

**T.C.
MANİSA CELAL BAYAR ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ
İŞLETME ANABİLİM DALI
ÜRETİM YÖNETİMİ VE PAZARLAMA PROGRAMI**

**VERİ MADENCİLİĞİ VE EĞİTİM SEKTÖRÜNDE BİR
UYGULAMA**

Şengül CAN

**DANIŞMAN
Prof. Dr. Cengiz YILMAZ**

MANİSA-2017

**T.C.
MANİSA CELAL BAYAR ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ**

**YÜKSEK LİSANS TEZİ
İŞLETME ANABİLİM DALI
ÜRETİM YÖNETİMİ VE PAZARLAMA PROGRAMI**

**VERİ MADENCİLİĞİ VE EĞİTİM SEKTÖRÜNDE BİR
UYGULAMA**

Şengül CAN

**DANIŞMAN
Prof. Dr. Cengiz YILMAZ**

MANİSA-2017

TEZ SAVUNMA SINAV TUTANAĞI

Celal Bayar Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü 15/06/2017 ve 19/EK12 sayılı toplantısında oluşturulan jürimiz tarafından Celal Bayar Üniversitesi Lisansüstü Eğitim ve Öğretim Yönetmeliği'nin 24. Maddesi gereğince Enstitümüz İşletme Anabilim Dalı Üretim Yönetimi ve Pazarlama Tezli Yüksek Lisans Programı öğrencisi Şengül CAN 'ın **"Veri Madenciliği ve Eğitim Sektöründe Bir Uygulama"** Konulu tezi incelenmiş ve aday 24/07/2017 tarihinde saat 10.00'da jüri önünde tez savunmasına alınmıştır.

Adayın kişisel çalışmaya dayanan tezini savunmasından sonra **90** dakikalık süre içinde gerek tez konusu, gerekse tezin dayanağı olan anabilim dallarından jüri üyelerine sorulan sorulara verdiği cevaplar değerlendirilerek tezin,

BAŞARILI olduğuna	☒	OY BİRLİĞİ	☒
DÜZELTME yapılmasına	* ☐	OY ÇOKLUĞU	☐
RED edilmesine	** ☐	ile karar verilmiştir.	

* Bu halde adaya 6 ay süre verilir.

** Bu halde adayın tez konusu ve/veya danışmanı değiştirilebilir.

BAŞKAN

Prof. Dr. Cengiz YILMAZ

ÜYE

Yrd. Doç. Dr. N. İsmet TEZİNCİ

Doç. Dr. Tamer ÖZGİL

Evet

Hayır

Tez, burs, ödül veya Teşvik programına (Tüba, Fullbright vb.) aday olabilir.

☐ ☐

Tez, mutlaka basılmalıdır.

☐ ☐

Tez, mevcut haliyle basılmalıdır.

☐ ☐

Tez, gözden geçirildikten sonra basılmalıdır.

☒ ☐

Tez, basımı gereksizdir.

☐ ☐

YEMİN METNİ

Yüksek Lisans tezi olarak sunduğum “**Veri Madenciliği ve Eğitim Sektöründe Bir Uygulama**” adlı çalışmanın, tarafımdan bilimsel ahlak ve geleneklere aykırı düşecek bir yardıma başvurmaksızın yazıldığını ve yararlandığım eserlerin bibliyografyada gösterilen eserlerden oluştuğunu, bunlara atıf yapılarak yararlanmış olduğumu belirtir ve bunu onurumla doğrularım.

24/07/2017

Şengül CAN

İmza

ÖZET

VERİ MADENCİLİĞİ VE EĞİTİM SEKTÖRÜNDE BİR UYGULAMA

Günümüzde teknolojik olanaklar sayesinde veri depolama kapasitesi artmış ve artan veri yığınları içerisinde anlamlı bilgiye erişmek zorlaşmıştır. Eldeki verilerin kullanılarak net olmayan ancak kullanılabilecek olan gizli bilginin çıkartılması, bu bilgilerin kullanılması veya bu bilgiler ile geleceğe yönelik tahminler yapılması veri madenciliği teknikleriyle yapılabilmektedir. Pazarlama, işletme, elektronik ticaret, tıp ve eğitim gibi pek çok alanda veri madenciliği tekniklerinden faydalanılmaktadır.

Bu araştırma da, veri madenciliği süreçlerinin işleyişi ve detayları, veri madenciliğinde kullanılan modellerle ilgili detaylı bilgiler, araştırma kapsamında kullanılan paket programlarla ilgili bilgiler ve uygulama bölümlerinden oluşmaktadır. Uygulama bölümünde kullanılan veriler bir devlet üniversitesinin öğrencilerine uyguladıkları dönem sonu ders değerlendirme anketidir. Anket 5820 adet üniversite öğrencisine uygulanmıştır. SPSS Clementine ve WEKA programları kullanılarak veriler üzerinde lojistik regresyon ve karar ağacı algoritmaları oluşturulmuş ve elde edilen sonuçlar yorumlanmıştır.

Yapılan analiz sonuçlarına göre, öğrenciler için belirleyici sorunun “Sınav, proje ve quizler öğrenmeye yardımcı oldu” başlıklı soru olduğu görülmüştür. Ancak öğrencilerin sorulara genellikle ders tekrar sayısı kriterine göre cevap verme eğiliminde olduğu yani dersi ilk tekrarda geçtiyse faydalı buldukları görülmüştür. Diğer belirleyici soru ise dönem başındaki beklentilerin karşılanması ve verilen kaynakların güncel olup olmadığıdır. Buna göre, derslerin başarısının öğrencinin mesleki gelişimlerini artırması ve dünya görüşünü geliştirmesi ile bağlantılı olduğu görülmüştür.

Diğer taraftan, karar ağacı yapılarından elde edilen bilgiler öğrencilerin sorulara yakın cevaplar verme eğiliminde olduklarını da göstermektedir. Bu durum dersler ve öğretim üyeleri hakkında edinilebilecek bilgileri de kısıtlamaktadır. Ayrıca, anketin uygulanma şeklinin değiştirilmesi yani final sınavı yapılmadan önceki son derste uygulanmasıyla daha detaylı sonuçlar elde edilerek; hem dersin başarısını hem de öğretim üyesinin başarısını objektif ve daha sağlıklı ölçme olanağının artırılacağı düşünülmüştür.

Anahtar kelimeler: Veri Madenciliği, Eğitimde Veri Madenciliği

ABSTRACT

DATA MINING AND AN APPLICATION IN EDUCATIONAL SECTOR

Data storage capacity has increased thanks to today's increasing technological capabilities and within increasing volumes of data, it becomes more difficult to access meaningful information.

Data mining techniques makes predictions about future by extracting the available complicated dataset containing useful information and using it. Many field such as marketing, business, electronic commerce, medicine and education are utilized data mining techniques.

This research consists of the operation and details of the data mining processes, detailed information about the models used in the data mining, information about the package programs used in the research and application sections. The data used in the application section is the term-end evaluation survey which a state university applies to its students. The survey was applied to 5820 university students. Using SPSS Clementine and WEKA programs, logistic regression and decision tree algorithms were constructed on the data and the obtained results were interpreted.

According to the analysis results, it was seen that the determinant question for the students was question included “the exam, projects and quizzes assisted to learning”. However, it was determined that the students tend to answer the questions according to the course repetition criterion, that is, they found useful it if the lesson is passed when student take it first time. The other determinant question is whether the expectations at the beginning of the period are met and the sources are up to date. Accordingly, it was seen that the success of the courses is associated with the enhancement of the professional development of the student and the development of the worldview.

On the other hand, the information obtained from decision-making structures also indicates that students tend to give close answers to questions. This situation also limits the information that can be obtained about the courses and the teaching members. In addition, by changing the way the survey is implemented, that is, by applying the final derste before the final examination, more detailed results can be obtained; It is thought that both the success of the course and the ability to measure the success of the faculty member objectively and more accurately can be increased.

Keywords: Data Mining, Data Mining in Education

TEŞEKKÜR

Çalışmamın her aşamasında bana destek olan, bilgi ve deneyimleri ile yol gösteren danışman hocam Sayın Prof. Dr. **Cengiz YILMAZ**'a, bilgi ve tecrübesi ile lisansüstü öğrenim hayatımın tüm zorlu aşamalarında maddi manevi her yönden yardımcı olan Sayın Yrd. Doç. Dr. Mustafa GERŞİL'e, yüksek lisans eğitimim sırasında desteği ve yardımlarını esirgemeyen Sayın Yrd. Doç. Dr. Ceyhun ARAZ'a, çalışmalarım sırasında manevi desteğini her zaman hissettiğim değerli eşim Dr. Hüseyin CAN'a, öğrenim hayatım boyunca beni maddi ve manevi olarak destekleyen ve hep yanımda olan aileme yürekten teşekkür ederim.

24/07/2017

Şengül CAN

İmza

İÇİNDEKİLER

YEMİN METNİ	v
TÜRKÇE ÖZET	vi
İNGİLİZCE ÖZET	vii
ÖNSÖZ/TEŞEKKÜR METNİ	viii
İÇİNDEKİLER	ix
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ	xiii
TABLolar LİSTESİ	xiv
ŞEKİLLER LİSTESİ	xv
EKLER LİSTESİ	xviii

GİRİŞ	1
-------------	---

BİRİNCİ BÖLÜM VERİ MADENCİLİĞİ

1.1. VERİ NEDİR?	3
1.2. VERİ KAYNAKLARI	4
1.3. VERİ AMBARI NEDİR?	4
1.4. VERİ TABANLARINDAN BİLGİ KEŞFİ	6
1.5. VERİ TABANINDAKİ BİLGİYE ERİŞİM YÖNTEMLERİ	7
1.5.1. SQL(Structured Query Language) Sorgulama Dili	7
1.5.2. OLAP (Online Analytical Processing)	8
1.5.3. Veri Madenciliği Aracı	10
1.5.3.1. Veri Madenciliğinin Ortaya Çıkışı	10
1.5.3.2. Veri Madenciliğinin Tarihsel Gelişimi	11
1.6. VERİ MADENCİLİĞİ NEDİR?	12
1.7. VERİ MADENCİLİĞİNE İHTİYAÇ DUYULMASININ NEDENLERİ NELERDİR?	16
1.8. VERİ MADENCİLİĞİ BAZI UYGULAMA ALANLARI	17
1.9. LİTERATÜRDE VERİ MADENCİLİĞİ	19
1.10. VERİ MADENCİLİĞİ SÜRECİ	25
1.10.1. Veri Madenciliği Sürecinde İş Anlama	26
1.10.2. Veri Madenciliği Sürecinde Verinin Anlaşılması	27
1.10.3. Veri Madenciliğinde Verinin Hazırlanması	28

1.10.3.1. Veri Temizleme	30
1.10.3.2. Veriyi Yeniden Yapılandırma	30
1.10.3.3. Modelin Oluşturulması	31
1.10.3.4. Değerlendirme	32
1.10.3.5. Gerçekleştirme	34

İKİNCİ BÖLÜM

VERİ MADENCİLİĞİ MODELLERİ

2.1. SINIFLAMA VE REGRESYON	36
2.1.1. Yapay Sinir Ağları.....	37
2.1.2. Genetik Algoritmalar	39
2.1.3. K-En Yakın Komşu Algoritması.....	41
2.1.4. Karar Ağaçları.....	43
2.1.4.1. Cart	46
2.1.4.2. Chaid.....	46
2.1.4.3. Quest.....	46
2.1.4.4. C&RT	47
2.1.4.5. C4.5 ve C5.0	47
2.1.4.6. Sliq.....	47
2.1.5. Naive Bayes Yöntemi.....	48
2.1.6. Doğrusal Regresyon	48
2.1.7. Lojistik Regresyon	49
2.2. KÜMELEME	50
2.3. BİRLİKTEKİLİK KURALLARI	50

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

TEZ KAPSAMINDA KULLANILAN VERİ MADENCİLİĞİ İLE İLGİLİ PROGRAMLAR

3.1. GİRİŞ	51
3.2. MICROSOFT SQL SERVER	51
3.2.1. Veritabanı Nesnesi	52
3.2.1.1. Master Veritabanı	52
3.2.1.2. Model Veritabanı.....	53
3.2.1.3. Msdb Veritabanı.....	53

3.2.1.4. Tempdb Veritabanı.....	53
3.2.2. Temel Veritabanı Nesneleri	53
3.2.2.1. Tablo	53
3.2.2.2. İndeks.....	54
3.2.2.3. Trigger	54
3.2.2.4. Constraint.....	54
3.2.2.5. Schema.....	54
3.2.2.6. View	54
3.2.2.7. Stored Procedure	54
3.2.3. İlişkisel Veritabanı (Relational Database)	55
3.2.4. SQL Server Veritabanı Nedir ve Neden Kullanılır?	56
3.2.5. Yönetim Sistemi (Management System)	56
3.3 MICROSOFT EXCEL 2013	57
3.3.1. Excel Arayüzü	57
3.3.2. Excel Temel Menüleri	57
3.3.3. Excel Nasıl Kullanılır?	58
3.4. SPSS CLEMENTINE	59
3.5. WEKA	59

DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

UYGULAMA

4.1. İŞİ ANLAMA	61
4.2. VERİYİ ANLAMA.....	64
4.3. VERİYİ HAZIRLAMA	72
4.4. MODELLEME	77
4.4.1. Başarı Kriteri Olarak Ders Tekrar Sayısı ve 2.Faktör Soruları İle Gerçekleştirilen Lojistik Regresyon Analizi	77
4.4.2. Dersin Başarı Kriteri İçin Lojistik Regresyon Analizi	82
4.4.3. Başarı Kriteri Olarak Ders Tekrar Sayısı ve 1.Faktör Soruları İle Gerçekleştirilen Lojistik Regresyon Analizi	86
4.4.4. Öğretim Üyesi Başarı Kriteri İçin Lojistik Regresyon Analizi.....	90
4.4.5. SPSS Clementine İle Karar Ağacı Modellerinin Oluşturulması	94
4.4.5.1. SPSS Clementine İle Ders Tekrar Sayısı Niteliğiyle Karar Ağacı Yapısı	95

4.4.5.2. Başarı Kriteri Sorular Niteliği İle Oluşan Modelleme	99
4.4.5.3. Öğrenci Zorluk Tanımlaması Niteliği İçin Karar Ağacı Yapısı	103
4.4.5.4. Dersin Başarı Niteliği İçin Karar Ağacı	108
4.4.6. Uygulamaların Toplu Olarak Yorumu	114
4.4.6.1. Lojistik Regresyon Analizi Kullanılarak Başarı Niteliğinin Tahmin Edildiği Modellerin Yorumu.....	114
4.4.6.2. Karar Ağacı Yapısı Kullanılarak Ders Tekrar Sayısı ve Dersin Başarısı Nitelikleri İçin Oluşturulan Modellerin Yorumu.....	116
4.4.6.3. Karar Ağacı Yapısı Kullanılarak Öğrenci Zorluk Tanımlaması ve Dersin Başarısı Nitelikleri İçin Oluşturulan Modellerin Yorumu	117
SONUÇ VE ÖNERİLER	120
KAYNAKÇA	123

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

OLAP	Online Analytical Processing
CRM	Customer Relationship Management
SQL	Structured Query Language
ISO	International Standards Organisation
RDMBS	Relational Database Management System
ODBC	Open Database Connectivity
KDD	Knowledge Discovery in Database
DNA	Deoksiribo Nükleik asit
SOM	Self-Organizing Maps
ÖSYM	Öğrenci Seçme ve Yerleştirme Merkezi
ÖSS	Öğrenci Seçme Sınavı
HBYS	Hastane Bilgi Yönetim Sistemi
MYS	Malzeme Yönetim Sistemi
WEB	Ağ
SEER	Surveillance Epidemiology and End Results
İMKB	İstanbul Menkul Kıymetler Borsası
CRISP-DM	Cross Industry Standard Process for Data Mining
CHAID	Chi-Squared Automatic Interaction Detector
C&RT	Classification and Regression Trees
ID3	Interactive Dichotomizer
CHAID	Chi-Squared Automatic Interaction Detector
C4.5	C4.5 Tree
MARS	Multivariate Adaptive Regression Splines
QUEST	Quick, Unbiased, Efficient Statistical Tree
SLIQ	Supervised Learning in Quest
SPRINT	Scalable Parallelizable Induction of Decision Trees
AID	Automatic Interaction Detection
T-SQL	Transact Structed Query Language
SSIS	SQL Server Integration Services
EDM	Educational Data Mining
vd.	ve diğerleri

TABLÖLAR LİSTESİ

Tablo 1: OLAP Sistem Şeması	9
Tablo 2: Veri Madenciliği Kullanım Süreci	12
Tablo 3: Veri Madenciliğinin Tarihsel Gelişimi	13
Tablo 4: Ağ Mimarileri	39
Tablo 5: Örnek Veritabanı Tablosu	55
Tablo 6: Verilerin Sıralandıktan Sonraki Görünümü.....	55
Tablo 7: Excel'in Genel Kullanım Senaryoları	58
Tablo 8: Veri Seti Açıklaması	65
Tablo 9: Lojistik Regresyon Denklemi	80

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1: Veri Ambarına Veri Girişi	5
Şekil 2: Veritabanlarında Bilgi Keşfi Süreci	6
Şekil 3: Sql Cümle Örnekleri	8
Şekil 4: Veri Madenciliğinin İlişkide Olduğu Disiplinler	15
Şekil 5: Çapraz Endüstri Veri Madenciliği Standart Süreci	26
Şekil 6: CRISP-DM İş Anlama Basamağı.....	27
Şekil 7: CRISP-DM Veriyi Anlama Basamağı.....	28
Şekil 8: CRISP-DM Veriyi Hazırlama Basamağı	29
Şekil 9: CRISP-DM Modelleme Basamağı	31
Şekil 10: Veri Madenciliği Modelleri.....	33
Şekil 11: CRISP-DM Değerlendirme Basamağı.....	34
Şekil 12: CRISP-DM Gerçekleştirme Basamağı	35
Şekil 13: Katlı Sinir Ağı Örneği.....	38
Şekil 14: Genetik Algoritma Akış Diyagramı	41
Şekil 15: K-En Yakın Komşu Örneği.....	43
Şekil 16: Örnek Karar Ağacı.....	44
Şekil 17: Eğitim Sisteminde Veri Madenciliği Uygulama Döngüsü	61
Şekil 18: Uygulama Periyodu	63
Şekil 19: Veri Setinin E-Views Görünümü	66
Şekil 20: Verilerin Csv Formatında Görünümü	66
Şekil 21: Yeni Veritabanı Oluşturulması.....	67
Şekil 22: Veritabanı Detay1.....	67
Şekil 23: Veritabanı Tablosunun Oluşturulması.....	68
Şekil 24: Veritabanına Verilerin Aktarılması	69
Şekil 25: SQL Server Ortamına Aktarılan Veriler	69
Şekil 26: Verilerin Data Audit Modunda İncelenmesi	70
Şekil 27: Faktör Grupları	71
Şekil 28: Veritabanı Tablosunun Güncellenmesi.....	72

Şekil 29: Öğretim Üyesi Bilgisini Update Eden SQL Cümleleri.....	72
Şekil 30: Ders Kodlarını Update Eden SQL Cümleleri.....	73
Şekil 31: Ders Tekrar Sayılarını Update Eden SQL Cümleleri	73
Şekil 32: Verilerin Ders Başarısı Kriterine Göre Listelenmesi.....	74
Şekil 33: Verilerin Öğretim Üyesi Başarı Kriterine Göre Listelenmesi.....	75
Şekil 34: Verilerin Arff Dosyasına Dönüştürülmesi	76
Şekil 35: Weka Programında Ders Tekrar Sayısı ve 2.Faktör Niteliklerinin Dağılımı.....	77
Şekil 36: Weka Sınıflandırma Algoritması ve Özelliklerinin Seçimi	78
Şekil 37: Başarı Kriteri Ders Tekrar Sayısı Olan 2.Faktör Soruların Lojistik Regresyon Sonuçları	78
Şekil 38: Başarı Kriteri Ders Tekrar Sayısı Olan 2.Faktör Soruların Lojistik Regresyon Eğrisi.....	82
Şekil 39: Weka Programında Cevaplara Göre Başarı Niteliklerinin Dağılımı	83
Şekil 40: Dersin Başarı Kriteri İçin Lojistik Regresyon Sonuçları	83
Şekil 41: Dersin Başarı Kriteri İçin Lojistik Regresyon Sonuçları Eğrisi.....	86
Şekil 42: Başarı Kriteri Ders Tekrar Sayısı Olan 1.Faktör Soruların Lojistik Regresyon Sonuçları	87
Şekil 43: Başarı Kriteri Ders Tekrar Sayısı Olan 1.Faktör Soruların Lojistik Regresyon Eğrisi.....	90
Şekil 44: Weka Programında 1.Faktör Cevaplarına Göre Başarı Niteliklerinin Dağılımı.....	91
Şekil 45: Öğretim Üyesinin Başarı Kriteri İçin Lojistik Regresyon Sonuçları	91
Şekil 46: Öğretim Üyesinin Başarı Kriteri İçin Lojistik Regresyon Sonuçları Eğrisi	94
Şekil 47: C5.0 Algoritmasına Ait Modelin Doğruluk Oranı	95
Şekil 48: C&R Tree Algoritmasına Ait Modelin Doğruluk Oranı.....	96
Şekil 49: Quest Algoritmasına Ait Modelin Doğruluk Oranı.....	96
Şekil 50: Chaid Algoritmasına Ait Modelin Doğruluk Oranı.....	96
Şekil 51: Başarı Kriteri Olarak Ders Tekrar Sayısının Kullanıldığı Model	97
Şekil 52: Test Verisindeki Değişkenlerin Önem Düzeyleri.....	97

Şekil 53: C&R Tree Algoritması Kullanılarak Oluşturulan Karar Ağacı Genel Yapısı	98
Şekil 54: C5.0 Algoritmasına Ait Modelin Doğruluk Oranı	100
Şekil 55: C&RT Algoritmasına Ait Modelin Doğruluk Oranı	100
Şekil 56: Quest Algoritmasına Ait Modelin Doğruluk Oranları.....	100
Şekil 57: Chaid Algoritmasına Ait Modelin Doğruluk Oranları.....	100
Şekil 58: C&R Tree Algoritmasıyla Oluşturulan Karar Ağacı Modeli	101
Şekil 59: Test Verisindeki Değişkenlerin Önem Düzeyi.....	101
Şekil 60: C&R Tree Algoritması Kullanılarak Oluşturulan Karar Ağacı Genel Yapısı	102
Şekil 61: C5.0 Algoritmasına Ait Modelin Doğruluk Oranı	103
Şekil 62: C&R Tree Algoritmasına Ait Modelin Doğruluk Oranı.....	104
Şekil 63: Quest Algoritmasına Ait Modelin Doğruluk Oranı.....	104
Şekil 64: Chaid Algoritmasına Ait Modelin Doğruluk Oranı.....	104
Şekil 65: Öğrenci Zorluk Tanımlaması Niteliği İçin Karar Ağacı Modeli.....	105
Şekil 66: Öğrenci Zorluk Tanımlaması Karar Ağacı İçin Değişkenlerin Önem Düzeyi	105
Şekil 67: Öğrenci Zorluk Tanımı Karar Ağacı Genel Yapısı	105
Şekil 68: %80 Devam Eden Öğrenciler İçin Karar Ağacı Detayı.....	107
Şekil 69: C5.0 Algoritmasına Ait Modelin Doğruluk Oranı	108
Şekil 70: C&R Tree Algoritmasına Ait Modelin Doğruluk Oranı.....	108
Şekil 71: Quest Algoritmasına Ait Modelin Doğruluk Oranı.....	109
Şekil 72: Chaid Algoritmasına Ait Modelin Doğruluk Oranı.....	109
Şekil 73: Ders Başarı Durumu İçin Oluşturulan Karar Ağacı	109
Şekil 74: Ders Başarısı Karar Ağacı İçin Değişkenlerin Önem Düzeyi.....	110
Şekil 75: Başarı Kriteri 9,10,11 ve 12. Sorular İle Karar Ağacı Genel Yapısı.....	110
Şekil 76: 8. Soruya Katılmıyorum Yanıtını Verenler.....	112
Şekil 77: 8. Soruya Katılıyorum Yanıtını Verenler.....	113
Şekil 78: 8. Soruya Kısmen Katılıyorum Yanıtını Verenler	113

EKLER LİSTESİ

EK 1: Başarı Kriteri Olarak Ders Tekrar Sayısı ve 2.Faktör Soruları İle Gerçekleştirilen Lojistik Regresyon Analizi Tahmin Sonuçları

EK 2: Dersin Başarı Kriteri İçin Lojistik Regresyon Analizi Tahmin Sonuçları

EK 3: Başarı Kriteri Olarak Ders Tekrar Sayısı ve 1.Faktör Soruları İle Gerçekleştirilen Lojistik Regresyon Analizi Tahmin Sonuçları

EK 4: Öğretim Üyesi Başarı Kriteri İçin Lojistik Regresyon Analizi Tahmin Sonuçları



GİRİŞ

Bilgisayarların günlük yaşamda yaygın olarak kullanılması; coğrafi sınırları ortadan kaldırarak hizmetin ve bilginin globalleşmesine neden olmuştur (Ekinci, 2009: 1).

Bilişim teknolojilerinin dört ayağını oluşturan yazılım, donanım, son kullanıcı ve toplumların gelişmesi sonucu farklı alanlarda kaydedilen veri miktarları artmıştır. Depolanan büyük miktardaki veri içerisinde doğru ve gizli bilgiye ulaşmak için veri madenciliği kuruluşlara büyük avantajlar sağlamaktadır. Veri madenciliği ve iş zekası uygulamaları ham veriden faydalı bilgiyi çıkardığından önemi giderek artmakta ve kullanımı da yaygınlaşmaktadır (Şekeroğlu, 2010:1).

Bütün bu bilgilerin tutulduğu veri tabanları çok büyük miktarda verileri sakladığı için oldukça değerlidir. Veri tabanlarının tek amacı bilgi saklamak değildir, veri tabanları aynı zamanda çok önemli olabilecek gizli bilgileri de saklamaktadır (Telcioğlu, 2007: 1). Eldeki verileri kullanarak; net olarak bilinmeyen ancak potansiyel olarak kullanışlı olan bilginin çıkartılması, yine bu verilerden geleceğe yönelik tahminler yapılması veri madenciliği ile yapılabilmektedir (Baykasoğlu, 2005: 1).

Veri madenciliği ve bilgi keşfi terimleri birbirine oldukça yakın anlamlıdır. Veritabanından elde edilen veriler doğrudan yapılacak hesaplamalarla elde edilemeyen ve son kullanıcı tarafından anlaşılabilen veriler olmalıdır. Veri madenciliği burada, faydalı bilgi bulmayı ifade eder (Telcioğlu, 2007: 1). Veri madenciliği, veritabanında yapısız olarak bulunan veriden anlaşılır ve kullanışlı bilgiyi elde etmeye yarayacak tümevarım işlemlerinin; uygulanması ve analiz edilmesine yönelik çalışmaların bütünüdür (Akgöbek ve Çakır, 2009: 801). Veri Madenciliğinin temel amacı, analiz yöntemiyle incelenerek bilgi çıkarımı yapılması zor olan büyük miktardaki veriden gizli ve faydalı bilginin çıkarılmasıdır (Coşkun ve Baykal, 2011: 52). Veri madenciliği eldeki veriler üzerinden; analiz yapılması, gizli ancak işe yarayabilecek verilerin çıkartılması, çıkartılan veriler içerisindeki bağlantıların ve örüntülerin modellenmesidir.

Veri madenciliği bir istatistiksel yöntemler serisi olarak görülmektedir (Baykasoğlu, 2005: 1). Ancak veri madenciliği; veritabanı, istatistik, yapay zekâ, makine öğrenimi, örüntü tanımlama ve verilerin görselleştirilmesi gibi pek çok tekniği birleştiren multidisipliner bir alandır (Özekes, 2003: 66).

Veri madenciliği ve bilgi keşfi; elektronik ticaret, işletme, bilim, tıp ve eğitim alanlarında yapılan uygulamalarda yeni ve temel bir araştırma tekniği olarak ortaya çıkmaya başlamıştır. Geniş miktardaki veri kümesinden; veriler arasındaki desenleri, düzensiz yapıları, değişiklikleri ve veriler arasındaki bağlantıları tespit etmek için kullanılır (Baykasoğlu, 2005: 2).

Bilgi teknolojilerinin günümüzde hızla gelişiyor olması; bilginin üretimi ve iletilmesinde adeta baş döndüren gelişmelerle birlikte bilgi toplumunun oluşmasına olanak sağlamıştır. Bilginin yalnızca teknoloji değil diğer alanlarda da ön plana çıkması, her alanda kaliteli eğitimin önemini ortaya çıkarmıştır. Pek çok derste eğitim ve öğretim aşamalarının etkin olmaması, dersin öğrenci tarafından tekrar alınmasına neden olmaktadır. Bu sorunlar; derslerin içeriğine uygun olan eğitim ve öğretim yöntemlerinin uygulanmaması, ders sürelerinin iyi değerlendirilmemesi ve öğrencilerin derslere olan ilgilerinin arttırılmasıyla çözülebilir (Özdil vd., 2007: 1).

Üniversite öğrencilerinin yılsonunda başarısız sonuçlarla karşılaşmalarının önlenmesi için başarıyı etkileyen faktörlerin belirlenmesi gerekmektedir (Kurt ve Erdem, 2012: 111). Başarıyı etkileyen faktörlerin önceden bilinmesiyle başarısızlık nedenlerinin de kontrol edilebileceği düşünülmektedir (Koç ve diğerleri, 2004: 484).

Bu tez çalışmasının temel amacı, yılsonunda öğrencilere uygulanan ders değerlendirme anket verileri kullanılarak; öğrencilerin ders değerlendirme anketine verdiği cevapların ders tekrar sayılarıyla ve dönem başında öğrencilerin beklentilerinin dönem sonunda karşılanıp karşılanmadığı ile olan ilişkilerinin ortaya çıkarılması, anket sorularına verilen cevaplar için karar ağaçları oluşturulması ve bunların nasıl yorumlanması gerektiğinin ortaya konulmasıdır. Bu bilgiler ışığında öğrencilerin başarısızlık nedenleri analiz edilerek, dersin başarı oranlarının arttırılmasına yönelik tavsiyeler ortaya çıkarılması amaçlanmaktadır.

Tez çalışması; veri madenciliği ve veri madenciliği süreçleri, veri madenciliğinde kullanılan modeller, kullanılan bilgisayar yazılımları, uygulama, sonuç ve öneriler olmak üzere beş bölümden oluşmaktadır.

BİRİNCİ BÖLÜM

VERİ MADENCİLİĞİ

Gelişen bilgisayar teknolojileri büyük miktardaki veriyi saklayabilme ve bu veriye çok kısa sürelerde erişim sağlayabilmektedir (Ekinci, 2009: 3). Gün geçtikçe doğru kullanılabilen veya kullanılamayan verilerin miktarında da büyük bir artış görülmektedir. Veri miktarındaki bu artış insanların bu verileri kullanarak anlamlı veriye ulaşım oranını düşürmektedir (Gemici, 2012: 3). Doğru ve anlamlı veriye erişim sürecinde, veri eksikliği gibi nedenlerle büyük miktardaki veriyle doğru şekilde uğraşabilmek bir sorun haline gelmiştir. Bu sorunların üstesinden gelebilmek ve doğru veriye ulaşabilmek için pek çok alanda veri madenciliği uygulamalarına başvurulmaktadır (Ekinci, 2009: 3). Veri madenciliği yeni bir anlayış değildir, insanlar yaşamın başlangıcından bu yana veriler arasındaki gizli kalmış örüntüleri aramaktadırlar (Witten vd, 2016: 4). Avcılar; hayvan göçlerini, çiftçiler; bitki gelişimini, politikacılar ise seçmen görüşlerindeki değişim örüntülerini araştırmaktadırlar. Günümüzde ise girişimciler kendi fırsatlarını yaratabilecek iş örüntülerini aramaktadırlar (Gemici, 2012: 3).

1992 yılında yapılmış olan bir çalışma ise dünya üzerindeki veri miktarının her 20 ayda iki katına çıktığını göstermektedir. Veri sayısındaki bu artışa paralel olarak veri madenciliği de oldukça hızlı bir gelişme göstermiştir. Bu alanda kullanılan yazılımlar, algoritmalar ve uygulama alanları oldukça çeşitlenmiştir (Aytaç ve Bilge, 2013: 26). Gelecekte çok daha fazla önem kazanacak olan veri madenciliği uygulamaları her geçen gün gelişmektedir (Eğriboz, 2002: 11). Veri madenciliği yöntemi, işletmelerin veri kaynaklarındaki en önemli bilgilere odaklanmalarını sağlayan bir süreçtir (Erdoğan ve Timor, 2005: 53).

1.1. VERİ NEDİR?

Olaylar hakkında birbirinden farklı, genel gerçekleri ifade etmektedir. Günümüzde modern kuruluşlar veriyi genellikle veri tabanlarında depolarlar. Firmalar veri yönetimini; maliyet, hız ve kapasite yani istenildiğinde veriye erişim erişilememesi açısından değerlendirmektedirler (Eğriboz, 2002: 5).

Veri kelimesi, Latince'deki 'Datum' sözcüğünün çoğul halidir ve 'verilmiş şeyler' anlamına gelmektedir. Klasik bilgisayar biliminin içerisinde yer alan veri

terimi ise; bilgisayarların üzerinde işlem yapabileceği numerik ya da diğer bilgiler anlamına gelmektedir. Ayrıca veriyi tüm bu bilgilerden bağımsız olarak iş dünyasının bakış açısından da tanımlamak gerekmektedir (Eğriboz, 2002: 6).

Veri; bir kurumun, belki de rakipler tarafından çoğaltılamayan, oluşturulamayan tek stratejik aktifidir. Tam bir rakipsel farklılaştırma kaynağı olan veri; genellikle bilgisayar ortamında ve şirket merkezinde saklanmaktadır (Eğriboz, 2002: 6).

1.2. VERİ KAYNAKLARI

Bir kurumda bulunan veriler dâhili ve harici veriler olmak üzere iki seviyede kategorize edilirler. Dâhili veriler; firmaya ait olan ve firma içinde olanları anlatırlar. Harici veriler; firma tarafından satın alınan veya şirket dışı faaliyetleri tanımlamaya yarayan verilerdir (Eğriboz, 2002: 7).

Dâhili Veriler: Finans sistemleri, Lojistik sistemleri, Satış sistemleri, Üretim sistemleri, Personel sistemleri, Faturalama sistemleri, Bilişim sistemleri,

Harici Veriler: Fırsatları tanımlayarak, tehditleri algılayarak ve sinerjileri tanımlayarak analiz edilebilir. Harici veriler; Rakip firmanın verileri, Ekonomik veriler, Sınai veriler, Kredi verileri, Mal verileri, Ekonometrik veriler, Psikometrik veriler, Meteorolojik veriler, Demografik veriler, Satış ve Pazarlama verileri başlıkları altında kategorize edilebilir (Eğriboz, 2002: 8).

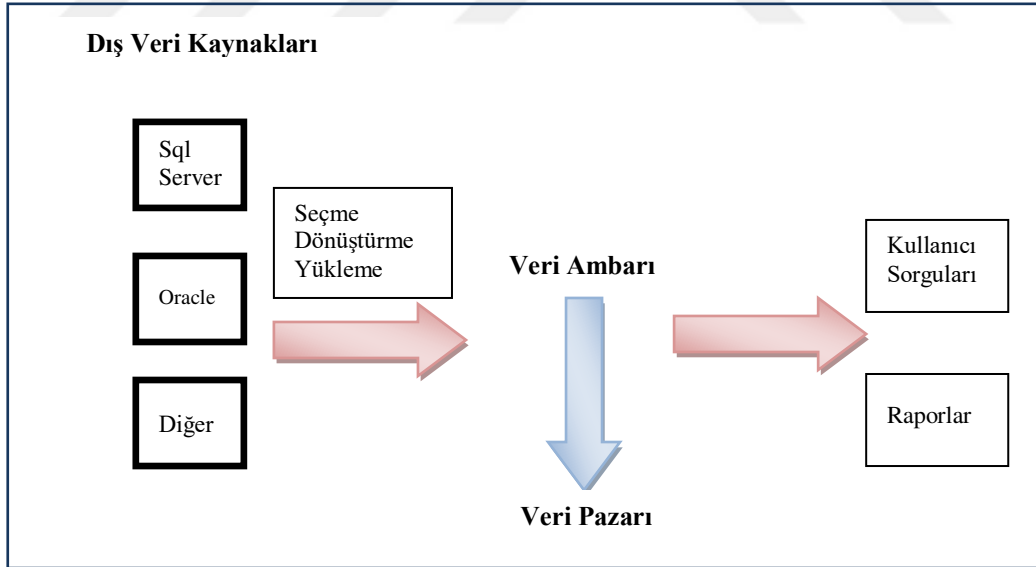
1.3. VERİ AMBARI NEDİR?

Veri madenciliği süreci ile birlikte anılan ve veri madenciliği sürecinin gerçekleştirilmesini sağlayan özel veritabanına veri ambarı denilmektedir (Koyuncugil ve Özgülbaş, 2009: 23). Literatürde veri ambarı terimi; pek çok farklı kaynak ve genel olarak farklı yapıdaki verinin depolandığı ve tüm bu bilgilerin aynı çatı altında kullanılmasının beklendiği yapılardır. Bu özelliklere ek olarak veri ambarları; pek çok farklı kaynaktan elde edilen verilerin aynı çatı altında analiz edilmesine imkân tanır (Fayyad vd., 1996: 40). 1990 yılında veri madenciliği uygulamalarının gelişmesiyle birlikte veri tabanları içerisinde veri ambarları geliştirilmiştir (Koyuncugil ve Özgülbaş, 2009: 22).

Veri madenciliği uygulamalarının gerçekleştirileceği verinin taşınması gereken vasıfları veri ambarı sağlamaktadır. Basit anlamda veri ambarı veri madenciliği uygulamalarının gerçekleştirileceği verileri tutan basit veri tabanlarıdır. Veri ambarları; farklı kaynaklardan toplanan verilerin uyumsuzluklar ve hatalardan temizlenmesidir (Kaya ve diğerleri, 2003: 1). Bunun için veri ambarında veri yönetimi ve bütünlüğü için bazı güçlendirmeler yapılmaktadır (Telcioğlu, 2007: 9).

Diğer bir deyişle veri ambarı; karar verme süreçlerinde kullanılan; konu tabanlı, birleştirilmiş, zamana bağımlı ve verilerin kalıcı olarak tutulduğu veri topluluğudur (Agrawal ve Srikant, 1994: 5). Veri ambarının bu dört özelliği şöyle açıklanabilir: 1) Konu Tabanlı Veri Ambarları: Veri ambarının satış ya da öğrenci bilgileri gibi belirli bir konuya ait veriler içermesidir. 2) Birleştirilmiş Veri Ambarları: Birçok farklı kaynaktan gelen verinin birleştirilerek veri ambarını oluşturmastır. 3) Zamana Bağımlı Veri Ambarları: Bilgilerin periyodik aralıklarla eklenerek oluşturduğu veri ambarı modelidir. Her anahtar yapı tarihsel olarak dizilmelidir. 4) Kalıcı Veri Ambarları: Veri ambarındaki verinin, veri tabanlarında olduğu gibi periyodik olarak güncellenmediği türdür (Ekinci, 2009: 3).

Şekil 1: Veri Ambarına Veri Girişi



Kaynak: İşli, 2009: 10 Kaynağından yararlanılarak yeniden düzenlenmiştir.

Şekil 1’de görüldüğü gibi veri ambarına giren veriler işletmeye ait çalışan sistemler üzerinden olabileceği gibi işletmeye ait olmayan kaynaklardan da olabilir. Çalışan sistemler; rutin olarak yapılan işleri, gerçekleştirilen işlemleri ve bu işlemlerin sonuçlarını saklayan sistemlerdir. Çalışan sistemler; müşteri bilgileri,

mağaza stokları, satış miktarları gibi bilgilerin işlendiği ya da saklandığı sistemler olabilmektedirler (Ekinci, 2009: 4). Veri ambarları; veri madenciliği ile birlikte anılan ve veri madenciliği süreci için ihtiyaç duyulan verinin tutulduğu özel bir veritabanıdır.

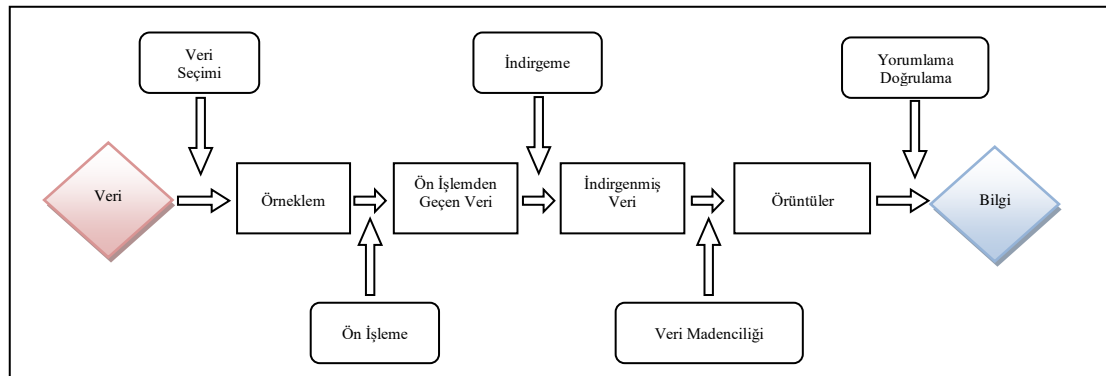
Veri ambarında toplanan verilerin tutarlılığı ve doğruluğunun sağlanması için veriler toplandıktan sonra, veriler üzerinde çeşitli dönüştürme ve temizleme işlemleri uygulanır. Bu işlemler; işletmelerin çeşitli yerlerinde tekrarlanan verilerin ya da normal olmayan hatalı verilerin tespit edilebilmesi ve temizlenmesi için gerekli işlemlerdir (Han ve Kamber, 2001: 146).

Veri ambarında veriler oluşturulduktan sonra bu veriler üzerinde elle veya gözle analizlerin yapıldığı OLAP (Online Analytical Processing), müşteri ilişkileri yönetimi (CRM), istatistiksel raporlama işlemleri veya veritabanı sorgulama işlemleri (SQL) gerçekleştirilebilir (Ekinci, 2009: 4).

1.4. VERİ TABANLARINDAN BİLGİ KEŞFİ

Veri madenciliği, bilgi keşfi ve veritabanından bilgi keşfi terimleri bazen karıştırılabilmektedir (Özdemir vd., 2010: 350). Veritabanından bilgi keşfinin yapılması, veriden faydalı bilginin elde edilme sürecinin bütünü için kullanılan bir ifadedir (Şekeroğlu, 2010: 7). Ancak veri madenciliği bilgi keşfi sürecinin bir aşamasıdır (Cios Krzysztof vd., 2007: 10). Veritabanından bilgi keşfi süreci Şekil 2’de gösterilmiştir.

Şekil 2: Veritabanlarında Bilgi Keşfi Süreci



Kaynak: Şekeroğlu, 2010: 9 kaynağından yararlanarak yeniden düzenlenmiştir.

Uygulama yapılacak alanın anlaşılabilmesi ve geliştirilebilmesi için; çeşitli hazırlıklar yapılır ve bilgi keşfinin amacı geliştirilir. Veri setinin seçilmesi ve oluşturulması için; veri kütleleri birleştirilerek sorgu için uygun örneklem kitlesinin

oluşturulması amaçlanır. Önişleme ve temizleme işlemleri; seçilen örneklemedeki hatalı veya eksik olan verilerin temizlenmesi ve değiştirilmesi aşamasıdır. Bu şekilde, elde edilen bilginin kalitesinin ve değerinin de arttırılması sağlanmaktadır.

Veri işleme adımı; seçilen örneklemden ilgisiz ve tekrarlı veriler temizlenir. Bu işlemle yapılmak istenen veri madenciliği sürecinde çalıştırılacak sorguların hızının arttırılmasıdır. Uygun veri madenciliği programı ve algoritmasının seçilmesi için; hangi veri madenciliği çeşidinin (sıralama, sınıflandırma ve regresyon gibi ilişki arama yöntemlerinin) kullanılacağına karar verilir. Bu adım genellikle bilgi keşfi amacı ve önceki adımlarla ilişkilidir. Ayrıca bu aşamada izlenecek olan strateji ve kullanılacak yöntemlere de karar verilmektedir. Veri madenciliği algoritmasının çalıştırılması; bu işlem adımı için karar verilen veri madenciliği algoritması uygulanmalıdır. Tatmin edici sonuca ulaşmaya dek algoritma çalıştırılmaktadır.

Sonucun değerlendirilip bilgi keşfinin kullanılması; bu aşamaya gelindiğinde elde edilen örüntüler kullanılarak ilk aşamadaki belirlenen amaç ile bağlantılar kurulmalı ve daha sonra elde edilen bilgi çalışma amacına uygun şekilde kullanılmalıdır (Özdemir vd., 2010: 351).

1.5. VERİTABANINDAKİ BİLGİYE ERİŞİM YÖNTEMLERİ

Veritabanındaki veriler; SQL sorgulama diliyle, OLAP araçları kullanılarak veya veri madenciliği araçları kullanılarak çıkartılabilmektedir.

1.5.1. SQL(Structured Query Language) Sorgulama Dili

Yapısal bir sorgulama dili olan SQL, ilişkisel veri tabanlarında (relational database management system) kullanılan ve sistem üzerinde bulunan veriye; programcının isteği doğrultusunda verinin organizasyonu, sorgulanması, veriye ekleme ve değişikliklerin yapılması yani verinin yönetilmesi amacına yönelik işlemlerin gerçekleştirilmesini sağlar. (<http://bilgisayarkavramlari.sadievrenseker.com/2008/12/05/sql-structured-query-language-yapisal-sorgulama-dili/>: 20.07.2017). Standart bir dildir ancak farklı veri tabanlarında farklı yazım kuralları bulunmaktadır (Ekinci, 2009: 5). Günümüzde pek çok sistem tarafından kullanılan SQL standartları ISO (International Standards Organisation / Uluslararası Standartlar Enstitüsü) tarafından belirlenmektedir. Sybase, MySQL, Mssql, Oracle gibi birçok veritabanı

SQL sorgulama dilini kullanmaktadır (<https://tr.wikipedia.org/wiki/SQL>: 01.01.2017).

SQL kullanım ve yapısal olarak bir komut satır dili olarak düşünülebilir. Kullanıcılar sonuçları satır satır görmektedirler.

Şekil 3: Sql Cümle Örnekleri

```
CREATE TABLE tabloilceler (  
  ilceNo mediumint(8) unsigned DEFAULT '0' NOT NULL,  
  ilce varchar(30) NOT NULL,  
  postakodu varchar(5),  
  ilceTel char(3),  
  plakaKodu char(2) NOT NULL  
)  
  
SELECT ilçe, postakodu FROM tabloilceler WHERE plakaKodu = '34'
```

Kaynak: <https://tr.wikipedia.org/wiki/SQL>: 01.01.2017

1.5.2. OLAP (Online Analytical Proccessing)

Veri ambarlarının hızla gelişmesiyle birlikte; verilere daha hızlı bir şekilde erişilebilmesi ve çok boyutlu analiz gereksinimlerinin artması, veri üzerinde yeni ihtiyaçlar meydana getirmiştir (Vassiliadis ve Sellis, 1999: 64). Bu ihtiyaçlar nedeniyle veri ambarının kurulum aşaması tamamlandıktan sonra, sistemde neyin var olduğunun ve neden var olduğunun anlaşıldığı süreç OLAP'tır. Sorgulama ve raporlama araçlarının aksine OLAP, bir araştırma sonucunda sistemde olanların nedeninin bulunmasını sağlar (Telcioğlu, 2007: 82). OLAP verilere çok hızlı şekilde erişim sağlamasının yanı sıra verinin çok boyutlu analiz edilebilmesine de olanak sağlayacak şekilde geliştirilmiştir (Berson vd., 2000: 47). Aşağıdaki diğer tanımlamalarda OLAP için yapılmış tam ve doğru olan tanımlamalardır.

- OLAP, yönetim ve iş ile ilgili bilgileri analiz etmede kullanılan bir araçtır.
- Eldeki veriler ile geçmiş zaman dilimleriyle ilgili bilgi almak için kullanılan bir araçtır.
- Eldeki ham veriler üzerinden süzölmüş bilgiler elde etmek için kullanılan hızlı, tutarlı ve etkileşimli bir araçtır (Eğriboz, 2002: 82).

OLAP sistemleri getirdikleri stratejik bilgi nedeniyle oldukça değerlidir. OLAP sistem şeması Tablo 1'de görülmektedir. (Eğriboz, 2002: 84).

Tablo 1: OLAP Sistem Şeması

	OLAP
Amaç	Geçmiş veri okuma ve analiz
Güncelleştirme	Hayır, sadece okuma
Yazma	Hayır
Veri Kaynağı	Geçmiş OLTP veri
Veri girişi	Analitik

Kaynak: Eğriboz, 2002: 84.

OLAP sistemleri; hesaplama motoru ve çok boyutlu veri izleme aracı olarak iki bölümden oluşmaktadır. Hesaplama motoru kısmında; toplam alınması, oran hesaplanması, zaman hesaplanması, istatistikler, sıralamalar gibi standardın dışındaki SQL operasyonlarının sergilenmesinde kullanılmaktadır. Tüm bunların yanı sıra bazı hesaplama motorları da formül ve algoritmalar, tahmin ve modellemeler de yapabilmektedir. Motor yüksek kapasiteli ve çok amaçlı olarak kullanılabilen; çok boyutlu küpler olarak adlandırılan özel yapılarla birlikte maksimum kapasite ile çalışabilirler. Buradaki küp yapılarının içerisinde bulunan küp değerleri ölçülmüş değerleri içermektedir.

OLAP verileri çok boyutlu olarak gösterebilme, karışık hesaplamalar yapabilme ve zaman yönelimli süreç kabiliyeti yönleri ile sorgulama ve raporlama yazılımlarından ayrılmaktadır.

Verilerin Çok Boyutlu Gösterimi: İş modelleri yapıları gereği olarak çok boyutlu veri gösterimine ihtiyaç duyduklarından; geliştirilen OLAP uygulamaları veritabanındaki verilere esnek ve kolay ulaşım sağlayarak, verilerin küp yapısında gösterilmesine olanak tanır. Bu şekilde verilerin işlevselliği arttırılmıştır.

Karışık Hesaplamalar: OLAP uygulamalarının birçoğu küpün bir boyutu ya da hiyerarşisi bazında hesaplamalar yapabilirken bazı uygulamalar da çok daha karmaşık özellikler içeren yüzde alabilme, sonraki değer tahmini gibi karar destek aşamasında kullanıcıya büyük faydalar sağlayabilecek hesaplamalar gerçekleştirebilirler.

Zaman Yönelimli Süreç Kabiliyeti: Zaman yönelimi neredeyse tüm OLAP uygulamaları için göz ardı edilemeyecek kadar önemlidir. Zaman Boyutu; iş süreci performansının değerlendirilmesi ve karşılaştırılmasına yardımcı olur.

Geleneksel veri tabanları silme, değiştirme gibi klasik işlemlerde iyi performans sergilerken veri analizi konusunda yetersiz kaldıkları için OLAP sistemleri tercih edilmektedir (Yaldır ve Taşer, 2016: 159).

1.5.3. Veri Madenciliği Aracı

Temel anlamıyla veri madenciliği, büyük veri setleri arasındaki desenler veya ilişkiler üzerinde yazılım tekniklerinin kullanılması olarak tanımlanabilir. İlgili veri kümesindeki ilişki, kural ve özelliklerin belirlenmesinde bilgisayar yazılımı kullanılır (Baykasoğlu, 2005: 1). Diğer bir ifadeyle veri madenciliği, ilgili veri seti içerisindeki ilişkilerin, desenlerin, kuralların, düzensizliklerin istatistiki açıdan önemli olan yönlerinin bilgisayar yazılımları yardımıyla yarı otomatik olarak keşfedilmesidir (Baykasoğlu, 2005: 2).

Veri madenciliğinin amacı, eldeki verilerde keşfedilmemiş bilgileri ortaya çıkarmak ve daha önceden yapılmış çalışmaları dikkate alarak; bu veriler üzerinden gelecekle ilgili tahminlerde bulunmaktır (Küçüksille, 2009: 29).

Devam eden bölümlerde çok daha detaylı incelenecek olan veri madenciliği, William Frawley ve Gregory Piatetsky-Shapiro tarafından, “Veri seti içerisindeki gizli, önceden bilinmeyen ve faydalı olma potansiyeli bulunan bilginin önemli olanlarının açığa çıkarılmasıdır” olarak tanımlanmaktadır (Ekinci, 2009: 8).

1.5.3.1. Veri Madenciliğinin Ortaya Çıkışı

Veri madenciliği kavramının ortaya ilk çıkışı 1960’lı yıllara dayanmaktadır (Eğriboz, 2002: 40). Veri madenciliğinde kullanılan teknikler uzun araştırmalar ve ürün geliştirme işlemleri sonucunda ortaya çıkarılmıştır. Bu gelişme temel olarak; verilerin bilgisayar ortamında depolanması, veri girişlerindeki süreklilik ve saklanan verilerin oldukça büyük boyutlara ulaşmasıyla başlamış ve böylece veri madenciliği günümüzde son kullanıcılara da ellerindeki büyük verileri yönetme imkânı sağlayan bir sürece dönüşmüştür (Küçüksille, 2009: 29). Son yıllarda eldeki büyük verilerin analiz edilmesi faydalı ve anlamlı bilgiye ulaşma sürecinde; istatistik, yapay zeka, makine öğrenmesi gibi disiplinler veri madenciliğine temel oluşturmuş ve veri

madenciliği disiplininin endüstri, ekonomi ve iş çevresinde kullanılması yanı sıra akademik alanda da ilgi odağı olmasına neden olmuştur (Coşkun ve Baykal, 2011: 52). Veri madenciliği günümüzde; büyük miktarda veri toplama, çok işlemcili bilgisayarlar ve veri madenciliği algoritmaları tarafından desteklenmektedir (Küçükşille, 2009: 29). Kullanıcı gözüyle veri madenciliğine bakılacak olursa, veri madenciliğinin tarihi gelişim süreci Tablo 2’de belirtildiği gibi dört adımda incelenebilir.

Veri madenciliği günümüz bilgi toplumunda oldukça önemli bir yer edinmiştir. İçerisinde bulunduğumuz veri okyanusundan doğru ve faydalı bilgiye ulaşmak için Avrupa ve Amerika’da birçok araştırma grubu kurulmuş ve kurulmaya devam etmektedir. 22 Mayıs 2000 tarihinde Times dergisinde yayınlanan bir yazıda veri madenciliğinin en hareketli iş alanları arasında ilk on da yer aldığı söylenmiştir. MIT’s Magazine of Technology Review dergisinin Ocak-Şubat 2001 sayısında ise veri madenciliğini; teknoloji alanındaki on yeni alan arasında olduğunu göstermiştir. Economist Online ise 2004 yılında veri madenciliğinin geleceğin 12 harikası içerisinde olduğunu belirtmiştir (Baykasoğlu, 2005: 3).

1.5.3.2. Veri Madenciliğinin Tarihsel Gelişimi

Veri madenciliği uygulamaları; 1960’lı yıllarda IBM, CDC gibi firmaların zamanın teknolojisi olan bilgisayar ve diskler aracılığıyla verilerin statik olarak toplanması süreciyle başlamıştır. 1980’li yıllara gelindiğinde; Oracle, Microsoft gibi firmalar ilişkisel veritabanı sistemleri ve SQL vasıtasıyla kayıt bazında verileri dinamik şekilde toplamaya devam etmişlerdir. 1990’lı yıllarda ise; SPSS gibi firmalar OLAP araçları kullanarak verileri çok boyutlu ve dinamik olarak toplama işlemlerine devam etmişlerdir. Günümüzde ise; IBM ve SAS gibi firmalar geliştirdikleri algoritmalar aracılığıyla verileri proaktif olarak toplayabilmektedirler (Savaş vd., 2012: 4).

Tablo 2: Veri Madenciliği Kullanım Süreci

	Gelişim Adımı	İşletme Sorusu	Teknolojiler	Ürün Sağlayıcılar	Özellikler
1. ADIM	Veri Toplama (1960'lı yıllar)	Son beş yıldaki toplam gelirim ne?	Bilgisayarlar, diskler	IBM, CDC	Geçmişe ait, statik veri dağıtımı
2. ADIM	Veri Girişi (1980'li yıllar)	Geçen Martta İngiltere'deki satış miktarı ne?	İlgili veri tabanları (RDMBS, SQL, ODBC)	Oracle, Sybase, Informix, IBM, Microsoft	Kayıt seviyesinde geçmişe ait, dinamik veri dağıtımı
3. ADIM	Veri Depolama ve Karar Destekleme (1990'lı yıllar)	Geçen Martta İngiltere'deki satış miktarı ne? Boston'u geçti mi?	Çok boyutlu veri tabanları, veri depolama	Pilot, Comshare, Arbor, Cognos, Microstrategy	Farklı seviyelerde geçmişe ait, dinamik veri dağıtımı
4. ADIM	Veri Madenciliği (Günümüzde Gelişmekte)	Gelecek ay Boston'deki satış miktarı ne olabilir? Neden?	Gelişmiş algoritmalar, çoklu işlemci bilgisayarlar, büyük veri tabanları	Pilot, Lockheed, IBM, SGI	Muhtemel ve etkin veri dağıtımı

Kaynak: K. THEARLING, An Introduction to Data Mining, <http://theaurling.com/text/dmwhite/dmwhite.htm>: 01.01.2017

1960'lı yıllardan 2000'li yıllara veri madenciliğinin tarihsel gelişimi Tablo 3'te özetlenmeye çalışılmıştır.

1.6. VERİ MADENCİLİĞİ NEDİR?

Küreselleşen dünyada veriye ulaşmanın yanında veriden elde edilebilecek maksimum bilgiyi çıkarmakta oldukça önemli bir hale gelmiştir (Savaş vd., 2012: 2). Veri madenciliğindeki asıl amaç; analiz edilerek bilgi elde etmenin zor olduğu büyük boyuttaki veriden anlamlı bilgiyi çıkarmaktır (Coşkun ve Baykal, 2011: 52). Veri madenciliği tanımlamasında bahsedilen büyük veri; tek bir iş istasyonunda saklanamayacak kadar büyük veri kümelerini temsil etmektedir (Baykasoğlu, 2005: 2).

Veri madenciliği için kullanılan araçlar eldeki veriler üzerinden bilgi çıkarımı yapabileceği gibi geleceğe yönelik tahminlerde yapabilirler (Küçüksille, 2009: 35). Bu durum veri madenciliği yönetimini kullanan kişi ve kurumların etkin kararlar almalarına yardımcı olur. Bu araçlar aynı zamanda çözümü çok zaman gerektiren sorunlara da çözüm bulabilmektedirler (Savaş vd., 2012: 3).

Tablo 3: Veri Madenciliğinin Tarihsel Gelişimi

Tarih	Basamaklar	Sorular	Kullanılabilir Teknolojiler	İlgili Yazmalar
1960’lar	Veri toplama, Veritabanı Yönetim Sistemleri	Benim son 5 yıldaki toplam kârım nedir?	Bilgisayar, Disk, Metin dosyaları	Fortran
1980’ler	Veriye ulaşım, Veri sorgulama	Geçen Mart İstanbul’daki birim satış miktarı nedir?	Daha hızlı ve ucuz bilgisayarlar, daha fazla depolama alanı, ilişkisel veritabanları	Oracle, IBM DB, SQL
1990’lar	Veri ambarları, Karar destek sistemleri	Geçen Mart İstanbul’daki birim satış miktarı nedir? Ankara ile karşılaştırmalı olarak görmek istiyorum.	Daha hızlı ve ucuz bilgisayarlar, daha fazla depolama alanı, ilişkisel veritabanları, OLAP, Çok boyutlu veritabanları, Veri ambarları	SQL Standart, Veri Ambarları, OLAP, Darwin, IBM Intelligent Miner, SPSS Crips DM, SAS Miner, Angoss Knowledge Seker
1990’ların sonu 2000’ler	Veri madenciliği Web madenciliği	Ankara’da gelecek ayki birim satışlarım ne durumda olacak? Neden?	Daha hızlı ve ucuz bilgisayarlar, Daha fazla depolama alanı, ilişkisel veritabanları, Gelişmiş bilgisayar algoritmaları	Oracle Data Miner, IBM DB2 UDB Mining, SPSS Clementine, SAS Enterprise Miner

Kaynak: Aldana, 2000: 11.

Literatürde yer alan veri madenciliğiyle ilgili bazı tanımlamalar aşağıdaki gibi verilmiştir;

- “Veri madenciliği uygulamaları, elde bulunan verilerden önceden bilinmeyen ancak faydalı olma potansiyeli olan bilgilerin çıkarılmasıdır. Kümeleme, verilerin özetlenmesi, sınıflandırma kuralları, değişikliklerin analizi ve sapmaların tespit edilmesi gibi teknik açıdan birçok farklı bakış açısını içerir” (Oğuzlar, 2005: 1).

- “Veri madenciliği, analiz yöntemiyle bilgi çıkarımı yapılması zor olan büyük miktardaki veri içerisinde gizli kalmış, anlamlı olan ve fayda sağlayabilecek verinin çıkarılmasıdır” (Coşkun ve Baykal, 2011: 52).
- “Veri madenciliği büyük veri tabanlarında, verilerin arasındaki ilişki ve örüntülerin araştırılarak; gizli kalmış ancak işe yarama potansiyeli bulunan veriler içerisinde değerli bilgilerin elde edilmesidir” (Özekes, 2003: 66).
- “Veri madenciliği; veri ambarlarındaki çeşitli verilere dayanan ve daha önceden bilinmeyen bilgilerin ortaya çıkarılarak kararlar verilmesi ve eylem planlarının oluşturulması süreçlerinde kullanılır” (Dener vd., 2009: 788).
- “Veri madenciliği; büyük veri setindeki, anlamlı, orijinalliği olan, kullanım potansiyeli bulunan ve sonuçta anlaşılabilir olan örüntülerin çıkarılmasıdır” (Fayyad vd., 1996: 39).
- “Veri madenciliği; önceden bilinmeyen, anlaşılabilir ve etkin bilginin büyük boyutlu veri tabanlarından elde edilme sürecidir”
- “Veri madenciliği; kurallı ve anlamlı örüntülerin bulunabilmesi için büyük veri yığınları içerisinde yapılan arama ve analiz işlemleridir”
- “Veri madenciliği; önceden bilinmeyen ancak yararlı olma potansiyeline sahip verilerin keşfedilme sürecidir”
- “Veri madenciliği; büyük veri tabanlarından bilinmeyen ve beklenmeyen örüntülerin arandığı bir karar destek sürecidir” (Ekinci, 2009: 7).

Veri madenciliği için kullanılan alternatif isimler içerisinde; “Veri Tabanlarında Bilginin Keşfi” (Knowledge Discovery in Database, KDD), “Bilgi çıkarımı” (Knowledge Extraction), “Veri ve Örüntü Analizi” (Data/Pattern Analysis), “Veri Arkeolojisi” (Data Archeology), Veri Eşeleme (Data Dredging) vb. bulunmaktadır (Kaya ve Köymen, 2008: 1).

Veri madenciliği teknikleri tek başlarına bir çözüm üretmezler ancak çözüme ulaşmak için gerekli olan bilgilerin sağlanmasına ve karar verme aşamasına destek olmaktadır (Küçükşille, 2009: 28).

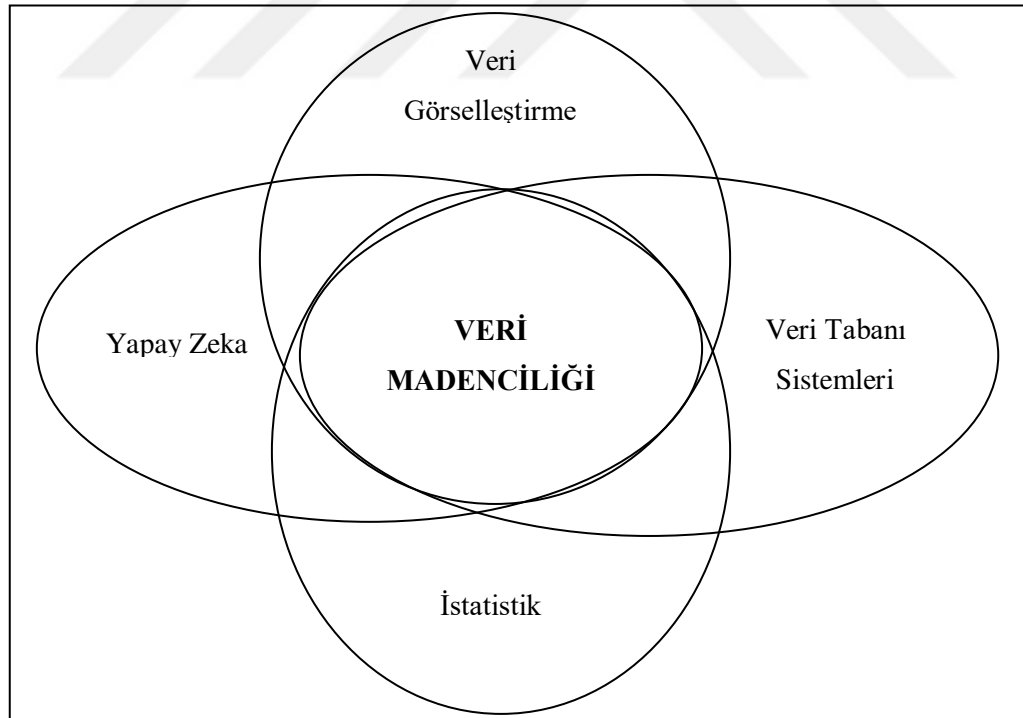
Geniş veri kümelerinde bulunan desenleri, değişiklikleri, düzensizlikleri ve ilişkileri ortaya çıkartmak için kullanılan veri madenciliği teknikleri ile web filtrelemeleri, DNA sıraları içerisinde genlerin tespit edilmesi, ekonomi alanındaki eğilim ve düzensizliklerin tespit edilmesi, elektronik ortamda alışveriş yapan

müşterilerin alışkanlıklarının gözlemlenmesi gibi karar verme mekanizmaları için önemli bulguların elde edilmesine olanak sağlamaktadır (Baykasoğlu, 2005: 2).

