I: 0.027

Bias: -0.282

Katman 2 Düğüm 1 (Hidden 2 Node 1) Sigmoid

Node 1: -1.159

Node 2: -0.750

Node 3: -0.957

Node 4: -0.407

Node 5: 0.195

Bias: 0.816

Katman 2 Düğüm 2 (Hidden 2 Node 2) Sigmoid

Node 1: -1.915

Node 2: -0.787

Node 3: -1.514

Node 4: -0.035

Node 5: 0.399

Bias: 1.795

Çıktı (Output) Linear Regression

Node 1: -1.268

Node 2: -2.063

Threshold: 1.924

İngilizce Öğretmenliği 1. Sınıf 1. Dönem ve 2. Dönem Ağırlıklı Not Ortalaması (1S12DANO) Modeli

İngilizce Öğretmenliğinden mezun olan 567 öğrenciden 1. sınıf 1. dönem ve 2. dönem ağırlıklı not ortalamalarında 2 dönem içinde ağırlıklı not ortalaması 1 ve 1'den büyük (disiplin cezalarından, dönem tekrarı, yatay geçiş, dikey geçiş, kayıp veri vb. durumları filtrelemek için) 534 öğrencinin verisi kullanılarak 1S12DANO çoklu regresyon analizi modeli ve 1S12DANO yapay sinir ağırları modelleri oluşturulmuştur. İngilizce Öğretmenliği 1S12DANO çoklu regresyon analizi modeline ilişkin sonuçlar Tablo 4.9'da gösterilmiştir.

Tablo 4.9. İngilizce Öğretmenliği 1S12DANO Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi

Değişkenler	B	Standart Hata	β	t	p
1.Dönem Gano	0.204	0.022	0.328	9.438	**0.000
2. Dönem Gano	0.286	0.019	0.516	14.826	**0.000

RMSE=0.162, AE=0.128, SE=0.026, $R^2=0.606$, MAPE(%)= 3.960, * $p<0.05$, ** $p<0.01$

Performans Göstergeleri

RMSE (Root Mean Squared Error)	: Ortalama Hata Kareleri Toplamı Kökü
SE (Squared Error)	: Ortalama Hata Kareleri
R^2 (SC) Squared Correlation	: Determinasyon katsayısı
MAPE (Mean Absolute Percentage Error)	: Ortalama Mutlak Hata Yüzdesi

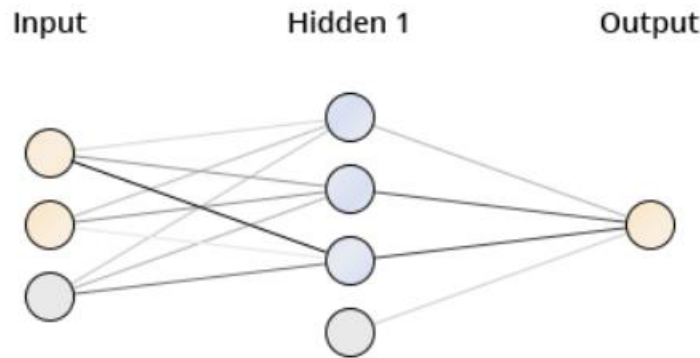
Tablo 4.9’da görüldüğü üzere katsayıları anlamlı çıkan ($p<0.05$) dersler ve regresyon sabiti kullanılarak mezuniyet notu aşağıdaki gibi formüle edilmiştir.

Mezuniyet Notu=

$$0.204 * 1.DönemGano \\ + 0.286 * 2.DönemGano \\ + 1.797$$

İngilizce Öğretmenliği için geliştirilen 1S12DANO çoklu regresyon analizi modelinde öğrencilerin mezuniyet notunun hesaplanmasında 1. dönem ağırlıklı not ortalamasının ve 2. dönem ağırlıklı not ortalamasının anlamlı bir katkısı olduğu görülmektedir. Geliştirilen model 2 döneme ait ağırlıklı not ortalamaları ile mezuniyet notundaki varyansın %56.9’ini açıklayabilmektedir ($R^2=0.569$). MAPE değerine bakıldığında ise modelin mezuniyet notlarını %95.220 (100-MAPE) doğrulukla kestirdiği söylenebilir.

İngilizce Öğretmenliği 1S12DANO İkinci model yapay sinir ağları kullanılarak geliştirilmiştir. Tasarlanan yapay sinir ağları modeli şekil 4.9’da gösterilmiştir.



Şekil 4.9. İngilizce öğretmenliği 1S12DANO Yapay Sinir Ağları Modeli

Şekil 4.9’da görüldüğü üzere İngilizce Öğretmenliği 1S12DANO yapay sinir ağları modeli 1. sınıf 1. ve 2. döneme ait ağırlıklı not ortalamaları ile 2 girişli (input), tek katman (Hidden 1), 3 düğüm içeren ve mezuniyet notunu çıktı (output) olarak kullanan bir yapıda tasarlanmıştır. Yapay sinir ağı modelinde değişik katmanlar, düğüm sayıları ve parametreler

test edilmiştir. Yapılan modellemeler sonucunda performans göstergeleri açısından en iyi parametreler, aktivasyon fonksiyonu: Sigmoid, öğrenme döngüsü: 2000, öğrenme oranı 0.01 ve moment 0.01 olarak belirlenmiştir. Tek katman ve tek düğüme sahip modelin diğer modellere göre daha başarılı olduğu görülmüştür. Geliştirilen modele ilişkin performans göstergeleri: RMSE=0.189, AE=0.150, SE=0.036, $R^2 = 0.582$, MAPE (%) = 3.774'tür. Geliştirilen model 1.sınıf 1. sınıf 1. ve 2. döneme ait ağırlıklı not ortalamaları ile mezuniyet notundaki varyansın %58.2'sini açıklayabilmektedir ($R^2 = 0.582$). MAPE değerine bakıldığında ise modelin mezuniyet notlarını %95.299 (100-MAPE) doğrulukla kestirdiği söylenebilir. Oluşturulan model için hesaplanan bias değerleri, ağırlık ve diğer parametrelerine ilişkin veri aşağıda sunulmuştur.

Katman 1 Düğüm 1 (Hidden 1 Node 1) Sigmoid

1: -0.389

2.: 0.638

Bias: -0.545

Katman 1 Düğüm 2 (Hidden 1 Node 2) Sigmoid

1: -0.989

2: 1.059

Bias: -0.745

Katman 1 Düğüm 3 (Hidden 1 Node 3) Sigmoid

1: -2.421

2: -0.239

Bias: 1.410

Çıktı (Output) Linear Regression

Node 1: 0.691

Node 2: 1.689

Node 3: -1.883

Threshold: 0.461

4.1.4. Matematik Öğretmenliği Mezuniyet Notu Kestirim Modelleri

Matematik Öğretmenliği 1. Sınıf 1. Dönem Ara Sınav (1S1DV) Modeli

Matematik Öğretmenliğinden mezun olan 322 öğrenciden ara sınav notunda eksik veri, sıfır olmayan (0 puan sınava girilmemiş olarak kodlandığı için) 259 öğrencinin verisi kullanılarak 1S1DV çoklu regresyon analizi modeli ve 1S1DV yapay sinir ağırları modelleri oluşturulmuştur. Matematik Öğretmenliği 1S1DV çoklu regresyon analizi modeline ilişkin sonuçlar Tablo 4.10'da gösterilmiştir.

Tablo 4.10. *Matematik Öğretmenliği 1S1DV Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi*

Değişkenler	<i>B</i>	<i>Standart Hata</i>	β	<i>t</i>	<i>p</i>
Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi I	0.001	0.001	0.034	.547	0.585
Eğitim Bilimine Giriş	0.006	0.001	0.270	4.892	**0.000
Genel Matematik	0.007	0.001	0.390	7.134	**0.000
Türkçe I Yazılı Anlatım	0.002	0.002	0.075	1.133	0.258
İngilizce I	0.005	0.002	0.132	2.340	*0.020
RMSE=0.281, AE=0.222, SE=0.079, $R^2 = 0.226$, MAPE(%)= 7.225, *p<0.05, **p<0.01					

Performans Göstergeleri

RMSE (Root Mean Squared Error)	: Ortalama Hata Kareleri Toplamı Kökü
SE (Squared Error)	: Ortalama Hata Kareleri
R ² (SC) Squared Correlation	: Determinasyon katsayısı
MAPE (Mean Absolute Percentage Error)	: Ortalama Mutlak Hata Yüzdesi

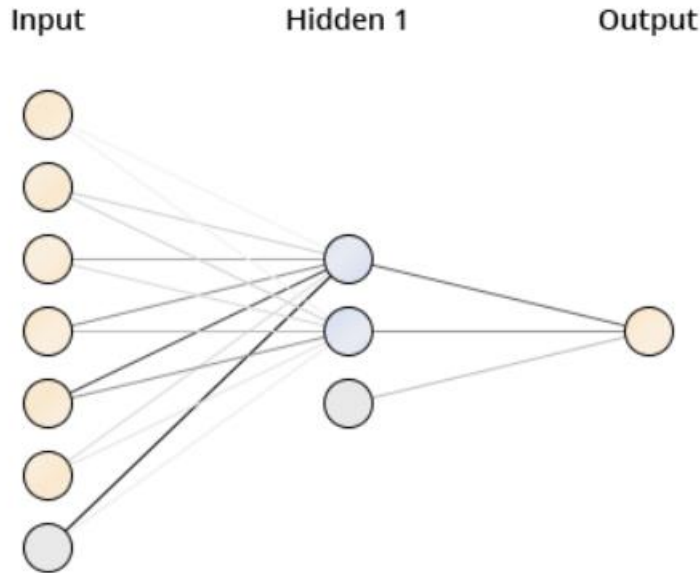
Tablo 4.10’da görüldüğü üzere katsayıları anlamlı çıkan ($p < 0.05$) dersler ve regresyon sabiti kullanılarak mezuniyet notu aşağıdaki gibi formüle edilmiştir.

Mezuniyet Notu=

$$\begin{aligned} & 0.006 * \text{Eğitim Bilimine Giriş} \\ & + 0.007 * \text{Genel Matematik} \\ & + 0.005 * \text{İngilizce I} \\ & + 1.700 \end{aligned}$$

Matematik Öğretmenliği için geliştirilen 1S1DV çoklu doğrusal regresyon analizi modelinde Bilgisayar I dersi eş bütünleşme (colinear) özelliği gösterdiğinden dolayı analize girmemiştir. Genel Matematik dersi ara sınav puanının regresyon formülünde en büyük katsayıya sahip olduğu görülmektedir. Modelde mezuniyet notunun hesaplanmasında Türkçe I Yazılı Anlatım ve Atatürk İlke ve İnkılap Tarihi I dersinin ise istatistiksel olarak anlamlı bir katkısı yoktur. Geliştirilen model 1.sınıf 1. dönemdeki 3 dersin ara sınav puanları ile mezuniyet notundaki varyansın %22.6’sını açıklayabilmektedir ($R^2 = 0.226$). MAPE değerine bakıldığında ise modelin mezuniyet notlarını %92.775 (100-MAPE) doğrulukla kestirdiği söylenebilir.

Matematik Öğretmenliği ikinci 1S1DV Modeli yapay sinir ağları kullanılarak geliştirilmiştir. Tasarlanan yapay sinir ağları modeli Şekil 4.10’da gösterilmiştir.



Şekil 4.10. Matematik öğretmenliği 1S1DV Yapay Sinir Ağları Modeli

Şekil 4.10’da görüldüğü üzere Matematik Öğretmenliği 1S1DV yapay sinir ağları modeli 6 ders ara sınav puanı girişi (input) içeren, tek katman (Hidden 1), iki düğümden oluşan

ve mezuniyet notunu çıktı (output) olarak kullanan bir yapıda tasarlanmıştır. Yapay sinir ağı modelinde değişik katmanlar, düğüm sayıları ve parametreler test edilmiştir. Yapılan modellemeler sonucunda performans göstergeleri açısından en iyi parametreler, aktivasyon fonksiyonu: Sigmoid, öğrenme döngüsü: 1000, öğrenme oranı .01 ve moment .1 olarak belirlenmiştir. Tek katmanlı, iki düğümlü modelin diğer modellere göre daha başarılı olduğu görülmüştür. Geliştirilen modele ilişkin performans göstergeleri: RMSE=0.275, AE=0.216, SE=0.076, $R^2=0.255$, MAPE(%)= 7.037'dir. Geliştirilen model 1.sınıf 1. dönemdeki 6 dersin ara sınav puanları ile mezuniyet notundaki varyansın %25.5'ini açıklayabilmektedir ($R^2=0.255$). MAPE değerine bakıldığında ise modelin mezuniyet notlarını %92.963 (100-MAPE) doğrulukla kestirdiği söylenebilir. Oluşturulan modelde hesaplanan bias değerleri, ağırlık ve diğer parametrelerine ilişkin veri aşağıda sunulmuştur.

Katman 1 Düğüm 1 (Hidden 1 Node 1) Sigmoid

Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi I: -0.139

Bilgisayar I: 0.479

Eğitim Bilimine Giriş: -0.810

Genel Matematik: -1.199

Türkçe 1 : Yazılı Anlatım: -2.009

İngilizce I: -0.383

Bias: 2.628

İngilizce I: 0.271

Bias: 0.198

Çıktı (Output) Regression Linear

Node 1: -1.632

Node 2: 1.075

Threshold: 0.678

Katman 1 Düğüm 2 (Hidden 1 Node 2) Sigmoid

Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi I: 0.140

Bilgisayar I: 0.458

Eğitim Bilimine Giriş: 0.394

Genel Matematik: 0.628

Türkçe 1 : Yazılı Anlatım: -1.131

Matematik Öğretmenliği 1. Sınıf 1. Dönem Sonu Notu (1S1D4N) Modeli

Matematik Öğretmenliğinden mezun olan 322 öğrencinin verisi kullanılarak 1S1D4N çoklu regresyon analizi modeli ve 1S1D4N yapay sinir ağıları modelleri oluşturulmuştur. Matematik Öğretmenliği 1S1D4N çoklu regresyon analizi modeline ilişkin sonuçlar Tablo 4.11'de gösterilmiştir.

Tablo 4.11. *Matematik Öğretmenliği 1S1D4N Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi*

Değişkenler	<i>B</i>	<i>Standart Hata</i>	β	<i>t</i>	<i>p</i>
Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi I	0.067	0.017	0.181	3.959	**0.000
Bilgisayar I	0.032	0.019	0.077	1.677	0.095
Eğitim Bilimine Giriş	0.079	0.018	0.204	4.375	**0.000
Genel Matematik	0.119	0.014	0.395	8.599	**0.000
Türkçe I Yazılı Anlatım	0.087	0.021	0.0183	4.073	**0.000

RMSE=0.281, AE=0.222, SE=0.079, $R^2=0.226$, MAPE(%)= 7.225, * $p<.05$, ** $p<.01$

Performans Göstergeleri

RMSE (Root Mean Squared Error) : Ortalama Hata Kareleri Toplamı Kökü

SE (Squared Error) : Ortalama Hata Kareleri

R^2 (SC) Squared Correlation : Determinasyon katsayısı

MAPE (Mean Absolute Percentage Error) : Ortalama Mutlak Hata Yüzdesi

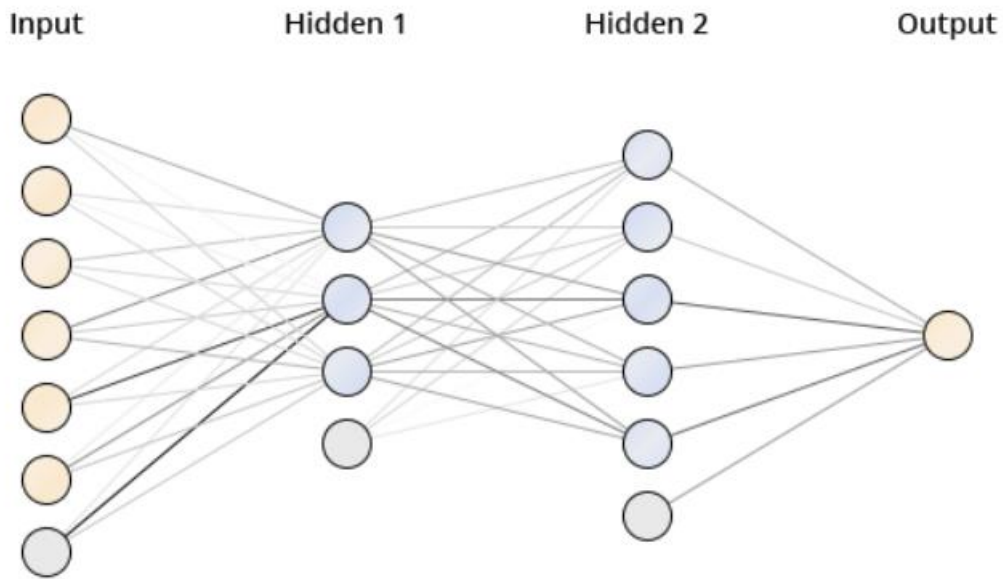
Tablo 4.11’de görüldüğü üzere katsayıları anlamlı çıkan ($p < 0.05$) dersler ve regresyon sabiti kullanılarak mezuniyet notu aşağıdaki gibi formüle edilmiştir.

Mezuniyet Notu=

$$\begin{aligned} & 0.067 * \text{Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi I} \\ & + 0.079 * \text{Eğitim Bilimine Giriş} \\ & + 0.119 * \text{Genel Matematik} \\ & + 0.087 * \text{Türkçe 1 Yazılı Anlatım} \\ & + 2.053 \end{aligned}$$

Matematik Öğretmenliği için geliştirilen 1S1D4N çoklu regresyon analizi modelinde İngilizce I dersi eş bütünleşme (colinear) özelliği gösterdiğinden dolayı analize girmemiştir. Genel Matematik dersi dönem sonu notunun regresyon formülünde en büyük katsayıya sahip olduğu görülmektedir. Regresyon analizinde modele giren tüm derslerin dönem sonu notlarının istatistiksel açıdan anlamlı bir katkısı olduğu görülmektedir. Geliştirilen model 1.sınıf 1. dönemdeki 5 dersin dönem sonu notları ile mezuniyet notundaki varyansın %38.6’sını açıklayabilmektedir ($R^2 = 0.386$). MAPE değerine bakıldığında ise modelin mezuniyet notlarını %93.662 ($100 - \text{MAPE}$) doğrulukla kestirdiği söylenebilir.

Matematik Öğretmenliği ikinci 1S1D4N Modeli yapay sinir ağları kullanılarak geliştirilmiştir. Tasarlanan yapay sinir ağları modeli Şekil 4.11’de gösterilmiştir.



Şekil 4.11. Matematik Öğretmenliği 1S1D4N Yapay Sinir Ağları Modeli

Şekil 4.11’de görüldüğü üzere Matematik Öğretmenliği 1S1D4N yapay sinir ağları modeli 6 ders dönem sonu notu girişi (input), iki katman (Hidden 1, Hidden 2), 1. katmanda 3 düğüm, 2. katmanda 5 düğüm içeren ve mezuniyet notunu çıktı (output) olarak kullanan bir yapıda tasarlanmıştır. Yapay sinir ağı modelinde değişik katmanlar, düğüm sayıları ve parametreler test edilmiştir. Yapılan modellemeler sonucunda performans göstergeleri

açısından en iyi parametreler, aktivasyon fonksiyonu: Sigmoid, öğrenme döngüsü: 2000, öğrenme oranı .01 ve moment .1 olarak belirlenmiştir. 1. katman 3 düğüm ve 2. katman 5 düğüme sahip modelin diğer modellere göre daha başarılı olduğu görülmüştür. Geliştirilen modele ilişkin performans göstergeleri RMSE=0.239, AE=0.193, SE=0.057, $R^2 = 0.422$, MAPE(%)=6.173'tür. Geliştirilen model 1.sınıf 1. dönemdeki 6 dersin dönem sonu notları ile mezuniyet notundaki varyansın %42.2'sini açıklayabilmektedir ($R^2 = 0.422$). MAPE değerine bakıldığında ise modelin mezuniyet notlarını %93.827 (100-MAPE) doğrulukla kestirdiği söylenebilir. Oluşturulan modelde hesaplanan bias değerleri, ağırlık ve diğer parametrelerine ilişkin veri aşağıda sunulmuştur.

Matematik Öğretmenliği 1. Sınıf 1. Dönem ve 2. Dönem Ağırlıklı Not Ortalaması (1S12DANO) Modeli

Matematik Öğretmenliğinden mezun olan 322 öğrenciden 1. sınıf 1. dönem ve 2. dönem ağırlıklı not ortalamalarında 2 dönem içinde ağırlıklı not ortalaması 1 ve 1'den büyük (disiplin cezalarından, dönem tekrarı, yatay geçiş, dikey geçiş, kayıp veri vb. durumları filtrelemek için) 260 öğrencinin verisi kullanılarak 1S12DANO çoklu regresyon analizi modeli ve 1S12DANO yapay sinir ağırları modelleri oluşturulmuştur. Matematik Öğretmenliği 1S12DANO çoklu regresyon analizi modeline ilişkin sonuçlar Tablo 4.12'de gösterilmiştir.

Tablo 4.12. *Matematik Öğretmenliği 1S12DANO Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi*

Değişkenler	<i>B</i>	<i>Standart Hata</i>	β	<i>t</i>	<i>p</i>
1.Dönem Gano	0.152	0.030	0.263	5.036	**0.000
2. Dönem Gano	0.375	0.033	0.593	11.366	**0.000
RMSE=0.195, AE=0.155, SE=0.038, $R^2 = 0.637$, MAPE(%)= 5.016, *p<0.05, **p<0.01					

Performans Göstergeleri

RMSE (Root Mean Squared Error)	: Ortalama Hata Kareleri Toplamı Kökü
SE (Squared Error)	: Ortalama Hata Kareleri
R^2 (SC) Squared Correlation	: Determinasyon katsayısı
MAPE (Mean Absolute Percentage Error)	: Ortalama Mutlak Hata Yüzdesi

Tablo 4.12'de görüldüğü üzere katsayıları anlamlı çıkan ($p < 0.05$) dersler ve regresyon sabiti kullanılarak mezuniyet notu aşağıdaki gibi formüle edilmiştir.

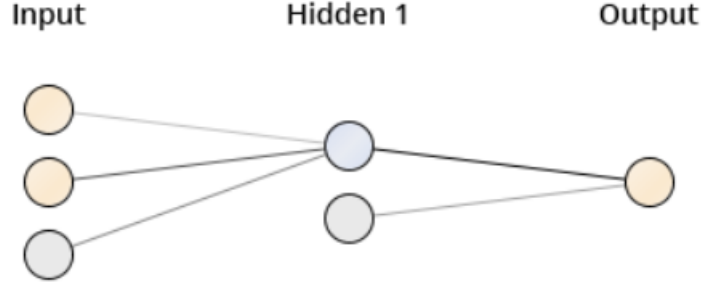
Mezuniyet Notu=

$$0.152 * 1.DönemGano + 0.375 * 2.DönemGano + 1.560$$

Matematik Öğretmenliği için geliştirilen 1S12DANO çoklu regresyon analizi modelinde öğrencilerin mezuniyet notunun hesaplanmasında 1. dönem ağırlıklı not ortalamasının ve 2. dönem ağırlıklı not ortalamasının anlamlı bir katkısı olduğu görülmektedir. Geliştirilen model 2 döneme ait ağırlıklı not ortalamaları ile mezuniyet notundaki varyansın %63.7'ini

açıklayabilmektedir ($R^2=0.637$). MAPE değerine bakıldığında ise modelin mezuniyet notlarını %94.984 (100-MAPE) doğrulukla kestirdiği söylenebilir.

Matematik Öğretmenliği ikinci 1S12DANO Modeli yapay sinir ağları kullanılarak geliştirilmiştir. Tasarlanan yapay sinir ağları modeli şekil 4.12’de gösterilmiştir.



Şekil 4.12. Matematik Öğretmenliği 1S12DANO Yapay Sinir Ağları Modeli

Şekil 4.12’de görüldüğü üzere Matematik Öğretmenliği 1S12DANO yapay sinir ağları modeli 1. sınıf 1. ve 2. döneme ait ağırlıklı not ortalamaları ile 2 girişli (input), tek katman (Hidden 1) tek düğüm içeren ve mezuniyet notunu çıktı (output) olarak kullanan bir yapıda tasarlanmıştır. Yapay sinir ağı modelinde değişik katmanlar, düğüm sayıları ve parametreler test edilmiştir. Yapılan modellemeler sonucunda performans göstergeleri açısından en iyi parametreler, aktivasyon fonksiyonu: Sigmoid, öğrenme döngüsü: 2000, öğrenme oranı 0.01 ve moment 0.01 olarak belirlenmiştir. Tek katman ve tek düğümüne sahip modelin diğer modellere göre daha başarılı olduğu görülmüştür. Geliştirilen modele ilişkin performans göstergeleri: RMSE=0.190, AE=0.150, SE=0.037, $R^2=0.648$, MAPE (%)=4.845’tir. Geliştirilen model 1.sınıf 1. sınıf 1. ve 2. döneme ait ağırlıklı not ortalamaları ile mezuniyet notundaki varyansın %64.8’ini açıklayabilmektedir ($R^2 =0.648$). MAPE değerine bakıldığında ise modelin mezuniyet notlarını %95.155 (100-MAPE) doğrulukla kestirdiği söylenebilir. Oluşturulan model için hesaplanan bias değerleri, ağırlık ve diğer parametrelerine ilişkin veri aşağıda sunulmuştur.

Katman 1 Düğüm 1 (Hidden 1 Node 1) Sigmoid

1: 0.528

2: 1.428

Bias: -1.006

Çıktı (Output) Linear Regression

Node 1: 2.113

Threshold: -0.771

4.1.5. Sınıf Öğretmenliği Mezuniyet Notu Kestirim Modelleri

Sınıf Öğretmenliği 1. Sınıf 1. Dönem Ara Sınav (1S1DV) Modeli

Sınıf Öğretmenliğinden mezun olan 696 öğrenciden ara sınav notunda eksik veri, sıfır olmayan (0 puan sınava girilmemiş olarak kodlandığı için) 578 öğrencinin verisi kullanılarak 1S1DV çoklu regresyon analizi modeli ve 1S1DV yapay sinir ağları modelleri oluşturulmuştur. Sınıf Öğretmenliği 1S1DV çoklu regresyon analizi modeline ilişkin sonuçlar Tablo 4.13'te gösterilmiştir.

Tablo 4.13. Sınıf Öğretmenliği 1S1DV Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi

Değişkenler	B	Standart Hata	β	t	p
Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi I	0.001	0.001	0.059	1.504	0.133
Bilgisayar I	0.001	0.001	0.068	1.888	0.060
Genel Biyoloji	0.004	0.001	0.257	6.149	**0.000
Türkçe I Yazılı Anlatım	0.001	0.001	0.064	1.697	0.090
Uygarlık Tarihi	0.003	0.001	0.164	4.433	**0.000
İngilizce I	0.006	0.0001	0.243	6.417	**0.000

RMSE=0.247, AE=0.198, SE=0.061, R^2 =0.268, MAPE(%)= 6.379, *p<0.05, **p<0.01

Performans Göstergeleri

RMSE (Root Mean Squared Error) : Ortalama Hata Kareleri Toplamı Kökü

SE (Squared Error) : Ortalama Hata Kareleri

R^2 (SC) Squared Correlation : Determinasyon katsayısı

MAPE (Mean Absolute Percentage Error) : Ortalama Mutlak Hata Yüzdesi

Tablo 4.13'te görüldüğü üzere katsayıları anlamlı çıkan (p<0,05) dersler ve regresyon sabiti kullanılarak mezuniyet notu aşağıdaki gibi formüle edilmiştir.

Mezuniyet Notu=

+ 0.004 * Genel Biyoloji

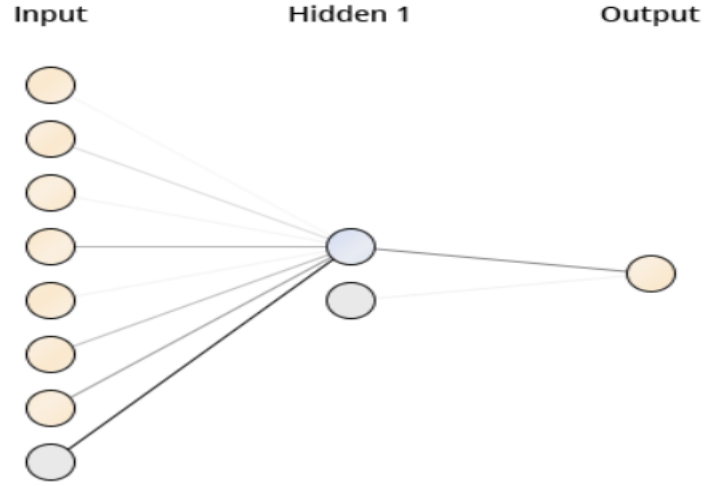
+ 0.003 * Uygarlık Tarihi

+ 0.006 * İngilizce I

+ 1.972

Sınıf Öğretmenliği için geliştirilen 1S1DV çoklu regresyon analizi modelinde Eğitim Bilimine Giriş dersi eş bütünleşme (colinear) özelliği gösterdiğinden dolayı analize girmemiştir. Genel Biyoloji dersi ara sınav puanının regresyon formülünde en büyük katsayıya sahip olduğu görülmektedir. Modelde mezuniyet notunun hesaplanmasında Atatürk İlke ve İnkılap Tarihi I, Bilgisayar I ve Türkçe I Yazılı Anlatım derslerinin ise istatistiksel olarak anlamlı bir katkısı yoktur. Geliştirilen model 1.sınıf 1. dönemdeki 3 dersin ara sınav puanları ile mezuniyet notundaki varyansın %26.8'ini açıklayabilmektedir (R^2 =0.268). MAPE değerine bakıldığında ise modelin mezuniyet notlarını %93.621 (100-MAPE) doğrulukla kestirdiği söylenebilir.

Sınıf Öğretmenliği 1S1DV İkinci model yapay sinir ağları kullanılarak geliştirilmiştir. Tasarlanan yapay sinir ağları modeli Şekil 4.13'te gösterilmiştir.



