



T.C.
MALTEPE ÜNİVERSİTESİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

TÜRK ÜNİVERSİTELERİNDEKİ BİLGİSAYAR
MÜHENDİSLİĞİ BÖLÜMLERİ MÜFREDATLARI
KULLANILARAK VERİ MADENCİLİĞİ UYGULAMASI
GERÇEKLEŞTİRİLMESİ

ZEYNEP BEHRİN GÜVEN
Yüksek Lisans Tezi

Tez Danışmanı
Doç. Dr. Turgay Tugay Bilgin

İSTANBUL – 2016

T.C.
MALTEPE ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

TÜRK ÜNİVERSİTELERİNDEKİ BİLGİSAYAR
MÜHENDİSLİĞİ BÖLÜMLERİ MÜFREDATLARI
KULLANILARAK VERİ MADENCİLİĞİ UYGULAMASI
GERÇEKLEŞTİRİLMESİ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Zeynep Behrin Güven

Tez Danışmanı
Doç. Dr. Turgay Tugay Bilgin

İSTANBUL – 2016

Bu tez çalışması, Maltepe Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu'nun / / tarih ve / sayılı kararıyla oluşturulan jüri tarafından Yüksek Lisans Tezi olarak kabul edilmiştir.

JÜRİ

Doç. Dr. Turgay Tugay Bilgin

Danışman

Yrd. Doç. Dr. Mehmet Ali Aksoy Tüysüz

Üye

Doç. Dr. Serhat Özekes

Üye

ÖZET

Yüksek Lisans Tezi, Türk Üniversitelerindeki Bilgisayar Mühendisliği Bölümleri Müfredatları Kullanılarak Veri Madenciliği Uygulaması Gerçekleştirilmesi, Maltepe Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Veri Madenciliği günümüzde birçok farklı alanda kullanılabilir. Son zamanlarda, eğitsel ortamlardan elde edilen veriler üzerinde veri madenciliği uygulamaları hızla artmaktadır. Eğitsel veri madenciliği, gelen farklı türlerdeki verilerin keşfedilmesi için yöntemlerin geliştirilmesi ve bu yöntemlerin öğrenci ve öğrenmenin gerçekleştiği ortamın daha iyi anlaşılması amacıyla kullanılması ile ilgilenen bir alan olarak tanımlanmaktadır.

Bu çalışmada, Türk Üniversitelerindeki Bilgisayar Mühendisliği Bölümleri müfredatları kullanarak bir eğitsel veri madenciliği uygulaması gerçekleştirilmiştir. Bilgisayar Mühendisliği Bölüm derslerinin birbirleriyle benzerlikleri karşılaştırılarak bu veriler üzerinde kümeleme analizi gerçekleştiren bir uygulama gerçekleştirilmiştir. Ayrıca, birliktelik analizi yöntemleri ile en sık ders birliktelikleri tespit edilmiştir. Bunlara ek olarak, Bilgisayar Mühendisliği Bölümlerinin başarısına etki eden derslerin hangileri olduğu karar ağacı algoritmaları kullanılarak belirlenmiştir.

Anahtar Kelimeler: Eğitsel Veri Madenciliği, Kümeleme, Birliktelik Analizi, Web Verisinden bilgi çıkarımı.

ABSTRACT

Master's Thesis, T.C Maltepe University, Institute of Sciences, Department of Computer Engineering.

Nowadays, data mining can be used in many different areas. Data mining on data obtained from the educational applications is increasing rapidly. Educational data mining is concerned with developing methods to explore the unique types of data in educational settings and, using these methods, to better understand students and the settings in which they learn.

In this study, an educational data mining analyze has been performed using the dataset of Computer Engineering Department curriculums of Turkish Universities. The computer engineering department courses in Turkish Universities were compared with each other and performed cluster analysis. Also, the most common course co-occurrences determined by using association analysis methods. In addition, which courses affects the success of the Computer Engineering Departments are determined using decision tree algorithms.

Keywords: Educational Data Mining, Clustering, Association Analysis, Web Data Retrieval.

TEŐEKKÜR

Tez konumu belirlememde beni yönlendiren, lisans öğrenimimden bu güne destek ve yardımlarını esirgemeyen değerli tez danışmanım sayın Doç. Dr. Turgay Tugay Bilgin'e, eğitim hayatım boyunca her zaman yanımda olan kıymetli ailem, değerli Hocalarım ve çalışma arkadaşlarıma en içten saygı, sevgi ve teşekkürlerimle...

Ocak – 2016

Zeynep Behrin Güven



İÇİNDEKİLER

ÖZET	i
ABSTRACT.....	ii
TEŞEKKÜR.....	iii
İÇİNDEKİLER.....	iv
ŞEKİLLER DİZİNİ	vi
TABLolar DİZİNİ	viii
SİMGELER DİZİNİ VE KISALTMALAR	ix
1. GİRİŞ	1
1.1 Tez Çalışmasının Amacı	1
1.2 Problemin Tanımı	1
1.3 Tez Çalışmasının Katkıları	1
1.4 Tez Düzeni.....	2
2. İLGİLİ ÇALIŞMALAR.....	3
2.1 Üniversitelerin Karşılaştırılması İle İlgili Çalışmalar.....	3
2.2 Üniversitelerden Sağlanan Veriler İle Yapılmış Çalışmalar.....	5
3. VERİ TOPLAMA VE TEMİZLEME	7
3.1 Veri Toplama Yöntemi	7
3.2 Karşılaşılan Güçlükler	7
3.3 Üniversitelerin Seçim Kriterleri	8
3.4 Veri Temizleme.....	8
3.5 Üniversitelerin Sıralanması ve URAP İndeksi.....	8
4. YAZILIM ALT YAPISI.....	9
4.1 KNIME Veri Madenciliği Platformu	9
4.2 Çalışmada Kullanılan Veri Madenciliği Yöntemleri	12
5. BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ BÖLÜM DERSLERİNE GÖRE ÜNİVERSİTELERİN KÜMELENMESİ.....	16
5.1 Kullanılan Bileşenler	16
5.2 Veri Dönüşüm İşlemleri	16

5.3 Kümeleme Algoritmalarının Çalıştırılması	20
5.4 Sonuçlar ve Yorumlar	23
6. BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ BÖLÜM DERSLERİNDE EN SIK BİRLİKTELİKLERİN APRIORI ALGORİTMASIYLA BELİRLENMESİ	24
6.1 Kullanılan Bileşenler	24
6.2 Veri Dönüşüm İşlemleri	24
6.3 Birliktelik Analizi Algoritmasının Çalıştırılması	25
6.4 Sonuçlar.....	31
7. BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ BÖLÜMLERİNİN BAŞARISINA ETKİ EDEN DERSLERİN KARAR AĞACI YÖNTEMİYLE BELİRLENMESİ.....	32
7.1 Kullanılan Bileşenler	32
7.2 Veri Dönüşüm İşlemleri	32
7.3 Karar Ağacı Algoritmasının Çalıştırılması.....	35
7.4 Sonuçlar.....	47
EK-A:	48
EK-B	58
EK-C:KÜMELEME SONUÇLARI	61
EK-D:DENDOGRAM	62
EK-E:KÜMELENEN ÜNİVERSİTELERİN RENKLENDİRİLMESİ.....	63
EK-F:KARAR AĞACI	64
KAYNAKLAR	65
ÖZGEÇMİŞ	68

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 1 –KNIME Düğümler	11
Şekil 2-KNIME Çalışma Alanı	11
Şekil 3-Veri Madenciliği Yöntemlerinin Kullanım Yüzdeleri.....	13
Şekil 4-XLS Reader Düğümü	16
Şekil 5-Create Byte Vector Düğümü	16
Şekil 6-Byte Vector Distances Düğümü	17
Şekil 7-Hierarchical Clustering Düğümü	18
Şekil 8-Hierarchical Cluster Assigner Düğümü	19
Şekil 9-Hierarchical Cluster View Düğümü	19
Şekil 10-Number to String Düğümü	19
Şekil 11-Column Filter Düğümü	20
Şekil 12-Color Manager Düğümü	20
Şekil 13-Düğümlerin Çalıştırılması	21
Şekil 14-Kümeleme Sonuçları	21
Şekil 15-Kümelenen Üniversitelerin Renklendirilmesi	22
Şekil 16-File Reader Düğümü.....	24
Şekil 17-FP Growth Düğümü	24
Şekil 18-Frequent Items Düğümü.....	25
Şekil 19-Düğümlerin Çalıştırılması	26
Şekil 20-En sık bulunan dersler listesi	30
Şekil 21- K=2 Seçildiğinde derslerin birlikteliği çizgesi	30
Şekil 22- K=3 Seçildiğinde derslerin birlikteliği çizgesi	31
Şekil 23-File Reader Düğümü.....	32
Şekil 24-Decision Tree Learner Düğümü.....	33
Şekil 25-Desicion Tree to Ruleset	35
Şekil 26-Karar Ağacı İçin Düğümlerin Çalıştırılması	35
Şekil 27-Karar Ağacı Kök	36
Şekil 28-Karar Ağacı 1.Düğüm.....	37
Şekil 29-Karar Ağacı 2.Düğüm.....	38
Şekil 30-Karar Ağacı 3.Düğüm.....	39
Şekil 31-Karar Ağacı 4.Düğüm.....	39
Şekil 32-Karar Ağacı 6.Düğüm.....	39
Şekil 33-Karar Ağacı 8.Düğüm.....	39
Şekil 34-Karar Ağacı 10.Düğüm	40
Şekil 35-Karar Ağacı 11.Düğüm.....	40
Şekil 36-Karar Ağacı 13.Düğüm.....	40
Şekil 37-Karar Ağacı 5.Düğüm.....	40
Şekil 38-Karar Ağacı 14.Düğüm.....	41
Şekil 39-Karar Ağacı 7.Düğüm.....	41

Şekil 40-Karar Ağacı 16.Düğüm.....	41
Şekil 41-Karar Ağacı 17.Düğüm.....	41
Şekil 42-Karar Ağacı 15.Düğüm.....	42
Şekil 43-Karar Ağacı 9.Düğüm.....	43
Şekil 44-Karar Ağacı 18.Düğüm.....	43
Şekil 45-Karar Ağacı 12.Düğüm.....	43
Şekil 46-Karar Ağacı 19.Düğüm.....	43
Şekil 47-Kümeleme Sonuçları-2	61
Şekil 48-Kümeleme Sonuçları-3	61
Şekil 49-Kümeleme Sonuçları-4	61
Şekil 50-Kümelenen Üniversitelerin Renklendirilmesi-3	63
Şekil 51-Kümelenen Üniversitelerin Renklendirilmesi-4	63
Şekil 52-Kümelenen Üniversitelerin Renklendirilmesi-5	63
Şekil 53-Kümelenen Üniversitelerin Renklendirilmesi-6	63
Şekil 54-Kümelenen Üniversitelerin Renklendirilmesi-7	63

TABLÖLAR DİZİNİ

Tablo 1. Derslerin Eş Değerlik Tablosu	50
Tablo 2. URAP İndeksi.	60



SİMGELER DİZİNİ VE KISALTMALAR

URAP	: University Ranking by Academic Performance
KNIME	: Konstanz Information Miner
YSA	: Yapay Sinir Ağları
KA	: Karar Ağaçları
ÖSYM	: Öğrenci Seçme ve Yerleştirme Merkezi
ID3	: Induction of Decision Trees 3
NBTree	: Naive-Bayes Tree
CHAID	: Chi-Squared Automatic Interaction Detector
C&RT	: Classification and Regression Trees
AKTS	: Avrupa Kredi Transfer Sistemi
JRE	: Java Development Kit
API	: Application Programming Interface
CRM:	: Customer Relationship Management

1.GİRİŞ

1.1 Tez Çalışmasının Amacı

Bu tez çalışması ile üniversitelerdeki Bilgisayar Mühendisliği bölümlerinin müfredatlarının karşılaştırılarak benzerliklerinin ortaya çıkarılması, veri madenciliği tekniklerinden olan Kümeleme yönteminin Bilgisayar Mühendisliği ders planları üzerinde uygulanması, Karar Ağacı yöntemi ile Bilgisayar Mühendisliği bölümlerinin başarısına etki eden derslerin belirlenmesi, Birliktelik Analizi algoritmaları ile bölüm derslerinin birlikteliklerinin bulunması amaçlanmıştır.

1.2 Problemin Tanımı

Günümüzde üniversitelerin öğretim programlarına bakıldığında, iki farklı üniversitenin aynı bölümlerindeki ders içeriklerine göre zorunlu derslerin birbirinden farklı olduğu görülmektedir. Farklı üniversitelerde, fakat aynı bölümdeki bu derslerin içeriklerinin birbirine ne kadar benzediği, bu benzerlik doğrultusunda hangi üniversitelerin birbiriyle ne kadar ilişkili olduğu, araştırması yapılmamıştır. Ayrıca, yeni açılacak olan bir üniversitede öğretim programı oluşturulurken hangi derslerin yer alması gerektiği konusu geniş bir zaman almaktadır. Bu çalışmada bu problemleri ortadan kaldırmak için, öğretim programlarında hangi derslerin birbirlerine benzediği, bölümlerin başarısına etkileyen derslerin hangileri olduğu ve hangi bölüm derslerinin birlikte alınması gerektiği ele alınmıştır.

1.3 Tez Çalışmasının Katkıları

Bu tez çalışması ile, üniversitelerdeki Bilgisayar Mühendisliği bölüm derslerinin birbirleriyle benzerlikleri karşılaştırılmış, URAP indeksine göre, Türk üniversitelerindeki Bilgisayar Mühendisliği bölümlerinin başarı sıralamaları incelenmiş, Bilgisayar Mühendisliği bölümlerinin başarısına etki eden derslerin hangileri olduğu Karar Ağaçları algoritmalarıyla belirlenmiştir. Bu çalışma, Bilgisayar Mühendisliği bölümlerinin müfredatlarına göre üniversitelerin benzerliğini ortaya çıkarmasına yardımcı olmuştur. Aynı zamanda üniversitelerde

yeni kurulacak olan Bilgisayar Mühendisliđi bölümleri için ders planı ve ders içeriđi oluřturma konusunda yardımcı olacaktır.

1.4 Tez Düzeni

Bu tez çalıřması, yedi ana bölümden oluřmaktadır. 2.Bölüm'de Türkiye ve Dünya'da üniversitelerin karşılařtırılması ile ilgili yapılan veri madenciliđi çalıřmaları ele alınmıřtır. Tez çalıřmasında kullanılacak verilerin veri toplama yöntemleri, veri toplama sırasında karşılařılan güçlükler, üniversitelerin seçim kriterleri ve veri temizleme işlemleri 3.Bölüm'de anlatılmıřtır. 4.Bölüm'de KNIME veri madenciliđi platformu ve çalıřmada kullanılan hiyerarřik kümeleme yöntemine değinilmiřtir. 5.Bölüm'de ise Bilgisayar Mühendisliđi Bölüm Derslerine göre üniversitelerin kümelenmesi için KNIME platformunda kullanılan gerekli bileřenler ve veri dönüşüm işlemleri anlatılmıřtır. 6.Bölüm'de Bilgisayar Mühendisliđi bölüm derslerinde en sık birlikteliklerin Birliktelik Analizi algoritmalarıyla belirlenmesi anlatılmıřtır. 7.Bölüm'de ise Bilgisayar Mühendisliđi bölümlerinin başarısına etki eden derslerin Karar Ađaçları algoritmalarıyla belirlenmesi ele alınmıřtır.