Veri madenciliği uygulamasının etkin bir şekilde gerçekleştirilebilmesi için; farklı tipte olan verilerin birlikte değerlendirilebilmesi, veri madenciliği için kullanılan algoritmanın etkinlik ve ölçeklenebilirliği, elde edilen sonuçlarda yararlılık, kesinlik ve anlamlılık gibi niteliklerin sağlanması, keşfi yapılan kuralların farklı biçimlerde gösterilebilmesi, farklı kaynaklarda bulunan veriler üzerinde işlem yapılabilmesi, gizlilik ve veri güvenliği özelliklerinin de sağlanabilmesi gerekmektedir (Dener vd., 2009: 2).

Veri madenciliği temelde bir istatistiksel yöntemler serisi olarak görülebilir. Ancak veri madenciliği, geleneksel istatistiki yöntemlerden birkaç yönde ayrılmaktadır. Veri madenciliğinde asıl amaç; kolay bir şekilde mantıksal kurallara veya görsel sunumlara dönüştürülebilecek nitel modellerin çıkartılmasıdır. Veri madenciliği; istatistik, yapay zekâ, makine öğrenmesi, veri tabanları ve veri görselleştirme gibi alanlarla yakından ilişkilidir (Baykasoğlu, 2005: 1).

Şekil 4: Veri Madenciliğinin İlişkide Olduğu Disiplinler



Kaynak: Baykasoğlu, 2005: 1.

Eldeki verilerin giderek daha fazla büyümesi, elle analiz yapmayı güçleştirmektedir. Elle yapılan analizler, birçok saklı ve faydalı bilginin analist tarafından fark edilmesini engellemektedir (Telcioğlu, 2007: 1).

1.7. VERİ MADENCİLİĞİNE İHTİYAÇ DUYULMASININ NEDENLERİ NELERDİR?

Günümüzde veri madenciliği gittikçe büyüyen bir kullanım hacmine ve popülerliğe ulaşmıştır.

Veri madenciliğinde, büyük veriler üzerinde daha önceden bilinmeyen ilişki ve örüntülerin araştırılması genellikle mühendis, araştırmacı veya Pazar analisti tarafından yapılmaktadır. Ancak keşfedilen ilişkilerin elde edildikleri veriler üzerinden ispat edilmesine de ihtiyaç duyulmaktadır. Elde edilen ve ispatlanan bilgiler kullanıcıların işlerini daha iyi bir şekilde yapabilmelerine olanak sağlamaktadır (Wong ve Leung, 2006: 1).

Genel anlamda veri madenciliğine olan ilginin giderek artması aşağıdaki faktörlerle bağlantılı olarak araştırılabilir (Telcioğlu, 2007: 5-6) :

- 1980’li yıllarda firmalar; müşteri, rakipler, siparişler, ürünler ile ilgili bilgilerini veri tabanlarında saklamaya başladılar. Gün geçtikçe artan veriler ile sayıları milyonları geçen kayıtlara sahip olan bu veri tabanlarının içerdiği gizli bilgilere SQL sorgulama dili ile yüzeysel olarak ulaşabilmek mümkündür. Ancak SQL yalnızca bir sorgulama dilidir ve bazı sınırlamalar altında veriye ulaşma olanak tanır. Veri madenciliği algoritmaları ise veritabanındaki alt grup ya da uygun kümelerle belirginleşir.
- Bilgisayar ortamında ağ kullanımı yaygınlaştıkça veri tabanlarıyla kurulan bağlantılar da kolaylaşmıştır. Bu şekilde farklı veri tabanları arasında bağlantılar kurularak yeni karma verilere ulaşılması sağlanabilir.
- Makine öğreniminin gittikçe gelişmesi; yapay sinir ağları, genetik algoritmalar gibi uygulamaların veri tabanlarıyla bağlantılarını kolaylaştırmıştır.
- Müşteri ve hizmet sağlayıcı arasındaki ilişki müşterilerle ilgili kişisel bilgilerin pazarlamacı ve sigortacılar tarafından kullanılabilmesine olanak tanır.

Hizmet ve ürün sektörlerinde veri madenciliği uygulamalarına yönelik olarak duyulan ihtiyaçla ilgili birkaç örnek aşağıda verilmiştir (Özmen, 2001: 3):

- Bir firma elinden kaçırdığı müşterisiyle ilgili olarak analizler yaparak kaybettiği müşterilerinin özelliklerini ve bu bilgilerden yola çıkarak gelecek dönemde kaybetme olasılığı bulunan müşterilerinin kimler olabileceğiyle

ilgili tahminlerde bulunabilir ve yeni müşteri kazanımı için gerekli stratejileri belirleyebilirler.

- Firmalar ürün ve hizmetleriyle ilgili olarak müşterilerinin memnuniyet derecesini ölçerek, müşteri memnuniyetinin hangi özelliklerden kaynaklandığı bilgisini edinebilirler.
- Firmaların maksimum kar getiren müşterileri tespit edilerek, gelecekteki potansiyel müşteriler içerisinde en karlı olacakların tespit edilmesi sağlanabilir. Bu potansiyel müşterilere yönelik özel kampanyalar ve stratejiler belirlenebilir. Masraflı müşteriler daha az masraflı müşterilere dönüştürülebilir.
- Firma ürün veya hizmetleriyle ilgili olarak bir kampanya oluşturmak için hedef kitle belirlenmesi sağlanabilir.

1.8. VERİ MADENCİLİĞİNİN BAZI UYGULAMA ALANLARI

Önceki başlıklarda da anlatıldığı gibi veri madenciliği uygulamaları, büyük miktarda veri kullanımı olan her alanda kullanılabilmektedir. Bazı uygulama alanları aşağıdaki gibi özetlenebilir:

Bilimsel ve Mühendislik Verileri: Teknolojinin yoğun olarak kullanıldığı günümüzde, laboratuvar ve bilgisayar ortamında büyük miktarlarda bilimsel veri üretilmektedir. Ancak elde edilen bu büyük miktartlı verinin anlamlandırılması gerekmektedir, bu aşama da veri madenciliği çok önemli bir yere sahiptir. Örneğin; mukavemet analizleri, üretim sistemlerindeki sistem performansını etkileyen faktörlerin tespit edilebilmesi, deprem verileri veri analizi ve etkilerinin tahmin edilmesi, kalite kontrol verileriyle yapılan analizler örnek olarak gösterilebilir (Küçükşille, 2009: 52).

Sağlık Verileri: Veri madenciliği tıp ve sağlık alanında da oldukça yoğun bir şekilde kullanılmaktadır. Özellikle de tarama testlerinden çıkan sonuçlar kullanılarak çeşitli hastalıklarda ön tanı konulması, risk tespit edilmesi, acil servis hastalarının risk ve önceliklerinin tespit edilmesi gibi oldukça geniş bir uygulama alanına yayılmaktadır.

İşletme Verileri: İş süreçleri boyunca üretilen çok çeşit ve sayıdaki veriler, yönetim seviyesindeki her karar verme aşamasında kullanılabilmektedir. Karar verme sürecinde kullanılabilecek olan bu veriler ile çalışan performans ölçümü, yeni

işe alımlarda oluşturulabilecek kuralların tespit edilmesi, müşterilere yönelik reklam ve promosyonların belirlenmesi gibi birçok faydalı bilgiye dönüştürülebilmektedir (Baykasoğlu, 2005: 8).

Perakendecilik ve Marketçilik Verileri: Sepet analizi yaklaşımı bu alanda en çok kullanılan yöntemlerin başında gelmektedir. Bu yaklaşımın temel amacı; müşterilerin satın aldıkları ürünler arasındaki ilişkileri kurmak ve bu ilişkiler yardımıyla firmanın satış oranları ve karlılığını arttırmaktır (Küçüksille, 2009: 53).

Finans: Veri madenciliği uygulamaları bankacılık sektöründe, kredi ve kredi kartı dolandırıcılığının tahmin edilmesi için, kredi riskinin değerlendirilmesi, müşterilerin eğilimlerinin analiz edilmesinde, kar analizlerinin yapılması gibi alanlarda veri madenciliği uygulamaları kullanılabilmektedir. Borsa ve finansal kuruluşlarda ise, hisse senedi fiyatlarının tahmin edilmesi, portföy yönetiminin yapılması gibi alanlarda veri madenciliği uygulamaları kullanılabilmektedir (Baykasoğlu, 2005: 9).

Eğitim Sektörü: Öğrenci işlerindeki bilgilerin analizi yoluyla, öğrencilerin başarı ve başarısızlık sebepleri, öğrenci başarısının artırılmasına yönelik gerçekleştirilebilecek uygulamalar, üniversite giriş puanı ve okul başarısı arasındaki ilişkinin tespit edilmesi yoluyla eğitim kalitesini arttırmaya yönelik uygulamalar gerçekleştirilebilir.

İnternet Web Siteleri: İnternet üzerindeki veriler hızla artış göstermektedir. İnternetteki faydalı bilginin keşfine yönelik gerçekleştirilen uygulamalar ise web madenciliği olarak adlandırılmaktadır. Web madenciliği uygulamaları kullanılarak pek çok web sunucusu veya çevrimiçi web sayfasından kullanıcıların erişim desenlerinin keşfi ve analizi gerçekleştirilebilir (Baykasoğlu, 2005: 9).

Doküman Verileri: Doküman madenciliği uygulamaları kullanılarak, dokümanlar arasında manuel bir işlem gerektirmeden benzerlik oranının hesaplanabilmesine imkân tanır. Bu işlem genel olarak anahtar sözcüklerin tekrar sayısı üzerinden hesaplanmaktadır.

Pazarlama Sektörü: Müşteri satın alma alışkanlıklarının tespiti, Müşterilerin demografik özellikleri arasında bulunan bağlantıların keşfedilmesi, Posta kampanyalarındaki yanıt alma oranlarının artırılması, Mevcut müşterilerin elde tutulup firmaya yeni müşterilerin kazandırılması, Müşteri ilişkileri yönetiminin geliştirilmesi, Müşterilerin değer analizinin yapılması, Satış tahminlerinin yapılması

Bankacılık Sektörü: Finansal göstergeleri farklı olan bilgiler arasındaki gizli kalmış ilişkilerin tespit edilmesi, Kredi kartı harcamalarına göre gruplandırma işlemlerinin yapılabilmesi, Talep edilen kredilerin değerlendirilmesi, Sigortacılık Sektörü, Poliçesini yenilemek isteyen müşterilerin tahmin edilmesi, Sigorta dolandırıcılıklarının tahmin edilmesi, Riskli müşterilerin analiz edilebilmesi (Akpınar, 2000: 80-81).

Bu alanlar dışında veri madenciliğinin fayda sağlayabileceği ve kullanılabileceği alanlar arasında aşağıdaki başlıklar da sıralanabilmektedir (Baykasoğlu, 2005: 9):

- Taşımacılık ve ulaşım
- Turizm ve otelcilik
- Telekomünikasyon
- Belediyeler.

1.9. LİTERATÜRDE VERİ MADENCİLİĞİ

1990'lı yılların ortalarında ortaya çıkan bir bilim dalı olan veri madenciliği online bir veritabanı olan ScienceDirect üzerinden tarama yapıldığında; 2000 yılına kadar 187 makale görülmektedir. 2000 yılından günümüze kadar ise; 4308 adet makale olduğu görülmektedir. Bu sonuçlar veri madenciliği alanında 2000 yılından günümüze kadar büyük gelişme yaşandığını göstermektedir. Aşağıda veri madenciliği alanında gerçekleştirilen farklı örneklerle yer verilmektedir:

Bridges ve Vaughn (2000) tarafından gerçekleştirilen çalışmada ise; bulanık mantık teknikleriyle gerçek zamanlı virüs tespiti için, makine öğrenme yöntemlerini diğer virüs tespit yöntemleriyle bütünleştiren bir mimari geliştirildi.

Cantú-Paz ve Kamath'ın (2001) çalışmasında, veri madenciliğinde genetik algoritmalar yaklaşımı kullanılarak yapılan bir anket çalışmasıyla genetik algoritmaların veri madenciliğinin farklı aşamalarında üstlendikleri roller irdelenmiştir.

Eğriboz (2002)'un çalışmasında, veri ambarı oluşturulurken kullanılan teknolojiler incelenmiş sonrasında veri ambarının kişiye özel bir üretimde kullanılması uygulaması gerçekleştirilmiştir.

Romero ve diğerkleri (2002) öğrenim etkinliđinin arttırılmasına yönelik olarak çevrimiçi eğitim veren bir sistem kullanılmış ve sistemin performansının arttırılması hedeflenmiştir.

Behrouz ve Punch (2003) çalışmalarında, çevrimiçi çalışan bir eğitim sisteminde gizli kalmış verilerden çıkartılan özellikler yardımıyla öğrencilerin final notlarını tahmin eden bir sınıflandırma uygulaması gerçekleştirilmiştir.

Ishibuchi ve Yamamoto'nun (2004) çalışmasında, çok sayıdaki tekrarlanmış niteliğe sahip olan örüntü sınıflandırma probleminin az sayıdaki bulanık “if-then” kuralıyla nasıl seçildiđi gösterilmiştir.

Koç ve diğerkleri (2004) yaptıkları çalışmada, üniversite öğrencilerinin akademik başarıları ve problem yaşadıkları konularla ilgili öğrencilere problem tarama ölçeđi sunmuşlardır. Araştırma sonucunda elde edilen bulguları üniversite öğrencilerinin yaşadıkları sorunların tespitinin yanısıra; öğrencilerin başarı puanları ve problemleri arasındaki ilişkileri ortaya çıkarmaya yönelik olarak kullanmışlardır.

Takac (2004), Genetik algoritmaların SQL sorgularından faydalanan hücresel modeli ile uygulama ve sınıflandırma görevi yerine getirilmektedir. Elde edilen bulgular diğerk yapay zeka algoritmaları ile karşılaştırılmıştır.

Baykasoğlu (2005) çimento basma dayanıklılığına yönelik olarak gerçekleştirdiđi uygulamada; standart olarak kullanılan “28 günlük basma dayanıklılığı” testinin endüstride uzun bir süre alması sebebiyle basma mukavemetinin tespit edilmesine yönelik olarak bir veri madenciliđi uygulaması gerçekleştirmiştir.

Büyükakın (2005)'ın çalışmasında, veri madenciliđi ve bulanık mantık uygulamalarının kesişim noktasından bahsedilmiş sonrasında ise Windows ortamında geliştirilen bulanık sorgulama ve dilsel özetleme yapabilen; bulanık fonksiyonel bağıllık ile dereceli fonksiyonel bağıllık hesaplamalarının gerçekleştirildiđi bir uygulama geliştirilmiştir.

Facca ve Lanzi (2005), web ortamında saklanan verilerin analizi için makine öğrenimi algoritmalarından yararlanmışlardır (Ekinci, 2009:13).

Oğuzlar'ın (2005) çalışmasında Bursa Emniyet Müdürlüğünden elde edilen bilgiler, SOM (Self-Organizing Maps / Kendini Düzenleyen Haritalar) suçlu profilinin belirlenmesine yönelik olarak kullanılmıştır.

Beal ve diğerleri (2006) akıllı öğrenme sistemi kullanımı ve öğrencilerin matematik dersindeki motivasyonları arasındaki ilişkilere yönelik bir araştırma gerçekleştirmişlerdir.

Boginski ve Butensko (2006) hisse senedi piyasalarının yapısal özelliklerini, çapraz korelasyon ve kümeleme teknikleri kullanarak ortaya çıkarmışlardır (Ekinci, 2009:12).

Cervone ve diğerleri (2006) veri madenciliği teknikleri yardımıyla geliştirdikleri sistem ile deprem için bir erken uyarı sistemi geliştirmişlerdir (Ekinci, 2009:12).

Daş ve diğerleri tarafından (2006) kullanıcıların erişim kayıtlarının tutulduğu log dosyalarından elde edilen veriler kullanılarak; genetik algoritma yöntemiyle elde edilen veriler üzerinden istatistiksel bilgi çıkarımı gerçekleştirilmiştir.

Jeng ve diğerleri (2006) genetik algoritma tekniğini kullanarak biyolojik sistemlerdeki kinetik parametrelerin belirlenmesini sağlamışlardır (Ekinci, 2009:12).

Abrahams ve diğerleri (2007) en çok kar getiren müşterilerinin demografik özelliklerini veri madenciliği yöntemlerinden karar ağacı algoritmasıyla ortaya çıkarmışlardır (Ekinci, 2009:12).

Telcioğlu (2007)'nin gerçekleştirdiği çalışmada, Büyük miktarda verinin bulunduğu veritabanından veri kümelerinin sınıflandırılmasına yönelik olarak hızlı çalışan bir algoritma tasarlanmıştır.

Bozkır ve diğerleri (2008) üniversite eğitimi devam eden lisans öğrencilerinin interneti eğitim amaçlı kullanmalarındaki gizli ve açık örüntülerin veri madenciliğiyle tespitine yönelik bir çalışma gerçekleştirmiştir.

Romero ve diğerleri (2008) açık kaynak kodlu bir uzaktan eğitim sistemini kullanan öğrencilerin profillerinin belirlenmesi amacıyla bir kümeleme analizi gerçekleştirmişlerdir.

Guo ve Savickas (2008) finansal veriler üzerinden giderek döviz kurlarının tahmin edilmesine yönelik olarak çalışmışlardır (Ekinci, 2009:12).

Minami ve Dawson (2008) Japonya'da hizmet ve perakendecilik sektöründe faaliyet gösteren şirketlerde, Müşteri İlişkileri Yönetimi' nin (CRM) gelir düzeyi ve müşteri sadakati üzerinde doğrudan bir etkisi olup olmadığını araştırmışlardır (Ekinci, 2009:12).

Recabarren ve diğerleri (2008) farklı bölümlerde eğitim gören üniversite öğrencileri üzerinde bir araştırma gerçekleştirerek internet kullanımıyla kültür arasındaki ilişkiyi göstermeye çalışmışlardır (Ekinci, 2009:12).

Akgöbek ve Çakır (2009)'ın çalışmalarında ise, veri madenciliği uygulamaları kullanılarak bir uzman sistem tasarlanmıştır.

Bozkır ve diğerleri'nin (2009) çalışmalarında ÖSYM tarafından öğrencilere yönelik yapılan anket sonuçları üzerinden sınıflandırma ve kümeleme yöntemleri kullanılarak öğrencilerin ÖSS sınavına etki eden faktörler araştırılmıştır.

Dener ve diğerlerinin (2009) çalışmalarında açık kaynak kodlu veri madenciliği uygulamaları karşılaştırıldıktan sonra ilgili programlardan biri kullanılarak Lisansüstü eğitim veren enstitülerin kullanabileceği örnek bir uygulama gerçekleştirilmiştir.

Ekinci (2009) gerçekleştirdiği çalışmada, veri madenciliği ve müşteri ilişkileri yönetimi kavramları tanıtılarak; telekomünikasyon sektöründeki müşteri ilişkilerine yönelik bir uygulama geliştirilmiştir.

İşli (2009) ise; Pamukkale Üniversitesi HBYS (Hastane Bilgi Yönetim Sistemi) ve MYS (Malzeme Yönetim Sistemi) verilerinin tutulduğu ilişkisel veri tabanlarını kullanarak bir veri ambarı geliştirmiştir.

Jun-shan ve diğerleri (2009) tarafından, genetik algoritmalar kullanılarak kurumsal çalışanların bulunduğu bir veritabanından en iyi performansla çalışan personelin bulunması sağlanmıştır.

Küçüksille'nin (2009) gerçekleştirdiği çalışmada, portföy kavramı üzerinde durularak veri madenciliği süreci kullanılmış ve İMKB' de sürekli işlem gören 122 şirketin hisse senedinin çeşitli portföy performans ölçüm araçları yardımıyla bazı portföyler oluşturulmuş. Sonrasında oluşturulan bu portföyler kullanılarak ilgili dönemdeki portföy performansları karşılaştırılmıştır.

Çetin (2010) çalışmasında, WEB tabanlı bir öğretim içeriği hazırlanarak bu içeriğin öğrencilerdeki akademik başarı ve öğrenme etkinliğine yönelik tutumlarının etkisi incelenmiştir.

Gülçe (2010), üniversite öğrencilerinin başarıları tahmin edilerek; elde edilen bilgiler yardımıyla eğitim öğretim planlaması yapılırken yönetime destek olunması amaçlanmıştır.

Kamble (2010)'ın çalışmasında, herhangi bir veritabanında uygulanabilen yeni bir algoritma geliştirilmiş ve diğer kümeleme algoritmalarından daha hızlı sonuç verdiği görülmüştür.

Macfadyen ve Dawson (2010), öğrenme yönetimi sisteminden elde ettikleri veriler aracılığıyla öğrencilerin geçme notlarıyla aralarında istatistiksel olarak anlamlı ilişkiler bulunan 15 farklı değişken belirlemişlerdir.

Özdemir ve diğerleri (2010), sağlık sektöründe çalışan karar vericilere o zamana kadar oluşmuş altyapı hakkında bilgi sağlayacak bir uygulama gerçekleştirilmiştir.

Seyrek ve Ata (2010) ise çalışmalarında, Türkiye bankacılık sektöründeki firmaların etkinlik ölçümü analizini yapmışlardır. Elde edilen etkinlik skorları daha sonra, banka etkinliğinin tahmininde önemi daha büyük olan finansal performans göstergelerinin veri madenciliği teknikleri kullanılarak analiz edilmesini sağlamıştır.

Şekeroğlu (2010), kuyumculuk sektöründe faaliyet gösteren bir firmanın müşteri bilgileri üzerinde kümeleme analizi uygulanarak müşteriler segmentlere ayrılmıştır. Analiz sonucu elde edilen segmentler doğrultusunda müşterilere yönelik izlenecek politikalar ve kampanyalar için bir yol haritası belirlenmiştir.

Tüzüntürk (2010) gerçekleştirdiği çalışmada; teorik veri madenciliği bilgilerinin yanında; veri madenciliğinde istatistiğin önemine değinilmiş sonrasında ise OLAP küpleri kullanılarak bir uygulama geliştirilmiştir.

Coşkun ve Baykal (2011) tarafından gerçekleştirilen çalışmada ise, WEKA programı kullanılarak SEER (Surveillance Epidemiology and End Results) veri kaynağı üzerinde farklı sınıflandırma metotlarına ait algoritmalar kullanılmış ve modeller oluşturulmuştur. Oluşturulan modellerin tahminleme başarıları karşılaştırılmış ve eldeki veritabanı üzerinde hangi algoritmanın daha iyi sonuç verdiği araştırılmıştır.

Sarıman (2011)'ın çalışmasında ise, k-means ve k-medoids algoritmaları kullanılarak ülke özellikleri bölümlenmeli kümeleme algoritmaları kullanılarak ülke özelliklerine göre kümelere ayrılmaları hedeflenmiştir. Uygulamanın gerçekleştirilmesi için Asp.Net programlama dili kullanılarak bir web ara yüzü de oluşturulmuştur.

Ünal ve diğerleri (2011), SQL Analysis Services programı kullanılarak çeşitli analizler gerçekleştirilmiştir. Yapılan analizler sonucunda farklı alanlarda okuyan

öğrencilerin ortak zorunlu derslerdeki başarıları karşılaştırılmış ve elde edilen anlamlı sonuçlar kullanılarak görüş ve öneriler de bulunulmuştur.

Xu (2011), kullanıcı ve öğretmenlerin kullanıcısı oldukları bir elektronik kütüphane sisteminde, farklı kullanıcıların çevrimiçi sistemdeki davranışlarını daha iyi anlayabilmek amacıyla bir kümeleme analizi uygulaması gerçekleştirmişlerdir.

Gemici (2012) İMKB’de işlem gören 10 farklı firmanın hisse senetlerindeki değişimler arasındaki birliktelikleri ortaya çıkaran bir uygulama geliştirmiştir.

Indira ve Kanmani (2012) veri madenciliğinde kullanılan tekniklerden biri olan genetik algoritmaların diğer tekniklere oranla daha doğru sonuç verdiğinin kanıtlanması adına bir performans analizi gerçekleştirmiştir.

Kurt ve Erdem (2012)’in çalışmasında, başarılı ve başarısız olan öğrenci profillerinin belirlenmesi sonrasında uygun öneri ve çözümlerin sunulması hedeflenmiştir.

Lopez ve diğerleri (2012) öğrenci ders başarısında açık kaynak kodlu bir uzaktan eğitim sisteminde bulunan forum kullanımının etkisinin olup olmadığını araştırmışlardır.

Osmanbegović ve Suljić (2012) üç farklı sınıflandırma algoritmasının performansını karşılaştırarak öğrencilerin demografik özellikleri ve üniversite öncesi başarılarının da kullanıldığı performans karşılaştırma uygulaması gerçekleştirmişlerdir.

Aytaç ve Bilge (2013)’nin çalışmalarında, veri madenciliği uygulamalarından birliktelik kuralları kullanılarak analizler gerçekleştirilmiş ve bu analizler sonucunda bankanın mevcut müşterileri hakkında daha detaylı bilgiler alması amaçlanmıştır.

Taş ve diğerleri (2013) ise, veri madenciliğinin kabul görmüş süreçlerinden biri olan CRISP-DM metodolojisinden yararlanarak, veriler üzerinde birliktelik kuralları analizi gerçekleştirmişlerdir.

Vivekanandan ve diğerleri (2013) genetik algoritma yöntemi kullanılarak oluşturulan yeni nesiller içerisindeki bilgi kromozomları olarak saklanabilecek maksimum bilgiye ulaşımın sağlanmasını hedeflemişlerdir.

Akçapınar (2014) çalışmasında, öğrencilere ait çevrimiçi öğrenme ortamındaki veriler kullanılarak; dönem sonundaki akademik performansların tahmin edilmesi sağlanmıştır.

Çalış ve diğerleri (2014) tarafından geliştirilen çalışmada ise; bilgisayar ve internet güvenliği üzerine bir anket uygulaması düzenlenmiş olup, veri madenciliği tekniklerinden karar ağacı algoritması kullanılarak farklı demografik özelliklere sahip kişiler için çıkarım yapılması hedeflenmiştir.

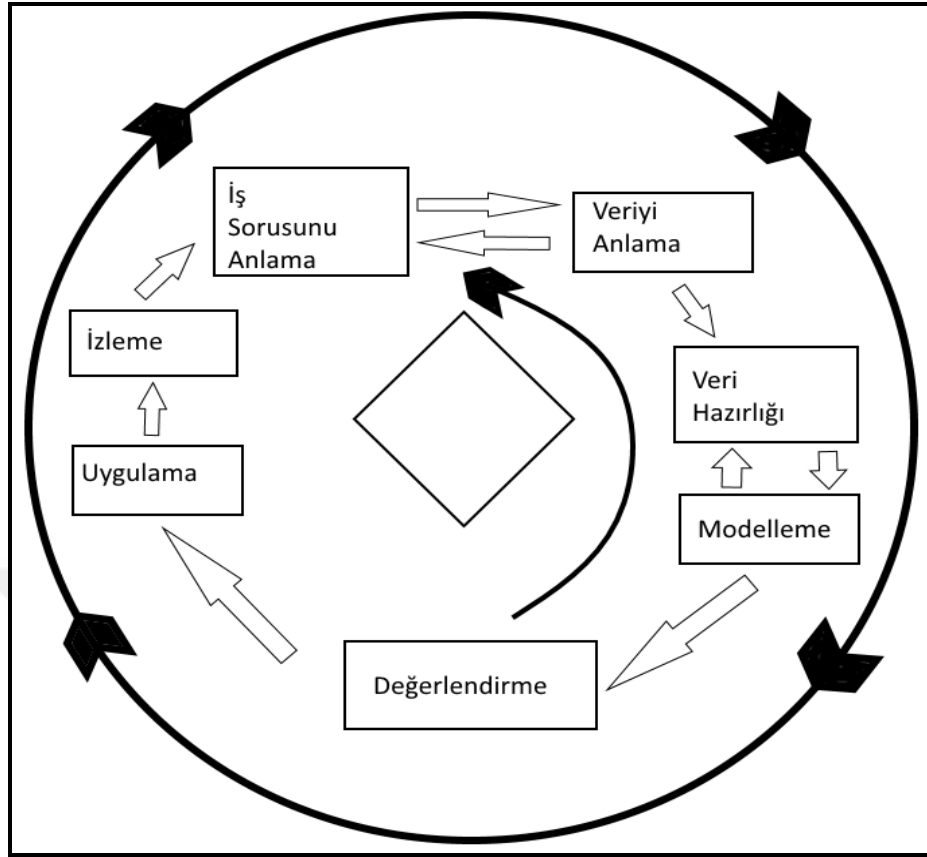
Yaldir ve Taşer (2016)'in çalışmasında, karar verme aşamasında OLAP kullanılarak yol göstermeye çalışılan bir uygulama gerçekleştirilmiştir.

1.10. VERİ MADENCİLİĞİ SÜRECİ

Veri madenciliği süreçleri tekrarlıdır. Süreç devam ederken veri kalitesini ve içeriğin ayarlanabilmesi için yeni bilgi ve hipotezlerin üretilmesi gerekmektedir (Telcioğlu, 2007: 6). Veri madenciliği yöntemleri uygulanarak gerçekleştirilen çalışmaların başarılı bir şekilde sonuçlanabilmesi için sistematik bir yaklaşıma gereksinim duyulmaktadır (Ekinci, 2009: 27).

Veri madenciliği uygulamalarının birçok disiplini bir arada barındırması ve farklı uygulama alanlarındaki prosedür çeşitliliği nedeniyle standart bir metodoloji oluşturma aşamasında sorunlarla karşılaşmaktadır. Standardize edilen bir uygulama metodolojisi; teknolojik uygulamaları daha az maliyetli, güvenilirlik düzeyi daha yüksek, daha kullanışlı ve daha hızlı bir hale getirebilir. Bunlar dışındaki bir metodoloji, veri madenciliği uygulamalarını daha kolay uyum sağlayabilen ve anlaşılabilir bir biçime dönüştürecektir (Şekeroğlu, 2010: 23). CRISP-DM (Cross Industry Standard Process for Data Mining) modeli veri madenciliğinde en yaygın kullanılan süreçtir. CRISP-DM modeli; lider veri madenciliği kullanıcı ve tedarikçilerinin oluşturduğu bir birliktelik tarafından geliştirilmiştir (Göral, 2007: 17).

Şekil 5: Çapraz Endüstri Veri Madenciliği Standart Süreci



Kaynak: Ekinçi, 2009: 14 kullanılarak tekrar düzenlenmiştir.

CRISP-DM süreci temel olarak altı farklı aşamadan oluşmaktadır:

- İş anlama
- Veriyi anlama
- Veriyi hazırlama
- Modelleme
- Değerlendirme
- Gerçekleştirme

Sistem kurulurken en çok dikkat edilecek adımlar ilk dört adımdır.

Algoritmanın uygulanması aşamasında karşılaşılabilecek sorunlar, tekrar bu aşamaya dönülerek verilerde yeniden düzenleme yapılmasına neden olacaktır. Bu durumda veri hazırlama ve model kurma aşamalarında analistin zamanının %50-%85'ini bu işe harcaması gerekmektedir (Ayık vd., 2007: 442).

1.10.1. Veri Madenciliği Sürecinde İş Anlama

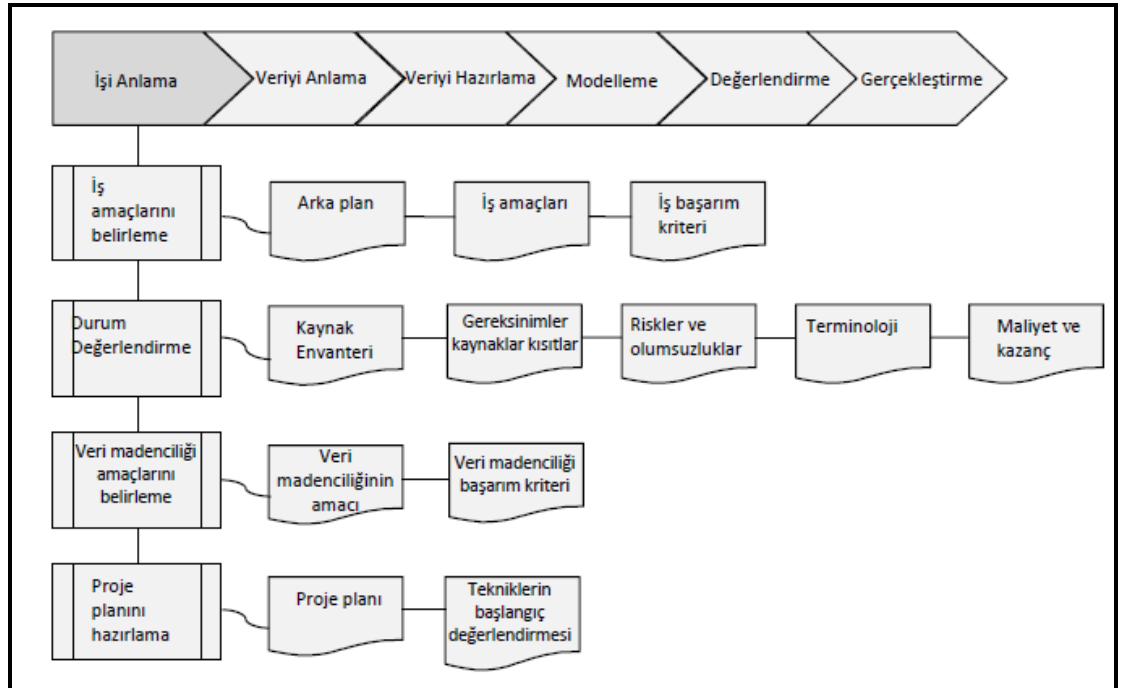
Veri madenciliği sürecinin ilk aşamasıdır. Gerçekleştirilecek olan projenin amacının ve gereksinimlerinin iş bakış açısıyla anlaşılması ve daha sonra bu bilginin veri madenciliği probleminin tanınması ve amaçların gerçekleştirilmesine yönelik

olarak bir başlangıç planına dönüştürülmesine yoğunlaşır (Chapman vd., 2000: 16). Belirlenmiş olan proje amacının firmanın sorunu üzerine yoğunlaşmış ve net olarak ifade ediliyor olması gerekmektedir. Çalışma sonrası elde edilecek verilerin başarı seviyelerinin nasıl ölçüleceği daha önceden belirlenmelidir. Dahası işi anlama adımında verilerin nasıl kullanılacağına karar vermekte çok önemlidir. Bu aşama veri madenciliğindeki beklenti ve standartların belirlendiği ve üzerinde çalışılan verinin kalitesinin de öğrenildiği adımdır (Şekeroğlu, 2010: 24).

1.10.2. Veri Madenciliği Sürecinde Verinin Anlaşılması

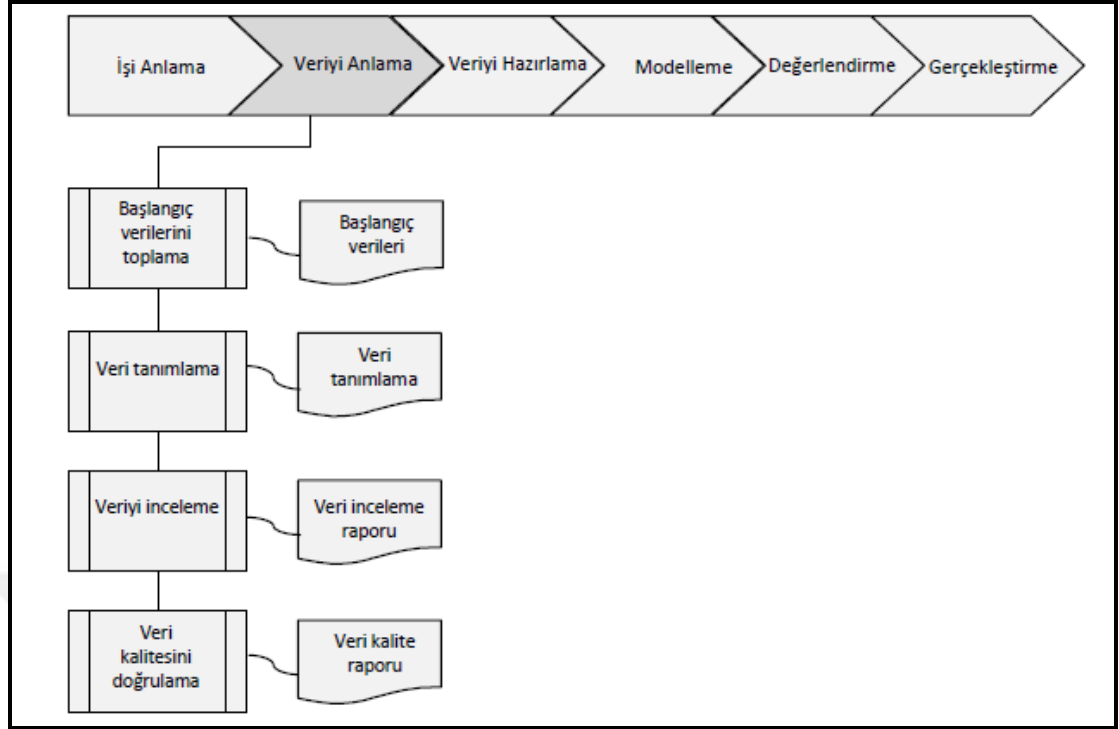
Veriyi anlama adımı öncelikli olarak verinin toplanmasıyla başlamaktadır (Küçüksille, 2009: 33). Veri toplama adımı tamamlandıktan sonra veri içerisindeki değişkenler tespit edilir ve bu değişkenler ile neyin temsil edildiği anlaşılmaya çalışılır. Bu aşamada analizi yapan kişi verilerle ilgili yeterli bilgiye sahip değilse, veri hakkında daha fazla bilgiye sahip olan bir uzmandan bilgi almalıdır (Şekeroğlu, 2010: 24). Veri hakkında yeterli bilgi sahibi olunmadan verinin anlaşılması ve doğru bir model kurulması olası değildir. Veri yeteri kadar anlaşılmadan uygulama yapılmaya çalışılırsa proje başarısızlığa uğrayacaktır. Veriyi elde etme biçimi iç ve dış kaynaklardan gerçekleştirilebilir (Şekeroğlu, 2010: 24). Bu aşamadaki en önemli noktalardan birisi verinin değiştirilmemesi gerektiğidir (Ekinci, 2009: 15).

Şekil 6: CRISP-DM İş Anlama Basamağı



Kaynak: Ekinci, 2009: 15.

Şekil 7: CRISP-DM Veriyi Anlama Basamağı



Kaynak: Ekinci, 2009: 16.

1.10.3. Veri Madenciliğinde Verinin Hazırlanması

Veritabanında tutulan verilerin hepsinin gerçek veya doğru bilgi olup olmadığı kesin değildir hatta bu ham verilerin yapılacak olan çalışmaya doğru katkıyı sağlayıp sağlamayacağı da kesin değildir (Şekeroğlu, 2010: 24). Bu sebeplerle veri hazırlanması aşamasındaki amaç, verilerin modelleme aşamasında kullanıma uygun hale getirilerek veri madenciliği uygulamalarının performansının artırılması amaçlanmaktadır (Ekinci, 2009: 16). Diğer bir ifadeyle ham verinin veri madenciliği uygulamasında kullanılabilir duruma getirilmesi işlemine verinin hazırlanması denir (Larose, 2005: 28).

Daha önceden de belirtildiği üzere kullanılacak olan veriler farklı kaynaklardan alınmış olabilir (Şekeroğlu, 2010: 25). Eğer veriler farklı kaynaklardan elde edilmişse gerekli dönüşümlerin yapılarak veriler arasındaki farklılıkların giderilmesi gerekmektedir. Eğer veriler içerisinde eksiklikler varsa; bunlar ya silinir ya da belirli yöntemlerle tahmin edilerek doldurulmaya çalışılır. Bu aşama en çok iş yükü gerektiren aşamadır (Larose, 2005: 28). Verinin hazırlanması adımı; verinin temizlenmesi, dönüştürülmesi ve özellik seçimi şeklinde gerçekleşmektedir. Veri temizleme işleminin amacı ise; veri içerisindeki uygun olmayan veya hatalı girilmiş verilerin ayıklanmasıdır. Veri temizleme işlemi sonrasındaki kaynak veri farklı

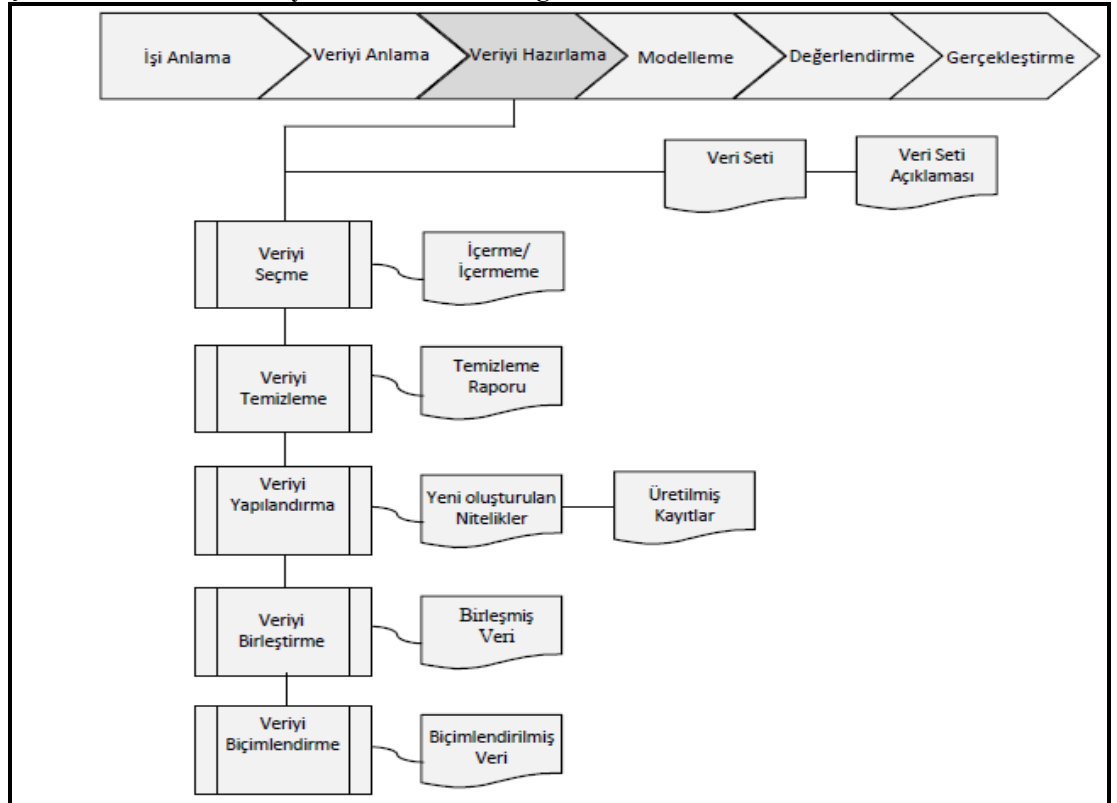
format ya da değerlere dönüştürülmektedir. Örnek olarak veri madenciliğinin bazı algoritmaları yalnızca sayısal veriler ile çalıştığı için eğer varsa veri kaynağındaki sözel veriler sayısal verilere dönüştürülmelidir (Küçüksille, 2009: 33).

Veri türleri nitel ve nicel olarak ikiye ayrılabilir. Nitel verileri kategorize edilen değişkenler, nicel verileri sayısal büyüklükler olarak ifade edebiliriz (Şekeroğlu, 2010: 25).

Eldeki verilerde fazla uç veya yanlış girilmiş değerler bulunuyorsa, bu tipteki verilere gürültülü veri denilmektedir. Diğer bir durumda ise aynı anlama gelebilecek birden fazla veri bulunabilir. Bazı durumlarda ise eldeki veriler birleştirilerek tek bir veri olarak tutulabilmektedir. Bu durumda verilerde fazlalık olduğu görülmektedir (Şekeroğlu , 2010: 25).

Veri hazırlığı aşamasında, ilk olarak toplanan verilerden uygun olanlar seçilir veri seçimindeki amaç veri madenciliği uygulaması için gerekli olan verinin belirlenmesidir. Diğer bir deyişle modelleme aşamasına gelindiğinde yalnızca sonuca etkisi olacağı düşünülen veriler dikkate alınmalıdır. Sonuç üzerinde herhangi bir etkisi olmayacağı düşünülen veriler ise veri madenciliği çalışmasının kapsamından çıkartılmalıdır (Ekinci, 2009: 16).

Şekil 8: CRISP-DM Veriyi Hazırlama Basamağı



Kaynak: Ekinci, 2009: 17.

Verilerin hazırlanması aşaması; verilerin temizlenmesi ve yeniden yapılandırılması olarak iki aşamada incelenebilir.

1.10.3.1. Veri Temizleme

Verilerin temizlenmesi; gürültülü, aşırı uçlarda olan verilerin etkilerinin ortadan kaldırılmaya çalışılmasıdır. Bu verilerin oluşturabileceği sorunları ortadan kaldırmaya yönelik teknikler (Şekeroğlu, 2010: 26-27);

- Toplam veri seti içerisindeki kayıp verilerin sayısı toplam verilerin sayısına oranlandığında sonucu etkilemeyecek kadar önemsizse, kayıp verilerin bulunduğu veri kümesinden çıkartılabilir veya iptal edilebilir.
- Eğer uygulama için kullanılacak veritabanı küçükse ve kayıp veriye ulaşılabiliriyorsa bu veriler manuel olarak tamamlanabilir. Ancak bu yöntem zaman alıcı olabilir.
- Çalışılacak olan veritabanı içerisindeki tüm kayıp verilere aynı bilgiler girilebilir.
- Çalışılacak olan veritabanı içerisindeki tüm kayıp verilere, tüm verilerin ortak değeri girilebilir.
- Eksik veriler, değerleri kendine çok benzeyen verilerdeki değer ile tamamlanabilir.
- Eksik bilgiler, mevcut verilerden tahmin edilerek doldurulabilir.

1.10.3.2. Veriyi Yeniden Yapılandırma

Veri madenciliği uygulaması sırasında kullanılan algoritma, model ya da teknikler belirli tipteki verilerle çalışabilirken bazı tipteki verilerle çalışmamaktadır. Böyle durumlarda kullanılacak olan verinin seçilen algoritmaya uygun hale getirilebilmesi için birtakım dönüşüm işlemlerinin uygulanması gerekmektedir. Veri dönüşümü için kullanılan bazı teknikler aşağıdaki gibidir;

- Veri madenciliğinde kullanılan bazı algoritmalar sürekli değerler yerine aralıklı değerler kullanırlar. Örneğin karar ağacı algoritması aralıklı değerler kullandığından, sürekli değerlerin aralıklı değerlere dönüşüm işlemi uygulandıktan sonra algoritma için kullanılır duruma getirilir.
- Yapay sinir ağları gibi algoritmalar 0,0-0,1 gibi değer aralıklarında çalışabilirler. Elde bulunan verilerin bu aralığa indirgenmesi işlemi normalizasyondur.

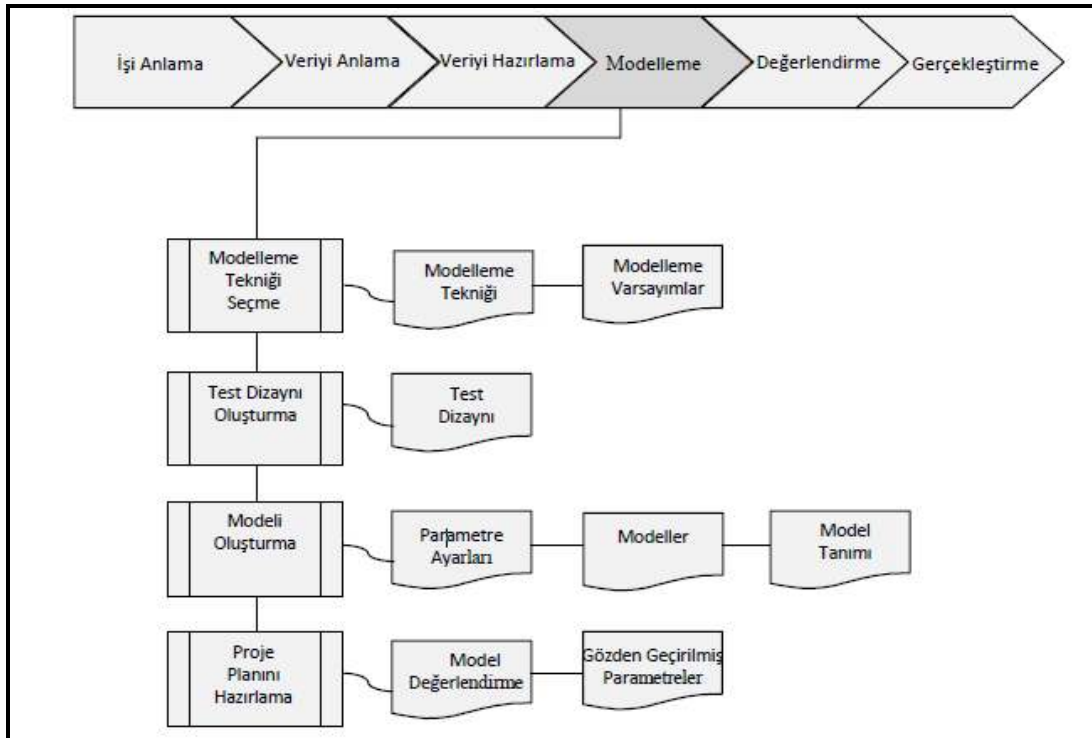
- Veri dönüşümlerinde sıkça kullanılan yöntemlerden birisi de istatistik dönüşümlerinden z-skore dur. Bu yöntem ile veri setinin ortalama ve standart sapma bilgileri kullanılarak yeni verilerin elde edilmesi amaçlanır.

Veri madenciliği uygulamalarında birlikte çalışılabilen değişken sayısı sınırlıdır. Çünkü veri kümesine eklenen her bir değişken analiz sürecini karmaşıktırırken aynı zamanda model çıkarma süresinin de uzamasına neden olacaktır. Tüm bu sebeplerden dolayı çalışma aşamasında sorun yaşamamak için kullanılacak değişkenler üzerinde kapsamlı çalışmalar gerçekleştirmek gerekmektedir (Şekeroğlu, 2010: 29).

1.10.4. Modelin Oluşturulması

Eldeki verilerin veri madenciliğine uygun hale getirilmesinden sonra veri madenciliği modelleri uygulanmaya başlanabilir (Şekeroğlu, 2010: 31). Modelleme aşamasında eldeki verilerden bilgi çekilebilmesi için ileri çözümleme yöntemleri kullanıldığından veri madenciliği sürecindeki en gösterişli aşamalardan biridir (Albayrak ve Yılmaz, 2009: 37). Veri madenciliği modelleri içerisinde en uygununu bulabilmek için olabildiğince fazla model uygulanarak en uygun olanı belirlenmelidir (Şekeroğlu, 2010: 31).

Şekil 9: CRISP-DM Modelleme Basamağı



Kaynak: Ekinci, 2009: 19.

Veri madenciliği uygulamasının modelin kuruluş süreci denetimli (supervised) ve denetimsiz (unsupervised) öğrenimin kullanıldığı modellere göre farklılık gösterebilmektedir.

Örnek veriden öğrenme olarak isimlendirilen denetimsiz öğrenme tekniği, ilgili sınıflar bir denetçi tarafından daha önceden belirlenmiş bazı kriterlere göre ayrılır ve her bir sınıf için çeşitli örnekler verilmektedir. Bu çalışma sistemindeki temel amaç; verilen örneklerden yola çıkarak her sınıfa ait özelliklerin bulunması ve bulunan bu özelliklerin kural cümleleriyle ifade edilebilmesidir.

Denetimli öğrenme tekniğinde; verilerin bir bölümü öğrenmeyi test etme amaçlı olarak kullanılmaktadır. Bu kısım test verisi olarak ayrılır, öğrenme sonucunda elimizde bulunan kural cümleleri ise test verilerine uygulanarak oluşturulan modelin doğruluğu test edilmiş olur.

Denetimsiz öğrenmede ise veriler ortak özelliklerine göre gruplandırılır ve sınıflandırma tanımı bu gruplar üzerinden gerçekleştirilir (Şekeroğlu,2010: 31).

Veri madenciliği uygulamalarındaki modeller gördükleri işlevlere göre üç kategoriye ayrılırlar:

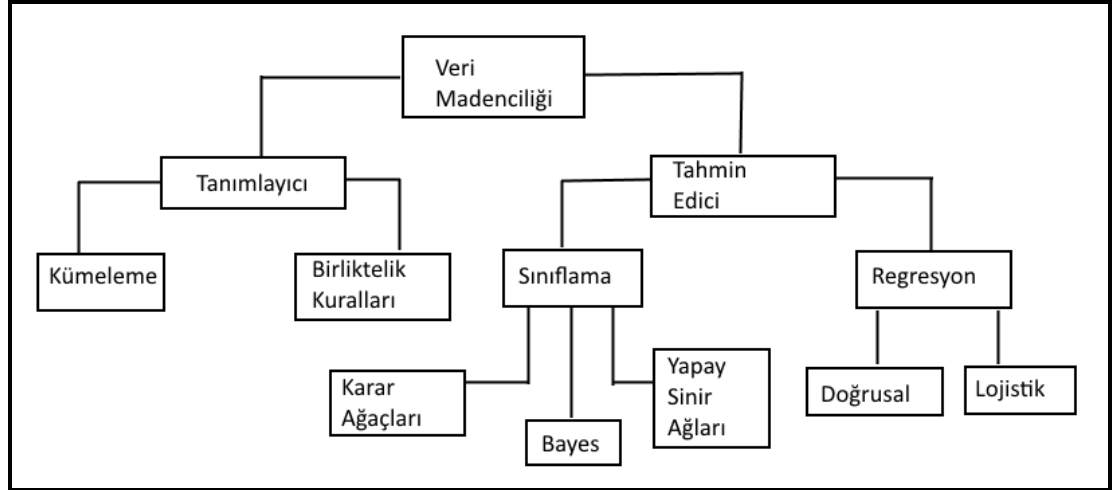
- Sınıflama ve Regresyon
- Kümeleme
- Birliktelik Kuralları ve Ardışık zamanlı örüntüler.

Bu kategorilerden; sınıflama ve regresyon tahmin edici, kümeleme, birliktelik kuralları ve ardışık zamanlı örüntü modelleri ise tanımlayıcı modeller sınıfına dâhil olmaktadır (Gülçe, 2010: 20).

1.10.5. Değerlendirme

Bu aşamada önceden belirlenmiş olan model üzerinde son kontroller gerçekleştirilir. Modelin, projenin başlangıç adımıdaki amaca uygunluğuna ve problemin tüm yönlerine bir çözüm sağlayıp sağlamadığına karar verilir (Chapman vd., 2000: 30). Buradaki temel amaç işletme sorunlarının tamamının yeterince önemsenip önemsenmediğinin kontrolüdür (Küçüksille, 2009: 34). Bu değerlendirmeden sonra eğer model yeterli kalitede amaca uygunluğu sağlıyorsa sonraki aşamaya geçilir (Chapman vd., 2000: 30).

Şekil 10: Veri Madenciliği Modelleri



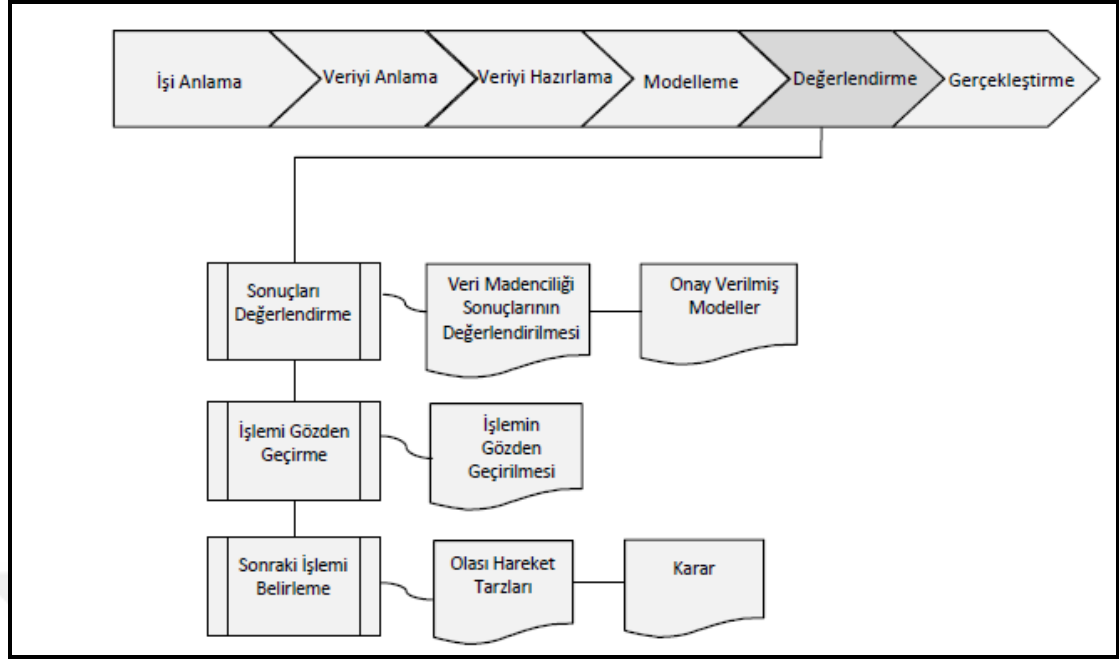
Kaynak: Gülçe, 2010: 20.

Uygulamanın bu aşamasına gelindiğinde analistin elinde yüksek kaliteli bir model bulunmaktadır. Belirlenen modelin uygunluğunun test edilebilmesi için kullanılan en basit yöntemlerden biri olan basit geçerlilik (simple validation) yöntemiyle; verilerin %5-%33 oranındaki bir bölümü test verisi olarak ayrılır ve geriye kalan kısım üzerinde modelin öğrenme süreci gerçekleştirilir (Şekeroğlu, 2010: 31).

Eğer üzerinde çalışılacak olan veri miktarı sınırlı ise, uygulanabilecek diğer yöntem çapraz geçerlilik yöntemidir. Bu uygulamada eldeki veriler rastgele olarak ikiye ayrılır. Birinci aşamada X parçasıyla model eğitimi Y parçası üzerinden test eğitimi yapılır. İkinci aşamada ise Y parçası üzerinde model eğitim, X parçası üzerinde test eğitimi yapılır. Bu şekilde elde edilen hata oranlarının da ortalamaları kullanılır. Nadiren, yorumlanamayacak kadar karmaşık olsalar da genel olarak kural temelli teknikler modelin tahmin nedenini çok iyi şekilde ortaya koyabilmektedirler. Bazı veri setleri üzerinde, kurulan modelin doğruluk derecesi ne kadar yüksek olursa olsun reel ortamı tam olarak temsil edip etmediği garanti edilemez (Şekeroğlu, 2010: 33).

Modelin anlaşılabilirlik ve doğruluk oranı gibi kriterlerde; belirlenen amaç için yeterli kriterler sağlanıyorsa gerçekleştirme aşamasına geçilebilecektir (Chapman vd., 2000: 30).

Şekil 11: CRISP-DM Değerlendirme Basamağı



Kaynak: Ekinci, 2009: 20.

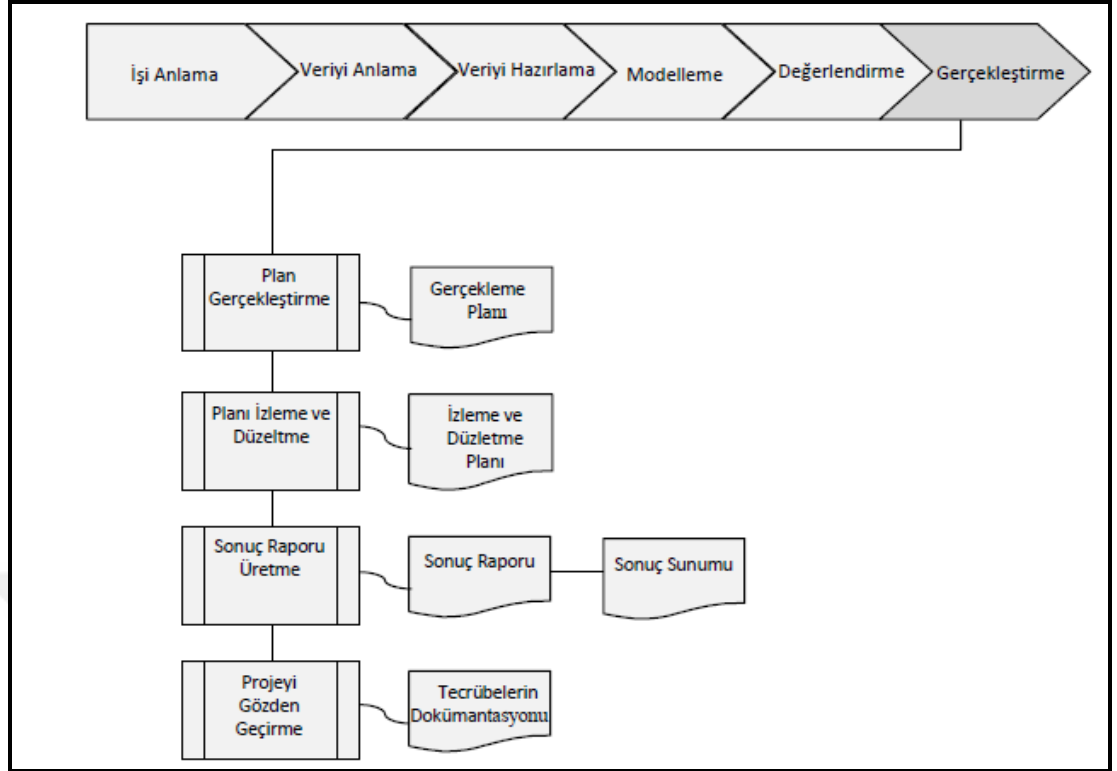
1.10.6. Gerçekleştirme

Veri madenciliği için kullanılacak olan algoritma belirlenerek, veriler üzerinde uygulamaya geçildikten sonra elde edilen sonuçlar düzenlenir ve karar merciine sunulur (Gülçe, 2010: 8). Gerçekleştirme aşaması daha çok dokümantasyon kısmıyla ilgilidir (Ekinci, 2009: 20). Burada yapılacak sunum işlemi yazılı bir raporda olabilir çevrimiçi bir ortamdan kişilere bilgilendirme de yapılabilir (Gülçe, 2010: 18). Gerçekleştirme işlem adımı cevaplanması gereken sorular şöyledir (Ekinci, 2009: 20);

- Veri madenciliğiyle elde edilen sonuçlar nasıl kullanılacak?
- Elde edilen sonuçlar kimler tarafından kullanılacak?
- Elde edilen sonuçlar ne sıklıkta kullanıma sunulacak?

Bu işlemler sonucu elde edilen verilere göre sistemdeki aksaklıkları gidermeye yönelik olarak iyileştirme çalışmaları ya da aksaklıkların hiç oluşmaması için tedbir alma çalışmaları gerçekleştirilir (Gülçe, 2010: 19).

Şekil 12: CRISP-DM Gerçekleştirme Basamağı



Kaynak: Ekinci, 2009: 21.

Veri madenciliği modeli oluşturularak çıktıların elde edilmesinden sonra da süreç tam anlamıyla bitmiş sayılmaz. Elde edilen bulguların değerlendirilmesi ve yorumlanması, sonuçlardaki eksiklikler, belirlenecek yeni stratejiler ve eksiklikler gerçek hayatta uygulanır. Yeni oluşturulan ve doğruluğu kanıtlanan süreç başlı başına bir uygulama olabileceği gibi, mevcut bir uygulamanın alt parçası olarak da çalışabilir (Şekeroğlu,2010: 33).

İKİNCİ BÖLÜM

VERİ MADENCİLİĞİ MODELLERİ

Modelleme aşamasında elde edilen verilerden bilgiye ulaşmak için çeşitli çözümleme yöntemlerinden faydalanılmaktadır. Üzerinde çalışılacak olan veri setine uygun model belirlenip uygulanması sonrasında parametreler de uygun değişkenlere dönüştürülmelidir (Albayrak ve Yılmaz, 2009: 37).

Veri madenciliği yöntemleri tahminleyici ve tanımlayıcı modeller olarak ikiye ayrılmaktadırlar. Tahminleyici modeller, daha önceden sonuçları bilinen verilerden bir model geliştirip geliştirilen modeli sonucu bilinmeyen bir veri seti üzerinde uygulayarak bir sonuç tahmin etmektedir. Tanımlayıcı modellerde ise, karar vermeye yönelik olarak veriler arasındaki örüntülerin tanımlanması sağlanmaktadır.

Veri madenciliğinde kullanılan temel modeller (Şekeroğlu, 2010: 35-36);

- Sınıflandırma (classification)
- Kümeleme (Clustering)
- Birliklik Kuralları (Association Rules)

Temel olan bu üç ek modelin yanında

- Tahmin (Estimation)
- Öngörme (Prediction)
- Zaman serisi analizi (Time Series Analyses)
- Sıralılık Keşfi (Sequence Discovery)

Anlaşılabilir olmaları durumunda; tahmin edici modeller tanımlayıcı, tanımlayıcı modeller ise tahmin edici model olarak kullanılabilirler (Ekinci, 2009: 29).