Şekil 4.13 Sınıf öğretmenliği IS1DV Yapay Sinir Ağları Modeli

Şekil 4.13'te görüldüğü üzere Sınıf Öğretmenliği IS1DV yapay sinir ağları modeli 7 ders ara sınav puanı girişi (input) içeren, tek katman (Hidden 1), tek düğümden oluşan ve mezuniyet notunu çıktı (output) olarak kullanan bir yapıda tasarlanmıştır. Yapay sinir ağı modelinde değişik katmanlar, düğüm sayıları ve parametreler test edilmiştir. Yapılan modellemeler sonucunda performans göstergeleri açısından en iyi parametreler, aktivasyon fonksiyonu: Sigmoid, öğrenme döngüsü: 1000, öğrenme oranı 0.01 ve moment 0.1 olarak belirlenmiştir. Tek katmanlı, tek düğümlü modelin diğer modellere göre daha başarılı olduğu görülmüştür. Geliştirilen modele ilişkin performans göstergeleri: RMSE=0.241, AE=0.192, SE=0.058, $R^2=0.306$, MAPE(%)= 6.184'tür. Geliştirilen model 1.sınıf 1. dönemdeki 6 dersin ara sınav puanları ile mezuniyet notundaki varyansın %30.6'sını açıklayabilmektedir ($R^2=0.306$). MAPE değerine bakıldığında ise modelin mezuniyet notlarını %93.816 (100-MAPE) doğrulukla kestirdiği söylenebilir. Oluşturulan modelde hesaplanan bias değerleri, ağırlık ve diğer parametrelerine ilişkin veri aşağıda sunulmuştur.

Katman 1 Düğüm 1 (Hidden 1 Node 1) Sigmoid

Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi I: 0.101

Bilgisayar I: 0.461

Eğitim Bilimlerine Giriş: 0.139

Genel Biyoloji: 0.985

Türkçe 1 : Yazılı Anlatım: 0.138

Uygarlık Tarihi: 0.914

İngilizce I: 1.386

Bias: -3.290

Çıktı (Output) Regression Linear

Node 1: 1.644

Threshold: -0.170

Sınıf Öğretmenliği 1. Sınıf 1. Dönem Sonu Notu (1S1D4N) Modeli

Sınıf Öğretmenliğinden mezun olan 696 öğrencinin verisi kullanılarak 1S1D4N çoklu regresyon analizi modeli ve 1S1D4N yapay sinir ağları modelleri oluşturulmuştur. Sınıf Öğretmenliği 1S1D4N çoklu regresyon analizi modeline ilişkin sonuçlar Tablo 4.14'te gösterilmiştir.

Tablo 4.14. *Sınıf Öğretmenliği 1S1D4N Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi*

Değişkenler	B	Standart Hata	β	t	p
Bilgisayar I	0.040	0.008	0.134	4.689	**0.000
Eğitim Bilimine Giriş	0.048	0.010	0.152	4.985	**0.000
Genel Biyoloji	0.104	0.010	0.341	10.513	**0.000
Türkçe I Yazılı Anlatım	0.030	0.011	0.081	2.718	**0.007
Uygarlık Tarihi	0.071	0.010	0.227	7.374	**0.000
İngilizce I	0.058	0.010	0.167	5.717	**0.000

RMSE=0.212, AE=0.171, SE=0.046, $R^2=0.463$, MAPE(%)= 5.451, *p<0.05, **p<0.01

Performans Göstergeleri

RMSE (Root Mean Squared Error) : Ortalama Hata Kareleri Toplamı Kökü

SE (Squared Error) : Ortalama Hata Kareleri

R^2 (SC) Squared Correlation : Determinasyon katsayısı

MAPE (Mean Absolute Percentage Error) : Ortalama Mutlak Hata Yüzdesi

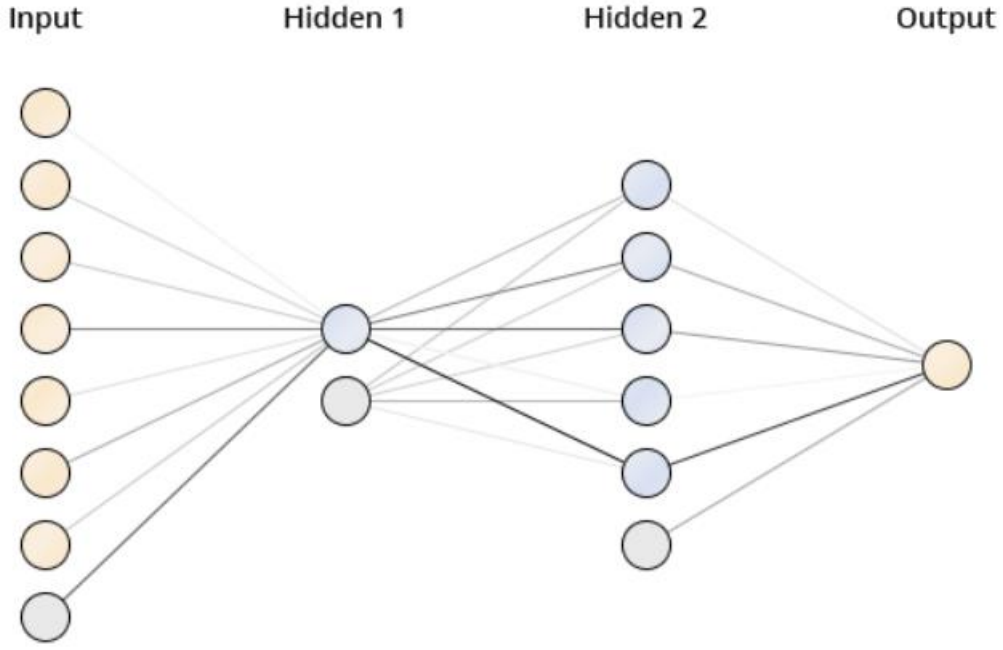
Tablo 4.14'te görüldüğü üzere katsayıları anlamlı çıkan (p<0.05) dersler ve regresyon sabiti kullanılarak mezuniyet notu aşağıdaki gibi formüle edilmiştir.

Mezuniyet Notu=

$$\begin{aligned} & 0.040 * \text{Bilgisayar I} \\ & + 0.048 * \text{Eğitim Bilimlerine Giriş} \\ & + 0.104 * \text{Genel Biyoloji} \\ & + 0.030 * \text{Türkçe I Yazılı Anlatım} \\ & + 0.071 * \text{Uygarlık Tarihi} \\ & + 0.058 * \text{İngilizce I} \\ & + 2.223 \end{aligned}$$

Sınıf Öğretmenliği için geliştirilen 1S1D4N çoklu regresyon analizi modelinde Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi I dersi eş bütünleşme (colinear) özelliği gösterdiğinden dolayı analize girmemiştir. Genel Biyoloji dersi dönem sonu notunun regresyon formülünde en büyük katsayıya sahip olduğu görülmektedir. Regresyon analizinde modele giren tüm derslerin dönem sonu notlarının istatistiksel açıdan anlamlı bir katkısı olduğu görülmektedir. Geliştirilen model 1.sınıf 1. dönemdeki 6 dersin dönem sonu notları ile mezuniyet notundaki varyansın % 46.3'ünü açıklayabilmektedir ($R^2=0.463$). MAPE değerine bakıldığında ise modelin mezuniyet notlarını %94.549 (100-MAPE) doğrulukla kestirdiği söylenebilir.

Sınıf Öğretmenliği ikincisi 1S1D4N Modeli yapay sinir ağları kullanılarak geliştirilmiştir. Tasarlanan yapay sinir ağları modeli Şekil 4.14'te gösterilmiştir.



Şekil 4.14. Sınıf Öğretmenliği 1S1D4N Yapay Sinir Ağları Modeli

Şekil 4.14'te görüldüğü üzere Sınıf Öğretmenliği 1S1D4N yapay sinir ağları modeli 7 ders dönem sonu notu girişi (input), iki katman (Hidden 1, Hidden 2), 1. katmanda 1 düğüm, 2. katmanda 5 düğüm içeren ve mezuniyet notunu çıktı (output) olarak kullanan bir yapıda tasarlanmıştır. Yapay sinir ağı modelinde değişik katmanlar, düğüm sayıları ve parametreler test edilmiştir. Yapılan modellemeler sonucunda performans göstergeleri açısından en iyi parametreler, aktivasyon fonksiyonu: Sigmoid, öğrenme döngüsü: 2000, öğrenme oranı 0.01 ve moment 0.1 olarak belirlenmiştir. 1. katman 1 düğüm ve 2. katman 5 düğüme sahip modelin diğer modellere göre daha başarılı olduğu görülmüştür. Geliştirilen modele ilişkin performans göstergeleri RMSE=0.207, AE=0.167, SE=0.043, $R^2=0.486$, MAPE(%)= 5.325'tir. Geliştirilen model 1.sınıf 1. dönemdeki 7 dersin dönem sonu notları ile mezuniyet notundaki varyansın %48.6'sını açıklayabilmektedir ($R^2=0.486$). MAPE değerine bakıldığında ise modelin mezuniyet notlarını %94.675 (100-MAPE) doğrulukla kestirdiği söylenebilir. Oluşturulan modelde hesaplanan bias değerleri, ağırlık ve diğer parametrelerine ilişkin veri aşağıda sunulmuştur.

Katman 1 Düğüm 1 (Hidden 1 Node 1) Sigmoid

Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi I: -0.151
 Bilgisayar I: -0.427
 Eğitim Bilimlerine Giriş: -0.485
 Genel Biyoloji: -1.071
 Türkçe 1 : Yazılı Anlatım: -0.303
 Uygarlık Tarihi: -0.807
 İngilizce I: -0.521
 Bias: 1.541

Katman 2 Düğüm 3 (Hidden 2 Node 3) Sigmoid

Node 1: -1.350
 Bias: -0.435

Katman 2 Düğüm 4 (Hidden 2 Node 4) Sigmoid

Node 1: -0.149
 Bias: -0.654

Katman 2 Düğüm 5 (Hidden 2 Node 5) Sigmoid

Node 1: -2.289
 Bias: -0.225

Katman 2 Dügüm 1 (Hidden 2 Node 1) Sigmoid

Node 1: -0.639

Bias: -0.550

Katman 2 Dügüm 2 (Hidden 2 Node 2) Sigmoid

Node 1: -1.200

Bias: -0.466

Çıktı (Output) Linear Regression

Node 1: 0.300

Node 2: 0.801

Node 3: 0.940

Node 4: -0.110

Node 5: 1.885

Threshold: -0.827

Sınıf Öğretmenliği 1. Sınıf 1. Dönem ve 2. Dönem Ağırlıklı Not Ortalaması (1S12DANO)**Modeli**

Sınıf Öğretmenliği mezun olan 696 öğrenciden 1. sınıf 1. dönem ve 2. dönem ağırlıklı not ortalamalarında 2 dönem içinde ağırlıklı not ortalaması 1 ve 1'den büyük (disiplin cezalarından, dönem tekrarı, yatay geçiş, dikey geçiş, kayıp veri vb. durumları filtrelemek için) 619 öğrencinin verisi kullanılarak 1S12DANO çoklu regresyon analizi modeli ve 1S12DANO yapay sinir ağırları modelleri oluşturulmuştur. Sınıf Öğretmenliği 1S12DANO çoklu regresyon analizi modeline ilişkin sonuçlar Tablo 4.15'te gösterilmiştir.

Tablo 4.15. *Sınıf Öğretmenliği 1S12DANO Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi*

Değişkenler	B	Standart Hata	β	t	p
1.Dönem Gano	0.187	0.018	0.328	10.424	**0.000
2. Dönem Gano	0.289	0.017	0.549	17.430	**0.000

RMSE=0.171, AE=0.134, SE=0.029, R²=0.641, MAPE(%)= 4.287, *p<0.05, **p<0.01

Performans Göstergeleri

RMSE (Root Mean Squared Error) : Ortalama Hata Kareleri Toplamı Kökü

SE (Squared Error) : Ortalama Hata Kareleri

R² (SC) Squared Correlation : Determinasyon katsayısı

MAPE (Mean Absolute Percentage Error) : Ortalama Mutlak Hata Yüzdesi

Tablo 4.15'te görüldüğü üzere katsayıları anlamlı çıkan (p<0,05) dersler ve regresyon sabiti kullanılarak mezuniyet notu aşağıdaki gibi formüle edilmiştir.

Mezuniyet Notu=

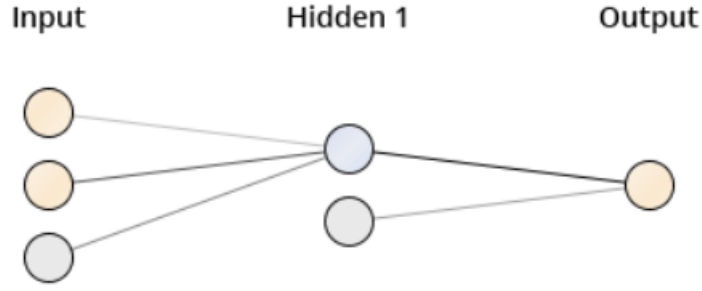
0.187 * 1.DönemGano

+ 0.289* 2.DönemGano

+ 1.840

Sınıf Öğretmenliği için geliştirilen 1S12DANO çoklu regresyon analizi modelinde öğrencilerin mezuniyet notunun hesaplanmasında 1. dönem ağırlıklı not ortalamasının ve 2. dönem ağırlıklı not ortalamasının anlamlı bir katkısı olduğu görülmektedir. Geliştirilen model 2 döneme ait ağırlıklı not ortalamaları ile mezuniyet notundaki varyansın %64.1'ini açıklayabilmektedir (R²=0.637). MAPE değerine bakıldığında ise modelin mezuniyet notlarını %95.713 (100-MAPE) doğrulukla kestirdiği söylenebilir.

Sınıf Öğretmenliği ikinci 1S12DANO Modeli yapay sinir ağırları kullanılarak geliştirilmiştir. Tasarlanan yapay sinir ağırları modeli şekil 4.22'de gösterilmiştir.



Şekil 4.15. Sınıf öğretmenliği 1S12DANO Yapay Sinir Ağları Modeli

Şekil 4.15'te görüldüğü üzere Sınıf Öğretmenliği 1S12DANO yapay sinir ağları modeli 1. sınıf 1. ve 2. döneme ait ağırlıklı not ortalamaları ile 2 girişli (input), tek katman (Hidden 1), tek düğüm içeren ve mezuniyet notunu çıktı (output) olarak kullanan bir yapıda tasarlanmıştır. Yapay sinir ağı modelinde değişik katmanlar, düğüm sayıları ve parametreler test edilmiştir. Yapılan modellemeler sonucunda performans göstergeleri açısından en iyi parametreler, aktivasyon fonksiyonu: Sigmoid, öğrenme döngüsü: 2000, öğrenme oranı 0.01 ve moment 0.01 olarak belirlenmiştir. Tek katman ve tek düğümüne sahip modelin diğer modellere göre daha başarılı olduğu görülmüştür. Geliştirilen modele ilişkin performans göstergeleri: RMSE=0.163, AE=0.130, SE=0.026, $R^2=0.674$, MAPE (%)=5.837'dir. Geliştirilen model 1. sınıf 1. ve 2. döneme ait ağırlıklı not ortalamaları ile mezuniyet notundaki varyansın %67.4'ini açıklayabilmektedir ($R^2=0.674$). MAPE değerine bakıldığında ise modelin mezuniyet notlarını %95.837 (100-MAPE) doğrulukla kestirdiği söylenebilir. Oluşturulan model için hesaplanan bias değerleri, ağırlık ve diğer parametrelerine ilişkin veri aşağıda sunulmuştur.

Katman 1 Düğüm 1 (Hidden 1 Node 1) Sigmoid

1: 1.310

2: 2.707

Bias: -2.356

Bias: -1.006

Çıktı (Output) Linear Regression

Node 1: 1.661

Threshold: -0.594

4.1.6. Okul Öncesi Öğretmenliği Mezuniyet Notu Kestirim Modelleri

Okul Öncesi Öğretmenliği 1. Sınıf 1. Dönem Ara Sınav (1S1DV) Modeli

Okul Öncesi Öğretmenliğinden mezun olan 940 öğrenciden ara sınav notunda eksik veri, sıfır olmayan (0 puan sınava girilmemiş olarak kodlandığı için) 661 öğrencinin verisi kullanılarak 1S1DV çoklu regresyon analizi modeli ve 1S1DV yapay sinir ağları modelleri oluşturulmuştur. Okul Öncesi Öğretmenliği 1S1DV çoklu regresyon analizi modeline ilişkin sonuçlar Tablo 4.16'da gösterilmiştir.

Tablo 4.16. Okul Öncesi Öğretmenliği 1S1DV Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi

Değişkenler	B	Standart Hata	β	t	p
Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi I	0.001	0.000	0.045	1.375	0.170
Bilgisayar I	0.001	0.001	0.040	1.200	0.231
Eğitim Bilimine Giriş	0.001	0.001	0.055	1.542	0.123
Okul Öncesi Eğitime Giriş	0.005	0.001	0.262	7.772	**0.000
Psikoloji	0.006	0.001	0.384	11.475	**0.000
İngilizce I	0.001	0.001	0.054	1.594	0.111
İnsan Anatomisi ve Fizyolojisi	0.002	0.001	0.143	4.49	**0.000

RMSE=0.222, AE=0.174, SE=0.050, R²=0.326, MAPE(%)= 5.530, *p<0.05, **p<0.01

Performans Göstergeleri

RMSE (Root Mean Squared Error)	: Ortalama Hata Kareleri Toplamı Kökü
SE (Squared Error)	: Ortalama Hata Kareleri
R ² (SC) Squared Correlation	: Determinasyon katsayısı
MAPE (Mean Absolute Percentage Error)	: Ortalama Mutlak Hata Yüzdesi

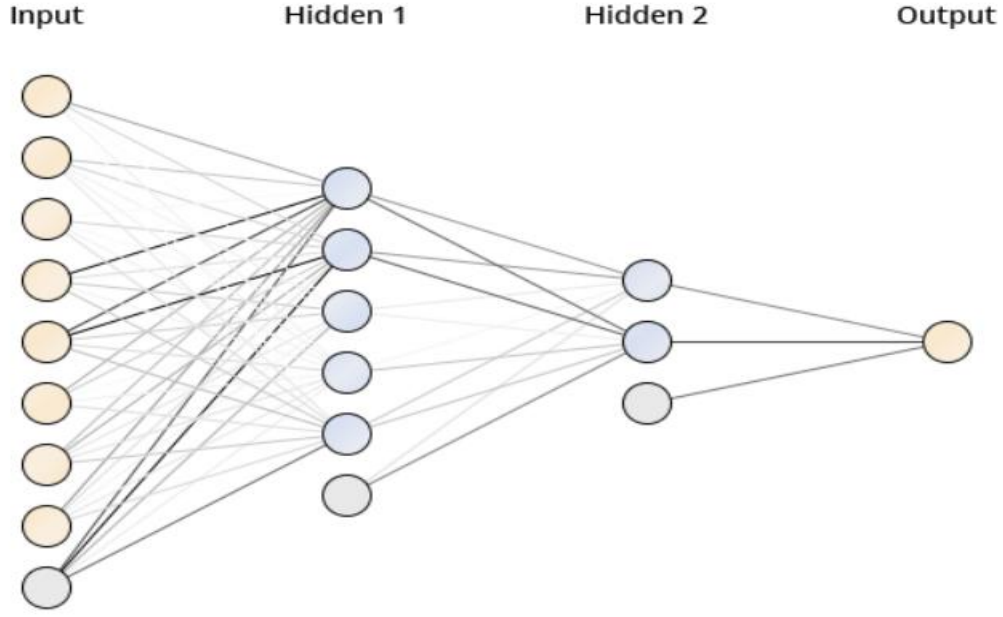
Tablo 4.16’da görüldüğü üzere katsayıları anlamlı çıkan (p<0.05) dersler ve regresyon sabiti kullanılarak mezuniyet notu aşağıdaki gibi formüle edilmiştir.

Mezuniyet Notu=

$$\begin{aligned} &+ 0.005 * \text{Okul Öncesi Eğitime Giriş} \\ &+ 0.006 * \text{Psikoloji} \\ &+ 0.002 * \text{İnsan Anatomisi ve Fizyolojisi} \\ &+ 2.018 \end{aligned}$$

Okul Öncesi Öğretmenliği için geliştirilen 1S1DV çoklu regresyon analizi modelinde Türkçe I Yazılı Anlatım dersi eş bütünleşme (colinear) özelliği gösterdiğinden dolayı analize girmemiştir. Genel Biyoloji dersi ara sınav puanının regresyon formülünde en büyük katsayıya sahip olduğu görülmektedir. Modelde mezuniyet notunun hesaplanmasında Atatürk İlke ve İnkılap Tarihi I, Bilgisayar I, Eğitim Bilimine Giriş ve İngilizce I derslerinin ise istatistiksel olarak anlamlı bir katkısı yoktur. Geliştirilen model 1.sınıf 1. dönemdeki 3 dersin ara sınav puanları ile mezuniyet notundaki varyansın %32.6’ini açıklayabilmektedir (R²=0.326). MAPE değerine bakıldığında ise modelin mezuniyet notlarını %94.470 (100-MAPE) doğrulukla kestirdiği söylenebilir.

Okul Öncesi Öğretmenliği 1S1DV İkinci model yapay sinir ağları kullanılarak geliştirilmiştir. Tasarlanan yapay sinir ağları modeli Şekil 4.16’da gösterilmiştir.



Şekil 4.16. Okul Öncesi öğretmenliği 1S1DV Yapay Sinir Ağları Modeli

Şekil 4.16’da görüldüğü üzere Okul Öncesi Öğretmenliği 1S1DV yapay sinir ağları modeli 8 ders ara sınav puanı girişi (input), iki katman (Hidden 1, Hidden 2), 1. katmanda 5 düğüm, 2. katmanda 2 düğüm içeren ve mezuniyet notunu çıktı (output) olarak kullanan bir yapıda tasarlanmıştır. Yapay sinir ağı modelinde değişik katmanlar, düğüm sayıları ve parametreler test edilmiştir. Yapılan modellemeler sonucunda performans göstergeleri açısından en iyi parametreler, aktivasyon fonksiyonu: Sigmoid, öğrenme döngüsü: 2000, öğrenme oranı 0.01 ve moment 0.1 olarak belirlenmiştir. 1. katman 5 düğüm ve 2. katman 2 düğümüne sahip modelin diğer modellere göre daha başarılı olduğu görülmüştür. Geliştirilen modele ilişkin performans göstergeleri: RMSE=0.220, AE=0.171, SE=0.049, $R^2=0.334$, MAPE(%)=5.430’dur. Geliştirilen model 1.sınıf 1. dönemdeki 8 dersin ara sınav puanları ile mezuniyet notundaki varyansın %33.4’ünü açıklayabilmektedir ($R^2=0.334$). MAPE değerine bakıldığında ise modelin mezuniyet notlarını %94.570 (100-MAPE) doğrulukla kestirdiği söylenebilir. Oluşturulan modelde hesaplanan bias değerleri, ağırlık ve diğer parametrelerine ilişkin veri aşağıda sunulmuştur

Katman 1 Düğüm 1 (Hidden 1 Node 1) Sigmoid

Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi I: 0.704
Bilgisayar I: 0.455
Eğitim Bilimine Giriş: 0.053
Okul Öncesi Eğitime Giriş: 1.901
Psikoloji: 1.546
Türkçe 1 : Yazılı Anlatım: 0.625
İngilizce I: -0.537
İnsan Anatomisi ve Fizyolojisi: 0.813
Bias: -1.387

Katman 1 Düğüm 2 (Hidden 1 Node 2) Sigmoid

Katman 1 Düğüm 5 (Hidden 1 Node 5) Sigmoid

Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi I: 0.011
Bilgisayar I: 0.189
Eğitim Bilimine Giriş: 0.265
Okul Öncesi Eğitime Giriş: 0.423
Psikoloji 0.512
Türkçe 1 : Yazılı Anlatım: -0.262
İngilizce I: 0.436
İnsan Anatomisi ve Fizyolojisi: 0.310
Bias: -1.174

Katman 2 Düğüm 1 (Hidden 2 Node 1) Sigmoid

Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi I: -0.324
 Bilgisayar I: -0.348
 Eğitim Bilimine Giriş: 0.336
 Okul Öncesi Eğitime Giriş: 0.259
 Psikoloji 1.929
 Türkçe 1 : Yazılı Anlatım: -0.390
 İngilizce I: 0.650
 İnsan Anatomisi ve Fizyolojisi: 0.257
 Bias: -1.911

Katman 1 Düğüm 3 (Hidden 1 Node 3) Sigmoid

Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi I: 0.032
 Bilgisayar I: 0.110
 Eğitim Bilimine Giriş: 0.053
 Okul Öncesi Eğitime Giriş: 0.408
 Psikoloji 0.376
 Türkçe 1 : Yazılı Anlatım: -0.039
 İngilizce I: 0.212
 İnsan Anatomisi ve Fizyolojisi: 0.090
 Bias: -0.631

Katman 1 Düğüm 4 (Hidden 1 Node 4) Sigmoid

Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi I: 0.116
 Bilgisayar I: -0.107
 Eğitim Bilimine Giriş: 0.114
 Okul Öncesi Eğitime Giriş: 0.089
 Psikoloji 0.278
 Türkçe 1 : Yazılı Anlatım: 0.109
 İngilizce I: -0.220
 İnsan Anatomisi ve Fizyolojisi: 0.187
 Bias: -0.142

Node 1: -0.830
 Node 2: -0.785
 Node 3: -0.169
 Node 4: 0.073
 Node 5: -0.413
 Bias: 0.249

Katman 2 Düğüm 2 (Hidden 2 Node 2) Sigmoid

Node 1: -1.211
 Node 2: -1.261
 Node 3: -0.139
 Node 4: 0.467
 Node 5: -0.468
 Bias: 0.993

Çıktı (Output) Regression Linear

Node 1: -0.937
 Node 2: -1.398
 Threshold: 1.109

Okul Öncesi Öğretmenliği 1. Sınıf 1. Dönem Sonu Notu (1S1D4N) Modeli

Okul Öncesi Öğretmenliğinden mezun olan 940 öğrenciden ara sınav notunda eksik veri, sıfır olmayan (0 puan sınava girilmemiş olarak kodlandığı için) 661 öğrencinin verisi kullanılarak 1S1D4N çoklu regresyon analizi modeli ve 1S1D4N yapay sinir ağları modelleri oluşturulmuştur. Okul Öncesi Öğretmenliği 1S1D4N çoklu regresyon analizi modeline ilişkin sonuçlar Tablo 4.17’de gösterilmiştir.

Tablo 4.17. Okul Öncesi Öğretmenliği 1S1D4N Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi

Değişkenler	B	Standart Hata	β	t	p
Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi I	0.019	0.006	0.072	2.972	**0.003
Bilgisayar I	0.019	0.007	0.067	2.751	**0.006
Eğitim Bilimine Giriş	0.046	0.008	0.154	6.098	**0.000
Okul Öncesi Eğitime Giriş	0.050	0.007	0.170	6.635	**0.000
Psikoloji	0.081	0.007	0.295	10.983	**0.000
Türkçe I Yazılı Anlatım	0.038	0.008	0.114	4.717	**0.000
İngilizce I	0.051	0.008	0.157	6.651	**0.000
İnsan Anatomisi ve Fizyolojisi	0.058	0.007	0.210	8.022	**0.000

RMSE=0.189, AE=0.146, SE=0.036, R²=0.515, MAPE(%)= 4.580, *p<0.05, **p<0.01

Performans Göstergeleri

RMSE (Root Mean Squared Error) : Ortalama Hata Kareleri Toplamı Kökü
 SE (Squared Error) : Ortalama Hata Kareleri
 R² (SC) Squared Correlation : Determinasyon katsayısı
 MAPE (Mean Absolute Percentage Error) : Ortalama Mutlak Hata Yüzdesi

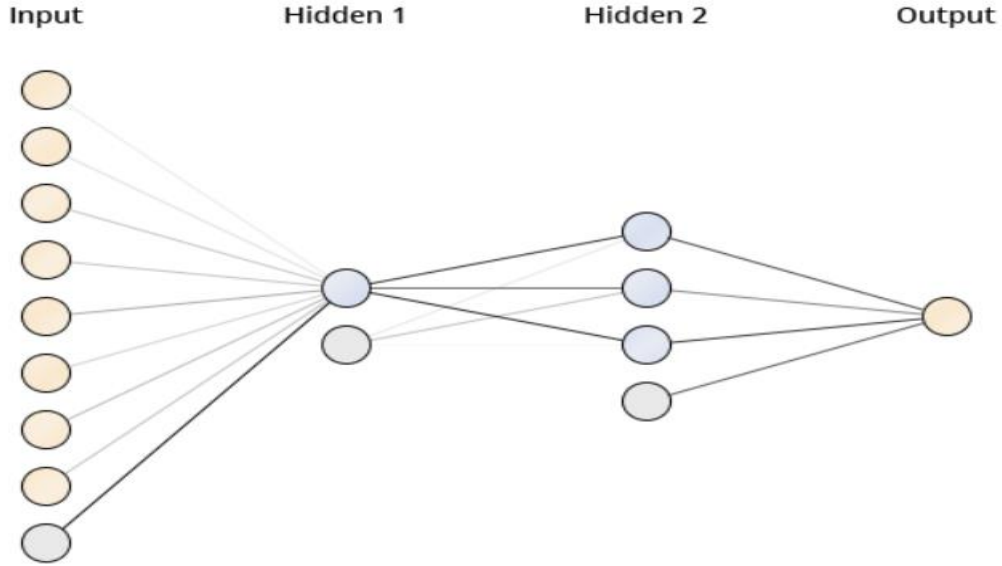
Tablo 4.17’de görüldüğü üzere katsayıları anlamlı çıkan ($p < 0.05$) dersler ve regresyon sabiti kullanılarak mezuniyet notu aşağıdaki gibi formüle edilmiştir.

Mezuniyet Notu=

0.019 * Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi I
+ 0.019 * Bilgisayar I
+ 0.046 * Eğitim Bilimine Giriş
+ 0.050 * Okul Öncesi Eğitime Giriş
+ 0.081 * Psikoloji
+ 0.038 * Türkçe 1 : Yazılı Anlatım
+ 0.051 * İngilizce I
+ 0.058 * İnsan Anatomisi ve Fizyolojisi
+ 2.255

Okul Öncesi Öğretmenliği için geliştirilen 1S1D4N çoklu regresyon analizi modelinde Psikoloji dersi dönem sonu notunun regresyon formülünde en büyük katsayıya sahip olduğu görülmektedir. Regresyon analizinde modele giren tüm derslerin dönem sonu notlarının istatistiksel açıdan anlamlı bir katkısı olduğu görülmektedir. Geliştirilen model 1.sınıf 1. dönemdeki 8 dersin dönem sonu notları ile mezuniyet notundaki varyansın % 51.5’ini açıklayabilmektedir ($R^2 = 0.515$). MAPE değerine bakıldığında ise modelin mezuniyet notlarını %95.420 (100-MAPE) doğrulukla kestirdiği söylenebilir.