2. İLGİLİ ÇALIŞMALAR

Bu bölümde Türkiye’de ve diğer ülkelerdeki üniversitelerde veri madenciliği ile ilgili yapılmış çalışmalar anlatılmıştır.

2.1 Üniversitelerin Karşılaştırılması İle İlgili Çalışmalar

Çin’deki açık öğretim üniversitesinde bulunan öğrencilerin başarı verileri karar ağacı algoritması kullanılarak modellenmesi Wilton Fok ve arkadaşlarının çalışmasında ele alınmıştır. Ayrıca bu çalışmada; deney sonuçlarına göre, alanlar arasındaki ortaya çıkan başarı notları farklıdır. Çevrim içi eğitimi geliştiren sınıflama kuralları elde edilmiştir [1].

R.R. Kabra ve R.S. Bicher tarafından ele alınan diğer çalışmada ise; karar ağacı kullanılarak model oluşturulmuş, bu modelde öğrencilerin akademik performansları kullanılması ve karar ağacının sonuçları mühendislik sınavlarında öğrencilerin performansının tahminde kullanılması ele alınmıştır [2].

Delavari ve Beikzadeh veri madenciliğinin kullanımı için genel kurallar vermiş olup, farklı veri madenciliği tekniklerinin eğitim verilerine ne kadar uygulanabilirliğini tartışmıştır [3].

ID3 algoritması kullanılarak elde edilen modelde, öğrencilere ait geçmiş akademik performansların nasıl kullanılabileceği Surjeet Kumar’ın çalışmasında ele alınmış olup, ID-3 algoritması ile MCA dersine yapılacak olan öğrenci kayıtları tahmin etmek için kullanılmıştır [4].

Hırvat ve İskoç öğrencilerinin davranışlarının karşılaştırılması ve öğrenci algılarına göre homojen iki gruba ilişkisel olarak belirlenmesi amaçlanan çalışmada, veri madenciliği bağlamında istatistiksel ve küme analizleri kullanıldığında elde edilen sonuçlar gösteriyor ki, İskoç öğrencileri genellikle Hırvat öğrencilerinden daha

olumlu ve e-öğrenme yeteneğine sahiptir [5]. Üniversiteler arası bu tür çalışmalar önemlidir. Çünkü bu çalışmalar öğrenci e-öğrenme adaptasyonunun daha gerçekçi bir görüşüne imkan sağlamış olup, düzenli olarak gerçekleştirilmelidir.

Tjioe Marvin Christian ve Mewati Ayub'un çalışmasında veri madenciliği için kullanılan veri; öğrencinin kişisel verileri, eğitim verileri başvuru bilgileri ve akademik verilerdir. NBTtree sınıflandırma tekniği, öğrencilerin performanslarını tahmin etmekte kullanılan bir veri madenciliği tekniğidir [6].

Vietnam'daki büyük yerel üniversite olan Can Tho Üniversitesi ile Tayland'daki 86 farklı şehirden gelen öğrencileri olan Asya Teknoloji Enstitüsü'nün lisans ve lisansüstü öğrenci öğrencilerinin akademik performanslarını tahmin etmek için Karar Ağaçları ve Bayes Ağları karşılaştırılmıştır [7]. Bu 2 çeşit öğrenci popülasyonu çok farklı olmasına rağmen, veri madenciliği araçları öğrenci performansını tahmin ederken benzer sonuçları bulmayı başarmıştır. Bu araçları kullanarak sırasıyla Can Tho Üniversitesi'nde %71-73 oranında doğrulukla {başarısız, başarılı, iyi, çok iyi}, Asya Teknoloji Enstitüsünde ise %93-94 oranında doğrulukla {başarısız, geçti} tahmin etmiştir. Bu tahminler, Can Tho Üniversitesi'nde %64 oranında doğrulukla öğrencileri tanımak ve derslerinden başarısız olan öğrencilere yardımcı olmak açısından faydalı olmuştur. Aynı zamanda, Asya Teknoloji Enstitüsü'nde burs vermek için başarılı öğrencileri seçiminde % 82 oranında doğrulukla faydalı olmuştur.

Yapılan analiz sonuçlarına göre, Karar Ağaçlarının % 3-12 oranında Bayes Ağlarına göre daha doğru olduğu görülmüştür. Çalışma, öğrenci performanslarını tahmin etmekte kesin sonuçlar verir, veri madenciliği algoritmalarını karşılaştırmakta kesinlik sağlar.

Hana Bydzovska ve Lubomir Popelinsky çalışmalarında, eğitsel verileri kullanarak öğrenci performansını tahmin etmeye odaklanmışlardır [8]. Öğrenciler, başarılı bir şekilde mezun olmak için seçmeli ve isteğe bağlı olarak ders seçerler. Uygun olanları

arařtırmak ve derslerle ilgilenmek zaman alır ve asıl amaç bu derslerle ilgili öğrencilere tavsiye vermektir. Çalışmada 2 faydalı yaklaşım ele alınmıştır. Sonuçlar, sosyal ağdan alınan verilerin ve yapısal özelliklerin analizi ile elde edilmiştir. Sosyal ağ analizi ve veri madenciliğine dayalı metodu doğrulamak için, Masarayk üniversitesi bilgi sisteminden elde edilen verileri değerlendirilmiş olup, bu metot oldukça genel bir metot olması ile diğer üniversitelerde kullanılabilir.

2.2 Üniversitelerden Sağlanan Veriler İle Yapılmış Çalışmalar

Farklı fakülte ve programlara yeni kayıt yaptıran öğrencilerin gelecekteki başarılarının tahmin edilmesine olanak sağlayacak sınıflandırma modellerinin elde edilmesinde lojistik regresyon analizi ve yapay sinir ağları yöntemlerinin performanslarının karşılaştırılması amaçlanan çalışma, Ankara Üniversitesi Eğitim Bilimleri Fakültesi ile Dil Tarih Coğrafya Fakültesinin bazı programlarındaki 419 öğrenci ile yapılmıştır. Sonuca göre yapay sinir ağlarının, regresyon analizine göre doğruluğu daha yüksek sınıflandırma olasılığı sunmuştur [9].

Sinan Aydın ve Ali Ekrem Özkul'un birlikte yaptıkları çalışma ise, eğitim gören öğrencilere ilişkin farklı kaynaklardaki veriler ile bir araya getirilerek öğrenci performansını tahmin etmeye yönelik bir uygulamadır. Farklı sınıflama modelleri karşılaştırması yapılmıştır. Buna göre en yüksek başarı oranı CSO karar ağacı algoritmasıdır [10].

2009-2010 eğitim döneminde Selçuk Üniversitesi 3 fakülte 1 yüksekokuldaki öğrencilerin ortak zorunlu derslerindeki başarı analizi yapılmıştır. Öğrenci notları, öğrenci işlerinden ORACLE veri tabanından alınarak gerekli dönüşümler yapılmıştır. Analiz sonucunda çeşitli fakülte ve yüksekokullarındaki öğrencilerin ortak zorunlu ders başarıları karşılaştırılmıştır. Mühendislik fakültesi öğrencilerinin Tarih, Edebiyat, İngilizce gibi derslerde diğer fakülte öğrencilerine göre daha başarılı olduğu anlaşılmış, sosyal bilimler meslek yüksekokulu öğrencilerinin Mühendislik ve Fen Fakültesi öğrencilerine göre başarılarının daha düşük olduğu görülmüştür. Bu

bölüm öğrencilerinin sınavsız geçiş ile gelmiş ya da üniversite giriş puanları daha düşüktür. Bu da ortak dersler ile doğru orantılıdır [11].

Veri madenciliği yöntemlerinden olan yapay sinir ağları (YSA)ve karar ağaçları(KA) kullanılarak Fırat Üniversitesi Eğitim Fakültesi Bilgisayar ve Öğretim Teknolojileri Eğitimi bölümü öğrencilerinin mezuniyet notlarının tahmin edildiği çalışmada, yapay sinir ağlarının, karar ağaçlarına göre daha iyi tahmin başarımı sağladığı görülmüştür [12].

Mühendislik fakültelerine temel matematik bilgi ve becerisi yetersiz olarak gelen öğrenciler, matematik dersinde riskli öğrenci olarak sınıflandırılmaktadır. Emre Çomak'ın yaptığı çalışmanın amacı, destek vektör makineleri yöntemini kullanarak riskli öğrencileri tahmin etmektir. 2007 yılında Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Fakültesi'ne başlayan 434 öğrencinin üniversite giriş sınavı sonucuna ait verilerin kullanıldığı araştırma sonuçlarına göre, öğrencilerin matematik, fen bilimleri, Türkçe testlerinin sonuçları ile lise mezuniyet başarı puanlarının Matematik -1 dersindeki başarılarını tahminde önemli rol oynadığı bulunmuştur. 145 öğrenci verisi ise test için kullanılmış ve Matematik-1 dersinden geçen öğrencilerin %86 'sı doğru olarak tahmin edilmiştir [13].

2007 yılında Cumhuriyet Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi öğrencilerine ait veriler kullanılarak veri madenciliği yapılmıştır [14]. Bu çalışmada, öğrencilere ait verilerden yararlanarak, hem bu verileri en başarılı sınıflandıran karar ağaçlarına ait algoritma, hem de bu algoritmanın üreteceği sınıflar tespit edilmeye çalışılmıştır. Çalışma sonucunda LADTree algoritmasının öğrenci verilerini sınıflandırmada en başarılı algoritma olduğu ve 13 değişik sınıf ürettiği anlaşılmıştır.

3. VERİ TOPLAMA VE TEMİZLEME

3.1 Veri Toplama Yöntemi

Uygulamada veri toplama işlemi için, ÖSYM tarafından 2015 yılında ilan edilen 2014 yılına ait LYS(Lisans Yerleştirme Sınavı)'na ait üniversitelerin yerleştirme puan bilgilerinin yer aldığı Tablo 4 referans alınmıştır. Öncelikle, Tablo 4'te alfabetik sırayla yer alan üniversitelerden Bilgisayar Mühendisliği bölümü olan toplamda 88 üniversite, İngilizce ve Türkçe programları olarak ayrı bir şekilde veri tabanına kaydedilmiştir.

Veri tabanına kaydedilen üniversitelerden Bilgisayar Mühendisliği bölümünün ders içeriklerine erişmek için, her üniversitenin kendi web sayfası aracılığıyla önce fakülte daha sonra ise bölüm sayfasındaki bölüm ders planları ve ders içerikleri ayrı ayrı incelenmiştir. Veri tabanındaki ilk tabloya, alfabetik sıralamada yer alan birinci üniversite ile başlayarak, ders planında yer alan zorunlu dersler yazılmıştır. Sırasıyla diğer üniversitelerin zorunlu derslerin içeriği, daha önce eklenen diğer derslerin içeriğiyle aynı ise tabloya 1, değilse 0 değeri yazılır. Veri tabanında yer alan ikinci tabloya ise, ders içeriği aynı ancak isimleri farklı olan derslerin hangi isimlerle yer aldığı bilgisi eklenmiştir. Derslerin eş değerlik tablosu Ek-A Tablo-1'de yer almaktadır.

Bir üniversitede Bilgisayar Mühendisliği bölümü hem Mühendislik Fakültesinde, hem de Teknoloji Fakültesinde yer alıyorsa ve ders planı farklıysa, her iki fakülte birinci tabloya ayrı bir satır olarak eklenmiştir.

3.2 Karşılaşılan Güçlükler

Bilgisayar Mühendisliği ders planı ve içeriği üniversitelerin web sayfalarında fakültenin veya bölüme ait sayfada ya da, üniversitelerin web sayfasında Avrupa Kredi Transfer Sistemi(AKTS) bilgi paketinde yer almaktadır. Ancak birçok üniversitenin web sayfasında Bilgisayar Mühendisliği bölümünün ders içerikleri ve ders planları bulunmamaktadır. Ders içerikleri bulunmayan üniversiteler teze dahil edilmemiştir. Bazı üniversitelerin web sayfalarında ise, ders planları yer almasına

rağmen ders içerikleri yer almamaktadır. Benzer şekilde bu üniversiteler de tez çalışmasına dahil edilmemiştir.

Birçok üniversitede, bazı derslerin içeriği bulunurken bazı derslerin içeriği bulunmamaktadır. Böyle bir durumla karşılaşıldığında dersin ismine göre eğer başka bir üniversitede aynı isimde olan ders varsa, içeriğinin de aynı olacağını kabul edilmiştir.

3.3 Üniversitelerin Seçim Kriterleri

Tez çalışmasında referans alınan ÖSYM kılavuzunda yer alan Türkiye, Kuzey Kıbrıs Türk Cumhuriyeti'ndeki Mühendislik Fakültelerinde bölümü "Bilgisayar Mühendisliği, Bilgisayar ve Yazılım Mühendisliği" olan tüm devlet ve vakıf üniversiteleri dahil edilmiştir.

3.4 Veri Temizleme

Tez çalışması için, alfabetik sırada yer alan üniversitelerin ders planlarındaki zorunlu dersler birinci tabloya eklenirken, içeriği aynı ancak dersin ismi farklı olanlar ikinci bir tabloya eklenmiştir. Eğer, bir üniversitede güz veya bahar dönemi müfredatında yer alan bir ders ile bu dersin devamı niteliğinde isimlendirilen ikinci dersin içeriği başka bir üniversitede tek bir ders adı altında yer alıyorsa, bu ders tek bir ders olarak sayılmıştır. Bir üniversitenin müfredatında yer alan bir ders olduğu göre o ders sadece tek bir üniversitede var ise; birinci tablodan silinmiştir.

3.5 Üniversitelerin Sıralanması ve URAP İndeksi

URAP Araştırma Laboratuvarı 2009 yılında Orta Doğu Teknik Üniversitesi Enformatik Enstitüsü bünyesinde kurulmuştur. URAP'ın amacı yükseköğretim kurumlarını akademik başarıları doğrultusunda değerlendirebilmek için bilimsel metotlar geliştirmek ve yapılan çalışmaların sonuçlarını kamuoyu ile paylaşmaktır [15].

URAP tarafından 2015 yılı Haziran ayında üniversite adayları için hazırlanan Türk üniversitelerinin başarı sıralaması Ek-B Tablo-2'de yer almaktadır.

4. YAZILIM ALT YAPISI

4.1 KNIME Veri Madenciliği Platformu

Konstanz Information Miner (KNIME) isimli veri madenciliği aracı, Konstanz Üniversitesi görsel veri madenciliği araştırma grubu tarafından Java tabanlı Eclipse Rich Client Platformu üzerinde geliştirilmiştir. KNIME, büyük işletmelerde kullanılmak üzere yazılım mühendisliği süreçleri kullanılarak titiz, profesyonel yazılımcılar tarafından geliştirilmiştir.