2.1. SINIFLAMA VE REGRESYON

En çok bilinen veri madenciliği yöntemlerinden birisi sınıflandırma yöntemidir. Sınıflandırma tahmin edici bir yöntemdir (Şekeroğlu, 2010: 37). Sınıflandırma yöntemi bir nesnenin özelliklerinin incelenerek belirli sınıflar içerisinde hangisine ait olduğunun tespit edilmesi anlamına gelmektedir (Alpaydın, 2000: 2).

Sınıflandırma temel olarak bir öğrenme algoritmasına dayanmaktadır. Öğrenmenin amacında ise bir sınıflandırma modelinin oluşturulması bulunmaktadır. Sınıflandırma işleminde bulunan bir sınıf hem sınıfsal hem de sürekli değerler taşıyabilmektedir (Şekeroğlu, 2010: 37).

İstenilen bir değişken bağımlı ve onun dışında kalanlar bağımsız değişkenler olarak adlandırılmaktadır. Buradaki amaç; tahmin edici olarak kullanılan girdi değişkenlerinin bulunduğu bir modelde, çıktı olarak bağımlı bir değişkenin olduğu anlamlı bir model kurulmasıdır. Burada eğer bağımlı değişken sayısal değil ise problem bir sınıflandırma problemi, ancak bağımlı değişken sayısal bir değer ise regresyon problemi olarak adlandırılmaktadır (Gülçe, 2010: 20). Yani sınıflama kategorik değerleri tahmin ederken, regresyon ise sürekli değerlerin tahmininde kullanılabilir.

Örnek verecek olursak, banka kredilerinin güvenli ya da riskli oluşunu kategorize etmek için sınıflama modeli; gelir ve meslek bilgileri bilinen müşterilerin bilgisayar harcamalarının tahmini için regresyon modeli kullanılabilir (Özekes, 2003: 68). Sınıflandırma yönteminde mevcut sınıf ya da istatistiksel anlamda bağımlı değişken sınıfsal veya sürekli değer taşıyabilmektedir; bu nedenle regresyon modeli de çok değişkenli regresyon modeline yaklaşmaktadır (Şekeroğlu, 2010: 37).

Sınıflama ve Regresyon modelinde kullanılan yöntemlerden başlıcaları aşağıdaki gibidir (Gülçe, 2010: 20):

- Yapay Sinir Ağları (Artificial Neural Networks)
- Genetik Algoritmalar (Genetic Algorithms)
- K-En Yakın Komşu (K-Nearest Neighbor)
- Karar Ağaçları (Decision Trees)
- Naive-Bayes
- Doğrusal Regresyon
- Lojistik Regresyon.

2.1.1. Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağları tekniği, tamamen insan beyni örneği üzerinden geliştirilmiş bir sistemdir (Akçapınar, 2014: 38). Mühendislik, eğitim, işletme ve finans gibi pek çok alanda sıklıkla kullanılan bir yöntemdir. Bu yöntem; özellikle bağımlı ve bağımsız değişkenler arasında bulunan doğrusal olmayan ve karmaşık olan ilişkilerin

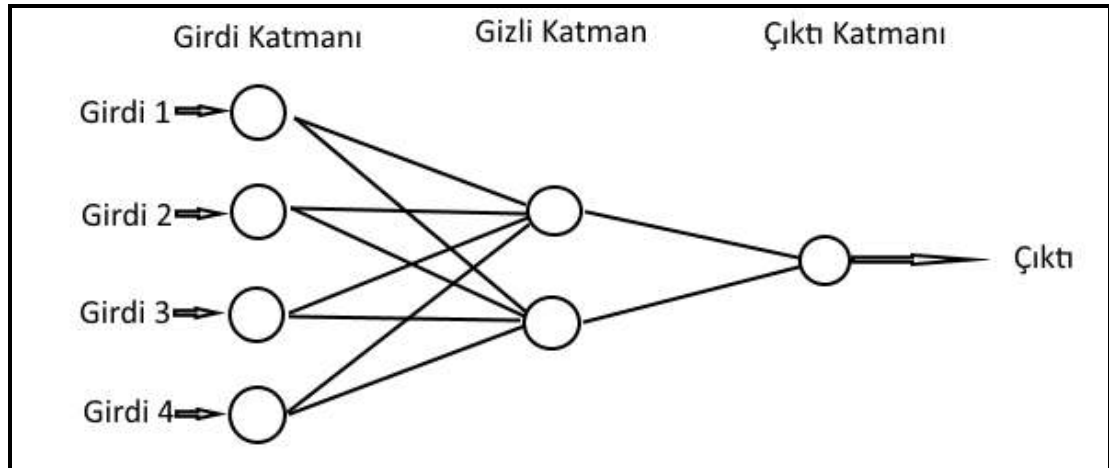
modellenebilmesi yönüyle sıklıkla tercih edilen bir yöntemdir (Seyrek ve Ata, 2010: 72). Ancak ulaşılan sonuçların uzman olmayanlarca yorumlanması oldukça zordur (Akçapınar, 2014: 38).

Biyolojik bir sistemde öğrenme, nöronlar arasında bulunan sinaptik bağlantı ayarlamalarıyla gerçekleşmektedir. İnsanların hayatları boyunca elde ettiği tecrübelerin de sinaptik bağlantılar üzerinde bir etkiye sahip olduğu ve bu şekilde öğrenme sürecinin gerçekleştiği düşünülmektedir. Yapay sinir ağları yönteminde ise öğrenmenin sağlanması için ağırlık fonksiyonları kullanılmakta olup, insan yaşamındaki deneme yanılma metoduyla öğrenme yapay sinir ağları tekniğinde tekrarlı eğitim yardımıyla gerçekleştirilmektedir (Gülçe, 2010: 20).

Yapay sinir ağları tekniğinin işleyişi, ağırlıkların hesaplanarak çıktı katmanına ulaşılması yöntemine dayanmaktadır. Eğitim veri seti içerisinde hesaplanan ağırlıklar, test veri seti içerisinde kullanılır ve öğrenmenin ne derecede gerçekleştiği belirlenebilir. Eğer elde edilen ağırlıkların etkinliği doğrulanamazsa, bu ağırlıklar üzerinde düzeltme yapılarak yeniden hesaplama yapılmaktadır. Öğrenme sürecinin tamamlanmasıyla elde edilen ağırlıklar üzerinden yeni veri setinin hangi sınıfa ait olduğu belirlenebilmektedir. Yapay sinir ağları tekniğinde öğrenme süreci uzun sürebilir ancak süreç sonunda oldukça duyarlı sınıflandırmalar yapılabilecektir (Tapkan vd., 2011: 249).

Normal bir yapay sinir ağı; üç farklı tipte katmandan oluşmaktadır. Bu katmanlar; giriş, gizli katman ve çıkış katmanlarıdır. Eğer araştırmacı isterse katman sayısı artırılabilir. Bu işlem araştırmacının ne derece kompleks bir yapı istediğiyle ilişkilidir (Gülçe, 2010: 21).

Şekil 13: Katlı Sinir Ağı Örneği



Kaynak: Şekeroğlu, 2010: 53 faydalanarak tarafımdan tekrar düzenlenmiştir.

Yapay sinir ağıları tekniğinde farklı yapılar ve her bir yapının da gösterilen işleri yapmak için farklı öğrenme yöntemleri kullanılabilmektedir. Yapay sinir ağıları metodu, veri madenciliği uygulamalarında kullanışlı olmasıyla beraber uygulaması çok uzun zaman da alabilmektedir. Bunlara rağmen yapay sinir ağıları, sınıflama, kümeleme ve tahmin amaçları nedeniyle kolaylıkla kullanılabilecek genel amaçlı ve güçlü tekniklerdir (Gülçe, 2010: 21).

Tablo 4: Ağ Mimarileri

Yıl	Ağ Mimarisi	İcat Eden Bilim İnsanı
1942	Mc Culloh-Pitts Hücresi	Mc Culloh Pitts
1957	Algılayıcı (Percetron)	Roserblatt
1960	Madaline	Widrow
1969	Cerebellatron	Albus
1974	Geriye Yayınım(backpropagation)	Werbos, Parker, Rumelhart
1977	Bir Kutu İçinde Zekâ	Anderson
1978	Neocognitron	Fukushima
1978	Adaptif Rezonans Teorisi	Carpenter, Grosberg
1980	Ön Düzenlemeli Harita	Kohonen
1982	Hopfield	Hopfield
1985	İki Yönlü Bileşik Hata	Kosko
1985	Boltzman Makinesi	Hinton, Sejnowsky, Szu
1986	Sayıcılı Yayınım(Countpropagation)	Hecht-Nielsen
1988	Hücresel Sinir Ağları	Chua, Yang

Kaynak: Gülçe, 2010: 13

2.1.2. Genetik Algoritmalar

Genetik algoritma tekniği; evrimsel hesaplama tekniklerinden olan optimizasyon türündeki algoritmalar (Şekeroğlu, 2010: 56). Adından da anlaşılacağı üzere Darwin'in evrim teorisinden esinlenilmiştir (Ekinci, 2009: 35). Karmaşık yapıda olan çok boyutlu arama uzayındaki, en iyinin hayatta kalma ilkesi doğrultusunda, mümkün olan en iyi çözümü arar (Gülçe, 2010: 22). Genetik algoritma tekniğinde problemin tek bir çözümü bulunmamaktadır, bunun yerine farklı çözümlerden oluşan bir çözüm uzayı bulunur. Bu şekilde çözüm uzayında aynı süreçte birden fazla nokta değerlendirilerek sonuçta en iyiye ulaşma ihtimali yükselmektedir. Çözümün bulunduğu kümedeki elemanlar tamamen birbirinden

bağımsızdır ve her bir çözüm çok boyutlu uzayda bir vektördür (Ayık ve diğerleri, 2007: 446).

Kademeli olarak algoritmanın çalışma mantığı düşünülecek olursa; temel çalışma prensibinin eleme olduğu görülmektedir. Sonraki aşamada ise eleme aşamasını geçen çözümlerden yararlanılarak mümkün olan yeni çözümlerin elde edilmesidir. Bu işlem ile bireyler arasındaki bilgi iletimi gerçekleştirilir. Bu şekilde devam eden bilgi iletimi de arama işleminin çözüm uzayındaki daha uygun noktalarda devam etmesine imkân tanır (Telcioğlu, 2007: 34).

Problemin çözümü için evrimsel süreç bilgisayar ortamında gerçekleştirilir. Diğer en iyileme yöntemlerindeki tek bir sonuç yerine en iyi sonuçların oluşturduğu bir küme oluşturulur (Gülçe, 2010: 22). Genetik algoritma popülasyon olarak isimlendirilen ve bir kromozomlar dizisinden meydana gelen sonuçlarla çalışmaya başlar (Şekeroğlu, 2010: 56). Popülasyondaki sayı dizileri vektör veya birey olarak adlandırılır. Birey içerisindeki her bir eleman ise gendir. Popülasyondaki her bir birey evrimsel süreç içerisinde genetik algoritma işlemcileri tarafından belirlenmektedir. Eldeki bireyler kullanılarak yeni sonuçlar elde edilir ve her bir yeni sonucun bir öncekinden daha iyi olması beklenmektedir. Benzer şekilde istenilen durma aşamasına ulaşıncaya dek yeni nesil üretimine devam edilmektedir (Şekeroğlu, 2010: 57).

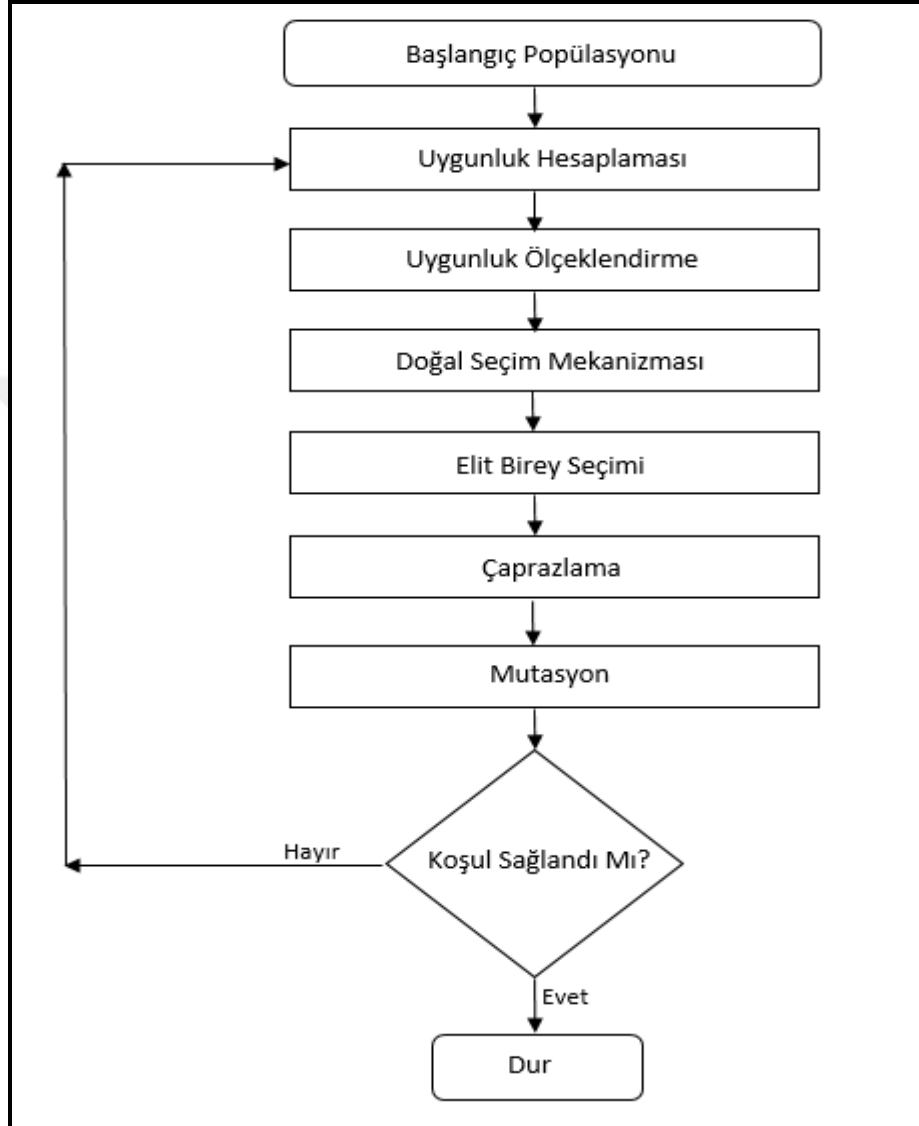
Açıklanabilir sonuçlar üreten genetik algoritmalar, aynı zamanda değişik tipteki verileri de işleme özelliğine sahiptirler. Optimizasyon amacıyla kullanılmalarının yanı sıra, yapay sinir ağları teknikleri ile birlikte kullanılabilir; yapay sinir ağları tekniklerinin eğitilmesinde, bellek tabanlı yöntemlerde, birleşim fonksiyonlarının oluşturulması gibi işlemlerde de kullanılabilirler (Gülçe, 2010: 22).

Temel bir genetik algoritma çalışma mantığı; N adet elemanın meydana getirdiği bir popülasyon belirlenir. Bu elemanlar kromozom olarak isimlendirilir. Belirlenen durdurma koşulu gerçekleşene kadar; Geçerli çözüm içerisindeki her elemanın değerlendirilmesi için bir uygunluk fonksiyonu belirlenir ve eleman uygunluk kriterleri için yeterlilik gösteriyorsa popülasyon içerisinde kalır ve Popülasyona yeni elemanlar eklenmeye devam eder.

Veri madenciliği açısından değerlendirildiğinde her bir kromozom veritabanındaki bir kaydı ifade eder. Bu kromozomlarda oluşturulacak olan yeni sonuçlar hakkında bilgi içermektedir. Veri madenciliği teknikleri içerisinde genetik

algoritmalar kümeleme, öngörme ve birliktelik kuralları içerisinde kullanılabilirler. Bütün bu teknikler verinin tanımlanmasında kurulan modeller içerisindeki en uygun modelin bulunması olarak düşünülebilir (Şekeroğlu, 2010: 57).

Şekil 14: Genetik Algoritma Akış Diyagramı



Kaynak: Telcioğlu, 2007: 50 ‘den faydalanılarak yeniden düzenlenmiştir.

2.1.3. K-En Yakın Komşu Algoritması

Veritabanındaki kayıtlar, bir veri uzayında bulunan noktalar gibi düşünüldüğü zaman birbirine en yakın konumda bulunan kayıtlar, birbiri civarında yani yakın komşudurlar (Telcioğlu, 2007: 15). Buradaki yakınlık öklid uzaklığı ile hesaplanmaktadır (Toktaş ve Demirhan, 2004: 2). Uzaklıkların hesaplanması için kullanılan i ve j noktaları için Öklid uzaklık formülü aşağıdaki gibidir (Şekeroğlu, 2010: 48).

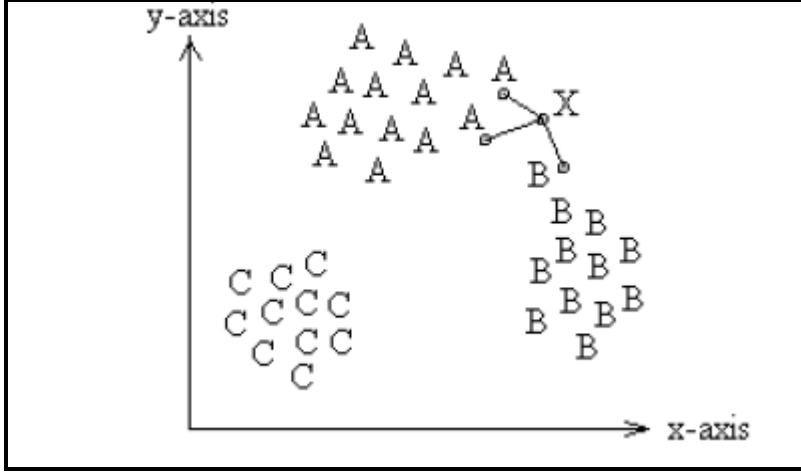
$$d(i, j) = \sqrt{\sum_{k=1}^p (x_{ij} - x_{jk})^2}$$

K-en yakın komşu tekniğindeki temel varsayım “komşunun yaptığı gibi yapmaktır”. Belirli bir kişinin davranışının tahmin edilmek istendiği durumda, veri uzayı içerisinde o kişiye en yakın konumdaki belirli sayıdaki komşunun davranışları gözlemlenir. Buradaki en yakın konumdaki komşuların ortalama değeri hesaplanarak elde edilen ortalama belirlenen kişi için tahmin değerini oluşturur. K-En yakın komşuluk ile ifade edilen K harfi; araştırılan komşuların sayısını temsil etmektedir. Yani 5-en yakın komşuluğunda 5 kişinin en yakın komşuluk değerlerine bakılmaktadır (Telcioğlu, 2007: 15).

En yakın komşuluk modeli veri madenciliği metotlarındaki esnek bir gruptur. Bu yöntem istatistiksel analizin bölgesel olarak bölünerek uygulandığı ve tüm veri kümesine uygulanabilen bir yöntemdir. K-En yakın komşu metodunda K değeri önceden belirlenmekte ve temel olarak aşağıdaki işlem adımları uygulanmaktadır (Özkan, 2008: 142):

- İlk adımda k değeri belirlenir, literatürde kullanılan en tipik k değerleri 3,5,7 değerleridir. Değer yüksek belirlenirse birbirine benzemeyen noktalar bir araya gelebilir, değer küçük seçilirse aynı sınıfta bulunan noktaların başka sınıflara dâhil olmasına neden olunabilir (Şekeroğlu, 2010: 49).
- Bu adımda verilen bir noktaya en yakın noktalar belirleneceğinden; belirlenen nokta ile diğer tüm noktalar arasındaki mesafeler Öklid formülü ile hesaplanır.
- Önceki adımda hesaplanan uzaklıklar içerisinde sıralama yapılarak en küçük k tane seçilir.
- Bu adımda; seçilen satırların hangi kategori içerisine dâhil oldukları belirlenir ya da en çok tekrar edilen kategori değeri seçilir.
- Bu adımda, seçilmiş olan kategori tahmin edilmesi istenen gözlemin değeri olarak kabul edilir.

Şekil 15: K-En Yakın Komşu Örneği



Kaynak: Ekinci, 2009: 36.

K-En yakın komşu tekniği tahminsel sınıflandırma için kullanılır. Bu modelde eğer çok fazla açıklayıcı değişken varsa çok fazla hesaplama yükü getirmesi dezavantajdır. Böyle bir koşulda komşuluklar alakasız noktalarda belirebilir ve bu nedenle ortalamalar anlamlı sonuçlar vermeyebilir (Telcioğlu, 2007: 15).

2.1.4. Karar Ağaçları

Verilerin sınıflandırılması ve sınıflandırılan bu veriler üzerinden tahminlerin yapılması birbirleriyle yakın bağlantılı olan işlemlerdir. Bu tarz işlemler karar ağaçları teknikleriyle daha iyi görülebilmektedirler (Telcioğlu, 2007: 19). Verilerin sınıflandırıldığı yöntemlerden bir tanesi olan karar ağaçları tekniği, uygulamalı istatistik ile bağlantılı makine öğrenmesi başlığı altında birçok şekilde uygulanmıştır (Şekeroğlu, 2010: 37).

Karar ağaçları, ağaç yapısına benzer şekilde olan bir akış şeması biçimindedir. Karar ağacı üzerinde bulunan her bir düğüm; bir nitelik üzerindeki bir test işlemi temsil ederken, her bir dallanma ise test işleminin sonucunu temsil etmektedir. Ağacın sonlanması ise sınıflar ile olmaktadır (Telcioğlu, 2007: 19).

Karar ağacı kullanılarak verilerin sınıflandırması iki aşamada gerçekleşen bir işlemdir. Birinci basamakta; önceden bilinen bir eğitim verisi üzerinden model oluşturulması amacıyla analiz işlemi gerçekleştirilir. Model öğrenildikten sonraki ikinci basamakta ise; test edilecek olan veri sınıflama kuralları veya karar ağacının doğruluğunu belirlemek adına kullanılır. Elde edilen doğruluk değeri kabul edilebilir bir oranda ise elde edilen kurallar yeni veriler üzerinde sınıflandırma yapılabilmesi

için kullanılabilir. Test verisi üzerinde uygulanan modelin doğruluğu ise, yapılan doğru sınıflandırmanın test verisi içerisinde bulunan bütün sınıflara oranıdır. Bütün test örneklerinde bilinen sınıf, model tarafından tahmin edilen sınıf ile kıyaslanır. Doğruluk oranı kabul edilebilir bir doğruluk ise model yeni veriler üzerinde sınıflandırma yapmak için kullanılabilir (Özekes, 2003: 69).

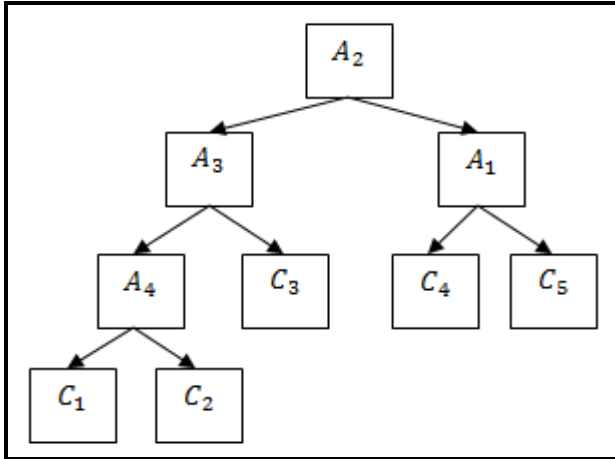
Örneklerden oluşan bir veritabanını kullanarak karar ağacını oluşturan pek çok sayıda öğrenme yöntemi bulunmaktadır. Sınıflandırma problemleri üzerinde en sık kullanılan tekniklerden biri karar ağacı tekniğidir. Diğer sınıflandırma teknikleriyle karşılaştırıldığında karar ağaçlarının yapılandırılması ve anlaşılması çok daha kolaydır denilebilir.

Şekil 16'da örnek bir karar ağacı şekli bulunmaktadır. Karar ağacının çalışma tekniği; sınıflandırma işlemi için bir ağaç oluşturmaktır. Sonrasında veritabanında yer alan her bir kayıt bu ağaca uygulanır ve elde edilen sonuçlara göre kayıtlar sınıflandırılabilir. Temel olarak bir karar ağacı aşağıdaki gibi tanımlanır:

- Ağaçtaki her bir düğüm A_i şeklinde isimlendirilir.
- Ağaçtaki her düğümden dallanan kollar bu alanlarla ilgili soruya yanıt verir.

Ağaçtaki her bir yaprak bir sınıfı temsil etmektedir (Şekeroğlu, 2010: 38).

Şekil 16: Örnek Karar Ağacı



Kaynak: Silahtaroglu, 2008: 69.

Ağaç üzerinde bulunan $A_1, A_2, \dots, A_n$ lerin her biri bir düğümü temsil etmektedir. Her bir düğüm ise kendisinden sonra gelen iki dala ayrılmaktadır. Buradaki ayrılma süreci, A_i düğümü hakkındaki cevabın veritabanından çıkarılacağı bir soru sormak ve alınan yanıtla göre bir dal izlemektedir. Karar ağacındaki

$C_1, C_2 \dots C_n$ 'ler den her biri bir sınıfı temsil eden birer yapraklardır (Silahtaroglu, 2008, s.69).

Son dönemlerde çok sayıda karar ağacı öğrenme tekniği geliştirilmiştir (Küçüksille, 2009: 39). Geliştirilen bu algoritmalar eldeki veri kümesi üzerinden kullanıcıların rahatlıkla anlayabileceği (IF-THEN) biçimindeki kurallar bir karar ağacı yapısında türetilmektedir (Baykasoğlu, 2005: 6). Tümevarım algoritmalarının yardımıyla, büyük veri kümeleri üzerinde oldukça iyi analizler gerçekleştirebilir ve tümevarım algoritmaları ile oluşturulan karar ağacı ile karar verme süreci kolaylaştırılır. Bu şekilde yapılan çıkarımlar daha iyi sonuçlar vermektedir (Telcioğlu, 2007: 20).

Karar ağacı algoritmalarında, karar ağacı yapısını oluşturan ve en büyük bilgi kazancını sağlayan özelliklerin aranması için bilginin entropi ölçüsünden faydalanılır. Entropisi düşük olan en iyi olarak kabul edilir ve karar ağacının kökünü oluşturmaktadır. Örnek veri seti bu karakteristik baz alınarak alt kümelere ayrılır ve karar ağacının her bir dalı bir sınıf değerine karşılık gelecek şekilde dallandırılır. Karar ağacında gelişme süreci, eğitim örneklerinin kullanıcı tarafından belirlenen sonlandırma kriterine göre doğru bir şekilde sınıflandırılncaya dek devam eder (Akgöbek ve Çakır, 2009: 803).

Karar ağaçları (Çalış vd., 2014: 5);

- Maliyetlerinin düşük olması
- Elde edilen sonuçların anlaşılabilirliği, yorumlanabilirliği ve veritabanı ile kolay entegre olabilmesi
- Güvenilir olması sebepleriyle en yaygın olarak kullanılan sınıflandırma tekniklerindendir.

Yaygın olarak kullanılan bazı karar ağacı algoritmaları içerisinde; CHAID (Chi-Squared Automatic Interaction Detector; Kass, 1980), C&RT (Classification and Regression Trees; Breiman, ve diğerleri 1984), ID3 (Quinlan, 1986), Exhaustive CHAID (Biggs, de Ville ve Suen, 1991), C4.5 (Quinlan, 1993), MARS (Multivariate Adaptive Regression Splines; Friedman), QUEST (Quick, Unbiased, Efficient Statistical Tree; Loh ve Shih, 1997), C5.0 (Quinlan), SLIQ (Supervised Learning in Quest; Mehta, Aganval ve Rissanen), SPRINT (Scalable Parallelizable Induction of Decision Trees; Shafer, Agrawal ve Mehta, 1996) en çok bilinenleridir (Ekinci, 2009: 32).

2.1.4.1. Cart

Morgan ve Sonquist tarafından AID (Automatic Interaction Detection) olarak adlandırılan karar ağacı algoritmasının devamı olarak Breiman ve diğerlerinin önerisiyle 1984 yılında önerilen bir algoritmadır. Sayısal ve nominal veri türlerini, hem girdi hem de kestirimsel değişken olarak kabul edebildiğinden CART algoritması, sınıflandırma ve regresyon problemlerine bir çözüm aracı olarak kabul edilebilmektedir (Çalış vd., 2014: 6). Her bir karar düğümünden sonra ağacın iki yeni dala ayrılması ilkesi doğrultusunda çalışmaktadır (Tapkan vd., 2011: 249). Twoing ve gini algoritmaları bölünme işlemini gerçekleştirir. Regresyon ağacı oluşturuyor olması en önemli özelliğidir. Regresyon ağacında; ağaç yaprakları bir sınıfı tahmin etmek yerine gerçek sayıları tahminler (Maimon ve Rokach, 2005: 181).

2.1.4.2. Chaid

Chaid (Chi-squared Automatic Interaction Detector) optimal bölünmelerin tespit edilebilmesi için ki-kare istatistik tekniğini kullanan bir yöntemdir. Bölümlendirmeye yönelik olarak kullanılan etkili bir istatistiksel yöntemdir (Çalış vd., 2014: 6). Tahmin edici değişkenin sahip olduğu tüm değerleri dikkate alarak analizi gerçekleştirir. Hedef değişkenler için ise; istatistiksel olarak benzer olan değişkenleri birleştirip farklı olan değişkenler için işlemleri devam ettirir. Sonrasında karar ağacındaki ilk dalı oluşturabilmek için en iyi tahmin edici değişkeni seçer. Oluşan her yeni düğüm seçilen değişkenin benzer değerlerinden meydana gelir. Bu süreç ağaç son halini alıncaya dek devam eder (Ekinci, 2009: 33).

Kategorik ve sürekli tipteki değişkenlerle işlem yapabilmesi ve ağaçta bulunan her düğümün ikiden çok alt gruba ayrılabilmesi gibi nedenlerden dolayı tercih edilen bir algoritmadır (Büyükakın, 2005: 30).

2.1.4.3. Quest

Quest algoritması Loh ve Shih tarafından 1997 yılında geliştirilmiştir. Yapısal olarak ikili karar ağacı kullanan bir sınıflandırma algoritmasıdır. Bu algoritmanın ikili ağaç yapısını kullanıyor olmasının sebebi, ikili karar ağaçlarında doğrudan durma ve budama gibi uygulamaların da kullanılabiliyor olmasıdır (Çalış vd., 2014: 7). Quest algoritmasının C&RT algoritma tekniğine benzer yönleri bulunmaktadır fakat ağaçlar ikili ve yavaş büyüyebilir olduklarından çok geniş olabilirler

(Clementine 12.0 Algorithms Guide, 2007: 56). Ağacın oluşturulması aşamasında değişken seçimi ve bölünmeleri senkronize bir şekilde gerçekleştiren CHAID ve CART algoritmalarının aksine olarak tüm işlem adımlarıyla ayrı ayrı ilgilenir. Quest algoritması, karar ağacı yapısının dallanması aşamasında önyargılı seçimin daha genel yapılabilmesi ve hesaplama maliyetinin aşağı çekilmesi için geliştirilmiş bir algoritmadır (Çalış vd., 2014: 7).

2.1.4.4. C&RT

Gini algoritmasına dayalı ikili bölme işlemi yapabilmektedir. Sonda ya da uçta bulunmayan her düğümde iki adet dal mevcuttur. Budama işlemi karar ağacının karmaşıklık ölçüsüne bağlı olarak değişir. Sınıflandırma ve regresyonu destekleyen bir yapısı vardır (Çalış vd., 2014: 7). Hem sürekli hem de kategorik veriler üzerinde işlem yapabilmektedir. Ancak veri miktarı büyüdükçe sonuca ulaşma süresi artabilir.

2.1.4.5. C4.5 ve C5.0

Quinlan'ın ID3 algoritmasının geliştirilmiş bir versiyonu olan C4.5 algoritması en yaygın olarak kullanılan karar ağacı algoritmalarından biridir (Çalış ve diğerleri, 2014: 7). C5.0 algoritması ise C4.5 algoritmasının geliştirilmiş versiyonudur ve özellik olarak büyük miktardaki veri setleri ile çalışır. Ayrıca eksik verilerin diğer veri ve değişkenler aracılığıyla öngörülerek kazanım oranının kullanılmasında hesaplanmaktadır. Bu yönüyle daha duyarlı ve anlamlı kurallara sahip bir karar ağacı üretebilmektedir (Şekeroğlu, 2010: 41). C5.0 algoritması ise C4.5 algoritmasına göre daha hızlı çalışarak hafızanın daha verimli kullanılmasına imkân tanır. Her iki algoritmanın da oluşturduğu sonuçlar benzerdir ancak C5.0 biçimsel olarak daha düzgün karar ağaçları elde edilmesine imkân sağlar (Çalış vd., 2014: 7).

2.1.4.6. Sliq

Bu algoritma da kategorik ve sürekli değişkenler üzerinde kullanılabilir. Bilgisayar belleğine uygunluk açısından oldukça geniş disk yerleşkeli verilerle önceden sıralama tekniğini kullanarak işlemlerini gerçekleştirir (Han ve Kamber, 2006: 232). Bu algoritma bölümlenmiş veya örnekleme yoluyla oluşturulmuş küçük veri setlerini kullanmaz ancak bütün eğitim verisini birlikte kullanarak karar ağacını

oluşturabilir. Bu nedenle kayıtlı tüm verilere her zaman ihtiyacı olmaktadır (Shafer vd., 1996: 545).

2.1.5. Naive Bayes Yöntemi

Sınıflandırma problemlerinin çözümünde kullanılan Naive Bayes tekniği temel olarak olasılık teorisini kullanmaktadır. Olasılık teorisine dayanarak belirsizlik durumlarının çıkartılması tekniğidir (Ekinci, 2009: 36).

Naive Bayes tekniği ile sınıfları daha önceden belirlenmiş mevcut veriler kullanılarak, eldeki verinin mevcut sınıflardan herhangi birine girip girmeme olasılığını hesaplar. Olasılıkların hesaplanmasında bayesyen kuralı kullanıldığından bu şekilde isimlendirme yapılmaktadır (Şekeroğlu, 2010: 48). Elde edilen veriler çeşitli sebeplerle tekrarlanıyor ve tekrarlananın sebebi bilinmiyorsa bu teknik kullanılabilir (Serper, 1997: 202).

2.1.6. Doğrusal Regresyon

İstatistik uzunca bir süreden bu yana veri kümelerinin modellerini oluşturmak için kullanılmaktadır (Telcioğlu, 2007: 13). Bağımlı bir değişkenin, bir ya da daha fazla bağımsız değişkenle arasında bulunan ilişkiyi inceleyen yöntem regresyon analizi olarak isimlendirilmektedir. Bu analiz sonucunda elde edilen denklem ise regresyon denklemi olarak isimlendirilir. Eğer bu denklem; bir bağımlı ve bir bağımsız değişken ile gösterilebiliyorsa basit; bir bağımlı ve birden fazla bağımsız değişken ile gösterilebiliyorsa çoklu regresyon olarak isimlendirilmektedir (Şekeroğlu, 2010: 44). Regresyon analizinin en basit biçimi ise doğrusal regresyondur (Büyükakın, 2005: 23).

Regresyon analizi yüzyıl başlarında ilk kez Francis Galton tarafından ortaya atılmıştır (Telcioğlu, 2007: 13). Regresyon analizi; veri madenciliğinde kullanılan istatistik tekniklerin başında gelmektedir ve diğer tekniklerle benzer işlev göstermektedir. Eğer koşullu olasılık durumları varsa regresyon yöntemleri kullanılmaktadır. Tahminleme işlemi gerçekleştirmek için doğrusal olasılık modeli olarak isimlendirilen bir regresyon modeli kullanılmaktadır.

Aşağıda basit ve doğrusal bir regresyon analizi denklemi sunulmaktadır.

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X$$

$Y = \text{bağımlıdeğişken}$, $X = \text{bağımsızdeğişken}$

β_0, β_1 ise tahmin edilecek parametreleri ifade etmektedir (Ekinci, 2009: 37).

2.1.7. Lojistik Regresyon

Doğrusal regresyon değişkenlerinin 0-1 değerlerini almış hali lojistik regresyon olarak isimlendirilmektedir. Genel olarak ikili değişkenler ve nadiren de çok sınıflı değişkenlerin tahmin edilmesi için kullanılmaktadır (Büyükkın, 2005: 23).

Lojistik regresyon; bağımlı değişkenler üzerinde risk faktörü oluşturan bağımsız değişkenleri ve bu bağımsız değişkenlerin bağımlı değişken değerlerinin tahmininde ne derecede etkiye bulunduklarını belirlemek için kullanılmaktadır. Lojistik regresyon olasılık kurallarına uygun bir şekilde verilerin belirli sınıflara bölünmesini sağlayan ve bağımsız değişkenlerin etkilerinin incelenerek verilerin sınıflandırılmasında kullanılan bir yöntemdir (Şekeroğlu, 2010: 45).

Lojistik regresyon analizinin kullanım amacı, en az sayıda değişken kullanarak ve en iyi uyuma sahip olan bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki ilişkinin tanımlanabildiği ve kabul edilebilen bir model kurulmasıdır (Bircan, 2004: 186). Lojistik regresyon modelinin uygulama adımları aşağıdaki gibidir (Şekeroğlu, 2010: 46):

- Öncü grup üyelikleri belirlenir
- Modele dâhil edilecek değişkenler belirlenir.
- Modeldeki parametreler Newton-Raphson tekniği ile tahmin edilir.
- Modelde tahmin edilen parametrelerin anlamlı olup olmadığı tek tek incelenir.
- Modelden tahmin edilen parametreler yardımıyla, her bir gözlemin geldiği grup tahmin edilir.
- Modelin uyum iyiliği testlerinin yapılması için doğru sınıflandırma yüzdesi ve yapay olarak oluşturulan R^2 kriterleri kullanılır.

2.2. KÜMELEME

Kümeleme (Clustering) analizi de sınıflandırma tekniğinde olduğu gibi, eldeki verilerin gruplara ayrılması işlemidir. Sınıflandırma tekniğinde sınıflar daha önceden belirli iken, kümeleme tekniğinde sınıflar daha önceden belli değildir. Yani sınıflandırma tekniğinden farklı olarak kümeleme analizinde ne kadar grup oluşacağı da belirli değildir (Şekeroğlu, 2010: 61).

Kümeleme yöntemindeki amaç; üyelerinin birbirine benzer olduğu ancak özelliklerinin birbirinden çok farklı olduğu kümelerin tespit edilmesi ve veritabanındaki bilgilerin elde edilen bu farklı kümelere bölünmesidir. Kümeleme analizi yapılırken, veritabanındaki kayıtların hangi kümelere ayrılacağı veya kümeleme işleminin hangi değişken özellikleri dikkate alınarak yapılacağı bir uzman tarafından belirlenebileceği gibi kümeleme yazılımları tarafından da yapılabilmektedir (Han ve Kamber, 2001: 383). Başlıca kümeleme yöntemleri ise şu şekilde gösterilebilir (Özekes, 2003: 71):

- Bölme Tekniği (Partitioning Methods)
- Hiyerarşik Teknikler (Hierarchical Methods)
- Yoğunluk Tabanlı Teknikler (Density-based Methods)
- Izgara Tabanlı Teknikler (Grid-based Methods)
- Model Tabanlı Teknikler (Model-based Methods).

2.3. BİRLİKTELİK KURALLARI

Bir arada gerçekleşen olayların çözümlenmesi de veri madenciliği kapsamı içerisine girmektedir. Olayların birlikte gerçekleşmiş olduğu durumlarını çözümleyen veri madenciliği yöntemleri de birliktelik kuralları (association rules) olarak adlandırılır (Şekeroğlu, 2010: 76).

Veri kümesi içerisinde, kayıtlar arasındaki bağlantıları arayan denetimsiz (unsupervised) veri madenciliği türüdür. Genellikle perakende sektöründe “Pazar sepet analizi” olarak adlandırılır (Bland, 2002: 45).

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

TEZ KAPSAMINDA KULLANILAN VERİ MADENCİLİĞİ İLE İLGİLİ PROGRAMLAR

3.1. GİRİŞ

Sistemlerinde binlerce öğrenci kaydının bulunduğu zengin veri içeriklerine sahip olan üniversite bilgi sistemleri, sistemlerinde kayıtlı bulunan öğrencilerle ilgili bilgileri incelemek adına veri analizi yapılmasına ihtiyaç duymaktadırlar. Bu sebeple büyük miktardaki öğrenci verilerinin tutulduğu bu kuruluşların en büyük ihtiyaçları raporlamalar yapabilmektir.

Kurumların tüm verilerini veritabanı sistemleri üzerinde sakladığı teknoloji çağımızda, veri analizlerinin sağlıklı bir şekilde yapılabilmesi ve yönetsel açıdan stratejik kararların doğru analizler sonucunda alınabilmesi veritabanı üzerinde sağlanacak yapılara bağlıdır. Bu aşamada, veri madenciliği veri analizi yapılabilmesi ve stratejik kararlar almaya yönelik olarak iyi tahminler elde edilmesi için kullanılırlar.

Tüm bu bilgiler doğrultusunda, tez çalışması kapsamında veri ambarı ve veri madenciliği teknolojileri kullanılarak üniversite öğrencileri üzerinde ders başarılarına yönelik olarak sınıflandırma işlemlerinin gerçekleştirilmesi sağlanmaktadır.

Eldeki verilerin, analiz ve raporlamalarının yapılabilmesi için verilerin uygun bir ortamda saklanarak bu ortam üzerinden gerekli sorgulama işlemlerinin yapılabilmesi gerekmektedir. Bu bağlamda; verilerin dönüştürülerek saklandığı veri ambarının oluşturulduğu, veri madenciliği algoritmalarının çalıştırılarak analiz ve işlemlerin yapılıp sonuçların gösterildiği ara yüzlerle ilgili yazılımlara ait bilgiler aşağıda özet olarak verilmiştir (Gülçe, 2010: 38).

3.2. MICROSOFT SQL SERVER

SQL “Relational Database Management System” (RDMS) Microsoft firmasına ait bilgi yönetimi ve depolama amacıyla kullanılan bir üründür. Dilimize “İlişkisel Veritabanı Yönetim Sistemi” olarak çevrilmiştir. İlişkisel veritabanı yönetim sistemi kelimesi irdelendiğinde ise iki sonuca ulaşılabilir: bu sonuçlardan ilki, SQL Server veritabanı içerisindeki veri birbirleriyle ilişkili veri tabanlarında saklanır. İkinci sonuç ise; SQL Server bir yönetim sistemi değil bir veritabanıdır.

SQL'in açılımı ise Yapısal Sorgulama Dili - Structured Query Language'dir (<http://uyduhaberlesme.com/microsoft-sql-server-nedir/>: 01.01.2017).

SQL Server ilişkisel bir veritabanı yönetim sistemidir SQL Server kurum içerisinde veya bulut bilişim teknolojisi üzerindeki bütün verileri içeriğinde barındıran Microsoft veri platformunun temelini oluşturan bir yapıdır ([https://technet.microsoft.com/library/mt590198\(v=sql.1\).aspx](https://technet.microsoft.com/library/mt590198(v=sql.1).aspx): 01.01.2017). SQL Server istemci ve sunucu ortamında veritabanı gereksinimlerinin karşılanması amacıyla geliştirilen yüksek performanslı bir veritabanı yönetim sistemidir. Fazla sayıda istemci bilgisayarın aynı sistem üzerinde çalışabildiği uygulamalar SQL Server'a farklı bağlantı teknikleriyle bağlanabilir (Yıldıztepe, 2007: 414). Express, Express Advanced, Web, Workgroup, Standard, Enterprise ve Development vb. sürümleri bulunmaktadır.

Veri bütünlüğü ve doğrulaması; verilerin saklandığı tabloların, önceden belirlenen kısıtlamalar dâhilinde veritabanında bulunan diğer tablolar ile kurulan ilişkileri üzerinden sağlanmaktadır. Veritabanı içerisinde; sistem, kullanıcılar, veriler, kontrol verileri vb. bilgilerin saklandığı fiziksel ve mantıksal yapıları içermektedir (Gülçe, 2010: 39).

3.2.1. Veritabanı Nesnesi

Etkin anlamda veritabanı; SQL Server ile en yüksek ilişki seviyesine sahip nesnedir. Genel anlamda veritabanı; tablo, stored procedure ve view gibi diğer nesneleri de içeren bir gruptur. SQL Server sisteme ilk defa yüklendiğinde sistemde dört farklı veritabanı oluşmaktadır.

- Master
- Model
- Msdb
- Tempdb

Sistemin düzgün çalışabilmesi için bu veritabanlarının sistemde yüklü olması gerekmektedir.

3.2.1.1. Master Veritabanı

Özel değişiklikler veya versiyon farkı olmaksızın bütün SQL Server'larda master veritabanı bulunmaktadır. Master veritabanı içerisinde bütün sistemi izlemeye

yarayan özel sistem tabloları bulunmaktadır. Örnek olarak yeni bir veritabanı oluşturulduğunda girilen kayıtlar master veritabanındaki sysdatabase’de bulunmaktadır. Server’ı tanımlayan tüm içerikler bu veritabanı içerisinde bulunduğundan sistem için kritik bir öneme sahiptir ve silinemez.

3.2.1.2. Model Veritabanı

Model veritabanı, oluşturulacak herhangi bir yeni veritabanı için şablon görevi görmektedir. Yani; oluşturulacak yeni veritabanı model veritabanında değişiklik yapılarak belirlenebilir. Örnek olarak; oluşturulacak her veritabanında olması istenecek denetim tabloları kümesi eklenebilir, kullanıcı grupları eklenebilir. Sistemdeki diğer veritabanları için şablon oluşturduğundan model veritabanı silinemez.

3.2.1.3. Msdb Veritabanı

Herhangi bir sistem görevinin SQL Agent işlem süreci tarafından saklandığı yerdir. Örneğin; veritabanı üzerinde bir yedekleme işlemine dair bir görev zamanlayıcısı oluşturulursa burada tutulmaktadır.

3.2.1.4. Tempdb Veritabanı

Server için anahtar çalışma alanlarından biridir. Geniş veya karmaşık sorgularda eğer SQL Server’ın geçici tablolar oluşturması gerekirse bu işlemler tempdb aracılığıyla gerçekleştirilmektedir. Bu veritabanının diğerlerinden farkı; sadece içerdiği nesneler değil kendisinin de geçici olmasıdır.

3.2.2. Temel Veritabanı Nesneleri

3.2.2.1. Tablo

Veritabanı tabloları, bir veritabanının en temel unsurlarındandır. Veritabanı tablosu bir muhasebecinin hesap planı veya Excel’deki çalışma sayfasına benzer yapıdadır. Veritabanı tablosunun alanları sütunlar ve satırlardan meydana gelmektedir. Her sütun ne türde veriyi saklayacağına dair kendi kurallarını içerir, eğer herhangi bir sütunun kuralları ihlal edilirse sistem tablo üzerinde değişiklik/ekleme yapılmasına izin vermemektedir.

3.2.2.2. İndeks

İndeks yapısı, tablo veya view içerisinde mevcut olan nesnelerdir. İndeksler, kitapların arka sayfalarında bulunan dizin sayfalarına oldukça benzer yapıdadır. İndesklerde özel bir yöntemle sıralanmış bir anahtar değeri bulunmaktadır, bu değer, kullanıcıyı gerçek bilgiye ulaştıracak olan başka bir anahtar değer sağlamaktadır.

3.2.2.3. Trigger

Yalnızca tablo yapısı içerisinde bulunabilen bir nesnedir. Tablo üzerinde ekleme, güncelleme veya silme gibi temel işlemlerin gerçekleşmesi sonrasında otomatik olarak uygulanan mantıksal kod parçalarıdır.

3.2.2.4. Constraint

Tablo yapısı içerisinde bulunan bir nesnedir. İsminde de anlaşılacağı üzere constraint'ler tablonun belirli şartları sağlaması için kısıtlama getirirler. Veri bütünlüğünün sağlanması için oldukça önemli yapılardır.

3.2.2.5. Schema

Veritabanı ile veritabanı içerisindeki diğer nesneler arasındaki ilişimlendirmeyi yerine getirir. Varsayılan değeri “dbo”dur. Her kullanıcı varsayılan bir schema'ya sahiptir.

3.2.2.6. View

Bir çeşit sanal tablodur. Bu yapı pekçok durumda, kendisine ait hiçbir veri içermemesine rağmen bir tablo gibi kullanılabilir. Aslında temel olarak; verilerin planlanması ve yeniden gösterimidir. Yapılan bu planlama bir sorgu cümlesi şeklinde veritabanında saklanır. Bu sorgu; tek ya da birden fazla tabloda, istenilen sütunlardaki verileri çağırır.

3.2.2.7. Stored Procedure

SQL Server programlamanın işlevselliği olarak tanımlanabilir. Genel anlamda tek bir mantıksal birim olarak bir araya toplanmıştır. Microsoft SQL Server sorgularında kullanılan T-SQL cümlelerinin sıralanmış bir şeklidir. Değişkenler,

parametreler ve döngü yapıları kullanılabilir. Tek bir sorgu cümlesinden daha fazla avantaj sağlar (Vieira , 2007: s.4-10).

3.2.3. İlişkisel Veritabanı (Relational Database)

Teknik anlamda veri tabanları ilişkisel ve ilişkisel olmayan olarak ikiye ayrılmaktadır. İlişkisel veritabanı ile anlatılmak istenen veritabanı içerisinde bulunan kayıtların satırlar halinde birbirleriyle ilişkili olarak depolanmasıdır. Günümüzde en çok kullanılan ilişkisel veritabanı modelleri SQL Server, MySQL, MS Access.

İlişkisel veritabanı yapısı içerisinde tablolar kullanılmaktadır. Tablo ise satır ve sütunlara bölünmüş durumdadır. Bilgiler satırlar halinde ve sütunlara bölünmüş biçimde saklanmaktadır. Herhangi bir bilgi sıralanmak istendiğinde; veritabanı içerisindeki bilgiler birbirleriyle ilişkili olarak listelenmektedir.

Tablo 5: Örnek Veritabanı Tablosu

Ad	Soyad	Doğum Yeri	Doğum Tarihi
Ahmet	MySQL	İstanbul	14.04.1995
Mehmet	SQLServer	Ankara	15.07.1980
Zeki	Oracle	Van	16.09.1974

Tablo 6: Verilerin Sıralandıktan Sonraki Görünümü

Ad	Soyad	Doğum Yeri	Doğum Tarihi
Mehmet	SQL Server	Ankara	15.07.1980
Ahmet	MySQL	İstanbul	14.04.1995
Zeki	Oracle	Van	16.09.1974

Veritabanındaki bu tablo “doğum yeri” sütununa göre sıralandığında Tablo 6’daki yapıya ulaşılmaktadır. İlişkisel veritabanı olduğu için “doğum yeri” sütununa göre alfabetik bir sıralama yapıldığında, diğer sütunlardaki bilgilerde bu doğrultuda düzenlenmektedir. Eğer veritabanı ilişkisel olmasaydı; sıralama yapıldığında ilk satırın “Soyad”, “Doğum Tarihi” ve “Ad” bölümleri doğru olacak ama diğer sütunlar doğru verileri yansıtmıyor olacaktı. Bu doğru veriye ulaşılmasını zorlaştıran bir durumdur. Bu durum sadece sıralama için değil, dışarıdan bir bağlantı yapıldığında ilgili satırın yalnızca bir verisi ile diğer sütunların da çağırılmasını mümkün kılmaktadır. Bu durum son derece esnek bir yazılım altyapısı sağlamaktadır. Sıralama, veri çekme vb. işlemlere Sorgu-Query adı verilmektedir. Bu işlemler

veritabanında bulunan kayıtların yerlerini deęiřtirmez, sadece kullanıcının istedięi řekilde görünmesine olanak tanır.

3.2.4. SQL Server Veritabanı Nedir ve Neden Kullanılır?

Veritabanları, mantıksal veri depolama alanlarıdır. Birbirleriyle iliřkili olan bilgileri saklamak için kullanılan veritabanlarının oldukça geniş kullanım alanları mevcuttur. Bir firmanın personel, abonelik, raporlama verileri gibi bilgileri veritabanında tutulabilir ve veritabanı aynı zamanda bu bilgiler için bir güvenlik duvarı olarak tutulabilir. Veritabanı içerisinde bulunan tablolardan sorgular yardımıyla başka tablolar oluşturulabilir. Bir organizasyonun SQL Server ortamında tutulan bu bilgileri özel raporlar oluşturabilmek için oldukça avantajlıdır.

3.2.5. Yönetim Sistemi (Management System)

SQL Server yönetiminde; SQL Server Management Studio merkez durumundadır. Kullanıcı arayüzünün kolay olması, kullanım açısından çeřitli işlevsellikler sağlar. İlk olarak SQL Server 2005 ile gelmiş olan bir yeniliktir. Management Studio ile yapılacaklar kısaca özetlenecek olursa ařağıdaki maddeler sıralanabilir (Vieira , 2007: s.4-10):

- Veritabanı ile veritabanı nesnelerinin oluşturulması, düzenlenmesi, silinmesi
- Backup ve SSIS gibi işlemlerin çalıştırılabilmesi için zamanlanmış görevlerin yönetilebilmesi
- Sistemde o andaki aktif işlemlerin denetlenebilmesi
- Güvenlik yönetimi
- Veritabanı Mail Service'in çalıştırılması ve yönetilmesi
- Server yapılandırma ayarlarının yönetilmesi.

Tez uygulama çalışması için oluşturulan veri ambarı SQL Server 2012 sürümü içerisinde tutulmaktadır.

3.3 MICROSOFT EXCEL 2013

Excel program Microsoft firması tarafından 1989 yılında kullanıma sunulmuştur. Excel; Windows ve Macintosh işletim sistemlerinde çalışabilen elektronik bir tablola programıdır. İçerisinde birçok formül, işaret sayı, rakam gibi unsurları bulunduran excel ile pek çok işlem gerçekleştirilebilir. Tablola mantığı ile çalışan excel hücreler arasındaki ilişkileri hesaplayabilir, grafikler basabilir ve korelasyonları hesaplayabilir.

3.3.1. Excel Arayüzü

Bir excel dosyası açıldığında görülecek ilk şey kutularla dolu bir pencere olacaktır. Görülen bu sayfada yatay olarak görülen ve rakamlarla ayrılmış bölümler satır, dikey olarak görülen ve harflerle ayrılmış bölümler ise sütun olarak isimlendirilir. Bir excel çalışma sayfasında bulunan satır ve sütunların kesişiminden oluşan kutucuklara ise hücre denir. Bir hücrenin adresi satır numarası ile sütun harfinden belirtilir. Hücrelerden oluşan bu alana ise çalışma sayfası denir ve bütün işlemler bu sayfa üzerinden yapılabilir. Çalışma sayfalarının birlikte oluşturduğu yapı ise çalışma kitabıdır.

3.3.2. Excel Temel Menüleri

- Dosya: Aç, Kaydet, Farklı Kaydet gibi doküman yönetimine yönelik olan işlemler yer almaktadır.
- Giriş: Yazı Tipi, Paragraf Düzenleme gibi belge üzerinde çalışıldığı esnada sıklıkla kullanılan araçlar yer almaktadır.
- Ekle: Doküman üzerine eklenecek olan Tablo, Grafik gibi özellikler yer alır.
- Sayfa Düzeni: Kenar boşlukları, Sayfa Kenarlıkları gibi sayfa yapısına yönelik özellikler bulunmaktadır.
- Formüller: Hesaplama araçları, formül ve işlevler bulunmaktadır.
- Veri: Excel'de sıklıkla kullanılan alt toplam, doğrulama, dış veri gibi analiz araçlarını içermektedir.
- Görünüm: Belgeyi şekillendirmek için kullanılan Görünüm ve Yakınlaştırma araçları yer almaktadır (http://its.metu.edu.tr/seminerler/Excel2010_Baslangic.pdf: 26.04.2017).

3.3.3. Excel Nasıl Kullanılır?

Elektronik bir tablolama programı olan excel; sayılar, tarihler ve rakamlar üzerinden hesaplamalar yapabilmektedir. Hücreler içerisinde bulunan veriler ile matematiksel formüller kullanılarak işlemler yapılabilir (http://ofisdata.com/excel-nedir: 01.01.2017).

Elektronik tablolama programı olan excel; verilerin çözümlemesi, daha bilinçli iş kararlarının alınabilmesi için excel çalışma kitapları kullanılabilir. Excel'in; özellikle verilerin izlenmesi, çözümlemesi, veri modellerinin oluşturulması ve bu verilerle çeşitli yöntemlerle profesyonel grafikler oluşturulması, veriler üzerinde hesaplamalar yapılabilmesi için formüller oluşturulması gibi iş çözümleri bulunmaktadır.

Tablo 7: Excel'in Genel Kullanım Senaryoları

Senaryo	Açıklama	Örnekler
Finansal	Birçok mali muhasebe raporunda Excel'in güçlü hesaplama özelliklerini kullanabilirsiniz	- Nakit akış tablosu - Gelir Tablosu - Kar ve zarar tablosu
Faturalama ve Satışlar	Excel, fatura ve satış verileri yönetmek için yararlıdır ve kolayca ihtiyacınız olan formlar oluşturabilirsiniz.	- Satış faturası - Paketleme notu - Satın alma siparişi
Bütçeleme	Kişisel veya profesyonel gereksinimleriniz için Excel'de her tür bütçeyi oluşturabilirsiniz.	- Pazarlama bütçe planı - Etkinlik bütçesi - Emeklilik bütçesi
Planlama	Excel, profesyonel planlar veya kullanışlı planlayıcılar oluşturmak için harika bir araçtır.	- Haftalık ders planı - Pazarlama araştırması planı - Yılsonu vergi planı - Yemek, parti veya tatil düzenleme planlayıcıları
Raporlama	Excel'de veri çözümlemenizi yansıtan veya verilerinizi özetleyen çeşitli türlerde raporlar oluşturabilirsiniz.	- Proje performansını ölçen raporlar - Öngörülen ve gerçek sonuçlar arasındaki farkları gösteren raporlar - Veri tahmin raporları
İzleme	Zaman Çizelgesi veya liste verileri izlemek için Excel'i kullanabilirsiniz.	- İzleme çalışması için zaman çizelgesi - Donanım izlemek için Envanter Listesi
Takvim uygulama	Excel herhangi bir takvim türü oluşturmak için uygundur.	- Okul yılı sırasında etkinliklerini izlemek için akademik takvim - İş olayları ve kilometre taşlarını izlemek için mali yıl takvimi

Kaynak: https://support.office.com/tr-tr/article/Excel-2010-daki-temel-g%C3%B6revler-be9e91b6-4ecb-4faa-8ae9-37e8974a1f8b#_toc256078345:19.07.2017

3.4. SPSS CLEMENTINE

SPSS günümüzde veri madenciliği uygulamalarında en yaygın olarak kullanılan istatistik programlarından biridir. 1967 yılında, merkezi Chigaco'da yer alan veriler üzerinde bilgi keşfi yapmaya ve stratejik kararlar almaya yönelik olarak ileri düzeyde analitik çözümler üretmektedir. Veri madenciliği metodolojisi olarak CRISP DM (cross industry standart processing for data mining), veri madenciliği uygulamalarının %50'sinden fazlasında tercih edilmektedir. İnternet üzerindeki bilgilerine ve elde ettiği gelişmiş veriler üzerinde gelişmiş madenleme teknikleri kullanarak, kullanıcılar arasında birebir ilişki kurulmasını sağlayacak öngörüler elde edilmesini sağlayabilir. Bu işlem aşamalarında SPSS çözümleri, teknolojileri ve danışmanlığına başvurarak güvenilir sonuçlar elde edilmesi yönünde bir adım atılmaktadır. Veri madenciliği uygulamalarında SPSS kendi yetenek ve tecrübesini kullanarak; öğrenme süresinin azaltılarak çalışmalara olabildiğince hızlı şekilde başlanmasına olanak sağlayacaktır.

SPSS veri madenciliği problemlerinin çözümünde, CLEMENTINE istatistik ve yapay zeka tabanlı algoritmaların birlikte sunulduğu; veri ambarına yapılan yatırımlardan elde edilen geri kazanımlar noktasında kritik öneme sahip olan bir çözüm kaynağıdır. CELEMENTINE; uygulama tarafında sağladığı kolaylıklar, açık yapısı ve metodolojisi ile gerek ülkemizde gerekse dünya çapında veri madenciliği uygulamaları geliştirilen kişiler tarafından tercih edilme oranı en yüksek olan çözümdür(https://www.google.com.tr/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=6&cad=rja&uact=8&ved=0ahUKEwIjjsn1htTSAhWlzxQKHx6pCQMqFghDMAU&url=http%3A%2F%2Fyunus.hacettepe.edu.tr%2F~hcingi%2Fist376a%2F6Bolum.doc&usg=AFQjCNG5o4R3ITTi_tjngFNrDXclPocpNA&sig2=ici0l0-_uwujx86BOLA-eA&bvm=bv.149397726,d.d24:26.04.2017).

3.5. WEKA

Waikato Üniversitesi'nin 1996 yılında ilk resmi versiyonunu yayınladığı bir makine öğrenme ve veri madenciliği yazılımıdır. Akademik araştırmalar, eğitim araştırmaları ve endüstriyel uygulama alanlarında kullanılabilen weka yazılımı, veri analizi ve tahminleyici modeller için geliştirilen algoritma ve araçların birleşimini içermektedir. Weka yazılımının temel avantajı; verinin ön işleme ve modelleme

tekniklerinin geniş olmasının yanında kullanıcı arayüzünün grafiksel olması sebebiyle kolay kullanımlı olmasıdır.

Weka yazılımı bir proje olarak başlanarak bugün dünya üzerinde yaygın olarak kullanılmaya başlanan bir veri madenciliği uygulama geliştirme aracına dönüşmüştür. Java yazılım dili kullanılarak geliştirilmiş açık kaynak kodlu bir programdır.

Arff, Csv, C4.5 formatında bulunan dosyalar Weka programında kullanılabilir. Weka yazılımında herhangi bir text dosyayı işleme olanağı bulunmamaktadır. Ayrıca veritabanına bağlanılarak burada bulunan veriler üzerinde işlemler yapılabilmektedir. Verinin işlenmesi, sınıflandırılması, kümelenmesi ve ilişkilendirilmesi özellikleri bulunmaktadır (Poyraz, 2012: 68).



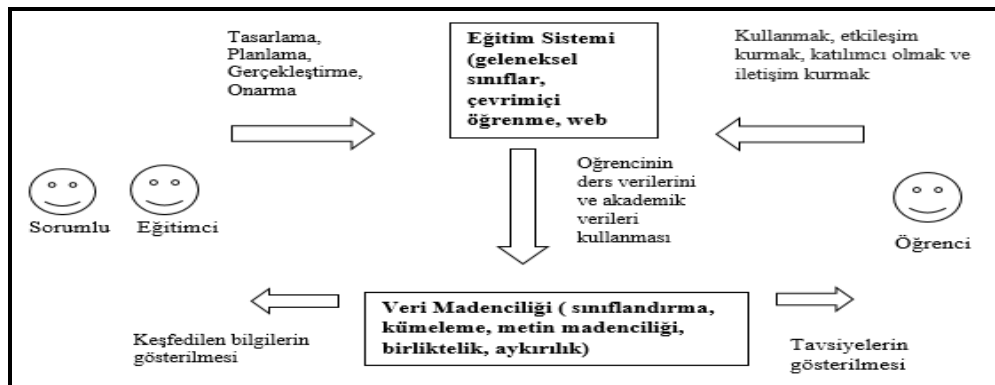
DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

UYGULAMA

Son yıllarda bilginin ve teknolojinin yaşadığı gelişmeler ve bu gelişmelerle bağlantılı olarak değişen ve gelişen talepler tüm farklı sektörlerde olduğu gibi eğitim sektöründe de yeni anlayışların geliştirilmesini zaruri kılmaktadır. Aynı zamanda yapılandırıcı öğrenme teoremi, çoklu zekâ teoremi, proje temelli öğrenme vb. eğitim alanındaki yeni yaklaşımlar geleneksel olarak gelen öğretme, öğrenme ve değerlendirme anlayışlarının da derinden etkilenmesine neden olmuştur (Birgin ve Gürbüz, 2008: 1).

Yükseköğretim kalitesinin devamlı olarak iyileşmesini amaçlayan kurumlar için beşeri sermaye sürekli bir analizin konusudur. Bu nedenle; öğrencilerin başarısının tahmini yükseköğretim kurumları için çok önemlidir, çünkü öğretim sürecinin kalitesi; öğrencilerin ihtiyaçlarını karşılama becerisidir. Yükseköğretim kurumlarının kalitesi, muhtemelen öğrencilerin, akademik personelin ve eğitim sistemindeki diğer katılımcıların ihtiyaçlarını karşılayan hizmetlerin sunulmasını gerektirir. Eğitim sürecindeki katılımcılar yükümlülüklerini uygun faaliyetlerle yerine getirdiklerinde entegre edilmesi ve kullanılması gereken büyük miktarda veri oluşur. Bu verilerin bilgiye dönüştürülmesiyle; öğrenciler, öğretmenler ve yönetimde bulunan tüm katılımcıların memnuniyeti sağlanır. Eğitim sürecindeki tüm katılımcılar yükseköğretim sistemindeki verilerden veri madenciliği uygulamalarıyla faydalanabilirler (Osmanbegovic ve Suljic, 2012: 1).

Şekil 17: Eğitim Sisteminde Veri Madenciliği Uygulama Döngüsü



Kaynak: Osmanbegovic ve Suljic, 2012: 2 faydalanarak tarafımdan tekrar düzenlenmiştir.

Geliştirilen bu yeni teoremler ışığında, ürün olan öğrenmenin yanı sıra öğrenme sürecinin de değerlendirmeye dâhil edilmesi oldukça önemli hale gelmiştir.