Okul Öncesi Öğretmenliği 1S1D4N İkinci model yapay sinir ağları kullanılarak geliştirilmiştir. Tasarlanan yapay sinir ağları modeli Şekil 4.17’de gösterilmiştir.



Şekil 4.17. Okul Öncesi öğretmenliği 1S1D4N Yapay Sinir Ağları Modeli

Şekil 4.17’de görüldüğü üzere Okul Öncesi Öğretmenliği 1S1D4N yapay sinir ağları modeli 8 ders ara sınav puanı girişi (input), iki katman (Hidden 1, Hidden 2) 1. katmanda 1 düğüm, 2. katmanda 3 düğüm içeren ve mezuniyet notunu çıktı (output) olarak kullanan bir yapıda tasarlanmıştır. Yapay sinir ağı modelinde değişik katmanlar, düğüm sayıları ve parametreler test edilmiştir. Yapılan modellemeler sonucunda performans göstergeleri

açısından en iyi parametreler, aktivasyon fonksiyonu: Sigmoid, öğrenme döngüsü: 2000, öğrenme oranı 0.01 ve moment 0.1 olarak belirlenmiştir. 1. katman 1 düğüm ve 2. katman 3 düğüme sahip modelin diğer modellere göre daha başarılı olduğu görülmüştür. Geliştirilen modele ilişkin performans göstergeleri: RMSE=0.182, AE=0.143, SE=0.033, $R^2=0.547$, MAPE(%)=4.509'dur. Geliştirilen model 1.sınıf 1. dönemdeki 8 dersin dönem sonu notları ile mezuniyet notundaki varyansın %54.7'sini açıklayabilmektedir ($R^2 =0.547$). MAPE değerine bakıldığında ise modelin mezuniyet notlarını %94.570 (100-MAPE) doğrulukla kestirdiği söylenebilir. Oluşturulan modelde hesaplanan bias değerleri, ağırlık ve diğer parametrelerine ilişkin veri aşağıda sunulmuştur.

Katman 1 Düğüm 1 (Hidden 1 Node 1)

Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi I: 0.173
Bilgisayar I: 0.254
Eğitim Bilimine Giriş: 0.493
Okul Öncesi Eğitime Giriş: 0.516
Psikoloji: 0.733
Türkçe 1 : Yazılı Anlatım: 0.385
İngilizce I: 0.575
İnsan Anatomisi ve Fizyolojisi: 0.531
Bias: -2.107

Katman 2 Düğüm 1 (Hidden 2 Node 1)

Node 1: -1.747
Bias: -0.201

Katman 2 Düğüm 2 (Hidden 2 Node 2)

Node 1: -1.294
Bias: -0.541

Katman 2 Düğüm 3 (Hidden 2 Node 3)

Node 1: -1.858
Bias: -0.068

Çıktı (Output) Linear Regression

Node 1: -1.549
Node 2: -1.024
Node 3: -1.695
Threshold: 1.429

Okul Öncesi Öğretmenliği 1. Sınıf 1. Dönem ve 2. Dönem Ağırlıklı Not Ortalaması (1S12DANO) Modeli

Okul Öncesi Öğretmenliği mezun olan 940 öğrenciden 1. sınıf 1. dönem ve 2. dönem ağırlıklı not ortalamalarında 2 dönem içinde ağırlıklı not ortalaması 1 ve 1'den büyük (disiplin cezalarından, dönem tekrarı, yatay geçiş, dikey geçiş, kayıp veri vb. durumları filtrelemek için) 735 öğrencinin verisi kullanılarak 1S12DANO çoklu regresyon analizi modeli ve 1S12DANO yapay sinir ağırları modelleri oluşturulmuştur. Okul Öncesi Öğretmenliği 1S12DANO çoklu regresyon analizi modeline ilişkin sonuçlar Tablo 4.18'de gösterilmiştir. Tablo 4.18'de görüldüğü üzere katsayıları anlamlı çıkan ($p<0.05$) dersler ve regresyon sabiti kullanılarak mezuniyet notu aşağıdaki gibi formüle edilmiştir.

Mezuniyet Notu=

$$0.215 * 1.DönemGano \\ + 0.214 * 2.DönemGano \\ + 2.023$$

Tablo 4.18. Okul Öncesi Öğretmenliği 1S12DANO Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi

Değişkenler	B	Standart Hata	β	t	p
1.Dönem Gano	0.215	0.018	0.394	11.797	**0.000
2.Dönem Gano	0.214	0.016	0.433	12.959	**0.000
RMSE=0.174, AE=0.136, SE=0.031, $R^2=0.585$, MAPE(%)= 4.354, *p<0.05, **p<0.01					

Performans Göstergeleri

RMSE (Root Mean Squared Error) : Ortalama Hata Kareleri Toplamı Kökü

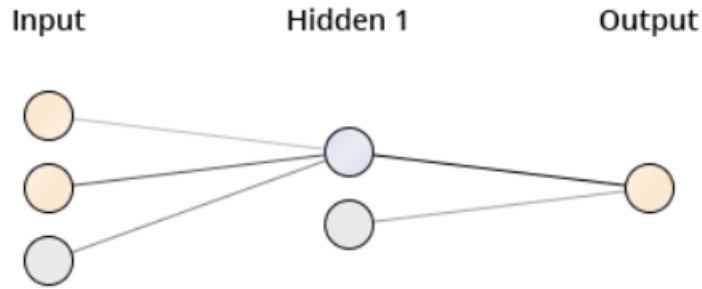
SE (Squared Error) : Ortalama Hata Kareleri

R^2 (SC) Squared Correlation : Determinasyon katsayısı

MAPE (Mean Absolute Percentage Error) : Ortalama Mutlak Hata Yüzdesi

Okul Öncesi Öğretmenliği için geliştirilen 1S12DANO çoklu regresyon analizi modelinde öğrencilerin mezuniyet notunun hesaplanmasında 1. dönem ağırlıklı not ortalamasının ve 2. dönem ağırlıklı not ortalamasının anlamlı bir katkısı olduğu görülmektedir. Geliştirilen model 2 döneme ait ağırlıklı not ortalamaları ile mezuniyet notundaki varyansın %58.5'ini açıklayabilmektedir ($R^2=0.585$). MAPE değerine bakıldığında ise modelin mezuniyet notlarını %95.646 (100-MAPE) doğrulukla kestirdiği söylenebilir.

Okul Öncesi Öğretmenliği 1S12DANO İkinci model yapay sinir ağları kullanılarak geliştirilmiştir. Tasarlanan yapay sinir ağları modeli Şekil 4.18'de gösterilmiştir.



Şekil 4.18. Okul Öncesi öğretmenliği 1S12DANO Yapay Sinir Ağları Modeli

Şekil 4.18'de görüldüğü üzere Okul Öncesi Öğretmenliği 1S12DANO yapay sinir ağları modeli 1. sınıf 1. ve 2. döneme ait ağırlıklı not ortalamaları ile 2 girişli (input), tek katman (Hidden 1), tek düğüm içeren ve mezuniyet notunu çıktı (output) olarak kullanan bir yapıda tasarlanmıştır. Yapay sinir ağı modelinde değişik katmanlar, düğüm sayıları ve parametreler test edilmiştir. Yapılan modellemeler sonucunda performans göstergeleri açısından en iyi parametreler, aktivasyon fonksiyonu: Sigmoid, öğrenme döngüsü: 2000, öğrenme oranı 0.01 ve moment 0.01 olarak belirlenmiştir. Tek katman ve tek düğümüne sahip modelin diğer modellere göre daha başarılı olduğu görülmüştür. Geliştirilen modele ilişkin performans göstergeleri: RMSE=0.169, AE=0.134, SE=0.029, $R^2=0.610$, MAPE(%) =4.250'dir. Geliştirilen model

1.sınıf 1. sınıf 1. ve 2. döneme ait ağırlıklı not ortalamaları ile mezuniyet notundaki varyansın %61'ini açıklayabilmektedir ($R^2=0.610$). MAPE değerine bakıldığında ise modelin mezuniyet notlarını %95.750 (100-MAPE) doğrulukla kestirdiği söylenebilir. Oluşturulan model için hesaplanan bias değerleri, ağırlık ve diğer parametrelerine ilişkin veri aşağıda sunulmuştur.

Katman 1 Dügüm 1 (Hidden 1 Node 1) Sigmoid

1: 1.594
2: 1.741
Bias: -1.235
Çıktı (Output) Linear Regression
Node 1: 1.338
Threshold: -0.458

4.1.7. Fen Bilgisi Öğretmenliği Mezuniyet Notu Kestirim Modelleri

Fen Bilgisi Öğretmenliği 1. Sınıf 1. Dönem Ara Sınav (1S1DV) Modeli

Fen Bilgisi Öğretmenliğinden mezun olan 407 öğrenciden ara sınav notunda eksik veri, sıfır olmayan (0 puan sınava girilmemiş olarak kodlandığı için) 357 öğrencinin verisi kullanılarak 1S1DV çoklu regresyon analizi modeli ve 1S1DV yapay sinir ağılları modelleri oluşturulmuştur. Fen Bilgisi Öğretmenliği 1S1DV çoklu regresyon analizi modeline ilişkin sonuçlar Tablo 4.19'da gösterilmiştir.

Tablo 4.19. Fen Bilgisi Öğretmenliği 1S1DV Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi

Değişkenler	<i>B</i>	<i>Standart Hata</i>	β	<i>t</i>	<i>p</i>
Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi I	0.001	0.001	0.043	.875	0.382
Eğitim Bilimine Giriş	0.004	0.001	0.198	4.156	**0.000
Genel Fizik I	0.001	0.001	0.086	1.832	0.068
Genel Fizik Lab. I	0.003	0.001	0.148	3.064	**0.002
Genel Kimya I	0.002	0.001	0.110	2.199	*0.029
Genel Matematik I	0.003	0.001	0.265	5.365	**0.000
Türkçe I Yazılı Anlatım	0.003	0.001	0.168	3.443	**0.001

RMSE=0.234, AE=0.187, SE=0.055, $R^2=0.291$, MAPE (%) = 6.076, * $p<0.05$, ** $p<0.01$

Performans Göstergeleri

RMSE (Root Mean Squared Error) : Ortalama Hata Kareleri Toplamı Kökü
SE (Squared Error) : Ortalama Hata Kareleri
 R^2 (SC) Squared Correlation : Determinasyon katsayısı
MAPE (Mean Absolute Percentage Error) : Ortalama Mutlak Hata Yüzdesi

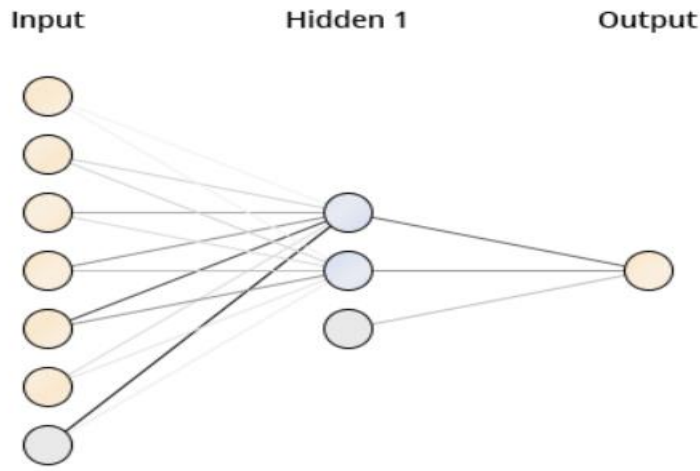
Tablo 4.19'da görüldüğü üzere katsayıları anlamlı çıkan ($p<0,05$) dersler ve regresyon sabiti kullanılarak mezuniyet notu aşağıdaki gibi formüle edilmiştir.

Mezuniyet Notu=

0.004 * Eğitim Bilimine Giriş
+ 0.003 * Genel Fizik Lab. I
+ 0.002 * Genel Kimya I
+ 0.003 * Genel Matematik I
+ 0.003 * Türkçe I Yazılı Anlatım
+ 1.959

Fen Bilgisi Öğretmenliği için geliştirilen 1S1DV çoklu regresyon analizi modelinde Genel Kimya Laboratuvarı I dersi eş bütünleşme (colinear) özelliği gösterdiğinden dolayı analize girmemiştir. Eğitim Bilimine Giriş dersi ara sınav puanının regresyon formülünde en büyük katsayıya sahip olduğu görülmektedir. Modelde mezuniyet notunun hesaplanmasında Atatürk İlke ve İnkılap Tarihi I ve Genel fizik I derslerinin ise istatistiksel olarak anlamlı bir katkısı yoktur. Geliştirilen model 1.sınıf 1. dönemdeki 5 dersin ara sınav puanları ile mezuniyet notundaki varyansın %22.6'sını açıklayabilmektedir ($R^2=0.291$). MAPE değerine bakıldığında ise modelin mezuniyet notlarını %93.924 (100-MAPE) doğrulukla kestirdiği söylenebilir.

Fen Bilgisi Öğretmenliği 1S1DV İkinci model yapay sinir ağları kullanılarak geliştirilmiştir. Tasarlanan yapay sinir ağları modeli şekil 4.19'da gösterilmiştir.



Şekil 4.19. Fen Bilgisi öğretmenliği 1S1DV Yapay Sinir Ağları Modeli

Şekil 4.19'da görüldüğü üzere Fen Bilgisi Öğretmenliği 1S1DV yapay sinir ağları modeli 6 ders ara sınav puanı girişi (input) içeren, tek katman (Hidden 1), iki düğümden oluşan ve mezuniyet notunu çıktı (output) olarak kullanan bir yapıda tasarlanmıştır. Yapay sinir ağı modelinde değişik katmanlar, düğüm sayıları ve parametreler test edilmiştir. Yapılan modellemeler sonucunda performans göstergeleri açısından en iyi parametreler, aktivasyon fonksiyonu: Sigmoid, öğrenme döngüsü: 1000, öğrenme oranı 0.01 ve moment 0.1 olarak belirlenmiştir. Tek katmanlı, iki düğümlü modelin diğer modellere göre daha başarılı olduğu görülmüştür. Geliştirilen modele ilişkin performans göstergeleri: RMSE=0.231, AE=0.186, SE=0.054, $R^2=0.296$, MAPE(%)= 6.046'dır. Geliştirilen model 1.sınıf 1. dönemdeki 6 dersin ara sınav puanları ile mezuniyet notundaki varyansın %29.6'sını açıklayabilmektedir ($R^2=0.296$). MAPE değerine bakıldığında ise modelin mezuniyet notlarını %93.954 (100-MAPE) doğrulukla kestirdiği söylenebilir. Oluşturulan modelde hesaplanan bias değerleri, ağırlık ve diğer parametrelerine ilişkin veri aşağıda sunulmuştur.

Katman 1 Dügüm 1 (Hidden 1 Node 1) Sigmoid

Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi I: -0.410
Eğitim Bilimine Giriş: -0.228
Genel Fizik I: 0.049
Genel Fizik Lab I: -0.358
Genel Kimya I: 0.075
Genel Kimya Laboratuvarı I: 0.160
Genel Matematik I: -0.050
Türkçe 1 : Yazılı Anlatım: -0.288
Bias: -0.233

Katman 1 Dügüm 2 (Hidden 1 Node 2) Sigmoid

Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi I: -0.332
Eğitim Bilimine Giriş: -1.006
Genel Fizik I: -0.209
Genel Fizik Lab I: -1.437
Genel Kimya I: -0.388
Genel Kimya Laboratuvarı I: 0.093
Genel Matematik I: -0.945
Türkçe 1 : Yazılı Anlatım: -0.834
Bias: 2.142

Çıktı (Output) Regression Linear

Node 1: 0.543
Node 2: -1.327
Threshold: 0.52

Fen Bilgisi Öğretmenliği 1. Sınıf 1. Dönem Sonu Notu (1S1D4N) Modeli

Fen Bilgisi Öğretmenliğinden mezun olan 407 öğrenciden dönem sonu ders notunda eksik veri olmayan 406 öğrencinin verisi kullanılarak 1S1D4N çoklu regresyon analizi modeli ve 1S1D4N yapay sinir ağları modelleri oluşturulmuştur. Fen Bilgisi Öğretmenliği 1S1D4N çoklu regresyon analizi modeline ilişkin sonuçlar Tablo 4.20’de gösterilmiştir.

Tablo 4.20. *Fen Bilgisi Öğretmenliği 1S1D4N Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi*

Değişkenler	<i>B</i>	<i>Standart Hata</i>	β	<i>t</i>	<i>p</i>
Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi I	0.030	0.010	0.121	3.045	** .002
Eğitim Bilimine Giriş	0.079	0.014	0.219	5.739	** .000
Genel Fizik I	0.047	0.010	0.177	4.510	** .000
Genel Fizik Lab. I	0.030	0.014	0.084	2.111	* .035
Genel Kimya I	0.044	0.012	0.152	3.646	** .000
Genel Kimya Lab. I	0.047	0.011	0.171	4.163	** .000
Genel Matematik I	0.067	0.011	0.249	6.227	** .000
Türkçe I Yazılı Anlatım	0.037	0.012	0.124	3.091	** .002

RMSE=0.205, AE=0.165, SE=0.042, $R^2=0.447$, MAPE (%) = 5.401, * $p<.05$, ** $p<.01$

Performans Göstergeleri

RMSE (Root Mean Squared Error) : Ortalama Hata Kareleri Toplamı Kökü
SE (Squared Error) : Ortalama Hata Kareleri
 R^2 (SC) Squared Correlation : Determinasyon katsayısı
MAPE (Mean Absolute Percentage Error) : Ortalama Mutlak Hata Yüzdesi

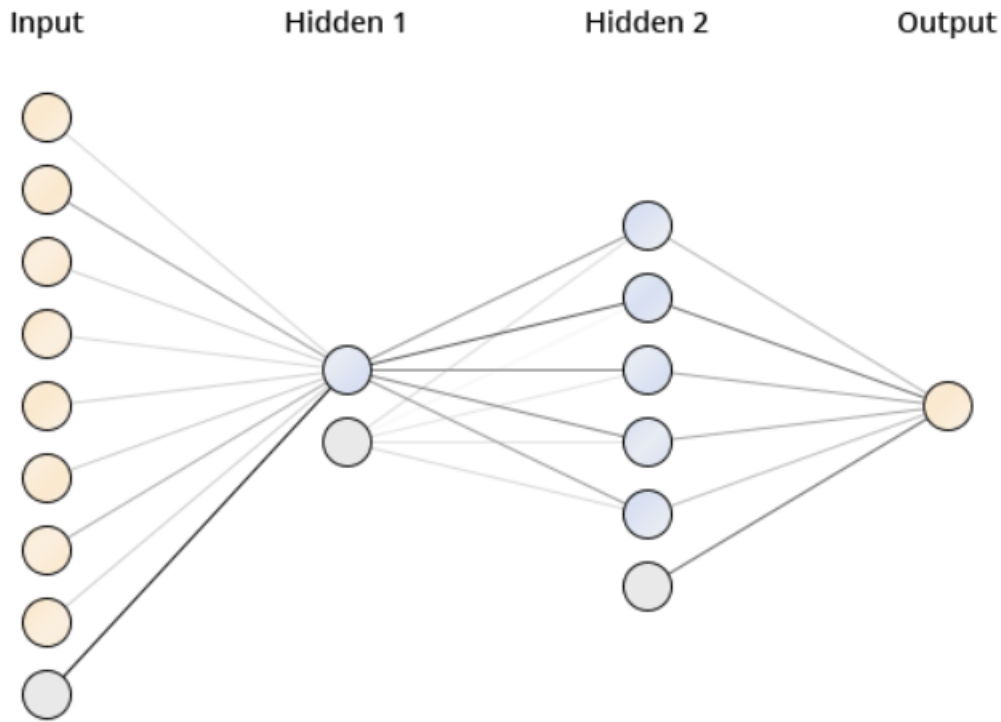
Tablo 4.20’de görüldüğü üzere katsayıları anlamlı çıkan ($p<0.05$) dersler ve regresyon sabiti kullanılarak mezuniyet notu aşağıdaki gibi formüle edilmiştir.

Mezuniyet Notu=

- 0.030 * Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi I
- + 0.079 * Eğitim Bilimine Giriş
- + 0.047 * Genel Fizik I
- + 0.030 * Genel Fizik Laboratuvarı I
- + 0.044 * Genel Kimya I
- + 0.047 * Genel Kimya Laboratuvarı I
- + 0.067 * Genel Matematik I
- + 0.037 * Türkçe 1 : Yazılı Anlatım
- + 2.090

Fen Bilgisi Öğretmenliği için geliştirilen 1S1D4N çoklu regresyon analizi modelinde Eğitim Bilimine Giriş dersi dönem sonu notunun regresyon formülünde en büyük katsayıya sahip olduğu görülmektedir. Regresyon analizinde modele giren tüm derslerin dönem sonu notlarının istatistiksel açıdan anlamlı bir katkısı olduğu görülmektedir. Geliştirilen model 1.sınıf 1. dönemdeki 8 dersin dönem sonu notları ile mezuniyet notundaki varyansın % 44.7'sini açıklayabilmektedir ($R^2=0.447$). MAPE değerine bakıldığında ise modelin mezuniyet notlarını %94.599 (100-MAPE) doğrulukla kestirdiği söylenebilir.

Fen Bilgisi Öğretmenliği 1S1D4N İkinci model yapay sinir ağları kullanılarak geliştirilmiştir. Tasarlanan yapay sinir ağları modeli Şekil 4.20'de gösterilmiştir.



Şekil 4.20. Fen Bilgisi Öğretmenliği 1S1D4N Yapay Sinir Ağları Modeli

Şekil 4.20'de görüldüğü üzere Fen Bilgisi Öğretmenliği 1S1D4N yapay sinir ağları modeli 8 ders dönem sonu notu girişi (input), iki katman (Hidden 1, Hidden 2), 1. katmanda 1 düğüm, 2. katmanda 5 düğüm içeren ve mezuniyet notunu çıktı (output) olarak kullanan bir yapıda tasarlanmıştır. Yapay sinir ağı modelinde değişik katmanlar, düğüm sayıları ve

parametreler test edilmiştir. Yapılan modellemeler sonucunda performans göstergeleri açısından en iyi parametreler, aktivasyon fonksiyonu: Sigmoid, öğrenme döngüsü: 2000, öğrenme oranı .01 ve moment .1 olarak belirlenmiştir. 1. katman 1 düğüm ve 2. katman 5 düğümüne sahip modelin diğer modellere göre daha başarılı olduğu görülmüştür. Geliştirilen modele ilişkin performans göstergeleri RMSE=0.201, AE=0.161, SE=0.040, R²=0.476, MAPE(%)= 5.274'tür. Geliştirilen model 1.sınıf 1. dönemdeki 8 dersin dönem sonu notları ile mezuniyet notundaki varyansın %47.6'sını açıklayabilmektedir (R²=0.476). MAPE değerine bakıldığında ise modelin mezuniyet notlarını %94.726 (100-MAPE) doğrulukla kestirdiği söylenebilir. Oluşturulan modelde hesaplanan bias değerleri, ağırlık ve diğer parametrelerine ilişkin veri aşağıda sunulmuştur.

Katman 1 Düğüm 1 (Hidden 1 Node 1) Sigmoid

Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi I: 0.391

Eğitim Bilimine Giriş: 0.937

Genel Fizik I: 0.469

Genel Fizik Laboratuvarı I: 0.372

Genel Kimya I: 0.454

Genel Kimya Laboratuvarı I: 0.523

Genel Matematik I: 0.824

Türkçe 1 : Yazılı Anlatım: 0.474

Bias: -2.521

Katman 2 Düğüm 1 (Hidden 2 Node 1) Sigmoid

Node 1: -1.054

Bias: -0.348

Katman 2 Düğüm 2 (Hidden 2 Node 2) Sigmoid

Node 1: -1.682

Bias: 0.082

Katman 2 Düğüm 3 (Hidden 2 Node 3) Sigmoid

Node 1: -1.244

Bias: -0.258

Katman 2 Düğüm 4 (Hidden 2 Node 4) Sigmoid

Node 1: -1.214

Bias: -0.286

Katman 2 Düğüm 5 (Hidden 2 Node 5) Sigmoid

Node 1: -1.017

Bias: -0.378

Çıktı (Output) Linear Regression

Node 1: -0.701

Node 2: -1.428

Node 3: -0.906

Node 4: -0.878

Node 5: -0.667

Threshold: 1.523

Fen Bilgisi Öğretmenliği 1. Sınıf 1. Dönem ve 2. Dönem Ağırlıklı Not Ortalaması (1S12DANO) Modeli

Fen Bilgisi Öğretmenliği mezun olan 940 öğrenciden 1. sınıf 1. dönem ve 2. dönem ağırlıklı not ortalamalarında 2 dönem içinde ağırlıklı not ortalaması 1 ve 1'den büyük (disiplin cezalarından, dönem tekrarı, yatay geçiş, dikey geçiş, kayıp veri vb. durumları filtrelemek için) 735 öğrencinin verisi kullanılarak 1S12DANO çoklu regresyon analizi modeli ve 1S12DANO yapay sinir ağırları modelleri oluşturulmuştur. Okul Öncesi Öğretmenliği 1S12DANO çoklu regresyon analizi modeline ilişkin sonuçlar Tablo 4.21'de gösterilmiştir. Tablo 4.21'de görüldüğü üzere katsayıları anlamlı çıkan (p<0.05) dersler ve regresyon sabiti kullanılarak mezuniyet notu aşağıdaki gibi formüle edilmiştir.

Mezuniyet Notu=

$$0.174 * 1.DönemGano + 0.227 * 2.DönemGano + 2.007$$

Tablo 4.21. Fen Bilgisi Öğretmenliği 1S12DANO Çoklu Doğrusal Regresyon Analizi

Değişkenler	B	Standart Hata	β	t	p
1.Dönem Gano	0.174	0.024	0.358	7.294	**0.000
2. Dönem Gano	0.227	0.026	0.443	8.822	**0.000

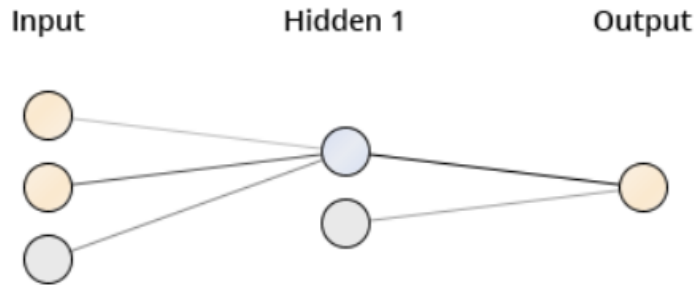
RMSE=0.190, AE=0.152, SE=0.036, $R^2=0.533$, MAPE(%)= 4.935, *p<0.05, **p<0.01

Performans Göstergeleri

RMSE (Root Mean Squared Error)	: Ortalama Hata Kareleri Toplamı Kökü
SE (Squared Error)	: Ortalama Hata Kareleri
R^2 (SC) Squared Correlation	: Determinasyon katsayısı
MAPE (Mean Absolute Percentage Error)	: Ortalama Mutlak Hata Yüzdesi

Fen Bilgisi Öğretmenliği için geliştirilen 1S12DANO çoklu regresyon analizi modelinde öğrencilerin mezuniyet notunun hesaplanmasında 1. dönem ağırlıklı not ortalamasının ve 2. dönem ağırlıklı not ortalamasının anlamlı bir katkısı olduğu görülmektedir. Geliştirilen model 2 döneme ait ağırlıklı not ortalamaları ile mezuniyet notundaki varyansın %53.3'ini açıklayabilmektedir ($R^2=0.533$). MAPE değerine bakıldığında ise modelin mezuniyet notlarını %95.065 (100-MAPE) doğrulukla kestirdiği söylenebilir.

Fen Bilgisi Öğretmenliği 1S12DANO İkinci model yapay sinir ağları kullanılarak geliştirilmiştir. Tasarlanan yapay sinir ağları modeli şekil 4.21'de gösterilmiştir.



Şekil 4.21. Fen Bilgisi öğretmenliği 1S12DANO Yapay Sinir Ağları Modeli

Şekil 4.21'de görüldüğü üzere Fen Bilgisi Öğretmenliği 1S12DANO yapay sinir ağları modeli 1. sınıf 1. ve 2. döneme ait ağırlıklı not ortalamaları ile 2 girişli (input), tek katman (Hidden 1) tek düğüm içeren ve mezuniyet notunu çıktı (output) olarak kullanan bir yapıda tasarlanmıştır. Yapay sinir ağı modelinde değişik katmanlar, düğüm sayıları ve parametreler test edilmiştir. Yapılan modellemeler sonucunda performans göstergeleri açısından en iyi parametreler, aktivasyon fonksiyonu: Sigmoid, öğrenme döngüsü: 2000, öğrenme oranı 0.01 ve moment 0.01 olarak belirlenmiştir. Tek katman ve tek düğümüne sahip modelin diğer modellere göre daha başarılı olduğu görülmüştür. Geliştirilen modele ilişkin performans göstergeleri: RMSE=0.187, AE=0.151, SE=0.035, $R^2=0.546$, MAPE (%)=4.902'dir. Geliştirilen model 1.

sınıf 1. ve 2. döneme ait ağırlıklı not ortalamaları ile mezuniyet notundaki varyansın %61'ini açıklayabilmektedir ($R^2=0.546$). MAPE değerine bakıldığında ise modelin mezuniyet notlarını %95.098 (100-MAPE) doğrulukla kestirdiği söylenebilir. Oluşturulan model için hesaplanan bias değerleri, ağırlık ve diğer parametrelerine ilişkin veri aşağıda sunulmuştur.

Katman 1 Düğüm 1 (Hidden 1 Node 1) Sigmoid

1: -0.935

2: -1.151

Bias: 1.366Çıktı (Output) Linear Regression

Node 1: -2.001

Threshold: 1.279

Eğitim Fakültesinde yer alan 7 bölüm için öğrencilerin ilk sınav puanlarını girdi olarak kullanarak çoklu regresyon analizi ve yapay sinir ağlarıyla her bölüm için iki 1SIDV Modeli geliştirilmiştir. Bu aşamada geliştirilen tüm modellere ilişkin veri Tablo 4.22'de sunulmuştur. 1SIDV Modellerine ilişkin karşılaştırmalı bazı bulgular şu şekilde sıralanabilir.