İlk hedefleri, her hangi bir uygulama alanına odaklanmadan, farklı veri işleme, yükleme dönüşüm, analiz ve görsel arama modüllerinin kolay entegrasyonu için izin veren yüksek ölçeklenebilir açık veri işleme platformu oluşturmaktır. Platform, iş birliği ve araştırma platformu olarak tasarlanmıştır.

2012 yılı itibarıyla, KNIME sadece fen bilimleri değil aynı zamanda bankalar, yayıncılar, danışmanlık firmaları, diğer çeşitli sektörlerde ve dünya çapında araştırma gruplarının kullandığı 15.000 üzerinde fiili kullanıcısı olan bir platform haline gelmiştir [16].

KNIME kullanıcıya birçok alanla beraber eğitim ve araştırma amaçlı ortak çalışma ortamı sunmaktadır. KNIME veri madenciliği aracı, Eclipse platformunun desteklediği tüm işletim sistemlerinde kuruluma gerek kalmadan çalışabilmektedir. Kendi içinde bir JRE barındırmaktadır. Bu yüzden işletim sisteminde Java kurulu olmasına gerek yoktur [17] .

KNIME, kullanıcıya görsel veri akışı sağlayan, analiz adımlarının tamamını veya bir kısmı üzerinde seçim yapılarak yürütülmesini sağlayan ve veri ve modelden sonuçlarını interaktif olarak sağlayan modüler bir veri keşif platformudur.

KNIME modüler API özelliği ile Eclipse platformunu temel alır ve kolayca genişleyebilir. Bu modülerlik ve genişleyebilirlik özelliği KNIME'in öğretim ve araştırma özelliklerinin yanında ticari olarak da kullanılmasını sağlar. KNIME bileşenlerinden bazıları aşağıda verilmiştir.

- **G/Ç:** Dosyalardan ya da veri tabanlarından veri alış verişi yapar.
- **Veri Manipülasyon:** Filtreleyerek veri ön işleme, gruplama, pivot, kovalama, normalleştirme, toplama, karıştırma, örnekleme, bölümlenme gibi.
- **Görüntüleme:** Veriyi ve sonuçlarını birçok görüntüleme aracı ile verinin keşfinin sağlanmasını kolaylaştırır.
- **Madencilik:** Demetleme, karar ağaçları, kural oluşturma, ilişki kuralları, sınır ağları, destek vektör makineleri [18].

KNIME, başlangıçta kullanım amacı ilaç endüstrisi için olsa da, özellikleri sayesinde bir çok alanda kullanılabilmektedir[19] . Örneğin,

- CRM müşteri veri analizi,
- İş zekası ve finansal veri analizi,
- Doğal Dil İşleme,
- Görüntü İşleme

alanlarında kullanılabilmektedir. .

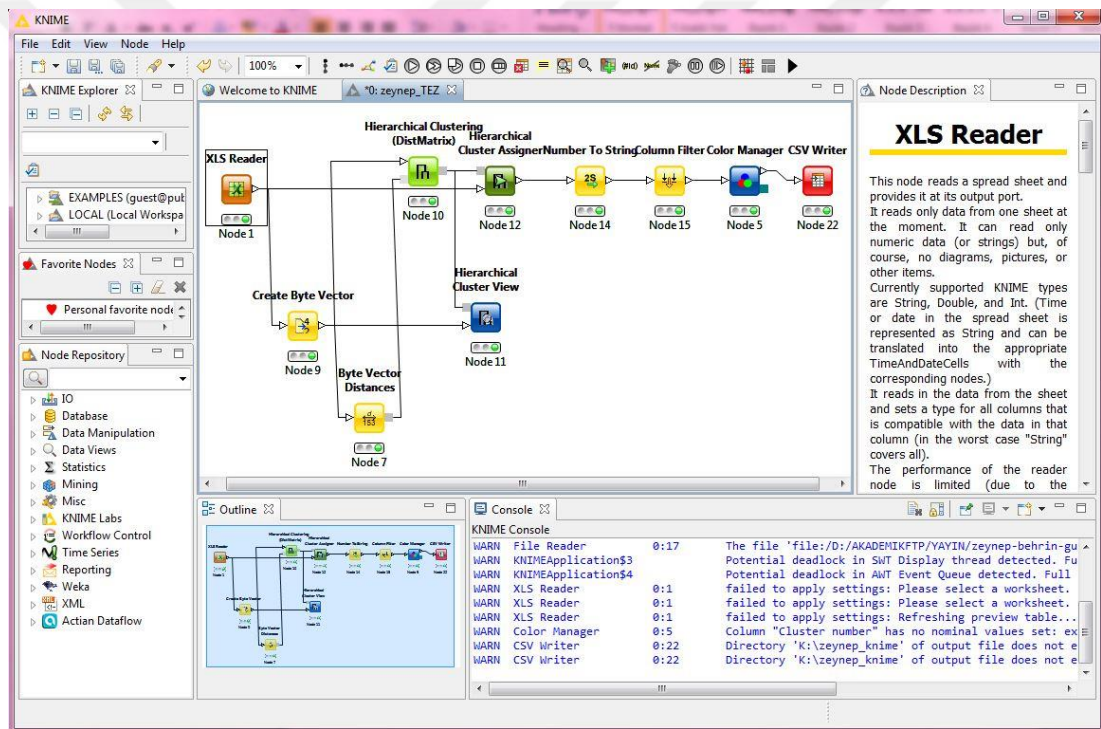
KNIME, iş akışlarıyla çalışan, iş akışlarını grafiksel olarak gerçekleştiren bir veri madenciliği platformudur. Veri analizinin her adımında düğüm adı verilen küçük kutular çalıştırılır. Düğümlerin sırası iş akışını belirler. Düğümler sürükle bırak yöntemiyle ekrana yerleştirilir. Düğümler arasındaki bağlantı, fare aracılığıyla seçilen kaynak düğümden hedef düğüme sürükle bırak yöntemi ile gerçekleşmektedir.

Her düğüm, giriş olarak bir veri seti alır, çalıştırır ve çıkış portunda kullanılabılır hale getirir. KNIME’da her düğüm 3 farklı durumda bulunabilir. Düğüm aktif değil ve henüz konfigüre edilmemişse kırmızı ışık, konfigüre edilip çalıştırılmamışsa sarı ışık, başarılı bir şekilde çalışmış ise yeşil ışık yanar. Eğer düğüm hatalı bir biçimde çalışmış ise, düğümde sarı ışık yanar (Şekil-1).



Şekil 1 –KNIME Düğümler

KNIME çalışma alanı, kullanıcının iş akışlarını oluşturduğu editördür. KNIME çalışma alanı Eclipse editöründe geliştirilmiş bir eklentidir. En üstte bir menü, araç çubuğu ve birkaç tane panelden oluşur (Şekil-2).



Şekil 2-KNIME Çalışma Alanı

Workflow Project panelinde, seçili çalışma bölümünde bulunan projeler sıralanır. Node Repository panelinde, kullanılabilir tüm düğümler bulunur. Outline paneli, workflow editörünün küçük bir taslağıdır. Node Description paneli, workflow editöründe seçili olan bir düğümün fonksiyonuyla ilgili özet bilgiler gösterir. Console panelinde ise, kullanıcıya hata ve uyarı mesajlarını gösterilir [20].

4.2 Çalışmada Kullanılan Veri Madenciliği Yöntemleri

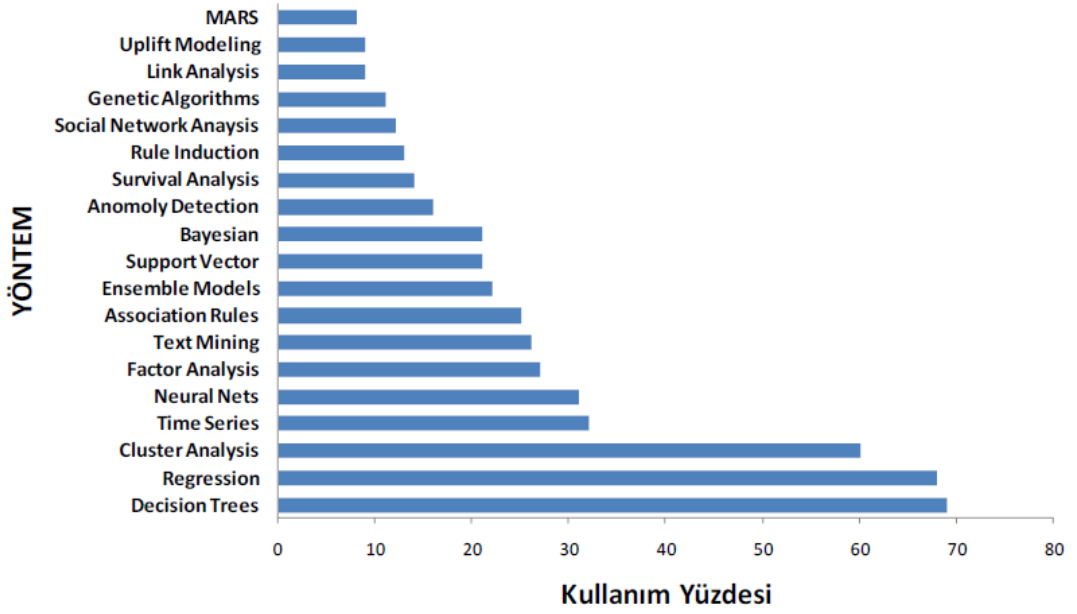
Tez çalışmasında, Hiyerarşik Kümeleme, Karar Ağaçları, Birliktelik Analizi yöntemleri kullanılmıştır. Kümeleme yöntemi; verilerin kendi aralarındaki benzerliklerin göz önüne alınarak gruplandırılması işlemidir. Kümeleme analizi, gruplanmamış verileri benzerliklerine göre sınıflandırmak ve araştırmacıya özetleyici bilgiler elde etmesi konusunda yardımcı olmak amacıyla ortaya çıkmıştır [21].

Kümeleme yöntemi, birçok iş alanında uygulanabilen, kolayca yorumlanabilen ve etkili yöntem olma özelliğinden dolayı son zamanlarda popüler olan yöntemlerden biridir. Bu yüzden neredeyse tüm bilim alanlarında bu yöntemden yararlanılmaktadır. Kümeleme analizi, verileri küme içerisinde çok benzer, kümeler arasında ise farklı olacak biçimde kümeler. Eğer, kümeleme işlemi başarılı olmuşsa bir geometrik çizim yapıldığında veriler küme içerisinde birbirine çok yakın, kümeler ise birbirinden uzak olacaktır. Aynı gruptaki verilerin benzerlikleri, farklı gruptaki verilerin ayrılıkları ne kadar başarılı bir kümeleme yapıldığının ölçütüdür.

Hiyerarşik kümeleme; birbirine benzeyen iki kümeyi birleştirir. Hiyerarşik kümeleme yöntemleri birimleri birbirleri ile değişik aşamalarda bir araya getirerek ardışık biçimde kümeler belirlemeyi ve bu kümelere girecek elemanların hangi uzaklık (ya da benzerlik) düzeyinde küme elemanı olduğunu belirlemeye yarayan bir yöntemdir [22].

Hiyerarşik kümeleme; gruplayıcı ve bölücü olmak üzere 2 grupta incelenir. Gruplayıcı hiyerarşik yöntemde her birim veya her gözlem başlangıçta bir küme olarak kabul edilir. Daha sonra en yakın iki küme (veya gözlem) yeni bir kümede toplanarak birleştirilir. Böylece her adımda küme sayısı bir azaltılır. Bu süreç dendogram veya ağaç grafiği adı verilen şekilde gösterilebilir. Bölücü hiyerarşik yöntemde ise süreç gruplayıcı hiyerarşik yöntemin tam tersidir. Bu yöntemde tüm gözlemlerden oluşan büyük bir küme ile başlanır. Benzer olmayan gözlemler ayıklanarak daha küçük kümeler oluşturulur. Her gözlem tek başına küme oluşturana kadar işleme devam edilir [23].

Karar ağaçları, kolay uygulanabilmesi ve sonuçların anlaşılabilir olması nedeniyle yaygın olarak kullanılan veri madenciliği tekniklerindedir. Şekil-3’de görüldüğü gibi veri madenciliği algoritmaları içerisinde en çok kullanılanı karar ağaçlarıdır (%69). Bunu sırasıyla Regresyon (%68) ve Kümeleme Analizleri (%60) takip etmektedir [24].



Şekil 3-Veri Madenciliği Yöntemlerinin Kullanım Yüzdeleri

Karar ağaçları akış şemalarına benzeyen yapılardır. Her bir nitelik bir düğüm tarafından temsil edilir. Dallar ve yapraklar ağaç yapısının elemanlarıdır. En son yapı ”yaprak”, en üst yapı “kök” ve bunların arasında kalan yapı ise “dal” olarak adlandırılır. Karar ağaçları sınıflama algoritmasını uygulayabilmek için uygun bir alt yapı sağlamaktadır [25].

Karar ağaçları elde edilmesi ve yorumlanması kolay algoritmalarıdır. Bu algoritmalar sınıflandırma algoritmaları içerisinde yer almaktadır. En yaygın kullanılan karar ağacı algoritmaları aşağıda verilmiştir [26].

- CHAID (Chi-Squared Automatic Interaction Detector , Kass 1980)
- C&RT (Classification and Regression Trees, Breiman ve Friedman, 1984)
- ID3 (Induction of Decision Trees, Quinlan, 1986)

- C4.5 (Quinlan, 1993)

Karar ağaçlarında kullanılan temel algoritma yapısı adımları aşağıdaki gibidir[24].

1. Başlangıçta bütün noktalar ağacın kökünde toplanmaktadır.
2. Tüm örneklem aynı sınıfa ait olması durumunda, düğüm yaprağa dönüşür ve aynı isim ile adlandırılır.
3. Aksi halde düğümdeki örneklem birden fazla sınıfa aittir. Bu durumda test yapılarak karar verilir ve bir bölümlenme meydana gelmektedir.
4. Kategorik veriler kullanılmaktadır. Sürekli değişkenlerin kesikli değişken haline dönüştürülmesi gerekmektedir.
5. Bir dal, test değişkenin tüm değerleri için oluşturulmakta ve örneklemin bölümlenmesi buna göre yapılmaktadır.
6. Örneklemin her bölümlenmesinde yinelemeli olarak aynı algoritma kullanılmaktadır.
7. Bölümlenmenin sona ermesi için aşağıdaki koşullardan birisinin gerçekleşmesi gerekmektedir.
 - a. Bir düğümde bulunan bütün örneklem aynı sınıfa aittir.
 - b. Bölünmenin yapılacağı başka değişken kalmamıştır.
 - c. Başka örneklem kalmamıştır.

Karar ağaçları,

- Kişilerin kredi geçmişlerini kullanarak kredi kararlarının verilmesi,
- Geçmişte işletmeye en faydalı olan bireylerin özelliklerini kullanarak işe alma süreçlerinin belirlenmesi,
- Tıbbi gözlem verilerinden yararlanarak en etkin kararların verilmesi,
- Hangi değişkenlerin satışları etkilediğinin belirlenmesi,
- Üretim verilerini inceleyerek ürün hatalarına yol açan değişkenlerin belirlenmesi gibi uygulamalarda kullanılmaktadır [27].