Yani performans değeriendirilmesi, proje, portföy ve performansı tanımlayan ölçütleri içeren puanlama sistemlerinin, içerik ve benzerlerinin değeriendirilmesi gibi çeşitli değeriendirme yöntemlerinin kullanılmasını da öne çıkarmıştır. Bilginin hızla arttığı günümüzde, öğretilen bilginin öğrenci tarafından sadece akılda tutulması, öğrencilerin gelecekleri açısından bir beceri kriteri olarak görülmemektedir. Bu durumun tersine öğrencilerin, edindikleri bilgiyi değişik koşullarda kullanabilmeleri ve uygulayabilmeleri beklenmektedir (Birgin ve Gürbüz, 2008: 2).

EDM (educational data mining), eğitsel sistemler tarafından derlenen ham verileri, faydalı bilgilere dönüştürme sürecidir; bilinçli kararlar almak ve araştırma sorularını cevaplamak için kullanılabilir. Eğitim sürecinde paydaşlarla iletişimde kullanılan verilerde, öğrenci modellemesinde, eğitimin yapılandırılmasında ve öğrenci notunun tahmin edilmesi gibi çeşitli işlemlerde kullanılabilir. Sınıflandırma, kümeleme ve birliktelik analizi gibi çeşitli veri madenciliği teknikleri; yeni bilgiler ortaya çıkarmak için eğitsel veri madenciliği üzerinde verimli bir şekilde kullanılabilir (Kumar ve Vijayalakshmi, 2012: 1).

Eğitim alanında yapılan çalışmaların birçoğunda, öğrenme üzerinde etkisi olan en önemli faktörün “öğrenici tarafın başlangıçta ne bildiği” bilgisinin önemini vurgulamaktadır. Bu sebeple öğrenmeyle ilgili gerçekleştirilen çalışmalar özellikle öğrencinin neyi ve nasıl öğrendiği bilgisi üzerine odaklanmaktadır (Gömleksiz ve Bulut, 2007: 77).

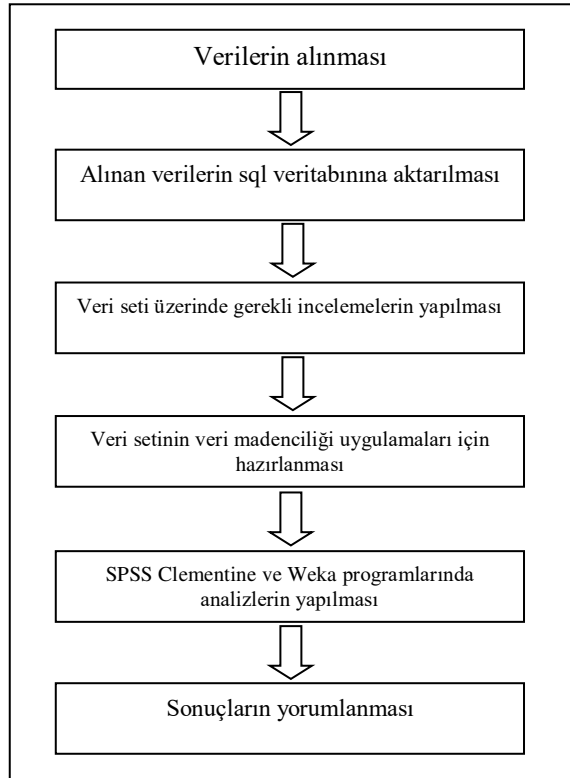
Eğitim alanında gerçekleştirilen çalışmalarda ölçülmeye çalışılan parametrelerden bir tanesi de tutumdur. Tutum, “belli nesne, olay, kurum, nosyon ya da diğer insanlara karşı öğrenilen olumlu veya olumsuz bir tepki verme eğilimidir” şeklinde tanımlanmaktadır. Grupların veya bireylerin tutum, görüş veya eğilimlerini ölçmek için günümüze kadar; Bogardus “Toplumsal Uzaklık Ölçeği”, L.L. Thurstone “Eşit Görünümlü Aralıklar” ölçeği, L. Guttman “Yığışımli Ölçek” ve Rensis Likert “Dereceleme Toplamlarıyla Ölçekleme” modeli gibi farklı ölçek teknikleri kullanılmıştır. Bu modeller arasında yaygın olarak kullanılan ise; Rensis Likert ve Thurstone ölçeklerinin basit bir biçimi olarak geliştirilmiş olan Likert Ölçeğidir. Uygulama, kodlama ve ölçme açısından kolaylık sağlaması nedeniyle sosyal bilimler, siyaset bilimi, psikoloji, pazarlama ve eğitim gibi pek çok alanda sıklıkla tercih edilen bir yöntem haline gelmiştir (Turan vd., 2015: 187).

Eğitmenlerin ve derslerin öğrenciler tarafından değerlendirilmesi çoğu üniversitede uzun yıllardır gerçekleştirilen bir uygulamadır. Bu değerlendirmeler tipik olarak; dönem sonlarında öğrencilerin cevapladığı anketler şeklinde uygulanmaktadır. Ankette bulunan soruların bir kısmı; ders organizasyonu, ders anlatımının düzey ve kalitesi, ders amaçlarının niteliği, dersin zorluk derecesi, dersin öğrencinin genel üniversite deneyimi ve hedefleri üzerindeki etkisi, derse olan ilgi düzeyi ve hazırlık düzeyi gibi konulardan oluşurken diğer kısmı ise; eğitmenin yeterliliği, eğitmenin sevecen ve adil olması, öğrencinin genel memnuniyet düzeyi gibi soruları içermektedir (Gündüz ve Fokoue, 2015: 1).

Bu uygulama kapsamında kullanılan veri seti, Türkiye’de eğitim-öğretim veren bir devlet üniversitesinin öğrencilerine dönem sonunda uyguladıkları “Ders Değerlendirme Anket” bilgileridir.

Üniversitenin uyguladığı anket çalışmaları, üniversite bünyesinde ilk kez 2007 yılında uygulanmaya başlanmış olup günümüzde de devam etmektedir. Her dönem bitiminde öğrenci işleri bilgi sisteminde not görüntüleme işlemi öncesinde, uygulamanın öğrencileri ankete yönlendirmeleri şeklinde çalışan sistem aracılığıyla bilgiler toplanmaktadır (<http://kalite.gazi.edu.tr/posts/view/title/anket-calismalari-30883>: 20.07.2017).

Şekil 18: Uygulama Periyodu



Çalışma kapsamında kullanılan veriler, üç farklı eğitimci için öğrenciler tarafından sağlanan toplam 5820 adet anket bilgisi içermektedir. Likert tipteki anket verileri 28 adet sorunun cevabı ve 3 adet nitelik bilgisi (öğrenci tarafından algılanan zorluk seviyesi, devam durumu ve ders tekrar sayıları) içermektedir.

4.1. İŞİ ANLAMA

Gelişen teknoloji çağında her alanda olduğu gibi eğitim alanında da teknolojiler, sistemler, öğrenme ve öğretme teoremleri değişmiş; performans değerlendirmeleri, bilgi ölçümleri, beklentilerin karşılanması ve memnuniyet ön plana çıkmıştır. Çağımızın önde gelen eğitim kurumlarından olan ve aynı zamanda kurumsal birer işletme ve örgüt yapısına sahip olan üniversiteler de gelişen teknolojiler ve yeni uygulamalara kayıtsız kalmamaktadır.

Öğrencilere dönem sonlarında uygulanan “Ders Değerlendirme Anketleri” aracılığıyla; öğrencilerden dönem sonlarında aldıkları eğitimi ve öğretim üyesini değerlendirmeleri beklenmektedir. Bu değerlendirmelerin yanı sıra öğrencilerden derslere yönelik olarak; dersin işlenme biçimleriyle ilgili de bilgiler edinilmektedir. “Ders Değerlendirme Anketlerinde” öğrencilerin derslerde yaptıkları uygulamalar, ev ödevleri, projeler ve quizler gibi uygulamaların derse olan katkıları sorulmaktadır.

Bu tez çalışması kapsamında; öğrencilerin dönem sonunda yanıtladıkları anket verileri kullanılarak 3 farklı başarı ölçütü tanımlanmıştır. Bu ölçütlerden ilki öğrencinin ders tekrar sayısıdır, diğer başarı ölçütleri ise ders ve öğretim üyesine yönelik sorulara verilen yanıtlar üzerinden değerlendirilmiştir. Belirlenen bu ölçütler doğrultusunda lojistik regresyon yöntemi ile başarı ölçütleri tahmin edilmiştir. Ayrıca karar ağacı yapıları oluşturularak öğrenciler için belirleyici sorular tespit edilmiş ve öğrenci davranışları yorumlanmaya çalışılmıştır.

4.2. VERİYİ ANLAMA

Veriyi anlama adımında öncelikli olarak verinin elde edilmesi gerekmektedir. Bu sebeple uygulamanın gerçekleştirileceği veriler; veri madenciliği uygulamaları için ücretsiz veri sağlayan UCI machine learning (<http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Turkiye+Student+Evaluation:20.07.2017>) kaynağından ücretsiz olarak .csv formatında alınmıştır.

Verinin anlaşılması için veriyi daha yakından tanımak ve incelemek gerekmektedir. Bu aşamada dikkat edilecek en önemli nokta verinin değiştirilmemesi gerektiğidir. Bu bağlamda elimizdeki veri setinde eksik, hatalı veya tekrarlı veri olup olmadığı incelenmiştir. Veri setini oluşturan değişkenler ve açıklamaları aşağıdaki tabloda detaylı olarak görülebilmektedir.

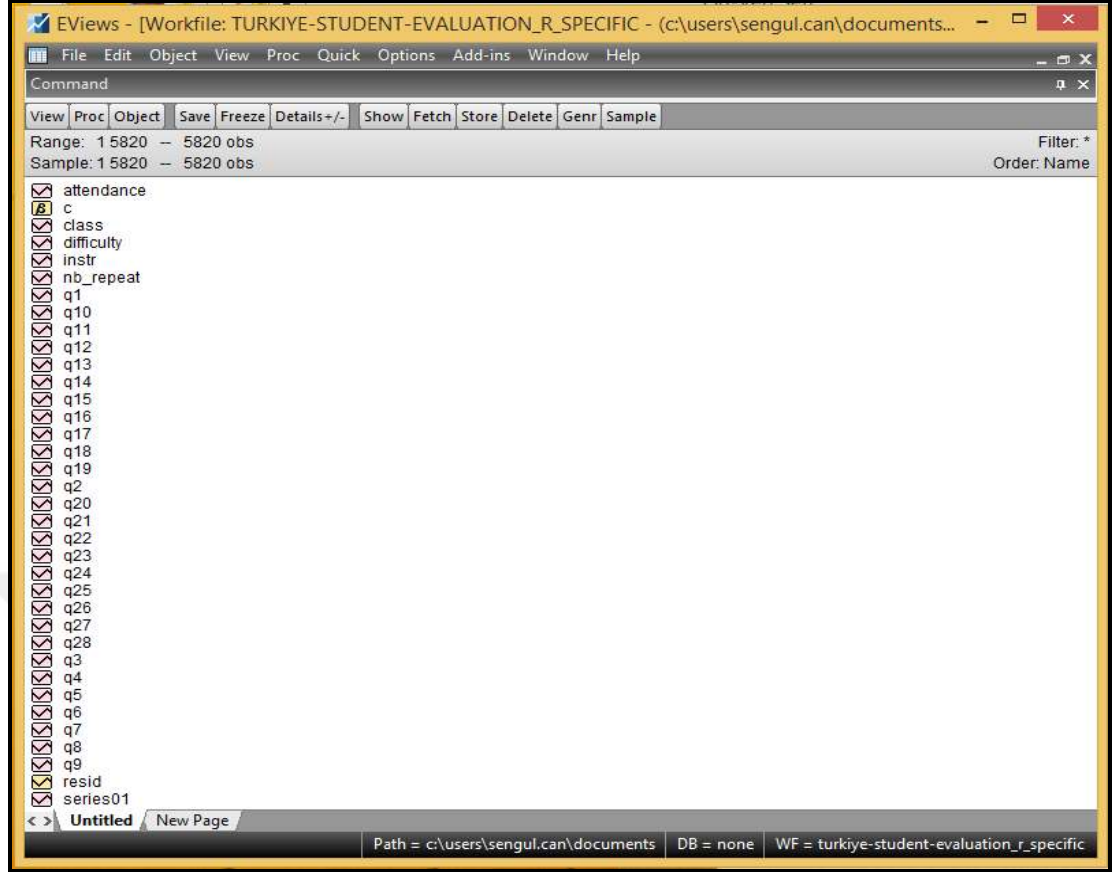
Tablo 8: Veri Seti Açıklaması

Değişken	Açıklama	Değer İçeriği
Instr	Öğretim Üyesi	1,2,3
Class	Ders Kodu	1-13
Repeat	Ders Tekrar Sayısı	1,...
Attendance	Derse Katılım Sayısı	0,1,2,3,4
Difficulty	Zorluk Tanımı	1,2,3,4,5
Q1	Dönem ders içeriği, öğrenme tekniği ve dönem başındaki değerlendirme sistemi yeterli	1-5
Q2	Dönem başında dersin amaç ve hedefleri açıkça belirlendi mi?	1-5
Q3	Ders için harcanan enerji dönem başında verilen kredi miktarını karşılıyordu.	1-5
Q4	Konular sınıfta ilk gün açıklanan müfredata göre öğretildi.	1-5
Q5	Sınıfta yapılan tartışmalar, ödevler, uygulamalar ve çalışmalar tatmin edici idi.	1-5
Q6	Ders kitabı ve ders için verilen diğer kaynaklar yeterince günceldi.	1-5
Q7	Ders saha çalışmasına, laboratuvar çalışması ve uygulama yapmaya uygundu.	1-5
Q8	Sınav, proje ve quizler öğrenmeye yardımcı oldu.	1-5
Q9	Ders büyük ölçüde zevkliydi ve derse katılmak için istek duydum.	1-5
Q10	Ders hakkındaki dönem başındaki beklentilerim karşılandı.	1-5
Q11	Ders benim mesleki gelişimime katkıda bulundu.	1-5
Q12	Ders benim hayata ve dünyaya bakışıma yeni bir bakış açısı kazandı.	1-5
Q13	Öğretim üyesinin bilgisi yeterli ve günceldi.	1-5
Q14	Öğretim üyesi derse hazırlıklı geldi.	1-5
Q15	Öğretim üyesi ders planına uygun olarak işledi.	1-5
Q16	Öğretim üyesi derse yeterince anlaşılır biçimde anlattı.	1-5
Q17	Öğretim üyesi derse zamanında geldi.	1-5
Q18	Öğretim üyesinin konuşmalarını takip etmek kolay ve anlaşılırdı.	1-5
Q19	Öğretim üyesi ders saatlerini etkin bir biçimde kullandı.	1-5
Q20	Öğretim üyesi derse anlattı ve öğrencilere yardımcı olmak için istekliydi.	1-5
Q21	Öğretim üyesi öğrencilere karşı olumlu bir tavır içerisindeydi.	1-5
Q22	Öğretim üyesi öğrencilerinin dersle ilgili görüşlerine karşı açık ve saygılıydı.	1-5
Q23	Öğretim üyesi derse katılımı teşvik etti.	1-5
Q24	Öğretim üyesi dersle ilgili ev ödevi, proje verdi ve öğrencilere yardım etti.	1-5
Q25	Öğretim üyesi dersle ilgili sorulara derste ve ders dışında yanıt verdi.	1-5
Q26	Öğretim üyesinin değerlendirmesi (vize, final, quiz vb.) ders hedeflerini etkin bir şekilde ölçmüştür.	1-5
Q27	Öğretim üyesi sınav sorularının çözümlerini verip bunları öğrencilerle tartıştı.	1-5
Q28	Öğretim üyesi tüm öğrencilere objektif bir şekilde yaklaştı.	1-5

Tablo 8’de yer alan açıklamalara ek olarak Derse Katılım: 0: Devamsız, 1: %70 Devam, 2: %80 Devam, 3: %90 Devam, 4: %100 Devam ve Zorluk Tanımı: 1: Çok Kolay, 2: Kolay, 3: Normal, 4: Zor, 5: Çok Zor anlamındadır.

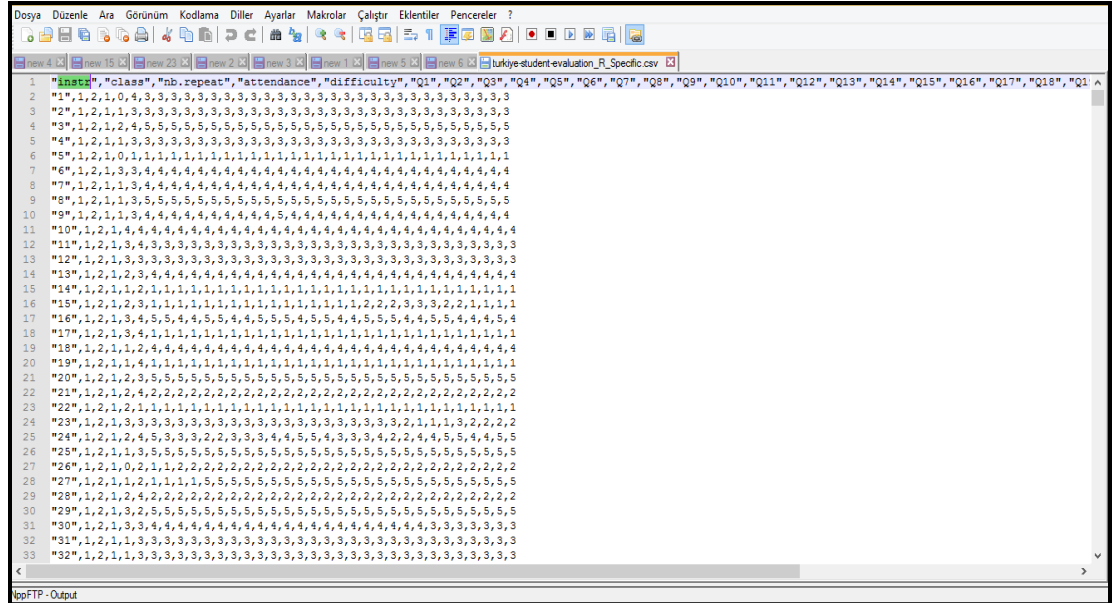
Tablo 8’de gösterilen veriler likert ölçekli bir anket uygulamasının yanıtlarıdır. Değişkenlerin saklandığı bilgi formatı olan .csv türünde açıldığında veriler ilk olarak aşağıdaki şekilde görülmekte idi.

Şekil 19: Veri Setinin E-Views Görünümü



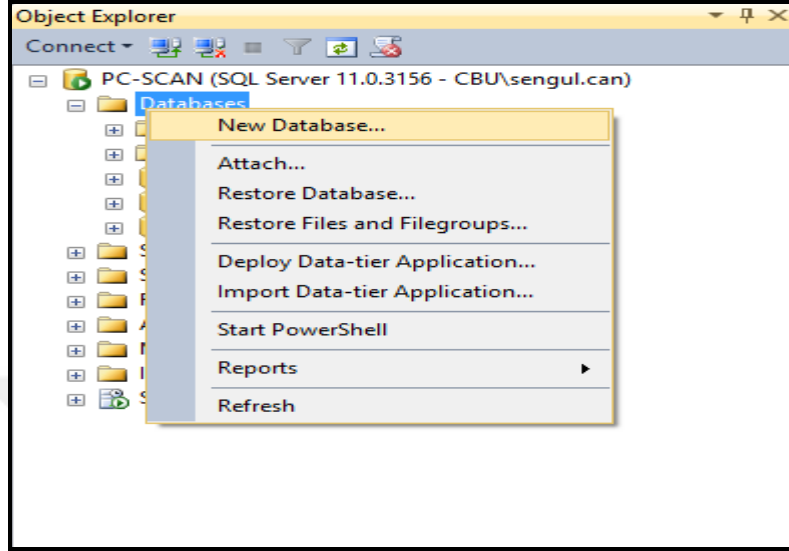
Csv formatıyla saklanmış olan bu bilgiler incelenmek için notepad uygulamasında açıldığında aşağıdaki formatta listelenmekteydi.

Şekil 20: Verilerin Csv Formatında Görünümü

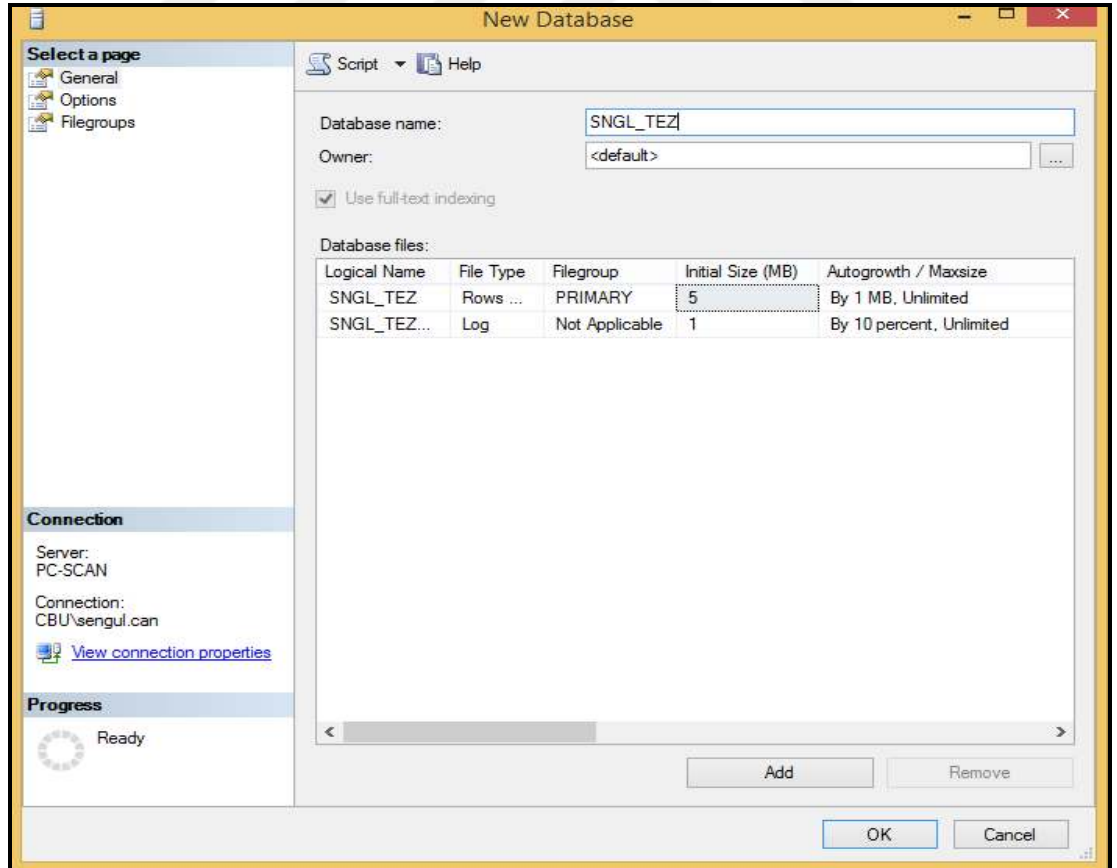


Eldeki verilerin bu şekilde incelenmesi ve anlaşılması çok zor olduğu için SQL veritabanında veri ambarı oluşturulmasına karar verildi. Veri ambarı oluşturulması için uygulanan işlem adımları Şekil 21 ve Şekil 22’de görülmektedir.

Şekil 21: Yeni Veritabanı Oluşturulması



Şekil 22: Veritabanı Detayı



Oluşturulan yeni veritabanına bağlantı kurularak Şekil 23’de görülen SQL komutu yardımıyla veri özelliklerine uygun alanlar içeren OGRENCI_ANKET tablosu oluşturulmuştur.

Şekil 23: Veritabanı Tablosunun Oluşturulması

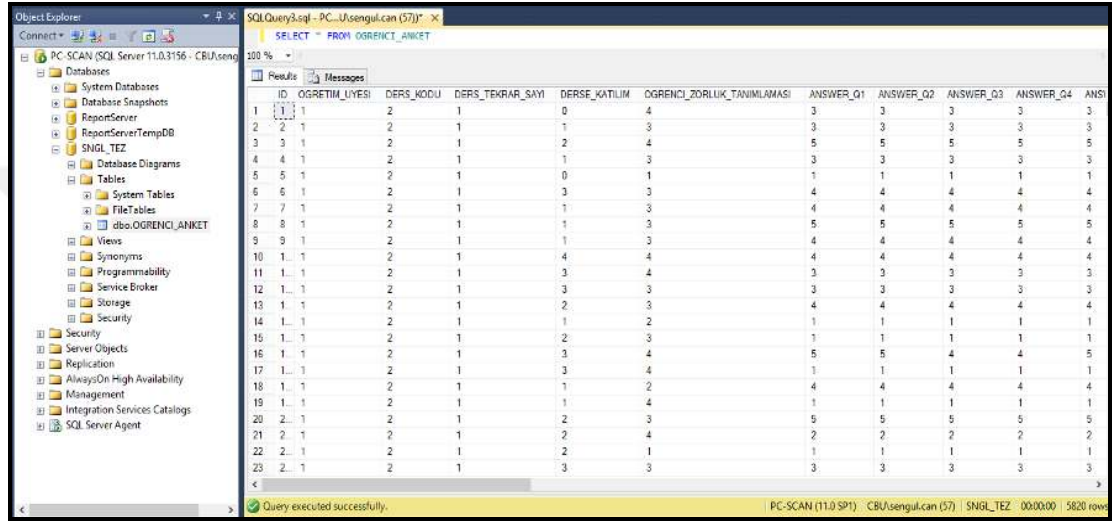
```
CREATE TABLE dbo.OGRENCI_ANKET
(
    ID int not null IDENTITY(1,1) PRIMARY KEY,
    OGRETIM_UYESI int not null,
    DERS_KODU int not null,
    DERS_TEKRAR_SAYI int not null,
    DERSE_KATILIM int not null,
    OGRENCI_ZORLUK_TANIMLAMASI int not null,
    ANSWER_Q1 int,
    ANSWER_Q2 int,
    ANSWER_Q3 int,
    ANSWER_Q4 int,
    ANSWER_Q5 int,
    ANSWER_Q6 int,
    ANSWER_Q7 int,
    ANSWER_Q8 int,
    ANSWER_Q9 int,
    ANSWER_Q10 int,
    ANSWER_Q11 int,
    ANSWER_Q12 int,
    ANSWER_Q13 int,
    ANSWER_Q14 int,
    ANSWER_Q15 int,
    ANSWER_Q16 int,
    ANSWER_Q17 int,
    ANSWER_Q18 int,
    ANSWER_Q19 int,
    ANSWER_Q20 int,
    ANSWER_Q21 int,
    ANSWER_Q22 int,
    ANSWER_Q23 int,
    ANSWER_Q24 int,
    ANSWER_Q25 int,
    ANSWER_Q26 int,
    ANSWER_Q27 int,
    ANSWER_Q28 int)
```

Veri ambarında bilgilerin tutulacağı veritabanı tablosunun oluşturulmasının ardından, csv formatlı veriler Şekil 24’te görülen komut çalıştırılarak csv formatından sql formatına dönüştürülmüş ve OGRENCI_ANKET tablosuna aktarılmıştır.

Şekil 24: Veritabanına Verilerin Aktarılması

```
BULK
INSERT dbo.OGRENCL_ANKET
FROM 'C:\dosya.CSV'
WITH
(
    FIELDTERMINATOR = ',',
    ROWTERMINATOR = '\n'
)
```

Şekil 25: SQL Server Ortamına Aktarılan Veriler

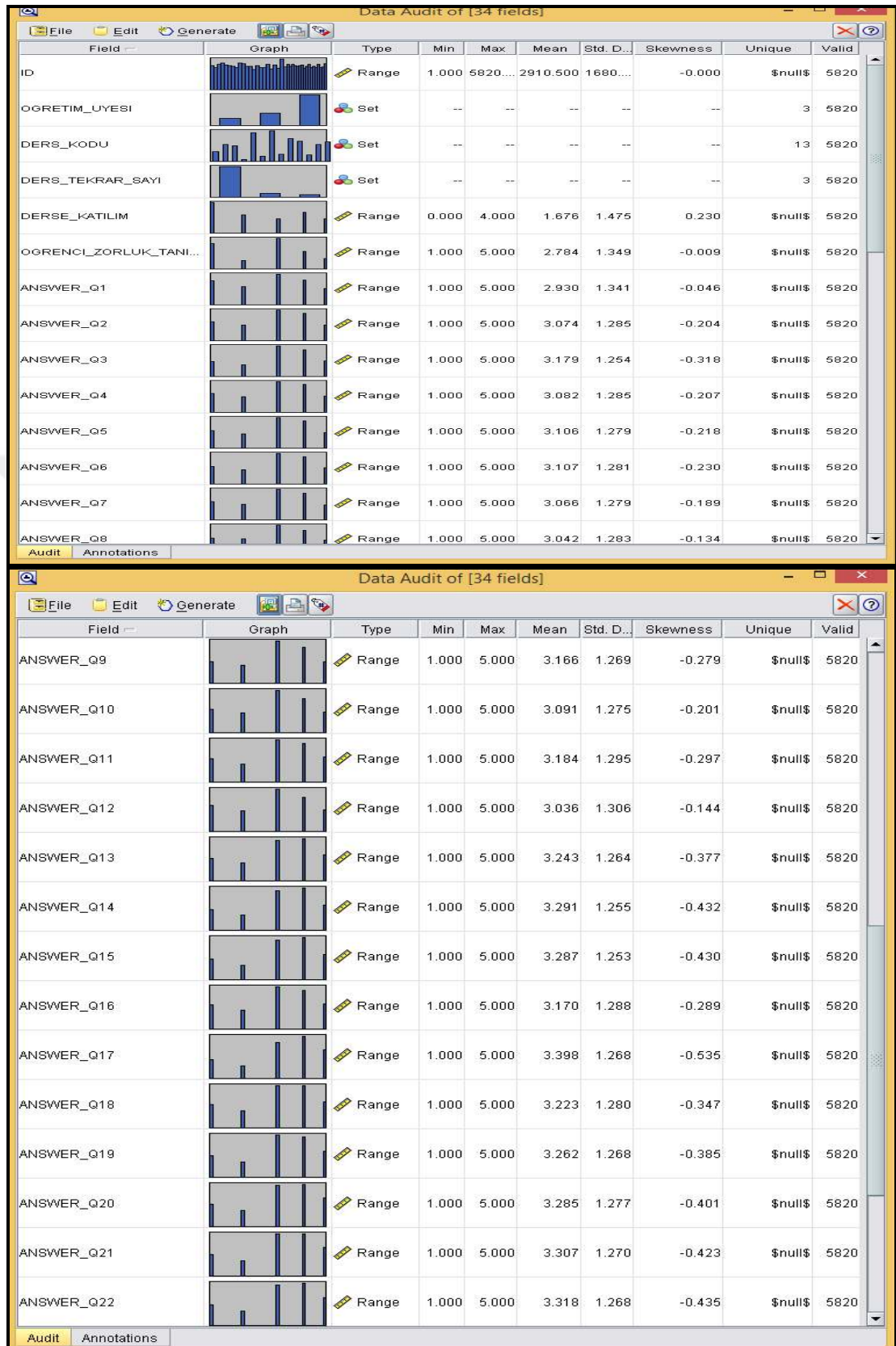


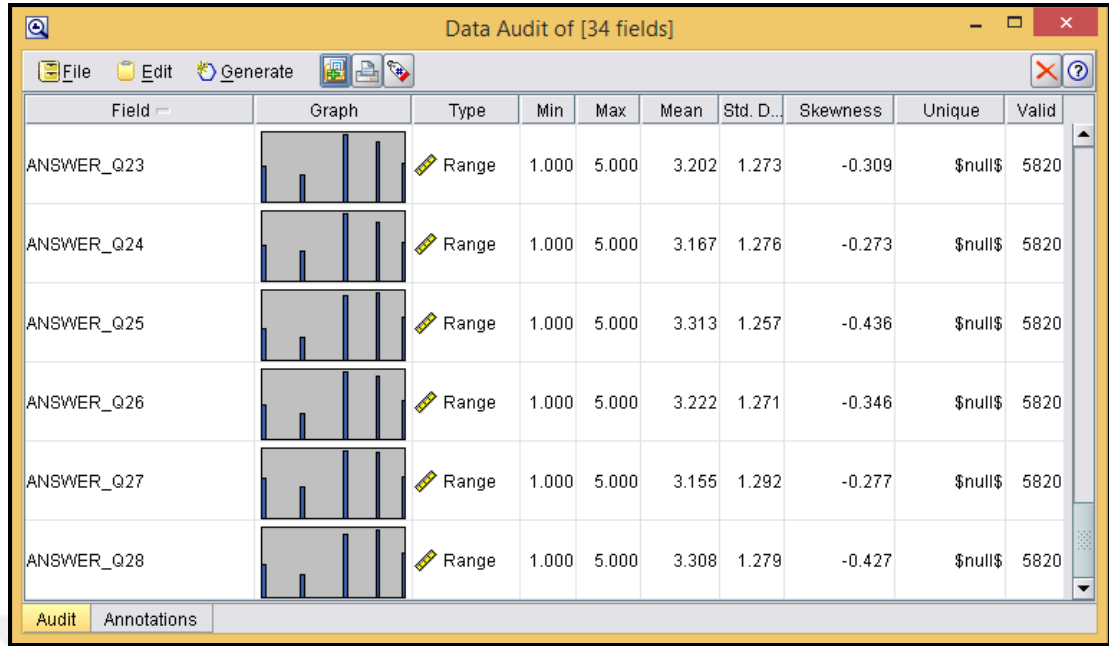
ID	OGRETIM_LIVESI	DERS_KODU	DERS_TKRAR_SAYI	DERSE_KATILIM	OGRENCI_ZORLUK_TAVIMLAMASI	ANSWER_Q1	ANSWER_Q2	ANSWER_Q3	ANSWER_Q4	ANSI
1	1	2	1	0	4	3	3	3	3	3
2	2	1	2	1	3	3	3	3	3	3
3	3	1	2	1	2	4	5	5	5	5
4	4	1	2	1	1	3	3	3	3	3
5	5	1	2	1	0	1	1	1	1	1
6	6	1	2	1	3	3	4	4	4	4
7	7	1	2	1	1	3	4	4	4	4
8	8	1	2	1	1	3	5	5	5	5
9	9	1	2	1	1	3	4	4	4	4
10	1	1	2	1	4	4	4	4	4	4
11	1	1	2	1	3	4	3	3	3	3
12	1	1	2	1	3	3	3	3	3	3
13	1	1	2	1	2	3	4	4	4	4
14	1	1	2	1	1	2	1	1	1	1
15	1	1	2	1	2	3	1	1	1	1
16	1	1	2	1	3	4	5	5	4	4
17	1	1	2	1	3	4	1	1	1	1
18	1	1	2	1	1	2	4	4	4	4
19	1	1	2	1	1	4	1	1	1	1
20	2	1	2	1	2	3	5	5	5	5
21	2	1	2	1	2	4	2	2	2	2
22	2	1	2	1	2	1	1	1	1	1
23	2	1	2	1	3	3	3	3	3	3

Verilerin SQL Server veritabanı ortamında oluşturulmasının ardından, kullanılacak verinin hazırlık ve modelleme işlemleri öncesinde daha iyi anlaşılması amacıyla SPSS Clementine programı kullanılarak veri üzerinde bazı incelemeler gerçekleştirilmiştir. SPSS Clementine programında “Data Audit” aracı kullanılmıştır. Data Audit aracında tüm verilere ait bilgiler Şekil 26’da görülmektedir.

Şekil 26’nın verileri incelendiğinde veriler içerisinde eksik değere sahip herhangi bir içerik olmadığı görülmektedir. Bu nedenle veri üzerinde yapılması gereken herhangi bir kayıt tamamlama ya da eksik kayıtları çıkarma işlemi bulunmamaktadır.

Şekil 26: Verilerin Data Audit Modunda İncelenmesi





Bu incelemelerin yanı sıra, Gündüz ve Fokoue (2015) tarafından aynı veri seti kullanılarak daha önce gerçekleştirilmiş olan bir çalışma da incelenmiştir. Anket verilerinin analizinde genellikle en önemli nokta verilerin güvenilirlik ve kalitesini ölçen Cronbach alfa katsayısının hesaplanmasıdır. Elimizde bulunan veriler için Cronbach alfa değerinin 0.992 olduğu görülmüştür. Ayrıca veri setine uygulanan faktör analizi sonuçları incelendiğinde ise; 28 adet sorudan 13-28 numaralı soruların Faktör 1 yani öğrencinin dersi veren öğretim elamanının yetkinliğini nasıl değerlendirdiği, 1-12 numaralı soruların ise Faktör 2 yani öğrencinin dersin işleyişinden ne kadar memnun kaldığıyla ilgili olduğu görülmüştür. Soruların faktör değerlerini içeren tablo aşağıdaki gibidir (Gündüz ve Fokoue, 2015: 12).

Şekil 27: Faktör Grupları

	Factor 1	Factor 2		Factor 1	Factor 2
Q1	0.376	0.781	Q13	0.753	0.558
Q2	0.495	0.767	Q14	0.794	0.517
Q3	0.567	0.689	Q15	0.791	0.514
Q4	0.475	0.770	Q16	0.705	0.611
Q5	0.505	0.793	Q17	0.827	0.391
Q6	0.497	0.776	Q18	0.762	0.541
Q7	0.465	0.819	Q19	0.790	0.517
Q8	0.456	0.815	Q20	0.825	0.475
Q9	0.545	0.699	Q21	0.844	0.447
Q10	0.524	0.791	Q22	0.846	0.446
Q11	0.564	0.680	Q23	0.756	0.564
Q12	0.486	0.751	Q24	0.713	0.593
			Q25	0.826	0.463
			Q26	0.749	0.543
			Q27	0.695	0.567
			Q28	0.811	0.452

Daha önceden de belirtildiği gibi çalışmanın amacına yönelik olarak; öğrenci başarı düzeyi ve dersin başarısına yönelik sorular ile öğrenci başarı düzeyi ve öğretim üyesinin başarısına yönelik sorular ayrı ayrı incelenecektir.

4.3. VERİYİ HAZIRLAMA

Bu işlem adımına gelindiğinde eğer varsa önceki adımlarda tespit edilen aksaklıklar düzeltilmeli ve veri modelleme adımı için uygun hale getirilmelidir. Önceki adımlarda veri seti içerisinde eksik bilgiye rastlanmamıştır.

Ancak lojistik regresyon analiz sonuçlarının ve oluşturulacak karar ağacı yapısında verinin okunabilirliğinin artırılması için sayısal değerler içeren niteliklerle ilgili güncellemeler yapılmıştır. Ayrıca 1,2,3 değerini içeren ders tekrar sayısı bilgisi için 1. Tekrar başarılı iken 2. Tekrar ve üzerinde tekrar sayısına sahip olan öğrenciler başarısız olarak nitelendirilecektir. Yapılan güncelleme işlemleri Şekil 28, Şekil 29 aşağıdaki şekilde gösterilmiştir.

Şekil 28: Veritabanı Tablosunun Güncellenmesi

```
ALTER TABLE dbo.OGRENCI_ANKET ALTER COLUMN OGRETIM_UYESI varchar(15)
ALTER TABLE dbo.OGRENCI_ANKET ALTER COLUMN DERS_KODU varchar(10)
ALTER TABLE dbo.OGRENCI_ANKET ALTER COLUMN DERS_TEKRAR_SAYI varchar(10)
```

Şekil 29: Öğretim Üyesi Bilgisini Update Eden SQL Cümleleri

```
UPDATE OGRENCI_ANKET
SET OGRETIM_UYESI = '1.OgretimUyesi'
WHERE OGRETIM_UYESI = 1

UPDATE OGRENCI_ANKET
SET OGRETIM_UYESI = '2.OgretimUyesi'
WHERE OGRETIM_UYESI = '2'

UPDATE OGRENCI_ANKET
SET OGRETIM_UYESI = '3.OgretimUyesi'
WHERE OGRETIM_UYESI = '3'
```

Şekil 30: Ders Kodlarını Update Eden SQL Cümleleri

<pre>UPDATE OGRENCI_ANKET SET DERS_KODU = 'Ders-1' WHERE DERS_KODU = '1'</pre>	<pre>UPDATE OGRENCI_ANKET SET DERS_KODU = 'Ders-8' WHERE DERS_KODU = '8'</pre>
<pre>UPDATE OGRENCI_ANKET SET DERS_KODU = 'Ders-2' WHERE DERS_KODU = '2'</pre>	<pre>UPDATE OGRENCI_ANKET SET DERS_KODU = 'Ders-9' WHERE DERS_KODU = '9'</pre>
<pre>UPDATE OGRENCI_ANKET SET DERS_KODU = 'Ders-3' WHERE DERS_KODU = '3'</pre>	<pre>UPDATE OGRENCI_ANKET SET DERS_KODU = 'Ders-10' WHERE DERS_KODU = '10'</pre>
<pre>UPDATE OGRENCI_ANKET SET DERS_KODU = 'Ders-4' WHERE DERS_KODU = '4'</pre>	<pre>UPDATE OGRENCI_ANKET SET DERS_KODU = 'Ders-11' WHERE DERS_KODU = '11'</pre>
<pre>UPDATE OGRENCI_ANKET SET DERS_KODU = 'Ders-5' WHERE DERS_KODU = '5'</pre>	<pre>UPDATE OGRENCI_ANKET SET DERS_KODU = 'Ders-12' WHERE DERS_KODU = '12'</pre>
<pre>UPDATE OGRENCI_ANKET SET DERS_KODU = 'Ders-6' WHERE DERS_KODU = '6'</pre>	<pre>UPDATE OGRENCI_ANKET SET DERS_KODU = 'Ders-13' WHERE DERS_KODU = '13'</pre>
<pre>UPDATE OGRENCI_ANKET SET DERS_KODU = 'Ders-7' WHERE DERS_KODU = '7'</pre>	

Şekil 31: Ders Tekrar Sayılarını Update Eden SQL Cümleleri

<pre>UPDATE OGRENCI_ANKET SET DERS_TEKRAR_SAYI = '1.Tekrar' WHERE DERS_TEKRAR_SAYI = 1</pre>
<pre>UPDATE OGRENCI_ANKET SET DERS_TEKRAR_SAYI = '2veUzeri' WHERE DERS_TEKRAR_SAYI IN (2,3)</pre>

Verilerin aktarılmasından sonra; likert ölçekli bu anket verisi üzerinde dersin başarısını belirleyen sorular incelenmiştir. Bu sorular 9,10,11 ve 12. sorular olan; “Ders büyük ölçüde zevkliydi ve derse katılmak için istek duydum.”, “Ders hakkındaki dönem başındaki beklentilerim karşılandı.”, “Ders benim mesleki gelişimime katkıda bulundu.” ve “Ders benim hayata ve dünyaya bakışıma yeni bir bakış açısı kazandı.” soruları olarak belirlenmiştir. Öğrenci eğer bu dört soruya 3

ve üzeri (yani toplamda 12 puan ve üzeri) verdiyse öğrencinin dersi başarılı bulduğu; öğrenci eğer bu dört soruya 3 puanın altında (yani toplamda 12 puandan düşük puan verdiyse), öğrencinin dersi başarısız olarak nitelendirdiği kabul edilmiştir. Bu doğrultuda veritabanına aktarılan kayıtlar tekrar düzenlenmiştir.

Veriler üzerinde Şekil 32’ de görülen SQL cümlesi çalıştırılmış ve elde edilen yeni veri seti excel ortamına aktarılarak analize hazır hale getirilmiştir.

Şekil 32: Verilerin Ders Başarısı Kriterine Göre Listelenmesi

```
select OGRETIM_UYESI,
       DERS_KODU,
       DERS_TEKRAR_SAYI,
       DERSE_KATILIM,
       OGRENCI_ZORLUK_TANIMLAMASI,
       ANSWER_Q1,
       ANSWER_Q2,
       ANSWER_Q3,
       ANSWER_Q4,
       ANSWER_Q5,
       ANSWER_Q6,
       ANSWER_Q7,
       ANSWER_Q8,
       ANSWER_Q9,
       ANSWER_Q10,
       ANSWER_Q11,
       ANSWER_Q12,
       (case when ANSWER_Q9+ANSWER_Q10+ANSWER_Q11+ANSWER_Q12 > 11 then 'Basarili' else 'Basarisiz'
       end ) BASARI_DURUM
from dbo. OGRENCI_ANKET
```

Dersin başarı düzeyinin belirlenmesinden sonra; likert ölçekli bu anket verisi üzerinde öğretim üyesinin başarısını belirleyen sorular incelenmiştir. Bu sorular 19,20,25 ve 28. sorular olan; “Öğretim üyesi ders saatlerini etkin bir biçimde kullandı.”, “Öğretim üyesi dersi anlattı ve öğrencilere yardımcı olmak için istekliydi.”, “Öğretim üyesi dersle ilgili sorulara derste ve ders dışında yanıt verdi.” ve “Öğretim üyesi tüm öğrencilere objektif bir şekilde yaklaştı.” soruları olarak belirlenmiştir. Öğrenci eğer bu dört soruya 3 ve üzeri (yani toplamda 12 puan ve üzeri) verdiyse öğrencinin öğretim üyesini başarılı bulduğu; öğrenci eğer bu dört soruya 3 puanın altında (yani toplamda 12 puandan düşük puan verdiyse), öğrencinin öğretim üyesini başarısız olarak nitelendirdiği kabul edilmiştir. Bu doğrultuda veritabanına aktarılan kayıtlar tekrar düzenlenmiştir.

Veriler üzerinde Şekil 33’de görülen SQL cümlesi çalıştırılmış ve elde edilen yeni veri seti excel ortamına aktarılarak analize hazır hale getirilmiştir.

Şekil 33: Verilerin Öğretim Üyesi Başarı Kriterine Göre Listelenmesi

```
select OGRETIM_UYESI,  
DERS_KODU,  
(case DERS_TEKRAR_SAYI when '2 ve Üzeri' then '2veÜzeri'  
else '1.Tekrar' end),  
DERSE_KATILIM,  
OGRENCI_ZORLUK_TANIMLAMASI,  
ANSWER_Q13,  
ANSWER_Q14,  
ANSWER_Q15,  
ANSWER_Q16,  
ANSWER_Q17,  
ANSWER_Q18,  
ANSWER_Q19,  
ANSWER_Q20,  
ANSWER_Q21,  
ANSWER_Q22,  
ANSWER_Q23,  
ANSWER_Q24,  
ANSWER_Q25,  
ANSWER_Q26,  
ANSWER_Q27,  
ANSWER_Q28  
(case when ANSWER_Q19+ANSWER_Q20+ANSWER_Q25+ANSWER_Q28>=12 then 'Basarili' else 'Basarisiz' end)  
BASARI_DURUM  
from dbo.OGRENCI_ANKET
```

Excel ortamına aktarılan veriler üzerinde ilk inceleme adımı olarak Weka programında lojistik regresyon uygulaması gerçekleştirileceği için veriler arff dosya formatına dönüştürülmüştür. Bu dönüşüm işlemi için veri dosyasına eklenen kodlar Şekil 34’de görülmektedir.

Şekil 34: Verilerin Arff Dosyasına Dönüştürülmesi

```
@RELATION veri
@ATTRIBUTE OGRETIM_UYESI { 1.OgretimUyesi, 2.OgretimUyesi, 3.OgretimUyesi } @ATTRIBUTE DERS_KODU
{ Ders-1,Ders-2,Ders-3,Ders-4,Ders-5,Ders-6,Ders-7,Ders-8,Ders-9,Ders-10,Ders-11,Ders-12,Ders-13 }
@ATTRIBUTE DERS_TKRAR_SAYI { 1.Tekrar, 2veUzeri }
@ATTRIBUTE DERSE_KATILIM NUMERIC
@ATTRIBUTE OGRENCL_ZORLUK_TANIMLAMASI NUMERIC
@ATTRIBUTE ANSWER_Q1
{ KesinlikleKatilmiyorum,Katilmiyorum,KismenKatiliyorum,Katiliyorum,KesinlikleKatiliyorum }
@ATTRIBUTE ANSWER_Q2
{ KesinlikleKatilmiyorum,Katilmiyorum,KismenKatiliyorum,Katiliyorum,KesinlikleKatiliyorum }
@ATTRIBUTE ANSWER_Q3
{ KesinlikleKatilmiyorum,Katilmiyorum,KismenKatiliyorum,Katiliyorum,KesinlikleKatiliyorum }
@ATTRIBUTE ANSWER_Q4
{ KesinlikleKatilmiyorum,Katilmiyorum,KismenKatiliyorum,Katiliyorum,KesinlikleKatiliyorum }
@ATTRIBUTE ANSWER_Q5
{ KesinlikleKatilmiyorum,Katilmiyorum,KismenKatiliyorum,Katiliyorum,KesinlikleKatiliyorum }
@ATTRIBUTE ANSWER_Q6
{ KesinlikleKatilmiyorum,Katilmiyorum,KismenKatiliyorum,Katiliyorum,KesinlikleKatiliyorum }
@ATTRIBUTE ANSWER_Q7
{ KesinlikleKatilmiyorum,Katilmiyorum,KismenKatiliyorum,Katiliyorum,KesinlikleKatiliyorum }
@ATTRIBUTE ANSWER_Q8
{ KesinlikleKatilmiyorum,Katilmiyorum,KismenKatiliyorum,Katiliyorum,KesinlikleKatiliyorum }
@ATTRIBUTE ANSWER_Q9
{ KesinlikleKatilmiyorum,Katilmiyorum,KismenKatiliyorum,Katiliyorum,KesinlikleKatiliyorum }
@ATTRIBUTE ANSWER_Q10
{ KesinlikleKatilmiyorum,Katilmiyorum,KismenKatiliyorum,Katiliyorum,KesinlikleKatiliyorum }
@ATTRIBUTE ANSWER_Q11
{ KesinlikleKatilmiyorum,Katilmiyorum,KismenKatiliyorum,Katiliyorum,KesinlikleKatiliyorum }
@ATTRIBUTE ANSWER_Q12
{ KesinlikleKatilmiyorum,Katilmiyorum,KismenKatiliyorum,Katiliyorum,KesinlikleKatiliyorum }
@ATTRIBUTE BASARI_DURUM { Basarili, Basarisiz }

@DATA
```

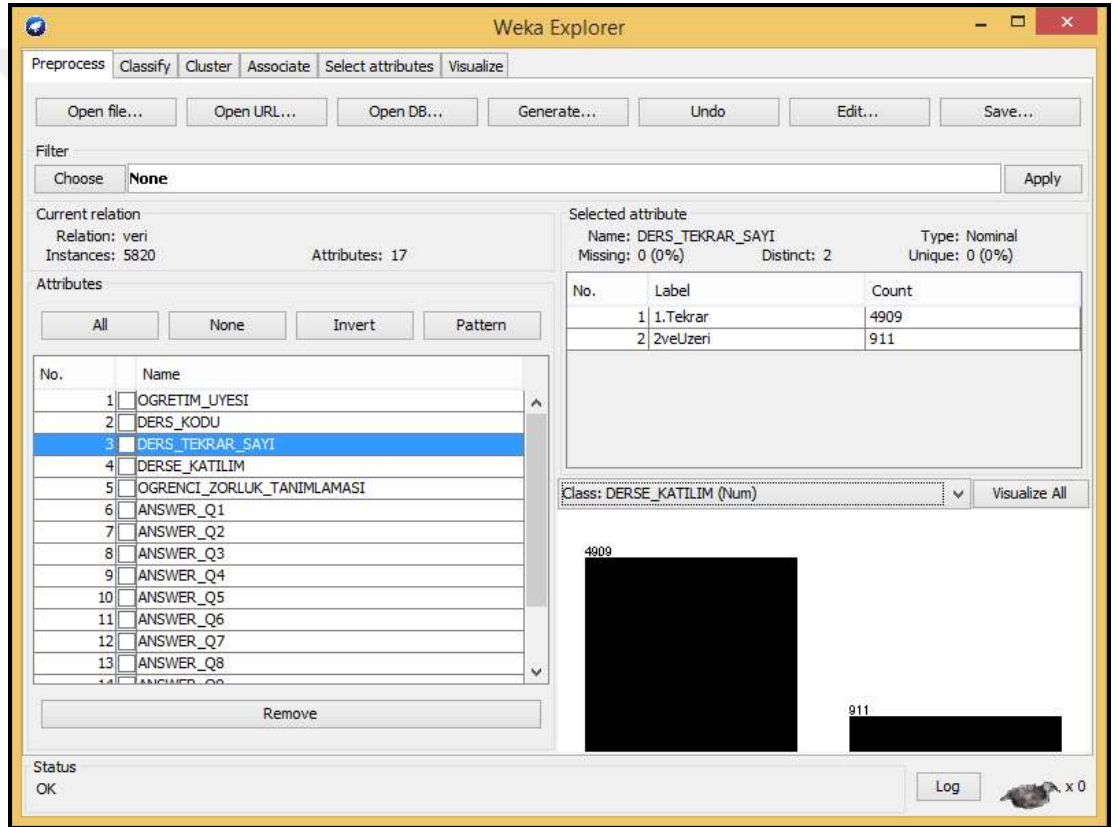
4.4. MODELLEME

Modelleme aşamasında ilk olarak weka programı kullanılarak lojistik regresyon analizi yapılmıştır. Bu aşamada öğrencilerin başarı kriteri olarak üç farklı ölçüt kullanılmıştır. Bu ölçütlerden bir tanesi ders tekrar sayısıdır. Ders tekrar sayısı 1 olan öğrenciler “Başarılı”, 2 ve üzeri tekrar sayısı olan öğrenciler “Başarısız” olarak nitelendirilmiştir. Diğer başarı ölçütlerinden ilki; 9,10,11,12 numaralı sorulara verilen yanıtlar doğrultusunda oluşturulan ders başarısı iken ikincisi; 19,20,25,28 numaralı sorulara verilen yanıtlar doğrultusunda oluşturulan öğretim üyesi başarısıdır.

4.4.1. Başarı Kriteri Olarak Ders Tekrar Sayısı ve 2.Faktör Soruları İle Gerçekleştirilen Lojistik Regresyon Analizi

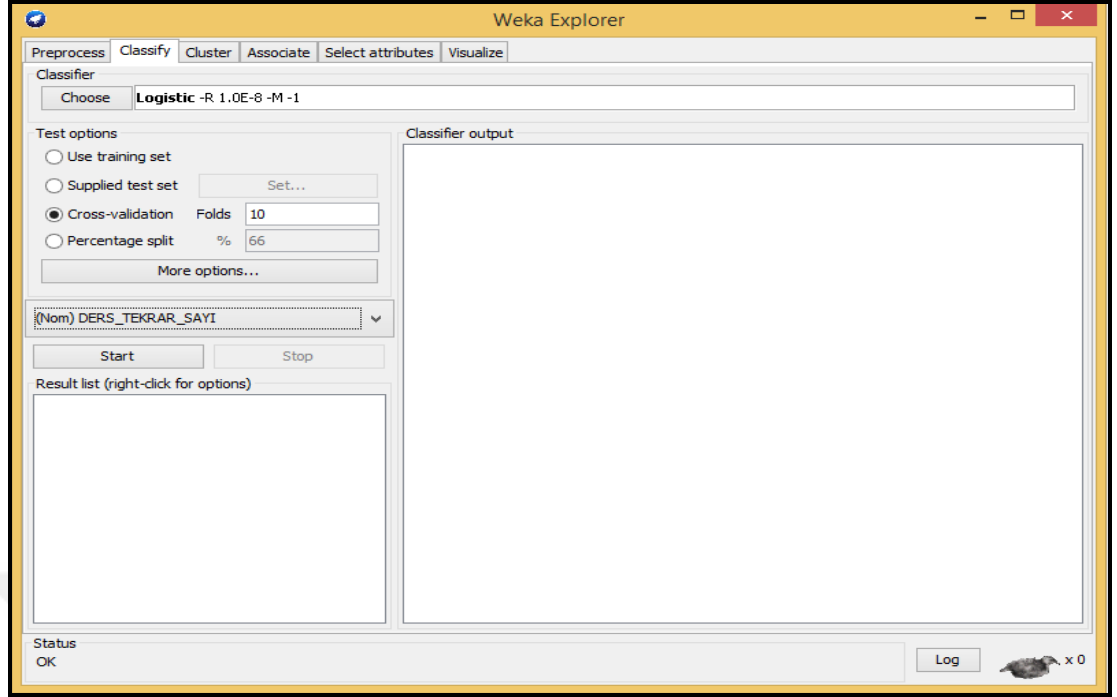
Bu aşamada derslerini 1. Tekrar da geçen öğrenciler başarılı 2 ve üzerinde tekrar alan öğrenciler başarısız olarak değerlendirilmiştir. Lojistik regresyon analizi için bağımlı değişken ders_tekrar_sayı, bağımsız değişkenler ise 13-28 numaralı sorular dışında kalan tüm değişkenlerdir. Şekil 35’de görüldüğü gibi 5820 öğrencinin 4909 tanesi başarılı, 911 tanesi başarısız olarak nitelendirilmektedir. Uygulamada faktör 2 olarak gruplandırılan 1-12 numaralı sorular lojistik regresyon analizine dâhil edilmiştir.

Şekil 35: Weka Programında Ders Tekrar Sayısı ve 2.Faktör Niteliklerinin Dağılımı



Şekil 36’da görüldüğü gibi lojistik regresyon analizi için gerekli olan özellikler belirlenmiştir. Cross-validation :%10 seçeneği ile veri seti 10 eşit parçaya bölünmektedir. Yapılan bölümlenme sonrasında veri setinin 9 parçası eğitim 1 parçası test için kullanılmaktadır.

Şekil 36: Weka Sınıflandırma Algoritması ve Özelliklerinin Seçimi



Lojistik regresyon uygulamasının sonuçları Şekil 37’de listelenmektedir.

Şekil 37: Başarı Kriteri Ders Tekrar Sayısı Olan 2.Faktör Soruların Lojistik Regresyon Sonuçları

=== Classifier model ===		
Variable	1.Tekrar	
=====		
OGRETIM_UYESI=1.OgretimUyesi	0.2432	
OGRETIM_UYESI=2.OgretimUyesi	0.7823	
OGRETIM_UYESI=3.OgretimUyesi	-0.7376	
DERS_KODU=Ders-1	-0.7929	
DERS_KODU=Ders-2	0.4301	
DERS_KODU=Ders-3	0.621	
DERS_KODU=Ders-4	0.2675	
DERS_KODU=Ders-5	1.4117	
DERS_KODU=Ders-6	-0.86	
DERS_KODU=Ders-7	-0.6709	
DERS_KODU=Ders-8	-0.2509	
DERS_KODU=Ders-9	-0.5135	
DERS_KODU=Ders-10	0.5467	
DERS_KODU=Ders-11	-0.7199	
DERS_KODU=Ders-12	0.2229	
DERS_KODU=Ders-13	-0.2177	
DERSE_KATILIM	0.2574	
OGRENCI_ZORLUK_TANIMLAMASI	-0.3636	
ANSWER_Q1	0.0036	
ANSWER_Q2	-0.0756	

ANSWER_Q3	-0.1473
ANSWER_Q4	-0.0506
ANSWER_Q5	0.1446
ANSWER_Q6	0.009
ANSWER_Q7	-0.1696
ANSWER_Q8	-0.0741
ANSWER_Q9	-0.0107
ANSWER_Q10	0.1067
ANSWER_Q11	-0.0931
ANSWER_Q12	-0.0470
Intercept	2.7265

Odds Ratios...

Variable 1.Tekrar

=====

OGRETIM_UYESI=1.OgretimUyesi	1.2754
OGRETIM_UYESI=2.OgretimUyesi	2.1864
OGRETIM_UYESI=3.OgretimUyesi	0.4782
DERS_KODU=Ders-1	0.4525
DERS_KODU=Ders-2	1.5373
DERS_KODU=Ders-3	1.8608
DERS_KODU=Ders-4	1.3066
DERS_KODU=Ders-5	4.103
DERS_KODU=Ders-6	0.4232
DERS_KODU=Ders-7	0.5112
DERS_KODU=Ders-8	0.7781
DERS_KODU=Ders-9	0.5984
DERS_KODU=Ders-10	1.7276
DERS_KODU=Ders-11	0.4868
DERS_KODU=Ders-12	1.2497
DERS_KODU=Ders-13	0.8044
DERSE_KATILIM	1.2936
OGRENCI_ZORLUK_TANIMLAMASI	0.6952
ANSWER_Q1	1.0157
ANSWER_Q2	1.0027
ANSWER_Q3	0.9796
ANSWER_Q4	1.0013
ANSWER_Q5	1.0465
ANSWER_Q6	1.0145
ANSWER_Q7	0.9833
ANSWER_Q8	1.0244
ANSWER_Q9	1.0500
ANSWER_Q10	1.1038
ANSWER_Q11	1.0243
ANSWER_Q12	1.0349

=== Stratified cross-validation ===

=== Summary ===

$$\begin{aligned} & (-0.1696 * \text{ANSWER_Q7}) + \\ & (-0.0741 * \text{ANSWER_Q8}) + \\ & (-0.0107 * \text{ANSWER_Q9}) + \\ & (0.1067 * \text{ANSWER_Q10}) + \\ & (-0.0931 * \text{ANSWER_Q11}) + \\ & (-0.0470 * \text{ANSWER_Q12}) + \\ & 2.7265 \end{aligned}$$

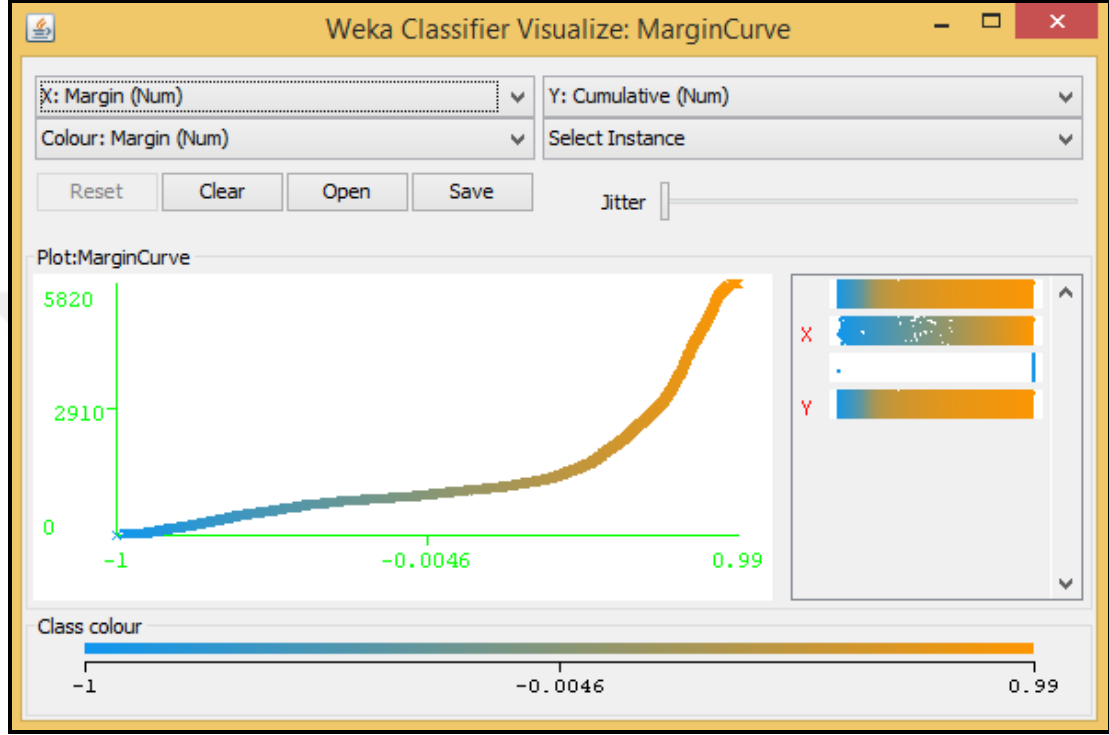
Şekil 37’ de görülen Odds oranları önemlidir çünkü; Odds (olabilirlik veya üstünlük) gerçekleşen olay sayısının gerçekleşmeyen olay sayısına oranını temsil eden bir olasılık oranıdır (Özdil vd., 2010:827). Yani bağımlı değişkenin, bağımsız değişken etkisiyle gözlemlenme olasılıklarının birinin diğerine oranla kaç kat fazla veya az olarak ortaya çıkabileceğini göstermektedir. (Girginer ve Cankuş, 2008: 190). Lojistik regresyon analiz sonuçlarında bulunan Odds oranları incelendiğinde;

- 2 numaralı öğretim üyesinden alınan derslerde başarılı olma ihtimali (2.1864) 1 numaralı öğretim üyesinden alınan derslerde başarılı olma ihtimalinden (1.2754) daha yüksektir.
- Dersler için yapılan incelemede ise 5,3 ve 10 numaralı derslerin başarılı olma ihtimali (4.1030, 1.8608 ve 1.7276) en yüksek dersler olduğu; 13 numaralı dersin ise başarısız olma ihtimali (0.8044) en yüksek ders olduğu görülmektedir. Diğer derslerin ise tekrar sayısı başarı kriteri üzerinde daha az etkisi olduğu görülmüştür.
- Öğrencinin derse katılım durumundaki 1 birimlik artışın (1.2936) derslerde başarılı olma ihtimalini de arttırdığı görülmektedir.
- 2. Faktör sorulara verilen yanıtlar için yapılan incelemede ise 10, 5 ve 1 numaralı sorularda yer alan ifadelerin (1.1038, 1.0465 ve 1.0157) başarılı olma ihtimalini arttıran ifadeler olduğu; 9, 12 ve 8 numaralı sorularda yer alan ifadelerin ise (1.0500, 1.0349 ve 1.0244) başarılı olma ihtimalini azaltan ifadeler olduğu görülmektedir. Diğer ifadelerin ise tekrar sayısı başarı kriteri üzerinde daha az etkisi olduğu görülmektedir.