1. Çoklu doğrusal regresyon tekniği geliştirilen modeller içinde hata payı en düşük model Sosyal Bilgiler Öğretmenliği için geliştirilen modeldir (RMSE=0.188, $R^2=0.343$, MAPE=%4.769)
2. Çoklu doğrusal regresyon tekniği geliştirilen modeller içinde hata payı en yüksek model Matematik Öğretmenliği için geliştirilen modeldir (RMSE=0.281, $R^2=0.226$, MAPE=%7.225)
3. Yapay sinir ağları tekniği geliştirilen modeller içinde hata payı en düşük model Sosyal Bilgiler Öğretmenliği için geliştirilen modeldir (RMSE=0.185, $R^2=0.365$, MAPE=%4.673)
4. Yapay sinir ağları tekniği geliştirilen modeller içinde hata payı en yüksek model Matematik Öğretmenliği için geliştirilen modeldir (RMSE=0.275, $R^2=0.255$, MAPE=%7.037)
5. Aynı bölüm için yapay sinir ağları ile geliştirilen modellerin çoklu regresyon tekniği ile geliştirilen modellere göre hata oranları (RMSE, AE, SE, MAPE) daha düşük mezuniyet notundaki varyansı açıklama oranı (R^2) ise daha yüksektir.
6. Çoklu regresyon tekniği ile geliştirilen modellerde mezuniyet notunu kestirmek için en az sayıda dersin (3) ara sınav puanının kullanıldığı bölümler Matematik Öğretmenliği (toplam 6 ders), Okul Öncesi Öğretmenliği (toplam 7 ders) ve Sınıf Öğretmenliği (toplam 8 ders) bölümleridir.
7. Çoklu regresyon tekniği ile geliştirilen modellerde mezuniyet notunu kestirmek için en fazla sayıda dersin (7 ders) ara sınav puanının kullanıldığı bölümler Sosyal Bilgiler Öğretmenliği (toplam 9 ders), Türkçe Öğretmenliği (toplam 9 ders) bölümleridir.

8. Çoklu regresyon tekniđi ile geliřtirilen modellerde yapay sinir ađları tekniđiyle geliřtirilen modellere gre tahmini mezuniyet notları minimum deđeri ve ortalamaları gerek mezuniyet notlarınıninkine daha yakındır.
9. Yapay sinir ađları tekniđi ile geliřtirilen modellerde (Okul ncesi đretmenliđi dıřında) oklu regresyon teknikleriyle geliřtirilen modellere gre mezuniyet notları maksimum deđeri gerek mezuniyet notları maksimum deđerine daha yakındır.

Tablo 4.22. Eğitim Fakültesi Bölümleri IS1DV Modelleri

SN	Bölüm Adı	Mezun Sayısı	Veri Sayısı	*Ders Sayısı/ Modele Giren	Model Türü	IS1DV Modeli Performans Göstergeleri													
						Mez. Notu	Min	Model	Mez. Notu	Mez. Notu	Max	Model	Mez. Notu	Mez. Notu	Ort	Model	Mez. Notu	RMSE	AE
1	Sosyal Bilgiler Öğretmenliği	463	404	9/8	Regresyon			2.737			3.622			3.184	0.188	0.151	0.035	0.343	4.769
				9	YSA	2.580		3.880			3.185		3.181	0.185	0.148	0.034	0.365	4.673	
2	Türkçe Öğretmenliği	378	321	9/8	Regresyon			2.718			3.748			3.287	0.207	0.168	0.043	0.347	5.172
				9	YSA	2.600		3.880			3.291		3.282	0.201	0.164	0.041	0.387	5.040	
3	İngilizce Öğretmenliği	567	476	8/7	Regresyon			2.580			3.611			3.227	0.237	0.187	0.057	0.314	5.886
				8	YSA	2.520		3.890			3.228		3.233	0.229	0.183	0.053	0.359	5.772	
4	Matematik Öğretmenliği	322	259	6/5	Regresyon			2.605			3.533			3.123	0.281	0.222	0.079	0.226	7.225
				6	YSA	2.360		3.930			3.121		3.122	0.275	0.216	0.076	0.255	7.037	
5	Sınıf Öğretmenliği	696	578	7/6	Regresyon			2.698			3.529			3.176	0.247	0.198	0.061	0.268	6.379
				7	YSA	2.280		3.910			3.175		3.189	0.241	0.192	0.058	0.306	6.184	
6	Okul Öncesi Öğretmenliği	940	661	8/7	Regresyon			2.661			3.664			3.224	0.222	0.174	0.050	0.326	5.530
				8	YSA	2.440		3.920			3.223		3.226	0.220	0.171	0.049	0.334	5.430	
7	Fen Bilgisi Öğretmenliği	407	357	8/7	Regresyon			2.538			3.498			3.072	0.234	0.187	0.055	0.291	6.076
				8	YSA	2.460		3.980			3.072		3.073	0.231	0.186	0.054	0.296	6.046	

Eđitim Fakóltesinde yer alan 7 bólúm için öđrencilerin kaydoldukları derslerin dónem sonu not ortalamaları girdi olarak kullanarak çoklu regresyon analizi ve yapay sinir ađlarıyla her bólúm için iki 1S1D4N Modeli geliştirilmiştir. Bu aşamada geliştirilen tüm modellere ilişkin veri Tablo 4.23'te sunulmuştur.1S1D4N Modellerine ilişkin karşılaştırmalı bazı bulgular şu şekilde sıralanabilir.

1. Çoklu doğrusal regresyon tekniđi geliştirilen modeller içinde hata payı en düşük model Sosyal Bilgiler Öğretmenliđi için geliştirilen modeldir (RMSE=0.163, $R^2=0.517$, MAPE=%4.130)
2. Çoklu doğrusal regresyon tekniđi geliştirilen modeller içinde hata payı en yüksek model Matematik Öğretmenliđi için geliştirilen modeldir (RMSE=0.281, $R^2=0.226$, MAPE=%6.338)
3. Yapay sinir ađları tekniđi geliştirilen modeller içinde hata payı en düşük model Sosyal Bilgiler Öğretmenliđi için geliştirilen modeldir (RMSE=0.159, $R^2=0.541$, MAPE=%4.018)
4. Yapay sinir ađları tekniđi geliştirilen modeller içinde hata payı en yüksek model Matematik Öğretmenliđi için geliştirilen modeldir (RMSE=0.239, $R^2=0.422$, MAPE=%6.173)
5. Aynı bólúm için yapay sinir ađları ile geliştirilen modellerin çoklu regresyon tekniđi ile geliştirilen modellere göre hata oranları (RMSE, AE, SE, MAPE) daha düşük mezuniyet notundaki varyansı açıklama oranı (R^2) ise daha yüksektir.
6. Çoklu regresyon tekniđi ile geliştirilen modellerde mezuniyet notunu kestirmek için en az sayıda dersin (4) dónem sonu notunun kullanıldıđı bólúm ise Matematik Öğretmenliđidir (toplam 6 ders).
7. Çoklu regresyon tekniđi ile geliştirilen modellerde mezuniyet notunu kestirmek için en fazla sayıda dersin (9 ders) dónem sonu notunun kullanıldıđı bólümler Sosyal Bilgiler Öğretmenliđi (toplam 9 ders), Türkçe Öğretmenliđi (toplam 9 ders) bölümleridir.
8. Çoklu regresyon tekniđi ile geliştirilen modellerde (Türkçe Öğretmenliđi, İngilizce Öğretmenliđi hariç) yapay sinir ađları tekniđiyle geliştirilen modellere göre tahmini mezuniyet notları minimum deđer ve ortalamaları gerçek mezuniyet notlarınıninkine daha yakındır.
9. Yapay sinir ađları tekniđi ile geliştirilen modellerde çoklu regresyon teknikleriyle geliştirilen modellere göre mezuniyet notları maksimum deđer gerçek mezuniyet notları maksimum deđerine daha yakındır.

Tablo 4.23. Eğitim Fakültesi Bölümleri ISID4N Modelleri

SN	Bölüm Adı	Mezun Sayısı	Veri Sayısı	*Ders Sayısı/ Modele Giren	Model Türü	ISID4N Modeli Performans Göstergeleri										
						Mez. Notu Min	Model Mez. Notu Min	Mez. Notu Max	Model Mez. Notu Max	Mez. Notu Ort	Model Mez. Notu Ort	RMSE	AE	SE	R ²	MAPE (%)
1	Sosyal Bilgiler Öğretmenliği	463	463	9	Regresyon	2.580	2.602	3.880	3.617	3.190	3.189	0.163	0.131	0.027	0.517	4.130
				9	YSA		2.839		3.690		3.185	0.159	0.128	0.026	0.541	4.018
2	Türkçe Öğretmenliği	378	377	9	Regresyon	2.600	2.372	3.880	3.714	3.287	3.288	0.193	0.156	0.037	0.446	4.812
				9	YSA		2.786		3.795		3.287	0.189	0.152	0.036	0.466	4.700
3	İngilizce Öğretmenliği	567	567	8/7	Regresyon	2.520	1.988	3.890	3.647	3.222	3.222	0.216	0.171	0.047	0.440	5.388
				8	YSA		2.784		3.773		3.219	0.211	0.169	0.045	0.462	5.302
4	Matematik Öğretmenliği	322	322	6/5	Regresyon	2.360	2.601	3.930	3.587	3.136	3.136	0.245	0.197	0.060	0.386	6.338
				6	YSA		2.740		3.717		3.126	0.239	0.193	0.057	0.422	6.173
5	Sınıf Öğretmenliği	696	696	7/6	Regresyon	2.280	2.244	3.910	3.614	3.191	3.190	0.212	0.171	0.046	0.463	5.451
				7	YSA		2.818		3.656		3.194	0.207	0.167	0.043	0.486	5.325
6	Okul Öncesi Öğretmenliği	940	933	8	Regresyon	2.440	2.221	3.920	3.675	3.244	3.243	0.189	0.146	0.036	0.515	4.580
				8	YSA		2.804		3.708		3.251	0.182	0.143	0.033	0.547	4.509
7	Fen Bilgisi Öğretmenliği	407	406	8	Regresyon	2.460	2.421	3.980	3.540	3.072	3.072	0.205	0.165	0.042	0.447	5.401
				8	YSA		2.732		3.653		3.078	0.201	0.161	0.040	0.476	5.274

Eđitim Fakóltesinde yer alan 7 blm iin đrencilerin 1. ve 2. dnem ađırlıklı not ortalamalarının girdi olarak kullanarak oklu regresyon analizi ve yapay sinir ađlılarıyla her blm iin iki 1S12DANO Modeli geliřtirilmiřtir. Bu ařamada geliřtirilen tm modellere iliřkin veri Tablo 4.24'te sunulmuřtur. 1S12DANO Modellerine iliřkin karřılařtırmalı bazı bulgular řu řekilde sıralanabilir.

1. oklu dođrusal regresyon tekniđi geliřtirilen modeller iinde hata payı en dřk model Sosyal Bilgiler đretmenliđi iin geliřtirilen modeldir (RMSE=0.147, $R^2=0.581$, MAPE=%3.791)
2. oklu dođrusal regresyon tekniđi geliřtirilen modeller iinde hata payı en yksek model Matematik đretmenliđi iin geliřtirilen modeldir (RMSE=0.195, $R^2=0.637$, MAPE=%5.016)
3. Yapay sinir ađları tekniđi geliřtirilen modeller iinde hata payı en dřk model Sosyal Bilgiler đretmenliđi iin geliřtirilen modeldir (RMSE=0.145, $R^2=0.591$, MAPE=%3.700)
4. Yapay sinir ađları tekniđi geliřtirilen modeller iinde hata payı en yksek model Matematik đretmenliđi iin geliřtirilen modeldir (RMSE=0.187, $R^2=0.546$, MAPE=%4.902)
5. Aynı blm iin yapay sinir ađları ile geliřtirilen modellerin oklu regresyon tekniđi ile geliřtirilen modellere gre hata oranları (RMSE, AE, SE, MAPE) daha dřk mezuniyet notundaki varyansı aıklama oranı (R^2) ise daha yksektir.
6. oklu regresyon tekniđi ile geliřtirilen modellerde mezuniyet notunu kestirmek iin en 2 dnem sonu notunun istatistiksel aıdan anlamlı olduđu grlmektedir.
7. oklu regresyon tekniđi ile geliřtirilen modellerde (Sosyal Bilgiler đretmenliđi hari) mezuniyet notunu kestirmek iin 2. dnem ađırlıklı not ortalamasının 1. dnem ađırlıklı not ortalamasına gre regresyon formlndeki katsayısı daha byktr.
8. oklu regresyon tekniđi ile geliřtirilen modellerde yapay sinir ađları tekniđiyle geliřtirilen modellere gre tahmini mezuniyet notları minimum deđeri ve ortalamaları gerek mezuniyet notlarınıninkine daha yakındır.
9. Yapay sinir ađları tekniđi ile geliřtirilen modellerde oklu regresyon teknikleriyle geliřtirilen modellere gre mezuniyet notları maksimum deđeri gerek mezuniyet notları maksimum deđerine daha yakındır.

Tablo 4.24. Eğitim Fakültesi Bölümleri 1S12DANO Modelleri

SN	Bölüm Adı	Mezun Sayısı	Veri Sayısı	*Ders Sayısı/ Modele Giren	1S12DANO Modeli Performans Göstergeleri											
					Model Türü	Notu Mez. Min	Mez. Model Notu Min	Notu Mez. Max	Mez. Model Notu Max	Mez. Notu Ort	Mez. Model Notu Ort	RMSE	AE	SE	R ²	MAPE (%)
1	Sosyal Bilgiler Öğretmenliği	463	414		Regresyon	2.580	2.680	3.880	3.629	3.181	3.181	0.147	0.120	0.022	0.581	3.791
					YSA		2.883	3.673	3.183	0.145	0.117	0.021	0.591	3.700		
2	Türkçe Öğretmenliği	378	330		Regresyon	2.600	2.684	3.880	3.723	3.284	3.283	0.162	0.128	0.026	0.606	3.960
					YSA		2.883	3.877	3.279	0.156	0.121	0.025	0.634	3.774		
3	İngilizce Öğretmenliği	567	534		Regresyon	2.520	2.525	3.890	3.716	3.225	3.225	0.192	0.152	0.037	0.569	4.780
					YSA		2.715	3.783	3.228	0.189	0.150	0.036	0.582	4.711		
4	Matematik Öğretmenliği	322	260		Regresyon	2.360	2.358	3.930	3.638	3.128	3.127	0.195	0.155	0.038	0.637	5.016
					YSA		2.599	3.693	3.128	0.190	0.150	0.037	0.648	4.845		
5	Sınıf Öğretmenliği	696	619		Regresyon	2.460	2.335	3.910	3.710	3.178	3.178	0.171	0.134	0.029	0.641	4.287
					YSA		2.790	3.783	3.187	0.163	0.130	0.026	0.674	4.163		
6	Okul Öncesi Öğretmenliği	940	735		Regresyon	2.440	2.538	3.920	3.690	3.222	3.222	0.174	0.136	0.031	0.585	4.354
					YSA		2.805	3.705	3.212	0.169	0.134	0.029	0.610	4.250		
7	Fen Bilgisi Öğretmenliği	407	373		Regresyon	2.460	2.466	3.980	3.579	3.075	3.075	0.190	0.152	0.036	0.533	4.935
					YSA		2.728	3.712	3.08	0.187	0.151	0.035	0.546	4.902		

4.2. Araştırmanın İkinci Alt Problemi Olan Öğrencilerin 1. Sınıf 1. Dönem Notları Kullanılarak Başarısızlık Durumları Kestirilebilir mi? ye İlişkin Bulgular

Araştırmanın ikinci alt problemine ilişkin geliştirilen DANO2 Modelinde öğrencinin dönemlik ağırlıklı not ortalaması 2'nin altında olma durumu kestirilmeye çalışılmıştır. Eğitim Fakültesindeki her bölüm için lojistik regresyon ve karar ağaçları teknikleri kullanılarak toplam 14 alt model geliştirilmiştir. Bu bölümde öğrencilerin akademik başarısızlığa düşme durumunu önceden kestirebilecek bir uyarı modeli (DANO2) için değişik veri madenciliği tekniklerinden yararlanılmıştır. Geliştirilen modeller içinde lojistik regresyon ve karar ağaçlarının diğer modellere göre daha başarılı sınıflandırma yaptığı görülmüştür.

4.2.1. Sosyal Bilgiler Öğretmenliği İçin Geliştirilen Başarısızlık Erken Uyarı Modeli

Sosyal Bilgiler Öğretmenliği DANO2 Uyarı Modeli (Lojistik Regresyon)

Sosyal Bilgiler Öğretmenliği mezunlarının 1. sınıf 1. dönem sonu ders notları kullanarak dönemlik ağırlıklı not ortalaması en az 1 dönem 2'nin altına düşecek öğrencileri tespit etmek için geliştirilen lojistik regresyon modelinin sonuçları Tablo 4.25'te gösterilmiştir.

Tablo 4.25. *Sosyal Bilgiler Öğretmenliği DANO2 Lojistik Regresyon Sınıflandırma Sonuçları*

	Gerçekte başarılı olan	Gerçekte başarısız olan	Sınıflandırma hassasiyeti
Başarılı tahmin edilen	352	64	%84.62
Başarısız tahmin edilen	18	29	%61.70
Sınıf başarıları	%95.14	%31.18	

Modellerde kullanılmak üzere Okul Öncesi Öğretmenliğinden mezun 463 öğrencinin verisi bulunmaktadır. 463 öğrencinin 93'ünün en az bir dönem ağırlıklı not ortalaması 2'den (başarısız olarak etiketlenmiş) küçük olmuştur. 370 öğrencinin ise hiçbir dönem ağırlıklı not ortalaması 2'den küçük olmamıştır (başarılı olarak etiketlenmiştir). Tablo 4.25 incelendiğinde gerçekte başarılı olan 370 öğrencinin 352'sinin (doğru pozitif: %95.14) başarılı olarak tahmin edildiği görülmektedir. 18 öğrenci ise başarılı olmalarına rağmen başarısız olarak (yanlış pozitif) tahmin edilmiştir. Gerçekte başarısız olan 93 öğrencinin 29'unun başarısız olarak (doğru negatif: %31.18) 64'ünün başarılı (yanlış pozitif) olarak sınıflandırıldığı görülmektedir. Modelin toplam doğru sınıflandırma

oranının ise (doğru negatif + doğru pozitif) /öğrenci sayısından hesaplandığında %82.29 olduğu görülmektedir.

Sosyal Bilgiler Öğretmenliği DANO2 Uyarı Modeli (Karar Ağaçları)

Sosyal Bilgiler Öğretmenliği mezunlarının 1. sınıf 1. dönem sonu ders notları kullanarak dönemlik ağırlıklı not ortalaması en az 1 dönem 2'nin altına düşecek öğrencileri tespit etmek için geliştirilen karar ağaçları modelinin sonuçları Tablo 4.26'da gösterilmiştir.

Tablo 4.26. Sosyal Bilgiler Öğretmenliği DANO2 Modeli Karar Ağaçları Sınıflandırma Sonuçları

	Gerçekte başarılı olan	Gerçekte başarısız olan	Sınıflandırma hassasiyeti
Başarılı tahmin edilen	359	76	%82.53
Başarısız tahmin edilen	11	17	%60.71
Sınıf başarıları	%97.03	%18.28	

Karar ağaçları modelinin sınıflandırma başarısı Tablo 4.26'da gösterilmiştir. Gerçekte başarılı olan 370 öğrencinin 359'sinin (doğru pozitif: %97.03) başarılı olarak tahmin edildiği görülmektedir. 11 öğrenci ise başarılı olmalarına rağmen başarısız olarak (yanlış pozitif) tahmin edilmiştir. Gerçekte başarısız olan 93 öğrencinin 17'sinin başarısız olarak (doğru negatif: %18.28) 76'sının başarılı (yanlış pozitif) olarak sınıflandırıldığı görülmektedir. Modelin toplam doğru sınıflandırma oranının ise (doğru negatif + doğru pozitif) /öğrenci sayısından hesaplandığında %81.21 olduğu görülmektedir. Karar ağaçlarının yapısı aşağıdaki gibi oluşmuştur.

```
first(DonemSonuDortlukNot)_SOSYAL BİLGİLERİN TEMELLERİ > 0.125
| first(DonemSonuDortlukNot)_Sosyoloji > 0.750
| | first(DonemSonuDortlukNot)_Bilgisayar I > 0.250
| | | first(DonemSonuDortlukNot)_Eğitim Bilimine Giriş > 0.750: 0 {0=360, 1=66}
| | | first(DonemSonuDortlukNot)_Eğitim Bilimine Giriş ≤ 0.750: 1 {0=0, 1=2}
| | first(DonemSonuDortlukNot)_Bilgisayar I ≤ 0.250
| | | first(DonemSonuDortlukNot)_Eğitim Bilimine Giriş > 3.250: 0 {0=3, 1=1}
| | | first(DonemSonuDortlukNot)_Eğitim Bilimine Giriş ≤ 3.250: 1 {0=1, 1=6}
| first(DonemSonuDortlukNot)_Sosyoloji ≤ 0.750
| | first(DonemSonuDortlukNot)_Eğitim Bilimine Giriş > 2.250: 0 {0=4, 1=1}
| | first(DonemSonuDortlukNot)_Eğitim Bilimine Giriş ≤ 2.250: 1 {0=0, 1=7}
first(DonemSonuDortlukNot)_SOSYAL BİLGİLERİN TEMELLERİ ≤ 0.125: 1 {0=2, 1=10}
```

Sosyal Bilgiler Öğretmenliği DANO2 modellerinin sınıflandırma performanslarına bakıldığında lojistik regresyonun karar ağaçlarına göre daha iyi sınıflandırma yaptığı görülmektedir.

4.2.2. Türkçe Öğretmenliği İçin Geliştirilen Başarısızlık Erken Uyarı Modeli

Türkçe Öğretmenliği DANO2 Uyarı Modeli (Lojistik Regresyon)

Türkçe Öğretmenliği mezunlarının 1. sınıf 1. dönem sonu ders notları kullanarak dönemlik ağırlıklı not ortalaması en az 1 dönem 2'nin altına düşecek öğrencileri tespit etmek için geliştirilen lojistik regresyon modelinin sonuçları Tablo 4.27'de gösterilmiştir.

Tablo 4.27. Türkçe Öğretmenliği DANO2 Lojistik Regresyon Sınıflandırma Sonuçları

	Gerçekte başarılı olan	Gerçekte başarısız olan	Sınıflandırma hassasiyeti
Başarılı tahmin edilen	317	41	%88.55
Başarısız tahmin edilen	8	11	%57.89
Sınıf başarıları	%97.54	%21.15	

Modellerde kullanılmak üzere Türkçe Öğretmenliğinden mezun 377 öğrencinin verisi bulunmaktadır. 377 öğrencinin 41'inin en az bir dönem ağırlıklı not ortalaması 2'den (başarısız olarak etiketlenmiş) küçük olmuştur. 325 öğrencinin ise hiçbir dönem ağırlıklı not ortalaması 2'den küçük olmamıştır (başarılı olarak etiketlenmiştir). Tablo 4.27 incelendiğinde gerçekte başarılı olan 325 öğrencinin 317'sinin (doğru pozitif: %97.54) başarılı olarak tahmin edildiği görülmektedir. Başarılı olmalarına rağmen başarısız olarak (yanlış pozitif) tahmin edilen öğrenci sayısı 8'dir. Gerçekte başarısız olan 52 öğrencinin 11'inin başarısız olarak (doğru negatif: %31.18) 41'inin başarılı (yanlış pozitif) olarak sınıflandırıldığı görülmektedir. Modelin toplam doğru sınıflandırma oranının ise (doğru negatif + doğru pozitif) /öğrenci sayısından hesaplandığında %87.00 olduğu görülmektedir.

Türkçe Öğretmenliği DANO2 Uyarı Modeli (Karar Ağaçları)

Türkçe Öğretmenliği mezunlarının 1. sınıf 1. dönem sonu ders notları kullanarak dönemlik ağırlıklı not ortalaması en az 1 dönem 2'nin altına düşecek öğrencileri tespit etmek için geliştirilen karar ağaçları modelinin sonuçları Tablo 4.28'de gösterilmiştir.

Tablo 4.28. Türkçe Öğretmenliği DANO2 Modeli karar ağaçları sınıflandırma sonuçları

	Gerçekte başarılı olan	Gerçekte başarısız olan	Sınıflandırma hassasiyeti
Başarılı tahmin edilen	320	49	%86.72
Başarısız tahmin edilen	5	3	%37.50
Sınıf başarıları	%98.46	%5.77	

Karar ağaçları modelinin sınıflandırma başarısı Tablo 4.28'de gösterilmiştir. Gerçekte başarılı olan 325 öğrencinin 320'sinin (doğru pozitif: %98.46) başarılı olarak tahmin edildiği görülmektedir. Başarılı olmalarına rağmen başarısız olarak tahmin edilen (yanlış pozitif) öğrenci sayısı 5'tir.

Gerçekte başarısız olan 52 öğrencinin 3'ünün başarısız olarak (doğru negatif: %5.77) 49'unun başarılı (yanlış pozitif) olarak sınıflandırıldığı görülmektedir. Modelin toplam doğru sınıflandırma oranının ise “(doğru negatif + doğru pozitif) / öğrenci sayısından hesaplandığında %85.68” olduğu görülmektedir. Karar ağaçlarının yapısı aşağıdaki gibi oluşmuştur.

```

first(DonemSonuDortlukNot)_Türk Dilbilgisi I: Ses Bilgisi > 0.750: 0 {0=322, 1=45}
first(DonemSonuDortlukNot)_Türk Dilbilgisi I: Ses Bilgisi ≤ 0.750
| first(DonemSonuDortlukNot)_Osmanlı Türkçesi I > 0.125: 1 {0=1, 1=7}
| first(DonemSonuDortlukNot)_Osmanlı Türkçesi I ≤ 0.125: 0 {0=2, 1=0}

```

Türkçe Öğretmenliği DANO2 modellerinin sınıflandırma performanslarına bakıldığında lojistik regresyonun, karar ağaçlarına göre daha iyi sınıflandırma yaptığı görülmektedir.

4.2.3. İngilizce Öğretmenliği İçin Geliştirilen Başarısızlık Erken Uyarı Modeli

İngilizce Öğretmenliği DANO2 Uyarı Modeli (Lojistik Regresyon)

İngilizce Öğretmenliği mezunlarının 1. sınıf 1. dönem sonu ders notları kullanarak dönemlik ağırlıklı not ortalaması en az 1 dönem 2'nin altına düşecek öğrencileri tespit etmek için geliştirilen lojistik regresyon modelinin sonuçları Tablo 4.29'da gösterilmiştir.

Tablo 4.29. İngilizce Öğretmenliği DANO2 Lojistik Regresyon Sınıflandırma Sonuçları

	Gerçekte başarılı olan	Gerçekte başarısız olan	Sınıflandırma hassasiyeti
Başarılı tahmin edilen	408	93	%81.44
Başarısız tahmin edilen	26	40	%60.61
Sınıf başarıları	%94.01	%30.08	

Modellerde kullanılmak üzere İngilizce Öğretmenliğinden mezun 567 öğrenci verisi bulunmaktadır. 567 öğrencinin 143'ünün en az bir dönem ağırlıklı not ortalaması 2'den (başarısız olarak etiketlenmiş) küçük olmuştur. 434 öğrencinin ise hiçbir dönem ağırlıklı not ortalaması 2'den küçük olmamıştır (başarılı olarak etiketlenmiştir). Tablo 4.29 incelendiğinde gerçekte başarılı olan 434 öğrencinin 408'inin (doğru pozitif: %94.01) başarılı olarak tahmin edildiği görülmektedir. Başarılı olmalarına rağmen başarısız olarak (yanlış pozitif) tahmin edilen öğrenci sayısı 26'dır. Gerçekte başarısız olan 52 öğrencinin 11'inin başarısız olarak (doğru negatif: %31.18) 41'inin başarılı (yanlış pozitif) olarak sınıflandırıldığı görülmektedir. Modelin toplam doğru sınıflandırma oranının ise “(doğru negatif+ doğru pozitif) / öğrenci sayısından hesaplandığında” %87.00 olduğu görülmektedir.

İngilizce Öğretmenliği DANO2 Uyarı Modeli (Karar Ağaçları)

İngilizce Öğretmenliği mezunlarının 1. sınıf 1. dönem sonu ders notları kullanarak dönemlik ağırlıklı not ortalaması en az 1 dönem 2'nin altına düşecek öğrencileri tespit etmek için geliştirilen karar ağaçları modelinin sonuçları Tablo 4.30'da gösterilmiştir.

Tablo 4.30. İngilizce Öğretmenliği DANO2 Modeli Karar Ağaçları Sınıflandırma Sonuçları

	Gerçekte başarılı olan	Gerçekte başarısız olan	Sınıflandırma hassasiyeti
Başarılı tahmin edilen	429	107	%80,04
Başarısız tahmin edilen	5	26	%83,87
Sınıf başarıları	%98.85	%19.55	

Karar ağaçları modelinin sınıflandırma başarısı Tablo 4.30'da gösterilmiştir. Gerçekte başarılı olan 434 öğrencinin 429'unun (doğru pozitif: %98.85) başarılı olarak tahmin edildiği görülmektedir. Başarılı olmalarına rağmen başarısız olarak tahmin edilen (yanlış pozitif) öğrenci sayısı 5'tir. Gerçekte başarısız olan 133 öğrencinin 26'sının başarısız olarak (doğru negatif: %19.55) 107'sinin başarılı (yanlış pozitif) olarak sınıflandırıldığı görülmektedir. Modelin toplam doğru sınıflandırma oranının ise “(doğru negatif + doğru pozitif) / öğrenci sayısından hesaplandığında” %80.25 olduğu görülmektedir. Karar ağaçlarının yapısı aşağıdaki gibi oluşmuştur.

```
first(DonemSonuDortlukNot)_Bağlamsal Dilbilgisi I > 0.750
| first(DonemSonuDortlukNot)_İleri Okuma ve Yazma I > 0.750
| | first(DonemSonuDortlukNot)_Eğitim Bilimine Giriş > 0.375: 0 {0=431, 1=106}
| | first(DonemSonuDortlukNot)_Eğitim Bilimine Giriş ≤ 0.375: 1 {0=0, 1=5}
| first(DonemSonuDortlukNot)_İleri Okuma ve Yazma I ≤ 0.750: 1 {0=0, 1=7}
first(DonemSonuDortlukNot)_Bağlamsal Dilbilgisi I ≤ 0.750
| first(DonemSonuDortlukNot)_Dinleme ve Sesletim I > 2.750: 0 {0=3, 1=1}
| first(DonemSonuDortlukNot)_Dinleme ve Sesletim I ≤ 2.750: 1 {0=0, 1=14}
```

İngilizce Öğretmenliği DANO2 modellerinin sınıflandırma performanslarına bakıldığında karar ağaçlarının lojistik regresyona göre daha iyi sınıflandırma yaptığı görülmektedir. Ancak lojistik regresyonun başarısız öğrencileri doğru sınıflandırmada karar ağaçlarından daha iyi olduğu görülmektedir.