Birliktelik kuralı, geçmiş verilerin analiz edilerek bu veriler içindeki birliktelik davranışlarının tespiti ile geleceğe yönelik çalışmalar yapılmasını destekleyen bir yaklaşımdır. Birliktelik kuralları modelinin amacı, veri parçalarının birlikte gerçekleşme (co-occurrence) ilişkilerinin tümünü ortaya çıkarmaktır. Birliktelik kuralının matematiksel modeli 1993 yılında Agrawal, Imielinski ve Swami tarafından ifade edilmiştir [28].

Birliktelik kuralları kullanışlı ve anlaşılması kolay olduğundan finans, telekomünikasyon, pazarlama, perakendecilik ve on-line ticaret gibi endüstriyel alanlarda geniş bir alana yayılmıştır. Ancak birliktelik kuralının en çok bilinen uygulama alanı market sepeti veri analizidir. Market sepeti analizinde, müşterilerin aldıkları ürünler ile bunların arasındaki ilişkiler ortaya çıkartılır. Birliktelik kuralında, müşterilerin alışveriş esnasında satın aldıkları ürünler arasındaki birliktelik-ilişki bağlarını bularak, müşterilerin satın alma alışkanlıklarının tespit edilmesi amaçlanmaktadır. Keşfedilen bu birliktelik-ilişki sayesinde müşterilerin hangi ürünleri bir arada aldıkları bilgisini ortaya çıkarmakta ve market yöneticileri de bu bilgi ışığında daha etkili satış stratejileri geliştirebilmektedirler.

Örneğin, süpermarket alışverişi sırasında müşteriler patates cipsi aldıktan sonra genelde aynı alışverişte kola da satın alıyorsa, bu iki ürün arasında kuvvetli bir birliktelik-ilişki kuralı var anlamı çıkarılır. Bu elde edilen veri sayesinde, bu ürünlere ek ürün satışı yapmak için düzenlemeler yapılabilir.

X_i ve Y_j veri tabanındaki nesnelere üzere bir birliktelik kuralı $\{X_1, X_2, \dots, X_m\} \Rightarrow \{Y_1, Y_2, \dots, Y_n\}$ şeklinde gösterilir. Bu ifade “ X_1, X_2, \dots, X_m nesnelere bulduğu işlemlerde sık olarak Y_1, Y_2, \dots, Y_n ’ de aynı işlemlerde yer alır” anlamına gelmektedir [29].

5. BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ BÖLÜM DERSLERİNE GÖRE ÜNİVERSİTELERİN KÜMELENMESİ

5.1 Kullanılan Bileşenler

Uygulamada öncelikle, kullanılması gereken düğümler Node Repository panelinden. XLS Reader, Creator Byte Vector, Byte Vector Distances, Hierarchical Clustering, Hierarchical Cluster Assigner, Hierarchical Cluster View, Number to String, Column Filter, Color Manager sürükle bırak yöntemiyle çalışma alanına yerleştirilmiştir. Her bir bileşen ayrı ayrı konfigüre edilip çalıştırılmıştır.

5.2 Veri Dönüşüm İşlemleri

İlk olarak dosyadan verilerin okunması gerekmektedir. Dosyadan okunacak veriler için öncelikle XLS Reader düğümü ekrana yerleştirilmiştir(Şekil-4). XLS Reader düğümü için veriler sayısal veya karakter türünden olmak zorundadır.

XLS Reader



Şekil 4-XLS Reader Düğümü

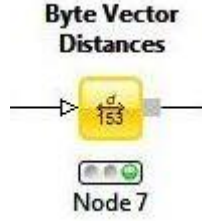
XLS Reader düğümünü bağladığımız Create Byte Vector düğümü ise, dosyadaki her bir üniversiteyi bir dizi olarak kabul edip, kolon değerini 1 yapmaktadır(Şekil-5).

Create Byte Vector



Şekil 5-Create Byte Vector Düğümü

Bu düğüm de Byte Vector Distances düğümüne bağlanmıştır(Şekil-6). Byte Vector Distances düğümü, her üniversitenin diğer üniversitelere olan uzaklığını Minkovski Uzaklığı, Öklid Uzaklığı, Cosine Uzaklığı, Manhattan Uzaklığından biri seçilmek şartıyla 4 farklı yöntemle hesaplamaktadır [30].



Şekil 6-Byte Vector Distances Düğümü

Minkovski Uzaklığı: Öklid uzayında bir ölçümdür. İki Öklid uzaklığı ve Manhattan Uzaklığının bir genelleştirilmesi ile bulunur. Minkovski Uzaklığı (1)'deki gibi bulunur:

$$\left(\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^p \right)^{1/p} . \quad (1)$$

Öklid Uzaklığı: İki nokta arasındaki doğrusal uzaklığı (2)'deki gibi hesaplar:

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^p (x_{ik} - x_{jk})^2} \quad (2)$$

d_{ij} ; i. ve j. birimin k. değişken değeri

x_{ik} ; i. birimin k. değişken değeri

x_{jk} ; j. birimin k. değişken değeri

$i= 1, \dots, n$; $j= 1, \dots, n$ ve $k=1, \dots, p$ 'dir. n birim ve p değişken sayısıdır.

Cosine Uzaklığı: İki vektör arasındaki uzaklığın kosinüsüdür. Denklem (3)' deki gibi hesaplanır.

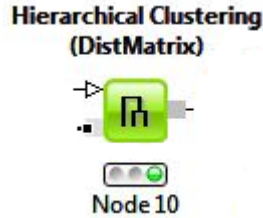
$$\text{similarity} = \cos(\theta) = \frac{A \cdot B}{\|A\| \|B\|} = \frac{\sum_{i=1}^n A_i \times B_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (A_i)^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^n (B_i)^2}} \quad (3)$$

Manhattan Uzaklığı: Vektör değerlerinin mutlak değerleri toplamıdır (4).

$$d_{ij} = \sum_{k=1}^p |x_{ik} - x_{jk}| \quad (4)$$

Bu düğüm için en uygun olan yöntemi Cosine Uzaklığı seçilmiştir.

Byte Vector Distances düğümü ise Hierarchical Clustering düğümüne bağlanmıştır. Hierarchical Clustering giriş verisi olarak uzaklık vektörünü almaktadır(Şekil-7).



Şekil 7-Hierarchical Clustering Düğümü

Bir sonraki adım ise Hierarchical Cluster Assigner düğümüne bağlamaktır. Bu düğüm ise, verileri belirlediğimiz küme sayısına göre kümelemektedir(Şekil-8).



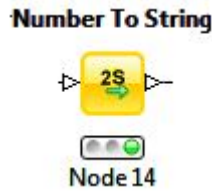
Şekil 8-Hierarchical Cluster Assigner Düğümü

Hierarchical Clustering düğümünün ikinci bağlantı noktası ise Hierarchical Cluster View düğümüdür (Şekil-9). Bu düğüm, görselleştirme için kullanılmıştır. Kümeleneş veriler dendogram ile görselleştirilir.



Şekil 9-Hierarchical Cluster View Düğümü

Hierarchical Cluster Assigner 'ın bağı olduğı ikinci bir düğüm kolonlardaki sayısal deęerleri karakter türüne dönüştürme işleminin yapıldığı Number to String düğümüdür (Şekil-10).



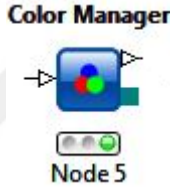
Şekil 10-Number to String Düğümü

Bu düğüm kümeleme işleminden önce verilerin bulunduğu tablodan istenmeyen sütunların görünmesini engelleyen Column Filter düğümüne bağlanmıştır (Şekil-11).



Şekil 11-Column Filter Düğümü

Bu düğüm ise Color Manager olarak tanımlanan, kümelenen verilerin her birini ayrı renkte olarak tanımlamamızı gerçekleştiren düğüme bağlanmıştır (Şekil-12).

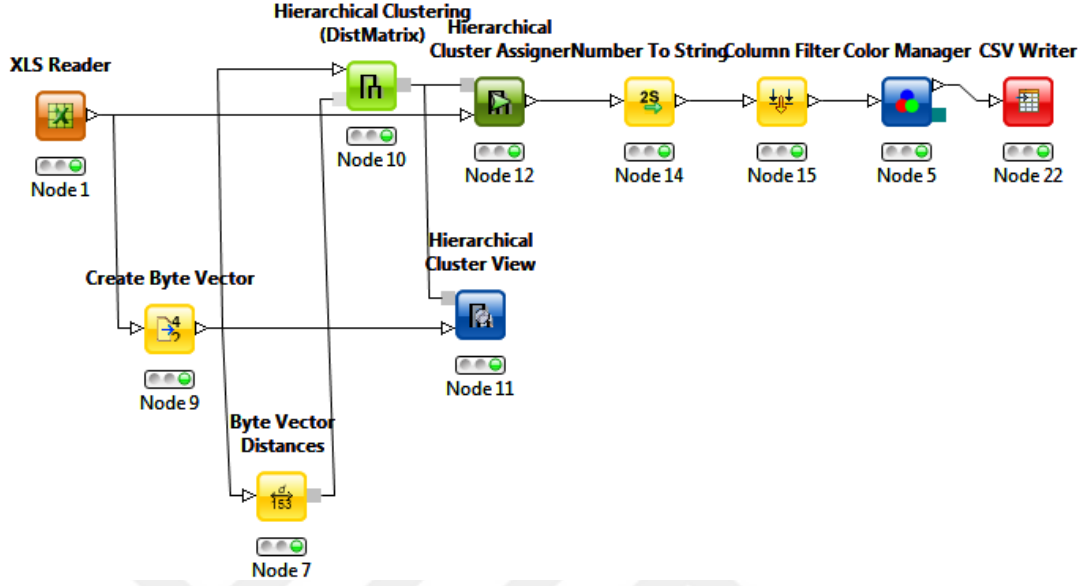


Şekil 12-Color Manager Düğümü

Color Manager düğümü, uzantısı ve yolu tanımlanan bir dosyaya kümelenen verileri yazdırır.

5.3 Kümeleme Algoritmalarının Çalıştırılması

Tüm düğümler Şekil-13 deki gibi gerekli bağlantıları kurularak tek tek çalıştırılmıştır. Hierarchical Cluster Assigner bileşeni konfigüre edilirken verileri kaç kümeye ayıracağı bilgisini ister. Küme sayısı ne kadar büyükse, kümeleme işleminin doğruluk oranı daha iyi olmaktadır. Çünkü küme sayısının küçük tutulması çok sayıda üniversitenin bir küme içinde yer alması anlamına gelir. Bu da doğruluk oranını düşürmektedir. Düğümlerin çeşitli dönüşümleri sonrasında bölüm derslerine göre birbirlerine benzeyen üniversiteler bir küme oluşturur. Hierarchical Cluster Assigner bileşenin çalıştırıldıktan sonra, üzerinde sağ tıklayıp Clustered Data özelliği seçilmiştir. Açılan dosyada, bölüm derslerinin sonuna bir sütun eklendiği görülmüştür (Şekil 14'deki Cluster Number sütunu). Bu sütun, hangi üniversitenin hangi kümede yer aldığı bilgisini içerir. Kümelenen üniversitelerin tamamının sıralaması Ek-C'de yer almaktadır.



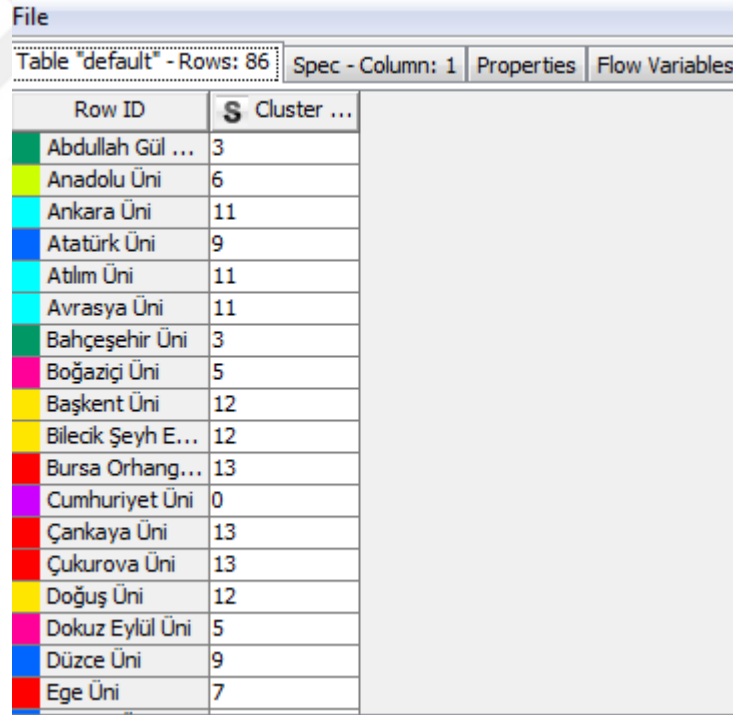
Şekil 13-Düğümlerin Çalıştırılması

Row ID	y...	Yapay ...	Teknolo...	Entrepr...	Cluster number
Abdullah Gül ...	0	0	0	0	3
Anadolu Üni	0	0	0	0	6
Ankara Üni	0	0	0	0	11
Atatürk Üni	0	0	0	0	9
Atılım Üni	0	0	0	0	11
Avrasya Üni	0	0	0	0	11
Bahçeşehir Üni	0	0	0	0	3
Boğaziçi Üni	0	0	0	0	5
Başkent Üni	0	0	0	0	12
Bilecik Şeyh E...	0	0	0	0	12
Bursa Orhang...	0	0	0	0	13
Cumhuriyet Üni	0	0	0	0	0
Çankaya Üni	0	0	0	0	13
Çukurova Üni	0	0	0	0	13
Doğuş Üni	0	0	0	0	12
Dokuz Eylül Üni	0	0	0	0	5
Düzce Üni	0	0	0	0	9
Ege Üni	0	0	0	0	7
Erciyes Üni	0	0	0	0	9
FatihSultanM...	0	0	0	0	2
Fatih Üni	0	0	0	0	13

Şekil 14-Kümeleme Sonuçları

Hierarchical Cluster Assigner bileşeni, bölüm derslerine göre üniversiteleri kümeledikten sonra görselleştirme için kullanılan Hierarchical Cluster View bileşenin View Dendogram/Distance View özelliği seçilmiştir. Bu özellik kümelenen tüm üniversiteleri Dendogram ile görmemizi sağlar. Kümeleme sonucunda oluşan Dendogram Ek-D’de verilmiştir.

Kümeleme işlemine başka bir yaklaşım olan renklendirme yöntemi için Color Manager bileşeni kullanılmıştır. Bu bileşen, küme sayılarına göre renk seçme imkanı sunmaktadır. Şekil-15’de Color Manager bileşenin konfigüre edilip çalıştırıldığında, aynı kümede olan üniversitelerin aynı renge sahip olduğu görülmektedir. Üniversitelerin tamamının yer aldığı liste Ek-E’de verilmiştir.