Elde edilen lojistik regresyon sonuçları incelendiğinde; 9 parça veri seti üzerinde gerçekleştirilen öğrenme işlemi ve 1 parça üzerinde yapılan test sonrasında yapılan tahminlerde %84,1 oranında başarı sağlandığı görülmektedir. 5820 adet veri bulunan veri setinin 4895 tanesi doğru sınıflandırılırken yalnızca 925 tanesi yanlış sınıflandırılmıştır. Confusion Matrix incelendiğinde 61 adet verinin a yani 1.Tekrar

olarak sınıflandırılması gerekirken b yani 2veUzeri olarak sınıflandırıldığı, aynı zamanda 864 adet verinin b yani 2veUzeri olması gerekirken 1.Tekrar olarak sınıflandırıldığı görülmüştür. Tahmin edilen değerler Ek 1 tablosunda detaylı olarak gösterilmektedir.

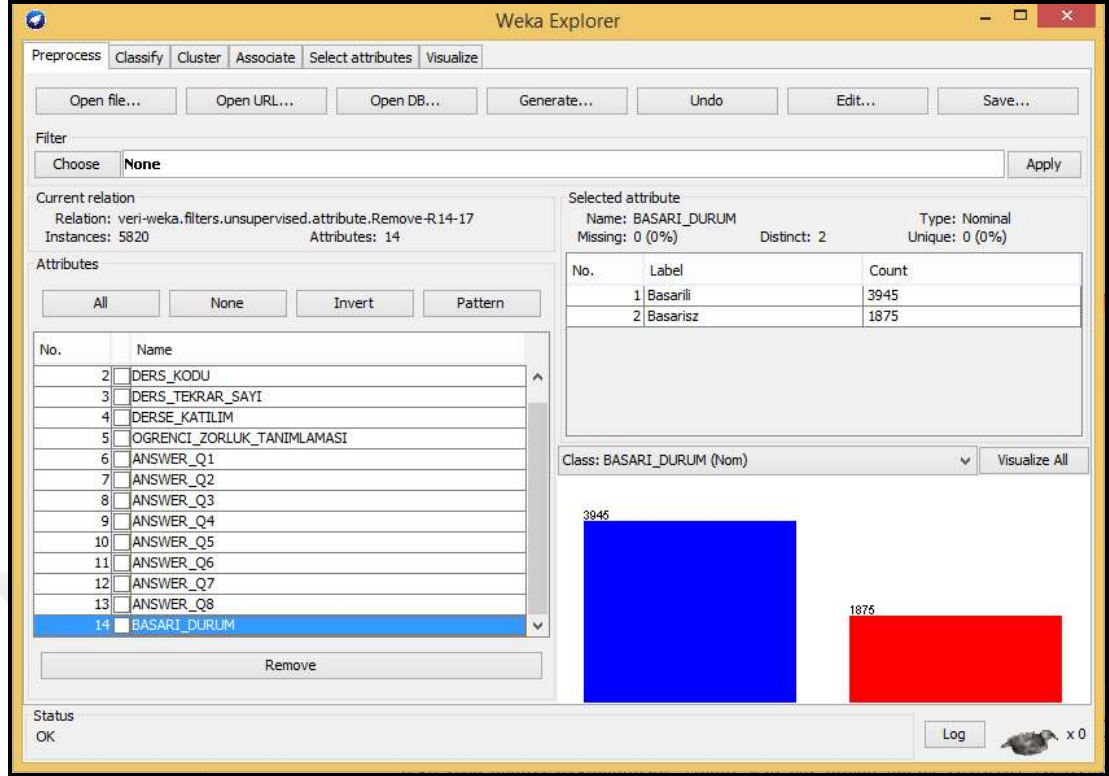
Şekil 38: Başarı Kriteri Ders Tekrar Sayısı Olan 2.Faktör Soruların Lojistik Regresyon Eğrisi



4.4.2. Dersin Başarı Kriteri İçin Lojistik Regresyon Analizi

Bu aşamada 9,10,11 ve 12 numaralı sorulara 12 puan ve üzeri veren öğrenciler için ilgili dersleri başarılı diğer öğrenciler ise başarısız olarak değerlendirilmiş ve başarı değişkeni oluşturulmuştur. Lojistik regresyon analizi için bağımlı değişken basari_durum, bağımsız değişkenler ise 13-28 numaralı sorular dışındaki tüm değişkenlerdir. Şekil 39'da görüldüğü gibi 5820 öğrencinin 3945'inin dersleri başarılı bulduğu 1875'inin ise dersleri başarısız olarak nitelendirdiği görülmektedir.

Şekil 39: Weka Programında Cevaplara Göre Başarı Niteliklerinin Dağılımı



Analiz için veriler Cross-validation: %10 seçeneği ile veri seti 10 eşit parçaya bölünerek, veri setinin 9 parçası eğitim 1 parçası test için kullanılmıştır. Analiz sonuçları Şekil 40'ta gösterilmiştir.

Şekil 40: Dersin Başarı Kriteri İçin Lojistik Regresyon Sonuçları

```
=== Classifier model===
```

Variable	Basarili
=====	
OGRETIM_UYESI=1.OgretimUyesi	-0.1605
OGRETIM_UYESI=2.OgretimUyesi	0.1719
OGRETIM_UYESI=3.OgretimUyesi	-0.0574
DERS_KODU=Ders-1	0.1854
DERS_KODU=Ders-2	-0.1419
DERS_KODU=Ders-3	-0.2527
DERS_KODU=Ders-4	0.6296
DERS_KODU=Ders-5	-0.798
DERS_KODU=Ders-6	0.1741
DERS_KODU=Ders-7	0.0526
DERS_KODU=Ders-8	0.33
DERS_KODU=Ders-9	0.3984
DERS_KODU=Ders-10	-0.2369
DERS_KODU=Ders-11	0.5432
DERS_KODU=Ders-12	-0.5265
DERS_KODU=Ders-13	-0.0908

DERS_TEKRAR_SAYI	-0.0045
DERSE_KATILIM	0.1443
OGRENCI_ZORLUK_TANIMLAMASI	-0.1236
ANSWER_Q1	0.0470
ANSWER_Q2	0.4359
ANSWER_Q3	0.2791
ANSWER_Q4	-0.0638
ANSWER_Q5	-0.0788
ANSWER_Q6	-0.4792
ANSWER_Q7	0.3601
ANSWER_Q8	0.1397
Intercept	1.4802

Odds Ratios...

Variable	Basarili
=====	
OGRETIM_UYESI=1.OgretimUyesi	0.8517
OGRETIM_UYESI=2.OgretimUyesi	1.1876
OGRETIM_UYESI=3.OgretimUyesi	0.9442
DERS_KODU=Ders-1	1.2036
DERS_KODU=Ders-2	0.8677
DERS_KODU=Ders-3	0.7767
DERS_KODU=Ders-4	1.8768
DERS_KODU=Ders-5	0.4502
DERS_KODU=Ders-6	1.1902
DERS_KODU=Ders-7	1.054
DERS_KODU=Ders-8	1.391
DERS_KODU=Ders-9	1.4895
DERS_KODU=Ders-10	0.7891
DERS_KODU=Ders-11	1.7215
DERS_KODU=Ders-12	0.5907
DERS_KODU=Ders-13	0.9132
DERS_TEKRAR_SAYI	1.0045
DERSE_KATILIM	1.1553
OGRENCI_ZORLUK_TANIMLAMASI	0.8837
ANSWER_Q1	1.0721
ANSWER_Q2	1.0396
ANSWER_Q3	1.0783
ANSWER_Q4	1.0350
ANSWER_Q5	0.9989
ANSWER_Q6	0.9964
ANSWER_Q7	1.1245
ANSWER_Q8	2.2094

=== Stratified cross-validation ===

=== Summary ===

Correctly Classified Instances	5332	91.6151 %
Incorrectly Classified Instances	488	8.3849 %
Kappa statistic	0.8055	
Mean absolute error	0.1186	
Root mean squared error	0.2489	
Relative absolute error	27.1621 %	
Root relative squared error	53.2603 %	
Total Number of Instances	5820	
=== Detailed Accuracy By Class ===		
	TP Rate	FP Rate
	Precision	Recall
	F-Measure	ROC Area
	Class	
	0.95	0.155
	0.928	0.95
	0.939	0.964
	Basarili	
	0.845	0.05
	0.889	0.845
	0.867	0.964
	Basarisz	
Weighted Avg.	0.916	0.121
	0.916	0.916
	0.916	0.964
=== Confusion Matrix ===		
a	b	<-- classified as
3747	198	a = Basarili
290	85	b = Basarisz

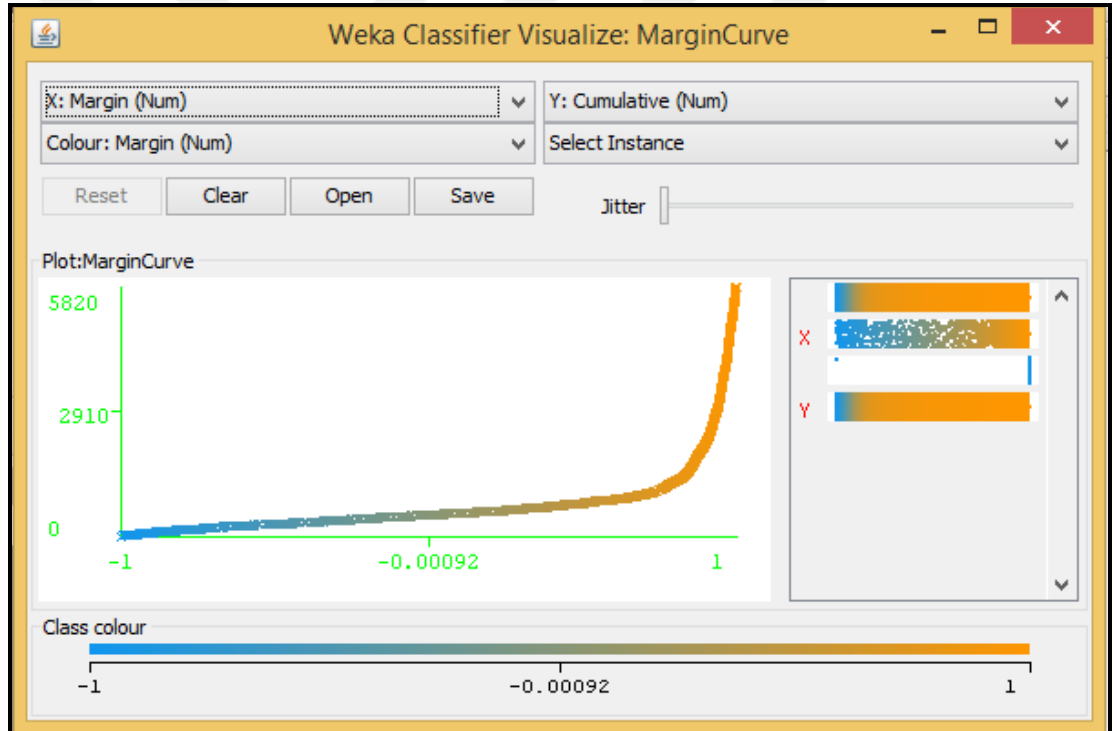
Lojistik regresyon analiz sonuçlarında bulunan Odds oranları incelendiğinde;

- 2 numaralı öğretim üyesinden alınan derslerin (1.1876) dersi başarılı olarak değerlendirme ihtimalini de arttırdığı görülmektedir.
- Dersler için yapılan incelemede ise 4, 11 ve 9 numaralı dersleri (1.8768, 1.7215 ve 1.4895) alan öğrencilerin dersleri başarılı olarak değerlendirme ihtimali artarken; 13 numaralı dersi (0.9132) alan öğrencilerin ise bu dersi başarısız olarak değerlendirme ihtimalinin arttığı görülmektedir. Diğer derslerin ise dersin başarısını değerlendirme üzerinde daha az etkisi olduğu görülmüştür.
- Ders tekrar sayısındaki 1 birimlik artışın (1.0045) öğrencilerin dersi başarılı olarak değerlendirme ihtimalini de azalttığı görülmektedir.
- Derse katılım durumundaki 1 birimlik artışın (1.1553) ise öğrencilerin dersi başarılı olarak değerlendirme ihtimalini de arttırdığı görülmektedir.
- 2. Faktör sorulara verilen yanıtlar için yapılan incelemede ise 8, 7 ve 3 numaralı sorularda yer alan ifadelerin (2.2094, 1.1245 ve 1.0783) dersi başarılı olarak değerlendirme ihtimalini arttırdığı; 4 numaralı soruda yer alan ifadenin ise (1.0350) dersi başarılı olarak değerlendirilme ihtimalini azalttığı

görülmektedir. Diğer ifadelerin ise dersin başarılı olarak değerlendirilmesi üzerinde daha az etkisi olduğu görülmektedir.

Elde edilen lojistik regresyon sonuçları incelendiğinde 9 parça veri seti üzerinde gerçekleştirilen öğrenme işlemi ve 1 parça üzerinde yapılan test sonrasında yapılan tahminlerde %91,6 oranında başarı sağlanmıştır. 5820 adet veri bulunan veri setinin 5332 tanesi doğru sınıflandırılırken yalnızca 488 tanesi yanlış sınıflandırılmıştır. Confusion Matrix incelendiğinde 198 adet verinin a yani Basarili olarak sınıflandırılması gerekirken b yani Basarisz olarak sınıflandırıldığı, aynı zamanda 290 adet verinin b yani Basarisz olması gerekirken Basarili olarak sınıflandırıldığı görülmüştür. Tahmin edilen değerler EK 2 tablosunda detaylı olarak gösterilmektedir.

Şekil 41: Dersin Başarı Kriteri İçin Lojistik Regresyon Sonuçları Eğrisi



4.4.3. Başarı Kriteri Olarak Ders Tekrar Sayısı ve 1.Faktör Soruları İle Gerçekleştirilen Lojistik Regresyon Analizi

Bu aşamada derslerini 1. Tekrar da geçen öğrenciler başarılı 2 ve üzerinde tekrar alan öğrenciler başarısız olarak değerlendirilmiştir. Lojistik regresyon analizi uygulaması için bağımlı değişken `ders_tekrar_sayı`, bağımsız değişkenler 1-12 numaralı sorular dışında kalan tüm değişkenlerdir. Şekil 35’de görüldüğü gibi 5820 öğrencinin 4909 tanesi başarılı, 911 tanesi başarısız olarak nitelendirilmektedir.

Uygulamada faktör 1 olarak gruplandırılan 13-28 numaralı sorular lojistik regresyon analizine dâhil edilmiştir.

Şekil 42: Başarı Kriteri Ders Tekrar Sayısı Olan 1.Faktör Soruların Lojistik Regresyon Sonuçları

==== Classifier model ====	
Variable	1.Tekrar
=====	
OGRETIM_UYESI=1.OgretimUyesi	0.2669
OGRETIM_UYESI=2.OgretimUyesi	0.7966
OGRETIM_UYESI=3.OgretimUyesi	-0.7605
DERS_KODU=Ders-1	-0.8003
DERS_KODU=Ders-2	0.4462
DERS_KODU=Ders-3	0.6349
DERS_KODU=Ders-4	0.2844
DERS_KODU=Ders-5	1.419
DERS_KODU=Ders-6	-0.8684
DERS_KODU=Ders-7	-0.6343
DERS_KODU=Ders-8	-0.3299
DERS_KODU=Ders-9	-0.5352
DERS_KODU=Ders-10	0.5638
DERS_KODU=Ders-11	-0.7201
DERS_KODU=Ders-12	0.2546
DERS_KODU=Ders-13	-0.1917
DERSE_KATILIM	0.2517
OGRENCI_ZORLUK_TANIMLAMASI	-0.3692
ANSWER_Q13	1.1923
ANSWER_Q14	-0.5857
ANSWER_Q15	0.0210
ANSWER_Q16	0.1167
ANSWER_Q17	-0.1507
ANSWER_Q18	0.3022
ANSWER_Q19	0.0094
ANSWER_Q20	0.2485
ANSWER_Q21	-0.1663
ANSWER_Q22	0.0131
ANSWER_Q23	-0.3212
ANSWER_Q24	0.0847
ANSWER_Q25	-0.4078
ANSWER_Q26	0.0917
ANSWER_Q27	0.0017
ANSWER_Q28	0.0328
Intercept	2.7646
Odds Ratios...	
Variable	1.Tekrar

=====

OGRETIM_UYESI=1.OgretimUyesi	1.3059
OGRETIM_UYESI=2.OgretimUyesi	2.218
OGRETIM_UYESI=3.OgretimUyesi	0.4674
DERS_KODU=Ders-1	0.4492
DERS_KODU=Ders-2	1.5624
DERS_KODU=Ders-3	1.8868
DERS_KODU=Ders-4	1.3289
DERS_KODU=Ders-5	4.1329
DERS_KODU=Ders-6	0.4196
DERS_KODU=Ders-7	0.5303
DERS_KODU=Ders-8	0.719
DERS_KODU=Ders-9	0.5855
DERS_KODU=Ders-10	1.7573
DERS_KODU=Ders-11	0.4867
DERS_KODU=Ders-12	1.29
DERS_KODU=Ders-13	0.8256
DERSE_KATILIM	1.2862
OGRENCI_ZORLUK_TANIMLAMASI	0.6913
ANSWER_Q13	1.0491
ANSWER_Q14	1.0345
ANSWER_Q15	1.0248
ANSWER_Q16	1.1178
ANSWER_Q17	0.9913
ANSWER_Q18	1.1390
ANSWER_Q19	1.0287
ANSWER_Q20	1.0920
ANSWER_Q21	0.9977
ANSWER_Q22	1.0380
ANSWER_Q23	1.0035
ANSWER_Q24	1.0628
ANSWER_Q25	0.9644
ANSWER_Q26	1.0388
ANSWER_Q27	1.0024
ANSWER_Q28	1.0081

=== Stratified cross-validation ===

=== Summary ===

Correctly Classified Instances	4906	84.2955 %
Incorrectly Classified Instances	914	15.7045 %
Kappa statistic	0.0806	
Mean absolute error	0.2395	
Root mean squared error	0.3494	
Relative absolute error	90.6662 %	
Root relative squared error	96.1531 %	
Total Number of Instances	5820	

=== Detailed Accuracy By Class ===

TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	ROC Area	Class
0.987	0.935	0.851	0.987	0.914	0.704	1.Tekrar
0.065	0.013	0.488	0.065	0.114	0.704	2veUzeri
Weighted Avg.	0.843	0.791	0.794	0.843	0.789	0.704
=== Confusion Matrix ===						
a	b	<-- classified as				
4847	62	a = 1.Tekrar				
852	59	b = 2veUzeri				

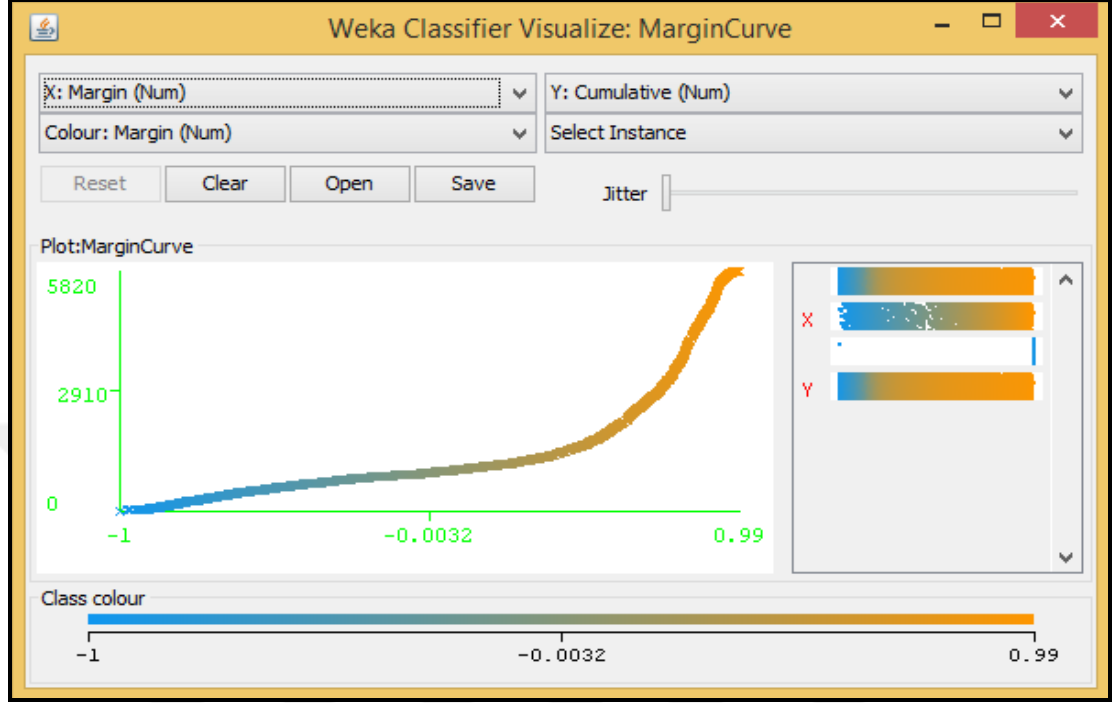
Lojistik regresyon analiz sonuçlarında bulunan Odds oranları incelendiğinde;

- 2 numaralı öğretim üyesinden alınan derslerde başarılı olma ihtimali (2.218) 1 numaralı öğretim üyesinden alınan derslerde başarılı olma ihtimalinden (1.3059) daha yüksektir.
- Dersler için yapılan incelemelerde ise 5, 3 ve 10 numaralı derslerin başarılı olma olasılığı (4.1329, 1.8868 ve 1.7573) en yüksek dersler olduğu; 13 numaralı dersin ise başarısız olma ihtimali (0.8256) en yüksek ders olduğu görülmektedir. Diğer derslerin ise tekrar sayısı başarı kriteri üzerinde daha az etkisi olduğu görülmüştür.
- Öğrencinin derse katılım durumundaki 1 birimlik artışın (1.2862) derslerde başarılı olma ihtimalini de arttırdığı görülmektedir.
- 1. Faktör sorulara verilen yanıtlar için yapılan incelemede ise 18, 16 ve 20 numaralı sorularda yer alan ifadelerin (1.1390, 1.1178 ve 1.0920) başarılı olma ihtimalini arttıran; 14 ve 23 numaralı sorularda yer alan ifadelerin ise (1.0345 ve 1.0035) başarılı olma ihtimalini azaltan ifadeler olduğu görülmektedir. Diğer ifadelerin ise tekrar sayısı başarı kriteri üzerinde daha az etkisi olduğu görülmektedir.

Elde edilen lojistik regresyon sonuçları incelendiğinde 9 parça veri seti üzerinde gerçekleştirilen öğrenme işlemi ve 1 parça üzerinde yapılan test sonrasında yapılan tahminlerde %84,29 oranında başarı sağlandığı görülmektedir. 5820 adet veri bulunan veri setinin 4906 tanesi doğru sınıflandırılırken yalnızca 914 tanesi yanlış sınıflandırılmıştır. Confusion Matrix incelendiğinde 62 adet verinin a yani 1.Tekrar olarak sınıflandırılması gerekirken b yani 2veUzeri olarak sınıflandırıldığı, aynı zamanda 852 adet verinin b yani 2veUzeri olması gerekirken 1.Tekrar olarak sınıflandırıldığı görülmüştür. Değerlendirmeye ait lojistik regresyon eğrisi ise Şekil

43’de görülmektedir. Tahmin edilen değerler EK 3 tablosunda detaylı olarak gösterilmektedir.

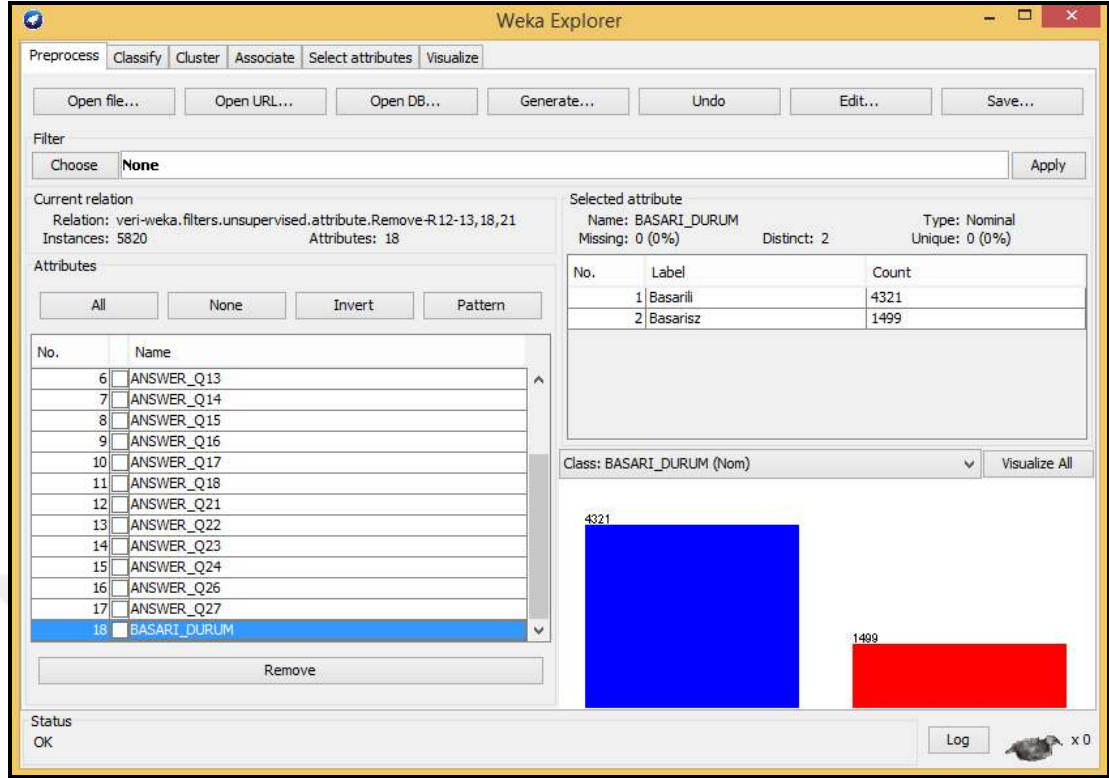
Şekil 43: Başarı Kriteri Ders Tekrar Sayısı Olan 1.Faktör Soruların Lojistik Regresyon Eğrisi



4.4.4. Öğretim Üyesi Başarı Kriteri İçin Lojistik Regresyon Analizi

Bu aşamada 19, 20, 25 ve 28 numaralı sorulara 12 puan ve üzeri veren öğrencilerin öğretim üyelerini başarılı, diğer öğrencilerin ise öğretim üyelerini başarısız bulduğu kabul edilmiştir ve başarı durumu değişkenleri bu şekilde oluşturulmuştur. Lojistik regresyon analizi uygulaması için bağımlı değişken basari_durum, bağımsız değişkenler 1-12 numaralı sorular dışında kalan tüm değişkenlerdir. Şekil 44’de görüldüğü gibi 5820 öğrencinin 4321’i öğretim üyelerini başarılı bulurken 1499’u ise öğretim üyelerini başarısız olarak nitelendirmektedir.

Şekil 44: Weka Programında 1.Faktör Cevaplarına Göre Başarı Niteliklerinin Dağılımı



Şekil 45: Öğretim Üyesinin Başarı Kriteri İçin Lojistik Regresyon Sonuçları

=== Classifier model ===

Variable	Basarili
=====	
OGRETIM_UYESI=1.OgretimUyesi	-0.264
OGRETIM_UYESI=2.OgretimUyesi	-0.0666
OGRETIM_UYESI=3.OgretimUyesi	0.1818
DERS_KODU=Ders-1	0.0579
DERS_KODU=Ders-2	-0.0992
DERS_KODU=Ders-3	0.2996
DERS_KODU=Ders-4	-0.4859
DERS_KODU=Ders-5	-0.4992
DERS_KODU=Ders-6	0.018
DERS_KODU=Ders-7	0.5084
DERS_KODU=Ders-8	-0.0076
DERS_KODU=Ders-9	0.2167
DERS_KODU=Ders-10	-0.6186
DERS_KODU=Ders-11	0.1725
DERS_KODU=Ders-12	1.205
DERS_KODU=Ders-13	0.0939
DERS_TEKRAR_SAYI	-0.1127
DERSE_KATILIM	0.0181
OGRENCI_ZORLUK_TANIMLAMASI	-0.0398
ANSWER_Q13	-0.5820
ANSWER_Q14	-0.1624
ANSWER_Q15	-0.3997

ANSWER_Q16	-0.2992
ANSWER_Q17	-1.3061
ANSWER_Q18	-0.3793
ANSWER_Q21	-1.1540
ANSWER_Q22	-0.8398
ANSWER_Q23	-0.3927
ANSWER_Q24	-0.5321
ANSWER_Q26	-0.6643
ANSWER_Q27	-0.5114
Intercept	2.0731

Odds Ratios...

Variable	Basarili
=====	
OGRETIM_UYESI=1.OgretimUyesi	0.768
OGRETIM_UYESI=2.OgretimUyesi	0.9356
OGRETIM_UYESI=3.OgretimUyesi	1.1994
DERS_KODU=Ders-1	1.0597
DERS_KODU=Ders-2	0.9055
DERS_KODU=Ders-3	1.3494
DERS_KODU=Ders-4	0.6152
DERS_KODU=Ders-5	0.607
DERS_KODU=Ders-6	1.0182
DERS_KODU=Ders-7	1.6625
DERS_KODU=Ders-8	0.9924
DERS_KODU=Ders-9	1.242
DERS_KODU=Ders-10	0.5387
DERS_KODU=Ders-11	1.1883
DERS_KODU=Ders-12	3.3367
DERS_KODU=Ders-13	1.0984
DERS_TEKRAR_SAYI	0.8935
DERSE_KATILIM	1.0183
OGRENCI_ZORLUK_TANIMLAMASI	0.961
ANSWER_Q13	1.4940
ANSWER_Q14	1.1701
ANSWER_Q15	1.1690
ANSWER_Q16	0.9966
ANSWER_Q17	1.9036
ANSWER_Q18	1.0021
ANSWER_Q21	1.3360
ANSWER_Q22	1.2323
ANSWER_Q23	1.0549
ANSWER_Q24	1.0276
ANSWER_Q26	0.9859
ANSWER_Q27	1.0332

=== Stratified cross-validation ===

=== Summary ===

Correctly Classified Instances	5601	96.2371 %
Incorrectly Classified Instances	219	3.7629 %
Kappa statistic	0.9	
Mean absolute error	0.0517	
Root mean squared error	0.1706	
Relative absolute error	13.5269 %	
Root relative squared error	39.0091 %	
Total Number of Instances	5820	
=== Detailed Accuracy By Class ===		
	TP Rate	FP Rate
	Precision	Recall
	F-Measure	ROC Area
	Class	
	0.983	0.098
	0.967	0.983
	0.975	0.988
	Basarili	
	0.902	0.017
	0.949	0.902
	0.925	0.988
	Basarisz	
Weighted Avg.	0.962	0.077
	0.962	0.962
	0.962	0.988
=== Confusion Matrix ===		
a	b	<-- classified as
4249	72	a = Basarili
147	1352	b = Basarisz

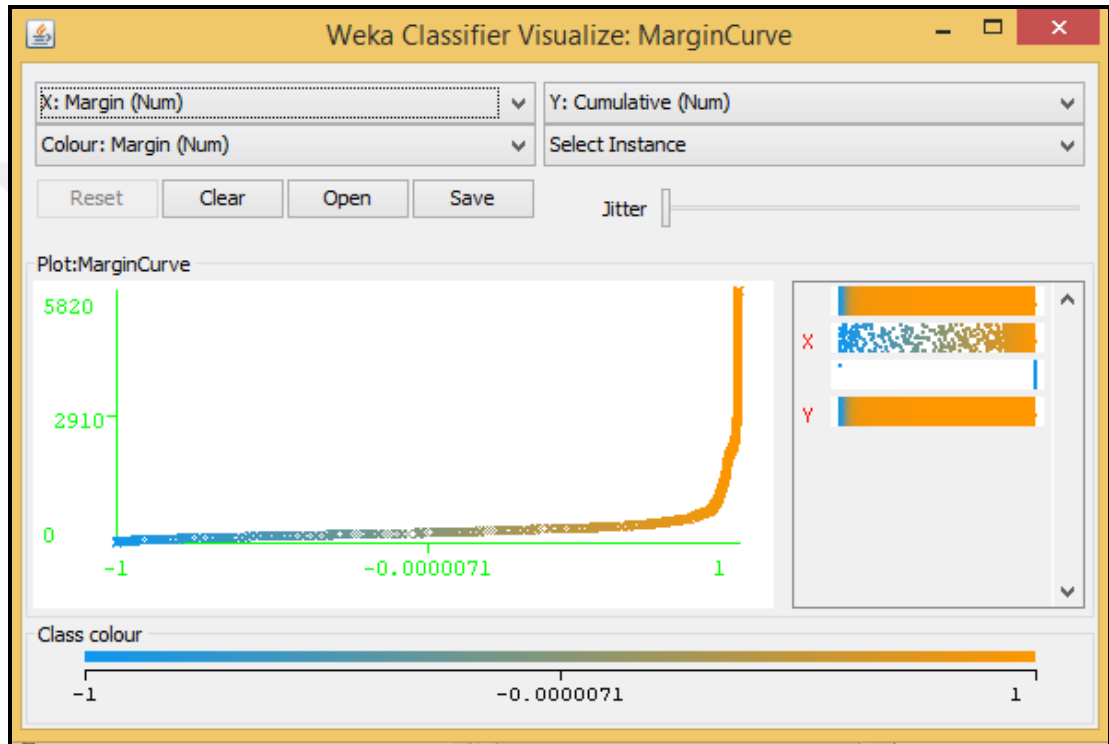
Lojistik regresyon analiz sonuçlarında bulunan Odds oranları incelendiğinde;

- 3 numaralı öğretim üyesinden alınan derslerin (1.1994) öğretim üyesinin başarılı olarak değerlendirilme ihtimalini arttırdığı görülmektedir.
- Dersler için yapılan incelemelerde ise 12, 7 ve 3 numaralı derslerin (3.3367, 1.6625 ve 1.3494) öğretim üyesinin başarılı olarak değerlendirilmesi ihtimalini arttırdığı; 8 numaralı dersin ise (0.9924) öğretim üyesinin başarılı olarak değerlendirilmesi ihtimalini azalttığı görülmektedir. Diğer derslerin ise öğretim üyelerini değerlendirme kriteri üzerinde daha az etkisi olduğu görülmüştür.
- Öğrencilerin derse katılım durumundaki 1 birimlik artışın (1.0183) öğretim üyesini başarılı olarak değerlendirme ihtimalini arttırdığı görülmektedir.
- 1. Faktör sorulara verilen yanıtlar için yapılan incelemede ise 17, 13 ve 21 numaralı sorularda yer alan ifadelerin (1.9036, 1.4940 ve 1.3360) öğretim üyesinin başarılı olarak değerlendirilmesi ihtimalini azalttığı görülmektedir. Diğer sorulara verilen yanıtların öğretim üyelerinin değerlendirilmesi üzerinde daha az etkisi olduğu görülmektedir.

Elde edilen lojistik regresyon sonuçları Şekil 45' de incelendiğinde 9 parça veri seti üzerinde gerçekleştirilen öğrenme işlemi ve 1 parça üzerinde yapılan test sonrasında yapılan tahminlerde %96,2 oranında başarı sağlandığı görülmektedir.

5820 adet veri bulunan veri setinin 5601 tanesi doğru sınıflandırılırken yalnızca 219 tanesi yanlış sınıflandırılmıştır. Confusion Matrix incelendiğinde 72 adet verinin a yani Basarili olarak sınıflandırılması gerekirken b yani Basarisz olarak sınıflandırıldığı, aynı zamanda 147 adet verinin b yani Basarisz olması gerekirken Basarili olarak sınıflandırıldığı görülmüştür. Yapılan incelemeye ait lojistik regresyon eğrisi ise Şekil 46’ de görülmektedir. Tahmin edilen değerler EK 4 tablosunda detaylı olarak gösterilmektedir.

Şekil 46: Öğretim Üyesinin Başarı Kriteri İçin Lojistik Regresyon Sonuçları Eğrisi



4.4.5. SPSS Clementine İle Karar Ağacı Modellerinin Oluşturulması

Karar ağacı yapısı kullanılmadan önce veri seti üzerinde oldukça detaylı incelemeler ve model denemeleri gerçekleştirilmiştir. Veriler farklı bölümlleme teknikleri kullanılarak eğitim ve test verilerine ayrılmış algoritma doğruluk oranları kontrol edilmiştir. Ayrıca veri setinde demografik olarak nitelendirebileceğimiz öğretim üyesi, ders kodu, ders tekrar sayısı, derse katılım ve zorluk tanımlaması gibi nitelikler üzerinden de farklı incelemeler yapılmıştır. Tez kapsamına tüm bu çalışma detayları ve modellemeler dahil edilemeyeceği için veriyi en iyi tanımladığı düşünülen niteliklere yer verilmiştir.

Karar ağacı tekniği kullanılarak modelleme yapılırken veriyi daha iyi tarayabilmek adına iki farklı veri bölümlenmesi yapılmıştır. Bu bölümlenmelerden ilki cross validation (çapraz doğrulama) tekniğidir. Bu teknik kullanılarak veri beş eşit parçaya bölünmüştür. 5820 adet kayıt içeren veri seti 1164 adet kayıt içeren beş parçaya ayrılmıştır. Parçalardan her biri sırasıyla test olarak ayrılmış kalan parçalar eğitim verisi olarak kullanılmıştır. Oluşturulan beş farklı bölümlenme için karar ağacı algoritmaları eğitim verisinde çalıştırılmış daha sonra test verisinde test edilerek doğruluk oranları görülmüştür. Tüm veriler tarandıktan sonra doğruluk oranlarının ortalaması hesaplanmıştır.

Diğer teknik ise verilerin %80-20 oranında eğitim ve test verisi olarak ayrılarak denenmesidir. Verilerin %80'lik bölümünü oluşturan eğitim verisinde ilk 4656 adet veri kullanılarak karar ağacı algoritmaları çalıştırılmış daha sonra; verilerin %20'lik bölümünü oluşturan son 1164 adet veri üzerinde test edilerek doğruluk oranları görülmüştür.

Her iki bölümlenme tekniği kullanılarak elde edilen doğruluk oranları karşılaştırılmıştır ve yakın oranlar elde edildiği için karar ağacı modellemeleri verilerin %80-20 oranında ayrılması ile oluşturulmuştur.

4.4.5.1. SPSS Clementine İle Ders Tekrar Sayısı Niteliğiyle Karar Ağacı Yapısı

Bu adımda görsel olarak daha zengin bir içerik sunma imkânı sağladığı için SPSS Clementine programı kullanılarak karar ağacı yapıları incelenmiştir.

Başarı kriteri olarak ders tekrar sayısı kullanılarak oluşturulan model için öncelikle algoritmaların doğruluk oranları kontrol edilmiş ve en yüksek doğruluk oranına sahip algoritma tercih edilmiştir.

Şekil 47: C5.0 Algoritmasına Ait Modelin Doğruluk Oranı

Results for output field DERS_TEKRAR_SAYI			
Comparing \$C-DERS_TEKRAR_SAYI with DERS_TEKRAR_SAYI			
Correct	3.907	83,91%	
Wrong	749	16,09%	
Total	4.656		
Coincidence Matrix for \$C-DERS_TEKRAR_SAYI (rows show actuals)			
	1.Tekrar		
1.Tekrar	3.907		
2veUzeri	749		

Şekil 48: C&R Tree Algoritmasına Ait Modelin Doğruluk Oranı

Results for output field DERS_TEKRAR_SAYI		
Comparing \$R-DERS_TEKRAR_SAYI with DERS_TEKRAR_SAYI		
Correct	3.929	84,39%
Wrong	727	15,61%
Total	4.656	
Coincidence Matrix for \$R-DERS_TEKRAR_SAYI (rows show actuals)		
	1.Tekrar	2veUzeri
1.Tekrar	3.854	53
2veUzeri	674	75

Şekil 49: Quest Algoritmasına Ait Modelin Doğruluk Oranı

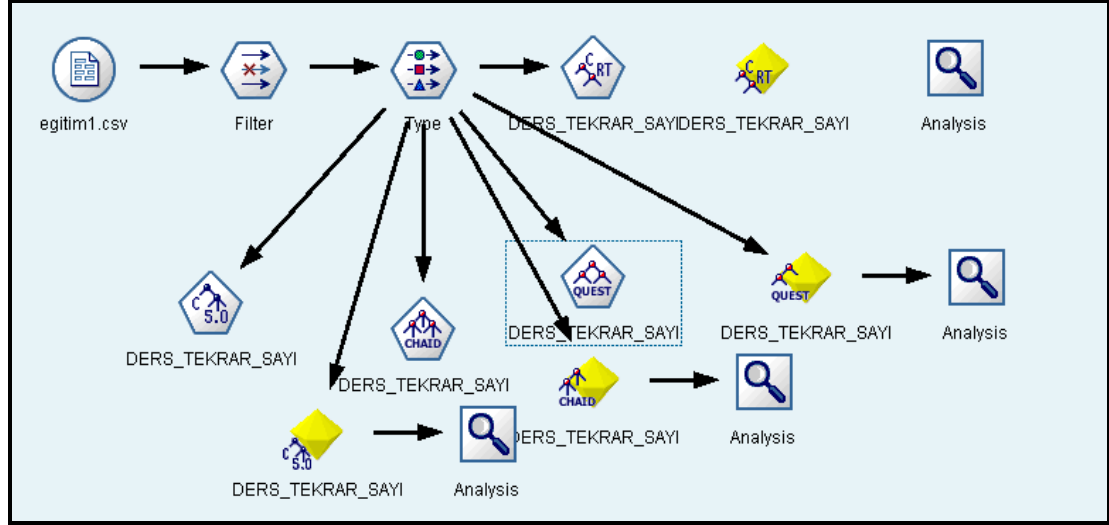
Results for output field DERS_TEKRAR_SAYI		
Comparing \$R-DERS_TEKRAR_SAYI with DERS_TEKRAR_SAYI		
Correct	3.917	84,13%
Wrong	739	15,87%
Total	4.656	
Coincidence Matrix for \$R-DERS_TEKRAR_SAYI (rows show actuals)		
	1.Tekrar	2veUzeri
1.Tekrar	3.807	100
2veUzeri	639	110

Şekil 50: Chaid Algoritmasına Ait Modelin Doğruluk Oranı

Results for output field DERS_TEKRAR_SAYI		
Comparing \$R-DERS_TEKRAR_SAYI with DERS_TEKRAR_SAYI		
Correct	3.920	84,19%
Wrong	736	15,81%
Total	4.656	
Coincidence Matrix for \$R-DERS_TEKRAR_SAYI (rows show actuals)		
	1.Tekrar	2veUzeri
1.Tekrar	3.853	54
2veUzeri	682	67

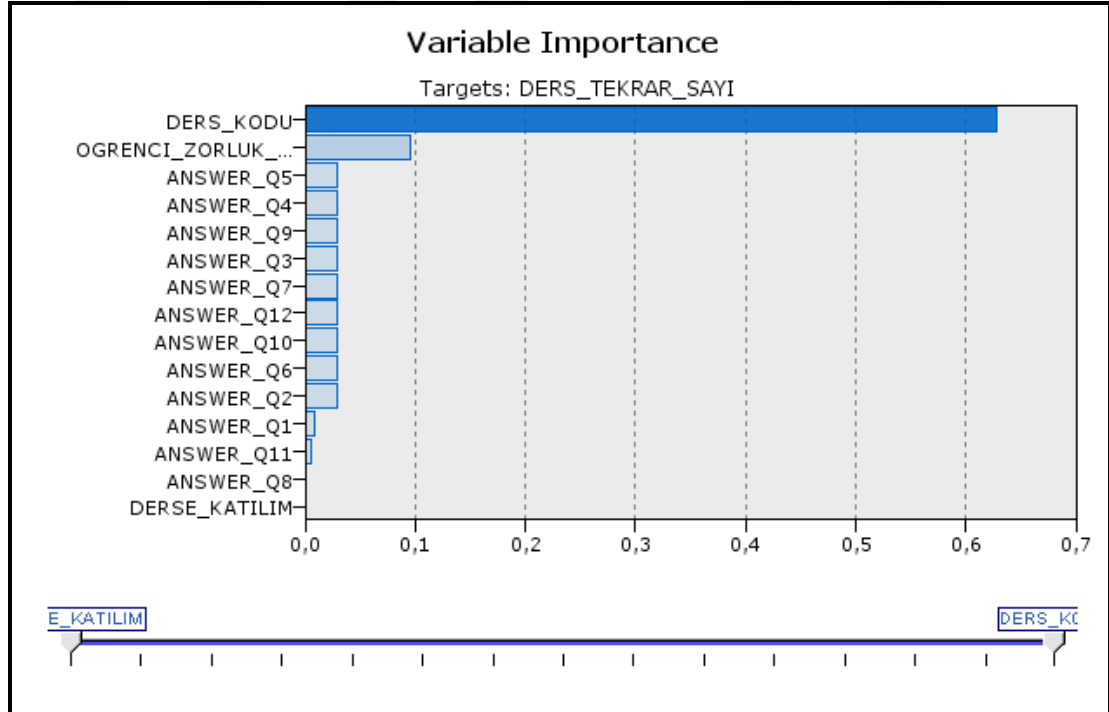
Kurulan modellere ait doğruluk oranları incelendiğinde Şekil 48’ de görüldüğü gibi C&R Tree algoritmasına ait modelin en yüksek doğruluk oranına sahip olduğu görülmektedir. Bu sebeple karar ağacı oluşturmak için doğruluk oranı en yüksek olan C&R Tree algoritması tercih edilmiştir.

Şekil 51: Başarı Kriteri Olarak Ders Tekrar Sayısının Kullanıldığı Model



SPSS clementine programında Şekil 51’de görülen model oluşturulmuştur. Burada başarı kriteri tekrar sayısı 1 olan öğrenciler “1-Başarılı”, tekrar sayısı 1 den fazla olan öğrenciler “0-Başarısız” olarak değerlendirilmiştir. Veriler %80-20 oranında ayrılmış ve eğitim verisi üzerinde C&R tree algoritması çalıştırılmıştır. Bu işlem sonrasında elde edilen eğitim bilgisi test verisi üzerinde denenmiştir.

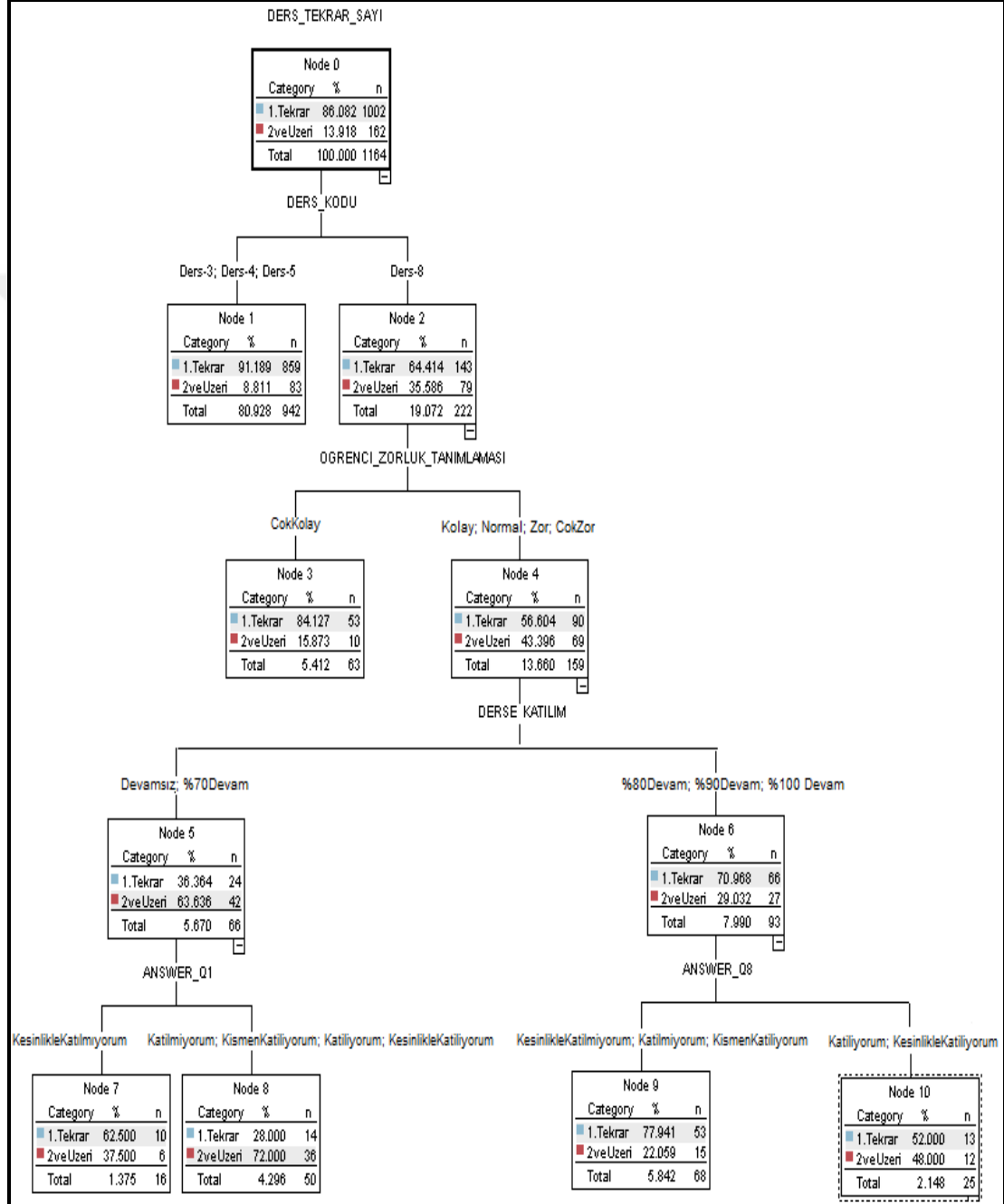
Şekil 52: Test Verisindeki Değişkenlerin Önem Düzeyleri



Şekil 52’de değişken önem düzeyleri incelendiğinde başarı kriteri ders tekrar sayısı olan model için en önemli değişkenlerin ders kodu ve öğrenci zorluk

tanımlaması olduğu görülmektedir. Bu bilgiler dışında kalan 9 sorunun önem seviyelerinin ise neredeyse aynı düzeyde olduğu görülmektedir. Diğer dört sorunun önem seviyeleri çok düşüktür. Derse katılımın önem seviyesinin sıfıra yakın çıkması ilginçtir.

Şekil 53: C&R Tree Algoritması Kullanılarak Oluşturulan Karar Ağacı Genel Yapısı



Şekil 53’de görülen C&R tree test verisinde bulunan 1164 öğrencinin 1002’si başarıyken 162 öğrencinin başarısız olduğu görülmektedir. Öğrencilerin için karar ağacı yapısındaki en belirleyici nitelik ise ders kodu olmuştur. Özellikle 3,4,5 ve 8

numaralı derslerde ağaç yapısındaki dallanmalar dikkat çekmektedir. 3,4 ve 5 numaralı dersleri alan öğrencilerin 859'u başarılı 83 tanesi ise başarısızdır. 8 numaralı dersi alan 222 öğrenci için ise 143 öğrenci başarılı 79 öğrenci ise başarısız olmuştur. 3,4 ve 5 numaralı dersleri alan öğrencilerden yalnızca %8.9'u başarısız olurken; 8 numaralı dersi alan öğrencilerin %36 oranında başarısız olduğu görülmüştür. Bu nedenle 8 numaralı dersin diğerlerine göre daha zor bir ders olduğu görülmektedir.

Şekil 53'de görülen ağaç yapısı incelenmeye devam edildiğinde ise diğer belirleyici nitelik olan öğrenci zorluk tanımlaması dikkat çekmektedir. 8. Dersi alan ve bu dersi çok kolay olarak nitelendiren 63 öğrencinin yalnızca %16'sının dersten başarısız olduğu görülmüştür. 8 numaralı dersi kolay, normal, zor ve çok zor olarak nitelendiren 159 öğrencinin ise %40 oranında başarısız olduğu görülmüştür. Bu öğrenciler içerisinde devamsız olanlar ile derse %70 oranında devam edenler (asgari devam) 66 kişidir. Devamsız olan ve derse asgari düzeyde devam eden 66 kişiden %65'i (42 kişi) başarısız olurken, derse devamı yüksek olan 159 kişiden %40'ı (69 kişi) başarısız olmuştur. Bu durum derse devam etmenin başarıyı etkilediği şeklinde yorumlanabilir. Yine aynı grupta yer alan öğrenciler için belirleyici soru 1. Soru "Ders içeriği, öğretim yöntemi ve değerlendirme yöntemi dönem başında verilmiştir." olmuştur. Öğrencilerin 16 tanesi bu bilgilendirmenin yeterli olduğuna kesinlikle katılmıyorken, 50 öğrenci ise dönem başında yapılan bilgilendirmenin yeterliliğiyle ilgili daha olumlu yanıtlar vermiştir. %80 ve üzeri bir oranda derse katılım gösteren 93 öğrencinin 66 tanesi başarılı olmuş ancak bu öğrencilerin yalnızca 25 tanesi 8.soruya "Sınav, proje ve quizler öğrenmeye yardımcı oldu" şeklinde olumlu yanıtlar vermiştir. 68 öğrenci ise sınav, proje ve quiz uygulamalarının öğrenmeye yardımcı olmadığını düşünmektedir.

4.4.5.2. Başarı Kriteri Sorular Niteliği İle Oluşan Modelleme

Bu işlem adımında yeni bir başarı kriteri belirlenmiştir. Bu kriter 9, 10, 11, 12 numaralı sorulara verilen yanıtlar 12 ve üzeri ise "1-Başarılı", 12 puan ve altında ise "0-Başarısız" olarak değerlendirilmiştir. Belirlenen bu nitelik için oluşturulacak modelde öncelikle algoritmaların doğruluk oranları kontrol edilmiş ve en yüksek doğruluk oranına sahip algoritma tercih edilmiştir.

Şekil 54: C5.0 Algoritmasına Ait Modelin Doğruluk Oranı

Results for output field DERS_BASARI		
Comparing \$C-DERS_BASARI with DERS_BASARI		
Correct	4.309	92,55%
Wrong	347	7,45%
Total	4.656	
Coincidence Matrix for \$C-DERS_BASARI (rows show actuals)		
	Basarili	Basarisiz
Basarili	2.949	191
Basarisiz	156	1.360

Şekil 55: C&RT Algoritmasına Ait Modelin Doğruluk Oranı

Results for output field DERS_BASARI		
Comparing \$R-DERS_BASARI with DERS_BASARI		
Correct	4.295	92,25%
Wrong	361	7,75%
Total	4.656	
Coincidence Matrix for \$R-DERS_BASARI (rows show actuals)		
	Basarili	Basarisiz
Basarili	2.958	182
Basarisiz	179	1.337

Şekil 56: Quest Algoritmasına Ait Modelin Doğruluk Oranları

Results for output field DERS_BASARI		
Comparing \$R-DERS_BASARI with DERS_BASARI		
Correct	4.263	91,56%
Wrong	393	8,44%
Total	4.656	
Coincidence Matrix for \$R-DERS_BASARI (rows show actuals)		
	Basarili	Basarisiz
Basarili	3.031	109
Basarisiz	284	1.232

Şekil 57: Chaid Algoritmasına Ait Modelin Doğruluk Oranları

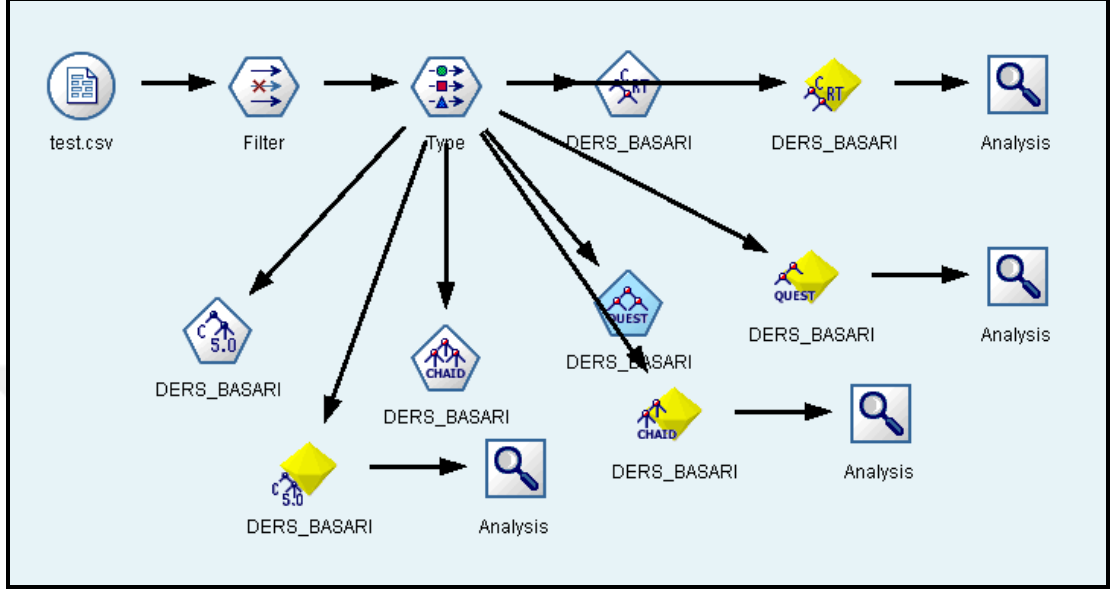
Results for output field DERS_BASARI		
Comparing \$R-DERS_BASARI with DERS_BASARI		
Correct	4.286	92,05%
Wrong	370	7,95%
Total	4.656	
Coincidence Matrix for \$R-DERS_BASARI (rows show actuals)		
	Basarili	Basarisiz
Basarili	2.973	167
Basarisiz	203	1.313

Algoritmalarla ait doğruluk oranları incelendiğinde en yüksek doğruluk oranına sahip algoritma Şekil 54’de görüldüğü gibi C5.0 olmuştur. Ancak önceki değerlendirme de C&R tree algoritması kullanılması nedeniyle bu bölümde de aynı algoritma kullanılarak karar ağacı incelenecektir.

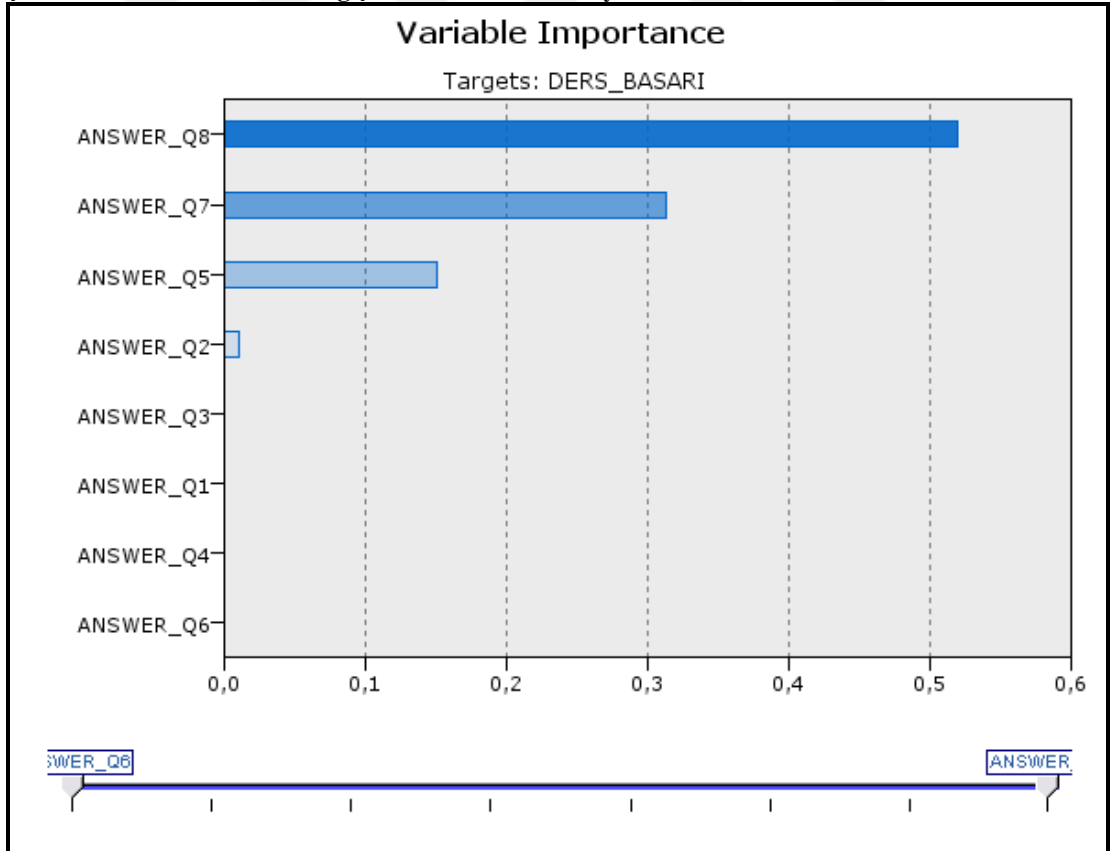
C&R Tree algoritması ile oluşan modele ait karar ağacı yapısı Şekil 58’ de gösterilmiştir. Burada başarı kriteri olarak 9,10,11,12 numaralı sorulara verilen

yanıtlar dikkate alınmıştır. Bu sorulara 12 puan üzeri veren öğrencilerin dersleri “1-Başarılı” olarak nitelendirdiği, 12 puan altında veren öğrencilerin ise dersleri “0-Başarısız” olarak nitelendirdiği kabul edilmiştir.

Şekil 58: C&R Tree Algoritmasıyla Oluşturulan Karar Ağacı Modeli

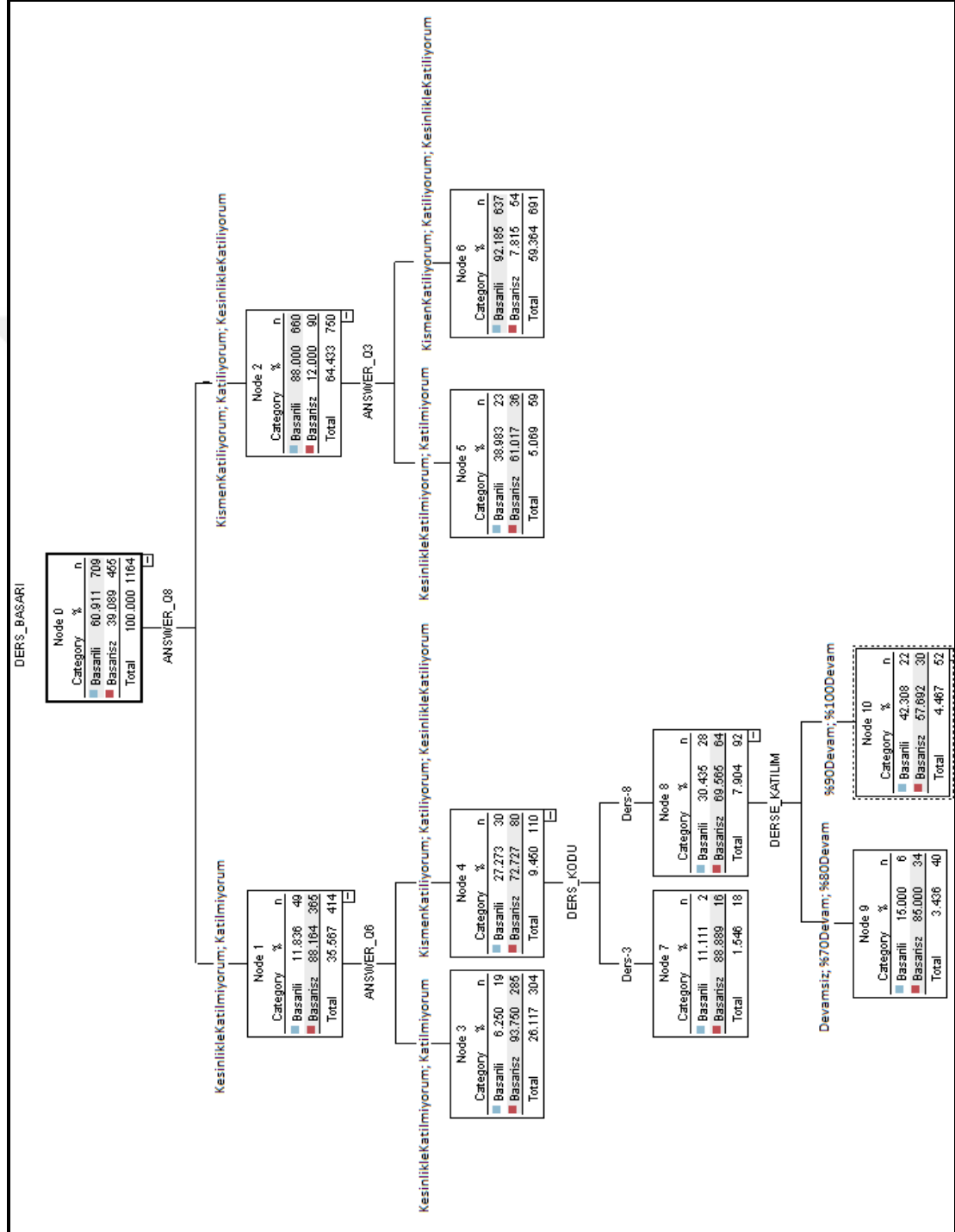


Şekil 59: Test Verisindeki Değişkenlerin Önem Düzeyi



Şekil 59’da değişken önem düzeyleri incelendiğinde başarı kriteri 9,10,11 ve 12 numaralı sorularla oluşturulan model için en önemli değişkenlerin 8,7 ve 5 numaralı sorular olduğu görülmektedir.