4.2.4. Matematik Öğretmenliği İçin Geliştirilen Başarısızlık Erken Uyarı Modeli

Matematik Öğretmenliği DANO2 Uyarı Modeli (Lojistik Regresyon)

Matematik Öğretmenliği mezunlarının 1. sınıf 1. dönem sonu ders notları kullanarak dönemlik ağırlıklı not ortalaması en az 1 dönem 2'nin altına düşecek öğrencileri tespit etmek için geliştirilen lojistik regresyon modelinin sonuçları Tablo 4.31'de gösterilmiştir.

Tablo 4.31. Matematik Öğretmenliği DANO2 Lojistik Regresyon Sınıflandırma Sonuçları

	Gerçekte başarılı olan	Gerçekte başarısız olan	Sınıflandırma hassasiyeti
Başarılı tahmin edilen	207	52	%79.92
Başarısız tahmin edilen	21	42	%66.67
Sınıf başarıları	%90.79	%44.68	

Modellerde kullanılmak üzere Matematik Öğretmenliğinden mezun 322 öğrencinin verisi bulunmaktadır. 322 öğrencinin 94'ünün en az bir dönem ağırlıklı not ortalaması 2'den (başarısız olarak etiketlenmiş) küçük olmuştur. 228 öğrencinin ise hiçbir dönem ağırlıklı not ortalaması 2'den küçük olmamıştır (başarılı olarak etiketlenmiştir). Tablo 4.31 incelendiğinde gerçekte başarılı olan 228 öğrencinin 207'sinin (doğru pozitif: %90.79) başarılı olarak tahmin edildiği görülmektedir. Başarılı olmalarına rağmen başarısız olarak (yanlış pozitif) tahmin edilen öğrenci sayısı 21'dir. Gerçekte başarısız olan 94 öğrencinin 42'sinin başarısız olarak (doğru negatif: %44.68) 52'inin başarılı (yanlış pozitif) olarak sınıflandırıldığı görülmektedir. Modelin toplam doğru sınıflandırma oranının ise “(doğru negatif + doğru pozitif) / öğrenci sayısından hesaplandığında” %77.33 olduğu görülmektedir.

Matematik Öğretmenliği DANO2 Uyarı Modeli (Karar Ağaçları)

Matematik Öğretmenliği mezunlarının 1. sınıf 1. dönem sonu ders notları kullanarak dönemlik ağırlıklı not ortalaması en az 1 dönem 2'nin altına düşecek öğrencileri tespit etmek için geliştirilen karar ağaçları modelinin sonuçları Tablo 4.32'de gösterilmiştir.

Tablo 4.32. Matematik Öğretmenliği DANO2 Modeli Karar Ağaçları Sınıflandırma Sonuçları

	Gerçekte başarılı olan	Gerçekte başarısız olan	Sınıflandırma hassasiyeti
Başarılı tahmin edilen	217	68	%76,14
Başarısız tahmin edilen	11	26	%70,27
Sınıf başarıları	%95.18	%27.66	

Karar ağaçları modelinin sınıflandırma başarıları Tablo 4.32'de gösterilmiştir. Gerçekte başarılı olan 228 öğrencinin 217'sinin (doğru pozitif: %95.18) başarılı olarak tahmin edildiği görülmektedir. Başarılı olmalarına rağmen başarısız olarak tahmin edilen (yanlış pozitif) öğrenci sayısı 11'dir. Gerçekte başarısız olan 94 öğrencinin 26'sının başarısız olarak (doğru negatif: %27.66) 68'inin başarılı (yanlış pozitif) olarak sınıflandırıldığı görülmektedir. Modelin toplam doğru sınıflandırma oranının ise “(doğru negatif + doğru pozitif) / öğrenci sayısından hesaplandığında” %75.47 olduğu görülmektedir. Karar ağaçlarının yapısı aşağıdaki gibi oluşmuştur.

first(DonemSonuDortlukNot)_Genel Matematik > 0.750
 | first(DonemSonuDortlukNot)_Eğitim Bilimine Giriş > 1.250: 0 {1=70, 0=224}
 | first(DonemSonuDortlukNot)_Eğitim Bilimine Giriş ≤ 1.250: 1 {1=7, 0=1}
 first(DonemSonuDortlukNot)_Genel Matematik ≤ 0.750
 | first(DonemSonuDortlukNot)_Eğitim Bilimine Giriş > 2.750: 0 {1=1, 0=3}
 | first(DonemSonuDortlukNot)_Eğitim Bilimine Giriş ≤ 2.750: 1 {1=16, 0=0}

Matematik Öğretmenliği DANO2 modellerinin sınıflandırma performanslarına bakıldığında karar ağaçlarının lojistik regresyona göre daha iyi sınıflandırma yaptığı görülmektedir. Ancak lojistik regresyonun başarısız öğrencileri doğru sınıflandırmada karar ağaçlarından daha iyi olduğu görülmektedir.

4.2.5. Sınıf Öğretmenliği İçin Geliştirilen Başarısızlık Erken Uyarı Modeli

Sınıf Öğretmenliği DANO2 Uyarı Modeli (Lojistik Regresyon)

Sınıf Öğretmenliği mezunlarının 1. sınıf 1. dönem sonu ders notları kullanarak dönemlik ağırlıklı not ortalaması en az 1 dönem 2'nin altına düşecek öğrencileri tespit etmek için geliştirilen lojistik regresyon modelinin sonuçları Tablo 4.33'te gösterilmiştir.

Tablo 4.33. Sınıf Öğretmenliği DANO2 Lojistik Regresyon Sınıflandırma Sonuçları

	Gerçekte başarılı olan	Gerçekte başarısız olan	Sınıflandırma hassasiyeti
Başarılı tahmin edilen	538	105	%83.67
Başarısız tahmin edilen	22	31	%58.49
Sınıf başarıları	%96.07	%22.79	

Modellerde kullanılmak üzere Sınıf Öğretmenliğinden mezun 322 öğrencinin verisi bulunmaktadır. 696 öğrencinin 136'sının en az bir dönem ağırlıklı not ortalaması 2'den (başarısız olarak etiketlenmiş) küçük olmuştur. 560 öğrencinin ise hiçbir dönem ağırlıklı not ortalaması 2'den küçük olmamıştır (başarılı olarak etiketlenmiştir). Tablo 4.33 incelendiğinde gerçekte başarılı olan 560 öğrencinin 538'inin (doğru pozitif: %96.07) başarılı olarak tahmin edildiği görülmektedir. Başarılı olmalarına rağmen başarısız olarak (yanlış pozitif) tahmin edilen öğrenci sayısı 22'dir. Gerçekte başarısız olan 136 öğrencinin 31'inin başarısız olarak (doğru negatif: %22.79) 105'inin başarılı (yanlış pozitif) olarak sınıflandırıldığı görülmektedir. Modelin toplam doğru sınıflandırma oranının ise “(doğru negatif + doğru pozitif) / öğrenci sayısından hesaplandığında” %81.75 olduğu görülmektedir.

Sınıf Öğretmenliği DANO2 Uyarı Modeli (Karar Ağaçları)

Sınıf Öğretmenliği mezunlarının 1. sınıf 1. dönem sonu ders notları kullanarak dönemlik ağırlıklı not ortalaması en az 1 dönem 2'nin altına düşecek öğrencileri tespit etmek için geliştirilen karar ağaçları modelinin sonuçları Tablo 4.34'te gösterilmiştir.

Tablo 4.34. Sınıf Öğretmenliği DANO2 Modeli Karar Ağaçları Sınıflandırma Sonuçları

	Gerçekte başarılı olan	Gerçekte başarısız olan	Sınıflandırma hassasiyeti
Başarılı tahmin edilen	548	116	%82.53
Başarısız tahmin edilen	12	20	%62.50
Sınıf başarıları	%97.86	%14.71	

Karar ağaçları modelinin sınıflandırma başarısı Tablo 4.34'te gösterilmiştir. Gerçekte başarılı olan 560 öğrencinin 548'sinin (doğru pozitif: %97.86) başarılı olarak tahmin edildiği görülmektedir. Başarılı olmalarına rağmen başarısız olarak tahmin edilen (yanlış pozitif) öğrenci sayısı 12'dir. Gerçekte başarısız olan 136 öğrencinin 20'sinin başarısız olarak (doğru negatif: %14.71) 116'sının başarılı (yanlış pozitif) olarak sınıflandırıldığı görülmektedir. Modelin toplam doğru sınıflandırma oranının ise “(doğru negatif + doğru pozitif) / öğrenci sayısından hesaplandığında” %81.60 olduğu görülmektedir. Karar ağaçlarının yapısı aşağıdaki gibi oluşmuştur.

```
first(DonemSonuBasariNotu)_UYGARLIK TARİHİ > 59.500
| first(DonemSonuBasariNotu)_Bilgisayar I > 49.500
| | first(DonemSonuBasariNotu)_Eğitim Bilimlerine Giriş > 17.500
| | | first(DonemSonuBasariNotu)_Genel Biyoloji > 23.500: 0 {0=549, 1=103}
| | | first(DonemSonuBasariNotu)_Genel Biyoloji ≤ 23.500: 1 {0=0, 1=2}
| | first(DonemSonuBasariNotu)_Eğitim Bilimlerine Giriş ≤ 17.500: 1 {0=0, 1=2}
| first(DonemSonuBasariNotu)_Bilgisayar I ≤ 49.500
| | first(DonemSonuBasariNotu)_Eğitim Bilimlerine Giriş > 84: 0 {0=5, 1=0}
| | first(DonemSonuBasariNotu)_Eğitim Bilimlerine Giriş ≤ 84: 1 {0=1, 1=10}
first(DonemSonuBasariNotu)_UYGARLIK TARİHİ ≤ 59.500
| first(DonemSonuBasariNotu)_Genel Biyoloji > 59: 0 {0=4, 1=1}
| first(DonemSonuBasariNotu)_Genel Biyoloji ≤ 59: 1 {0=1, 1=18}
```

Sınıf Öğretmenliği DANO2 modellerinin sınıflandırma performanslarına bakıldığında lojistik regresyonun karar ağaçlarına göre daha iyi sınıflandırma yaptığı görülmektedir.

4.2.6. Okul Öncesi Öğretmenliği İçin Geliştirilen Başarısızlık Erken Uyarı Modeli

Okul Öncesi Öğretmenliği DANO2 Uyarı Modeli (Lojistik Regresyon)

Okul Öncesi Öğretmenliği mezunlarının 1. sınıf 1. dönem sonu ders notları kullanarak dönemlik ağırlıklı not ortalaması en az 1 dönem 2'nin altına düşecek öğrencileri tespit etmek için geliştirilen lojistik regresyon modelinin sonuçları Tablo 4.35'te gösterilmiştir.

Tablo 4.35. Okul Öncesi Öğretmenliği DANO2 Lojistik Regresyon Sınıflandırma Sonuçları

	Gerçekte başarılı olan	Gerçekte başarısız olan	Sınıflandırma hassasiyeti
Başarılı tahmin edilen	752	94	%88.89
Başarısız tahmin edilen	29	58	%66.67
Sınıf başarıları	%96.29	%38.16	

Modellerde kullanılmak üzere Okul Öncesi Öğretmenliğinden mezun 933 öğrencinin verisi bulunmaktadır. 933 öğrencinin 152'si en az bir dönem ağırlıklı not ortalaması 2'den (başarısız olarak etiketlenmiş) küçük olmuştur. 781 öğrencinin ise hiçbir dönem ağırlıklı not ortalaması 2'den küçük olmamıştır (başarılı olarak etiketlenmiştir). Tablo 4.35 incelendiğinde gerçekte başarılı olan 781 öğrencinin 752'sinin (doğru pozitif: %96.29) başarılı olarak tahmin edildiği görülmektedir. Başarılı olmalarına rağmen başarısız olarak (yanlış pozitif) tahmin edilen öğrenci sayısı 29'dur. Gerçekte başarısız olan 152 öğrencinin 58'inin başarısız olarak (doğru negatif: %38.16) 94'ünün başarılı (yanlış pozitif) olarak sınıflandırıldığı görülmektedir. Modelin toplam doğru sınıflandırma oranının ise “(doğru negatif+ doğru pozitif) / öğrenci sayısından hesaplandığında” %86.82 olduğu görülmektedir.

Okul Öncesi Öğretmenliği DANO2 Uyarı Modeli (Karar Ağaçları)

Okul Öncesi Öğretmenliği mezunlarının 1. sınıf 1. dönem sonu ders notları kullanarak dönemlik ağırlıklı not ortalaması en az 1 dönem 2'nin altına düşecek öğrencileri tespit etmek için geliştirilen karar ağaçları modelinin sonuçları Tablo 4.36'da gösterilmiştir.

Tablo 4.36. Okul Öncesi Öğretmenliği DANO2 Modeli Karar Ağaçları Sınıflandırma Sonuçları

	Gerçekte başarılı olan	Gerçekte başarısız olan	Sınıflandırma hassasiyeti
Başarılı tahmin edilen	751	99	%88.35
Başarısız tahmin edilen	30	53	%63.86
Sınıf başarıları	%96.16	%34.87	

Karar ağaçları modelinin sınıflandırma başarıları Tablo 4.36'da gösterilmiştir. Gerçekte başarılı olan 781 öğrencinin 751'inin (doğru pozitif: %96.16) başarılı olarak tahmin edildiği görülmektedir. Başarılı olmalarına rağmen başarısız olarak tahmin edilen (yanlış pozitif) öğrenci sayısı 30'dur. Gerçekte başarısız olan 152 öğrencinin 99'unun başarısız olarak (doğru negatif: %34.87) 99'unun başarılı (yanlış pozitif) olarak sınıflandırıldığı görülmektedir. Modelin toplam doğru sınıflandırma oranının ise “(doğru negatif + doğru pozitif) / öğrenci sayısından hesaplandığında” %86.18 olduğu görülmektedir. Karar ağaçlarının yapısı aşağıdaki gibi oluşmuştur.

```

first(DonemSonuDortlukNot)_Eğitim Bilimine Giriş > 0.750
| first(DonemSonuDortlukNot)_PSİKOLOJİ > 0.750
| | first(DonemSonuDortlukNot)_İnsan Anatomisi ve Fizyolojisi > 0.750
| | | first(DonemSonuDortlukNot)_Okul Öncesi Eğitime Giriş > 0.750
| | | | first(DonemSonuDortlukNot)_Türkçe 1 : Yazılı Anlatım > 0.250: 0 {0=748, 1=89}
| | | | first(DonemSonuDortlukNot)_Türkçe 1 : Yazılı Anlatım ≤ 0.250: 1 {0=1, 1=2}
| | | first(DonemSonuDortlukNot)_Okul Öncesi Eğitime Giriş ≤ 0.750
| | | | first(DonemSonuDortlukNot)_İnsan Anatomisi ve Fizyolojisi > 1.750: 0 {0=3, 1=1}
| | | | first(DonemSonuDortlukNot)_İnsan Anatomisi ve Fizyolojisi ≤ 1.750: 1 {0=0, 1=4}
| | first(DonemSonuDortlukNot)_İnsan Anatomisi ve Fizyolojisi ≤ 0.750
| | | first(DonemSonuDortlukNot)_İngilizce I > 3.250: 0 {0=9, 1=1}
| | | first(DonemSonuDortlukNot)_İngilizce I ≤ 3.250: 1 {0=1, 1=14}
| first(DonemSonuDortlukNot)_PSİKOLOJİ ≤ 0.750
| | first(DonemSonuDortlukNot)_Türkçe 1 : Yazılı Anlatım > 2.750
| | | first(DonemSonuDortlukNot)_Okul Öncesi Eğitime Giriş > 0.750
| | | | first(DonemSonuDortlukNot)_İngilizce I > 2.250: 0 {0=9, 1=0}
| | | | first(DonemSonuDortlukNot)_İngilizce I ≤ 2.250: 1 {0=0, 1=2}
| | | first(DonemSonuDortlukNot)_Okul Öncesi Eğitime Giriş ≤ 0.750: 1 {0=0, 1=2}
| | first(DonemSonuDortlukNot)_Türkçe 1 : Yazılı Anlatım ≤ 2.750
| | | first(DonemSonuDortlukNot)_Türkçe 1 : Yazılı Anlatım > 1.250: 1 {0=3, 1=18}
| | | first(DonemSonuDortlukNot)_Türkçe 1 : Yazılı Anlatım ≤ 1.250: 0 {0=2, 1=1}
first(DonemSonuDortlukNot)_Eğitim Bilimine Giriş ≤ 0.750
| first(DonemSonuDortlukNot)_Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi I > 0.125
| | first(DonemSonuDortlukNot)_Bilgisayar I > 3.250: 0 {0=2, 1=1}
| | first(DonemSonuDortlukNot)_Bilgisayar I ≤ 3.250: 1 {0=1, 1=17}
| first(DonemSonuDortlukNot)_Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi I ≤ 0.125: 0 {0=2, 1=0}

```

Okul Öncesi Öğretmenliği DANO2 modellerinin sınıflandırma performanslarına bakıldığında lojistik regresyonun karar ağaçlarına göre daha iyi sınıflandırma yaptığı görülmektedir.

4.2.7. Fen Bilgisi Öğretmenliği DANO2 Uyarı Modeli (Lojistik Regresyon)

Fen Bilgisi Öğretmenliği mezunlarının 1. sınıf 1. dönem sonu ders notları kullanarak dönemlik ağırlıklı not ortalaması en az 1 dönem 2'nin altına düşecek öğrencileri tespit etmek için geliştirilen lojistik regresyon modelinin sonuçları Tablo 4.37'de gösterilmiştir.

Tablo 4.37. *Fen Bilgisi Öğretmenliği DANO2 Lojistik Regresyon Sınıflandırma Sonuçları*

	Gerçekte başarılı olan	Gerçekte başarısız olan	Sınıflandırma hassasiyeti
Başarılı tahmin edilen	225	71	%76.01
Başarısız tahmin edilen	27	42	%60.87
Sınıf başarıları	%89.29	%37.17	

Modellerde kullanılmak üzere Fen Bilgisi Öğretmenliğinden mezun 365 öğrencinin verisi bulunmaktadır. 365 öğrencinin 113'si en az bir dönem ağırlıklı not ortalaması 2'den (başarısız olarak etiketlenmiş) küçük olmuştur. 252 öğrencinin ise hiçbir dönem ağırlıklı not ortalaması 2'den küçük olmamıştır (başarılı olarak etiketlenmiştir). Tablo 4.37 incelendiğinde gerçekte başarılı olan 252 öğrencinin 225'sinin (doğru pozitif: %89.29) başarılı olarak tahmin edildiği görülmektedir.

Başarılı olmalarına rağmen başarısız olarak (yanlış pozitif) tahmin edilen öğrenci sayısı 27’dir. Gerçekte başarısız olan 113 öğrencinin 42’sinin başarısız olarak (doğru negatif: %37.17) 71’inin başarılı (yanlış pozitif) olarak sınıflandırıldığı görülmektedir. Modelin toplam doğru sınıflandırma oranının ise “(doğru negatif+ doğru pozitif) /öğrenci sayısından hesaplandığında” %73,15 olduğu görülmektedir.

Fen Bilgisi Öğretmenliği DANO2 Uyarı Modeli (Karar Ağaçları)

Fen Bilgisi Öğretmenliği mezunlarının 1. sınıf 1. dönem sonu ders notları kullanarak dönemlik ağırlıklı not ortalaması en az 1 dönem 2’nin altına düşecek öğrencileri tespit etmek için geliştirilen karar ağaçları modelinin sonuçları Tablo 4.38’de gösterilmiştir.

Tablo 4.38. Fen Bilgisi Öğretmenliği DANO2 Modeli Karar Ağaçları Sınıflandırma Sonuçları

	Gerçekte başarılı olan	Gerçekte başarısız olan	Sınıflandırma hassasiyeti
Başarılı tahmin edilen	229	77	%72.47
Başarısız tahmin edilen	23	36	%53.06
Sınıf başarıları	%90.87	%31.86	

Karar ağaçları modelinin sınıflandırma başarısı Tablo 4.38’de gösterilmiştir. Gerçekte başarılı olan 252 öğrencinin 229’unun (doğru pozitif: %90.87) başarılı olarak tahmin edildiği görülmektedir. Başarılı olmalarına rağmen başarısız olarak tahmin edilen (yanlış pozitif) öğrenci sayısı 23’tür. Gerçekte başarısız olan 152 öğrencinin 53’ünün başarısız olarak (doğru negatif: %23.01) 99’unun başarılı (yanlış pozitif) olarak sınıflandırıldığı görülmektedir. Modelin toplam doğru sınıflandırma oranının ise “(doğru negatif + doğru pozitif) /öğrenci sayısından hesaplandığında” %72.60 olduğu görülmektedir. Karar ağaçlarının yapısı aşağıdaki gibi oluşmuştur.

```

first(SinavNotu)_Genel Fizik Lab I > 68.500
| first(SinavNotu)_Genel Matematik I > 7.500
| | first(SinavNotu)_Genel Fizik I > 29
| | | first(SinavNotu)_Genel Kimya Laboratuvarı I > 19: 0 {0=225, 1=57}
| | | first(SinavNotu)_Genel Kimya Laboratuvarı I ≤ 19: 1 {0=2, 1=3}
| | first(SinavNotu)_Genel Fizik I ≤ 29
| | | first(SinavNotu)_Genel Kimya Laboratuvarı I > 60.500: 0 {0=6, 1=2}
| | | first(SinavNotu)_Genel Kimya Laboratuvarı I ≤ 60.500: 1 {0=1, 1=8}
| first(SinavNotu)_Genel Matematik I ≤ 7.500: 1 {0=2, 1=7}
first(SinavNotu)_Genel Fizik Lab I ≤ 68.500
| first(SinavNotu)_Genel Kimya Laboratuvarı I > 77.500
| | first(SinavNotu)_Genel Fizik I > 47.500: 0 {0=6, 1=0}
| | first(SinavNotu)_Genel Fizik I ≤ 47.500: 1 {0=1, 1=2}
| first(SinavNotu)_Genel Kimya Laboratuvarı I ≤ 77.500
| | first(SinavNotu)_Genel Fizik I > 65: 0 {0=3, 1=1}
| | first(SinavNotu)_Genel Fizik I ≤ 65
| | | first(SinavNotu)_Genel Kimya I > 21: 1 {0=4, 1=32}
| | | first(SinavNotu)_Genel Kimya I ≤ 21: 0 {0=2, 1=1}

```

Fen Bilgisi Öğretmenliği DANO2 modellerinin sınıflandırma performanslarına bakıldığında lojistik regresyonun karar ağaçlarına göre daha iyi sınıflandırma yaptığı görülmektedir.

Bu bölümde CRISP-DM iş döngüsü modelleme süreci sona ermiştir. Modelleme sürecinde araştırmanın amacı ve veri madenciliği hedefleri doğrultusunda modeller geliştirilmiştir. Sonuç, Tartışma ve Öneriler, bölümünde CRISP-DM iş döngüsüne uygun bir biçimde değerlendirme ve yayılım süreci ele alınacaktır.

BÖLÜM V

SONUÇ, TARTIŞMA ve ÖNERİLER

Bu bölüm CRISP-DM iş döngüsüne bağlı olarak değerlendirme ve yayılım süreci olarak ele alınmıştır. Bu bölümde araştırmadan ve geliştirilen modellerden elde edilen sonuçlara yer verilmiştir. Geliştirilen modeller değerlendirilerek bu modellere bağlı genel bir model önerisi getirmek amaçlanmıştır.

5.1. Sonuç ve Tartışma

Akdeniz Üniversitesi Eğitim Fakültesinden mezun öğrencilerin verisi kullanılarak iki ana model geliştirilmiştir: Mezuniyet notu kestirim modeli ve öğrenci akademik erken uyarı modeli. Mezuniyet notu kestirim modellerinin öğrencilerin 1. sınıf 1. dönem ara sınav puanları girdi olarak kullanıldığında bölümlere göre mezuniyet notunun %92-95 aralığında doğruluk oranıyla (1-MAPE) kestirebildiği görülmektedir. Mezuniyet notu kestirim modellerinin öğrencilerin 1. sınıf 1. dönem sonu notları girdi olarak kullanıldığında mezuniyet notunun %94-96 aralığında doğruluk oranıyla kestirebildiği görülmektedir. Mezuniyet notu kestirim modellerinin 1. sınıf 1. dönem ağırlıklı not ortalaması ve 1. Sınıf 2. dönem ağırlıklı not ortalaması girdi olarak kullanıldığında mezuniyet notunun %95-96 aralığında doğruluk oranıyla kestirebildiği görülmektedir. Mezuniyet notu kestirim modeline öğrencilerin dönem sonu, 1. sınıf sonu notları gibi ilerleyen dönemlerdeki notları girdi olarak aldığı anda modellerin hata oranlarının (R^2 , SE, RSME) düştüğü görülmektedir. Akademik takvim ilerledikçe en iyi modelin kestirim başarı oranı çok artmasa da de en kötü modelin kestirim başarı oranının arttığı görülmektedir. Kestirim modelleri akademik takvim ilerledikçe daha dar bir tahmin başarı aralığında görece daha az hata ile çalışmaktadır. Modeller geliştirilirken öğrenci verinin elde edileceği akademik takvim dikkate alınmıştır. Yarıyıl sonu sınavlarını olan öğrencilerin başarı puanlarının ve dolayısıyla dönem sonu dörtlük puanları da hesaplanacağından modelde dönem sonu notları kullanılmıştır. Modeller 1. sınıf 1. dönem ortası ara sınav puanları sisteme girildikten sonra ve dönem sonu sınav puanları sisteme girildikten sonra olmak üzere iki noktada alınmıştır. Ara sınav puanlarıyla öğrencinin mezuniyet notunu 1. sınıf 1. dönem ortasında kestirebilmek mümkün görülmektedir. Derslerin dönem sonu notları, 1. sınıf 1.

dönem ağırlıklı not ortalaması ve 1. sınıf 2. dönem ağırlıklı not ortalaması gibi değişkenlerin kullanıldığı modellerin daha başarılı olduğu görülmektedir.

Erken uyarı sistemi için geliştirilen DANO2 modellerinde öğrencilerin tamamını sınıflandırmada %72-87 doğruluk sağlayan modeller elde edilmiştir. Başarısız olacak öğrencilerin tahmininde ise doğru sınıflandırma oranı ise %44'e kadar ulaşan modeller elde edilmiştir. Öğrenci mezuniyet notu kestirimi için oluşturulan kestirim modellerinin başarısı değerlendirildiğinde genelde YSA modellerinin regresyon analizi modellerinden daha etkili olduğu görülmektedir.

Araştırmanın Birinci Alt Problemi Olan Öğrencilerin 1. Sınıf Akademik Notları Kullanılarak Mezuniyet Notu Kestirilebilir mi? ye İlişkin Sonuçlar

1S1DV (1. Sınıf 1. Dönem Vize) Modeline İlişkin sonuçlar

1. sınıf 1. dönem ara sınav puanlarıyla mezuniyet notu kestirim modelinde her bölüm için veri setinde çapraz doğrulama yöntemi ile öğrenme ve test işlemleri yapılmıştır. Yapay sinir ağları ve çoklu doğrusal regresyon analizi kullanılarak geliştirilen modellerde yapay sinir ağları modellerinin regresyon analizi modellerine göre daha başarılı olduğu görülmüştür. En iyi başarı elde edilen modeller ve diğer modellere ilişkin bulgular üzerinden aşağıdaki sonuçlara ulaşılmıştır.

Sosyal Bilgiler Öğretmenliği için geliştirilen modellerden yapay sinir ağları modeli öğrencilerin mezuniyet notlarını sadece 1. sınıf 1. dönem ara sınav puanlarını kullanarak %95.237 doğrulukla (1-MAPE) kestirebilmektedir. Gerçekte Sosyal Bilgiler Öğretmenliği mezunlarının mezuniyet notları ortalaması 3.185 iken modelin mezuniyet notu ortalaması 3.181 olmuştur. Sosyal Bilgiler Öğretmenliği için geliştirilen çoklu doğrusal regresyon modelinde “Türkçe I: Yazılı Anlatım” dersinin ve “Sosyal Psikoloji” dersinin mezuniyet notunu kestirimde en etkili iki ders olduğu görülmektedir. Modelde mezuniyet notu kestiriminde Bilgisayar I dersinin istatistiksel olarak anlamlı bir etkisi yoktur.

Türkçe Öğretmenliği için geliştirilen modellerden yapay sinir ağları modeli öğrencilerin mezuniyet notlarını sadece 1. sınıf 1. dönem ara sınav puanlarını kullanarak %94.960 doğrulukla (1-MAPE) kestirebilmektedir. Gerçekte Türkçe Öğretmenliği mezunlarının mezuniyet notları ortalaması 3.291 iken modelin mezuniyet notu ortalaması 3.282 olmuştur. Türkçe Öğretmenliği için geliştirilen çoklu doğrusal regresyon modelinde Türk Dilbilgisi I: Ses Bilgisi ve Edebiyat Bilgi ve Kuramları I derslerinin mezuniyet notu kestiriminde en etkili iki

ders olduğu görülmektedir. Modelde mezuniyet notu kestiriminde Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi dersinin istatistiksel olarak anlamlı bir etkisi yoktur.

İngilizce Öğretmenliği için geliştirilen modellerden yapay sinir ağları modeli öğrencilerin mezuniyet notlarını sadece 1. sınıf 1. dönem ara sınav puanlarını kullanarak %94.114 doğrulukla (1-MAPE) kestirebilmektedir. Gerçekte İngilizce Öğretmenliği mezunlarının mezuniyet notları ortalaması 3.228 iken modelin mezuniyet notu ortalaması 3.233 olmuştur. İngilizce Öğretmenliği için geliştirilen çoklu doğrusal regresyon modelinde Bağlamsal Dilbilgisi dersinin mezuniyet notu kestiriminde en etkili ders olduğu görülmektedir. Modelde mezuniyet notu kestiriminde Eğitim Bilimine Giriş dersinin istatistiksel olarak anlamlı bir etkisi yoktur.