Row ID	Cluster ...	
Abdullah Gül ...	3	
Anadolu Üni	6	
Ankara Üni	11	
Atatürk Üni	9	
Atılım Üni	11	
Avrasya Üni	11	
Bahçeşehir Üni	3	
Boğaziçi Üni	5	
Başkent Üni	12	
Bilecik Şeyh E...	12	
Bursa Orhang...	13	
Cumhuriyet Üni	0	
Çankaya Üni	13	
Çukurova Üni	13	
Doğu Üni	12	
Dokuz Eylül Üni	5	
Düzce Üni	9	
Ege Üni	7	

Şekil 15-Kümelenen Üniversitelerin Renklendirilmesi

5.4 Sonular ve Yorumlar

Hiyerarşik Kümleme Algoritmasının alıřtırılması sonucunda, Türk Üniversiteleri Bilgisayar Mühendisliđi Bölümü ders müfredatlarındaki zorunlu dersleri kümelenmiştir. Oluřan kümeler incelendiđinde genellikle aynı cođrafî bölgede bulunan üniversitelerin bir küme oluşturduđu görülmüřtür. Ayrıca kümelerdeki üniversiteler incelendiđinde, aynı üniversitelerden mezun olmuş olan akademisyenlerin alıřtığı üniversitelerde benzer adlı derslerin yer aldığı görülmüřtür.



6. BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ BÖLÜM DERSLERİNDE EN SIK BİRLİKTEKİLERİN APRIORI ALGORİTMASIYLA BELİRLENMESİ

6.1 Kullanılan Bileşenler

Bilgisayar mühendisliği bölüm müfredatlarında en sık birlikte bulunan derslerin belirlenmesi için, KNIME Node Repository panelinden File Reader, FP-Growth ve Frequent Items bileşenleri çalışma alanına yerleştirilip, ayrı ayrı konfigüre edilip çalıştırılmıştır.

6.2 Veri Dönüşüm İşlemleri

Öncelikle veri tabanında kayıtlı olan verileri okumamız için gereken File Reader düğümü çalışma alanına yerleştirilmiştir (Şekil-16). File Reader düğümü, sadece “.csv” türündeki dosyalardan veri okuyabildiğinden veriler “.csv” uzantılı dosya biçimine dönüştürülmüştür.



Şekil 16-File Reader Düğümü

File Reader düğümü FP-Growth ve Frequent Items isimli iki ayrı düğüme bağlanmıştır. File Reader düğümünü bağladığımız FP-Growth düğümü (Şekil-17) Transaction Field, Item Field, Minimum Support ve Minimum Confidence özelliklerinden oluşur.



Şekil 17-FP Growth Düğümü

FP-Growth düğümünün Transaction Field özelliği, veri setinde yer alan öğelerin kim tarafından gerçekleştiğini belirlemek için kullanılır. Minimum Support özelliği veri setinde öğeler arasındaki birlikteliğin ne kadar sık olduğunu, Minimum Confidence özelliği ise, bu birlikteliklerin doğruluğunu ifade etmektedir. K değeri ise belirlenen sayı kadar öğe kümeleri oluşturmak için kullanılmaktadır.

FP-Growth algoritması farklı Minimum Support ve Minimum Confidence değerleri ile çalıştırılmıştır, fakat en iyi sonuçları 0,9 değeri ile ürettiği için bu değer seçilmiştir. K değeri öğe seti uzunluğunu belirtir. Örneğin K=3 ise 3 elemanlı birliktelik kuralları elde edilir.

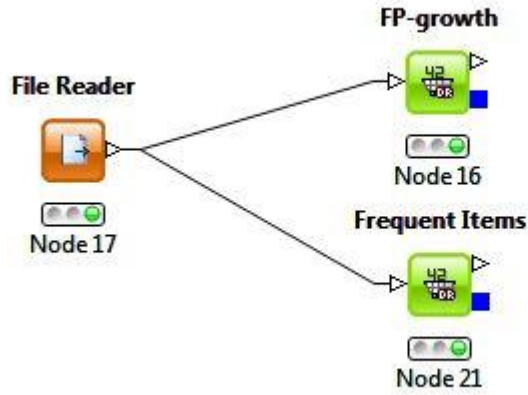
File Reader düğümünü bağladığımız Frequent Items düğümü, veri kümesi içinde en sık bulunan öğelerin ne kadar sıklıkta bulunduğunu hesaplar(Şekil-18). Frequent Items düğümünün Transaction Identifier Field, Item Identifier Field, Minimum Support ve Label Field olmak üzere dört özelliği vardır. Transaction Identifier Field, transaction tanımlayıcı verinin hangi sütunda olduğunu belirtmeyi sağlar. Item Field, bir transaction'da yer alan öğelerin bulunduğu sütunu belirtmeyi sağlar. Minimum Support alanı, Apriori algoritmasının Minimum Support parametresini belirlemeyi sağlar.



Şekil 18-Frequent Items Düğümü

6.3 Birliktelik Analizi Algoritmasının Çalıştırılması

Birliktelik analizi için çalışma alanına getirilen File Reader, FP-Growth ve Frequent Items düğümü ayrı ayrı konfigüre edilip çalıştırılmıştır(Şekil-19) .



Şekil 19-Düğümün Çalıştırılması

FP-Growth düğümü konfigüre edilip çalıştırılmıştır. Düğümün çalıştırılması sonucunda, yalnız 1 dersin yer aldığı öge seti (1-Itemset) Tablo-2’de, 2 dersli birlikteliklerin yer aldığı öge seti (2-Itemset) Tablo-3’de, 3 dersli birlikteliklerin yer aldığı öge seti ise (3-Itemset) Tablo-4’de gösterilmiştir.

TABLO 2: 1 Dersli Birliktelik Tablosu

ITEM SET	SUPPORT	ITEM COUNT
Introduction to Programming	0.9885	1
Data Structures and Algorithms	0.977	1
Introduction to Digital Logic	0.954	1
Operating Systems	0.9425	1
Database Management Systems	0.9195	1
Discrete Computanional Structures	0.908	1
Introduction to Programming	0.9885	1
Data Structures and Algorithms	0.977	1
Introduction to Digital Logic	0.954	1
Operating Systems	0.9425	1

TABLO 3: 2 Dersli Birliktelik Tablosu

ITEM SET	SUPPORT	ITEM COUNT
Introduction to Programming Data Structures and Algorithms	0.977	2
Introduction to Programming Operating Systems	0.9425	2
Data Structures and Algorithms Introduction to Digital Logic	0.9425	2
Introduction to Programming Introduction to Digital Logic	0.9425	2
Data Structures and Algorithms Operating Systems	0.931	2
Data Structures and Algorithms Discrete Computanional Structures	0.908	2
Introduction to Programming Discrete Computanional Structures	0.908	2
Data Structures and Algorithms Database Management Systems	0.908	2
Introduction to Programming Database Management Systems	0.908	2
Introduction to Digital Logic Operating Systems	0.908	2

TABLO 4: 3 Dersli Birliktelik Tablosu

ITEM SET	SUPPORT	ITEM COUNT
Introduction to Programming Data Structures and Algorithms Introduction to Digital Logic	0.9425	3
Introduction to Programming Data Structures and Algorithms Operating Systems	0.931	3
Introduction to Programming Data Structures and Algorithms Discrete Computanional Structures	0.908	3
Introduction to Programming Data Structures and Algorithms Database Management Systems	0.908	3
Introduction to Programming Introduction to Digital Logic Operating Systems	0.908	3

FP-Growth düğümü çalıştırdıktan sonra 1'li,2'li 3'lü derslerin en sık birlikteliklerine göre aşağıdaki kuralların oluştuğu görülmüştür.

- {Introduction to Programming}->{Data Structures and Algorithms}
- {Data Structures and Algorithms}->{Introduction to Programming}
- {Data Structures and Algorithms}->{Introduction to Digital Logic}
- {Introduction to Digital Logic}->{Data Structures and Algorithms}
- {Introduction to Programming}->{Data Structures and Algorithms, Introduction to Digital Logic}
- {Data Structures and Algorithms}->{Introduction to Programming, Introduction to Digital Logic}
- {Introduction to Digital Logic}->{Introduction to Programming, Data Structures and Algorithms}
- {Introduction to Programming, Data Structures and Algorithms}->{Introduction to Digital Logic}
- {Introduction to Programming, Introduction to Digital Logic}->{Data Structures and Algorithms}
- {Data Structures and Algorithms, Introduction to Digital Logic}->{Introduction to Programming}
- {Introduction to Programming}->{Introduction to Digital Logic}
- {Introduction to Digital Logic}->{Introduction to Programming}
- {Introduction to Programming}->{Operating Systems}
- {Operating Systems}->{Introduction to Programming}
- {Data Structures and Algorithms}->{Operating Systems}
- {Operating Systems}->{Data Structures and Algorithms}
- {Introduction to Programming}->{Data Structures and Algorithms, Operating Systems}
- {Data Structures and Algorithms}->{Introduction to Programming, Operating Systems}
- {Operating Systems}->{Introduction to Programming, Data Structures and Algorithms}
- {Introduction to Programming, Data Structures and Algorithms}->{Operating Systems}
- {Introduction to Programming, Operating Systems}->{Data Structures and Algorithms}
- {Data Structures and Algorithms, Operating Systems}->{Introduction to Programming}
- {Introduction to Digital Logic}->{Operating Systems}
- {Operating Systems}->{Introduction to Digital Logic}
- {Introduction to Programming}->{Introduction to Digital Logic, Operating Systems}
- {Introduction to Digital Logic}->{Introduction to Programming, Operating Systems}

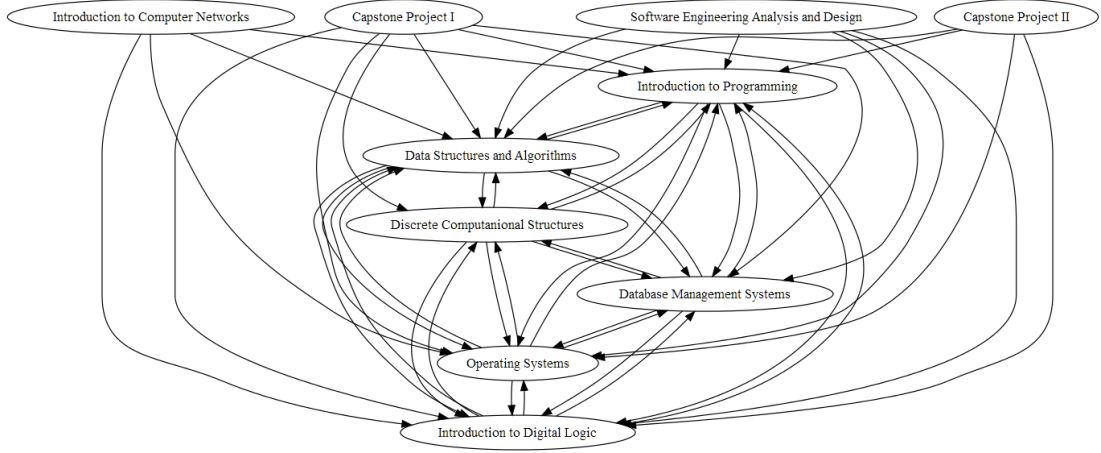
- {Operating Systems}->{Introduction to Programming, Introduction to Digital Logic}
- {Introduction to Programming, Introduction to Digital Logic}->Operating Systems}
- {Introduction to Programming, Operating Systems}->{Introduction to Digital Logic}
- {Introduction to Digital Logic, Operating Systems}->{Introduction to Programming}
- {Data Structures and Algorithms}->{Database Management Systems}
- {Database Management Systems}->{Data Structures and Algorithms}
- {Introduction to Programming}->{Data Structures and Algorithms, Database Management Systems}
- {Data Structures and Algorithms}->{Introduction to Programming, Database Management Systems}
- {Database Management Systems}->{Introduction to Programming, Data Structures and Algorithms}
- {Introduction to Programming, Data Structures and Algorithms}->{Database Management Systems}
- {Introduction to Programming, Database Management Systems}->{Data Structures and Algorithms}
- {Data Structures and Algorithms, Database Management Systems}->{Introduction to Programming}
- {Introduction to Programming}->{Database Management Systems}
- {Database Management Systems}->{Introduction to Programming}
- {Data Structures and Algorithms}->{Discrete Computational Structures}
- {Discrete Computational Structures}->{Data Structures and Algorithms}
- {Introduction to Programming}->{Data Structures and Algorithms, Discrete Computational Structures}
- {Data Structures and Algorithms}->{Introduction to Programming, Discrete Computational Structures}
- {Discrete Computational Structures}->{Introduction to Programming, Data Structures and Algorithms}
- {Introduction to Programming, Data Structures and Algorithms}->{Discrete Computational Structures}
- {Introduction to Programming, Discrete Computational Structures}->{Data Structures and Algorithms}
- {Data Structures and Algorithms, Discrete Computational Structures}->{Introduction to Programming}
- {Introduction to Programming}->{Discrete Computational Structures}
- {Discrete Computational Structures}->{Introduction to Programming}

Şekil-20'deki listede ise, Frequent Items düğümünün çalıştırıldıktan sonra üniversitelerde en sık bulunan derslerin toplamda kaç üniversitede yer aldığını listesi yer almaktadır.

Row Number	Col1	item_count
1	Introduction to Programming	86
2	Data Structures and Algorithms	85
3	Introduction to Digital Logic	83
4	Operating Systems	82
5	Database Management Systems	80
6	Discrete Computational Structures	79
7	Capstone Project I	75
8	Introduction to Computer Networks	74
9	Capstone Project II	73
10	Software Engineering Analysis and Design	73

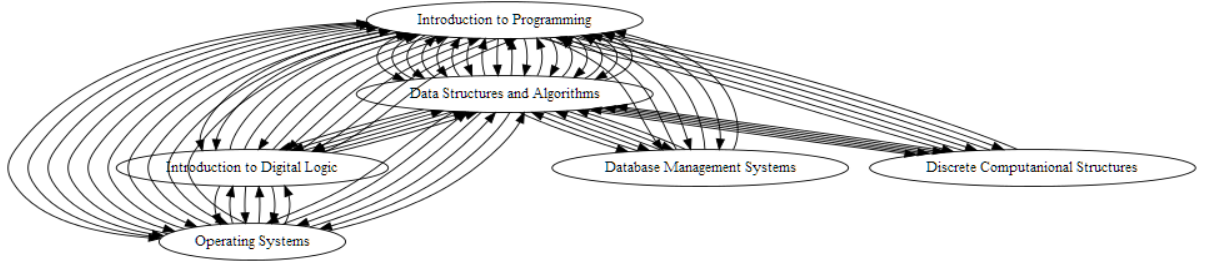
Şekil 20-En Sık Bulunan Dersler Listesi

FP-Growth düğümü Minimum Support değeri 0.8 ve Minimum Confidence değeri 0.9, K değeri ise 2 seçildiğinde birliktelik kuralları Şekil-21'deki gibi bir çizge yapısı oluşturmuştur.