Şekil 60: C&R Tree Algoritması Kullanılarak Oluşturulan Karar Ağacı Genel Yapısı



Şekil 60’da görülen C&R tree test verisinde bulunan 1164 öğrencinin 709 tanesi dersleri başarılı olarak 455 tanesi başarısız olarak değerlendirmiştir. Bu öğrenciler için karar ağacındaki en belirleyici soru ise 8.soru “Sınav, proje, quizler öğrenmeye yardımcı oldu” olmuştur. Sınav proje ve quizlerin öğrenmeye yardımcı olmadığını düşünen 414 öğrencinin %90’ı (365 kişi) başarısız olurken, bu uygulamaların öğrenmeye yardımcı olduğunu düşünen 750 öğrencinin yalnızca %12’sinin (90) başarısız olduğu görülmüştür. Bu durum sınav, proje ve quiz uygulamalarının başarıyı olumlu etkilediği şeklinde yorumlanabilir.

Sınav, proje ve quizlerin öğrenmeye yardımcı olduğunu düşünen 750 öğrenciden 691 tanesi aynı zamanda, dersin kredisinin verilen kredi miktarını karşıladığını düşünmektedir.

Sınav, proje ve quizlerin öğrenmeye yardımcı olmadığını düşünen 414 öğrenci için diğer belirleyici soru 6. soru “Ders kitabı ve ders için verilen kaynaklar yeterince günceldi” olmuştur. Öğrencilerin 110 tanesinden 80’i dersleri başarısız olarak nitelendirse de kaynakların yeterli olduğunu düşünmüşlerdir. Kaynakları yeterli bulan 110 öğrencinin 92 tanesi 8 numaralı dersi almış ve 52 tane öğrencinin devam oranı %90 ve üzerinde olmuştur.

4.4.5.3. Öğrenci Zorluk Tanımlaması Niteliği İçin Karar Ağacı Yapısı

Öğrenci zorluk tanımlaması, ders kodu ve derse katılım nitelikleriyle karar ağacı oluşturulmuştur. Oluşturulan yapıda algoritmaların doğruluk oranları karşılaştırılarak doğruluk oranı en yüksek olan algoritma tercih edilmiştir.

Şekil 61: C5.0 Algoritmasına Ait Modelin Doğruluk Oranı

Results for output field OGRENCI_ZORLUK_TANIMLAMASI						
Comparing \$C-OGRENCI_ZORLUK_TANIMLAMASI with OGRENCI_ZORLUK_TANIMLAMASI						
Correct	3.586	61,62%				
Wrong	2.234	38,38%				
Total	5.820					
Coincidence Matrix for \$C-OGRENCI_ZORLUK_TANIMLAMASI (rows show actuals)						
	CokKolay	CokZor	Kolay	Normal	Zor	
CokKolay	1.351	42	12	165	50	
CokZor	105	211	15	171	150	
Kolay	80	18	128	263	60	
Normal	173	63	23	1.281	234	
Zor	109	56	29	416	615	

Şekil 62:C&R Tree Algoritmasına Ait Modelin Doğruluk Oranı

Results for output field OGRENCI_ZORLUK_TANIMLAMASI

Comparing \$R-OGRENCI_ZORLUK_TANIMLAMASI with OGRENCI_ZORLUK_TANIMLAMASI

Correct	3.065	52,66%
Wrong	2.755	47,34%
Total	5.820	

Coincidence Matrix for \$R-OGRENCI_ZORLUK_TANIMLAMASI (rows show actuals)

	CokKolay	CokZor	Kolay	Normal	Zor
CokKolay	1.250	17	17	216	120
CokZor	73	88	19	204	268
Kolay	60	5	75	320	89
Normal	141	41	53	1.103	436
Zor	90	46	26	514	549

Şekil 63: Quest Algoritmasına Ait Modelin Doğruluk Oranı

Results for output field OGRENCI_ZORLUK_TANIMLAMASI

Comparing \$R-OGRENCI_ZORLUK_TANIMLAMASI with OGRENCI_ZORLUK_TANIMLAMASI

Correct	3.027	52,01%
Wrong	2.793	47,99%
Total	5.820	

Coincidence Matrix for \$R-OGRENCI_ZORLUK_TANIMLAMASI (rows show actuals)

	CokKolay	CokZor	Normal	Zor
CokKolay	1.250	34	288	48
CokZor	73	103	339	137
Kolay	60	25	433	31
Normal	141	63	1.349	221
Zor	90	55	755	325

Şekil 64: Chaid Algoritmasına Ait Modelin Doğruluk Oranı

Results for output field OGRENCI_ZORLUK_TANIMLAMASI

Comparing \$R-OGRENCI_ZORLUK_TANIMLAMASI with OGRENCI_ZORLUK_TANIMLAMASI

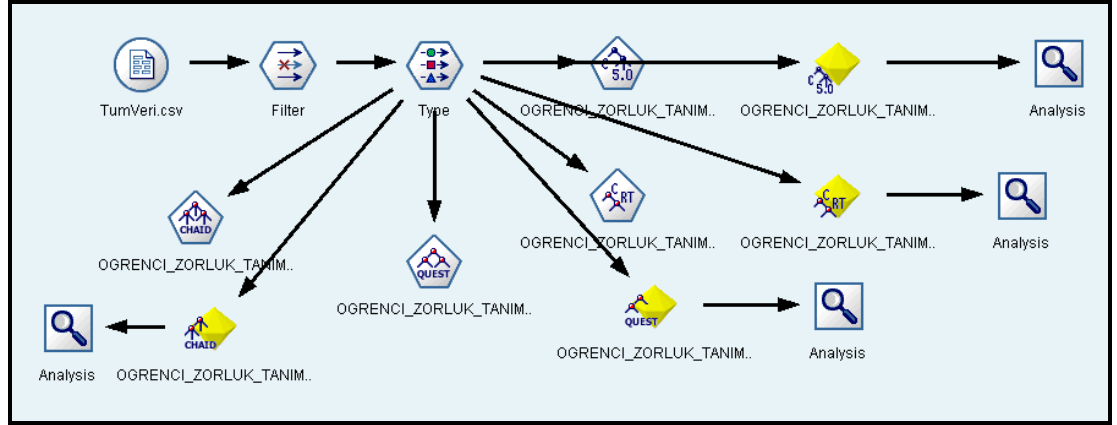
Correct	3.074	52,82%
Wrong	2.746	47,18%
Total	5.820	

Coincidence Matrix for \$R-OGRENCI_ZORLUK_TANIMLAMASI (rows show actuals)

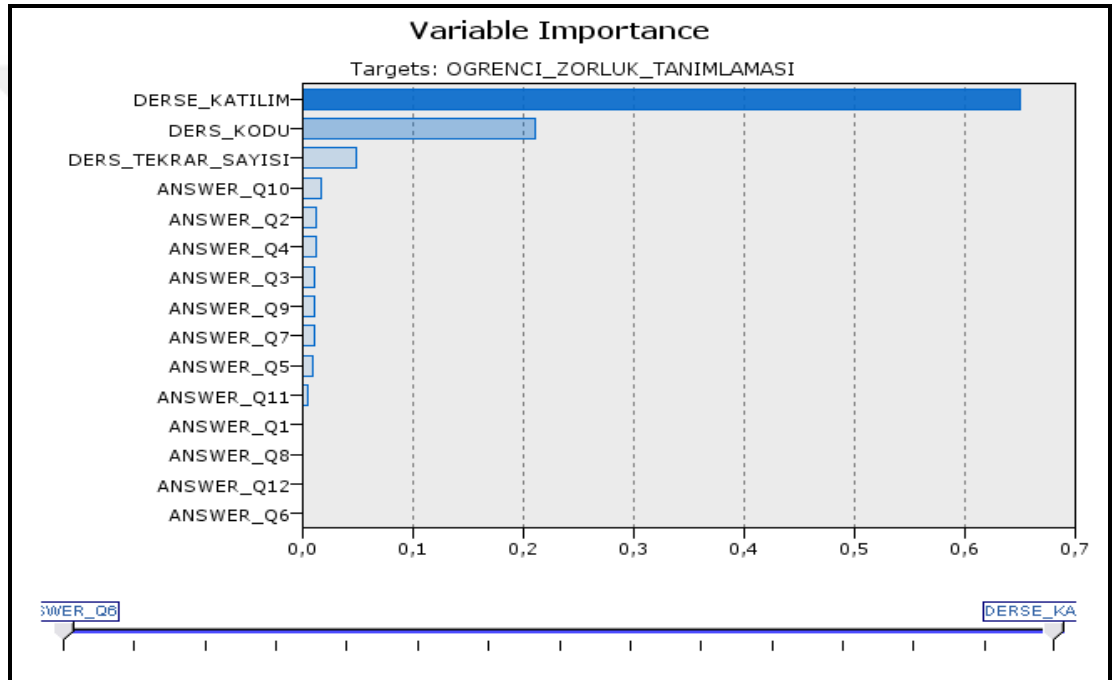
	CokKolay	CokZor	Kolay	Normal	Zor
CokKolay	1.276	33	1	218	92
CokZor	76	117	13	235	211
Kolay	72	24	27	352	74
Normal	164	61	8	1.200	341
Zor	92	78	11	590	454

Şekil 61’de görüldüğü gibi en yüksek doğruluk oranına sahip olan algoritma C5.0 olmuştur. Şekil 65’de oluşturulan model görülmektedir.

Şekil 65: Öğrenci Zorluk Tanımlaması Niteliği İçin Karar Ağacı Modeli

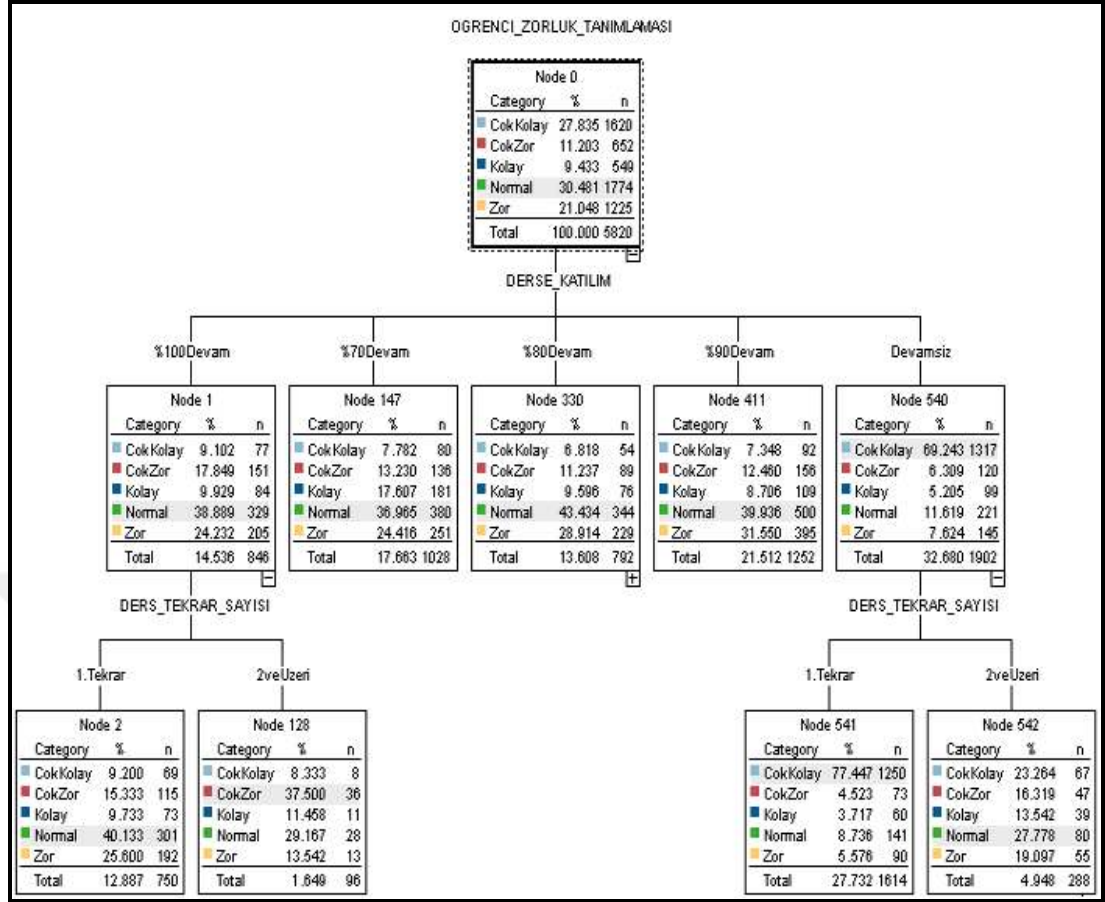


Şekil 66: Öğrenci Zorluk Tanımlaması Karar Ağacı İçin Değişkenlerin Önem Düzeyi



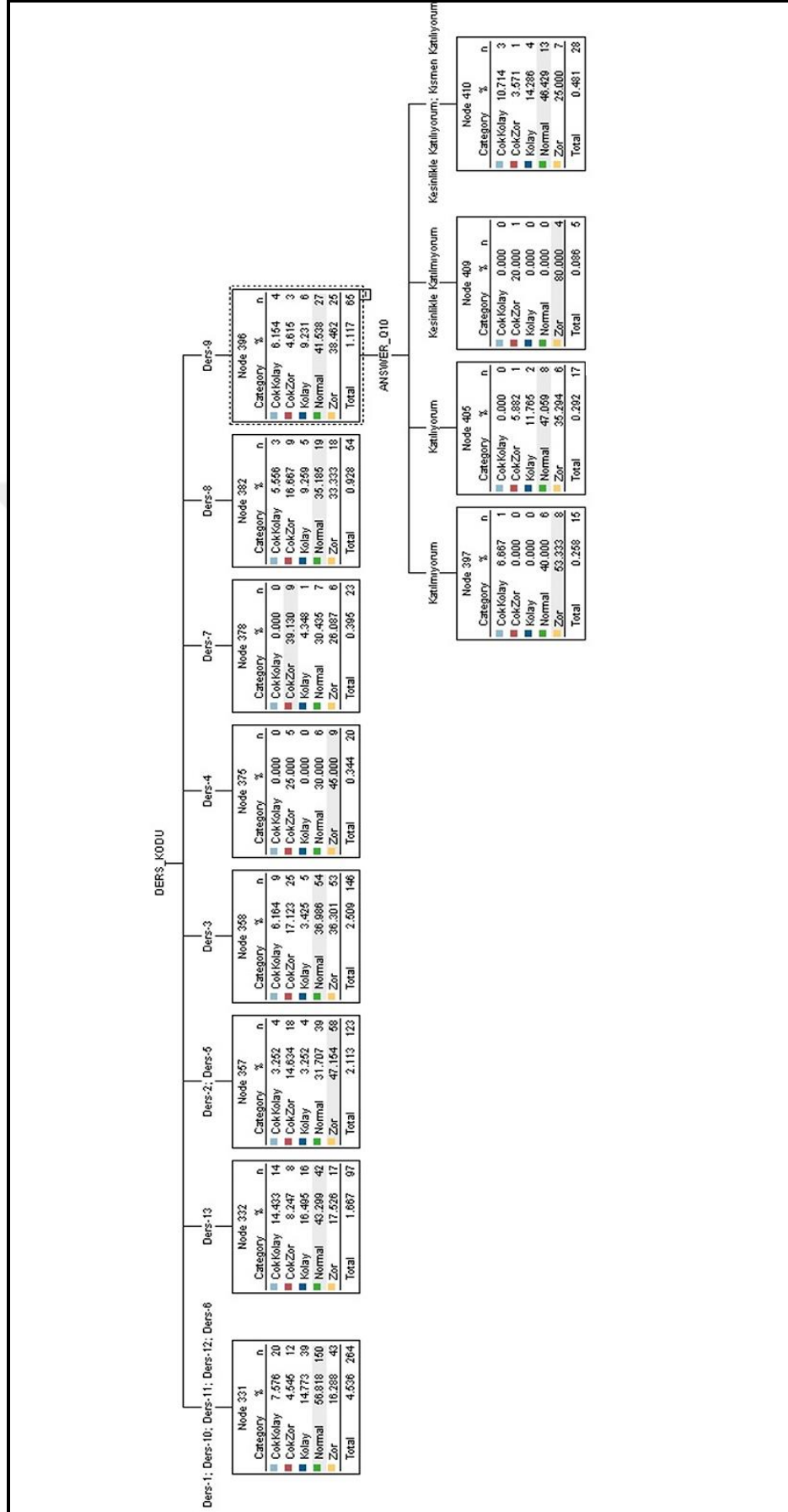
Şekil 66’da öğrenci zorluk tanımlaması için oluşturulan modelde değişken önem düzeyleri incelendiğinde en önemli niteliklerin derse katılım, ders kodu ve ders tekrar sayısı olduğu görülmektedir. 10, 2, 4, 3, 9, 7, 5 ve 11 numaralı sorular diğer niteliklere göre çok daha düşük önem düzeyindedir.

Şekil 67: Öğrenci Zorluk Tanımı Karar Ağacı Genel Yapısı



Karar ağacı yapısı incelendiğinde 846 kişi %100, 1252 kişi %90, 792 kişi %80, 1028 kişi %70 oranında derslere devam etmiş 1902 kişi ise devamsızdır. Ders katılımı %100 olan 846 öğrencinin yalnızca 77 tanesi dersleri çok kolay olarak nitelendirirken, 151 tanesi ise çok zor olarak nitelendirmiştir. Ders katılımı %100 olan 846 öğrencinin 750 tanesi dersi ilk tekrarda geçmiştir. 96 tanesi ise iki ve üzeri tekrar sayısı ile dersi geçmiştir. Devamsız öğrencilerde ise şaşırtıcı şekilde ilk tekrarda dersi geçen öğrenci sayısı oldukça fazladır. Anket cevaplanırken öğrencilerin tutarsız olmalarının göstergesi olarak görülebilir.

Şekil 68: %80 Devam Eden Öğrenciler İçin Karar Ağacı Detayı



Derse katılımı %80 olan 792 öğrenci için karar ağacı yapısı ders kodu ile dallanmaya devam etmektedir. Derse katılımı %80 olan öğrenci grubu için en belirleyici nitelik ders kodu olmuştur. Bu grupta özellikle 9 numaralı derse alan 65 öğrenciden 3 tanesi derse çok zor olarak değerlendirirken yalnızca 4 tanesi çok kolay olarak değerlendirmiştir. 9 numaralı derse için 10. soru “Derse hakkında dönem başındaki beklentilerim karşılandı” belirleyici olmuştur. 15 öğrenci “Katılmıyorum”, 17 öğrenci “Katılıyorum”, 5 öğrenci “Kesinlikle Katılmıyorum” ve 28 öğrenci ise “Kesinlikle Katılıyorum” ya da “Kısmen Katılıyorum” yanıtı vermişlerdir. 10. Soruya verilen yanıtlar ve dersin zorluk derecesi bütün olarak değerlendirilecek olduğunda ise öğrenciler %80 oranında katılım sağladıkları 9 numaralı derse çoğunlukla orta zorlukta bulmuşlar ve toplamda 45 öğrenci “Katılıyorum”, “Kesinlikle Katılıyorum”, “Kısmen Katılıyorum” gibi yanıtlar vererek dersin dönem başındaki beklentilerini karşıladığını belirtmiştir.

4.4.5.4. Dersin Başarı Niteliği İçin Karar Ağacı

Dersin başarısını değerlendirmeye yönelik 9, 10, 11 ve 12 numaralı sorulara verilen yanıtlar üzerinden (toplam 12 puan ve üzeri başarılı 12 puan altı başarısız) dersin başarısının nitelendirildiği bu yapı için öncelikle yine farklı algoritmalar denenerek en yüksek doğruluk oranına sahip algoritma belirlenmiştir.

Şekil 69: C5.0 Algoritmasına Ait Modelin Doğruluk Oranı

Results for output field DERS_DURUM		
Comparing \$C-DERS_DURUM with DERS_DURUM		
Correct	5.379	92,42%
Wrong	441	7,58%
Total	5.820	
Coincidence Matrix for \$C-DERS_DURUM (rows show actuals)		
	Basarili	Basarisiz
Basarili	3.723	222
Basarisiz	219	1.656

Şekil 70: C&R Tree Algoritmasına Ait Modelin Doğruluk Oranı

Results for output field DERS_DURUM		
Comparing \$R-DERS_DURUM with DERS_DURUM		
Correct	5.312	91,27%
Wrong	508	8,73%
Total	5.820	
Coincidence Matrix for \$R-DERS_DURUM (rows show actuals)		
	Basarili	Basarisiz
Basarili	3.724	221
Basarisiz	287	1.588

Şekil 71: Quest Algoritmasına Ait Modelin Doğruluk Oranı

Results for output field DERS_DURUM

Comparing \$R-DERS_DURUM with DERS_DURUM

Correct	5.333	91,63%
Wrong	487	8,37%
Total	5.820	

Coincidence Matrix for \$R-DERS_DURUM (rows show actuals)

	Basarili	Basarisiz
Basarili	3.707	238
Basarisiz	249	1.626

Şekil 72: Chaid Algoritmasına Ait Modelin Doğruluk Oranı

Results for output field DERS_DURUM

Comparing \$R-DERS_DURUM with DERS_DURUM

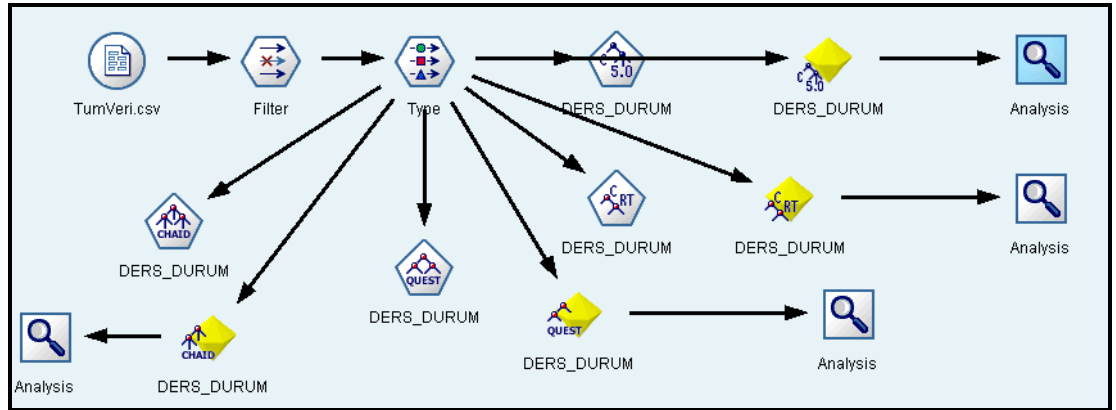
Correct	5.332	91,62%
Wrong	488	8,38%
Total	5.820	

Coincidence Matrix for \$R-DERS_DURUM (rows show actuals)

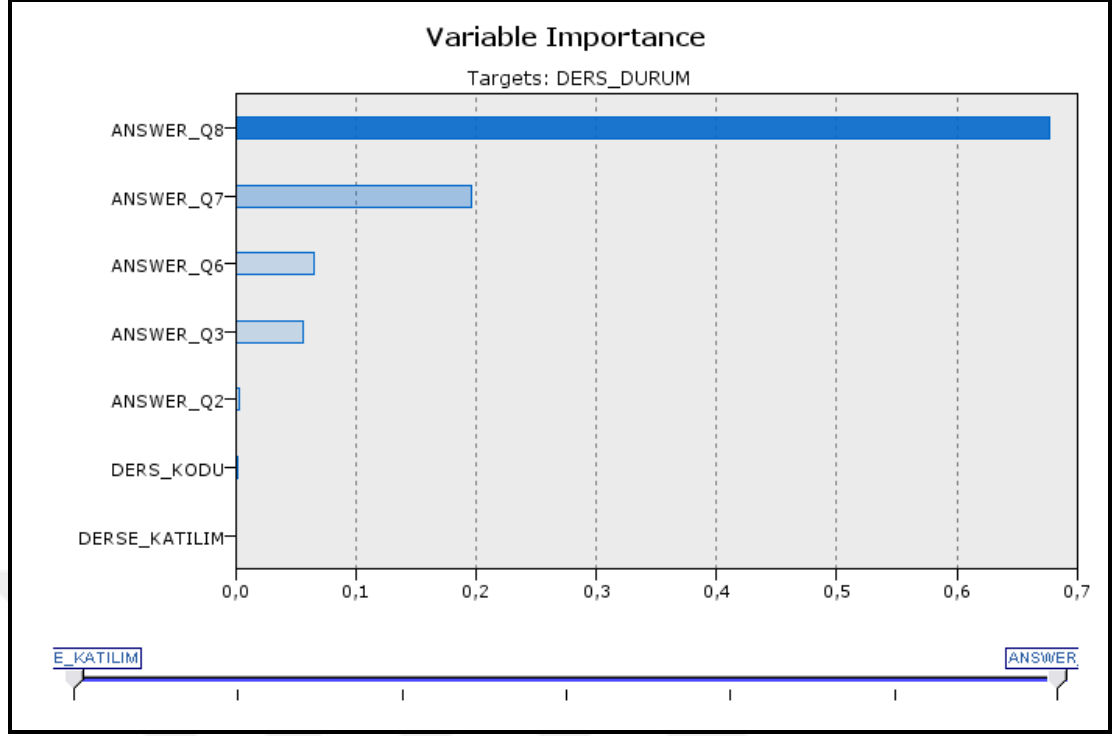
	Basarili	Basarisiz
Basarili	3.688	257
Basarisiz	231	1.644

Algoritmaların doğruluk oranları incelendiğinde en yüksek doğruluk oranına sahip algoritmanın şekil 69’da görülen C5.0 algoritması olduğu görülmektedir.

Şekil 73: Ders Başarı Durumu İçin Oluşturulan Karar Ağacı

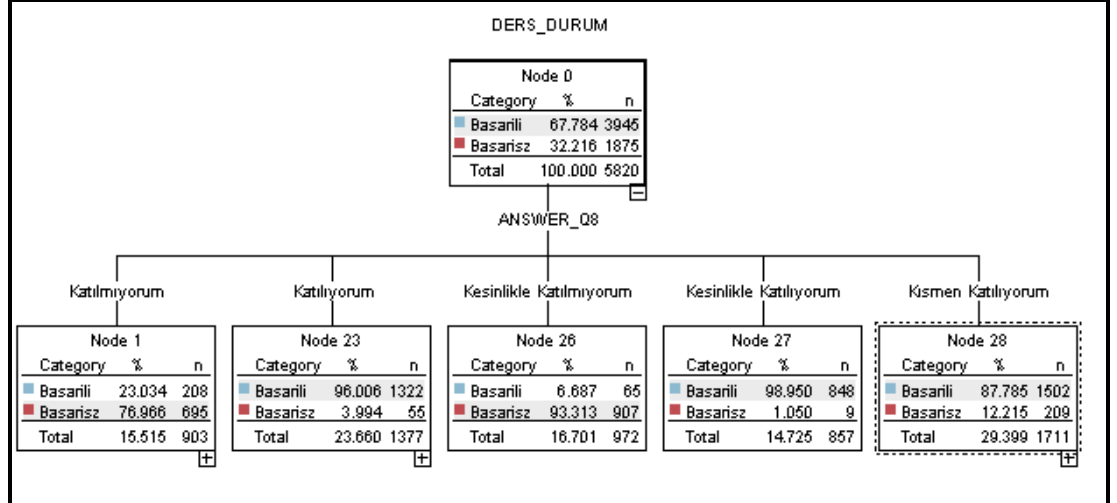


Şekil 74: Ders Başarısı Karar Ağacı İçin Değişkenlerin Önem Düzeyi



Şekil 74’de değişken önem düzeyleri incelendiğinde en önemli niteliklerin 8, 6, 7 ve 3 numaralı sorular olduğu görülmektedir. 2. soru, derse katılım ve ders kodu diğer niteliklere göre çok daha düşük önem düzeyindedir.

Şekil 75: Başarı Kriteri 9,10,11 ve 12. Sorular İle Karar Ağacı Genel Yapısı

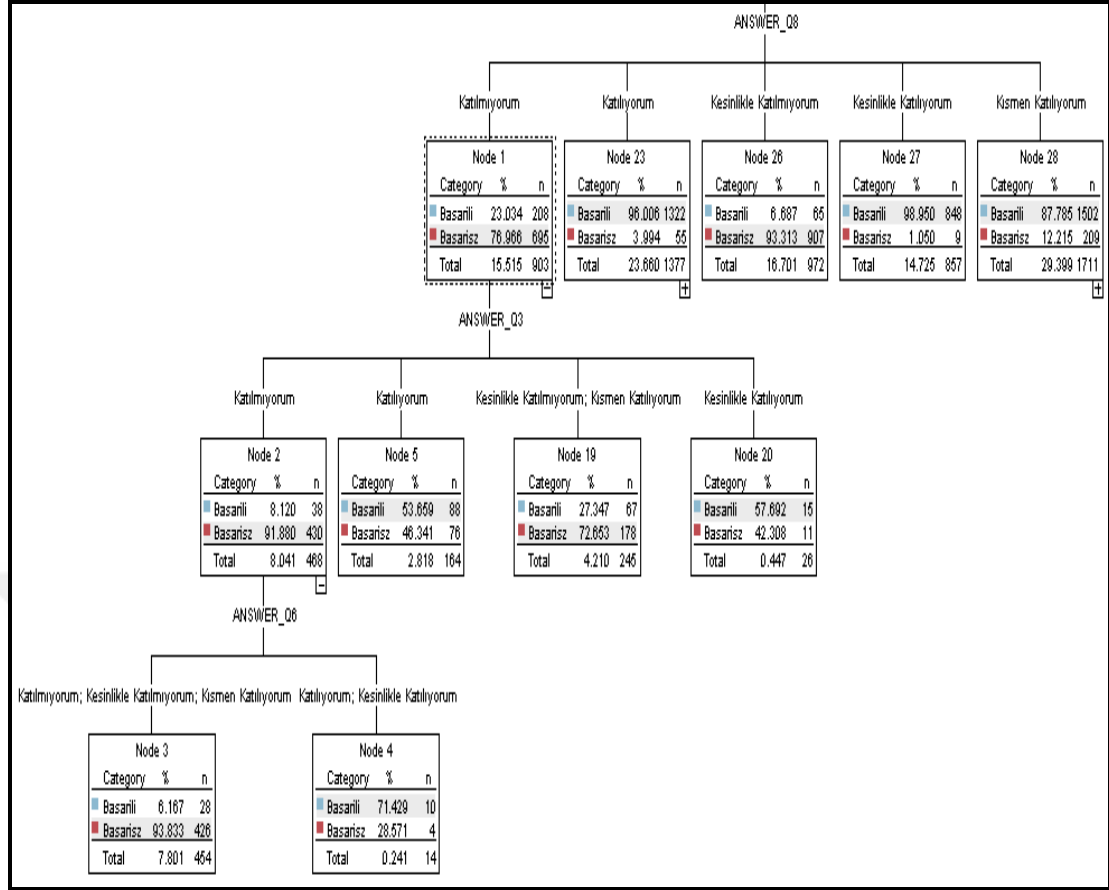


Başarı kriteri olarak 9, 10, 11 ve 12 numaralı sorulara verilen yanıtlarla oluşturulan karar ağacının genel yapısı Şekil 75’de gösterilmiştir. 5820 öğrencinin 3945 tanesi dersleri başarılı bulurken 1875’i başarısız olarak değerlendirmiştir. Bu öğrenciler için en belirleyici nitelik 8. soru “Sınav, proje ve quizler öğrenmeye

yardımcı oldu” olmuştur. Öğrencilerin 903’ü “Katılmıyorum”, 1377’si “Katılıyorum”, 972’si “Kesinlikle Katılmıyorum”, 857 tanesi “Kesinlikle Katılıyorum” ve 1711 tanesi ise “Kısmen Katılıyorum” yanıtını vermişlerdir. Olumsuz yanıt olarak değerlendirilen katılmıyorum yanıtını veren 903 öğrenciden 695 tanesi, kesinlikle katılmıyorum yanıtını veren 972 öğrenciden 907 tanesi aynı zamanda dersleri de başarısız olarak nitelendirmiştir. Yine olumlu yanıt olarak nitelendirilen katılıyorum yanıtını veren 1377 öğrenciden 1322’si, kesinlikle katılıyorum yanıtını veren 857 öğrenciden 848 tanesi, kısmen katılıyorum yanıtını veren 1711 öğrenciden 1502 tanesi dersleri de başarılı olarak nitelendirmiştir. 8. soruya verilen yanıtlar ders başarı kriteri ile birlikte değerlendirildiğinde öğrencilerin sorulara ağırlıklı olarak benzer eğilimde yanıtlar verdikleri söylenebilir. Sınav, proje ve quizler öğrenmeye yardımcı oldu sorusuna katılım derecesi arttıkça; dersin başarılı olduğu düşüncesine katılım da artmaktadır. Kesinlikle katılmıyorum yanıtını veren 972 öğrencinin %7’si (65 kişi), katılmıyorum yanıtını veren 903 öğrencinin %23’ü (208 kişi), kısmen katılıyorum yanıtını veren 1711 öğrencinin %88’i (1502 kişi), katılıyorum yanıtını veren 1377 öğrencinin %96’sı (1322 kişi), kesinlikle katılıyorum yanıtını veren 857 öğrencinin %99’u (848 kişi) aynı zamanda dersi de başarılı olarak nitelendirmiştir.

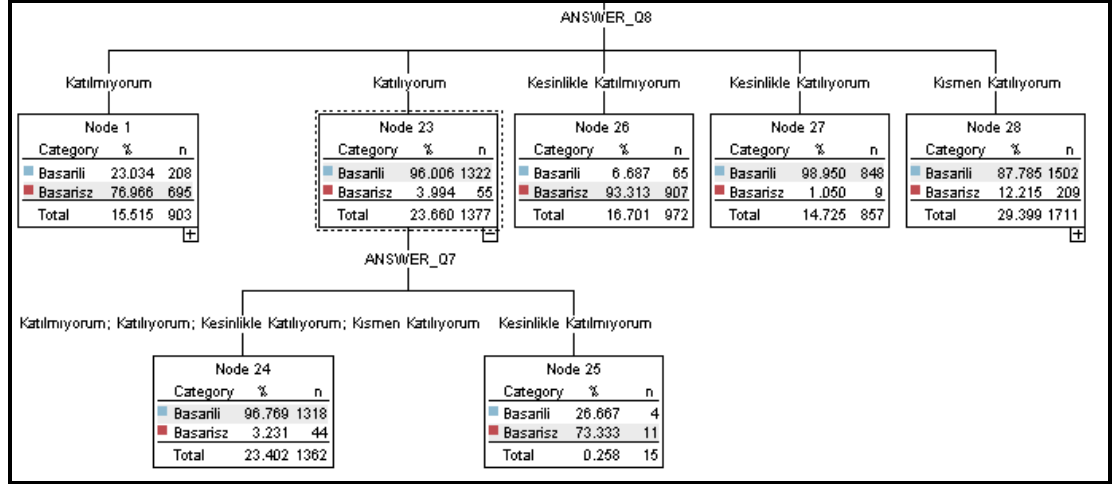
Şekil 76’da 8. soruya katılmıyorum yanıtını veren öğrenciler için oluşan karar ağacı yapısı görülmektedir. Sınav, proje ve quiz gibi uygulamaların öğrenmeye yardımcı olmadığını düşünen 903 öğrenci’nin 468 tanesi aynı zamanda dersin verilen kredi miktarını da karşılamadığını düşünmektedir. 426 öğrenci dersin kredisinin harcanan enerjiye uygun olmadığını, kaynakların güncel olmadığını ve sınav, proje, quiz gibi uygulamaların öğrenmeye yardımcı olmadığını düşünmektedir. Ayrıca dersin verilen kredi miktarını karşılamadığını düşünen 468 öğrenciden 454 tanesi ders kitabı ve ders için verilen diğer kaynakların da yeterince güncel olmadığını düşünmüşler ve ders başarısıyla ilgili sorulara da benzer şekilde olumsuz yanıtlar vermişlerdir.

Şekil 76: 8. Soruya Katılmıyorum Yanıtını Verenler

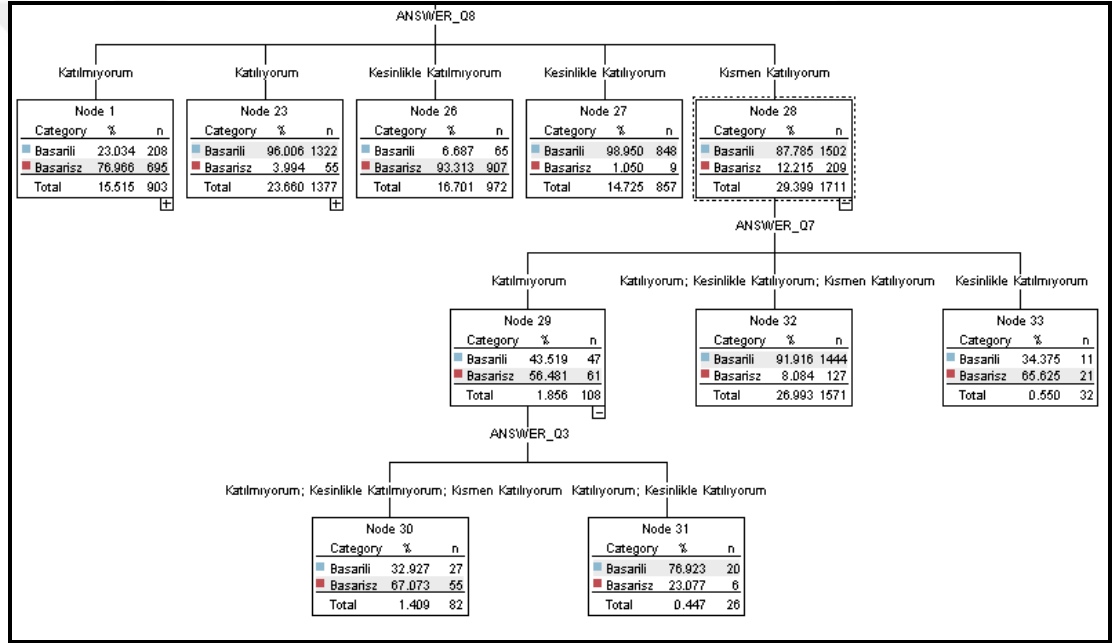


77 numaralı şekilde ise 8. soruya katılmıyorum yanıtını veren öğrenciler için oluşan karar ağacı görülmektedir. Sınav, proje ve quiz uygulamalarının öğrenmeye yardımcı olduğunu düşünen 1377 öğrenciden 1362 tanesi için belirleyici soru 7. soru “Ders saha ve laboratuvar çalışmasına ve uygulama yapmaya uygundu” olmuştur. Sınav, proje ve quiz uygulamalarının öğrenmeye yardımcı olduğunu düşünen 1362 öğrenciden 1318’i dersin saha ve laboratuvar çalışmasına uygun bulmuştur. Ders başarısı için de yine benzer yanıtlar vererek dersleri de başarılı bulmuşlardır.

Şekil 77: 8. Soruya Katılıyorum Yanıtını Verenler



Şekil 78: 8. Soruya Kısmen Katılıyorum Yanıtını Verenler



Sınav, proje ve quiz uygulamalarının öğrenmeye kısmen yardımcı olduğunu düşünen 1711 öğrencinin 1502 tanesi dersleri de başarılı olarak nitelendirirken yalnızca 209 tanesi başarısız olarak nitelendirmiştir. Bu öğrenci grubu içinde yine en belirleyici soru 7. soru “Ders, saha ve laboratuvar çalışmasına uygundur” olmuştur. Öğrencilerin 1571 tanesi bu soruya da olumlu yanıtlar vermiş ve 1444’ü dersleri de başarılı bulmuştur. 7. soruya katılmıyorum yanıtını veren 108 öğrenci’nin 61’i dersleri de başarısız olarak nitelendirmişlerdir. Ayrıca bu öğrenci grubundan 82 öğrenci dersin kredisinin verilen miktarı karşılamadığını düşünmektedir.

4.4.6. Uygulamaların Toplu Olarak Yorumu

Bu adımda lojistik regresyon analizi ve karar ağacı tekniği kullanılarak oluşturulan tüm modellerin toplu olarak yorumu yapılmıştır.

4.4.6.1. Lojistik Regresyon Analizi Kullanılarak Başarı Niteliğinin Tahmin Edildiği Modellerin Yorumu

Başarı kriteri olarak ders tekrar sayısı ve 2. faktör soruları ile gerçekleştirilen lojistik regresyon analizi için; 5820 adet veri iki gruba ayrılmış ve 2. Faktör sorularına verilen yanıtlar üzerinden ders tekrar sayısının tahminini sağlayan model gerçekleştirilmiştir. Veri seti 10 eşit parçaya ayrılmış; ilk 9 parça eğitim için son 1 parça da test için kullanılmıştır. Lojistik regresyon algoritması, 9 parça üzerinde öğrenme 1 parça üzerinde de test işlemi gerçekleştirmiştir.

Veri setinde bulunan niteliklerin bağımlı değişkene olan etkileri incelendiğinde; 1 ve 2 numaralı öğretim üyelerinden alınan derslerde başarılı olma ihtimalinin arttığı görülmektedir. 5, 3 ve 10 numaralı derslerin başarılı olma ihtimalinin en yüksek dersler olduğu, 13 numaralı dersin ise başarısız olma ihtimalinin en yüksek ders olduğu görülmektedir. Öğrencinin derse katılımı durumundaki artışın derste başarılı olma ihtimalini de arttırdığı görülmektedir. 10, 5 ve 1 numaralı sorularda yer alan ifadelerin başarılı olma ihtimalini arttıran 9, 12 ve 8 numaralı sorularda yer alan ifadelerin ise başarılı olma ihtimalini azaltan ifadeler olduğu görülmektedir.

Lojistik regresyon algoritması ders tekrar sayılarını %84 oranında doğru tahmin etmiştir. %84 başarı oranı dahilinde; lojistik regresyon sonucuna ait çapraz tablo incelendiğinde genel olarak 1. Tekrar (başarılı) değerinin daha fazla sayıda doğru tahmin edildiği, yanlış tahminlerin genellikle 2veUzeri (başarısız) tekrarlarında olduğu görülmüştür.

Dersin başarı kriteri için lojistik regresyon analizinde; veri setinin 2. Faktör grubu içerisinde yer alan 9, 10, 11 ve 12 numaralı soruların toplam puanları üzerinden bir ders başarı kriteri tanımlanmıştır. Veri seti 10 eşit parçaya ayrılmış; ilk 9 parça eğitim için son 1 parça da test için kullanılmıştır. Lojistik regresyon algoritması, 9 parça üzerinde öğrenme 1 parça üzerinde de test işlemi gerçekleştirmiştir.

Veri setinde bulunan niteliklerin bağımlı değişkene olan etkileri incelendiğinde; 2 numaralı öğretim üyesinden alınan derslerin, dersin başarılı olarak değerlendirilme ihtimalini arttırdığı görülmektedir. 4, 11 ve 9 numaralı dersleri alan öğrencilerin dersleri başarılı olarak nitelendirdiği ancak 13 numaralı derse alan öğrencilerin ise bu derse başarısız olarak nitelendirdiği görülmektedir. Ders tekrar sayısındaki artışın, öğrencilerin derse başarılı olarak değerlendirme ihtimalini düşürdüğü görülmektedir. Derse katılım durumundaki artışın ise derse başarılı olarak değerlendirme olasılığını arttırdığı görülmektedir. 8, 7 ve 3 numaralı sorularda yer alan ifadelerin derse başarılı olarak değerlendirme ihtimalini arttırdığı, 4 numaralı soruda yer alan ifadenin ise derse başarılı olarak değerlendirme ihtimalini azalttığı görülmektedir.

Lojistik regresyon algoritması dersin başarı kriterini %91,6 oranında doğru tahmin etmiştir. 5820 adet veri bulunan veri setinin 5332 tanesi doğru sınıflandırılırken yalnızca 488 tanesi yanlış sınıflandırılmıştır. Confusion Matrix incelendiğinde 198 adet verinin a yani Başarılı olarak sınıflandırılması gerekirken b yani Başarısız olarak sınıflandırıldığı, aynı zamanda 290 adet verinin b yani Başarısız olması gerekirken Başarılı olarak sınıflandırıldığı görülmüştür.

Ders tekrar sayısı ve 1. faktör soruları ile gerçekleştirilen lojistik regresyon analizi için; 5820 adet veri iki gruba ayrılmış ve 1. Faktör sorularına verilen yanıtlar üzerinden ders tekrar sayısının tahmini gerçekleştirilmiştir. Veri seti 10 eşit parçaya ayrılmış; ilk 9 parça eğitim için son 1 parça da test için kullanılmıştır. Lojistik regresyon algoritması, 9 parça üzerinde öğrenme 1 parça üzerinde de test işlemi gerçekleştirmiştir.

Veri setinde bulunan niteliklerin bağımlı değişkene olan etkileri incelendiğinde; 1 ve 2 numaralı öğretim üyesinden alınan derslerde başarılı olma ihtimalinin arttığı görülmektedir. 5, 3 ve 10 numaralı derslerin başarılı olma ihtimali en yüksek dersler olduğu diğer derslerin ise tekrar sayısı başarı kriteri üzerinde daha az etkisi olduğu görülmektedir. Öğrencinin derse katılım durumundaki artışın dersten başarılı olma ihtimalini arttırdığı görülmektedir. 18,16 ve 20 numaralı sorularda yer alan ifadelerin başarılı olma ihtimalini arttırdığı; 14 ve 23 numaralı sorularda yer alan ifadelerin ise başarılı olma ihtimalini azalttığı görülmektedir.

5820 adet veri bulunan veri setinin 4906 tanesi doğru sınıflandırılırken yalnızca 914 tanesi yanlış sınıflandırılmıştır. Confusion Matrix incelendiğinde 62

adet verinin a yani 1.Tekrar olarak sınıflandırılması gerekirken b yani 2veUzeri olarak sınıflandırıldığı, aynı zamanda 852 adet verinin b yani 2veUzeri olması gerekirken 1. Tekrar olarak sınıflandırıldığı görülmüştür.

Öğretim üyesi başarı kriteri için gerçekleştirilen lojistik regresyon analizinde; 5820 adet veri iki gruba ayrılmış ve 1. Faktör sorularına verilen yanıtlar üzerinden ders tekrar sayısının tahmini gerçekleştirilmiştir. Veri seti 10 eşit parçaya ayrılmış; ilk 9 parça eğitim için son 1 parça da test için kullanılmıştır. Lojistik regresyon algoritması, 9 parça üzerinde öğrenme 1 parça üzerinde de test işlemi gerçekleştirmiştir.

Veri setinde bulunan niteliklerin bağımlı değişkene olan etkileri incelendiğinde; 3 numaralı öğretim üyesinden alınan ders sayısının artması öğretim üyesinin başarılı olarak değerlendirilmesi ihtimalini de arttırmaktadır. 12, 7 ve 3 numaralı derslerin; öğretim üyesinin başarılı olarak değerlendirilmesi ihtimalini arttırdığı, 8 numaralı dersin ise öğretim üyesinin başarılı olarak değerlendirilmesi ihtimalini azalttığı görülmektedir. Öğrencilerin derse katılım durumundaki artışın öğretim üyesini başarılı olarak değerlendirme ihtimalini de arttırdığı görülmektedir. 17, 13 ve 21 numaralı sorularda yer alan ifadelerin öğretim üyesinin başarılı olarak değerlendirilmesi ihtimalini azalttığı görülmektedir.

Lojistik regresyon analiz sonuçları incelendiğinde %96,2 oranında başarı sağlandığı görülmektedir. 5820 adet veri bulunan veri setinin 5601 tanesi doğru sınıflandırılırken yalnızca 219 tanesi yanlış sınıflandırılmıştır. Confusion Matrix incelendiğinde 72 adet verinin a yani Başarılı olarak sınıflandırılması gerekirken b yani Basarisiz olarak sınıflandırıldığı, aynı zamanda 147 adet verinin b yani Basarisiz olması gerekirken Basarili olarak sınıflandırıldığı görülmüştür.

Elde edilen lojistik regresyon tahmin sonuçları yüksek tahmin oranları elde etmiştir. Ancak derse yönelik sorulara verilen cevaplar kullanılarak oluşturulan başarı kriteri, tekrar sayısı başarı kriterinden daha iyi sonuçlar vermiştir. Benzer şekilde öğretim elemanını değerlendirmeye yönelik soru grubu içerisinde başarı kriteri tanımlanarak gerçekleştirilen tahminlerde de daha iyi sonuçlar elde edildiği görülmektedir.

4.4.6.2. Karar Ağacı Yapısı Kullanılarak Ders Tekrar Sayısı ve Dersin Başarısı Nitelikleri İçin Oluşturulan Modellerin Yorumu

Başarı kriteri olarak ders tekrar sayısı alınan karar ağacı yapısında öğrenciler için ders kodu en belirleyici nitelik olmuştur. En belirgin dersler 3, 4, 5 ve 8 numaralı dersler olmuştur. Özellikle 8 numaralı dersi alan ve dersi çok kolay olarak nitelendiren öğrenci grubu içerisinde devamsız ve asgari düzeyde devamlı olan öğrenciler için 1. Soru “Ders içeriği, öğretim yöntemi ve değerlendirme yöntemi dönem başında verilmiştir.” belirleyici soru olmuştur. Öğrenciler devamsız ve asgari devamlı olmalarına rağmen dönem başı değerlendirmelerini yeterli bulmuşlardır. Devam düzeyi %80 ve üzerinde olan öğrencilerin çoğunluğu başarılı olmuş olmalarına rağmen sınav, proje ve quizlerin öğrenmeye yardımcı olmadığını düşünmüşlerdir.

Başarı kriteri olarak 9, 10, 11, 12 numaralı sorulara verilen toplam puanların kullanılarak oluşturulan karar ağacında ise; yine en belirleyici soru 8. soru “Sınav, proje, quizler öğrenmeye yardımcı oldu” olmuştur. Soruyu yanıtlayan 414 öğrencinin 365 tanesi başarısız olmuş ve soruya da olumsuz yanıt vermişlerdir. Bu uygulamaların faydalı olduğunu düşünen 750 öğrencinin ise 660 tanesi başarılı öğrencidir. Sınav, proje ve quizlerin öğrenmeye yardımcı olduğunu düşünen 750 öğrenciden 691 tanesi aynı zamanda ders için harcanan enerjinin dönem başında verilen kredi miktarını da karşıladığını düşünmektedir.

Sınav, proje ve quiz uygulamalarının öğrenmeye yardımcı olmadığını düşünen 414 öğrencinin ise 80’i başarısız olmuş ancak ders için verilen kaynakları yeterli bulmuştur. Kaynakları yeterli bulan 110 kişilik öğrenci grubunun 92 tanesi 8 numaralı dersi almıştır.

4.4.6.3. Karar Ağacı Yapısı Kullanılarak Öğrenci Zorluk Tanımlaması ve Dersin Başarısı Nitelikleri İçin Oluşturulan Modellerin Yorumu

Veri setinde bulunan demografik bilgilerden zorluk tanımlaması, ders kodu ve derse katılım nitelikleri kullanılarak karar ağacı yapıları farklı algoritmalarla test edilmiş ve en yüksek doğruluk oranına sahip algoritma tercih edilerek, seçilen algoritma ile karar ağacı yapısı ve önemli değişkenler incelenmiştir. Öğrenci zorluk tanımlamasına yönelik olarak tespit edilen en önemli niteliklerin derse katılım, ders kodu ve ders tekrar sayısı olduğu görülmüştür. 10,2,4,3,9,7,5 ve 11 numaralı soruların diğer niteliklere göre daha düşük önem düzeyinde olduğu görülmüştür.

Buradan öğrencilerin zorluk tanımlaması yaparken aldıkları ders, derse devam ve bu niteliklere paralel olarak ders tekrar sayısının etkili olduğu görülmektedir.

Öğrenci zorluk tanımlamasına yönelik karar ağacı yapıları incelendiğinde, derse katılımı %100 olan 846 öğrencinin 750 tanesinin dersi ilk tekrarda geçtiği görülmüş ancak devamsız olan 1902 öğrencinin de 1614 tanesinin dersi ilk tekrarda geçmiş olması dikkat çekmiştir. Öğrenciler için derse katılım sonrası ders kodu da belirleyici bir nitelik olmuştur. Özellikle 9 numaralı ders için öğrenciler %80 derse katılım göstermiş ve orta zorlukta buldukları bu dersin dönem başındaki beklentilerini de karşıladığını belirtmişlerdir. Burada öğrencilerin derse katılımının yüksek olması sonucu dersin çok zor bulunmadığı ve paralel olarak dönem başı beklentilerinin de karşılandığı görülmektedir.

Dersin başarısının belirlenmesine yönelik 9, 10, 11 ve 12 numaralı sorular ile bir başarı kriteri oluşturulmuştur. Dersin başarı niteliğinin değerlendirilmesi için karar ağacı yapıları farklı algoritmalarla test edilmiş ve en yüksek doğruluk oranına sahip algoritma tercih edilerek, seçilen algoritma ile karar ağacı yapısı ve önemli değişkenler incelenmiştir. Dersin başarısına yönelik olarak tespit edilen en önemli niteliklerin 8, 6, 7 ve 3 numaralı sorular olduğu 2. soru, derse katılım ve ders kodu gibi niteliklerin diğerlerine göre daha düşük önem düzeyinde olduğu görülmüştür. Buradan dersin başarısı değerlendirilirken özellikle 8,6,7 ve 3 numaralı soruların da önemli olduğu görülmektedir.

Ders başarı niteliği için karar ağacı yapısı incelendiğinde 5820 öğrencinin 3945'i dersleri başarılı 1875'i de başarısız olarak nitelendirmiştir. 8. soru "Sınav, proje ve quizler öğrenmeye yardımcı oldu " en belirleyici soru olmuştur. Soruya olumsuz yanıt veren öğrenci gruplarının çoğunlukla dersleri de başarısız olarak nitelendirdiği, olumlu yanıtlar veren öğrenci gruplarının ise çoğunlukla dersleri başarılı olarak nitelendirdiği görülmüştür. Sınav, proje ve quiz uygulamalarının öğrenmeye yardımcı olmadığını düşünen öğrencilerin yine çoğunluğu dersin verilen kredi miktarını karşılamadığını ve verilen kaynakların yeterince güncel olmadığını düşünmektedir. Sınav, proje ve quiz uygulamalarının öğrenmeye yardımcı olduğunu düşünen öğrenci grubunun aynı zamanda dersi saha ve laboratuvar çalışması için de uygun bulduğu ve dersleri başarılı olarak değerlendirdiği görülmüştür.

Yapılan incelemeler sonucunda; ders değerlendirme anketinde derslerin başarısına yönelik olarak 9, 10, 11, 12 numaralı sorulara verilen yanıtların, dersin

başarısını değerlendirmede daha yüksek oranda doğru tahmin yürüttüğü görülmüştür. Yani öğrencilerin derslerdeki tekrar sayısının derslerin başarılı işlenip işlenmediği konusunda çok iyi bir tahmin sonucu oluşturmadığı görülmüştür. Öğrencilerin derse olan istekleri, mesleki gelişimlerine olan katkılar, dönem başındaki beklentilerinin karşılanması ve öğrencilere yeni bir bakış açısı kazandırmış olması derslerin başarı kriterini daha doğru temsil etmiştir. Öğrencilerin derse katılımının artması dersten başarılı olma ihtimalini arttırmaktadır. Öğrencilerin tekrar sayısındaki artış ise derse başarılı olarak değerlendirme ihtimalini azaltmaktadır. Öğretim üyesini değerlendirmeye yönelik olan 1. Faktör grubu içerisindeki sorularda yer alan ifadelerin öğretim üyesini başarılı olarak değerlendirme ihtimalini azalttığı görülmektedir.

Dikkat çekici diğer bir nokta ise öğrenciler için belirleyici sorunun 8 numaralı “Sınav, proje ve quizler öğrenmeye yardımcı oldu” soru olduğu görülmüştür. Ancak öğrencilerin sorulara genellikle ders tekrar sayısı kriterine göre cevap verme eğiliminde olduğu görülmüştür. Öne çıkan diğer belirleyici bilgiler ise dönem başındaki beklentilerin karşılanması ve dönem başında verilen kaynakların güncel olup olmadığıdır.

SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu tez çalışması kapsamında, önemi gün geçtikçe daha çok artan veri madenciliği tekniklerinin eğitim sektöründe bir uygulaması gerçekleştirilmiştir. Bir devlet üniversitesinin dönem sonlarında öğrencilerine uyguladığı dönem sonu ders değerlendirme anket verileri veri madenciliği teknikleri yardımıyla analiz edilmiş ve uygulanan anket sonuçlarından anlamlı bilgiler çıkarılması hedeflenmiştir. Çıkarılan bu bilgiler yardımıyla; üniversite öğrencilerinin dersler ve öğretim üyelerine olan bakış açıları analiz edilerek, öğretim üyelerinin ders işleyiş yöntemine ilişkin önerilerde bulunulup ders başarı oranının yükseltilmesi hedeflenmiştir.

Çalışma kapsamında kullanılan veri setinde 5820 adet veri bulunmaktadır. Veri setini Likert ölçekli anket yanıtları oluşturmaktadır. Anket 28 adet sorudan meydana gelmektedir. Bu soruların ilk 12 tanesi öğrencinin dersi değerlendirmesiyle ilgiliyken, son 16 tanesi ise öğrencinin dersi veren öğretim elemanının yetkinliğini nasıl değerlendirdiği ile ilgilidir. Bu çalışma kapsamında derslerin değerlendirilmesine yönelik olan ilk 12 soru ve öğretim üyesinin değerlendirilmesine yönelik son 16 soru ile ayrı ayrı analizler yapılmıştır.

Veri setinin incelenmesi aşamasında bu veri seti kullanılarak gerçekleştirilmiş olan bir çalışma da incelenmiştir (Gündüz ve Fokoue, 2015). Veri setini oluşturan ve bu veri setini kullanarak uygulama geliştirmiş olan uzman görüşlerinden de faydalanılmıştır. Veri setinin içerisinde yer alan sorular için yapılan faktör analizleri incelenmiştir. Faktör analizi sonuçları doğrultusunda sorular gruplara ayrılarak incelemeler yapılmıştır.

Daha sonra başarı kriteri olarak farklı nitelikler belirlenmiştir. Bu niteliklerden ilki 9, 10, 11, 12 numaralı sorulara 12 ve üzerinde puan veren öğrencilerin dersleri başarılı olarak değerlendirdiği, 12 altında puan veren öğrencilerin dersleri başarısız olarak değerlendirdiği kabul edilmiştir. İkinci nitelik ise 19, 20, 25, 28 numaralı sorulara 12 puan üzeri veren öğrencilerin öğretim üyesini başarılı 12 puan altı veren öğrencilerin ise öğretim üyesini başarısız olarak nitelendirdiği kabul edilmiştir. Diğer başarı niteliği ise ilk tekrarda dersi geçen öğrencilerin dersleri başarılı olarak değerlendirdiği; birden fazla ders tekrarı yapan öğrencilerin dersleri başarısız olarak değerlendirdiği kabul edilmiştir. Belirlenen bu başarı kriterleri doğrultusunda veri seti üzerinde lojistik regresyon ve karar ağacı

olmak üzere iki farklı türde analiz gerçekleştirilmiştir. Lojistik regresyon analizinde veri setinin mümkün olan en kapsamlı şekilde incelenmesi amaçlanmış bu nedenle kurulan her modelde belirtilen bağımsız değişkenlerin tamamı modele dahil edilmiştir.

Çalışma kapsamında elde edilen bulgulardan yararlanılarak derslerin başarısında; öğrencilerin derse katılım için istek duyması, öğrencilerin mesleki gelişimlerini arttırabilmeleri ve farklı bakış açıları kazanmalarının önemli olduğu görülmüştür. Öğrencilerin bu kazanımları elde ettiklerinde dersi de başarılı buldukları görülmektedir. Bu nedenle derslerin başarılarını arttırmaya yönelik derslerde farklı uygulamalar gerçekleştirilebileceği, öğrencilere yeni bakış açıları kazandırabilecek bilgilendirmeler yapılabileceği düşünülmektedir. Öğrencilerin derse katılım için istek duymaları, derslerdeki devamlılığı arttıracak dolayısıyla analiz sonuçlarından elde edilen bilgilerle benzer şekilde derslerde başarının arttırılabileceği düşünülmektedir. Bu uygulamalar kapsamında öğrencilere farklı bakış açıları kazandırılması ve mesleki gelişimlerinin daha kapsamlı hale getirilmesi derslerin başarı kriterini olumlu etkileyecektir.

Öğrencilerin 2. Faktör sorularına verdikleri yanıtlar üzerinden ders tekrar sayılarının tahmininde elde edilen başarı oranı; öğrencilerin ders tekrar sayılarına göre dersleri başarılı ya da başarısız olarak nitelendirdiğini göstermektedir. Yani öğrenciler eğer ilk tekrarda dersi geçtilerse sorulara daha olumlu yanıtlar verdikleri ancak ders tekrar sayıları iki ya da üzerinde ise sorulara genellikle olumsuz yanıtlar verdikleri görülmüştür. Karar ağacı yapılarından elde edilen bilgiler üzerinden öğrencilerin sorulara yakın cevaplar verme eğiliminde oldukları da görülmüştür. Öğrencilerin benzer yanıtlar vermeleri dersler ve öğretim üyeleri hakkında edinilebilecek bilgileri de kısıtlamaktadır. Bu nedenle anket uygulaması yapılırken bu olumsuzluklara dikkat edilmesi; anketin uygulanma şeklinin değiştirilmesi yani final sınavı yapılmadan önce uygulanmasının ise daha iyi ve güvenilir sonuçlar verilmesini sağlayacaktır. Bu şekilde daha detaylı ve doğru sonuçlar elde edilerek; hem dersin başarısının hem de öğretim üyesinin başarısının daha sağlıklı belirlenebilmesini ayrıca bilgi çeşitliliği sağlanarak çok daha kapsamlı sonuçlar elde edilebileceği düşünülmektedir.

Ders başarısının değerlendirilmesinde; öğrencinin dersin değerlendirilmesine yönelik ifadelerine verdiği cevapların, dersin başarısını tekrar sayısından daha iyi ölçtüğü tespit edilmiştir. Yani öğrencilerin ders tekrar sayılarının derslerin başarısını ölçmede yeterli olmadığı görülmüştür. Ayrıca öğrencilerin derse katılım seviyelerindeki artışın başarı kriterlerini olumlu etkilediği, tekrar sayılarındaki artışın ise başarı kriterlerini olumsuz etkilediği görülmüştür. Bu nedenle derse katılımının artmasıyla öğrencilerin derslerde daha başarılı olacağı düşünülmektedir.

Özdil vd. (2010) öğrencilerin ders başarısını etkileyen faktörlerin tespitine yönelik olarak gerçekleştirdikleri çalışmalarında tez kapsamında elde edilen bulgulara benzer şekilde öğrencilerin ezbercilikten uzak bir eğitim almaları ve derse katılımı arttıracak uygulamaların gerçekleştirilmesinin başarıyı da arttırdığı görülmektedir. Gündüz ve Fokoue (2015) tarafından gerçekleştirilen çalışmada da tez kapsamında elde edilen bulgulara benzer şekilde derse devam düzeyi yüksek olan öğrencilerin daha başarılı oldukları görülmüştür. Ayrıca öğrencilerin dersi başarılı olarak değerlendirmesinde daha iyi tahmin sonuçları veren 9-12 numaralı ifadelerdeki, öğretim üyesi rolünün önemli olduğu sonucuna da benzer şekilde ulaşılmıştır. Tez çalışması kapsamında anket uygulanmasında önerdiğimiz değişikliklerin yanı sıra, incelenen çalışmada da anketin çok fazla soru içerdiği ve öğrencilerin bu sebeple de sorulara benzer yanıtlar verme eğiliminde olabileceği görülmüştür.

Gelecek çalışmalarda cinsiyet, yaş, ders başarı notu, üniversiteye giriş notu gibi demografik bilgilerin veri setine dahil edilmesiyle daha detaylı yorumlamalar yapılabileceği düşünülmektedir. Benzer şekilde; bütün sorulara aynı yanıtı veren ve vermeyen öğrencilerin farklı gruplara ayrılarak; grupların demografik özelliklerinin incelenmesiyle ayrıntılı yorumlamalar yapılabileceği düşünülmektedir. Ayrıca ders ve öğretim üyesini değerlendirmeye yönelik soruların dönem başı bilgilendirme, fiziksel özellikler, teknik olanaklar vb. gibi farklı özellikler bazında gruplandırılarak yeni başarı kriterleri oluşturulması ve grupların başarı kriterleri üzerindeki etkilerinin araştırılmasıyla öne çıkan gruplarda iyileştirmeler yapılarak başarı düzeylerinin yükseltilebileceği düşünülmektedir.

KAYNAKÇA

Agrawal, R. ve Srikant, R. (1994). Fast Algorithms for Mining Association Rules. *Proceedings of the 20th VLDB Conference Santiago, Chile*. 1994: 487-499.

Akçapınar, G. (2014). *Çevrimiçi Öğrenme Ortamındaki Etkileşim Verilerine Göre Öğrencilerin Akademik Performanslarının Veri Madenciliği Yaklaşımı İle Modellenmesi*. (Yayınlanmamış Doktora Tezi). Ankara: Hacettepe Üniversitesi Eğitim Bilimleri Enstitüsü.

Akgöbek, Ö. ve Çakır, F. (2009). Veri Madenciliğinde Bir Uzman Sistem Tasarımı. *Akademik Bilişim 09*. Harran Üniversitesi Şanlıurfa. 11-13 Şubat 2009: 801- 806.

Akpınar, H. (2000). Veri Tabanlarında Bilgi Keşfi ve Veri Madenciliği. *İstanbul Üniversitesi İşletme Fakültesi Dergisi*. 29(1): 80-81.

Albayrak, A. Yılmaz S.K. (2009). Veri Madenciliği: Karar Ağacı Algoritmaları ve İMKB Verileri Üzerine Bir Uygulama. *Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*. 14(1): 31-52.

Aldana, W.A. (2000). *Data Mining Industry: Emerging Trends and New Opportunities*. Cambridge: Electrical Engineering and Computer Science at the Massachusetts Institute of Technology.