Matematik Öğretmenliği için geliştirilen modellerden yapay sinir ağları modeli öğrencilerin mezuniyet notlarını sadece 1. sınıf 1. dönem ara sınav puanlarını kullanarak %92.963 doğrulukla (1-MAPE) kestirebilmektedir. Gerçekte Matematik Öğretmenliği mezunlarının mezuniyet notları ortalaması 3.121 iken modelin mezuniyet notu ortalaması 3.122 olmuştur. Matematik Öğretmenliği için geliştirilen çoklu doğrusal regresyon modelinde Genel Matematik I dersinin mezuniyet notu kestiriminde en etkili ders olduğu görülmektedir. Modelde mezuniyet notu kestiriminde Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi I ve Türkçe I: Yazılı Anlatım derslerinin anlamlı etkisi yoktur.

Sınıf Öğretmenliği için geliştirilen modellerden yapay sinir ağları modeli öğrencilerin mezuniyet notlarını sadece 1. sınıf 1. dönem ara sınav puanlarını kullanarak %93.816 doğrulukla (1-MAPE) kestirebilmektedir. Gerçekte Sınıf Öğretmenliği mezunlarının mezuniyet notları ortalaması 3.175 iken modelin mezuniyet notu ortalaması 3.189 olmuştur. Sınıf Öğretmenliği için geliştirilen çoklu doğrusal regresyon modelinde Genel Biyoloji ve Uygarlık Tarihi derslerinin mezuniyet notu kestiriminde en etkili dersler olduğu görülmektedir. Modelde mezuniyet notu kestiriminde Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi, Bilgisayar I ve Türkçe I Yazılı Anlatım dersinin istatistiksel olarak anlamlı bir etkisi yoktur.

Okul Öncesi Öğretmenliği için geliştirilen modellerden yapay sinir ağları modeli öğrencilerin mezuniyet notlarını sadece 1. sınıf 1. dönem ara sınav puanlarını kullanarak %94.570 doğrulukla (1-MAPE) kestirebilmektedir. Gerçekte Okul Öncesi Öğretmenliği mezunlarının mezuniyet notları ortalaması 3.223 iken modelin mezuniyet notu ortalaması 3.226 olmuştur. Okul Öncesi Öğretmenliği için geliştirilen çoklu doğrusal regresyon modelinde

Psikoloji ve İnsan Anatomisi ve Fizyolojisi derslerinin mezuniyet notu kestiriminde en etkili dersler olduğu görülmektedir. Modelde mezuniyet notu kestiriminde Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi I, Bilgisayar I, Eğitim Bilimine İngilizce 1 derslerinin istatistiksel olarak anlamlı bir etkisi yoktur.

Fen Bilgisi Öğretmenliği için geliştirilen modellerden yapay sinir ağları modeli öğrencilerin mezuniyet notlarını sadece 1. sınıf 1. dönem ara sınav puanlarını kullanarak %93.954 doğrulukla (1-MAPE) kestirebilmektedir. Gerçekte Fen Bilgisi Öğretmenliği mezunlarının mezuniyet notları ortalaması 3.072 iken modelin mezuniyet notu ortalaması 3,073 olmuştur. Fen Bilgisi Öğretmenliği için geliştirilen çoklu doğrusal regresyon modelinde Eğitim Bilimine Giriş ve Genel Matematik derslerinin mezuniyet notu kestiriminde en etkili dersler olduğu görülmektedir. Modelde mezuniyet notu kestiriminde Atatürk İlkeleri ve İnkılap Tarihi I, Genel Fizik I, derslerinin istatistiksel olarak anlamlı bir etkisi yoktur.

Bölümlerin mezuniyet notu ortalamalarına bakıldığında en düşük mezuniyet not ortalamasına sahip bölümün 3.072 ile Fen Bilgisi Öğretmenliği olduğu görülmektedir. En yüksek mezuniyet not ortalamasına sahip bölümün ise 3.288 ile Türkçe Öğretmenliği olduğu görülmektedir. Bölümler içinde başarı oranı en yüksek 1S1DV modeli Sosyal Bilimler Öğretmenliği için yapay sinir ağları ile geliştirilen model olmuştur (1-MAPE=%95.327). Bölümler içinde başarı oranı en düşük 1S1DV modeli Matematik Öğretmenliği için regresyon ile geliştirilen model olmuştur (1-MAPE=%92.775).

1S1D4N (1. Sınıf 1. Dönem Sonu Notu) Modeline İlişkin sonuçlar

1. sınıf 1. dönem sonu notlarıyla mezuniyet notu kestirim modelinde her bölüm için veri setinde çapraz doğrulama yöntemi ile öğrenme ve test işlemleri yapılmıştır. Yapay sinir ağları ve çoklu regresyon analizi kullanılarak geliştirilen 1S1D4N modellerin 1S1DV modellerine göre daha başarılı olduğu görülmüştür.

Sosyal Bilimler Öğretmenliği için geliştirilen yapay sinir ağları modeli ile öğrencilerin mezuniyet notlarını sadece 1. sınıf 1. dönem sonu notları kullanarak %95,982 doğrulukla (1-MAPE) kestirebilmektedir. Sosyal Bilimler Öğretmenliği için geliştirilen çoklu doğrusal regresyon modelinde İngilizce I, Türkçe I: Yazılı Anlatım, Sosyal Psikoloji ve Sosyoloji derslerinin mezuniyet notunu kestirimde en etkili dersler olduğu görülmektedir. Modelin mezuniyet notu kestiriminde Sosyal Bilimler Öğretmenliği 1. sınıf 1. dönem derslerinin dönem sonu notlarının hepsinin anlamlı etkisi olduğu görülmektedir.

Türkçe Öğretmenliği için geliştirilen yapay sinir ağı modeli ile öğrencilerin mezuniyet notlarının sadece 1. sınıf 1. dönem sonu notları kullanılarak %95.300 doğrulukla (1-MAPE) kestirilebilmektedir. Türkçe Öğretmenliği için geliştirilen çoklu doğrusal regresyon modelinde İngilizce I, Yazı Yazma Teknikleri ve Edebiyat Bilgi Kuramları I derslerinin mezuniyet notu kestiriminde en etkili dersler olduğu görülmektedir. Modelin mezuniyet notu kestiriminde Türkçe Öğretmenliği 1. sınıf 1. dönem derslerinin dönem sonu notlarının hepsinin anlamlı etkisi olduğu görülmektedir.

İngilizce Öğretmenliği için geliştirilen yapay sinir ağı modeli ile öğrencilerin mezuniyet notlarını sadece 1. sınıf 1. dönem sonu notları kullanarak %94.698 doğrulukla (1-MAPE) kestirebilmektedir. İngilizce Öğretmenliği için geliştirilen çoklu doğrusal regresyon modelinde İleri Okuma ve Yazma I, Eğitim Bilimine Giriş ve Bağlamsal Dilbilgisi I derslerinin mezuniyet notu kestiriminde en etkili dersler olduğu görülmektedir. Modelin mezuniyet notu kestiriminde İngilizce Öğretmenliği 1. sınıf 1. Dönem tüm derslerinin dönem sonu notlarının hepsinin anlamlı etkisi olduğu görülmektedir.

Matematik Öğretmenliği için geliştirilen regresyon modeli ile öğrencilerin mezuniyet notlarını sadece 1. sınıf 1. dönem sonu notları kullanarak %93.827 doğrulukla (1-MAPE) kestirebilmektedir. Matematik Öğretmenliği için geliştirilen çoklu doğrusal regresyon modelinde Genel Matematik I dersinin mezuniyet notu kestiriminde en etkili ders olduğu görülmektedir. Modelde mezuniyet notu kestiriminde Bilgisayar I dersinin istatistiksel olarak anlamlı bir etkisi yoktur.

Sınıf Öğretmenliği için geliştirilen regresyon modeli ile öğrencilerin mezuniyet notlarını sadece 1. sınıf 1. dönem sonu kullanarak %94.675 doğrulukla (1-MAPE) kestirebilmektedir. Sınıf Öğretmenliği için geliştirilen çoklu doğrusal regresyon modelinde Genel Biyoloji dersinin mezuniyet notu kestiriminde en etkili ders olduğu görülmektedir.

Okul Öncesi Öğretmenliği için geliştirilen regresyon modeli ile öğrencilerin mezuniyet notlarını sadece 1. sınıf 1. dönem sonu kullanarak %95,491 doğrulukla (1-MAPE) kestirebilmektedir. Okul Öncesi Öğretmenliği için geliştirilen çoklu doğrusal regresyon modelinde Psikoloji, İnsan Anatomisi ve Fizyolojisi derslerinin dersinin mezuniyet notu kestiriminde en etkili dersler olduğu görülmektedir. 1S1D4N modeli için tüm derslerin dönem sonu notunun etkisi olduğu görülmektedir.

Fen Bilgisi Öğretmenliği için geliştirilen regresyon modeli ile öğrencilerin mezuniyet notlarını sadece 1. sınıf 1. dönem sonu kullanarak %94,726 doğrulukla (1-MAPE) kestirebilmektedir. Fen Bilgisi Öğretmenliği için geliştirilen çoklu doğrusal regresyon modelinde Genel Matematik I ve Eğitim Bilimine Giriş derslerinin mezuniyet notu kestiriminde en etkili dersler olduğu görülmektedir. 1S1D4N modeli için tüm derslerin dönem sonu notunun etkisi olduğu görülmektedir.

1S1D4N modellerinin 1S1DV modellerinden daha başarılı tahminler yaptığı görülmektedir. Modellerde derslerin mezuniyet notuna etkisinin 1S1DV modellerinden farklılaştığı görülmektedir. Mezuniyet notu kestiriminde bir dersin ara sınav puanı 1S1DV modelinde anlamlı bir etkide bulunmazken ders sonu notu 1S1D4N modeli için etkisi anlamlı çıkmaktadır. Bölümler içinde başarı oranı en yüksek 1S1D4N modeli Sosyal Bilimler Öğretmenliği için geliştirilen model olmuştur (%95.982). Bölümler içinde başarı oranı en düşük 1S1D4N modeli Matematik Öğretmenliği için geliştirilen regresyon modeli olmuştur (%93,662).

1S12DANO Modeline İlişkin Sonuçlar

1. sınıf 1. dönem ağırlıklı not ortalaması ve 1. sınıf 2. Dönem ağırlıklı not ortalaması kullanılarak oluşturulan mezuniyet notu kestirim modelinde her bölüm için veri setinde çapraz doğrulama yöntemi ile öğrenme ve test işlemleri yapılmıştır. Yapay sinir ağları ve çoklu doğrusal regresyon analizi kullanılarak geliştirilen modellerin hem 1S1DV hem de 1S1D4N modellerine göre daha başarılı olduğu görülmüştür.

Sosyal Bilimler Öğretmenliği için geliştirilen yapay sinir ağları modeli ile öğrencilerin mezuniyet notları %96.300 doğrulukla (1-MAPE) kestirebilmektedir. Sosyal Bilimler Öğretmenliği için geliştirilen çoklu doğrusal regresyon modelinde mezuniyet notu kestiriminde 1. dönem ağırlıklı not ortalamasının 2. dönem ağırlıklı not ortalamasına göre daha etkili olduğu görülmektedir.

Türkçe Öğretmenliği için geliştirilen yapay sinir ağları modeli ile öğrencilerin mezuniyet notları %96.226 doğrulukla (1-MAPE) kestirebilmektedir. Türkçe Öğretmenliği için geliştirilen çoklu doğrusal regresyon modelinde mezuniyet notu kestiriminde 2. dönem ağırlıklı not ortalamasının 1. dönem ağırlıklı not ortalamasına göre daha etkili olduğu görülmektedir.

İngilizce Öğretmenliği için geliştirilen yapay sinir ağları modeli ile öğrencilerin mezuniyet notları %95.299 doğrulukla (1-MAPE) kestirebilmektedir. İngilizce Öğretmenliği için

geliştirilen çoklu doğrusal regresyon modelinde mezuniyet notu kestiriminde 2. dönem ağırlıklı not ortalamasının 1. dönem ağırlıklı not ortalamasına göre daha etkili olduğu görülmektedir.

Matematik Öğretmenliği için geliştirilen regresyon modeli ile öğrencilerin mezuniyet notları %95.155 doğrulukla (1-MAPE) kestirebilmektedir. Matematik Öğretmenliği için geliştirilen çoklu doğrusal regresyon modelinde mezuniyet notu kestiriminde 2. dönem ağırlıklı not ortalamasının 1. dönem ağırlıklı not ortalamasına göre daha etkili olduğu görülmektedir.

Sınıf Öğretmenliği için geliştirilen yapay sinir ağırları modeli ile öğrencilerin mezuniyet notları %95.837 doğrulukla (1-MAPE) kestirebilmektedir. Sınıf Öğretmenliği için geliştirilen çoklu doğrusal regresyon modelinde mezuniyet notu kestiriminde 2. dönem ağırlıklı not ortalamasının 1. dönem ağırlıklı not ortalamasına göre daha etkili olduğu görülmektedir.

Okul Öncesi Öğretmenliği için geliştirilen yapay sinir ağırları modeli ile öğrencilerin mezuniyet notları %95.750 doğrulukla (1-MAPE) kestirebilmektedir. Sınıf Öğretmenliği için geliştirilen çoklu doğrusal regresyon modelinde mezuniyet notu kestiriminde 2. dönem ağırlıklı not ortalamasının 1. dönem ağırlıklı not ortalamasına göre daha etkili olduğu görülmektedir.

Fen Bilgisi Öğretmenliği için geliştirilen yapay sinir ağırları modeli ile öğrencilerin mezuniyet notları %95.198 doğrulukla (1-MAPE) kestirebilmektedir. Fen Bilgisi Öğretmenliği için geliştirilen çoklu doğrusal regresyon modelinde mezuniyet notu kestiriminde 2. dönem ağırlıklı not ortalamasının 1. dönem ağırlıklı not ortalamasına göre daha etkili olduğu görülmektedir.

1S12DANO modellerinin tamamı incelendiğinde Sosyal Bilgiler Öğretmenliği dışında tüm bölümlerde mezuniyet notu kestirimi için 2. Dönem ağırlıklı not ortalamasının 1. Dönem ağırlıklı not ortalamasından daha etkili olduğu görülmektedir. 1S12DANO modelinin diğer modellere göre başarı oranı yükselirken bölümler arası kestirim başarı oranları farklarının da azaldığı görülmektedir. Öğrencilerin 1. sınıf sonu ağırlıklı not ortalamasına karşılık gelmesinden dolayı mezuniyet notu hakkında daha iyi bir gösterge olabileceği mantıklı gelmektedir.

Modellerin başarısını değerlendirirken alanyazında yapılan benzer araştırmalardan yararlanmak yararlı olacaktır. Alanyazında yapılan araştırmalarda bir not kestiriminden daha çok başarı durumu sınıflandırmaları ele alınmıştır. Bahadır (2013) tarafından 139 lisans öğrencisinin verisi ile yapılan çalışmada yapay sinir ağırları ve lojistik regresyon analizleri kullanılmış ve bu araştırmada olduğu gibi yapay sinir ağırları ile geliştirilen modellerin

öğrencilerin lisans üstü akademik başarılarını tahminde daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür. Şengür (2013) tarafından yapılan çalışmada 127 öğrencinin ilk 3. sınıf ders notları kullanılarak oluşturulan model 1. sınıf ve 2. sınıf ders notları kullanılarak oluşturulan modele göre daha başarılı sonuçlar vermiştir. Yapılan çalışmalarda sınıflandırma teknikleri veya farklı performans göstergeleri kullanıldığı için bu araştırma ile bire bir karşılaştırma olanağı bulunmamaktadır.

Araştırmanın İkinci Alt Problemi Olan Öğrencilerin 1. Sınıf 1. Dönem Notları Kullanılarak Başarısızlık Durumları Kestirilebilir mi? ye İlişkin Sonuçlar

1. sınıf 1. dönem sonu notlarıyla öğrencinin başarısızlığa düşme durumunu kestirmek için her bölüm için veri setinde çapraz doğrulama yöntemi ile öğrenme ve test işlemleri yapılmıştır. Lojistik regresyon analizi ve karar ağaçları kullanılarak geliştirilen modellerde öğrencinin eğitim süresince dönemlik ağırlıklı not ortalamasının en az bir kere 2'nin altına düşme durumunu kestirmek amaçlanmıştır.

Sosyal Bilgiler Öğretmenliği için lojistik regresyon kullanılarak geliştirilen DANO2 Uyarı modelinde gerçekte başarılı olan 370 öğrencinin 352'sinin (doğru pozitif: %95,14) başarılı olarak tahmin edildiği görülmektedir. 18 öğrenci ise başarılı olmalarına rağmen başarısız olarak (yanlış pozitif) tahmin edilmiştir. Gerçekte başarısız olan 93 öğrencinin 29'unun başarısız olarak (doğru negatif: %31,18) 64'ünün başarılı (yanlış pozitif) olarak sınıflandırıldığı görülmektedir. Modelin toplam doğru sınıflandırma oranının ise (doğru negatif + doğru pozitif) /öğrenci sayısından hesaplandığında %82,29 olduğu görülmektedir.

Türkçe Öğretmenliği için lojistik regresyon kullanılarak geliştirilen DANO2 Uyarı modelinde gerçekte başarılı olan 325 öğrencinin 317'sinin (doğru pozitif: %97,54) başarılı olarak tahmin edildiği görülmektedir. Başarılı olmalarına rağmen başarısız olarak (yanlış pozitif) tahmin edilen öğrenci sayısı 8'tir. Gerçekte başarısız olan 52 öğrencinin 11'inin başarısız olarak (doğru negatif: %31,18) 41'inin başarılı (yanlış pozitif) olarak sınıflandırıldığı görülmektedir. Modelin toplam doğru sınıflandırma oranının ise (doğru negatif + doğru pozitif) /öğrenci sayısından hesaplandığında %87,00 olduğu görülmektedir.

İngilizce Öğretmenliği için karar ağaçları modeli daha iyi sonuç vermiştir. DANO2 Uyarı modelinde gerçekte başarılı olan 434 öğrencinin 429'unun (doğru pozitif: %98,85) başarılı olarak tahmin edildiği görülmektedir. Başarılı olmalarına rağmen başarısız olarak tahmin edilen (yanlış pozitif) öğrenci sayısı 5'tir. Gerçekte başarısız olan 133 öğrencinin 26'sinin

başarısız olarak (doğru negatif: %19,55) 107'sinin başarılı (yanlış pozitif) olarak sınıflandırıldığı görülmektedir. Modelin toplam doğru sınıflandırma oranının ise “(doğru negatif + doğru pozitif) / öğrenci sayısından hesaplandığında” %80,25 olduğu görülmektedir.

Matematik Öğretmenliği için lojistik regresyon kullanılarak geliştirilen DANO2 Uyarı modelinde gerçekte başarılı olan 228 öğrencinin 207'sinin (doğru pozitif: %90,79) başarılı olarak tahmin edildiği görülmektedir. Başarılı olmalarına rağmen başarısız olarak (yanlış pozitif) tahmin edilen öğrenci sayısı 21'dir. Gerçekte başarısız olan 94 öğrencinin 42'sinin başarısız olarak (doğru negatif: %44,68) 52'inin başarılı (yanlış pozitif) olarak sınıflandırıldığı görülmektedir. Modelin toplam doğru sınıflandırma oranının ise “(doğru negatif + doğru pozitif) / öğrenci sayısından hesaplandığında” %77,33 olduğu görülmektedir.

Sınıf Öğretmenliği için lojistik regresyon kullanılarak geliştirilen DANO2 Uyarı modelinde gerçekte başarılı olan 560 öğrencinin 538'inin (doğru pozitif: %96,07) başarılı olarak tahmin edildiği görülmektedir. Başarılı olmalarına rağmen başarısız olarak (yanlış pozitif) tahmin edilen öğrenci sayısı 22'dir. Gerçekte başarısız olan 136 öğrencinin 31'inin başarısız olarak (doğru negatif: %22,79) 105'inin başarılı (yanlış pozitif) olarak sınıflandırıldığı görülmektedir. Modelin toplam doğru sınıflandırma oranının ise “(doğru negatif + doğru pozitif) / öğrenci sayısından hesaplandığında” %81,75 olduğu görülmektedir.

Okul Öncesi Öğretmenliği için lojistik regresyon kullanılarak geliştirilen DANO2 Uyarı modelinde gerçekte başarılı olan 781 öğrencinin 752'sinin (doğru pozitif: %96,29) başarılı olarak tahmin edildiği görülmektedir. Başarılı olmalarına rağmen başarısız olarak (yanlış pozitif) tahmin edilen öğrenci sayısı 29'dur. Gerçekte başarısız olan 152 öğrencinin 58'inin başarısız olarak (doğru negatif: %38,16) 94'ünün başarılı (yanlış pozitif) olarak sınıflandırıldığı görülmektedir. Modelin toplam doğru sınıflandırma oranının ise “(doğru negatif+ doğru pozitif) / öğrenci sayısından hesaplandığında” %86,82 olduğu görülmektedir.

Fen Bilgisi Öğretmenliği için lojistik regresyon kullanılarak geliştirilen DANO2 Uyarı modelinde gerçekte başarılı gerçekte başarılı olan 252 öğrencinin 225'sinin (doğru pozitif: %89,29) başarılı olarak tahmin edildiği görülmektedir. Başarılı olmalarına rağmen başarısız olarak (yanlış pozitif) tahmin edilen öğrenci sayısı 27'dir. Gerçekte başarısız olan 113 öğrencinin 42'sinin başarısız olarak (doğru negatif: %37,17) 71'inin başarılı (yanlış pozitif) olarak sınıflandırıldığı görülmektedir. Modelin toplam doğru sınıflandırma oranının ise

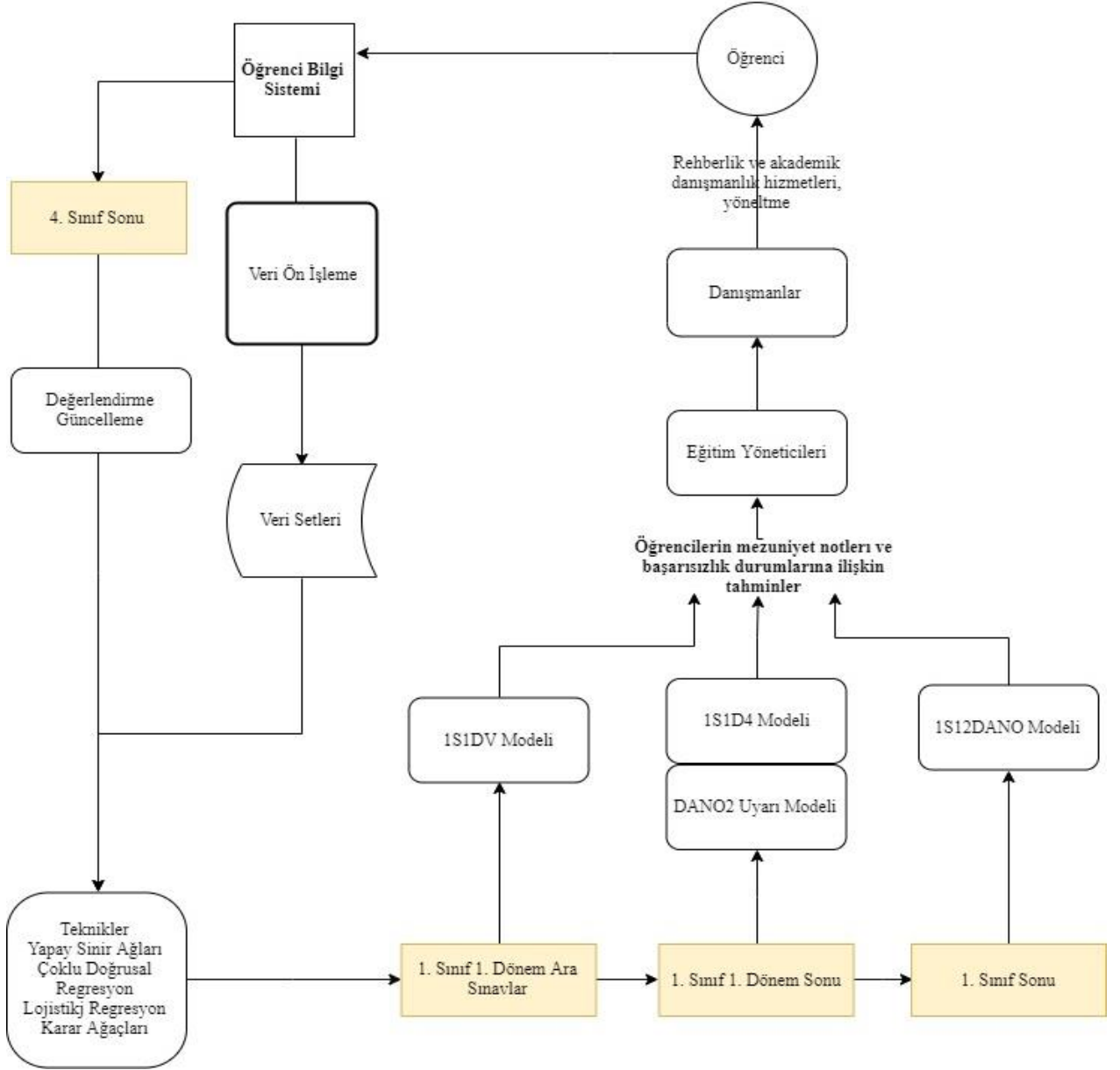
“(dođru negatif+ dođru pozitif) /öđrenci sayısından hesaplandıđında” %73,15 olduđu görölmektedir.

Bölümler bazında modeller incelendiđinde en iyi sınıflandırmayı toplamda %87 dođru sınıflandırma oranıyla Türkçe Öđretmenliđi için lojistik regresyon ile geliřtirilen modelin yaptıđı görölmektedir. Lojistik regresyonla geliřtirilen modeller arasında %73.15 dođru sınıflandırma oranıyla Fen Bilgisi öđretmenliđi için geliřtirilen model gelmektedir.

Arařtırma kapsamında üretilen modellerin performansı alanyazında yapılan diđer çalıřmalarla karřılařtırılarak deđerlendirilmiřtir. Aydın (2007) tarafından yapılan çalıřmada oluřturulan modeller öđrencilerin bařarı durumunu tahminde erken dönemde %74 bařarı ile tahmin edilmiřtir. Karar ađaçları lojistik regresyona göre daha bařarılı sonuç vermiřtir. Oluřturulan geç dönem modellerden karar ađaçları %82.10 bařarılı olurken lojistik regresyon ile oluřturulan model %78.53 bařarı elde edilmiřtir. Akçapınar (2014) tarafından 76 öđrencinin çevrim içi verileri kullanılarak yapılan çalıřmada öđrencilerin dersten geçme durumları %86 bařarı ile tahmin edilmiřtir. Bahadır (2013) 139 öđrencinin lisans notları kullanılarak yapılan çalıřmada lisansüstü bařarı durumları %92 bařarı ile dođru olarak sınıflandırılmıřtır. Aynı çalıřmada öđrencilerin lisans derslerine iliřkin notları kullanılarak oluřturulan yapay sinir ađları modelinde akademik lisans üstü eđitim sınavı puanları %78.78 dođrulukla tahmin edilmiřtir. Aksoy (2014) tarafından 113 öđrencinin verisi kullanılarak yapılan çalıřmada oluřturulan modeller üstün yetenekli çocukları %71 dođrulukla belirleyebilmiřtir.

Bu arařtırmada öđrenci verisi öđrenci bilgi sistemi üzerinden anonimleřtirilerek alınmıřtır. Verinin elde edilmesinden modelleme için uygun hale getirilmesine kadar olan çalıřma arařtırma sürecinin yaklařık olarak yarısını oluřturmaktadır. Öđrenci bilgi sisteminde yer alan öđrenci verisi incelendiđinde veri tabanına sonradan eklenen özellikler olduđu ve bu alanlarda kayıp veri olduđu görölmüřtür. Kayıp verinin fazla olduđu alanlar modellemeler için oluřturulan veri setine dahil edilmemiřtir. Öđrenci bilgi sisteminde yer alan verinin seçilmesi, verinin temizlenmesi, verinin yapılandırılması ve bütünleřtirilmesi süreçlerinin bu kadar uzun sürmesi kurumlarda veri madenciliđi çalıřmalarına olanak verecek bir veri tabanı alt yapısının olmadıđını göstermektedir. Arařtırmada sonuçları deđerlendirildiđinde arařtırmada geliřtirilen modellerin Akdeniz Üniversitesi Eđitim Fakültesinde öđrencilere yönelik bir akademik performans izleme sistemi geliřtirmek için kullanılabilir. Gerçek veri üzerinde bir eđitsel veri

madenciliği uygulaması olan bu çalışmada veri hazırlama süreçlerini de içeren CRISP-DM iş döngüsü yaklaşımıyla uçtan uca bir çalışma yapılmıştır. İş süreçlerini anlama, veriyi anlama, veri hazırlama, modelleme ve değerlendirme süreçleri adım adım izlenmiştir. Yayılım sürecinde yapılan bu araştırmanın, geliştirilen modellerin uygulanması diğer bölümlere entegre edilmesi sürecidir. Bunun için önerilen öğrenci akademik performans kestirim modeli Şekil 5.1’de sunulmuştur.