Şekil 21- K=2 Seçildiğinde Derslerin Birlikteliği Çizgesi

FP-Growth düğümü Minimum Support ve Minimum Confidence değeri 0.9, K değeri ise 3 olarak verildiğinde en iyi sonucu vermiştir. Bu sonuca göre, birliktelik kuralları Şekil-22'deki gibi bir çizge oluşturmuştur.



Şekil 22- K=3 Seçildiğinde Derslerin Birlikteliği Çizgesi

6.4 Sonuçlar

Birliktelik analizi algoritmalarının sonucunda üniversitelerde hangi dersin hangi dersle birlikte alındığı; en sık hangi derslerin birlikte alındığı, 1, 2, ve 3 dersli birliktelik analizleri ortaya çıkarılmıştır. Birliktelik Analizi algoritmasının sonuçlarına göre, Bilgisayar Mühendisliği bölüm müfredatlarında olması gereken temel derslerin Introduction to Programming, Data Structures and Algorithms, Introduction to Digital Logic, Database Management Systems, Discrete Computational Structures ve Operating Systems olduğu görülmüştür. Ayrıca Introduction to Programming dersinin üniversitelerin neredeyse tümünün müfredatında yer aldığı açıkça belli olmaktadır.

7. BİLGİSAYAR MÜHENDİSLİĞİ BÖLÜMLERİNİN BAŞARISINA ETKİ EDEN DERSLERİN KARAR AĞACI YÖNTEMİYLE BELİRLENMESİ

7.1 Kullanılan Bileşenler

Bilgisayar Mühendisliği bölümlerinde okutulan zorunlu derslerin yer aldığı tabloya URAP tarafından 2015 yılı Haziran ayında üniversite adayları için hazırlanan Türk üniversitelerinin başarı sıralaması yeni bir kolon olarak eklenmiştir. Bu kolonda Üniversitelerin başarı sıralaması sayısal olarak değil, ayrık değerler olarak girilmiştir. “Çok İyi”, “İyi”, “Orta”, “Kötü”, “Çok Kötü” şeklinde eşit ayrık değerler ile başarı kolonu oluşturulmuştur. Bilgisayar Mühendisliği bölüm müfredatlarına erişilen 88 üniversiteden 63 tanesinin URAP sıralamasında yer aldığı görülmüştür.

Bilgisayar Mühendisliği bölümlerinin başarısına etki eden derslerin Karar Ağacı yöntemiyle belirlenmesi için File Reader, Decision Tree Learner ve Decision Tree to Ruleset bileşenleri çalışma alanına yerleştirilip, ayrı ayrı konfigüre edilip çalıştırılmıştır.

7.2 Veri Dönüşüm İşlemleri

File Reader düğümü , .csv uzantılı dosya türlerini kabul etmektedir. Bu yüzden veri tabanı “.csv” türüne dönüştürülmüştür (Şekil-23).File Reader düğümünün Read Column Header özelliği aktif hale getirilmiştir. Bu özellik, dosyanın ilk satırındaki öğeleri sütun adları olarak kullanmak için kullanılır.



Şekil 23-File Reader Düğümü

File Reader düğümü, bölüm başarısına etki eden dersleri karar ağacı yöntemiyle belirlenmesini sağlayan Decision Tree Learner düğümüne bağlanmıştır (Şekil-24).



Şekil 24-Decision Tree Learner Düğümü

Decision Tree Learner düğümünün Class Column özelliğinde URAP sıralamasının yer aldığı sütun seçilmiştir. Quality Measure özelliği, Gini Index veya Gain Ratio seçeneklerinden oluşmaktadır.

Gini Index, değeri veri setindeki varlıkların oranı olarak tanımlanabilir. İki varlığın gini değeri aynı çıkarsa sonuç dağılımları aynı demektir. Eğer veri setindeki bir nitelikte 3 veya daha fazla seçenek bulunuyorsa ve ikiden fazla bölünmeye izin verilmediği için birbirine yakın seçenekler gruplandırılır [31].

Gini indeksi, denklem (5)'deki gibi hesaplanır.

$$gini(S) = 1 - \sum_{j=1}^n p_j^2 \quad (5)$$

Denklemdaki n, ilgili düğümdeki sınıf sayısı, p_j ise sınıfın o düğümdeki olasılığıdır. Düğümde kullanılan niteliğe göre alt dalların gini indis değeri ise denklem (6) ile hesaplanır.

$$gini_{alt}(S) = \sum_{j=1}^v \left[\frac{N_j}{N} gini(S_j) \right] \quad (6)$$

Bu formülde v alt düğüm sayısı, N_j alt düğümdeki örnek sayısı, S_j ise alt düğümlere ait gini indis değeridir. O düğümde kullanılacak bütün nitelikler için alt dalların gini indis değeri hesaplanarak en küçük gini indis değerine sahip olan nitelik o düğümdeki ayırıştırıcı olarak seçilir [32].

Gain Ratio, ID3, C4.5 gibi karar ağacı metotlarında en ayırt edici niteliği belirlemek için her nitelik için ölçülen bilgi kazancıdır. Bilgi Kazancı ölçümünde Entropy

kullanılır. Entropy rastgeleliği, belirsizliği ve beklenmeyen durumun ortaya çıkma olasılığını gösterir [33].

Bir veri setinin $\{C_1, C_2, \dots, C_k\}$ şeklinde birden fazla sınıftan oluştuğunu ve T'nin sınıf değerlerini gösterdiğini düşündüğümüzde, bir sınıfa ait olasılık $P_i = (C_i / |T|)$ olur ve sınıflara ait entropi denklem (7) ile hesaplanır [34].

$$\text{Entropi}(T) = - \sum_{i=1}^n p_i \log_2(p_i) \quad (7)$$

Veri setindeki A özniteliğine göre T sınıfının değerleri T_1, T_2, \dots, T_n şeklinde alt kümelere ayrıldığını varsayalım. A öznitelik değerleri kullanılarak T sınıf değerlerinin bölünmesi sonucunda elde edeceğimiz kazanç hesaplamak için denklem (8) kullanılır.

$$\begin{aligned} \text{Kazanç}(T, A) &= \\ &= \text{Entropi}(T) - \sum_{i=1}^n \frac{|T_i|}{|T|} \text{Entropi}(T_i) \end{aligned} \quad (8)$$

T kümesi için A özniteliğinin değerini belirlemek için denklem(9) ile hesaplanan bölünme bilgisi kullanılır.

$$\begin{aligned} \text{Bölünme Bilgisi}(A) &= \\ &= - \sum_{i=1}^k \frac{|T_i|}{|T|} \log_2 \left(\frac{|T_i|}{|T|} \right) \end{aligned} \quad (9)$$

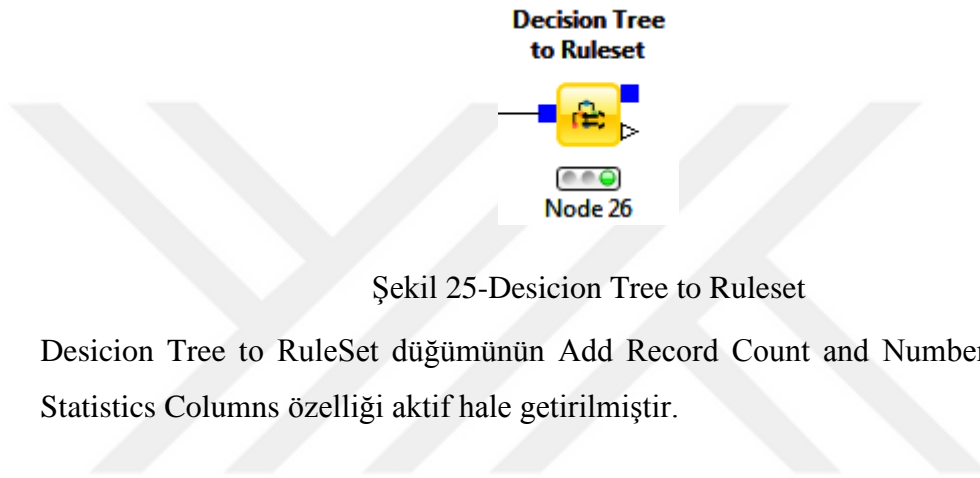
Son olarak, kazanç oranı denklem (10) ile elde edilir.

$$\text{Kazanç Oranı} = \frac{\text{Kazanç}(T, A)}{\text{Bölünme Bilgisi}(A)} \quad (10)$$

Decision Tree düğümünün Quality Measure özelliğinde daha mantıklı sonuçlar ürettiği için Gini Index değeri seçilmiştir. Pruning Method özelliği karar ağaçlarında budama yapılıp yapılmayacağını seçmek için kullanılır. Budama yapılmasını

istemediğimiz için düğümün No Pruning özelliği seçilmiştir. Ağacın her düğümünde 2 tane üniversite olmasını istediğimiz için Min Number Records Per Node değeri 2 olarak belirlenmiştir.

Desicion Tree düğümünü bağladığımız Desicion Tree to RuleSet düğümü, Desicion Tree düğümünün çalıştırılması sonucu oluşturulan karar ağacı modeli, metin biçiminde kuralları içeren bir tabloya dönüştürür (Şekil-25).



Şekil 25-Desicion Tree to Ruleset

Desicion Tree to RuleSet düğümünün Add Record Count and Number of Correct Statistics Columns özelliği aktif hale getirilmiştir.

7.3 Karar Ağacı Algoritmasının Çalıştırılması

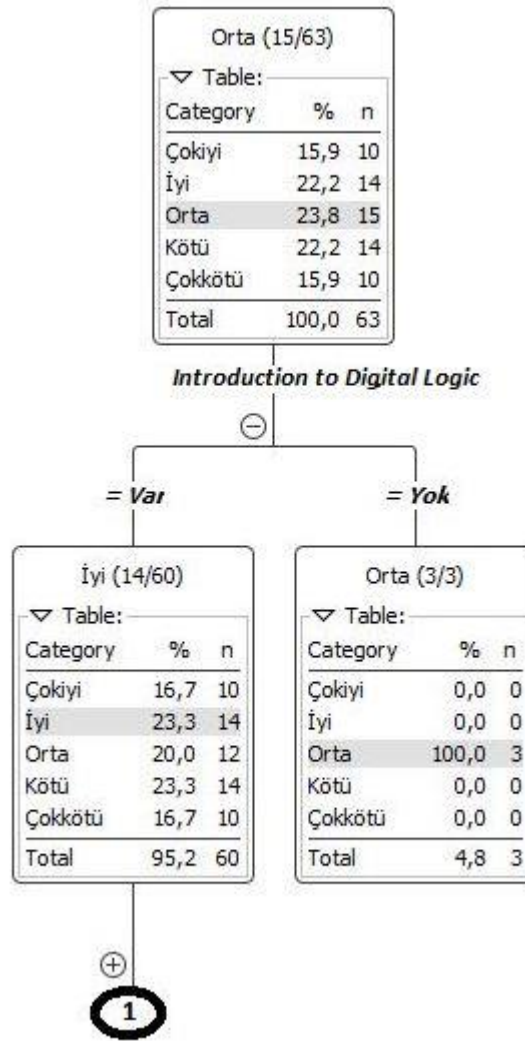
Karar ağacı algoritmasının çalışması için gerekli olan File Reader, Desicion Tree Learner, Desicion Tree to Ruleset düğümleri konfigüre edilip çalıştırılmıştır (Şekil-26).



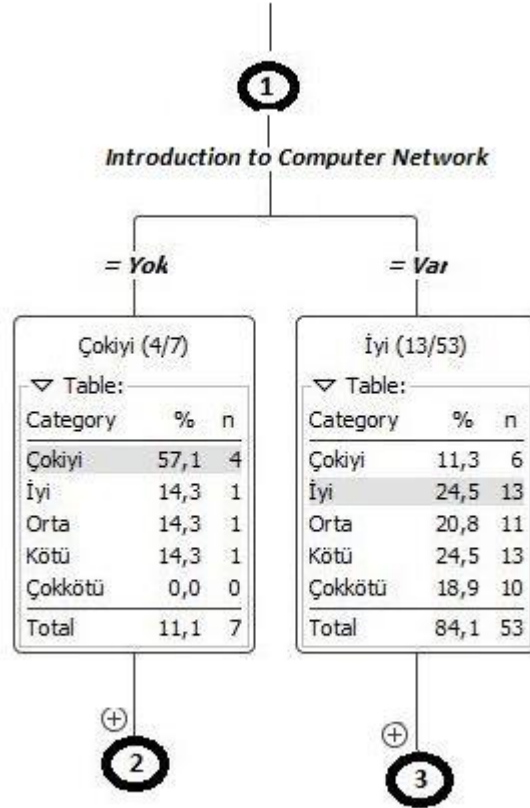
Şekil 26-Karar Ağacı İçin Düğümlerin Çalıştırılması

Düğümün çalıştırılması sonucunda bir üniversitenin “başarılı” olarak etiketlenmesi için gerekli kurallar elde edilmiştir. En tepedeki düğümden başlayarak karar ağacı