Alpaydın, E. (2000). Zeki veri madenciliği: Ham Veriden Altın Bilgiye Ulaşma Yöntemleri. *Bilişim 2000 Eğitim Semineri*. İstanbul, 2000.

Ayık, Y.Z. Özdemir, A. ve Yavuz, U. (2007). Lise Türü Ve Lise Mezuniyet Başarısının, Kazanılan Fakülte İle İlişkisinin Veri Madenciliği Tekniği İle Analizi. *Atatürk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*. 10.(2): 441-454.

Aytaç, M. B. Bilge, H. Ş. (2013). Tele Pazarlama Verilerinin Birliktelik Kurallarıyla ve CRISP-DM Yöntemiyle Analiz Edilmesi. *Aksaray Üniversitesi İİBF Dergisi*. 5(2): 25-40.

Baykasoğlu, A. (2005). Veri Madenciliği ve Çimento Sektöründe Bir Uygulama. 7. *Akademik Bilişim 2005*. Gaziantep. 2-4 Şubat 2005.

Beal, C. R. Qu, L. ve Lee, H. (2006). Classifying learner engagement through integration of multiple data sources. *In Proceedings of the National Conference on Artificial Intelligence*. 21(1): 151.

Behrouz, M.B. ve Punch, W.F. (2003). Using genetic algorithms for data mining optimization in an educational web-based system. *Genetic and evolutionary computation conference* (pp.206). Heidelberg Berlin.

Berson, A. Smith, S. ve Thearling, K. (2000). *Building Data Mining Applications for CRM*. New York: McGraw-Hill.

Bircan, H. (2004). Lojistik Regresyon Analizi: Tıp Verileri Üzerine Bir Uygulama, *Kocaeli Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*. 2004(2): 185-208.

Birgin, O. ve Gürbüz. R. (2008). Sınıf öğretmeni adaylarının ölçme ve değerlendirme konusundaki bilgi düzeylerinin incelenmesi. *Selçuk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 20: 163- 180.

Bland, C. (2002). *The Discovery of Multiple Level Profile Association Rules*. (Doctoral Thesis). Missisipi: Graduate School of Computer and Information Science of University of Missisipi.

Bozkır, A.S. Sezer, E. ve Gök, B. (2009). Öğrenci Seçme Sınavında (ÖSS) Öğrenci Başarımını Etkileyen Faktörlerin Veri Madenciliği Yöntemleriyle Tespiti. 5. *Uluslararası İleri Teknolojiler Sempozyumu (IATS'09)*, Düzenleyen Karabük Üniversitesi. Karabük. 13-15 Mayıs 2009.

Bozkır, A.S. Gök, B. ve Sezer, E. (2008). Üniversite Öğrencilerinin İnterneti Eğitimsel Amaçlar İçin Kullanmalarını Etkileyen Faktörlerin Veri Madenciliği Yöntemleriyle Tespiti. *Bilimde Modern Yöntemler Sempozyumu*. Düzenleyen Eskişehir Osmangazi Üniversitesi. Eskişehir. 15-17 Ekim 2008.

Bridges, S. M. ve Vaughn, R. B. (2000). Fuzzy data mining and genetic algorithms applied to intrusion detection. In Proceedings of 12th Annual Canadian Information Technology Security Symposium (pp. 109-122). October 2000.

Büyükakın, A. (2005). *Bulanık Mantık İle Veri Madenciliği*. (Yüksek Lisans Tezi). İstanbul: İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.

Cantú-Paz, E. ve Kamath, C. (2001). On the use of evolutionary algorithms in data mining. *Data Mining: A Heuristic Approach*. 48-71.

Chapman, P. Clinton, J. Kerber, R. Khabaza, T. Reinartz, T. Shearer, C. ve Wirth, R. (2000). *Step-by-Step Data Mining Guide*. www.the-modeling-agency.com. <https://www.the-modeling-agency.com/crisp-dm.pdf> (Erişim Tarihi: 10.06.2017)

Cios Krzysztof, J. Swiniarski, P. W. Roman, W. ve Kurgan, L. A. (2007). Data Mining Knowledge Discovery Aapproach. *Eespringer Science Business Media*.

Clementine, S.P.S.S. 12.0 Algorithms Guide (2007). SPSS Inc. Integral Solution Limited.

Coşkun, C. ve Baykal. A. (2011). Veri Madenciliğinde Sınıflandırma Algoritmalarının Bir Örnek Üzerinde Karşılaştırılması. *Akademik Bilişim Konferansı Bildirileri* (ss. 51-58), Düzenleyen İnönü Üniversitesi. Malatya. 2-4 Şubat 2011.

Çalış, A. Kayapınar, S. ve Çetinyokuş, T. (2014). Veri Madenciliğinde Karar Ağacı Algoritmaları İle Bilgisayar Ve İnternet Güvenliği Üzerine Bir Uygulama. *Endüstri Mühendisliği Dergisi*. 25-(3-4): 2-19.

Çetin, O. (2010). *Fen ve Teknoloji Dersinde “Çoklu Ortam Tasarım Modeli” Ne Göre Hazırlanmış Web Tabanlı Öğretim İçeriğinin Öğrenci Başarı ve Tutumlarına Etkisi İle İçeriğe Yönelik Öğretmen ve Öğrenci Görüşlerinin Değerlendirilmesi*. (Yayınlanmamış Doktora Tezi). İzmir: Dokuz Eylül Üniversitesi Eğitim Bilimleri Enstitüsü.

Daş, R. Türkoğlu, İ. ve Poyraz, M. (2006). Genetik Algoritma Yöntemiyle İnternet Erişim Kayıtlarından Bilgi Çıkarılması. *Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*. 10(2): 67-72.

Dener, M. Dörterler, M. ve Orman, A. (2009). Açık Kaynak Kodlu Veri Madenciliği Programları: Weka’da Örnek Uygulama. *Akademik Bilişim’09 - XI. Akademik Bilişim Konferansı Bildirileri*. 11-13 Şubat Harran Üniversitesi, Şanlıurfa, 787-796 (2009).

Eğriboz, Ş. (2002). *Veri Ambarı Oluşumunda Kullanılan Teknolojilerin İncelenmesi ve Veri Ambarlarının Kişiyeye Özel Üretimde Kullanımı*. (Yayınlanmamış Doktora Tezi). İstanbul: İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.

Ekinci, T. (2009). *Veri Madenciliği ve Telekomünikasyon Sektöründe Uygulaması*. (Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi). Manisa: Celal Bayar Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.

Erdoğan, Ş.Z. ve Timor, M. (2005). A Datamining Application in a Student Database. *Journal of Aeronautics and Space Technologies*. 2(2):53.

Fayyad, U. Piatetsky-Shapiro, G.P. ve Symth, P. (1996). From Data Mining to Knowledge Discovery in Databases. *AI Magazine*. 17(3): 37-54.

Gazi Üniversitesi Kalite Komisyonu (2017). Anket Çalışmaları. <http://kalite.gazi.edu.tr/posts/view/title/anket-calismalari-30883> (20.07.2017)

Gemici, B. (2012). *Veri Madenciliği ve Bir Uygulaması*. (Yüksek Lisans Tezi). İzmir: Dokuz Eylül Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.

Girginer, N. ve Cankuş, B. (2008). Tramvay Yolcu Memnuniyetinin Lojistik Regresyon Analiziyle Ölçülmesi: Estram Örneği. *Celal Bayar Üniversitesi, Yönetim ve Ekonomi Dergisi*. 15(1): 181-193.

Gömlüksiz, M. N. ve Bulut. İ. (2007). Yeni Fen Ve Teknoloji Dersi Öğretim Programının Uygulamadaki Etkililiğinin Değerlendirilmesi. *Hacettepe Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi*. 32: 76-88.

Göral, M. A. 2007. *Kredi Kartı Başvuru Aşamasında Sahtecilik Tespiti İçin Bir Veri Madenciliği Modeli*. (Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi). İstanbul: İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.

Gülçe, G. (2010). *Veri Ambarı ve Veri Madenciliği Teknikleri Kullanılarak Öğrenci Karar Destek Sistemi Oluşturma*. (Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi). Denizli: Pamukkale Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.

Gündüz, N. ve Fokoue, E. (2015). Pattern Discovery in Students' Evaluations of Professors A Statistical Data Mining Approach. *To appear in the Journal of Applied Statistics*. 1501(02263): 1-20.

Han, J. ve Kamber, M. (2001). Data Mining Concepts and Techniques. *Morgan Kaufmann Publishers Inc.*

Indira, K. ve Kanmani, S. (2012). Performance analysis of genetic algorithm for mining association rules. *International Journal of Computer Science Issues*. 9(2): 368-376.

Ishibuchi, H. ve Yamamoto, T. (2004). Fuzzy rule selection by multi-objective genetic local search algorithms and rule evaluation measures in data mining. *Fuzzy Sets and Systems*. 141: 59–88.

İşli, D. (2009). *Veri Ambarı ve OLAP Teknolojilerinden Yararlanarak Raporlama Aracı Gerçekleştirimi*, (Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi). Denizli: Pamukkale Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.

Jun-shan, T. Wei1, H. ve Yan, Q. (2009). Application of Genetic Algorithm in Data Mining, First International Workshop on Education Technology and Computer Science (pp. 353-356). China. 7-8 March 2009.

Kamble, A. (2010). Incremental clustering in data mining using genetic algorithm. *International Journal of Computer Theory and Engineering*. 2(3): 326.

Kaya, E. Bulun, M. ve Arslan, A. (2003). Tıpta Veri Ambarları Oluşturma ve Veri Madenciliği Uygulamaları. *Akademik Bilişim 2003*, Düzenleyen Çukurova Üniversitesi. Adana. 3-5 Şubat 2003.

Kaya, H. ve Köymen, K. (2008). Veri Madenciliği Kavramı Ve Uygulama Alanları. *Doğu Anadolu Bölgesi Araştırmaları*.

Koç, M. Avşaroğlu, S. ve Sezer, A. (2004). Üniversite Öğrencilerinin Akademik Başarıları İle Problem Alanları Arasındaki İlişki. *Selçuk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*. 11: 483-498.

Koyuncugil, A.S. ve Özgülbaş, N. (2009). Veri Madenciliği: Tıp ve Sağlık Hizmetlerinde Kullanımı ve Uygulamaları. *Bilişim Teknolojileri Dergisi*. 2(2): 21-32.

Kumar, S.A. ve Vijayalakshmi, M.M. (2012). Mining Of Student Academic Evaluation Records in Higher Education. *International Conference on Recent Advances in Computing and Software Systems* (pp. 67-70), SSN College of Engineering, Old Mahabalipuram Rd, Kalavakkam Chennai, India. 25-27 April 2012.

Kurt, Ç. ve Erdem O.A. (2012). Öğrenci Başarısını Etkileyen Faktörlerin Veri Madenciliği Yöntemleriyle İncelenmesi. *Politeknik Dergisi*. 15(2): 111-116.

Küçükşille, E. (2009). *Veri Madenciliği Süreci Kullanılarak Portföy Performansının Değerlendirilmesi Ve İmkb Hisse Senetleri Piyasasında Bir Uygulama*. (Doktora Tezi). Isparta: Süleyman Demirel Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.

Larose, D.T. (2005). *Discovering Knowledge In Data: An Introduction To Data Mining*, Wiley Computer Publishing. John Wiley & Sons.

Lopez, M. I. Luna, J. M. Romero, C. ve Ventura, S. (2012). Classification via clustering for predicting final marks based on student participation in forums. *Paper presented at the 5th International Conference on Educational Data Mining*. Editor International Educational Data Mining Society. Chania Greece. 19-21 Haziran 2012.

Macfadyen, L.P. ve Dawson, S. (2010). Mining LMS data to develop an early warning system for educators: A proof of concept. *Computers & Education*. 54(2): 588-599.

Maimon, O. ve Rokach, L. (2005). *Data Mining And Knowledge Discovery Handbook*.

Microsoft SQL Server Nedir (2015). <http://uyduhaberlesme.com/microsoft-sql-server-nedir/> (01.01.2017)

Microsoft (2010). Excel 2010'daki Temel Görevler. https://support.office.com/tr-tr/article/Excel-2010-daki-temel-g%C3%B6revler-be9e91b6-4ecb-4faa-8ae9-37e8974a1f8b#__toc256078345 (19.07.2017)

Ofis Data (2017). Excel Nedir. <http://ofisdata.com/excel-nedir> (01.01.2017)

Oğuzlar, A. (2005). Kümeleme Analizinde Yeni Bir Yaklaşım: Kendini Düzenleyen Haritalar (Kohonen Ağları). *İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*. 19-(2): 93-107.

Osmanbegović, E. ve Suljić, M. (2012). Data mining approach for predicting student performance. *Economic Review*. 10(1): 3-12.

Özdemir, A. Yalçın Aslay, F. ve Çam, H. (2010). Veri Tabanında Bilgi Keşfi Süreci: Gümüşhane Devlet Hastanesi Uygulaması. *SÜ İİBF Sosyal ve Ekonomik Araştırmalar Dergisi*. 1(20): 347-366.

Özdil, T. Yılmaz C. Gülçiçek, B. ve Altıparmakogulları, İ. (2007). Nitelikli Eğitimde Derse Devam İle Başarı Arasındaki İlişki. *XVI. Ulusal Eğitim Bilimleri Kongresi*. Düzenleyen: Gazi Osman Paşa Üniversitesi Eğitim Fakültesi. Tokat. 07-10 Eylül 2007.

Özdil, T. Urdaletova, A. ve Yılmaz, C. (2010). İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Öğrencilerinin Ders Başarılarını Etkileyen Faktörlerin Lojistik Regresyon Analiziyle Araştırılması. 2. *Uluslararası Balkanlarda Sosyal Bilimler Kongresi*. Düzenleyen: Sakarya Üniversitesi, Priştine Üniversitesi, Bozok Üniversitesi. Kosova. 30 Mayıs – 6 Haziran 2010.

Özekes, S. (2003). Veri Madenciliği Modeller Ve Uygulama Alanları. *İstanbul Ticaret Üniversitesi Dergisi*. 3: 65-82.

Özkan, Y. (2008). *Veri Madenciliği Yöntemleri*. İstanbul. Papatya Yayıncılık.

Özmen, Ş. (2001). İş Hayatı Veri Madenciliği İle İstatistik Uygulamalarını Yeniden Keşfediyor, *V.Ulusal Ekonometri Ve İstatistik Sempozyumu*. Düzenleyen: Çukurova Üniversitesi. Adana 19-22 Eylül 2001.

Poyraz, O. (2012). *Tıp'da Veri Madenciliği Uygulamaları: Meme Kanseri Veri Seti Analizi*. (Yüksek Lisans Tezi). Edirne: Trakya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.

Romero, C. Ventura, S. ve García, E. (2008). Data mining in course management systems: Moodle case study and tutorial. *Computers & Education*. 51(1): 368-384.

Romero, C. Ventura, S. De Castro, C. Hall, W. ve Ng, M. H. (2002). Using genetic algorithms for data mining in web-based educational hypermedia systems. *In Workshop on Adaptive Systems for Web-based Education*. Editor Malaga Spain. May 2002.

Sarıman, G. (2011). Veri Madenciliğinde Kümeleme Teknikleri Üzerine Bir çalışma: KMeans ve K-Medoids Kümeleme Algoritmalarının Karşılaştırılması. *Süleyman Demirel Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*. 15(3): 192-202.

Savaş, S. Topaloğlu, N. ve Yılmaz, M. (2012). Veri Madenciliği ve Türkiye’deki Uygulama Örnekleri. *İstanbul Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi*. 11(21): 1-23.

Serper, Ö. (1997). Uygulamalı İstatistik. Bursa. Marmara Kitabevi.

Seyrek, İ. H. ve Ata, H. A. (2010). Veri Zarflama Analizi ve Veri Madenciliği ile Mevduat Bankalarında Etkinlik Ölçümü. *BDDK Bankacılık ve Finansal Piyasalar Dergisi*. 4(2): 67-84.

Shafer, J. Agrawal, R. ve Mehta, M. (1996). SPRINT: A scalable parallel classifier for data mining. *Conf. Very Large Data Bases*. (pp. 544-555).

Silahtaroglu, G. (2008). *Kavram ve Algoritmalarıyla Temel Veri Madenciliği*. İstanbul Papatya Yayıncılık.

SQL Sorgulama Dili (2017). <https://tr.wikipedia.org/wiki/SQL> : (01.01.2017)

SQL Server Technical Documentation (2017). [https://technet.microsoft.com/library/mt590198\(v=sql.1\).aspx](https://technet.microsoft.com/library/mt590198(v=sql.1).aspx): (01.01.2017)

Şeker, S.E. (2008). SQL (Structured Query Language, Yapısal Sorgulama Dili). <http://bilgisayarkavramlari.sadievrenseker.com/2008/12/05/sql-structured-query-language-yapisal-sorgulama-dili/> (20.07.2017)

Şekeroğlu, S. (2010). *Hizmet Sektöründe Bir Veri Madenciliği Uygulaması*. (Yayınlanmamış Yüksek Lisan Tezi). İstanbul: İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.

ODTU (2017). Excel Başlangıç Semineri.[http://its.metu.edu.tr/seminerler/Excel2010_ Baslangic.pdf](http://its.metu.edu.tr/seminerler/Excel2010_Baslangic.pdf): (26.04.2017)

Takac, A. (2004). Cellular genetic programming algorithm applied to classification task. *Neural Network World*. 14(2004): 435-452.

Tan, K. C. Yu, Q. Heng, C. M. ve Lee, T. H. (2003). Evolutionary computing for knowledge discovery in medical diagnosis. *Artificial Intelligence in Medicine*. 27(2): 129-154.

Tapkan, P. Özbakır, L. ve Baykasoğlu. A. (2011). Weka İle Veri Madenciliği Süreci Ve Örnek Uygulama. *Endüstri Mühendisliği Yazılımları ve Uygulamaları Kongresi* (ss. 247-262), Düzenleyen İzmir Makine Mühendisleri Odası. İzmir. 30 Eylül-01/02 Ekim 2011.

Taş, M. Adak, M. F. ve Yurtay, N. (2013). Öğrencilerin Staj Verileri Üzerine Uygulanan Apriori Algoritması ile Birliktelik Kurallarının Çıkarılması ve Staj Eğiliminin Belirlenmesi. *1st International Symposium on Innovative Technologies in Engineering and Science (ISITES2013)* (ss. 1086-1095), Düzenleyen Sakarya Üniversitesi. Sakarya. 7-9 Haziran 2013.

Telcioğlu, M. B. (2007) *Veri Madenciliğinde Genetik Programlama Temelli Yeni Bir Sınıflandırma Yaklaşımı Ve Uygulaması*. (Yüksek Lisans Tezi). Kayseri: Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.

Thearling, K. An Introduction to Data Mining, www.thearling.com, <<http://thearling.com/text/dmwhite/dmwhite.htm>> :01.02.2017.

Toktaş, P. ve Demirhan M.B. (2004). Risk Analizinde Veri Madenciliği Uygulamaları, *YA/EM XXIV Ulusal Kongresi*. Düzenleyen Gaziantep Üniversitesi. Gaziantep. 15-18 Haziran 2004.

Turan, İ. Şimsek, Ü. ve Aslan, H. (2015). Eğitim Araştırmalarında Likert Ölçeği ve Likert-Tipi Soruların Kullanımı ve Analizi. *Sakarya Üniversitesi Eğitim Fakültesi Dergisi*. 30: 186-203.

Tüzüntürk, S. (2010). Veri Madenciliği Ve İstatistik. *Uludağ Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*. 29(1): 65-90.

UCI Machine Learning Repository (2013). Türkiye Student Evaluation. <http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Turkiye+Student+Evaluation> : (20.07.2017)

Ünal, Y. Ekim, U. ve Köklü, M. (2011). Üniversite Öğrencilerin Ortak Zorunlu Derslerdeki Başarılarının K-Means Algoritması İle İncelenmesi. *e-Journal of New World Sciences Academy Engineering Sciences*. 6(1): 342-347.

Vassiliadis, P. ve Sellis, T.K. (1999). A Survey of Logical Models for OLAP Databases. *ACM SIGMOD Record*. 28(4).

Veri Madenciliğine Giriş (2017). https://www.google.com.tr/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=6&cad=rja&uact=8&ved=0ahUKEwijjsn1htTSAhWlzxQKHx6pCQMqFghDMAU&url=http%3A%2F%2Fyunus.hacettepe.edu.tr%2F~hci%2Fngi%2Fist376a%2F6Bolum.doc&usg=AFQjCNG5o4R3ITTi_tjngFNrDXclPocpNA&sig2=ici0l0-_uwujx86BOLA-eA&bvm=bv.149397726,d.d24 (27.04.2017)

Vieira, R. (2007). SQL Server Programlama. İstanbul: Bilge Adam Yayınları.

Vivekanandan, P. Rajalakshmi, M. ve Nedunchezian, R. (2013). An Intelligent Genetic Algorithm for Mining Classification Rules in Large Datasets. *Computing and Informatics*. 32(1): 1-22.

Witten, I. H. Frank, E. Hall, M. A. ve Pal, C. J. (2016). Data Mining: Practical machine learning tools and techniques. Morgan Kaufmann.

Wong, M. L. ve Leung, K. S. (2006). Data mining using grammar based genetic programming and applications (Vol. 3). Springer Science & Business Media.

Xu, B. (2011). *Understanding teacher users of a digital library service: A clustering approach*. (Doctoral Thesis). Utah State University.

Yaldır, A. ve Taşer, M. (2016). Hastane Bilgi Yönetim Sistemleri İçin Olap Yöntemleri İle Karar Destek Modülü Tasarımı ve Uygulaması. *Gazi Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*. 18(1): 153-171.

Yıldıztepe, E. (2007). Evrak Kayıt – Takip Yazılımı. *Akademik Bilişim'07 - IX. Akademik Bilişim Konferansı Bildirileri*, Düzenleyen Dumlupınar Üniversitesi. Kütahya. 31 Ocak - 2 Şubat 2007.

EK 1: Başarı Kriteri Olarak Ders Tekrar Sayısı ve 2.Faktör Soruları İle Gerçekleştirilen Lojistik Regresyon Analizi Tahmin Sonuçları

=== Classifier model ===	
Variable	1.Tekrar
=====	
OGRETIM_UYESI=1.OgretimUyesi	0.2432
OGRETIM_UYESI=2.OgretimUyesi	0.7823
OGRETIM_UYESI=3.OgretimUyesi	-0.7376
DERS_KODU=Ders-1	-0.7929
DERS_KODU=Ders-2	0.4301
DERS_KODU=Ders-3	0.621
DERS_KODU=Ders-4	0.2675
DERS_KODU=Ders-5	1.4117
DERS_KODU=Ders-6	-0.86
DERS_KODU=Ders-7	-0.6709
DERS_KODU=Ders-8	-0.2509
DERS_KODU=Ders-9	-0.5135
DERS_KODU=Ders-10	0.5467
DERS_KODU=Ders-11	-0.7199
DERS_KODU=Ders-12	0.2229
DERS_KODU=Ders-13	-0.2177
DERSE_KATILIM	0.2574
OGRENCI_ZORLUK_TANIMLAMASI	-0.3636
ANSWER_Q1	0.0036
ANSWER_Q2	-0.0756
ANSWER_Q3	-0.1473
ANSWER_Q4	-0.0506
ANSWER_Q5	0.1446
ANSWER_Q6	0.009
ANSWER_Q7	-0.1696
ANSWER_Q8	-0.0741
ANSWER_Q9	-0.0107
ANSWER_Q10	0.1067
ANSWER_Q11	-0.0931
ANSWER_Q12	-0.0470
Intercept	2.7265
Odds Ratios...	
Variable	1.Tekrar
=====	
OGRETIM_UYESI=1.OgretimUyesi	1.2754
OGRETIM_UYESI=2.OgretimUyesi	2.1864
OGRETIM_UYESI=3.OgretimUyesi	0.4782
DERS_KODU=Ders-1	0.4525
DERS_KODU=Ders-2	1.5373
DERS_KODU=Ders-3	1.8608
DERS_KODU=Ders-4	1.3066
DERS_KODU=Ders-5	4.103
DERS_KODU=Ders-6	0.4232

DERS_KODU=Ders-7	0.5112
DERS_KODU=Ders-8	0.7781
DERS_KODU=Ders-9	0.5984
DERS_KODU=Ders-10	1.7276
DERS_KODU=Ders-11	0.4868
DERS_KODU=Ders-12	1.2497
DERS_KODU=Ders-13	0.8044
DERSE_KATILIM	1.2936
OGRENCI_ZORLUK_TANIMLAMASI	0.6952
ANSWER_Q1	1.0157
ANSWER_Q2	1.0027
ANSWER_Q3	0.9796
ANSWER_Q4	1.0013
ANSWER_Q5	1.0465
ANSWER_Q6	1.0145
ANSWER_Q7	0.9833
ANSWER_Q8	1.0244
ANSWER_Q9	1.0500
ANSWER_Q10	1.1038
ANSWER_Q11	1.0243
ANSWER_Q12	1.0349

=== Predictions on test data ===

inst#, actual, predicted, error, probability distribution

1 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.883 0.117
2 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.895 0.105
3 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.885 0.115
4 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.946 0.054
5 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.763 0.237
6 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.757 0.243
7 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.874 0.126
8 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.947 0.053
9 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.782 0.218
10 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.965 0.035
11 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.853 0.147
12 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.911 0.089
13 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.875 0.125
14 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.982 0.018
15 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.974 0.026
16 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.709 0.291
17 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.969 0.031
18 1:1.Tekrar 2:2veUzeri	+ 0.499 *0.501
19 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.878 0.122
20 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.885 0.115
21 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.815 0.185
22 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.907 0.093
23 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.892 0.108
24 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.92 0.08
25 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.734 0.266
26 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.898 0.102

27 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.907 0.093
28 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.816 0.184
29 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.782 0.218
30 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.881 0.119
31 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.72 0.28
32 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.533 0.467
33 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.778 0.222
34 1:1.Tekrar 2:2veUzeri	+ 0.425 *0.575
35 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.984 0.016
36 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.898 0.102
37 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.92 0.08
38 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.929 0.071
39 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.931 0.069
40 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.891 0.109
41 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.975 0.025
42 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.915 0.085
43 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.96 0.04
44 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.916 0.084
45 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.908 0.092
46 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.896 0.104
47 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.758 0.242
48 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.909 0.091
49 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.68 0.32
50 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.939 0.061
51 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.951 0.049
52 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.688 0.312
53 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.906 0.094
54 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.955 0.045
55 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.968 0.032
56 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.878 0.122
57 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.746 0.254
58 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.708 0.292
59 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.843 0.157
60 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.53 0.47
61 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.936 0.064
62 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.912 0.088
63 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.818 0.182
64 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.741 0.259
65 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.888 0.112
66 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.872 0.128
67 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.882 0.118
68 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.951 0.049
69 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.839 0.161
70 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.803 0.197
71 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.931 0.069
72 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.913 0.087
73 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.828 0.172
74 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.643 0.357
75 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.537 0.463
76 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.956 0.044

77 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.982 0.018
78 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.879 0.121
79 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.915 0.085
80 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.8 0.2
81 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.893 0.107
82 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.888 0.112
83 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.921 0.079
84 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.88 0.12
85 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.74 0.26
86 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.914 0.086
87 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.915 0.085
88 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.885 0.115
89 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.875 0.125
90 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.895 0.105
91 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.888 0.112
92 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.921 0.079
93 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.939 0.061
94 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.86 0.14
95 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.851 0.149
96 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.784 0.216
97 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.791 0.209
98 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.898 0.102
99 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.841 0.159
100 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.949 0.051
101 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.885 0.115
102 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.893 0.107
103 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.724 0.276
104 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.915 0.085
105 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.906 0.094
106 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.788 0.212
107 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.938 0.062
108 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.885 0.115
109 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.877 0.123
110 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.846 0.154
111 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.941 0.059
112 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.922 0.078
113 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.952 0.048
114 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.947 0.053
115 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.762 0.238
116 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.828 0.172
117 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.66 0.34
118 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.782 0.218
119 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.907 0.093
120 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.695 0.305
121 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.743 0.257
122 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.925 0.075
123 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.91 0.09
124 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.968 0.032
125 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.593 0.407
126 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.944 0.056

127 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.677 0.323
128 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.9 0.1
129 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.895 0.105
130 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.796 0.204
131 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.89 0.11
132 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.906 0.094
133 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.895 0.105
134 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.854 0.146
135 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.882 0.118
136 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.943 0.057
137 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.831 0.169
138 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.932 0.068
139 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.764 0.236
140 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.98 0.02
141 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.944 0.056
142 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.744 0.256
143 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.965 0.035
144 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.822 0.178
145 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.771 0.229
146 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.914 0.086
147 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.9 0.1
148 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.686 0.314
149 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.982 0.018
150 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.956 0.044
151 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.83 0.17
152 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.956 0.044
153 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.814 0.186
154 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.926 0.074
155 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.918 0.082
156 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.779 0.221
157 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.737 0.263
158 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.713 0.287
159 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.832 0.168
160 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.866 0.134
161 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.949 0.051
162 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.897 0.103
163 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.947 0.053
164 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.915 0.085
165 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.979 0.021
166 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.779 0.221
167 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.756 0.244
168 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.855 0.145
169 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.924 0.076
170 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.921 0.079
171 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.87 0.13
172 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.936 0.064
173 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.978 0.022
174 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.937 0.063
175 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.989 0.011
176 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.872 0.128

177 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.967 0.033
178 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.865 0.135
179 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.82 0.18
180 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.911 0.089
181 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.884 0.116
182 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.766 0.234
183 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.947 0.053
184 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.851 0.149
185 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.849 0.151
186 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.729 0.271
187 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.819 0.181
188 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.782 0.218
189 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.74 0.26
190 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.923 0.077
191 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.871 0.129
192 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.915 0.085
193 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.897 0.103
194 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.945 0.055
195 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.868 0.132
196 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.946 0.054
197 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.937 0.063
198 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.948 0.052
199 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.908 0.092
200 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.995 0.005
201 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.899 0.101
202 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.956 0.044
203 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.938 0.062
204 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.932 0.068
205 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.868 0.132
206 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.968 0.032
207 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.923 0.077
208 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.912 0.088
209 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.961 0.039
210 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.713 0.287
211 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.803 0.197
212 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.87 0.13
213 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.885 0.115
214 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.816 0.184
215 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.83 0.17
216 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.931 0.069
217 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.879 0.121
218 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.73 0.27
219 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.926 0.074
220 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.958 0.042
221 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.962 0.038
222 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.763 0.237
223 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.922 0.078
224 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.947 0.053
225 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.907 0.093
226 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.881 0.119

227 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.928 0.072
228 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.904 0.096
229 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.885 0.115
230 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.782 0.218
231 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.962 0.038
232 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.926 0.074
233 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.922 0.078
234 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.884 0.116
235 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.824 0.176
236 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.87 0.13
237 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.816 0.184
238 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.946 0.054
239 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.905 0.095
240 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.928 0.072
241 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.965 0.035
242 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.938 0.062
243 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.905 0.095
244 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.957 0.043
245 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.563 0.437
246 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.63 0.37
247 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.919 0.081
248 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.91 0.09
249 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.863 0.137
250 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.907 0.093
251 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.676 0.324
252 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.965 0.035
253 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.939 0.061
254 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.961 0.039
255 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.911 0.089
256 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.907 0.093
257 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.876 0.124
258 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.79 0.21
259 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.965 0.035
260 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.967 0.033
261 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.86 0.14
262 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.93 0.07
263 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.939 0.061
264 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.895 0.105
265 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.979 0.021
266 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.653 0.347
267 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.979 0.021
268 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.869 0.131
269 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.871 0.129
270 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.836 0.164
271 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.738 0.262
272 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.924 0.076
273 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.913 0.087
274 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.946 0.054
275 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.957 0.043
276 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.882 0.118

277 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.952 0.048
278 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.677 0.323
279 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.954 0.046
280 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.749 0.251
281 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.88 0.12
282 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.818 0.182
283 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.73 0.27
284 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.865 0.135
285 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.911 0.089
286 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.932 0.068
287 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.79 0.21
288 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.946 0.054
289 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.694 0.306
290 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.942 0.058
291 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.965 0.035
292 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.749 0.251
293 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.967 0.033
294 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.915 0.085
295 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.769 0.231
296 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.958 0.042
297 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.908 0.092
298 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.986 0.014
299 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.906 0.094
300 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.953 0.047
301 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.937 0.063
302 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.947 0.053
303 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.703 0.297
304 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.933 0.067
305 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.921 0.079
306 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.948 0.052
307 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.942 0.058
308 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.779 0.221
309 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.926 0.074
310 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.969 0.031
311 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.836 0.164
312 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.893 0.107
313 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.961 0.039
314 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.846 0.154
315 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.913 0.087
316 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.625 0.375
317 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.757 0.243
318 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.966 0.034
319 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.632 0.368
320 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.962 0.038
321 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.928 0.072
322 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.948 0.052
323 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.839 0.161
324 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.925 0.075
325 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.87 0.13
326 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.631 0.369

327 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.912 0.088
328 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.614 0.386
329 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.829 0.171
330 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.895 0.105
331 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.907 0.093
332 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.885 0.115
333 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.866 0.134
334 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.782 0.218
335 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.836 0.164
336 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.655 0.345
337 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.92 0.08
338 1:1.Tekrar 2:2veUzeri	+ 0.492 *0.508
339 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.87 0.13
340 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.909 0.091
341 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.816 0.184
342 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.961 0.039
343 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.986 0.014
344 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.922 0.078
345 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.875 0.125
346 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.816 0.184
347 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.625 0.375
348 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.938 0.062
349 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.931 0.069
350 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.92 0.08
351 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.96 0.04
352 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.905 0.095
353 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.961 0.039
354 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.948 0.052
355 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.898 0.102
356 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.959 0.041
357 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.924 0.076
358 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.901 0.099
359 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.938 0.062
360 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.915 0.085
361 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.913 0.087
362 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.922 0.078
363 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.836 0.164
364 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.782 0.218
365 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.878 0.122
366 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.964 0.036
367 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.925 0.075
368 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.925 0.075
369 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.9 0.1
370 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.853 0.147
371 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.841 0.159
372 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.989 0.011
373 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.882 0.118
374 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.946 0.054
375 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.968 0.032
376 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.926 0.074

377 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.803 0.197
378 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.885 0.115
379 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.962 0.038
380 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.967 0.033
381 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.942 0.058
382 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.843 0.157
383 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.763 0.237
384 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.887 0.113
385 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.788 0.212
386 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.895 0.105
387 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.791 0.209
388 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.707 0.293
389 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.94 0.06
390 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.973 0.027
391 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.83 0.17
392 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.937 0.063
393 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.949 0.051
394 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.941 0.059
395 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.92 0.08
396 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.893 0.107
397 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.925 0.075
398 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.921 0.079
399 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.907 0.093
400 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.891 0.109
401 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.911 0.089
402 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.959 0.041
403 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.938 0.062
404 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.972 0.028
405 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.907 0.093
406 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.937 0.063
407 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.87 0.13
408 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.834 0.166
409 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.909 0.091
410 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.984 0.016
411 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.869 0.131
412 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.759 0.241
413 1:1.Tekrar 2:2veUzeri	+ 0.468 *0.532
414 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.79 0.21
415 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.864 0.136
416 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.818 0.182
417 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.947 0.053
418 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.958 0.042
419 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.885 0.115
420 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.914 0.086
421 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.934 0.066
422 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.843 0.157
423 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.901 0.099
424 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.774 0.226
425 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.818 0.182
426 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.932 0.068

427 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.959 0.041
428 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.885 0.115
429 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.907 0.093
430 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.913 0.087
431 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.907 0.093
432 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.9 0.1
433 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.74 0.26
434 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.974 0.026
435 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.885 0.115
436 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.867 0.133
437 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.898 0.102
438 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.766 0.234
439 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.508 0.492
440 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.776 0.224
441 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.962 0.038
442 1:1.Tekrar 2:2veUzeri	+ 0.386 *0.614
443 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.844 0.156
444 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.682 0.318
445 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.871 0.129
446 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.846 0.154
447 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.635 0.365
448 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.965 0.035
449 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.942 0.058
450 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.781 0.219
451 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.848 0.152
452 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.967 0.033
453 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.892 0.108
454 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.706 0.294
455 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.787 0.213
456 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.933 0.067
457 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.887 0.113
458 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.735 0.265
459 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.94 0.06
460 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.945 0.055
461 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.838 0.162
462 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.907 0.093
463 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.934 0.066
464 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.972 0.028
465 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.96 0.04
466 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.869 0.131
467 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.922 0.078
468 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.944 0.056
469 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.688 0.312
470 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.779 0.221
471 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.926 0.074
472 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.942 0.058
473 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.898 0.102
474 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.852 0.148
475 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.971 0.029
476 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.946 0.054

477 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.921 0.079
478 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.871 0.129
479 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.968 0.032
480 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.82 0.18
481 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.89 0.11
482 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.775 0.225
483 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.911 0.089
484 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.86 0.14
485 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.975 0.025
486 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.925 0.075
487 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.721 0.279
488 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.977 0.023
489 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.806 0.194
490 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.846 0.154
491 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.936 0.064
492 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.776 0.224
493 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.757 0.243
494 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.707 0.293
495 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.873 0.127
496 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.814 0.186
497 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.865 0.135
498 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.883 0.117
499 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.75 0.25
500 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.747 0.253
501 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.79 0.21
502 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.777 0.223
503 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.561 0.439
504 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.93 0.07
505 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.867 0.133
506 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.835 0.165
507 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.907 0.093
508 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.53 0.47
509 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.694 0.306
510 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.984 0.016
511 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.88 0.12
512 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.761 0.239
513 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.885 0.115
514 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.679 0.321
515 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.667 0.333
516 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.874 0.126
517 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.82 0.18
518 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.898 0.102
519 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.593 0.407
520 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.722 0.278
521 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.813 0.187
522 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.588 0.412
523 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.936 0.064
524 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.819 0.181
525 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.652 0.348
526 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.887 0.113

527 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.707	0.293
528 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.939	0.061
529 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.757	0.243
530 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.852	0.148
531 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.928	0.072
532 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.751	0.249
533 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.7	0.3
534 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.74	0.26
535 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.807	0.193
536 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.561	0.439
537 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.659	0.341
538 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.901	0.099
539 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.922	0.078
540 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.644	0.356
541 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.522	0.478
542 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.839	0.161
543 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.639	0.361
544 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.762	0.238
545 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.865	0.135
546 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.819	0.181
547 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.736	0.264
548 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.915	0.085
549 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.949	0.051
550 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.534	0.466
551 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.784	0.216
552 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.557	0.443
553 2:2veUzeri 2:2veUzeri		0.344	*0.656
554 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.507	0.493
555 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.624	0.376
556 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.923	0.077
557 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.804	0.196
558 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.906	0.094
559 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.827	0.173
560 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.7	0.3
561 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.884	0.116
562 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.676	0.324
563 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.748	0.252
564 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.832	0.168
565 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.908	0.092
566 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.617	0.383
567 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.674	0.326
568 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.76	0.24
569 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.803	0.197
570 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.918	0.082
571 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.537	0.463
572 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.56	0.44
573 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.806	0.194
574 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.772	0.228
575 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.81	0.19
576 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.942	0.058

```

577 2:2veUzeri 1:1.Tekrar + *0.922 0.078
578 2:2veUzeri 1:1.Tekrar + *0.841 0.159
579 2:2veUzeri 1:1.Tekrar + *0.789 0.211
580 2:2veUzeri 1:1.Tekrar + *0.865 0.135
581 2:2veUzeri 1:1.Tekrar + *0.685 0.315
582 2:2veUzeri 1:1.Tekrar + *0.771 0.229

```

=== Stratified cross-validation ===

=== Summary ===

```

Correctly Classified Instances   4895       84.1065 %
Incorrectly Classified Instances   925       15.8935 %
Kappa statistic                   0.0611
Mean absolute error               0.2408
Root mean squared error           0.3493
Relative absolute error           91.1632 %
Root relative squared error       96.14 %
Total Number of Instances        5820

```

=== Detailed Accuracy By Class ===

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	ROC Area	Class
	0.988	0.948	0.849	0.988	0.913	0.709	1.Tekrar
	0.052	0.012	0.435	0.052	0.092	0.709	2veUzeri
Weighted Avg.	0.841	0.802	0.784	0.841	0.784	0.709	

=== Confusion Matrix ===

```

a  b  <-- classified as
4848 61 | a = 1.Tekrar
864 47 | b = 2veUzeri

```

EK 2: Dersin Başarı Kriteri İçin Lojistik Regresyon Analizi Tahmin Sonuçları

=== Classifier model===		
Variable	Basarili	
=====		
OGRETIM_UYESI=1.OgretimUyesi	-0.1605	
OGRETIM_UYESI=2.OgretimUyesi	0.1719	
OGRETIM_UYESI=3.OgretimUyesi	-0.0574	
DERS_KODU=Ders-1	0.1854	
DERS_KODU=Ders-2	-0.1419	
DERS_KODU=Ders-3	-0.2527	
DERS_KODU=Ders-4	0.6296	
DERS_KODU=Ders-5	-0.798	
DERS_KODU=Ders-6	0.1741	
DERS_KODU=Ders-7	0.0526	
DERS_KODU=Ders-8	0.33	
DERS_KODU=Ders-9	0.3984	
DERS_KODU=Ders-10	-0.2369	
DERS_KODU=Ders-11	0.5432	
DERS_KODU=Ders-12	-0.5265	
DERS_KODU=Ders-13	-0.0908	
DERS_TEKRAR_SAYI	-0.0045	
DERSE_KATILIM	0.1443	
OGRENCI_ZORLUK_TANIMLAMASI	-0.1236	
ANSWER_Q1	0.0470	
ANSWER_Q2	0.4359	
ANSWER_Q3	0.2791	
ANSWER_Q4	-0.0638	
ANSWER_Q5	-0.0788	
ANSWER_Q6	-0.4792	
ANSWER_Q7	0.3601	
ANSWER_Q8	0.1397	
Intercept	1.4802	
Odds Ratios...		
Variable	Basarili	
=====		
OGRETIM_UYESI=1.OgretimUyesi	0.8517	
OGRETIM_UYESI=2.OgretimUyesi	1.1876	
OGRETIM_UYESI=3.OgretimUyesi	0.9442	
DERS_KODU=Ders-1	1.2036	
DERS_KODU=Ders-2	0.8677	
DERS_KODU=Ders-3	0.7767	
DERS_KODU=Ders-4	1.8768	
DERS_KODU=Ders-5	0.4502	
DERS_KODU=Ders-6	1.1902	
DERS_KODU=Ders-7	1.054	
DERS_KODU=Ders-8	1.391	
DERS_KODU=Ders-9	1.4895	

DERS_KODU=Ders-10	0.7891
DERS_KODU=Ders-11	1.7215
DERS_KODU=Ders-12	0.5907
DERS_KODU=Ders-13	0.9132
DERS_TEKRAR_SAYI	1.0045
DERSE_KATILIM	1.1553
OGRENCI_ZORLUK_TANIMLAMASI	0.8837
ANSWER_Q1	1.0721
ANSWER_Q2	1.0396
ANSWER_Q3	1.0783
ANSWER_Q4	1.0350
ANSWER_Q5	0.9989
ANSWER_Q6	0.9964
ANSWER_Q7	1.1245
ANSWER_Q8	2.2094

=== Predictions on test data ===

inst#, actual, predicted, error, probability distribution

1	1:Basarili	1:Basarili	*0.976	0.024
2	1:Basarili	1:Basarili	*0.959	0.041
3	1:Basarili	1:Basarili	*0.884	0.116
4	1:Basarili	1:Basarili	*0.998	0.002
5	1:Basarili	1:Basarili	*0.929	0.071
6	1:Basarili	1:Basarili	*0.955	0.045
7	1:Basarili	1:Basarili	*0.998	0.002
8	1:Basarili	1:Basarili	*0.977	0.023
9	1:Basarili	1:Basarili	*0.99	0.01
10	1:Basarili	1:Basarili	*0.982	0.018
11	1:Basarili	1:Basarili	*0.98	0.02
12	1:Basarili	1:Basarili	*0.874	0.126
13	1:Basarili	1:Basarili	*0.881	0.119
14	1:Basarili	1:Basarili	*0.967	0.033
15	1:Basarili	1:Basarili	*0.998	0.002
16	1:Basarili	1:Basarili	*0.951	0.049
17	1:Basarili	1:Basarili	*0.995	0.005
18	1:Basarili	1:Basarili	*0.985	0.015
19	1:Basarili	1:Basarili	*0.983	0.017
20	1:Basarili	1:Basarili	*0.913	0.087
21	1:Basarili	1:Basarili	*0.994	0.006
22	1:Basarili	1:Basarili	*0.996	0.004
23	1:Basarili	2:Basarisz	+ 0.36	*0.64
24	1:Basarili	1:Basarili	*0.833	0.167
25	1:Basarili	1:Basarili	*0.809	0.191
26	1:Basarili	1:Basarili	*0.983	0.017
27	1:Basarili	1:Basarili	*0.996	0.004
28	1:Basarili	1:Basarili	*0.86	0.14
29	1:Basarili	2:Basarisz	+ 0.467	*0.533
30	1:Basarili	1:Basarili	*0.996	0.004
31	1:Basarili	2:Basarisz	+ 0.124	*0.876
32	1:Basarili	1:Basarili	*0.962	0.038

33 1:Basarili 1:Basarili	*0.928 0.072
34 1:Basarili 1:Basarili	*0.998 0.002
35 1:Basarili 1:Basarili	*0.974 0.026
36 1:Basarili 1:Basarili	*0.942 0.058
37 1:Basarili 1:Basarili	*0.907 0.093
38 1:Basarili 1:Basarili	*0.966 0.034
39 1:Basarili 2:Basarisz	+ 0.014 *0.986
40 1:Basarili 1:Basarili	*0.99 0.01
41 1:Basarili 1:Basarili	*0.889 0.111
42 1:Basarili 1:Basarili	*0.994 0.006
43 1:Basarili 1:Basarili	*0.925 0.075
44 1:Basarili 1:Basarili	*0.728 0.272
45 1:Basarili 1:Basarili	*0.877 0.123
46 1:Basarili 1:Basarili	*0.954 0.046
47 1:Basarili 1:Basarili	*0.983 0.017
48 1:Basarili 1:Basarili	*0.996 0.004
49 1:Basarili 1:Basarili	*0.979 0.021
50 1:Basarili 1:Basarili	*0.763 0.237
51 1:Basarili 1:Basarili	*0.957 0.043
52 1:Basarili 1:Basarili	*0.979 0.021
53 1:Basarili 1:Basarili	*0.892 0.108
54 1:Basarili 1:Basarili	*0.955 0.045
55 1:Basarili 1:Basarili	*0.964 0.036
56 1:Basarili 1:Basarili	*0.977 0.023
57 1:Basarili 1:Basarili	*0.896 0.104
58 1:Basarili 1:Basarili	*0.985 0.015
59 1:Basarili 1:Basarili	*0.989 0.011
60 1:Basarili 1:Basarili	*0.952 0.048
61 1:Basarili 1:Basarili	*0.98 0.02
62 1:Basarili 1:Basarili	*0.989 0.011
63 1:Basarili 2:Basarisz	+ 0.42 *0.58
64 1:Basarili 1:Basarili	*0.996 0.004
65 1:Basarili 1:Basarili	*0.962 0.038
66 1:Basarili 1:Basarili	*0.973 0.027
67 1:Basarili 1:Basarili	*0.953 0.047
68 1:Basarili 1:Basarili	*0.97 0.03
69 1:Basarili 1:Basarili	*0.908 0.092
70 1:Basarili 1:Basarili	*0.988 0.012
71 1:Basarili 1:Basarili	*0.959 0.041
72 1:Basarili 1:Basarili	*0.994 0.006
73 1:Basarili 1:Basarili	*0.923 0.077
74 1:Basarili 1:Basarili	*0.983 0.017
75 1:Basarili 1:Basarili	*0.955 0.045
76 1:Basarili 1:Basarili	*0.922 0.078
77 1:Basarili 1:Basarili	*0.934 0.066
78 1:Basarili 1:Basarili	*0.955 0.045
79 1:Basarili 1:Basarili	*0.962 0.038
80 1:Basarili 1:Basarili	*0.996 0.004
81 1:Basarili 1:Basarili	*0.993 0.007
82 1:Basarili 1:Basarili	*0.999 0.001

83 1:Basarili 1:Basarili	*0.993 0.007
84 1:Basarili 1:Basarili	*0.978 0.022
85 1:Basarili 1:Basarili	*0.927 0.073
86 1:Basarili 2:Basarisz	+ 0.453 *0.547
87 1:Basarili 1:Basarili	*0.924 0.076
88 1:Basarili 1:Basarili	*0.965 0.035
89 1:Basarili 1:Basarili	*0.997 0.003
90 1:Basarili 1:Basarili	*0.925 0.075
91 1:Basarili 1:Basarili	*0.988 0.012
92 1:Basarili 1:Basarili	*0.865 0.135
93 1:Basarili 1:Basarili	*0.991 0.009
94 1:Basarili 1:Basarili	*0.922 0.078
95 1:Basarili 1:Basarili	*0.966 0.034
96 1:Basarili 1:Basarili	*0.922 0.078
97 1:Basarili 1:Basarili	*0.966 0.034
98 1:Basarili 1:Basarili	*0.995 0.005
99 1:Basarili 1:Basarili	*0.975 0.025
100 1:Basarili 1:Basarili	*0.967 0.033
101 1:Basarili 1:Basarili	*0.96 0.04
102 1:Basarili 1:Basarili	*0.877 0.123
103 1:Basarili 1:Basarili	*0.988 0.012
104 1:Basarili 1:Basarili	*0.917 0.083
105 1:Basarili 1:Basarili	*0.995 0.005
106 1:Basarili 1:Basarili	*0.503 0.497
107 1:Basarili 1:Basarili	*0.949 0.051
108 1:Basarili 1:Basarili	*0.573 0.427
109 1:Basarili 1:Basarili	*0.819 0.181
110 1:Basarili 1:Basarili	*0.982 0.018
111 1:Basarili 1:Basarili	*0.99 0.01
112 1:Basarili 1:Basarili	*0.968 0.032
113 1:Basarili 1:Basarili	*0.922 0.078
114 1:Basarili 2:Basarisz	+ 0.368 *0.632
115 1:Basarili 2:Basarisz	+ 0.371 *0.629
116 1:Basarili 1:Basarili	*0.997 0.003
117 1:Basarili 1:Basarili	*0.999 0.001
118 1:Basarili 1:Basarili	*0.908 0.092
119 1:Basarili 1:Basarili	*0.986 0.014
120 1:Basarili 1:Basarili	*0.964 0.036
121 1:Basarili 1:Basarili	*0.998 0.002
122 1:Basarili 1:Basarili	*0.954 0.046
123 1:Basarili 1:Basarili	*0.973 0.027
124 1:Basarili 1:Basarili	*0.991 0.009
125 1:Basarili 1:Basarili	*0.992 0.008
126 1:Basarili 1:Basarili	*0.978 0.022
127 1:Basarili 1:Basarili	*0.996 0.004
128 1:Basarili 1:Basarili	*0.997 0.003
129 1:Basarili 1:Basarili	*0.98 0.02
130 1:Basarili 1:Basarili	*0.975 0.025
131 1:Basarili 1:Basarili	*0.983 0.017
132 1:Basarili 1:Basarili	*0.999 0.001

133 1:Basarili 1:Basarili	*0.928 0.072
134 1:Basarili 1:Basarili	*0.985 0.015
135 1:Basarili 1:Basarili	*0.916 0.084
136 1:Basarili 1:Basarili	*0.973 0.027
137 1:Basarili 1:Basarili	*0.998 0.002
138 1:Basarili 1:Basarili	*0.911 0.089
139 1:Basarili 2:Basarisz	+ 0.177 *0.823
140 1:Basarili 1:Basarili	*0.999 0.001
141 1:Basarili 1:Basarili	*0.987 0.013
142 1:Basarili 1:Basarili	*0.975 0.025
143 1:Basarili 1:Basarili	*0.849 0.151
144 1:Basarili 1:Basarili	*0.93 0.07
145 1:Basarili 1:Basarili	*0.891 0.109
146 1:Basarili 1:Basarili	*0.922 0.078
147 1:Basarili 1:Basarili	*0.992 0.008
148 1:Basarili 2:Basarisz	+ 0.484 *0.516
149 1:Basarili 1:Basarili	*0.998 0.002
150 1:Basarili 1:Basarili	*0.982 0.018
151 1:Basarili 1:Basarili	*0.978 0.022
152 1:Basarili 1:Basarili	*0.894 0.106
153 1:Basarili 1:Basarili	*0.996 0.004
154 1:Basarili 1:Basarili	*0.969 0.031
155 1:Basarili 1:Basarili	*0.985 0.015
156 1:Basarili 1:Basarili	*0.975 0.025
157 1:Basarili 1:Basarili	*0.97 0.03
158 1:Basarili 1:Basarili	*0.999 0.001
159 1:Basarili 2:Basarisz	+ 0.041 *0.959
160 1:Basarili 1:Basarili	*0.965 0.035
161 1:Basarili 1:Basarili	*0.971 0.029
162 1:Basarili 1:Basarili	*0.993 0.007
163 1:Basarili 1:Basarili	*0.948 0.052
164 1:Basarili 1:Basarili	*0.956 0.044
165 1:Basarili 1:Basarili	*0.938 0.062
166 1:Basarili 1:Basarili	*0.786 0.214
167 1:Basarili 1:Basarili	*0.995 0.005
168 1:Basarili 1:Basarili	*0.989 0.011
169 1:Basarili 1:Basarili	*0.991 0.009
170 1:Basarili 1:Basarili	*0.978 0.022
171 1:Basarili 1:Basarili	*0.864 0.136
172 1:Basarili 1:Basarili	*0.982 0.018
173 1:Basarili 1:Basarili	*0.922 0.078
174 1:Basarili 1:Basarili	*0.974 0.026
175 1:Basarili 1:Basarili	*0.982 0.018
176 1:Basarili 1:Basarili	*0.991 0.009
177 1:Basarili 1:Basarili	*0.912 0.088
178 1:Basarili 1:Basarili	*0.995 0.005
179 1:Basarili 1:Basarili	*0.962 0.038
180 1:Basarili 1:Basarili	*0.956 0.044
181 1:Basarili 1:Basarili	*0.936 0.064
182 1:Basarili 1:Basarili	*0.958 0.042

183	1:Basarili 1:Basarili	*0.994	0.006
184	1:Basarili 1:Basarili	*0.989	0.011
185	1:Basarili 1:Basarili	*0.938	0.062
186	1:Basarili 1:Basarili	*0.986	0.014
187	1:Basarili 1:Basarili	*0.962	0.038
188	1:Basarili 1:Basarili	*0.68	0.32
189	1:Basarili 1:Basarili	*0.886	0.114
190	1:Basarili 1:Basarili	*0.954	0.046
191	1:Basarili 1:Basarili	*0.922	0.078
192	1:Basarili 1:Basarili	*0.965	0.035
193	1:Basarili 1:Basarili	*0.949	0.051
194	1:Basarili 1:Basarili	*0.891	0.109
195	1:Basarili 1:Basarili	*0.986	0.014
196	1:Basarili 1:Basarili	*0.996	0.004
197	1:Basarili 2:Basarisz	+ 0.42	*0.58
198	1:Basarili 2:Basarisz	+ 0.049	*0.951
199	1:Basarili 1:Basarili	*0.963	0.037
200	1:Basarili 2:Basarisz	+ 0.331	*0.669
201	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
202	1:Basarili 1:Basarili	*0.938	0.062
203	1:Basarili 1:Basarili	*0.975	0.025
204	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
205	1:Basarili 1:Basarili	*0.993	0.007
206	1:Basarili 1:Basarili	*0.979	0.021
207	1:Basarili 1:Basarili	*0.911	0.089
208	1:Basarili 1:Basarili	*0.722	0.278
209	1:Basarili 1:Basarili	*0.986	0.014
210	1:Basarili 1:Basarili	*0.989	0.011
211	1:Basarili 1:Basarili	*0.94	0.06
212	1:Basarili 1:Basarili	*0.95	0.05
213	1:Basarili 1:Basarili	*0.938	0.062
214	1:Basarili 1:Basarili	*0.924	0.076
215	1:Basarili 1:Basarili	*0.975	0.025
216	1:Basarili 1:Basarili	*0.889	0.111
217	1:Basarili 1:Basarili	*0.645	0.355
218	1:Basarili 1:Basarili	*0.9	0.1
219	1:Basarili 1:Basarili	*0.919	0.081
220	1:Basarili 1:Basarili	*0.874	0.126
221	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
222	1:Basarili 1:Basarili	*0.565	0.435
223	1:Basarili 1:Basarili	*0.986	0.014
224	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
225	1:Basarili 1:Basarili	*0.922	0.078
226	1:Basarili 1:Basarili	*0.915	0.085
227	1:Basarili 1:Basarili	*0.992	0.008
228	1:Basarili 1:Basarili	*0.954	0.046
229	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
230	1:Basarili 1:Basarili	*0.834	0.166
231	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
232	1:Basarili 1:Basarili	*0.963	0.037

233	1:Basarili 1:Basarili	*0.957	0.043
234	1:Basarili 1:Basarili	*0.884	0.116
235	1:Basarili 1:Basarili	*0.995	0.005
236	1:Basarili 1:Basarili	*0.996	0.004
237	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
238	1:Basarili 1:Basarili	*0.964	0.036
239	1:Basarili 1:Basarili	*0.971	0.029
240	1:Basarili 1:Basarili	*0.921	0.079
241	1:Basarili 1:Basarili	*0.977	0.023
242	1:Basarili 1:Basarili	*0.874	0.126
243	1:Basarili 2:Basarisz	+ 0.148	*0.852
244	1:Basarili 1:Basarili	*0.994	0.006
245	1:Basarili 1:Basarili	*0.93	0.07
246	1:Basarili 1:Basarili	*0.902	0.098
247	1:Basarili 1:Basarili	*0.986	0.014
248	1:Basarili 1:Basarili	*0.996	0.004
249	1:Basarili 1:Basarili	*0.993	0.007
250	1:Basarili 1:Basarili	*0.951	0.049
251	1:Basarili 1:Basarili	*0.927	0.073
252	1:Basarili 1:Basarili	*0.922	0.078
253	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
254	1:Basarili 1:Basarili	*0.854	0.146
255	1:Basarili 1:Basarili	*0.992	0.008
256	1:Basarili 1:Basarili	*0.96	0.04
257	1:Basarili 1:Basarili	*0.966	0.034
258	1:Basarili 1:Basarili	*0.941	0.059
259	1:Basarili 1:Basarili	*0.993	0.007
260	1:Basarili 1:Basarili	*0.973	0.027
261	1:Basarili 1:Basarili	*0.938	0.062
262	1:Basarili 1:Basarili	*0.923	0.077
263	1:Basarili 1:Basarili	*0.949	0.051
264	1:Basarili 1:Basarili	*0.881	0.119
265	1:Basarili 1:Basarili	*0.935	0.065
266	1:Basarili 1:Basarili	*0.983	0.017
267	1:Basarili 1:Basarili	*0.9	0.1
268	1:Basarili 1:Basarili	*0.917	0.083
269	1:Basarili 1:Basarili	*0.982	0.018
270	1:Basarili 1:Basarili	*0.996	0.004
271	1:Basarili 1:Basarili	*0.986	0.014
272	1:Basarili 1:Basarili	*0.996	0.004
273	1:Basarili 1:Basarili	*0.96	0.04
274	1:Basarili 1:Basarili	*0.956	0.044
275	1:Basarili 2:Basarisz	+ 0.155	*0.845
276	1:Basarili 1:Basarili	*0.986	0.014
277	1:Basarili 1:Basarili	*0.893	0.107
278	1:Basarili 1:Basarili	*0.872	0.128
279	1:Basarili 1:Basarili	*0.997	0.003
280	1:Basarili 1:Basarili	*0.992	0.008
281	1:Basarili 1:Basarili	*0.936	0.064
282	1:Basarili 1:Basarili	*0.997	0.003

283	1:Basarili 1:Basarili	*0.95	0.05
284	1:Basarili 1:Basarili	*0.982	0.018
285	1:Basarili 1:Basarili	*0.975	0.025
286	1:Basarili 1:Basarili	*0.995	0.005
287	1:Basarili 1:Basarili	*0.97	0.03
288	1:Basarili 1:Basarili	*0.953	0.047
289	1:Basarili 2:Basarisz	+ 0.097	*0.903
290	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
291	1:Basarili 1:Basarili	*0.983	0.017
292	1:Basarili 1:Basarili	*0.988	0.012
293	1:Basarili 1:Basarili	*0.989	0.011
294	1:Basarili 1:Basarili	*0.996	0.004
295	1:Basarili 1:Basarili	*0.936	0.064
296	1:Basarili 1:Basarili	*0.974	0.026
297	1:Basarili 1:Basarili	*0.996	0.004
298	1:Basarili 1:Basarili	*0.927	0.073
299	1:Basarili 1:Basarili	*0.989	0.011
300	1:Basarili 1:Basarili	*0.675	0.325
301	1:Basarili 1:Basarili	*0.979	0.021
302	1:Basarili 1:Basarili	*0.961	0.039
303	1:Basarili 1:Basarili	*0.997	0.003
304	1:Basarili 1:Basarili	*0.973	0.027
305	1:Basarili 1:Basarili	*0.955	0.045
306	1:Basarili 1:Basarili	*0.936	0.064
307	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
308	1:Basarili 1:Basarili	*0.969	0.031
309	1:Basarili 1:Basarili	*0.717	0.283
310	1:Basarili 1:Basarili	*0.984	0.016
311	1:Basarili 1:Basarili	*0.968	0.032
312	1:Basarili 1:Basarili	*0.996	0.004
313	1:Basarili 1:Basarili	*0.954	0.046
314	1:Basarili 1:Basarili	*0.986	0.014
315	1:Basarili 1:Basarili	*0.985	0.015
316	1:Basarili 1:Basarili	*0.96	0.04
317	1:Basarili 1:Basarili	*0.962	0.038
318	1:Basarili 1:Basarili	*0.984	0.016
319	1:Basarili 1:Basarili	*0.99	0.01
320	1:Basarili 1:Basarili	*0.935	0.065
321	1:Basarili 1:Basarili	*0.628	0.372
322	1:Basarili 1:Basarili	*0.985	0.015
323	1:Basarili 1:Basarili	*0.963	0.037
324	1:Basarili 1:Basarili	*0.975	0.025
325	1:Basarili 1:Basarili	*0.977	0.023
326	1:Basarili 1:Basarili	*0.951	0.049
327	1:Basarili 1:Basarili	*0.996	0.004
328	1:Basarili 1:Basarili	*0.996	0.004
329	1:Basarili 1:Basarili	*0.968	0.032
330	1:Basarili 1:Basarili	*0.901	0.099
331	1:Basarili 2:Basarisz	+ 0.066	*0.934
332	1:Basarili 1:Basarili	*0.997	0.003

333 1:Basarili 1:Basarili	*0.963 0.037
334 1:Basarili 1:Basarili	*0.959 0.041
335 1:Basarili 1:Basarili	*0.997 0.003
336 1:Basarili 1:Basarili	*0.998 0.002
337 1:Basarili 1:Basarili	*0.656 0.344
338 1:Basarili 1:Basarili	*0.998 0.002
339 1:Basarili 1:Basarili	*0.932 0.068
340 1:Basarili 1:Basarili	*0.915 0.085
341 1:Basarili 1:Basarili	*0.981 0.019
342 1:Basarili 1:Basarili	*0.937 0.063
343 1:Basarili 1:Basarili	*0.988 0.012
344 1:Basarili 2:Basarisz	+ 0.018 *0.982
345 1:Basarili 1:Basarili	*0.995 0.005
346 1:Basarili 1:Basarili	*0.922 0.078
347 1:Basarili 2:Basarisz	+ 0.115 *0.885
348 1:Basarili 1:Basarili	*0.996 0.004
349 1:Basarili 1:Basarili	*0.97 0.03
350 1:Basarili 1:Basarili	*0.997 0.003
351 1:Basarili 1:Basarili	*0.973 0.027
352 1:Basarili 1:Basarili	*0.917 0.083
353 1:Basarili 1:Basarili	*0.987 0.013
354 1:Basarili 2:Basarisz	+ 0.029 *0.971
355 1:Basarili 1:Basarili	*0.975 0.025
356 1:Basarili 1:Basarili	*0.995 0.005
357 1:Basarili 1:Basarili	*0.996 0.004
358 1:Basarili 1:Basarili	*0.949 0.051
359 1:Basarili 1:Basarili	*0.69 0.31
360 1:Basarili 1:Basarili	*0.911 0.089
361 1:Basarili 1:Basarili	*0.979 0.021
362 1:Basarili 1:Basarili	*0.973 0.027
363 1:Basarili 1:Basarili	*0.992 0.008
364 1:Basarili 1:Basarili	*0.919 0.081
365 1:Basarili 1:Basarili	*0.924 0.076
366 1:Basarili 1:Basarili	*0.931 0.069
367 1:Basarili 1:Basarili	*0.983 0.017
368 1:Basarili 1:Basarili	*0.999 0.001
369 1:Basarili 1:Basarili	*0.925 0.075
370 1:Basarili 1:Basarili	*0.984 0.016
371 1:Basarili 2:Basarisz	+ 0.187 *0.813
372 1:Basarili 1:Basarili	*0.936 0.064
373 1:Basarili 1:Basarili	*0.97 0.03
374 1:Basarili 1:Basarili	*0.934 0.066
375 1:Basarili 1:Basarili	*0.997 0.003
376 1:Basarili 1:Basarili	*0.975 0.025
377 1:Basarili 1:Basarili	*0.99 0.01
378 1:Basarili 1:Basarili	*0.997 0.003
379 1:Basarili 1:Basarili	*0.989 0.011
380 1:Basarili 1:Basarili	*0.963 0.037
381 1:Basarili 1:Basarili	*0.903 0.097
382 1:Basarili 1:Basarili	*0.992 0.008