Şekil 5.1. Veri Madenciliğine Dayalı Öğrenci Akademik Performans Kestirim Modeli Önerisi

CRISP-DM iş döngüsü göz önünde bulundurularak hazırlanan Öğrenci Akademik Performans İzleme Sisteminde öğrenci verisi öğrenci bilgi sisteminde tutulmaktadır (Şekil 5.1). Öğrenci bilgi sisteminde tutulan tüm veri analiz için uygun olmadığından bu veri üzerinde araştırmanın veri hazırlığı sürecinde yapılmış olan çalışmaların yapılması gerekmektedir. Veri hazırlığı sürecinden geçen veri veri ambarlarında tutulur. Öğrenci bilgi sisteminde mezun öğrenci verisi veri madenciliği teknikleri kullanılarak bu araştırma kapsamında oluşturulan modeller akademik takvim ilerledikçe çalışmaya başlayacaktır. Öğrencilerin 1. sınıf 1. dönem ara sınav puanları öğrenci bilgi sistemine girildikten sonra 1S1DV modeli çalışmaya başlayacaktır. Öğrencilerin ara sınav puanlarını ilgili bölümün 1S1DV modelinde test edilerek öğrencinin 4. sınıfta mezun olacağı ağırlıklı not ortalamasını hesaplayacaktır. 1.sınıf 1. dönemin sonuna gelindiğinde öğrenci dönem sonu sınavlara girmiş olduğundan dönemlik ders notları hesaplanmış olacaktır. Bu bilgiler eğitim yöneticileri tarafından öğrenciye rehberlik ve akademik danışmanlık hizmetleri sunulması açısından ilgili danışmana sistem üzerinden yöneltilecektir. Öğrenci bilgi sistemi üzerinden dönem sonu ders notları girildiğinde 1S1D4N modeli çalışmaya başlayacaktır. Öğrencilerin akademik başarısızlık durumunu kestirerek uyarı sistemi görevi gören DANO2 Uyarı Modeli' de bu zaman diliminde aktif olacaktır. DANO2 Uyarı Modeli dönemlik ağırlıklı not ortalamaları gelecek dönemlerde 2'nin altına düşme durumunda olan öğrencileri belirleyecektir. Elde edilen bilgiler başarısızlığa uğrama ihtimali olan öğrencilere yönelik rehberlik ve akademik danışmanlık çalışmaları yapılması için eğitim yöneticileri tarafından ilgili akademik danışmanların kullanımına sunulacaktır. Öğrenciler 1. sınıf bitirdiklerinde ise 1S12DANO modeli çalışmaya başlayacaktır. Öğrenci bilgi sisteminde 1. sınıf sonunda derslere ait tüm puanlar girildiğinde öğrencinin hem 1. dönem hem de 2. dönem ağırlıklı not ortalamaları belli olduğundan 1S12DANO modeli öğrencinin tahmini mezuniyet notunu hesaplayacaktır. Elde edilen bilgiler eğitim yöneticileri aracılığıyla öğrenciye rehberlik ve akademik danışmanlık faaliyetlerinde bulunması amacıyla ilgili akademik danışmanlara iletilecektir. Bu sayede başarısızlığa uğrama ihtimali olan öğrenciler belirlenebilecek bunlar için gerekli çalışmalar yapılabilecektir. Mezuniyet notunun kestirilmesi ile lisansüstü eğitim almak isteyen, burs alan, burs almak isteyen, başarı puanına bağlı olarak bursu kaybetme riski olan öğrencilere yönelik yararlı bir bilgi sunma olanağı elde edilebilir. Öğrencinin mezuniyet notuna yönelik erken bir öngörü ve bu mezuniyet notuna ilişkin fırsat ve riskleri bilmesi akademik açıdan onu olumlu etkileyebilir. Şekil 5.1'de gösterilen sistemde kullanılan veri eski mezunlara yönelik olduğu için modellerin güncellenmesine (yeniden

eđitilmesine) ihtiya duyulabilir. Bunun iin ğrencinin 4. sınıfta gerek mezuniyet notları ve dnemlik ađırlıklı not ortalamaları modellerin bařarisını deđerlendirmeye yarayacaktır. Zamanla deđeršen veri yznden (yeni eklenen dersler, yksekđretim politikalarındaki deđerşiklikler) modellerin tekrar oluřturulmasını ve gncellenmesini gerektirebilir. Akademik performans izleme sistemindeki 4. Sınıf sonundaki beslemeler bu sorunu halledecektir.

Bu arařtırma kapsamında CRISP-DM iř dngs sreleri izlenerek Akdeniz niversitesi Eđitim Fakltesinde yer alan 7 blm iin bir đrenci akademik performans izleme sistemi geliřtirilmeye alıřılmıř bu kapsamda gerek veri zerinde veri madenciliđi teknikleri kullanılarak bir uygulama yapılmıřtır. Ortaya ıkan sonular đrenci akademik performansını izleme ve ngrme aısından umut verici olmakla birlikte bu konuda daha ok alıřma ve uygulama yapılması gerektiđi aıktır.

5.2. neriler

Arařtırma sonucunda nerilen model Akdeniz niversitesi tarafından đrenci akademik performansını kestirmede, bařarisızlıđa dřecek đrencileri belirlemede kullanılabilir. nerilen model erevesinde đrenci bilgi sistemi zerine btnleřmiř evrimii alıřan ve sonuları ilgili birimlere raporlayan bir yazılım kullanılarak đrenci akademik performansının artırılmasına ynelik idari ve akademik alıřmalar yapılabilir.

đrenci bařarı kestirim modelleri sonularına gre faklte ynetimleri, niversite rehberlik servisleri mediko sosyal birimleri arasında iř birliđi sađlanarak đrencilerin bařarılarının artırılması sađlanabilir.

Yapılan alıřmada đrenciye iliřkin kayıtların tutulduđu tablolarda eksik veri olduđu ve farklı veri trlerinin (ktphane kullanım verisi, sađlık hizmetleri, sosyal hizmetler, sosyo-ekonomik gibi) entegrasyonun sađlanamadıđı grlmřtr. Bu durum bu faktrlerin đrenci bařarisını etkilemedeki rolnn belirlenmesini engellemektedir. Kurumlar veri btnlđ ve entegrasyonunu sađlayarak veri analizine dayalı alıřmaların daha verimli olmasını sađlayabilir.

Arařtırma sonuları zellikle, oklu dođrusal regresyon analizi, Eđitim Fakltesindeki derslerin đrencilerin mezuniyet notuna etkisine dair bazı bilgiler sađlamıřtır. Bu konuda ayrıntılı alıřmalar yapılarak blmler bazında derslerin, sınıf dzeylerinin gzden geirilerek gerekirse ders kataloglarının gncellenmesi sađlanabilir.

Arařtırmacılar eđitim kurumlarında đrencilerin akademik veri setlerinin yanına sosyo-ekonomik ve demografik veri setlerini de ekleyerek bu faktrlerin đrenci başarısının kestirimindeki etkisi zerinde alıřabilir.

Benzer bir alıřma Milli eđitim Bakanlıđı'nda yer alan okullarda yapılarak olası akademik başarısızlık durumlarının kestirilmesi ve nne geilmesi iin kullanılabilir.

KAYNAKÇA

- Ackoff, R. L. (1989). From data to wisdom. *Journal of applied system analysis* , 16, 3-9.
- Akça, F. (2014). Veri madenciliği ile fen fakülteleri öğrenci profillerinin incelenmesi: Gazi Üniversitesi örneği (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi Tez No. 372909). Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara. YÖK Başkanlığı Tez Merkezi <https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi/TezGoster?key=48XPj7KKQhKUgntkUiKO3JOdN9VkKbVjq8afqoXcl2IaDvYRB7yOHxqwYsZxUw5p> adresinden alınmıştır.
- Akçapınar, G. (2014). *Çevrimiçi öğrenme ortamındaki eğitim verinine göre öğrenenlerin akademik performanslarını veri madenciliği yaklaşımı ile modellenmesi* (Yayımlanmamış doktora tezi). Hacettepe Üniversitesi Eğitim Bilimleri Enstitüsü, Ankara. YÖK Başkanlığı Tez Merkezi <https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi/TezGoster?key=CwVIqqBuz1VkysVpueogASp02VXm10JbNpABPw6T79VxuAwtThPlofETv7T4quMr> adresinden alınmıştır.
- Akdeniz Üniversitesi, (2019). Akdeniz Üniversitesi misyon ve vizyon. 11 20, 2019 tarihinde <http://www.akdeniz.edu.tr/page/misyon-vizyon.php> adresinden alındı.
- Akgöbek, Ö. ve Çakır, F. (2009). Veri madenciliğinde uzman bir sistem tasarımı. *Akademik bilişim konferansları*. Şanlıurfa: İnternet Teknolojileri Derneği.
- Akgöbek, Ö. ve Kaya, S. (2011). Veri madenciliği teknikleri ile veri kümelerinden bilgi keşfi:medikal veri madenciliği uygulaması. *e-Journal of New World Sciences Academy* , 6 (1), 237-245.
- Akküçük, U. (2011). *Veri madenciliği kümeleme ve sınıflama algoritmaları*. İstanbul: Yalın
- Aksoy, E. (2014) *Matematik alanında üstün yetenekli ve zekalı öğrencilerin bazı değişkenler açısından veri madenciliği ile belirlenmesi* (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi Tez No. 368273). Dokuz Eylül Üniversitesi Eğitim Bilimleri Enstitüsü, İzmir. YÖK Başkanlığı Tez Merkezi <https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi/TezGoster?key=gyLHMouPes-CvnhRcjQsKTy8nL6mSNtwsXf5MZA6M8LueCZzWsverimadenciliği4xNxTCDF7GS0> adresinden alınmıştır.
- Aksu, G. ve Güzeller, C. O. (2016). PISA 2012 matematik okuryazarlığı puanlarının karar ağacı yöntemiyle sınıflandırılması: Türkiye örnekleme. *Eğitim ve bilim* (185), 101-122.

- Aksu, G. (2018). Pısa başarısını tahmin etmede kullanılan veri madenciliği yöntemlerinin incelenmesi. (Yayımlanmamış doktora tezi Tez No. 515513). Hacettepe Üniversitesi Eğitim Bilimleri Enstitüsü, Ankara. YÖK Başkanlığı Tez Merkezi https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi/TezGoster?key=hcgrYffRbz0Z44UJEuLtwSeZcgAXG3CsBhRqUyuIHiwZNqzXn4h6eLTo-8ASjS_n adresinden alınmıştır.
- Aktan, C. C., & Vural, İ. Y. (2005). *Bilgi çağı, bilgi yönetimi ve bilgi sistemleri*. Konya: Çizgi
- Alakoç Burma, Z. (2009). *Veri tabanı yönetim sistemleri ve sql/pl-sql/t-sql*. Ankara: Seçkin
- Alan, M. A. (2014). Karar Ağaçlarıyla Öğrenci Verilerinin Sınıflandırılması. *Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 28 (4), 101-112.
- Alle, V. (1997). *The knowledge evolution: expanding organizational intelligence*, New York: Butterworth-Heinemann.
- Alpaydın, E. (2000). Zeki veri madenciliği: ham bilgidan altın bilgiye ulaşma yöntemleri. *Bilişim 2000 eğitmi semineri*. 01 20, 2019 tarihinde https://www.cmpe.boun.edu.tr/~ethem/files/papers/veri-maden_2k-notlar.doc adresinden alındı.
- Alsuaiket, M. (2018). *Measuring academic performance of students in higher education using data mining techniques* (Doktora tezi). Available from ProQuest Dissertations & Theses Global. (2204780401). Loughborough Üniversitesi Felsefe Bölümü, Loughborough.
- Argüden, Y. ve Erşahin, B. (2008). *Veri madenciliği veriden bilgiye masraftan değere*. ARGE danışmanlık.
- Arslan, H. (2014). *Okul işletmesinin yönetimi*. R. Sarpkaya (Ed.), Türk Eğitim Sistemi ve Okul Yönetimi (4. baskı). Ankara: Anı.
- Avcı, U. ve Avcı, M. (2004). Örgütlerde bilginin önemi ve bilgi yönetim süreci. *Mevzuat dergisi*, 7 (74).
- Aydın, M. (2007). *Çağdaş Eğitim Denetimi*, 5. Baskı. Ankara: Hatiboğlu.
- Aydın, M. (2014). *Eğitim yönetimi: kavramlar, kuramlar, süreçler, ilişkiler*, 10. Baskı. Ankara: Gazi Kitabevi.
- Aydın, S. (2007). Veri madenciliği ve Anadolu Üniversitesi uzaktan eğitim sisteminde bir uygulama (Yayımlanmamış doktora tezi Tez No:220873). Anadolu Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Eskişehir. YÖK Başkanlığı Tez Merkezi

- <https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi/TezGoster?key=-Z0vbSUgrhM9fXoGkRe6Qxsck9sPUR5ObbGWZ7WOup0UYUtvr3aoRm0czfWR5exU> adresinden alınmıştır.
- Aydın, S. (2015). Veri madenciliği ve Anadolu Üniversitesi açıköğretim sisteminde bir uygulama. *Eğitim ve Öğretim Araştırmaları Dergisi Journal of Research in Education and Teaching*, 4 (3), 36-44.
- Aydoğdu, Y. (2011). Evaluating e-learning environment by using data mining techniques/Elektronik öğrenme ortamlarının veri madenciliği teknikleri ile değerlendirilmesi (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi Tez No. 298383). Boğaziçi Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul. YÖK Başkanlığı Tez Merkezi https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi/TezGoster?key=zqI_ZOq-b18GC2rT9c2JGj69hJG23t6P90VcPgp-nBReZDJxqR0PfrzZta258GkA adresinden alınmıştır.
- Ayesha, S., Mustafa, T., Sattar, A. R., ve Khan, M. I. (2010). Data mining model for higher education system. *European Journal of Scientific Research*, 43 (1), 24-29.
- Ayık, Y. Z., Özdemir, A., & Yavuz, U. (2007). Lise türü ve lise mezuniyet başarısının, kazanılan fakülte ile ilişkisinin veri madenciliği tekniği ile analizi. *Atatürk Üniversitesi sosyal bilimler dergisi*, 10 (2), 441-454.
- Bahadır. E. (2013). Yapay sinir ağları ve lojistik regresyon analizi yaklaşımları ile öğretmen adaylarının akademik başarılarının tahmini.(Yayımlanmamış doktora tezi Tez No. 349939). Marmara Üniversitesi Eğitim Bilimleri Enstitüsü, İstanbul YÖK Başkanlığı Tez Merkezi https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi/TezGoster?key=iTkOhwevEenJZ3onUvs52rtm ytHX_zk1oFoRubryMJD86xeUawYC0RBnNE_xezeP adresinden alınmıştır.
- Bahçeci, F. (2015). Öğrenme Yönetim Sistemlerinde Kullanılan Öğrenme Analitiği Araçlarının İncelenmesi, *Turkish Journal of Educational Studies*, 11, 20 2019 tarihinde <http://dergipark.gov.tr/download/article-file/403131> adresinden alındı.
- Baradwaj, B. K. ve Pal, S. (2011). Mining educational data to analyze students' performance. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 2 (6), 63-69.
- Başaran, I. (1996). *Eğitim yönetimi*, Ankara: Pegem A.

- Benton, J. (2018). Predicting first-year academic success of african american and white students at predominately white institutions (Order No. 10791386). Available from ProQuest Dissertations & Theses Global.
- Birtıl, S (2011). *Kız meslek lisesi öğrencilerinin akademik başarısızlık nedenlerinin veri madenciliği tekniği ile analizi* (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi Tez No. 283421) Afyon Kocatepe Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Afyon. YÖK Başkanlığı Tez Merkezi https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi/TezGoster?key=zD1B0cW7zVr3VcnZjitVXoO1-dtEuUNqzPWjbuD3ZlcsyffdoBOJCz_T_6JnGDjm adresinden alınmıştır.
- Bienkowski, M., Feng, M., & Means, B. (2012). *Enhancing teaching and learning through educational data mining and learning analytics: An issue brief*. Washington, D.C
- Bilen, Ö., Hotaman, D., Aşkın, Ö. E., & Büyüklü, A. H. (2014). LYS başarılarına göre okul performanslarının eğitsel veri madenciliği teknikleriyle incelenmesi: 2011 İstanbul örneği. *Eğitim ve bilim* , 39 (172), 78-94.
- Bingöl, D. (2010). *İnsan Kaynakları Yönetimi*. 7. Baskı. İstanbul: Beta
- Bloom, S.B. (1976). *Human characteristics and school learning*. New York: McGraw-Hill
- Bozkır, A. S., Sezer, E., Gök, B. (2009). Öğrenci seçme sınavında (öss) öğrenci başarımını etkileyen faktörlerin veri madenciliği yöntemleriyle tespiti. 5. *Uluslararası İleri Teknolojiler Sempozyumu (IATS'09)*, 13-15 Mayıs 2009, Karabük, Türkiye
- Bozkurt, R. (1998). *Kalite İyileştirme Araç ve Yöntemleri*, Ankara: Milli Prodüktivite Merkezi Yayınları, No: 636.
- Bulkley, J.; Gayle, S.; Hicks, B.; Stephens, R. (1999). Adding the where to the who. In 24th SUGI - SAS Users Group International conference, 3-173 Miami, USA.
- Bulut, F. (2010). *Detecting students at risk of substance abuse by using data mining classification algorithms / Madde bağımlısı olma riski altında olan öğrencilerin veri madenciliği sınıflandırma algoritmalarıyla tespit edilmesi* (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi Tez No. 282861) Fatih Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul. YÖK Başkanlığı Tez Merkezi <https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi/TezGoster?key=zD1B0cW7zVr3VcnZjitVXhdJTEi8pSQ6m7XHA81a2UiUUpu7BYdDTJVQgAn2CEXv> adresinden alınmıştır.
- Bursalıoğlu, Z. (1999). *Okul Yönetiminde Yeni Yapı ve Davranış*.8. Baskı. Ankara: Pegem.

- Cabena, P., Hadjinian, P., Stadler, R., Verhees, J. ve Zanasi, A. (1998), *Discovering Data Mining: From Concept to Implementation PTR*, Upper Saddle River, NJ USA: Prentice Hall Inc.
- CERN. (2019) CERN machine learning 11 12, 2019 tarihinde <https://home.cern/tags/machine-learning> adresinden alındı.
- Coşlu, E. (2013). Veri madenciliği. *Akademik bilişim 2013-XV. akademik bilişim konferansı bildirleri*, (s. 615-619). Akdeniz Üniversitesi.
- CRISP-DM. (2019). *Reference Model* 07 21, 2019 tarihinde CRISP-DM Organization: <http://crisp-dm.eu/reference-model/> adresinden alındı
- Cunningham, J. A. (2017). *Predicting student success in a self-paced mathematics MOOC* (Order No. 10272808). Available from ProQuest Dissertations & Theses Global. (1900990574).
- Çelik, G. (2013). Meslek yüksekokulu öğrencilerinin başarı durumlarını etkileyen faktörlerin veri madenciliği kümeleme teknikleri kullanılarak analizi: Ağrı Meslek Yüksekokulu örneği (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi Tez No. 346673). Atatürk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Erzurum. YÖK Başkanlığı Tez Merkezi https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi/TezGoster?key=iTkOhwevEenJZ3onUvs52pxL LzMxCgeW5EO0WrHhksPTXgxBbfX10Ka_PSqtJLeG adresinden alınmıştır.
- Çetin, C. ve Akın, B. (2001). *Toplam Kalite Yönetimi ve Kalite Güvence Sistemi*. İstanbul: Beta.
- Çöllüoğlu Gülen, Ö. (2014). *Veri madenciliği teknikleri ile üstün yetenekli öğrencilerin ilgi alanlarının analizi* (Yayımlanmamış doktora tezi). Gazi Üniversitesi Bilişim Enstitüsü, Ankara. YÖK Başkanlığı Tez Merkezi <https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi/TezGoster?key=gyLHMouPesCvnhRcjQsKTS2 HPROkcf0N1zoCek1E8zxm2Elm9hy19gP-gEyjQNs> adresinden alınmıştır.
- Dalkılıç, G., & Türkmen, F. (2002). Karınca kolonisi optimizasyonu. *Bildiriler*. Kocaeli: YPBS2002–Yüksek Performanslı Bilişim Sempozyumu.
- Dejaeger, K., Goethals, F., Giangreco, A., Mola, L., and Baesens, B. (2012). Gaining insight into student satisfaction using comprehensible data mining techniques. *European Journal of Operational Research*, 218 (2), 548-562.
- Demir, K. (2009). İlköğretim okullarında veriye dayalı karar verme. *Kuram ve uygulamada eğitim yönetimi*, 15 (59), 367-397.
- Demirkan, M. (1997). *Toplam Kalite Yönetimi ve Türk İlişkileri Sistemine Etkileri*. Sakarya: Değişim.

- Dinçmen, M. (2010). *Bilgi yönetimine giriş*. Murat Dinçmen (Ed.), *Bilgi ve yönetimi uygulamaları* (s. 13-27). İstanbul:Papatya.
- Dunham, M. H. (2003). *Data mining introductory and advanced topics*. New Jersey: Prentice Hall,
- Efil, İ. (1999). Toplam kalite yönetimi ve ISO 9000 kalite güvence sistemi (4.Baskı). İstanbul: Alfa.
- Ekim, U. (2011). Veri madenciliği algoritmalarını kullanarak öğrenci verisinden birliktelik kurallarının çıkarılması (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi Tez No. 302517) Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Konya. YÖK Başkanlığı Tez Merkezi <https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi/TezGoster?key=EEdeQgIdFRxX5NbvVau-AgyElHcsj0k20KXbG-iuqlD9p9VK9nQZQrybXcX4apwr> adresinden alınmıştır.
- Ercil Çağiltay, N. (2010). *İş zekâsı ve veri ambarları sistemleri*. Ankara: ODTÜ Yayınları
- Erdoğan, Ş. Z. (2004). Veri madenciliği ve veri madenciliğinde kullanılan K-means algoritmasının öğrenci veri tabanında uygulanması (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi Tez No. 146984) İstanbul Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul. YÖK Başkanlığı Tez Merkezi <https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi/TezGoster?key=Keh6sQzap4ZTp8dqWPIH1G-Ho-2FrTdHE0mNaNQcS-EvpVQ5KnEat5KOqQSTEulyj> adresinden alınmıştır.
- Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G., & Smyth, P. (1996). From data mining to knowledge discovery in databases. *AI magazine*, 17(3), 37-37.
- Frاند, J. (2016). *Data mining: what is the data mining?* 12 26, 2016 tarihinde <http://www.anderson.ucla.edu/faculty/jason.frاند/teacher/technologies/palace/datamining.htm> adresinden alındı
- Frawley, W.J., Piatetsky-Shapiro ve Matheus C.J., (1992), Knowledge discovery in databases: an overview, *AI magazinei*. vol 13, (s:58-72).
- Gaafar, L. and Khamis, M. (2009). Applications of Data Mining for Educational Decision Support, *Proceedings of the 2009 Industrial Engineering Research Conference*, 228-233.
- García, E., Romero, C., Ventura, S., & De Castro, C. (2011). A collaborative educational association rule mining tool. *The Internet and Higher Education*, 14(2), 77-88.
- GG. (2019). Gartner Group Web Sayfası. 07 20, 2019 tarihinde <https://www.gartner.com/it-glossary/data-mining> adresinden alındı.

- Göker, H. (2012). Üniversite giriş sınavında öğrencilerin başarılarının veri madenciliği yöntemleri ile tahmin edilmesi (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi Tez No. 316600). YÖK Başkanlığı Tez Merkezi
https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi/TezGoster?key=RYan9_SZ7Eir3xdWGXBAmCfKTYM8BkO1oizTICvU8nH4HVXrqbOC74MtA0BYh1 adresinden alınmıştır.
- Greller, W., Drachsler, H., 2012. Translating Learning into Numbers: A *Generic Framework for Learning Analytics*. *Educational Technology & Society* 15, 42–57
- Gülçe, G. (2010). Veri ambarı ve veri madenciliği teknikleri kullanılarak öğrenci karar destek sistemi oluşturma (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi Tez No. 275300) Pamukkale Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Denizli. YÖK Başkanlığı Tez Merkezi
<https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi/TezGoster?key=veR1mHu9yoWjwcVUjCEoPDRiI-9abdBVp7lQeC6u3iprCrv1tj2vIGveri> adresinden alınmıştır.
- Gürak, H. (2006). *Önce Bilgili İnsan : nitelikli emek (beşeri sermaye) hakkında*. 12 31, 2016 tarihinde
https://www.academia.edu/4117662/%C3%96nce_Bilgili_%C4%B0nsan_nitelikli_emek_be%C5%9Feri_sermaye_hakk%C4%B1nda adresinden alındı
- Han, J., Pei, J., & Kamber, M. (2011). *Data mining: concepts and techniques*. Waltham: Elsevier.
- Hark, C. (2013). Öğrencilerin akıllı tahtaya ilişkin tutumlarının incelenmesine yönelik bir veri madenciliği uygulaması (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi Tez No. 333866) Fırat Üniversitesi Eğitim Bilimleri Enstitüsü, Elazığ. YÖK Başkanlığı Tez Merkezi
https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi/TezGoster?key=vVNzTGHHhjH-u3WMToxQ-gYiBYhL6_zBZV14BvQcui8u3yP6_wiNssCvoh1mx9Jn adresinden alınmıştır.
- Hatipoğlu, B., Aslan, Z., & Zontul, M. (2011). Dershane eğitiminin, öğrencinin üniversiteye yerleşmesindeki etkisi. *İstanbul Aydın Üniversitesi Dergisi* (12), 13-50.
- IDC. (2016). *IDC Global Research*. 12 25, 2016 tarihinde <http://www.idc.com> adresinden alındı
- IEDMS. (2019). *International Education Data Mining Society*. 07 20, 2019 tarihinde <http://www.educationdatamining.org/> adresinden alındı
- Johnson, L., Adams, S., Cummins, M., Estrada, V., Freeman, A., & Ludgate, H. (2013). The NMC horizon report: 2013 Higher Education Edition

- Jormanainen, I. and Sutinen, E. (2012). Using data mining to support teacher's intervention in a robotics class. Paper presented at the Fourth IEEE International Conference on Digital Game and Intelligent Toy Enhanced Learning, Takamatsu, Japan (March 27-30).
- Kahveci, F., Özdemir, A. (2016). Öğrenci bilgi sisteminde değerlendirilmenin veri madenciliği ile yapılması. *Yönetim bilişim sistemleri dergisi* cilt:1, sayı:3, sayfa:1-10. <http://dergipark.ulakbim.gov.tr/ybs/article/view/5000204643> adresinden alınmıştır.
- Karpicke, H. & Murphy, M. E. (1996). Productive school culture: Principals working from the inside, *NASSP Bulletin*, 80: 26-34
- Kavrakoğlu, İ. (1998). *Toplam Kalite Yönetimi*. İstanbul: KalDer.
- Kaya, H., & Öymen, K. (2008). Veri madenciliği kavramı ve uygulama alanları. *Doğu anadolu bölgeis araştırmaları* , 159-164.
- Kıngır, S. (2013) *Toplam Kalite Yönetimi* 3. Baskı. Ankara: Nobel
- Kılıç, B. (2014). *Öğrencilerin sınav kaygısını etkileyen faktörlerin veri madenciliği ile irdelenmesi* (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi Tez No. 394418) İstanbul Aydın Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul. YÖK Başkanlığı Tez Merkezi <https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi/TezGoster?key=WbC656i315e2eV6-EZV1otqnkIGKgro25EG5pUNpyMuqPXN4oJr5icB3n5Ydqryh> adresinden alınmıştır
- Kılınç, Ç. (2015). *Üniversite öğrenci başarısı üzerine etki eden faktörlerin veri madenciliği yöntemleri ile incelenmesi* (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi Tez No. 415460) Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Eskişehir. YÖK Başkanlığı Tez Merkezi https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi/TezGoster?key=WY5CM7tPNE2z_YM6pBu0t51AOfFdEC7P8BHiMbdbdZh0odTb6HLCYy8VAo6r2oS adresinden alınmıştır.
- Kınay, E. (2016). *Yaşar Üniversitesi uzaktan eğitim sistemi analizi* (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi Tez No. 445016) Yaşar Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İzmir. YÖK Başkanlığı Tez Merkezi <https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi/TezGoster?key=OykDDeWBWTL9-Wm52sZBrOpNOxIRFxuz8rxTe0iTecIGkjZ6O29wAsMCThPbz5OH> adresinden alınmıştır.
- Koçel, (1993). İşletme yöneticiliği yönetici geliştirme, organizasyon ve davranış. İstanbul: Beta.
- Köksal, Hayal. (1998). *Kalite okullarına geçişte toplam kalite yönetimi*, İstanbul: Globus Dünya.

- Kör, H. (2017) *Bulut Tabanlı Çevrimiçi Öğrenme Ortamında Etkinlik Öneri Sistemi Tasarımı: Eğitimsel Veri Madenciliği Uygulaması* (Yayımlanmamış doktora tezi Tez No509298). Kırıkkale Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Kırıkkale
- Kurt Pehlivanoglu, M., Duru, N. (2015). Veri Madenciliği Teknikleri Kullanılarak Ortaokul Öğrencilerinin Sosyal Ağ Kullanım Analizi: Kocaeli İli Örneği. *Düzce Üniversitesi Bilim ve Teknoloji Dergisi* Sayı:3 508-517, https://www.researchgate.net/publication/281060744_Veri_Madenciligi_Teknikleri_Kullanılarak_Ortaokul_Ogrencilerinin_Sosyal_Ag_Kullanim_Analizi_Kocaeli_Ili_Ornegi?enrichId=rgreq-727f0ad1fcf735df7c2466d847cf2dbc-XXX&enrichSource=Y292ZXJQYWdlOzI4MTA2MDC0NDtBUzoyNjM3MDI4NzYyNTgzMDVAMTQzOTg4MzA3MzkzNg%3D%3D&el=1_x_2&_esc=publicationCoverPdf adresinden alınmıştır.
- Langley, P., and Simon, H.A. Applications of machine learning and rule induction. *Common. ACM* 38, 11 (Nov. 1995), 55–64
- Leskovec J., Rajaraman, A., & Ullman, J. D. (2011). *Mining of massive datasets*. Cambridge, UK:Cambridge University Press.
- Lopez, M. I., Luna, J. M., Romero, C., & Ventura, S. (2012). Classification via clustering for predicting final marks based on student participation in forums. *5th International Conference on Educational Data Mining*. Chania, Greece.
- MEB, (1973). *1739 Sayılı Milli Eğitim Temel Kanunu 03 20, 2019 tarihinde* <https://www.mevzuat.gov.tr/MevzuatMetin/1.5.1739.pdf> adresinden alındı.
- MEB, (2005). *Eğitimde kalite ödülü el kitabı*, Ankara: Milli Eğitim Basımevi.
- MEB, (2018). *2023 Eğitim vizyonu*. 11 20, 2019 tarihinde http://2023vizyonu.meb.gov.tr/doc/2023_EGITIM_VIZYONU.pdf adresinden alındı
- Mergen, E. ve Stevenson, W. (2002). Sowing the Seeds of Quality: Quality at the Source, *Total Quality Management*, Vol. 13, No. 7.
- OED. (2019). *Online Etymology Dictionary*. 07 20, 2019 tarihinde <https://www.etymonline.com> adresinden alındı.
- Olson, D. L., & Delen, D. (2008). *Advanced data mining techniques*. Berlin:Springer.