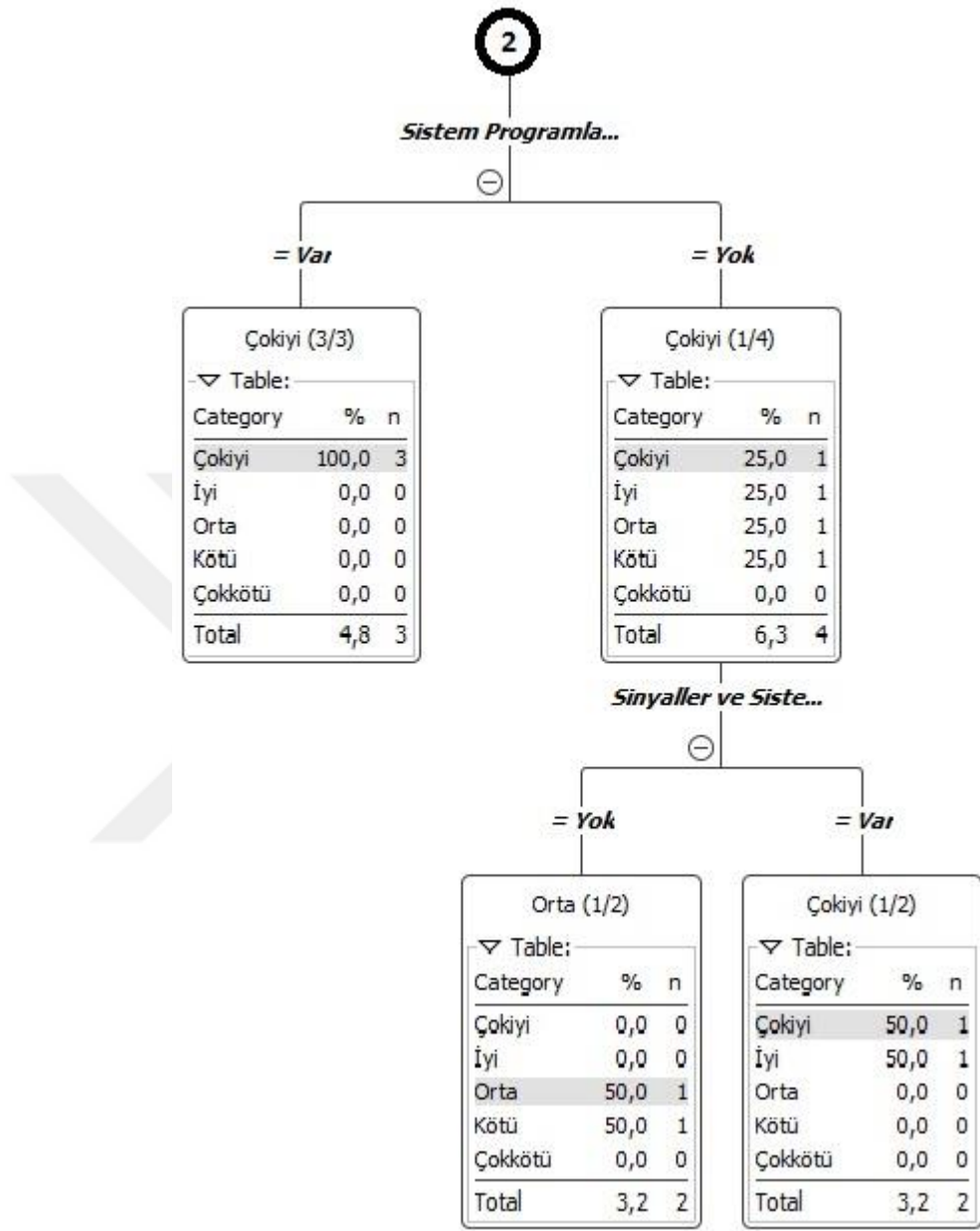
parçalar halinde Şekil 27 ile Şekil 46 arasındaki şekillerde verilmiştir. Şekil 27’de görüldüğü üzere, Üniversitelerin başarı kriterleri tespit edilirken ilk sorulması gerek soru “Introduction to Digital Logic dersi varmı?” sorusudur. Bu soruya “Yok” cevabı veren tüm Bilgisayar Mühendisliği Bölümleri “Orta” seviyede başarılı okullardır. “Var” cevabı verenler arasında net bir karar oluşmadığından ağaç dallanmaya devam etmektedir. Karar Ağacının tamamı Ek-C’de verilmiştir.