383 1:Basarili 1:Basarili	*0.917 0.083
384 1:Basarili 1:Basarili	*0.963 0.037
385 1:Basarili 1:Basarili	*0.886 0.114
386 1:Basarili 1:Basarili	*0.992 0.008
387 1:Basarili 1:Basarili	*0.993 0.007
388 1:Basarili 1:Basarili	*0.979 0.021
389 1:Basarili 1:Basarili	*0.996 0.004
390 1:Basarili 1:Basarili	*0.972 0.028
391 1:Basarili 1:Basarili	*0.675 0.325
392 1:Basarili 2:Basarisz	+ 0.151 *0.849
393 1:Basarili 1:Basarili	*0.807 0.193
394 1:Basarili 1:Basarili	*0.958 0.042
395 2:Basarisz 2:Basarisz	0.029 *0.971
396 2:Basarisz 2:Basarisz	0.011 *0.989
397 2:Basarisz 1:Basarili	+ *0.598 0.402
398 2:Basarisz 2:Basarisz	0.055 *0.945
399 2:Basarisz 2:Basarisz	0.014 *0.986
400 2:Basarisz 2:Basarisz	0.384 *0.616
401 2:Basarisz 2:Basarisz	0.03 *0.97
402 2:Basarisz 1:Basarili	+ *0.958 0.042
403 2:Basarisz 2:Basarisz	0.019 *0.981
404 2:Basarisz 2:Basarisz	0.352 *0.648
405 2:Basarisz 2:Basarisz	0.032 *0.968
406 2:Basarisz 2:Basarisz	0.254 *0.746
407 2:Basarisz 1:Basarili	+ *0.881 0.119
408 2:Basarisz 2:Basarisz	0.014 *0.986
409 2:Basarisz 2:Basarisz	0.024 *0.976
410 2:Basarisz 2:Basarisz	0.288 *0.712
411 2:Basarisz 2:Basarisz	0.143 *0.857
412 2:Basarisz 2:Basarisz	0.021 *0.979
413 2:Basarisz 2:Basarisz	0.017 *0.983
414 2:Basarisz 2:Basarisz	0.008 *0.992
415 2:Basarisz 2:Basarisz	0.025 *0.975
416 2:Basarisz 2:Basarisz	0.029 *0.971
417 2:Basarisz 2:Basarisz	0.099 *0.901
418 2:Basarisz 2:Basarisz	0.254 *0.746
419 2:Basarisz 2:Basarisz	0.005 *0.995
420 2:Basarisz 2:Basarisz	0.004 *0.996
421 2:Basarisz 2:Basarisz	0.133 *0.867
422 2:Basarisz 2:Basarisz	0.017 *0.983
423 2:Basarisz 1:Basarili	+ *0.576 0.424
424 2:Basarisz 2:Basarisz	0.163 *0.837
425 2:Basarisz 1:Basarili	+ *0.692 0.308
426 2:Basarisz 2:Basarisz	0.008 *0.992
427 2:Basarisz 2:Basarisz	0.023 *0.977
428 2:Basarisz 2:Basarisz	0.012 *0.988
429 2:Basarisz 2:Basarisz	0.009 *0.991
430 2:Basarisz 2:Basarisz	0.476 *0.524
431 2:Basarisz 2:Basarisz	0.008 *0.992
432 2:Basarisz 2:Basarisz	0.025 *0.975

433 2:Basarisz 2:Basarisz	0.023 *0.977
434 2:Basarisz 2:Basarisz	0.05 *0.95
435 2:Basarisz 2:Basarisz	0.042 *0.958
436 2:Basarisz 2:Basarisz	0.069 *0.931
437 2:Basarisz 1:Basarili	+ *0.568 0.432
438 2:Basarisz 2:Basarisz	0.061 *0.939
439 2:Basarisz 2:Basarisz	0.021 *0.979
440 2:Basarisz 2:Basarisz	0.345 *0.655
441 2:Basarisz 2:Basarisz	0.03 *0.97
442 2:Basarisz 1:Basarili	+ *0.942 0.058
443 2:Basarisz 2:Basarisz	0.137 *0.863
444 2:Basarisz 2:Basarisz	0.007 *0.993
445 2:Basarisz 2:Basarisz	0.011 *0.989
446 2:Basarisz 2:Basarisz	0.047 *0.953
447 2:Basarisz 2:Basarisz	0.103 *0.897
448 2:Basarisz 2:Basarisz	0.258 *0.742
449 2:Basarisz 2:Basarisz	0.005 *0.995
450 2:Basarisz 1:Basarili	+ *0.95 0.05
451 2:Basarisz 2:Basarisz	0.024 *0.976
452 2:Basarisz 2:Basarisz	0.022 *0.978
453 2:Basarisz 2:Basarisz	0.022 *0.978
454 2:Basarisz 2:Basarisz	0.011 *0.989
455 2:Basarisz 2:Basarisz	0.191 *0.809
456 2:Basarisz 2:Basarisz	0.016 *0.984
457 2:Basarisz 1:Basarili	+ *0.977 0.023
458 2:Basarisz 2:Basarisz	0.037 *0.963
459 2:Basarisz 2:Basarisz	0.023 *0.977
460 2:Basarisz 2:Basarisz	0.036 *0.964
461 2:Basarisz 2:Basarisz	0.105 *0.895
462 2:Basarisz 2:Basarisz	0.416 *0.584
463 2:Basarisz 1:Basarili	+ *0.969 0.031
464 2:Basarisz 1:Basarili	+ *0.98 0.02
465 2:Basarisz 2:Basarisz	0.014 *0.986
466 2:Basarisz 2:Basarisz	0.076 *0.924
467 2:Basarisz 2:Basarisz	0.045 *0.955
468 2:Basarisz 2:Basarisz	0.298 *0.702
469 2:Basarisz 2:Basarisz	0.102 *0.898
470 2:Basarisz 1:Basarili	+ *0.981 0.019
471 2:Basarisz 2:Basarisz	0.028 *0.972
472 2:Basarisz 2:Basarisz	0.471 *0.529
473 2:Basarisz 2:Basarisz	0.024 *0.976
474 2:Basarisz 2:Basarisz	0.026 *0.974
475 2:Basarisz 2:Basarisz	0.222 *0.778
476 2:Basarisz 2:Basarisz	0.09 *0.91
477 2:Basarisz 2:Basarisz	0.004 *0.996
478 2:Basarisz 2:Basarisz	0.049 *0.951
479 2:Basarisz 2:Basarisz	0.083 *0.917
480 2:Basarisz 2:Basarisz	0.025 *0.975
481 2:Basarisz 2:Basarisz	0.014 *0.986
482 2:Basarisz 2:Basarisz	0.047 *0.953

483 2:Basarisz 1:Basarili	+	*0.934	0.066
484 2:Basarisz 2:Basarisz		0.025	*0.975
485 2:Basarisz 2:Basarisz		0.186	*0.814
486 2:Basarisz 2:Basarisz		0.033	*0.967
487 2:Basarisz 2:Basarisz		0.007	*0.993
488 2:Basarisz 2:Basarisz		0.207	*0.793
489 2:Basarisz 2:Basarisz		0.079	*0.921
490 2:Basarisz 2:Basarisz		0.013	*0.987
491 2:Basarisz 2:Basarisz		0.144	*0.856
492 2:Basarisz 2:Basarisz		0.055	*0.945
493 2:Basarisz 2:Basarisz		0.029	*0.971
494 2:Basarisz 2:Basarisz		0.087	*0.913
495 2:Basarisz 2:Basarisz		0.033	*0.967
496 2:Basarisz 2:Basarisz		0.014	*0.986
497 2:Basarisz 2:Basarisz		0.071	*0.929
498 2:Basarisz 2:Basarisz		0.042	*0.958
499 2:Basarisz 2:Basarisz		0.094	*0.906
500 2:Basarisz 2:Basarisz		0.113	*0.887
501 2:Basarisz 2:Basarisz		0.025	*0.975
502 2:Basarisz 1:Basarili	+	*0.557	0.443
503 2:Basarisz 1:Basarili	+	*0.616	0.384
504 2:Basarisz 2:Basarisz		0.014	*0.986
505 2:Basarisz 2:Basarisz		0.069	*0.931
506 2:Basarisz 2:Basarisz		0.059	*0.941
507 2:Basarisz 2:Basarisz		0.469	*0.531
508 2:Basarisz 2:Basarisz		0.036	*0.964
509 2:Basarisz 2:Basarisz		0.011	*0.989
510 2:Basarisz 2:Basarisz		0.024	*0.976
511 2:Basarisz 1:Basarili	+	*0.996	0.004
512 2:Basarisz 2:Basarisz		0.024	*0.976
513 2:Basarisz 1:Basarili	+	*0.864	0.136
514 2:Basarisz 2:Basarisz		0.028	*0.972
515 2:Basarisz 2:Basarisz		0.006	*0.994
516 2:Basarisz 2:Basarisz		0.051	*0.949
517 2:Basarisz 2:Basarisz		0.042	*0.958
518 2:Basarisz 2:Basarisz		0.008	*0.992
519 2:Basarisz 2:Basarisz		0.036	*0.964
520 2:Basarisz 1:Basarili	+	*0.636	0.364
521 2:Basarisz 1:Basarili	+	*0.741	0.259
522 2:Basarisz 2:Basarisz		0.011	*0.989
523 2:Basarisz 2:Basarisz		0.377	*0.623
524 2:Basarisz 2:Basarisz		0.15	*0.85
525 2:Basarisz 1:Basarili	+	*0.584	0.416
526 2:Basarisz 2:Basarisz		0.43	*0.57
527 2:Basarisz 2:Basarisz		0.013	*0.987
528 2:Basarisz 1:Basarili	+	*0.625	0.375
529 2:Basarisz 2:Basarisz		0.012	*0.988
530 2:Basarisz 2:Basarisz		0.014	*0.986
531 2:Basarisz 1:Basarili	+	*0.5	0.5
532 2:Basarisz 2:Basarisz		0.039	*0.961

533 2:Basarisz 2:Basarisz	0.155 *0.845
534 2:Basarisz 2:Basarisz	0.037 *0.963
535 2:Basarisz 2:Basarisz	0.07 *0.93
536 2:Basarisz 2:Basarisz	0.027 *0.973
537 2:Basarisz 1:Basarili	+ *0.849 0.151
538 2:Basarisz 2:Basarisz	0.257 *0.743
539 2:Basarisz 2:Basarisz	0.015 *0.985
540 2:Basarisz 1:Basarili	+ *0.804 0.196
541 2:Basarisz 2:Basarisz	0.339 *0.661
542 2:Basarisz 2:Basarisz	0.037 *0.963
543 2:Basarisz 1:Basarili	+ *0.716 0.284
544 2:Basarisz 1:Basarili	+ *0.834 0.166
545 2:Basarisz 2:Basarisz	0.048 *0.952
546 2:Basarisz 2:Basarisz	0.025 *0.975
547 2:Basarisz 2:Basarisz	0.045 *0.955
548 2:Basarisz 2:Basarisz	0.019 *0.981
549 2:Basarisz 2:Basarisz	0.011 *0.989
550 2:Basarisz 1:Basarili	+ *0.532 0.468
551 2:Basarisz 2:Basarisz	0.033 *0.967
552 2:Basarisz 2:Basarisz	0.02 *0.98
553 2:Basarisz 2:Basarisz	0.233 *0.767
554 2:Basarisz 2:Basarisz	0.048 *0.952
555 2:Basarisz 2:Basarisz	0.041 *0.959
556 2:Basarisz 2:Basarisz	0.013 *0.987
557 2:Basarisz 2:Basarisz	0.029 *0.971
558 2:Basarisz 2:Basarisz	0.02 *0.98
559 2:Basarisz 2:Basarisz	0.468 *0.532
560 2:Basarisz 2:Basarisz	0.03 *0.97
561 2:Basarisz 2:Basarisz	0.011 *0.989
562 2:Basarisz 2:Basarisz	0.26 *0.74
563 2:Basarisz 2:Basarisz	0.364 *0.636
564 2:Basarisz 2:Basarisz	0.027 *0.973
565 2:Basarisz 2:Basarisz	0.019 *0.981
566 2:Basarisz 2:Basarisz	0.069 *0.931
567 2:Basarisz 2:Basarisz	0.188 *0.812
568 2:Basarisz 2:Basarisz	0.005 *0.995
569 2:Basarisz 2:Basarisz	0.062 *0.938
570 2:Basarisz 2:Basarisz	0.007 *0.993
571 2:Basarisz 2:Basarisz	0.018 *0.982
572 2:Basarisz 1:Basarili	+ *0.917 0.083
573 2:Basarisz 2:Basarisz	0.018 *0.982
574 2:Basarisz 2:Basarisz	0.026 *0.974
575 2:Basarisz 2:Basarisz	0.052 *0.948
576 2:Basarisz 2:Basarisz	0.016 *0.984
577 2:Basarisz 2:Basarisz	0.043 *0.957
578 2:Basarisz 2:Basarisz	0.071 *0.929
579 2:Basarisz 2:Basarisz	0.014 *0.986
580 2:Basarisz 2:Basarisz	0.039 *0.961
581 2:Basarisz 2:Basarisz	0.04 *0.96
582 2:Basarisz 2:Basarisz	0.042 *0.958

=== Stratified cross-validation ===

=== Summary ===

Correctly Classified Instances	5332	91.6151 %
Incorrectly Classified Instances	488	8.3849 %
Kappa statistic	0.8055	
Mean absolute error	0.1186	
Root mean squared error	0.2489	
Relative absolute error	27.1621 %	
Root relative squared error	53.2603 %	
Total Number of Instances	5820	

=== Detailed Accuracy By Class ===

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	ROC Area	Class
	0.95	0.155	0.928	0.95	0.939	0.964	Basarili
	0.845	0.05	0.889	0.845	0.867	0.964	Basarisz
Weighted Avg.	0.916	0.121	0.916	0.916	0.916	0.964	

=== Confusion Matrix ===

```
a  b  <-- classified as
3747 198 | a = Basarili
290  85 | b = Basarisz
```

EK 3: Başarı Kriteri Olarak Ders Tekrar Sayısı ve 1.Faktör Soruları İle Gerçekleştirilen Lojistik Regresyon Analizi Tahmin Sonuçları

=== Classifier model ===	
Variable	1.Tekrar
=====	
OGRETIM_UYESI=1.OgretimUyesi	0.2669
OGRETIM_UYESI=2.OgretimUyesi	0.7966
OGRETIM_UYESI=3.OgretimUyesi	-0.7605
DERS_KODU=Ders-1	-0.8003
DERS_KODU=Ders-2	0.4462
DERS_KODU=Ders-3	0.6349
DERS_KODU=Ders-4	0.2844
DERS_KODU=Ders-5	1.419
DERS_KODU=Ders-6	-0.8684
DERS_KODU=Ders-7	-0.6343
DERS_KODU=Ders-8	-0.3299
DERS_KODU=Ders-9	-0.5352
DERS_KODU=Ders-10	0.5638
DERS_KODU=Ders-11	-0.7201
DERS_KODU=Ders-12	0.2546
DERS_KODU=Ders-13	-0.1917
DERSE_KATILIM	0.2517
OGRENCI_ZORLUK_TANIMLAMASI	-0.3692
ANSWER_Q13	1.1923
ANSWER_Q14	-0.5857
ANSWER_Q15	0.0210
ANSWER_Q16	0.1167
ANSWER_Q17	-0.1507
ANSWER_Q18	0.3022
ANSWER_Q19	0.0094
ANSWER_Q20	0.2485
ANSWER_Q21	-0.1663
ANSWER_Q22	0.0131
ANSWER_Q23	-0.3212
ANSWER_Q24	0.0847
ANSWER_Q25	-0.4078
ANSWER_Q26	0.0917
ANSWER_Q27	0.0017
ANSWER_Q28	0.0328
Intercept	2.7646
Odds Ratios...	
Variable	1.Tekrar
=====	
OGRETIM_UYESI=1.OgretimUyesi	1.3059
OGRETIM_UYESI=2.OgretimUyesi	2.218
OGRETIM_UYESI=3.OgretimUyesi	0.4674

DERS_KODU=Ders-1	0.4492
DERS_KODU=Ders-2	1.5624
DERS_KODU=Ders-3	1.8868
DERS_KODU=Ders-4	1.3289
DERS_KODU=Ders-5	4.1329
DERS_KODU=Ders-6	0.4196
DERS_KODU=Ders-7	0.5303
DERS_KODU=Ders-8	0.719
DERS_KODU=Ders-9	0.5855
DERS_KODU=Ders-10	1.7573
DERS_KODU=Ders-11	0.4867
DERS_KODU=Ders-12	1.29
DERS_KODU=Ders-13	0.8256
DERSE_KATILIM	1.2862
OGRENCI_ZORLUK_TANIMLAMASI	0.6913
ANSWER_Q13	1.0491
ANSWER_Q14	1.0345
ANSWER_Q15	1.0248
ANSWER_Q16	1.1178
ANSWER_Q17	0.9913
ANSWER_Q18	1.1390
ANSWER_Q19	1.0287
ANSWER_Q20	1.0920
ANSWER_Q21	0.9977
ANSWER_Q22	1.0380
ANSWER_Q23	1.0035
ANSWER_Q24	1.0628
ANSWER_Q25	0.9644
ANSWER_Q26	1.0388
ANSWER_Q27	1.0024
ANSWER_Q28	1.0081

=== Predictions on test data ===

inst#, actual, predicted, error, probability distribution

1	1:1.Tekrar	1:1.Tekrar	*0.914	0.086
2	1:1.Tekrar	1:1.Tekrar	*0.905	0.095
3	1:1.Tekrar	1:1.Tekrar	*0.891	0.109
4	1:1.Tekrar	1:1.Tekrar	*0.944	0.056
5	1:1.Tekrar	1:1.Tekrar	*0.757	0.243
6	1:1.Tekrar	1:1.Tekrar	*0.641	0.359
7	1:1.Tekrar	1:1.Tekrar	*0.947	0.053
8	1:1.Tekrar	1:1.Tekrar	*0.95	0.05
9	1:1.Tekrar	1:1.Tekrar	*0.768	0.232
10	1:1.Tekrar	1:1.Tekrar	*0.963	0.037
11	1:1.Tekrar	1:1.Tekrar	*0.844	0.156
12	1:1.Tekrar	1:1.Tekrar	*0.853	0.147
13	1:1.Tekrar	1:1.Tekrar	*0.948	0.052
14	1:1.Tekrar	1:1.Tekrar	*0.984	0.016
15	1:1.Tekrar	1:1.Tekrar	*0.981	0.019

16 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.748 0.252
17 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.763 0.237
18 1:1.Tekrar 2:2veUzeri	+ 0.436 *0.564
19 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.886 0.114
20 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.891 0.109
21 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.83 0.17
22 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.993 0.007
23 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.894 0.106
24 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.923 0.077
25 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.784 0.216
26 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.91 0.09
27 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.907 0.093
28 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.817 0.183
29 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.792 0.208
30 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.814 0.186
31 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.875 0.125
32 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.545 0.455
33 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.795 0.205
34 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.606 0.394
35 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.977 0.023
36 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.936 0.064
37 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.922 0.078
38 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.936 0.064
39 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.918 0.082
40 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.902 0.098
41 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.976 0.024
42 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.91 0.09
43 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.933 0.067
44 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.906 0.094
45 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.834 0.166
46 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.837 0.163
47 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.631 0.369
48 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.911 0.089
49 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.68 0.32
50 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.935 0.065
51 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.914 0.086
52 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.668 0.332
53 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.828 0.172
54 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.958 0.042
55 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.972 0.028
56 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.822 0.178
57 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.93 0.07
58 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.895 0.105
59 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.864 0.136
60 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.59 0.41
61 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.937 0.063
62 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.856 0.144
63 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.822 0.178
64 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.821 0.179
65 1:1.Tekrar 2:2veUzeri	+ 0.413 *0.587

66	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.848 0.152
67	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.877 0.123
68	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.954 0.046
69	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.873 0.127
70	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.792 0.208
71	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.938 0.062
72	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.915 0.085
73	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.7 0.3
74	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.682 0.318
75	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.537 0.463
76	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.96 0.04
77	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.982 0.018
78	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.883 0.117
79	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.911 0.089
80	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.765 0.235
81	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.94 0.06
82	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.852 0.148
83	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.89 0.11
84	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.957 0.043
85	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.874 0.126
86	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.939 0.061
87	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.889 0.111
88	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.891 0.109
89	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.88 0.12
90	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.891 0.109
91	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.896 0.104
92	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.918 0.082
93	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.937 0.063
94	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.856 0.144
95	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.855 0.145
96	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.781 0.219
97	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.862 0.138
98	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.884 0.116
99	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.83 0.17
100	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.954 0.046
101	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.891 0.109
102	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.887 0.113
103	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.586 0.414
104	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.911 0.089
105	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.887 0.113
106	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.773 0.227
107	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.942 0.058
108	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.891 0.109
109	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.872 0.128
110	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.872 0.128
111	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.901 0.099
112	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.926 0.074
113	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.924 0.076
114	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.913 0.087
115	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.723 0.277

116 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.555 0.445
117 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.551 0.449
118 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.768 0.232
119 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.907 0.093
120 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.694 0.306
121 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.71 0.29
122 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.926 0.074
123 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.96 0.04
124 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.677 0.323
125 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.569 0.431
126 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.931 0.069
127 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.591 0.409
128 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.881 0.119
129 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.905 0.095
130 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.814 0.186
131 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.894 0.106
132 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.901 0.099
133 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.804 0.196
134 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.86 0.14
135 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.856 0.144
136 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.906 0.094
137 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.904 0.096
138 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.936 0.064
139 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.758 0.242
140 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.928 0.072
141 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.941 0.059
142 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.689 0.311
143 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.983 0.017
144 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.824 0.176
145 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.817 0.183
146 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.915 0.085
147 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.907 0.093
148 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.586 0.414
149 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.989 0.011
150 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.961 0.039
151 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.758 0.242
152 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.954 0.046
153 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.774 0.226
154 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.886 0.114
155 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.91 0.09
156 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.79 0.21
157 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.962 0.038
158 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.725 0.275
159 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.828 0.172
160 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.862 0.138
161 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.948 0.052
162 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.943 0.057
163 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.944 0.056
164 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.911 0.089
165 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.971 0.029

166 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.79 0.21
167 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.756 0.244
168 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.863 0.137
169 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.93 0.07
170 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.926 0.074
171 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.92 0.08
172 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.926 0.074
173 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.969 0.031
174 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.931 0.069
175 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.971 0.029
176 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.845 0.155
177 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.986 0.014
178 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.776 0.224
179 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.828 0.172
180 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.928 0.072
181 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.892 0.108
182 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.832 0.168
183 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.954 0.046
184 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.898 0.102
185 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.917 0.083
186 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.723 0.277
187 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.829 0.171
188 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.768 0.232
189 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.849 0.151
190 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.734 0.266
191 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.893 0.107
192 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.959 0.041
193 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.725 0.275
194 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.95 0.05
195 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.897 0.103
196 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.942 0.058
197 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.942 0.058
198 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.952 0.048
199 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.783 0.217
200 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.965 0.035
201 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.892 0.108
202 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.96 0.04
203 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.942 0.058
204 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.944 0.056
205 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.875 0.125
206 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.962 0.038
207 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.923 0.077
208 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.909 0.091
209 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.962 0.038
210 1:1.Tekrar 2:2veUzeri	+ 0.265 *0.735
211 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.738 0.262
212 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.867 0.133
213 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.891 0.109
214 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.817 0.183
215 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.802 0.198

216	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.96	0.04
217	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.89	0.11
218	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.893	0.107
219	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.738	0.262
220	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.838	0.162
221	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.962	0.038
222	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.772	0.228
223	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.918	0.082
224	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.95	0.05
225	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.907	0.093
226	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.873	0.127
227	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.909	0.091
228	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.878	0.122
229	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.891	0.109
230	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.768	0.232
231	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.983	0.017
232	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.97	0.03
233	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.918	0.082
234	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.894	0.106
235	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.873	0.127
236	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.867	0.133
237	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.817	0.183
238	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.962	0.038
239	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.862	0.138
240	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.883	0.117
241	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.963	0.037
242	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.972	0.028
243	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.907	0.093
244	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.931	0.069
245	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.541	0.459
246	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.652	0.348
247	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.92	0.08
248	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.921	0.079
249	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.804	0.196
250	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.907	0.093
251	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.671	0.329
252	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.963	0.037
253	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.861	0.139
254	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.962	0.038
255	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.943	0.057
256	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.907	0.093
257	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.884	0.116
258	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.796	0.204
259	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.969	0.031
260	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.965	0.035
261	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.913	0.087
262	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.909	0.091
263	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.942	0.058
264	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.893	0.107
265	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.916	0.084

266	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.637	0.363
267	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.97	0.03
268	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.879	0.121
269	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.878	0.122
270	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.845	0.155
271	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.756	0.244
272	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.93	0.07
273	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.905	0.095
274	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.949	0.051
275	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.957	0.043
276	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.874	0.126
277	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.957	0.043
278	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.651	0.349
279	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.91	0.09
280	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.949	0.051
281	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.781	0.219
282	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.827	0.173
283	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.705	0.295
284	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.866	0.134
285	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.749	0.251
286	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.932	0.068
287	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.763	0.237
288	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.987	0.013
289	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.703	0.297
290	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.945	0.055
291	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.969	0.031
292	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.967	0.033
293	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.926	0.074
294	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.927	0.073
295	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.775	0.225
296	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.958	0.042
297	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.89	0.11
298	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.975	0.025
299	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.901	0.099
300	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.974	0.026
301	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.938	0.062
302	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.954	0.046
303	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.89	0.11
304	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.829	0.171
305	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.917	0.083
306	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.933	0.067
307	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.947	0.053
308	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.79	0.21
309	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.946	0.054
310	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.986	0.014
311	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.845	0.155
312	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.898	0.102
313	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.958	0.042
314	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.848	0.152
315	1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.972	0.028

316 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.634 0.366
317 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.749 0.251
318 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.944 0.056
319 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.613 0.387
320 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.96 0.04
321 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.927 0.073
322 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.955 0.045
323 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.854 0.146
324 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.924 0.076
325 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.867 0.133
326 1:1.Tekrar 2:2veUzeri	+ 0.411 *0.589
327 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.914 0.086
328 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.687 0.313
329 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.962 0.038
330 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.91 0.09
331 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.907 0.093
332 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.957 0.043
333 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.85 0.15
334 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.792 0.208
335 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.845 0.155
336 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.778 0.222
337 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.916 0.084
338 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.619 0.381
339 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.863 0.137
340 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.916 0.084
341 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.804 0.196
342 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.952 0.048
343 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.997 0.003
344 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.964 0.036
345 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.875 0.125
346 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.817 0.183
347 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.634 0.366
348 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.943 0.057
349 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.933 0.067
350 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.91 0.09
351 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.963 0.037
352 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.907 0.093
353 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.962 0.038
354 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.962 0.038
355 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.892 0.108
356 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.971 0.029
357 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.919 0.081
358 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.956 0.044
359 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.958 0.042
360 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.909 0.091
361 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.95 0.05
362 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.918 0.082
363 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.845 0.155
364 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.768 0.232
365 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.957 0.043

366 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.956 0.044
367 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.924 0.076
368 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.924 0.076
369 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.907 0.093
370 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.866 0.134
371 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.846 0.154
372 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.95 0.05
373 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.874 0.126
374 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.948 0.052
375 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.95 0.05
376 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.919 0.081
377 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.899 0.101
378 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.891 0.109
379 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.957 0.043
380 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.972 0.028
381 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.829 0.171
382 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.834 0.166
383 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.887 0.113
384 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.968 0.032
385 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.773 0.227
386 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.887 0.113
387 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.778 0.222
388 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.921 0.079
389 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.985 0.015
390 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.963 0.037
391 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.896 0.104
392 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.877 0.123
393 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.979 0.021
394 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.912 0.088
395 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.923 0.077
396 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.974 0.026
397 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.928 0.072
398 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.927 0.073
399 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.903 0.097
400 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.881 0.119
401 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.952 0.048
402 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.957 0.043
403 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.96 0.04
404 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.97 0.03
405 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.907 0.093
406 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.942 0.058
407 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.867 0.133
408 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.827 0.173
409 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.911 0.089
410 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.948 0.052
411 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.879 0.121
412 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.697 0.303
413 1:1.Tekrar 2:2veUzeri	+ 0.161 *0.839
414 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.8 0.2
415 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.965 0.035

416 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.796 0.204
417 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.939 0.061
418 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.958 0.042
419 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.891 0.109
420 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.914 0.086
421 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.868 0.132
422 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.845 0.155
423 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.91 0.09
424 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.777 0.223
425 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.939 0.061
426 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.936 0.064
427 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.956 0.044
428 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.903 0.097
429 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.907 0.093
430 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.9 0.1
431 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.907 0.093
432 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.797 0.203
433 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.754 0.246
434 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.926 0.074
435 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.891 0.109
436 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.935 0.065
437 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.91 0.09
438 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.77 0.23
439 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.531 0.469
440 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.77 0.23
441 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.954 0.046
442 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.744 0.256
443 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.867 0.133
444 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.69 0.31
445 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.937 0.063
446 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.929 0.071
447 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.754 0.246
448 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.969 0.031
449 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.957 0.043
450 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.783 0.217
451 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.827 0.173
452 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.946 0.054
453 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.928 0.072
454 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.721 0.279
455 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.771 0.229
456 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.939 0.061
457 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.97 0.03
458 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.825 0.175
459 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.975 0.025
460 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.861 0.139
461 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.876 0.124
462 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.907 0.093
463 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.881 0.119
464 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.97 0.03
465 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.939 0.061

466 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.879 0.121
467 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.926 0.074
468 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.95 0.05
469 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.875 0.125
470 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.79 0.21
471 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.887 0.113
472 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.879 0.121
473 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.91 0.09
474 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.831 0.169
475 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.967 0.033
476 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.955 0.045
477 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.923 0.077
478 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.95 0.05
479 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.964 0.036
480 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.895 0.105
481 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.885 0.115
482 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.882 0.118
483 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.935 0.065
484 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.715 0.285
485 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.969 0.031
486 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.925 0.075
487 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.674 0.326
488 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.954 0.046
489 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.923 0.077
490 1:1.Tekrar 1:1.Tekrar	*0.874 0.126
491 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.931 0.069
492 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.719 0.281
493 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.682 0.318
494 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.7 0.3
495 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.899 0.101
496 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.893 0.107
497 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.814 0.186
498 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.89 0.11
499 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.845 0.155
500 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.76 0.24
501 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.773 0.227
502 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.814 0.186
503 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.564 0.436
504 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.924 0.076
505 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.791 0.209
506 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.849 0.151
507 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.912 0.088
508 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.844 0.156
509 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.703 0.297
510 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.961 0.039
511 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.857 0.143
512 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.892 0.108
513 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.891 0.109
514 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.695 0.305
515 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+ *0.682 0.318

516 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.852	0.148
517 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.828	0.172
518 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.892	0.108
519 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.598	0.402
520 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.699	0.301
521 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.833	0.167
522 2:2veUzeri 2:2veUzeri		0.411	*0.589
523 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.934	0.066
524 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.819	0.181
525 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.656	0.344
526 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.848	0.152
527 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.7	0.3
528 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.946	0.054
529 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.9	0.1
530 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.838	0.162
531 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.936	0.064
532 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.752	0.248
533 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.871	0.129
534 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.801	0.199
535 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.819	0.181
536 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.564	0.436
537 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.591	0.409
538 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.935	0.065
539 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.918	0.082
540 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.649	0.351
541 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.508	0.492
542 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.872	0.128
543 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.639	0.361
544 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.76	0.24
545 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.838	0.162
546 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.833	0.167
547 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.566	0.434
548 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.911	0.089
549 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.933	0.067
550 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.644	0.356
551 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.657	0.343
552 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.531	0.469
553 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.892	0.108
554 2:2veUzeri 2:2veUzeri		0.489	*0.511
555 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.538	0.462
556 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.931	0.069
557 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.626	0.374
558 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.931	0.069
559 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.722	0.278
560 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.703	0.297
561 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.941	0.059
562 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.673	0.327
563 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.578	0.422
564 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.814	0.186
565 2:2veUzeri 1:1.Tekrar	+	*0.901	0.099


```

566 2:2veUzeri 1:1.Tekrar + *0.605 0.395
567 2:2veUzeri 1:1.Tekrar + *0.661 0.339
568 2:2veUzeri 1:1.Tekrar + *0.725 0.275
569 2:2veUzeri 1:1.Tekrar + *0.792 0.208
570 2:2veUzeri 1:1.Tekrar + *0.926 0.074
571 2:2veUzeri 1:1.Tekrar + *0.537 0.463
572 2:2veUzeri 2:2veUzeri 0.321 *0.679
573 2:2veUzeri 1:1.Tekrar + *0.816 0.184
574 2:2veUzeri 1:1.Tekrar + *0.77 0.23
575 2:2veUzeri 1:1.Tekrar + *0.65 0.35
576 2:2veUzeri 1:1.Tekrar + *0.938 0.062
577 2:2veUzeri 1:1.Tekrar + *0.92 0.08
578 2:2veUzeri 1:1.Tekrar + *0.83 0.17
579 2:2veUzeri 1:1.Tekrar + *0.543 0.457
580 2:2veUzeri 1:1.Tekrar + *0.892 0.108
581 2:2veUzeri 1:1.Tekrar + *0.725 0.275
582 2:2veUzeri 1:1.Tekrar + *0.779 0.221

```

=== Stratified cross-validation ===

=== Summary ===

Correctly Classified Instances	4906	84.2955 %
Incorrectly Classified Instances	914	15.7045 %
Kappa statistic	0.0806	
Mean absolute error	0.2395	
Root mean squared error	0.3494	
Relative absolute error	90.6662 %	
Root relative squared error	96.1531 %	
Total Number of Instances	5820	

=== Detailed Accuracy By Class ===

	TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	ROC Area	Class
	0.987	0.935	0.851	0.987	0.914	0.704	1.Tekrar
	0.065	0.013	0.488	0.065	0.114	0.704	2veUzeri
Weighted Avg.	0.843	0.791	0.794	0.843	0.789	0.704	

=== Confusion Matrix ===

```

a  b  <-- classified as
4847 62 | a = 1.Tekrar
852 59 | b = 2veUzeri

```

EK 4: Öğretim Üyesi Başarı Kriteri İçin Lojistik Regresyon Analizi Tahmin Sonuçları

=== Classifier model ===	
Variable	Basarili
=====	
OGRETIM_UYESI=1.OgretimUyesi	-0.264
OGRETIM_UYESI=2.OgretimUyesi	-0.0666
OGRETIM_UYESI=3.OgretimUyesi	0.1818
DERS_KODU=Ders-1	0.0579
DERS_KODU=Ders-2	-0.0992
DERS_KODU=Ders-3	0.2996
DERS_KODU=Ders-4	-0.4859
DERS_KODU=Ders-5	-0.4992
DERS_KODU=Ders-6	0.018
DERS_KODU=Ders-7	0.5084
DERS_KODU=Ders-8	-0.0076
DERS_KODU=Ders-9	0.2167
DERS_KODU=Ders-10	-0.6186
DERS_KODU=Ders-11	0.1725
DERS_KODU=Ders-12	1.205
DERS_KODU=Ders-13	0.0939
DERS_TKRAR_SAYI	-0.1127
DERSE_KATILIM	0.0181
OGRENCI_ZORLUK_TANIMLAMASI	-0.0398
ANSWER_Q13	-0.5820
ANSWER_Q14	-0.1624
ANSWER_Q15	-0.3997
ANSWER_Q16	-0.2992
ANSWER_Q17	-1.3061
ANSWER_Q18	-0.3793
ANSWER_Q21	-1.1540
ANSWER_Q22	-0.8398
ANSWER_Q23	-0.3927
ANSWER_Q24	-0.5321
ANSWER_Q26	-0.6643
ANSWER_Q27	-0.5114
Intercept	2.0731
Odds Ratios...	
Variable	Basarili
=====	
OGRETIM_UYESI=1.OgretimUyesi	0.768
OGRETIM_UYESI=2.OgretimUyesi	0.9356
OGRETIM_UYESI=3.OgretimUyesi	1.1994
DERS_KODU=Ders-1	1.0597
DERS_KODU=Ders-2	0.9055
DERS_KODU=Ders-3	1.3494
DERS_KODU=Ders-4	0.6152

DERS_KODU=Ders-5	0.607
DERS_KODU=Ders-6	1.0182
DERS_KODU=Ders-7	1.6625
DERS_KODU=Ders-8	0.9924
DERS_KODU=Ders-9	1.242
DERS_KODU=Ders-10	0.5387
DERS_KODU=Ders-11	1.1883
DERS_KODU=Ders-12	3.3367
DERS_KODU=Ders-13	1.0984
DERS_TEKRAR_SAYI	0.8935
DERSE_KATILIM	1.0183
OGRENCI_ZORLUK_TANIMLAMASI	0.961
ANSWER_Q13	1.4940
ANSWER_Q14	1.1701
ANSWER_Q15	1.1690
ANSWER_Q16	0.9966
ANSWER_Q17	1.9036
ANSWER_Q18	1.0021
ANSWER_Q21	1.3360
ANSWER_Q22	1.2323
ANSWER_Q23	1.0549
ANSWER_Q24	1.0276
ANSWER_Q26	0.9859
ANSWER_Q27	1.0332

=== Predictions on test data ===

inst#, actual, predicted, error, probability distribution

1 2:Basarisz 2:Basarisz	0.014 *0.986
2 2:Basarisz 2:Basarisz	0.007 *0.993
3 2:Basarisz 2:Basarisz	0.001 *0.999
4 2:Basarisz 2:Basarisz	0 *1
5 2:Basarisz 1:Basarili	+ *0.981 0.019
6 2:Basarisz 2:Basarisz	0 *1
7 2:Basarisz 2:Basarisz	0 *1
8 2:Basarisz 2:Basarisz	0.003 *0.997
9 2:Basarisz 2:Basarisz	0 *1
10 2:Basarisz 2:Basarisz	0.037 *0.963
11 2:Basarisz 2:Basarisz	0 *1
12 2:Basarisz 2:Basarisz	0.002 *0.998
13 2:Basarisz 2:Basarisz	0 *1
14 2:Basarisz 2:Basarisz	0.004 *0.996
15 2:Basarisz 2:Basarisz	0.015 *0.985
16 2:Basarisz 2:Basarisz	0.002 *0.998
17 2:Basarisz 2:Basarisz	0.002 *0.998
18 2:Basarisz 2:Basarisz	0 *1
19 2:Basarisz 2:Basarisz	0 *1
20 2:Basarisz 2:Basarisz	0 *1
21 2:Basarisz 2:Basarisz	0.002 *0.998
22 2:Basarisz 2:Basarisz	0 *1

23	2:Basarisz 2:Basarisz	0.462 *0.538
24	2:Basarisz 2:Basarisz	0 *1
25	2:Basarisz 2:Basarisz	0 *1
26	2:Basarisz 2:Basarisz	0 *1
27	2:Basarisz 2:Basarisz	0.003 *0.997
28	2:Basarisz 2:Basarisz	0.009 *0.991
29	2:Basarisz 2:Basarisz	0.002 *0.998
30	2:Basarisz 2:Basarisz	0 *1
31	2:Basarisz 2:Basarisz	0.353 *0.647
32	2:Basarisz 1:Basarili	+ *0.98 0.02
33	2:Basarisz 2:Basarisz	0.042 *0.958
34	2:Basarisz 2:Basarisz	0.002 *0.998
35	2:Basarisz 2:Basarisz	0 *1
36	2:Basarisz 2:Basarisz	0 *1
37	2:Basarisz 2:Basarisz	0 *1
38	2:Basarisz 2:Basarisz	0 *1
39	2:Basarisz 2:Basarisz	0.003 *0.997
40	2:Basarisz 2:Basarisz	0.003 *0.997
41	2:Basarisz 2:Basarisz	0 *1
42	2:Basarisz 1:Basarili	+ *0.835 0.165
43	2:Basarisz 2:Basarisz	0.191 *0.809
44	2:Basarisz 2:Basarisz	0.049 *0.951
45	2:Basarisz 2:Basarisz	0.004 *0.996
46	2:Basarisz 2:Basarisz	0 *1
47	2:Basarisz 2:Basarisz	0.002 *0.998
48	2:Basarisz 1:Basarili	+ *0.718 0.282
49	2:Basarisz 2:Basarisz	0 *1
50	2:Basarisz 1:Basarili	+ *0.965 0.035
51	2:Basarisz 2:Basarisz	0 *1
52	2:Basarisz 2:Basarisz	0.222 *0.778
53	2:Basarisz 1:Basarili	+ *0.902 0.098
54	2:Basarisz 2:Basarisz	0 *1
55	2:Basarisz 2:Basarisz	0.002 *0.998
56	2:Basarisz 2:Basarisz	0.095 *0.905
57	2:Basarisz 2:Basarisz	0.002 *0.998
58	2:Basarisz 2:Basarisz	0.012 *0.988
59	2:Basarisz 2:Basarisz	0 *1
60	2:Basarisz 2:Basarisz	0.044 *0.956
61	2:Basarisz 2:Basarisz	0 *1
62	2:Basarisz 1:Basarili	+ *0.926 0.074
63	2:Basarisz 2:Basarisz	0.002 *0.998
64	2:Basarisz 2:Basarisz	0 *1
65	2:Basarisz 2:Basarisz	0.009 *0.991
66	2:Basarisz 2:Basarisz	0.002 *0.998
67	2:Basarisz 2:Basarisz	0.004 *0.996
68	2:Basarisz 2:Basarisz	0 *1
69	2:Basarisz 2:Basarisz	0 *1
70	2:Basarisz 2:Basarisz	0 *1
71	2:Basarisz 2:Basarisz	0.437 *0.563
72	2:Basarisz 2:Basarisz	0.002 *0.998

73 2:Basarisz 2:Basarisz	0	*1
74 2:Basarisz 2:Basarisz	0.26	*0.74
75 2:Basarisz 2:Basarisz	0	*1
76 2:Basarisz 2:Basarisz	0	*1
77 2:Basarisz 2:Basarisz	0	*1
78 2:Basarisz 2:Basarisz	0.071	*0.929
79 2:Basarisz 2:Basarisz	0.013	*0.987
80 2:Basarisz 2:Basarisz	0.002	*0.998
81 2:Basarisz 2:Basarisz	0	*1
82 2:Basarisz 1:Basarili	+	*0.935 0.065
83 2:Basarisz 2:Basarisz	0.002	*0.998
84 2:Basarisz 2:Basarisz	0.004	*0.996
85 2:Basarisz 2:Basarisz	0.299	*0.701
86 2:Basarisz 2:Basarisz	0.004	*0.996
87 2:Basarisz 2:Basarisz	0	*1
88 2:Basarisz 2:Basarisz	0.134	*0.866
89 2:Basarisz 2:Basarisz	0	*1
90 2:Basarisz 2:Basarisz	0.002	*0.998
91 2:Basarisz 2:Basarisz	0.001	*0.999
92 2:Basarisz 2:Basarisz	0.004	*0.996
93 2:Basarisz 2:Basarisz	0.002	*0.998
94 2:Basarisz 2:Basarisz	0.054	*0.946
95 2:Basarisz 2:Basarisz	0	*1
96 2:Basarisz 2:Basarisz	0	*1
97 2:Basarisz 2:Basarisz	0.014	*0.986
98 2:Basarisz 1:Basarili	+	*0.892 0.108
99 2:Basarisz 2:Basarisz	0	*1
100 2:Basarisz 2:Basarisz	0	*1
101 2:Basarisz 2:Basarisz	0	*1
102 2:Basarisz 2:Basarisz	0.001	*0.999
103 2:Basarisz 2:Basarisz	0.003	*0.997
104 2:Basarisz 2:Basarisz	0	*1
105 2:Basarisz 2:Basarisz	0	*1
106 2:Basarisz 2:Basarisz	0.002	*0.998
107 2:Basarisz 2:Basarisz	0	*1
108 2:Basarisz 2:Basarisz	0.005	*0.995
109 2:Basarisz 2:Basarisz	0	*1
110 2:Basarisz 2:Basarisz	0	*1
111 2:Basarisz 2:Basarisz	0	*1
112 2:Basarisz 2:Basarisz	0.001	*0.999
113 2:Basarisz 2:Basarisz	0	*1
114 2:Basarisz 2:Basarisz	0.005	*0.995
115 2:Basarisz 2:Basarisz	0.008	*0.992
116 2:Basarisz 2:Basarisz	0.002	*0.998
117 2:Basarisz 2:Basarisz	0.003	*0.997
118 2:Basarisz 2:Basarisz	0.001	*0.999
119 2:Basarisz 2:Basarisz	0.001	*0.999
120 2:Basarisz 2:Basarisz	0.001	*0.999
121 2:Basarisz 2:Basarisz	0.009	*0.991
122 2:Basarisz 2:Basarisz	0.002	*0.998

123 2:Basarisz 1:Basarili	+	*0.964	0.036
124 2:Basarisz 2:Basarisz		0.042	*0.958
125 2:Basarisz 2:Basarisz		0.002	*0.998
126 2:Basarisz 2:Basarisz		0.011	*0.989
127 2:Basarisz 2:Basarisz		0	*1
128 2:Basarisz 2:Basarisz		0	*1
129 2:Basarisz 2:Basarisz		0	*1
130 2:Basarisz 2:Basarisz		0.003	*0.997
131 2:Basarisz 2:Basarisz		0	*1
132 2:Basarisz 2:Basarisz		0.03	*0.97
133 2:Basarisz 1:Basarili	+	*0.597	0.403
134 2:Basarisz 2:Basarisz		0.327	*0.673
135 2:Basarisz 2:Basarisz		0	*1
136 2:Basarisz 2:Basarisz		0.001	*0.999
137 2:Basarisz 2:Basarisz		0.01	*0.99
138 2:Basarisz 2:Basarisz		0.001	*0.999
139 2:Basarisz 2:Basarisz		0.004	*0.996
140 2:Basarisz 1:Basarili	+	*0.823	0.177
141 2:Basarisz 2:Basarisz		0	*1
142 2:Basarisz 2:Basarisz		0.001	*0.999
143 2:Basarisz 2:Basarisz		0.003	*0.997
144 2:Basarisz 2:Basarisz		0	*1
145 2:Basarisz 2:Basarisz		0	*1
146 2:Basarisz 2:Basarisz		0.003	*0.997
147 2:Basarisz 2:Basarisz		0.018	*0.982
148 2:Basarisz 2:Basarisz		0	*1
149 2:Basarisz 1:Basarili	+	*0.9	0.1
150 1:Basarili 1:Basarili		*0.911	0.089
151 1:Basarili 1:Basarili		*0.998	0.002
152 1:Basarili 2:Basarisz	+	0.064	*0.936
153 1:Basarili 1:Basarili		*0.829	0.171
154 1:Basarili 1:Basarili		*0.999	0.001
155 1:Basarili 1:Basarili		*0.997	0.003
156 1:Basarili 1:Basarili		*0.998	0.002
157 1:Basarili 1:Basarili		*0.967	0.033
158 1:Basarili 1:Basarili		*0.964	0.036
159 1:Basarili 1:Basarili		*0.966	0.034
160 1:Basarili 1:Basarili		*0.999	0.001
161 1:Basarili 1:Basarili		*0.999	0.001
162 1:Basarili 1:Basarili		*0.999	0.001
163 1:Basarili 1:Basarili		*1	0
164 1:Basarili 1:Basarili		*0.998	0.002
165 1:Basarili 1:Basarili		*0.997	0.003
166 1:Basarili 1:Basarili		*0.998	0.002
167 1:Basarili 1:Basarili		*0.97	0.03
168 1:Basarili 1:Basarili		*0.982	0.018
169 1:Basarili 1:Basarili		*0.711	0.289
170 1:Basarili 1:Basarili		*0.988	0.012
171 1:Basarili 1:Basarili		*0.877	0.123
172 1:Basarili 1:Basarili		*0.959	0.041

173	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
174	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
175	1:Basarili 1:Basarili	*0.961	0.039
176	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
177	1:Basarili 1:Basarili	*0.995	0.005
178	1:Basarili 1:Basarili	*0.955	0.045
179	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
180	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
181	1:Basarili 1:Basarili	*1	0
182	1:Basarili 1:Basarili	*0.985	0.015
183	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
184	1:Basarili 1:Basarili	*0.969	0.031
185	1:Basarili 1:Basarili	*0.944	0.056
186	1:Basarili 1:Basarili	*1	0
187	1:Basarili 1:Basarili	*1	0
188	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
189	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
190	1:Basarili 1:Basarili	*0.969	0.031
191	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
192	1:Basarili 1:Basarili	*0.995	0.005
193	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
194	1:Basarili 1:Basarili	*0.959	0.041
195	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
196	1:Basarili 1:Basarili	*0.925	0.075
197	1:Basarili 1:Basarili	*0.986	0.014
198	1:Basarili 1:Basarili	*0.996	0.004
199	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
200	1:Basarili 1:Basarili	*0.997	0.003
201	1:Basarili 1:Basarili	*0.971	0.029
202	1:Basarili 1:Basarili	*0.97	0.03
203	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
204	1:Basarili 1:Basarili	*0.965	0.035
205	1:Basarili 1:Basarili	*0.996	0.004
206	1:Basarili 1:Basarili	*0.946	0.054
207	1:Basarili 1:Basarili	*0.98	0.02
208	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
209	1:Basarili 1:Basarili	*0.997	0.003
210	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
211	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
212	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
213	1:Basarili 1:Basarili	*0.967	0.033
214	1:Basarili 1:Basarili	*0.974	0.026
215	1:Basarili 1:Basarili	*0.977	0.023
216	1:Basarili 1:Basarili	*0.962	0.038
217	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
218	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
219	1:Basarili 1:Basarili	*0.99	0.01
220	1:Basarili 1:Basarili	*0.813	0.187
221	1:Basarili 1:Basarili	*0.972	0.028
222	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001

223	1:Basarili 1:Basarili	*0.997	0.003
224	1:Basarili 1:Basarili	*0.991	0.009
225	1:Basarili 1:Basarili	*0.975	0.025
226	1:Basarili 2:Basarisz	+ 0.032	*0.968
227	1:Basarili 1:Basarili	*0.961	0.039
228	1:Basarili 1:Basarili	*0.937	0.063
229	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
230	1:Basarili 1:Basarili	*0.985	0.015
231	1:Basarili 1:Basarili	*0.981	0.019
232	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
233	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
234	1:Basarili 1:Basarili	*0.987	0.013
235	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
236	1:Basarili 1:Basarili	*1	0
237	1:Basarili 1:Basarili	*1	0
238	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
239	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
240	1:Basarili 1:Basarili	*1	0
241	1:Basarili 1:Basarili	*0.93	0.07
242	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
243	1:Basarili 1:Basarili	*0.971	0.029
244	1:Basarili 1:Basarili	*0.928	0.072
245	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
246	1:Basarili 1:Basarili	*0.956	0.044
247	1:Basarili 1:Basarili	*0.971	0.029
248	1:Basarili 1:Basarili	*0.962	0.038
249	1:Basarili 1:Basarili	*0.962	0.038
250	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
251	1:Basarili 1:Basarili	*1	0
252	1:Basarili 1:Basarili	*0.967	0.033
253	1:Basarili 1:Basarili	*0.951	0.049
254	1:Basarili 1:Basarili	*0.828	0.172
255	1:Basarili 1:Basarili	*0.585	0.415
256	1:Basarili 1:Basarili	*0.983	0.017
257	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
258	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
259	1:Basarili 1:Basarili	*0.995	0.005
260	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
261	1:Basarili 1:Basarili	*1	0
262	1:Basarili 1:Basarili	*0.996	0.004
263	1:Basarili 1:Basarili	*0.994	0.006
264	1:Basarili 1:Basarili	*0.995	0.005
265	1:Basarili 1:Basarili	*0.931	0.069
266	1:Basarili 1:Basarili	*0.973	0.027
267	1:Basarili 1:Basarili	*0.95	0.05
268	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
269	1:Basarili 1:Basarili	*0.955	0.045
270	1:Basarili 1:Basarili	*0.972	0.028
271	1:Basarili 1:Basarili	*0.997	0.003
272	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002

273	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
274	1:Basarili 1:Basarili	*0.973	0.027
275	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
276	1:Basarili 1:Basarili	*0.98	0.02
277	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
278	1:Basarili 1:Basarili	*0.909	0.091
279	1:Basarili 1:Basarili	*0.997	0.003
280	1:Basarili 1:Basarili	*0.973	0.027
281	1:Basarili 1:Basarili	*0.976	0.024
282	1:Basarili 1:Basarili	*0.996	0.004
283	1:Basarili 1:Basarili	*1	0
284	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
285	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
286	1:Basarili 1:Basarili	*0.977	0.023
287	1:Basarili 1:Basarili	*0.93	0.07
288	1:Basarili 1:Basarili	*0.997	0.003
289	1:Basarili 1:Basarili	*0.971	0.029
290	1:Basarili 1:Basarili	*0.534	0.466
291	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
292	1:Basarili 1:Basarili	*0.988	0.012
293	1:Basarili 1:Basarili	*0.986	0.014
294	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
295	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
296	1:Basarili 1:Basarili	*0.959	0.041
297	1:Basarili 1:Basarili	*0.995	0.005
298	1:Basarili 1:Basarili	*0.994	0.006
299	1:Basarili 1:Basarili	*0.997	0.003
300	1:Basarili 1:Basarili	*0.958	0.042
301	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
302	1:Basarili 1:Basarili	*0.992	0.008
303	1:Basarili 2:Basarisz	+ 0.028	*0.972
304	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
305	1:Basarili 1:Basarili	*0.977	0.023
306	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
307	1:Basarili 1:Basarili	*1	0
308	1:Basarili 1:Basarili	*0.997	0.003
309	1:Basarili 1:Basarili	*1	0
310	1:Basarili 1:Basarili	*0.693	0.307
311	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
312	1:Basarili 1:Basarili	*0.973	0.027
313	1:Basarili 1:Basarili	*0.977	0.023
314	1:Basarili 1:Basarili	*0.869	0.131
315	1:Basarili 1:Basarili	*0.538	0.462
316	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
317	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
318	1:Basarili 1:Basarili	*0.981	0.019
319	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
320	1:Basarili 1:Basarili	*1	0
321	1:Basarili 1:Basarili	*0.967	0.033
322	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002

323	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
324	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
325	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
326	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
327	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
328	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
329	1:Basarili 1:Basarili	*0.976	0.024
330	1:Basarili 1:Basarili	*0.991	0.009
331	1:Basarili 1:Basarili	*0.981	0.019
332	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
333	1:Basarili 1:Basarili	*1	0
334	1:Basarili 1:Basarili	*0.962	0.038
335	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
336	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
337	1:Basarili 1:Basarili	*0.997	0.003
338	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
339	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
340	1:Basarili 1:Basarili	*0.995	0.005
341	1:Basarili 1:Basarili	*0.995	0.005
342	1:Basarili 1:Basarili	*0.995	0.005
343	1:Basarili 1:Basarili	*1	0
344	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
345	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
346	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
347	1:Basarili 1:Basarili	*0.934	0.066
348	1:Basarili 1:Basarili	*0.997	0.003
349	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
350	1:Basarili 1:Basarili	*0.996	0.004
351	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
352	1:Basarili 1:Basarili	*0.914	0.086
353	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
354	1:Basarili 1:Basarili	*0.963	0.037
355	1:Basarili 1:Basarili	*0.997	0.003
356	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
357	1:Basarili 1:Basarili	*0.996	0.004
358	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
359	1:Basarili 1:Basarili	*0.965	0.035
360	1:Basarili 1:Basarili	*1	0
361	1:Basarili 1:Basarili	*0.997	0.003
362	1:Basarili 1:Basarili	*0.973	0.027
363	1:Basarili 1:Basarili	*0.997	0.003
364	1:Basarili 1:Basarili	*0.972	0.028
365	1:Basarili 1:Basarili	*0.977	0.023
366	1:Basarili 1:Basarili	*0.975	0.025
367	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
368	1:Basarili 1:Basarili	*0.962	0.038
369	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
370	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
371	1:Basarili 1:Basarili	*0.985	0.015
372	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002

373	1:Basarili 1:Basarili	*0.996	0.004
374	1:Basarili 1:Basarili	*0.968	0.032
375	1:Basarili 1:Basarili	*0.985	0.015
376	1:Basarili 1:Basarili	*0.956	0.044
377	1:Basarili 1:Basarili	*0.973	0.027
378	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
379	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
380	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
381	1:Basarili 1:Basarili	*0.971	0.029
382	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
383	1:Basarili 1:Basarili	*1	0
384	1:Basarili 1:Basarili	*1	0
385	1:Basarili 1:Basarili	*0.974	0.026
386	1:Basarili 1:Basarili	*0.989	0.011
387	1:Basarili 1:Basarili	*0.992	0.008
388	1:Basarili 1:Basarili	*1	0
389	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
390	1:Basarili 1:Basarili	*0.966	0.034
391	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
392	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
393	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
394	1:Basarili 1:Basarili	*0.965	0.035
395	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
396	1:Basarili 1:Basarili	*1	0
397	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
398	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
399	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
400	1:Basarili 1:Basarili	*0.991	0.009
401	1:Basarili 1:Basarili	*0.959	0.041
402	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
403	1:Basarili 1:Basarili	*0.973	0.027
404	1:Basarili 1:Basarili	*0.983	0.017
405	1:Basarili 1:Basarili	*0.981	0.019
406	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
407	1:Basarili 1:Basarili	*0.968	0.032
408	1:Basarili 1:Basarili	*1	0
409	1:Basarili 1:Basarili	*1	0
410	1:Basarili 1:Basarili	*0.755	0.245
411	1:Basarili 1:Basarili	*0.985	0.015
412	1:Basarili 1:Basarili	*0.996	0.004
413	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
414	1:Basarili 1:Basarili	*0.931	0.069
415	1:Basarili 1:Basarili	*0.968	0.032
416	1:Basarili 1:Basarili	*0.93	0.07
417	1:Basarili 1:Basarili	*1	0
418	1:Basarili 1:Basarili	*0.941	0.059
419	1:Basarili 1:Basarili	*0.98	0.02
420	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
421	1:Basarili 1:Basarili	*1	0
422	1:Basarili 1:Basarili	*0.997	0.003

423	1:Basarili 1:Basarili	*0.993	0.007
424	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
425	1:Basarili 1:Basarili	*0.985	0.015
426	1:Basarili 1:Basarili	*0.997	0.003
427	1:Basarili 1:Basarili	*0.967	0.033
428	1:Basarili 1:Basarili	*0.997	0.003
429	1:Basarili 1:Basarili	*0.997	0.003
430	1:Basarili 1:Basarili	*0.965	0.035
431	1:Basarili 1:Basarili	*0.997	0.003
432	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
433	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
434	1:Basarili 1:Basarili	*0.931	0.069
435	1:Basarili 1:Basarili	*0.997	0.003
436	1:Basarili 2:Basarisz	+ 0.346	*0.654
437	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
438	1:Basarili 1:Basarili	*0.995	0.005
439	1:Basarili 1:Basarili	*0.95	0.05
440	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
441	1:Basarili 1:Basarili	*0.976	0.024
442	1:Basarili 1:Basarili	*0.972	0.028
443	1:Basarili 1:Basarili	*0.973	0.027
444	1:Basarili 1:Basarili	*0.997	0.003
445	1:Basarili 1:Basarili	*0.997	0.003
446	1:Basarili 1:Basarili	*0.991	0.009
447	1:Basarili 1:Basarili	*0.971	0.029
448	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
449	1:Basarili 1:Basarili	*0.977	0.023
450	1:Basarili 1:Basarili	*0.98	0.02
451	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
452	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
453	1:Basarili 1:Basarili	*0.733	0.267
454	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
455	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
456	1:Basarili 2:Basarisz	+ 0.126	*0.874
457	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
458	1:Basarili 1:Basarili	*0.965	0.035
459	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
460	1:Basarili 1:Basarili	*0.981	0.019
461	1:Basarili 1:Basarili	*0.971	0.029
462	1:Basarili 1:Basarili	*1	0
463	1:Basarili 1:Basarili	*0.968	0.032
464	1:Basarili 1:Basarili	*0.938	0.062
465	1:Basarili 1:Basarili	*0.996	0.004
466	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
467	1:Basarili 1:Basarili	*0.985	0.015
468	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
469	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
470	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
471	1:Basarili 1:Basarili	*0.968	0.032
472	1:Basarili 1:Basarili	*0.985	0.015

473	1:Basarili 1:Basarili	*1	0
474	1:Basarili 1:Basarili	*0.974	0.026
475	1:Basarili 1:Basarili	*1	0
476	1:Basarili 1:Basarili	*0.902	0.098
477	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
478	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
479	1:Basarili 1:Basarili	*0.987	0.013
480	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
481	1:Basarili 1:Basarili	*0.985	0.015
482	1:Basarili 1:Basarili	*1	0
483	1:Basarili 1:Basarili	*0.992	0.008
484	1:Basarili 1:Basarili	*0.936	0.064
485	1:Basarili 1:Basarili	*0.981	0.019
486	1:Basarili 1:Basarili	*0.972	0.028
487	1:Basarili 1:Basarili	*0.974	0.026
488	1:Basarili 1:Basarili	*0.986	0.014
489	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
490	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
491	1:Basarili 1:Basarili	*1	0
492	1:Basarili 1:Basarili	*0.87	0.13
493	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
494	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
495	1:Basarili 1:Basarili	*0.994	0.006
496	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
497	1:Basarili 1:Basarili	*0.995	0.005
498	1:Basarili 1:Basarili	*1	0
499	1:Basarili 1:Basarili	*1	0
500	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
501	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
502	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
503	1:Basarili 1:Basarili	*0.99	0.01
504	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
505	1:Basarili 1:Basarili	*1	0
506	1:Basarili 1:Basarili	*0.961	0.039
507	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
508	1:Basarili 1:Basarili	*0.966	0.034
509	1:Basarili 1:Basarili	*1	0
510	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
511	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
512	1:Basarili 1:Basarili	*0.966	0.034
513	1:Basarili 1:Basarili	*0.961	0.039
514	1:Basarili 1:Basarili	*1	0
515	1:Basarili 1:Basarili	*1	0
516	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
517	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
518	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
519	1:Basarili 1:Basarili	*0.968	0.032
520	1:Basarili 1:Basarili	*0.966	0.034
521	1:Basarili 1:Basarili	*1	0
522	1:Basarili 1:Basarili	*1	0

523	1:Basarili 1:Basarili	*0.997	0.003
524	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
525	1:Basarili 1:Basarili	*0.997	0.003
526	1:Basarili 1:Basarili	*0.855	0.145
527	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
528	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
529	1:Basarili 1:Basarili	*0.55	0.45
530	1:Basarili 1:Basarili	*0.931	0.069
531	1:Basarili 1:Basarili	*0.845	0.155
532	1:Basarili 1:Basarili	*0.976	0.024
533	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
534	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
535	1:Basarili 1:Basarili	*1	0
536	1:Basarili 1:Basarili	*0.995	0.005
537	1:Basarili 1:Basarili	*0.996	0.004
538	1:Basarili 1:Basarili	*1	0
539	1:Basarili 1:Basarili	*1	0
540	1:Basarili 1:Basarili	*0.976	0.024
541	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
542	1:Basarili 1:Basarili	*1	0
543	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
544	1:Basarili 1:Basarili	*1	0
545	1:Basarili 1:Basarili	*0.978	0.022
546	1:Basarili 1:Basarili	*0.989	0.011
547	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
548	1:Basarili 1:Basarili	*0.98	0.02
549	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
550	1:Basarili 1:Basarili	*0.986	0.014
551	1:Basarili 1:Basarili	*0.814	0.186
552	1:Basarili 1:Basarili	*0.974	0.026
553	1:Basarili 1:Basarili	*0.97	0.03
554	1:Basarili 1:Basarili	*0.656	0.344
555	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
556	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
557	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
558	1:Basarili 1:Basarili	*1	0
559	1:Basarili 1:Basarili	*0.974	0.026
560	1:Basarili 1:Basarili	*0.999	0.001
561	1:Basarili 1:Basarili	*0.998	0.002
562	1:Basarili 1:Basarili	*0.942	0.058
563	1:Basarili 1:Basarili	*0.966	0.034
564	1:Basarili 1:Basarili	*0.966	0.034
565	1:Basarili 1:Basarili	*0.958	0.042
566	1:Basarili 1:Basarili	*0.997	0.003
567	1:Basarili 1:Basarili	*1	0
568	1:Basarili 1:Basarili	*1	0
569	1:Basarili 1:Basarili	*0.996	0.004
570	1:Basarili 1:Basarili	*0.966	0.034
571	1:Basarili 1:Basarili	*0.652	0.348
572	1:Basarili 1:Basarili	*0.98	0.02

573	1:Basarili	1:Basarili	*0.999	0.001
574	1:Basarili	1:Basarili	*0.957	0.043
575	1:Basarili	1:Basarili	*0.996	0.004
576	1:Basarili	1:Basarili	*0.999	0.001
577	1:Basarili	1:Basarili	*0.858	0.142
578	1:Basarili	1:Basarili	*0.997	0.003
579	1:Basarili	1:Basarili	*0.997	0.003
580	1:Basarili	1:Basarili	*0.997	0.003
581	1:Basarili	1:Basarili	*0.996	0.004
582	1:Basarili	1:Basarili	*0.995	0.005

=== Stratified cross-validation ===

=== Summary ===

Correctly Classified Instances	5601	96.2371 %
Incorrectly Classified Instances	219	3.7629 %
Kappa statistic	0.9	
Mean absolute error	0.0517	
Root mean squared error	0.1706	
Relative absolute error	13.5269 %	
Root relative squared error	39.0091 %	
Total Number of Instances	5820	

=== Detailed Accuracy By Class ===

TP Rate	FP Rate	Precision	Recall	F-Measure	ROC Area	Class
0.983	0.098	0.967	0.983	0.975	0.988	Basarili
0.902	0.017	0.949	0.902	0.925	0.988	Basarisz
Weighted Avg.	0.962	0.077	0.962	0.962	0.988	

=== Confusion Matrix ===

a	b	<-- classified as
4249	72	a = Basarili
147	1352	b = Basarisz