- Oracle. (2019). *Data mining concepts*. 20 07, 2019 tarihinde https://docs.oracle.com/cd/B28359_01/datamine.111/b28129/process.htm#CHDFGCIJ adresinden alındı
- Özarslan, S. (2014) *Öğrenci performansının veri madenciliği ile belirlenmesi* (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi Tez No. 416215) Kırıkkale Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Kırıkkale. YÖK Başkanlığı Tez Merkezi
https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi/TezGoster?key=WY5CM7tPNE2z_YM6pBu0t9ph0CqPS4vTxGzniNdMNTQOgeQKRYvxWmNvknIvbg0x adresinden alınmıştır
- Özbay, Ö. (2015a). Veri madenciliği kavramı ve eğitimde veri madenciliği uygulamaları. *Uluslararası eğitim bilimleri dergisi* (5), 262-272.
- Özbay, Ö. (2015b). *Öğretim yönetim sistemi üzerinde üniversite (lisans) düzeyindeki öğrenci hareketliliğinin veri madenciliği yöntemleriyle analizi* (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi Tez No. 414627) Başkent Üniversitesi Eğitim Bilimleri Enstitüsü, Ankara. YÖK Başkanlığı Tez Merkezi
https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi/TezGoster?key=WY5CM7tPNE2z_YM6pBu0t7GWow8szJDDRP4COBjvh_T8VysytKke3ZRWzoXeALaQ adresinden alınmıştır.
- Özcan, C. (2014). *Veri madenciliğinin güvenlik uygulama alanları ve veri madenciliği ile sahtekarlık analizi* (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi, Tez No: 380714). İstanbul Bilgi Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul. YÖK Başkanlığı Tez Merkezi
https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi/TezGoster?key=WY5CM7tPNE2z_YM6pBu0t7GWow8szJDDRP4COBjvh_T8VysytKke3ZRWzoXeALaQ adresinden alınmıştır.
- Özen, Ü. (2014). *Bilgi sistemlerine giriş:temel kavramlar*. Erzurum: Atatürk Üniversitesi AOF Yayınevi.
- Öztürk, A. (2009). *Toplam Kalite Yönetimi ve Planlaması*. Bursa: Ekin
- Öztürk, A. (2015). *Açık ve uzaktan öğrenme sistemlerinde kümeleme analizi yöntemiyle öğrenen gruplarının belirlenmesi* (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi Tez No. 415901). YÖK Başkanlığı Tez Merkezi
https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi/TezGoster?key=WY5CM7tPNE2z_YM6pBu0t50eHC_wxy1T7mKx22QMBSVV2s9WC60xX2TRPEPUktX- adresinden alınmıştır.
- Pektaş, A. O. (2013). *SPSS ile veri madenciliği*. İstanbul: Dikeyksen

- PWC. (2019). PWC. 07 21, 2019 tarihinde http://usblogs.pwc.com/emerging-technology/a-look-at-machine-learning-infographic/?source=post_page adresinden alınmıştır.
- Rapid Miner, (2019). *Rapid Miner Documentation*. 07 20, 2019 tarihinde <https://docs.RapidMiner.com/> adresinden alındı.
- Sabia, Sheetal K. (2014). Applications of big data: current status and future scope. *International Journal on Advanced Computer Theory and Engineering (IJACTE)* (5) 2319-2526.
- Sağsan, M. (2014). *Bilgi Yönetimi Bakış Açısından Bilgi Süreçleri ve Bir Model Önerisi*. 12 25, 2016 tarihinde Dokuz Eylül Üniversitesi Strateji Dairesi Başkanlığı: <http://strateji.deu.edu.tr/wp-content/uploads/2014/09/Bilgi-Y%C3%B6netimi-Bak%C4%B1%C5%9F-A%C3> adresinden alındı.
- SAS. (2019a). SAS. 07 22, 2019 tarihinde https://www.sas.com/en_us/insights/analytics/data-mining.html adresinden alındı.
- SAS. (2019b). SAS. 07 20, 2019 tarihinde <http://documentation.sas.com/> adresinden sorgulanarak alındı.
- Savaş, S., Topaloğlu, N., & Yılmaz, M. (2011). Veri madenciliği ve Türkiye'deki uygulama örnekleri. *İstanbul Ticaret Üniversitesi fen bilimleri dergisi* (21), 1-23.
- Saygılı, A. (2013). *Veri madenciliği ile mühendislik fakültesi öğrencilerinin okul başarılarının analizi* (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi Tez No. 329613) Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul. YÖK Başkanlığı Tez Merkezi https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi/TezGoster?key=rcbWnuqW6HxCZ_98ARapgnb3NukH92mfUSXUpT3KGpW1QNN06mmyWIU2Slmo9Me1 adresinden alınmıştır.
- SDN. (2016). *Shift Delete Net*. 12 31, 2016 tarihinde <http://shiftdelete.net/dunyada-ne-kadar-bilgi-var-27154> adresinden alındı
- Shahiri, A.M., Husain, W. ve Rashid N.A., (2015), A review on predicting student's performance using data mining techniques, *Procedia Computer Science* 72 (2015) 414 – 422
- Siemens, G. (2010). *What are Learning Analytics?* 11, 21 2019 tarihinde <http://www.elearnspace.org/blog/2010/08/25/what-are-learning-analytics/> adresinden alındı.
- Siemens, G. ve Long, P. (2011). Penetrating the Fog: Analytics in Learning and Education, *Educause review*, 46(5), 30.

- SVE. (2019). *What is the CRISP-DM methodology?* 12 26, 2016 tarihinde Smart vision Europe: <http://www.sv-europe.com/crisp-dm-methodology/> adresinden alındı
- Şeker, Ş. E. (2008). *Bilgisayar kavramları*. 06 23, 2019 tarihinde <http://bilgisayarkavramlari.sadievrenseker.com/2008/10/02/yapay-sinir-aglari-artificial-neural-networks/> adresinden alındı
- Şeker, Ş. E. (2014). *MIS Sözlük*. 06 23, 2019 tarihinde <http://mis.sadievrenseker.com/> adresinden alındı
- Şen, B., Uçar, E. and Delen, D. (2012). Predicting and analyzing secondary education placement-test scores: A data mining approach. *Expert Systems with Applications*, 39 (10), 9468-9476.
- Şen, B. and Uçar, E. (2012). Evaluating the achievements of computer engineering department of distance education students with data mining methods. *Procedia Technology*, 1, 262-267.
- Şengül, A. (2011). *Türk öğrencilerinin PISA 2009 okuma becerilerini açıklayan değişkenlerin CHAID analizi ile belirlenmesi* (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi Tez No. 302023) Ankara Üniversitesi Eğitim Bilimleri Enstitüsü, Ankara. YÖK Başkanlığı Tez Merkezi <https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi/TezGoster?key=EEdeQgIdFRxX5NbvVau-AqwZtE7AZdVbHxDHzs7BF-NcNWOIPBQh1o-FMXJjYy00> adresinden alınmıştır.
- Şengür, D. (2013). *Öğrencilerin akademik başarılarının veri madenciliği metotları ile tahmini* (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi Tez No. 333873) Fırat Üniversitesi Eğitim Bilimleri Enstitüsü, Elazığ. YÖK Başkanlığı Tez Merkezi <https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi/TezGoster?key=vVNzTGHHhjH-u3WMToxQ-hMSW7wzafvB8MKpauION91WQBGBsu6OcVNWVoJDe6cF> adresinden alınmıştır
- Taşdelen, A. (2014). Veri madenciliği yöntemleri ile mühendislik fakültesi uzaktan eğitim bölümlerinin analizi: Karabük Üniversitesi Örneği (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi Tez No. 374695). Karabük Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Karabük. YÖK Başkanlığı Tez Merkezi https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi/TezGoster?key=48XPj7KKQhKUgntkUiKO3EVfGhDRWHUQWgYxoTlkn3b7j3OILmgzmRKdERt75_NE adresinden alınmıştır.
- Taşdemir, M. (2012). *Veri madenciliği: Öğrenci başarısına etki eden faktörlerin regresyon analizi ile tespiti* (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi Tez No. 326726). Dicle Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Diyarbakır. YÖK Başkanlığı Tez Merkezi

- https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi/TezGoster?key=rcbWnuqW6HxCZ_98ARapgh8McZYv2UYmFon8CuA0g61_w5fj8iuB9XDwjnrCuFYP adresinden alınmıştır.
- TDK. (2019, 6 5). *Türk Dil Kurumları Sözlükleri*: <http://sozluk.gov.tr/> adresinden alındı
- Terzi, Ö. (2012). Monthly rainfall estimation using data-mining process. *Applied Computational Intelligence and Soft Computing* , 1-6.
- Tortop, N., Aykaç, B., Yayman, H. Ve Özer, M. A. (2007). *İnsan Kaynakları Yönetimi*. 2. Baskı, Ankara: Nobel.
- Tsai, C. F., Tsai, C. T., Hung, C. S. and Hwang, P. S. (2011). Data mining techniques for identifying students at risk of failing a computer proficiency test required for graduation. *Australasian Journal of Educational Technology*, 27 (3), 481-498.
- Uras, M. (2016). *Eğitimin Sosyolojisi*. E. Toprakçı (Eds.) Eğitim, Pedagoji. S.217-270). Ankara: Ütopya.
- Uzun, E. (2016). *Decision Tree (Karar Ağacı)*. 07 28, 2019 tarihinde https://www.e-adys.com/makine_ogrenmesi/decision-tree-karar-agaci-id3-algoritmasi-classification-siniflama/ adresinden alındı.
- Üçgün, K. (2009). *Ortaöğretim okulları için öğrenci bilgi sistemi tasarımı ve öğrenci verisi üzerine veri madenciliği uygulaması* (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi Tez No. 256675) Marmara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul. YÖK Başkanlığı Tez Merkezi https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi/TezGoster?key=NtBAevXNhYaNqJFoAcdBdvMrHs3Xb4mXP1xZRA1lg4IL4ytoJuApiE_ey_47oHm7 adresinden alınmıştır.
- Ünlükahraman, O. (2014). *Web tabanlı eğitimde web madenciliği uygulaması ile öğrenci davranışlarının analizi* (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi Tez No. 289688) Fırat Üniversitesi Eğitim Bilimleri Enstitüsü, Elazığ. YÖK Başkanlığı Tez Merkezi <https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi/TezGoster?key=zD1B0cW7zVr3VcnZjitVXmO7lkPGKfVVRX2oA-fD97hzWm4yUf6Zz-mXTaEBmrlK> adresinden alınmıştır.
- Walcott, M. E. (2015). *Predictive modeling and alumni fundraising in higher education* (Yayımlanmamış doktora tezi) (Order No. 3704831). Illinois State Üniversitesi, Felsefe Bölümü, Illinois, ABD.
- Walter, A. A. (2000). *Data Mining Industry, Emerging Trends and New Opportunities* (Yayımlanmamış Yüksek Lisans Tezi). Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, ABD.

- Whitlock, J. L. (2018). *Using data science and predictive analytics to understand 4-year university student churn* (Order No. 10904502). East Tennessee State University, Tennessee, ABD.
- Winn, Robert C. and Gren, Robert S. (1998). Applying Total Quality Management to the Educational Process, *International Journal of Engineering*, Ed. Vol. 14, No. 1, p.24-29.
- Witten, I. H., Frank, E. (2005). *Data Mining: Practical machine learning tools and techniques*. Morgan Kaufmann.
- Yadav, S. K., Bharadwaj, B. and Pal, S. (2012). Mining education data to predict student's retention. *International Journal of Computer Science and Information Security*, 10 (2), 113-117.
- Yavuzalp, N. (2012). *E-öğrenme ortamında kullanılan öğrenme stil ve stratejilerinin web kullanım madenciliği ile analizi* (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi Tez No. 187258) Fırat Üniversitesi Eğitim Bilimleri Enstitüsü, Elazığ. YÖK Başkanlığı Tez Merkezi https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi/TezGoster?key=-L8ilcwn9ZRRc_YMKxXW1phfotCkbtSA-wjW7YE9JWLyD9sq2o__3f-77hrMiX08 adresinden alınmıştır.
- Yelegin, A. (2012). Mesleki eğitimde öğrenci altyapısının öğrenci eğitim başarısına etkisinin veri madenciliği yöntemleriyle ortaya çıkarılması (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi Tez No. 307433) Beykent Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul. YÖK Başkanlığı Tez Merkezi <https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi/TezGoster?key=EEdeQgIdFRxX5NbvVau-AkdLEgKg2HRInaX3py8DWPFeCNibAOQzMNBwKrLPacal> adresinden alınmıştır.
- Yıldırım, H. A. (2002). *Eğitimde toplam kalite yönetimi. İlköğretim ve ortaöğretim kurumlarında TKY uygulama modeli*. Ankara: Nobel
- YÖK. (1981). *Yükseköğretim Kurulu Başkanlığı*. 11, 21 2019 tarihinde <https://www.mevzuat.gov.tr/MevzuatMetin/1.5.2547.pdf> adresinden alındı.
- Yurdakul, S. (2015). *Veri madenciliği ile lise öğrenci performanslarının değerlendirilmesi* (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi Tez No. 418479). Kırıkkale Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Kırıkkale YÖK Başkanlığı Tez Merkezi https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi/TezGoster?key=WY5CM7tPNE2z_YM6pBu0t0TJOIA6VVryxdq4hs-VgiYG0YGcqhFTYCO9GBZm_Otn adresinden alınmıştır.

- Yücel, O. (2012). *Development of a data mining software on higher educational data / Yüksek öğretim verisi üzerinde veri madenciliği yazılımı geliştirilmesi* (Yayımlanmamış yüksek lisans tezi Tez No. 332745) Boğaziçi Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul. YÖK Başkanlığı Tez Merkezi
<https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi/TezGoster?key=vVNzTGHHhjH-u3WMToxQ-m86r6MANjBvW3PW6q36Sy6DZuIXlxsdx5n-YIBDjAKs> adresinden alınmıştır.
- Zaki, M. J., Wagner M., J. (2014). *Data Mining and Analysis: Fundamental Concepts and Algorithms*. Cambridge UK, Cambridge University Press.
- Zhao, Y. (2013). *R and data mining: Examples and studies*, Amsterdam: Elsevier

EKLER

EK-1. Yönetim Kurulu Tez Önerisi Kabul Kararı

**AKDENİZ ÜNİVERSİTESİ
EĞİTİM BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
YÖNETİM KURULU KARARI**

TOPLANTI SAYISI	KARAR SAYISI	KARAR TARİHİ
14	01	05.04.2018

KARAR 01: Enstitümüz Eğitim Bilimleri Anabilim Dalı Başkanlığının 03.04.2018 tarihli ve 422/66 sayılı yazısı ve eklerine istinaden; “Akdeniz Üniversitesi Lisansüstü Eğitim ve Öğretim Yönetmeliğinin 41. maddesinin 2. fıkrası” (“izleme komitesi, öğrencinin sunduğu tez önerisinin kabul, düzeltme veya reddine salt çoğunlukla karar verir. Düzeltme için bir ay süre verilir. Bu süre sonunda kabul veya ret yönünde salt çoğunlukla verilen karar, enstitü bilim dalı ve/veya anabilim dalı başkanlığına işlemin bitişini izleyen üç gün içinde enstitüye tutanakla bildirilir.”) gereğince Doç. Dr. Kemal KAYIKÇI danışmanlığındaki Eğitim Yönetimi, Bilim Dalı Doktora Programı 20155402001 numaralı öğrencisi **Murat ALTUN**’un doktora tez konusunun, Doktora Tez İzleme Komitesi (Prof. Dr. Ali SABANCI, Doç. Dr. Sezgin IRMAK, Doç. Dr. Kemal KAYIKÇI) tarafından 30.03.2018 tarihinde yapılan değerlendirme sonucunda, Doktora Tez Önerisi Tutanak Formunda da belirtildiği gibi kabul edilen doktora tez önerisinin aşağıdaki şekliyle uygunluğuna;

KABUL EDİLEN TEZ ÖNERİSİ

Veri Madenciliği Yöntemleriyle Öğrenci Akademik Performans İzleme Sistemi Geliştirilmesi:
Akdeniz Üniversitesi Örneği

Mevcutun oy birliğiyle kabulüne karar verilmiştir.

İMZA

Doç. Dr. Ramazan KARATAŞ
Müdür

İMZA

Dr. Öğr. Ü.
Şerife Koza ÇİFTÇİ KARADAĞ
Müdür Yardımcısı

İMZA

Dr. Öğr. Ü. Yunus PINAR
Müdür Yardımcısı

İZİMLİ

Doç. Dr. Fatma ÜNAL
Üye

İMZA

Doç. Dr. Bekir DİREKÇİ
Üye

İMZA

Doç. Dr. Süleyman KARATAŞ
Üye

İMZA

Ens. Sek.V. K. Osman DEMİRKIRAN
Raportör



EK-2. Bilimsel Araştırma ve Yayın Etiği Kurulu Kararı

T.C.
AKDENİZ ÜNİVERSİTESİ
Sosyal ve Beşeri Bilimler Bilimsel Araştırma ve Yayın Etiği Kurulu
KARAR

Toplantı Tarihi : 02/05/2018

Karar Sayısı : 54

Üniversitemiz Eğitim Fakültesi Eğitim Bilimleri Bölümü öğretim üyesi **Doç. Dr. Kemal KAYIKÇI**'nin danışmanlığını, **Murat ALTUN**'un yürütücülüğünü üstlendiği, "*Veri Madenciliği Yöntemleriyle Öğrenci Akademik Performans İzleme Sistemi Geliştirilmesi: Akdeniz Üniversitesi Örneği*" başlıklı tez çalışması kapsamında uygulanacak olan nicel çalışmanın uygunluğunun görüşülmesi istemi.

Üniversitemiz Eğitim Fakültesi Eğitim Bilimleri Bölümü öğretim üyesi **Doç. Dr. Kemal KAYIKÇI**'nin danışmanlığını, **Murat ALTUN**'un yürütücülüğünü üstlendiği, "*Veri Madenciliği Yöntemleriyle Öğrenci Akademik Performans İzleme Sistemi Geliştirilmesi: Akdeniz Üniversitesi Örneği*" konulu nicel çalışmanın, fikri hukuki ve telif hakları bakımından metot ve ölçeğine ilişkin sorumluluğun başvurucaya ait olmak üzere, proje süresince uygulanmasının etik olarak **uygun olduğuna** oy birliği ile karar verilmiştir.



Başkan
Prof. Dr.
Osman ERAVŞAR



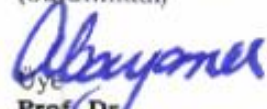
Üye
Prof. Dr.
Mustafa ŞEKER

Üye
Prof. Dr.
Bahattin ÖZDEMİR

Başkan Yrd.
Prof. Dr.
Suat KOLUKIRIK
(bulunmadı)

Üye
Prof. Dr.
Hilmi DEMİRKAYA

Üye
Prof. Dr.
Osman KARKACIER
(bulunmadı)



Üye
Prof. Dr.
Ahmet BAYANER

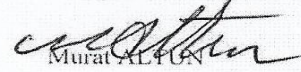
EK-3. Araştırma İzin Başvuru Dilekçesi

04/05/2018

EĞİTİM BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ MÜDÜRLÜĞÜ EĞİTİM YÖNETİMİ ANABİLİM DALI BAŞKANLIĞINA

Eğitim Yönetimi Anabilim Dalı Eğitim Yönetimi *Doktora* Programı Doç. Dr. Kemal KAYIKÇI danışmanlığındaki 20155402001 numaralı öğrencisiyim. “Veri Madenciliği Yöntemleriyle Öğrenci Akademik Performans İzleme Sistemi Geliştirilmesi: Akdeniz Üniversitesi Örneği” isimli *onaylanmış ve etik kurul onayı alınmış tez konusu* kapsamında Akdeniz Üniversitesi bulunan *Öğrenci İşleri Daire Başkanlığı, Bilgi İşlem Daire Başkanlığı, Kütüphane ve Dokümantasyon Daire Başkanlığı, Sağlık Kültür ve Spor Dairesi Başkanlığı* ve diğer birimlerden [2017-2018 eğitim öğretim yılında lisans düzeyinde öğrenim gören öğrencilere ve 2016-2017 eğitim öğretim yılı sonunda mezun olmuş öğrencilere ait sosyo-demografik veriler (kişisel kimlik bilgileri dışındaki), lisans eğitimi ile ilgili tüm akademik veriler, YÖKSİS, mezuniyet bilgileri, kütüphane kullanım verileri, sosyal ve sportif tesisleri kullanma verileri] ekte belirtilen verileri, doktora tezi ve bu kapsamda yapılan diğer bilimsel çalışmalarda kullanabilmem için, *Akdeniz Üniversitesi Rektörlüğünden* izin alınması hususunda;

Bilgilerinizi ve gereğini arz ederim.


Murat ALTUN

İmza

Adres : Uzunoluk Mahallesi Cumhuriyet Ortaokulu

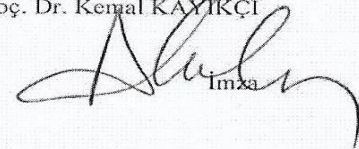
Korkuteli/ANTALYA

Telefon : 0539 257 82 06

e-Posta : emurataltun@gmail.com

UYGUNDUR

Doç. Dr. Kemal KAYIKÇI


İmza

Ekler:

- 1- Tez önerisi onayı
- 2- Etik Kurul onayı
- 3- İlgili birimlerden talep edilen veriler

EK-4. Araştırma İzin Üst Yazı

Evrak Tarih ve Sayısı: 14/05/2018-E.60500



T.C.
AKDENİZ ÜNİVERSİTESİ REKTÖRLÜĞÜ
Eğitim Bilimleri Enstitüsü Müdürlüğü



Sayı : 36380087-302.08.01-E.60500
Konu : Bilimsel ve Eğitim Amaçlı

14/05/2018

REKTÖRLÜK MAKAMINA (Öğrenci İşleri Daire Başkanlığına)

Eğitim Bilimleri Enstitüsü Eğitim Bilimleri Anabilim Dalı Eğitim Yönetimi, Teftişi, Planlaması ve Ekonomisi Doktora Programı Doç. Dr. Kemal KAYIKÇI danışmanlığındaki 20155402001 numaralı öğrencisi Murat ALTUN' un "**Veri Madenciliği Yöntemleriyle Öğrenci Akademik Performans İzleme Sistemi Geliştirilmesi: Akdeniz Üniversitesi Örneği**" isimli tez konusu kapsamında Üniversitemiz Öğrenci İşleri Daire Başkanlığı, Bilgi İşlem Daire Başkanlığı, Kütüphane ve Dokümantasyon Daire Başkanlığı, Sağlık Kültür ve Spor Dairesi Başkanlığı ve diğer birimlerden "2017-2018 Eğitim-Öğretim Yılı sonunda mezun olmuş öğrencilere ait sosyo-demografik veriler (kişisel kimlik dışındaki), lisans eğitimi ile ilgili tüm akademik veriler, YÖKSİS, mezuniyet bilgileri, kütüphane kullanım verileri, sosyal ve sportif tesisleri kullanma verileri" ve ekte belirtilen verileri doktora tezi ve bu kapsamda yapılan diğer bilimsel çalışmalarında kullanabilmesi için Akdeniz Üniversitesi Rektörlüğünden izin alınması hususunda;

Bilgilerinizi ve gereğini arz ederim.

e-İmzalıdır
Doç.Dr. Ramazan KARATAŞ
Müdür

EK-5. Araştırma Veri Erişim İzni

Evrak Tarih ve Sayısı: 29/05/2018-E.67278



T.C.
AKDENİZ ÜNİVERSİTESİ REKTÖRLÜĞÜ
Öğrenci İşleri Daire Başkanlığı



Sayı : 50913635-302.08.01-E.67278
Konu : Murat ALTUN'un Tez Çalışması

29/05/2018

Dağıtım

Üniversitemiz Eğitim Bilimleri Enstitüsü Eğitim Bilimleri Anabilim Dalı Eğitim Yönetimi, Teftişi, Planlaması ve Ekonomisi Doktora Programı öğrencisi Murat ALTUN'un Doç. Dr. Kemal KAYIKÇI danışmanlığında "Veri Madenciliği Yöntemiyle Öğrenci Akademik Performans İzleme Sistemi Geliştirilmesi: Akdeniz Üniversitesi Örneği" isimli tez konusu kapsamında Biriminiz görev alanına giren "2017-2018 Eğitim-Öğretim Yılı sonunda mezun olmuş öğrencilere ait sosyo-demografik veriler (kişisel kimlik dışındaki), lisans eğitimi ile ilgili tüm akademik veriler, YÖKSİS, mezuniyet bilgileri, kütüphane kullanım verileri, sosyal ve sportif tesisleri kullanma verileri" ve Ek'te belirtilen verilerin doktora tezi ve bu kapsamda yapılan diğer bilimsel çalışmalarında kullanılabilmesi isteğine ilişkin 14.05.2018 tarih E.60500 sayılı yazısı Ek'te gönderilmiştir.

Bilgilerinizi ve gereğini rica ederim.

e-imzalıdır

Prof.Dr. Eyüp Sabri TOPAL
Rektör Yardımcısı

Ek:

- 1- Eğitim Bilimleri Ens. Müd.'nün yazısı
- 2- Eğitim Bilimleri Anabilim Dalı Bşk.'nın yazısı
- 3- Murat ALTUN'un dilekçesi
- 4- Eğitim Bilimleri Ens. Yönetim Kurulu Kararı
- 5- Sosyal ve Beşeri Bilimler Bilimsel Araştırma ve Yayın Etiği'nin yazısı
- 6- Sosyal ve Beşeri Bilimler Bilimsel Araştırma ve Yayın Etiği'nin Kararı

Dağıtım:

Bilgisayar Bilimleri Araş. ve Uyg. Merkezi,
Kütüphane Dokümantasyon Daire Bşk.
ve Sağlık Kültür ve Spor Daire Bşk.

EK-6. ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler

Adı Soyadı Murat ALTUN
Millî Eğitim Bakanlığı'nda Bilişim Teknolojileri Öğretmeni
E-posta/Blog emuraltun@gmail.com
https://altunmurat.wordpress.com

Eğitim Bilgileri

Lisans	Üniversite: Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Fakülte: Eğitim Fakültesi Bölüm: Bilgisayar ve Öğretim Teknolojileri Eğitimi Üniversite: Dokuz Eylül Üniversitesi	2004
Yüksek Lisans	Enstitü/Bölüm: Eğitim Bilimleri/ Eğitim Yönetimi ve Denetimi Tez Konusu: İlköğretim Kurumları Müdürlerinin Yetki Kullanımı Üniversite: Akdeniz Üniversitesi	2013
Doktora	Enstitü/Bölüm: Eğitim Bilimleri / Eğitim Yönetimi Tez Konusu: Öğrenci Akademik Performansının Kestirilmesine İlişkin Bir Model Önerisi: Veri Madenciliğine Dayalı Bir Çalışma	BAP Destekli

Akademik Çalışmalar

Bilimsel Araştırma Projeleri

- Veri Madenciliği Yöntemleriyle Öğrenci Akademik Performans İzleme Sistemi Geliştirilmesi: Akdeniz Üniversitesi Örneği Akdeniz Üniversitesi BAP Birimi tarafından desteklenmektedir ID: 4077.

Makaleler

- Problems Encountered in Pre-School Education According to the Views of School Managers, Teachers and Parents (KUEY 2018 Cilt 24 sayı:2 <http://www.kuey.net/index.php/kuey/article/view/kuey.2018.009>)
- Maarif Müfettişlerinin Katıldıkları Hizmet İçi Eğitim Faaliyetlerinin Etkililiğine İlişkin Görüşleri (Kuram ve Uygulamada Eğitim Yönetimi Dergisi-kabul edildi yayınlanacak)

Bildiriler

- Ana Sınıfı Eğitiminde Karşılaşılan Sorunlara İlişkin Müdür, Öğretmen ve Veli Görüşleri (Bir olgubilim çalışması) IV. International Eurasian Educational Research Congress Pamukkale Üniversitesi/Denizli
- Maarif Müfettişlerinin Katıldıkları Hizmet İçi Eğitim Çalışmalarına İlişkin Görüşleri EYFOR VII. Uluslararası Eğitim Yönetimi Forum – Sözlü bildiri sunumu (KKTC)
- Yönetici ve Öğretmenlerin İlk ve Ortaokullarda Yürütülen Yardımcı Hizmetlere İlişkin Memnuniyetleri II. International Education Research and Teacher Education Congress-Erte Congress-Sözlü Bildiri

Tez

- İlköğretim Kurumları Müdürlerinin Yetki Kullanımı (Yüksek Lisans Tezi)
- Öğrenci Akademik Performansının Kestirilmesine İlişkin Bir Model Önerisi: Veri Madenciliğine Dayalı Bir Çalışma

Yayınlanmamış Çalışmalar (Research Gate)

- Veri Madenciliği ve Uygulama Alanları
- Eğitsel Veri Madenciliği Uygulamaları
- Okul Müdürlerinin Liderlik Rollerini

Güncel özgeçmiş bilgilerine https://www.researchgate.net/profile/Murat_Altun2/publications adresinden ulaşılabilir.

Araştırma ile ilgili kodlara <https://github.com/robokidkod/OgrenciAkademikPredic> adresinden ulaşabilirsiniz.

İNTİHAL RAPORU

KESTİRİLMESİNE İLİŞKİN BİR
MODEL ÖNERİSİ: VERİ
MADENCİLİĞİNE DAYALI BİR
ÇALIŞMA

Yazar Marat Altun

Gönderim Tarihi: 17-Ara-2019 12:25PM (UTC+0300)
Gönderim Numarası: 1235934861
Dosya adı: intihal_raporu_i_in_son_tez_1.docx (4.61M)
Kelime sayısı: 41328

ÖĞRENCİ AKADEMİK PERFORMANSININ KESTİRİLMESİNE
İLİŞKİN BİR MODEL ÖNERİSİ: VERİ MADENCİLİĞİNE DAYALI
BİR ÇALIŞMA

ORJİNALLIK RAPORU

% 17

BENZERLİK ENDEKSİ

% 12

İNTERNET
KAYNAKLARI

% 3

YAYINLAR

% 14

ÖĞRENCİ ÖDEVLERİ

TÜM KAYNAKLARI EŞLEŞTİR (SADECE SEÇİLİ OLAN KAYNAĞI YAZDIR)

%3

Öğrenci Ödevi

171

Doç. Dr. Kemal Kayıkcı
Danışman