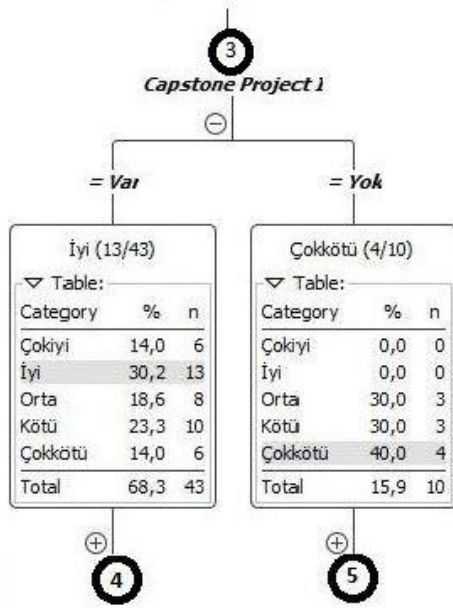
Şekil 27-Karar Ağacı Kök



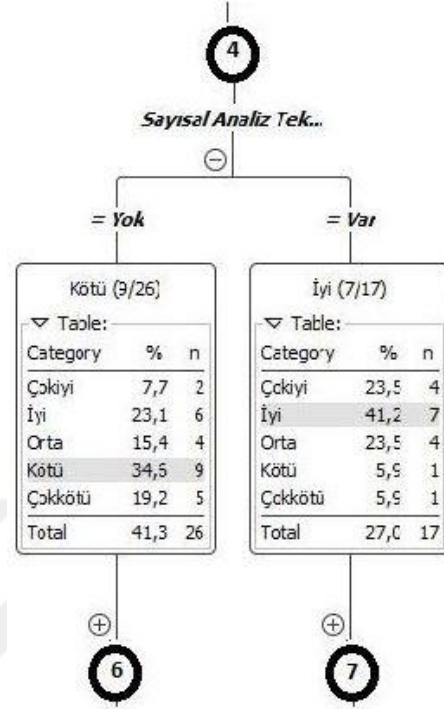
Şekil 28-Karar Ağacı 1.Düğüm



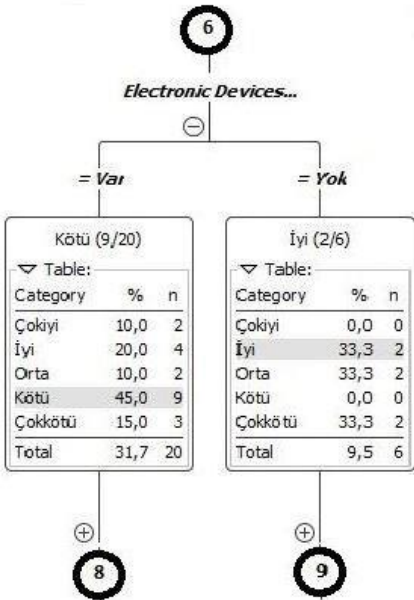
Şekil 29-Karar Ağacı 2.Düğüm



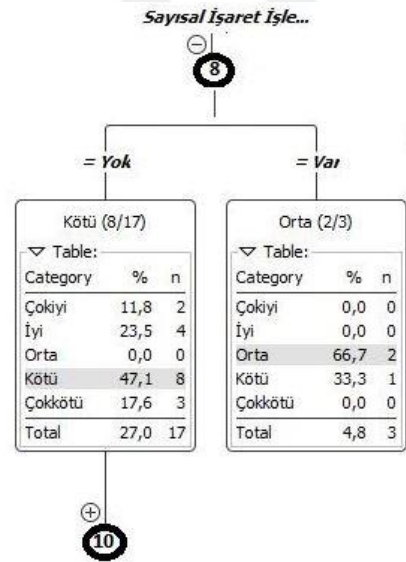
Şekil 30-Karar Ağacı 3.Düğüm



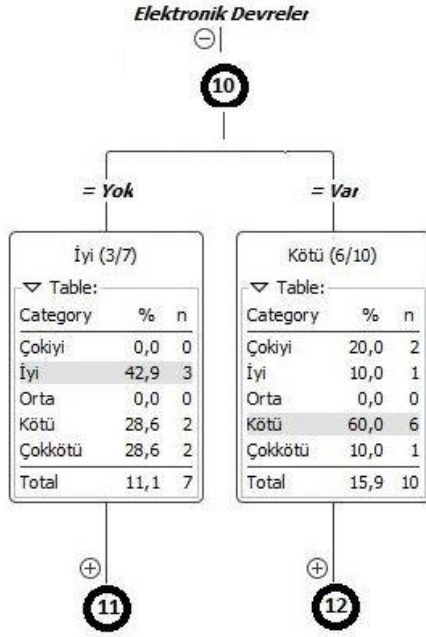
Şekil 31-Karar Ağacı 4.Düğüm



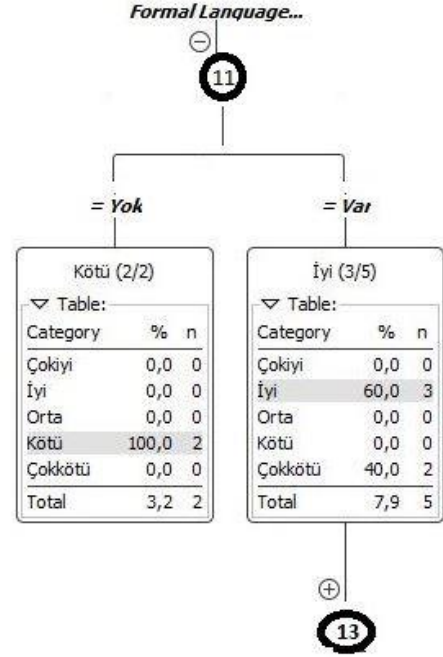
Şekil 32-Karar Ağacı 6.Düğüm



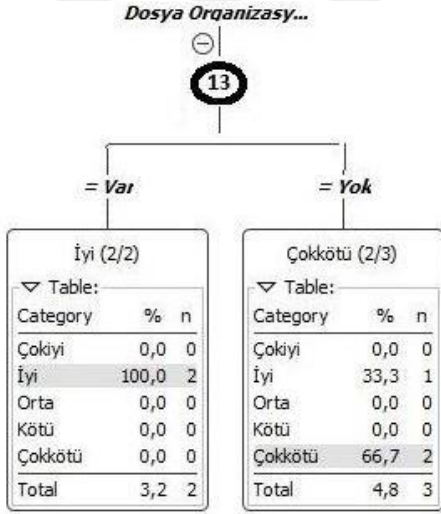
Şekil 33-Karar Ağacı 8.Düğüm



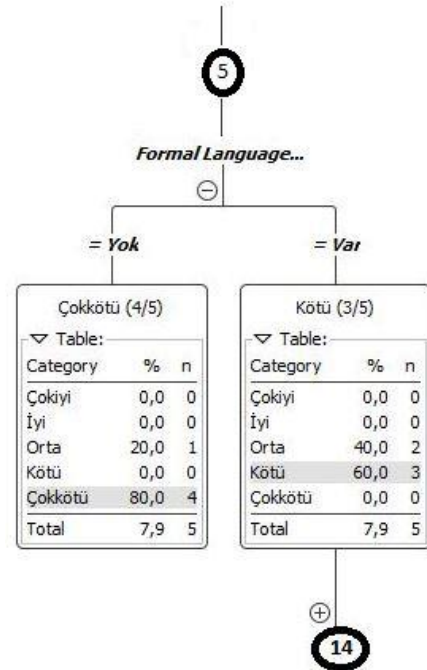
Şekil 34-Karar Ağacı 10.Düğüm



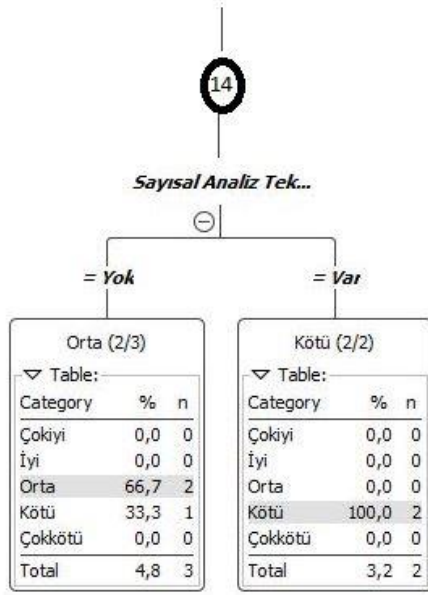
Şekil 35-Karar Ağacı 11.Düğüm



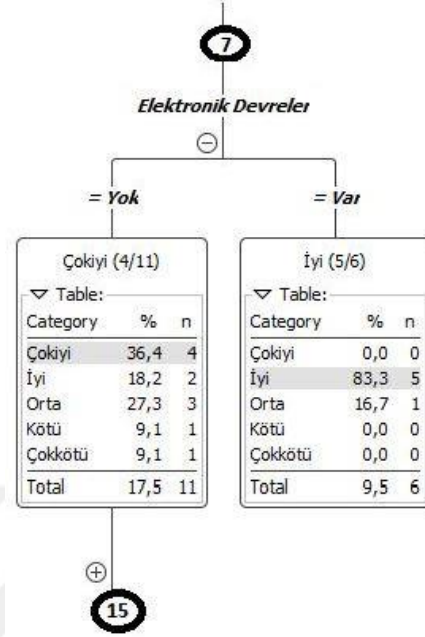
Şekil 36-Karar Ağacı 13.Düğüm



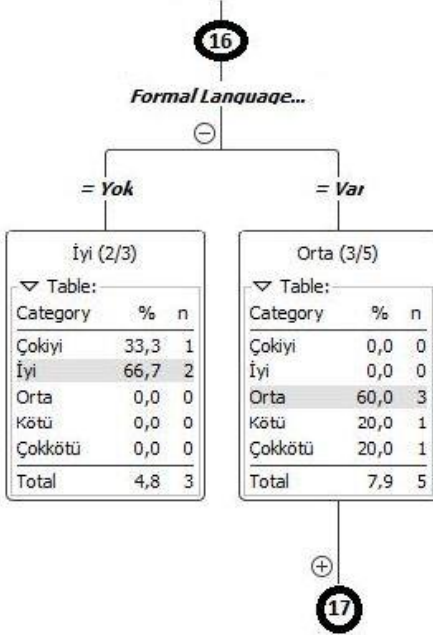
Şekil 37-Karar Ağacı 5.Düğüm



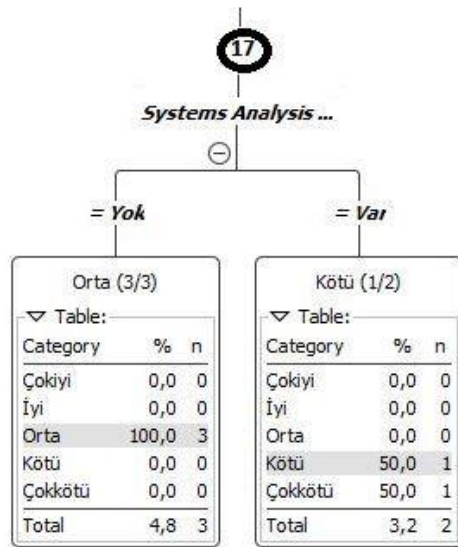
Şekil 38-Karar Ağacı 14.Düğüm



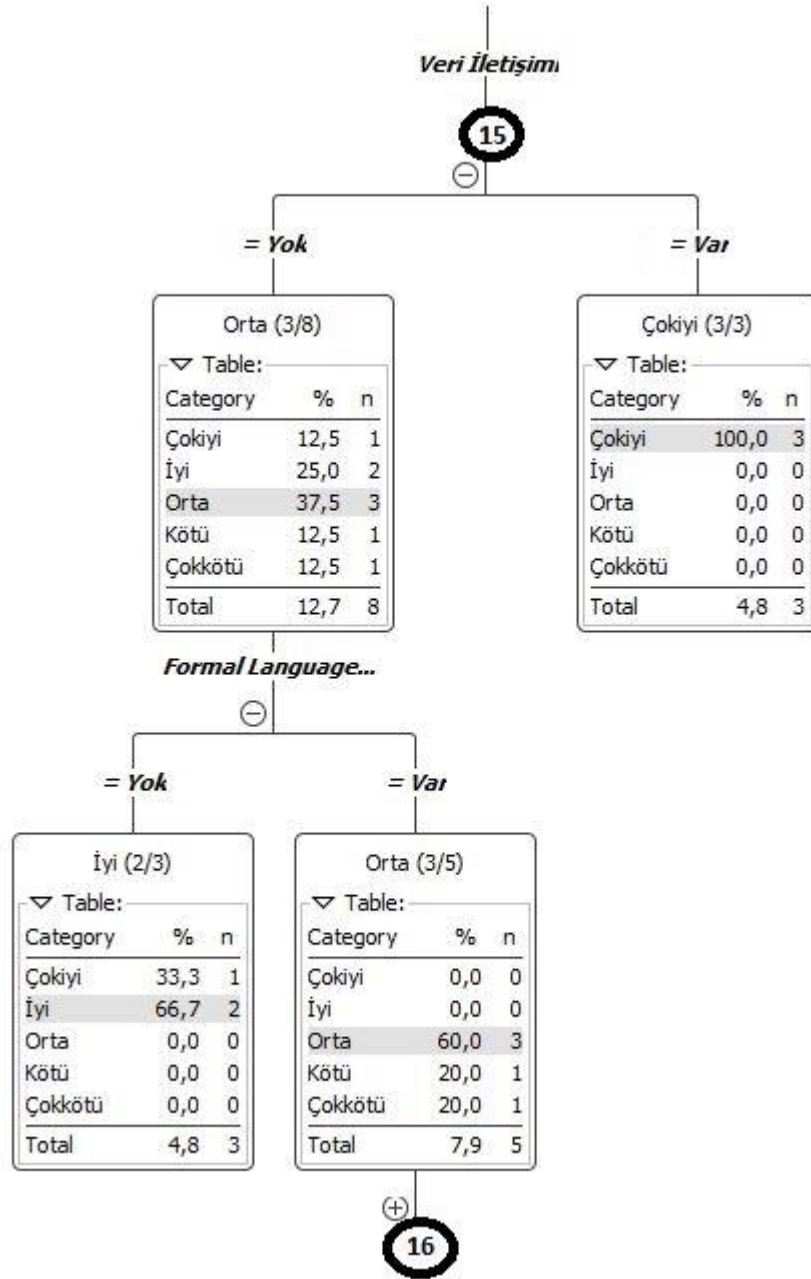
Şekil 39-Karar Ağacı 7.Düğüm



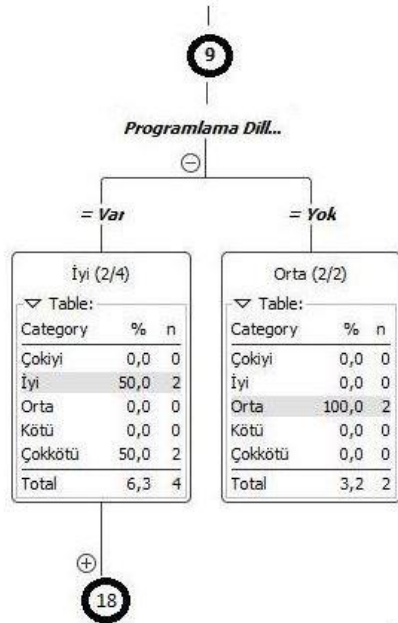
Şekil 40-Karar Ağacı 16.Düğüm



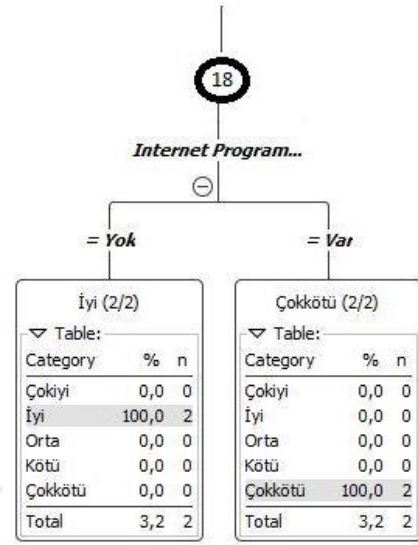
Şekil 41-Karar Ağacı 17.Düğüm



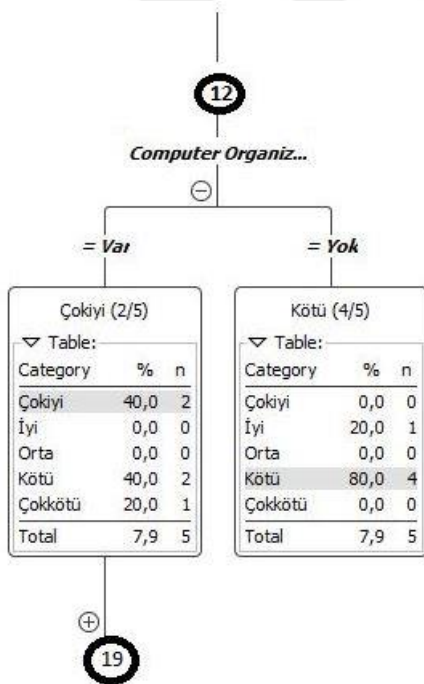
Şekil 42-Karar Ağacı 15.Düğüm



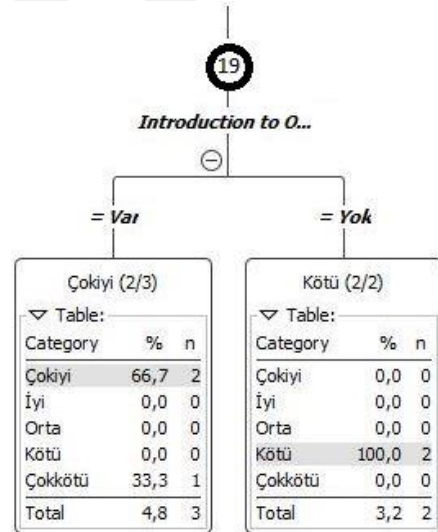
Şekil 43-Karar Ağacı 9.Düğüm



Şekil 44-Karar Ağacı 18.Düğüm



Şekil 45-Karar Ağacı 12.Düğüm



Şekil 46-Karar Ağacı 19.Düğüm

Karar Ağacı'nın 19.düğüm ile sonlandığı görülmüştür. Desicion Tree Learner düğümünün bağlı olduğu Desicion Tree to RuleSet düğümü, karar ağacında yer alan derslere göre kural oluşturur. Desicion Tree to RuleSet düğümünün çalıştırılması sonucu oluşan kurallar aşağıdaki gibidir.

- Eğer ,”Sistem Programlama” dersi “Var”, ”Introduction to Computer Networks” dersi “Yok”, “ Introduction to Digital Logic “ dersi “Var” ise bu üniversite sıralamada "Çokiyi" üniversite kategorisindedir.
- Eğer, ”Sinyaller ve Sistemler” dersi “Yok”, “Sistem Programlama“ dersi “Yok”, “Introduction to Computer Networks “ dersi “Yok” ve “Introduction to Digital Logic” dersi “Var” ise bu üniversite sıralamada "Orta" üniversite kategorisindedir.
- Eğer, ”Sinyaller ve Sistemler” dersi “Var”, “Sistem Programlama” dersi “Yok”, “Introduction to Computer Networks” dersi “Yok”, “ Introduction to Digital Logic” dersi “Var” ise bu üniversite sıralamada "Çokiyi" üniversite kategorisindedir.
- Eğer , ”Formal Languages and Automata Theory” dersi “Yok”, “Elektronik Devreler” dersi “Yok”, “Sayısal İşaret İşleme“ dersi “Yok”, “Electronic Devices and Circuits” dersi “Var”, “Sayısal Analiz Teknikleri” dersi “Yok”, “Capstone Project I” dersi “Var”, “Introduction to Computer Networks” dersi “Var”, “Introduction to Digital Logic” dersi “Var” ise bu üniversite sıralamada "Kötü" üniversite kategorisindedir.
- Eğer, ”Dosya Organizasyonu” dersi “Var”, “Formal Languages and Automata Theory” dersi “Var”, “Elektronik Devreler” dersi “Yok”, “Sayısal İşaret İşleme” dersi “Yok”, “Electronic Devices and Circuits” dersi “Var”, “Sayısal Analiz Teknikleri” dersi “Yok”, “Capstone Project I” dersi “Var”, ”Introduction to Computer Networks” dersi “Var”, “Introduction to Digital Logic” dersi “Var “ ise bu üniversite sıralamada "İyi" üniversite kategorisindedir.
- Eğer, ”Dosya Organizasyonu” dersi “Yok”, “Formal Languages and Automata Theory” dersi “Var”, “Elektronik Devreler” dersi “Yok”, “Sayısal İşaret İşleme” dersi “Yok”, “Electronic Devices and Circuits” dersi “Var”, “Sayısal Analiz Teknikleri” dersi “Yok”, “Capstone Project I” dersi “Var”, ”Introduction to Computer Networks” dersi “Var”, “Introduction to Digital Logic” dersi “Var” ise bu üniversite sıralamada "Çokkötü" üniversite kategorisindedir.
- Eğer, “Introduction to Object Oriented Programming” dersi “Var”, “Computer Organization” dersi “Var”, “Elektronik Devreler” dersi “Var”, “Sayısal İşaret İşleme” dersi “Yok”, “Electronic Devices and Circuits” dersi “Var”, “Sayısal Analiz Teknikleri” dersi “Yok”, “Capstone Project I” dersi

“Var”, “Introduction to Computer Networks” dersi “Var”, “Introduction to Digital Logic “ dersi “Var” ise bu üniversite sıralamada “Çokiyi” üniversite kategorisindedir.

- Eğer, “Introduction to Object Oriented Programming” dersi “Yok”, “Computer Organization” dersi “Var”, “Elektronik Devreler” dersi “Var”, “Sayısal İşaret İşleme” dersi “Yok”, “Electronic Devices and Circuits” dersi “Var”, “Sayısal Analiz Teknikleri” dersi “Yok”, “Capstone Project I” dersi “Var”, “Introduction to Computer Networks” dersi “Var”, “Introduction to Digital Logic” dersi “Var” ise bu üniversite sıralamada “Kötü” üniversite kategorisindedir.
- Eğer, “Computer Organization” dersi “Yok”, “Elektronik Devreler” dersi “Var”, “Sayısal İşaret İşleme” dersi “Yok”, “Electronic Devices and Circuits” dersi “Var”, “Sayısal Analiz Teknikleri” dersi “Yok”, “Capstone Project I” dersi “Var”, “Introduction to Computer Networks” dersi “Var”, “Introduction to Digital Logic” dersi “Var” ise bu üniversite sıralamada “Kötü” üniversite kategorisindedir.
- Eğer, “Sayısal İşaret İşleme” dersi “Var”, “Electronic Devices and Circuits” dersi “Var”, “Sayısal Analiz Teknikleri” dersi “Yok”, “Capstone Project I” dersi “Var”, “Introduction to Computer Networks” dersi var, “Introduction to Digital Logic” dersi “Var” ise bu üniversite sıralamada “Orta” üniversite kategorisindedir.
- Eğer, “Internet Programming” dersi “Yok”, “Programlama Dilleri” dersi “Var” “Electronic Devices and Circuits” dersi “Yok”, “Sayısal Analiz Teknikleri” dersi “Yok”, “Capstone Project I” dersi “Var”, “Introduction to Computer Networks” dersi “Var”, “Introduction to Digital Logic” dersi “Var” ise bu üniversite sıralamada “İyi” üniversite kategorisindedir.
- Eğer, “Internet Programming” dersi “Var”, “Programlama Dilleri” dersi “Var”, “Electronic Devices and Circuits” dersi “Yok”, “Sayısal Analiz Teknikleri” dersi “Yok”, “Capstone Project I” dersi “Var”, “Introduction to Computer Networks” dersi “Var”, “Introduction to Digital Logic” dersi “Var” ise bu üniversite sıralamada “Çokkötü” üniversite kategorisindedir.
- Eğer, “Programlama Dilleri” dersi “Yok”, “Electronic Devices and Circuits” dersi “Yok”, “Sayısal Analiz Teknikleri” dersi “Yok”, “Capstone Project I” dersi “Var”, “Introduction to Computer Networks” dersi “Var”, “Introduction to Digital Logic” dersi “Var” ise bu üniversite sıralamada “Orta” üniversite kategorisindedir.
- Eğer, “Formal Languages and Automata Theory” dersi “Yok”, “Veri İletişimi” dersi “Yok”, “Elektronik Devreler” dersi “Yok”, “Sayısal Analiz Teknikleri” dersi “Var”, “Capstone Project I” dersi “Var”, “Introduction to Computer Networks” dersi “Var”, “Introduction to Digital Logic” dersi “Var” ise bu üniversite sıralamada “İyi” üniversite kategorisindedir.

- Eđer, "Systems Analysis and Design " dersi "Yok", "Formal Languages and Automata Theory" dersi "Var", "Veri İletiřimi" dersi "Yok", "Elektronik Devreler" dersi "Yok", "Sayısal Analiz Teknikleri" dersi "Var", "Capstone Project I" dersi "Var", "Introduction to Computer Networks" dersi "Var", "Introduction to Digital Logic" dersi "Var" ise bu üniversite sıralamada "Orta" üniversite kategorisindedir.
- Eđer, "Systems Analysis and Design" dersi "Var", "Formal Languages and Automata Theory" dersi "Var", "Veri İletiřimi" dersi "Yok", "Elektronik Devreler" dersi "Yok", "Sayısal Analiz Teknikleri" dersi "Var", "Capstone Project I" dersi "Var", "Introduction to Computer Networks " dersi "Var", "Introduction to Digital Logic" dersi "Var" ise bu üniversite sıralamada "Kötü" üniversite kategorisindedir.
- Eđer, "Veri İletiřimi" dersi "Var", "Elektronik Devreler" dersi "Yok", "Sayısal Analiz Teknikleri" dersi "Var", "Capstone Project I" dersi "Var", "Introduction to Computer Networks " dersi "Var", "Introduction to Digital Logic" dersi "Var" ise bu üniversite sıralamada "Çokiyi" üniversite kategorisindedir.
- Eđer, "Elektronik Devreler" dersi "Var", "Sayısal Analiz Teknikleri" dersi "Var", "Capstone Project I" dersi "Var", "Introduction to Computer Networks" dersi "Var", "Introduction to Digital Logic" dersi "Var" ise bu üniversite sıralamada "İyi" üniversite kategorisindedir.
- Eđer, "Formal Languages and Automata Theory" dersi "Yok", "Capstone Project I" dersi "Yok", "Introduction to Computer Networks" dersi "Var", "Introduction to Digital Logic" dersi "Var" ise bu üniversite sıralamada "Çokkötü" üniversite kategorisindedir.
- Eđer, "Sayısal Analiz Teknikleri" dersi "Yok", "Formal Languages and Automata Theory" dersi "Var", "Capstone Project I" dersi "Yok", "Introduction to Computer Networks" dersi "Var", "Introduction to Digital Logic" dersi "Var" ise bu üniversite "Orta" üniversite kategorisindedir.
- Eđer, "Sayısal Analiz Teknikleri" dersi "Var", "Formal Languages and Automata Theory " dersi "Var", "Capstone Project I" dersi "Yok", "Introduction to Computer Networks" dersi "Var", "Introduction to Digital Logic" dersi "Var" ise bu üniversite "Kötü" üniversite kategorisindedir.
- Eđer, "Introduction to Digital Logic" dersi "Yok" ise bu üniversite "Orta" üniversite kategorisindedir.

7.4 Sonular

Karar aęaları algoritması alıřtırıldıktan sonra oluřan aęa yapısına ve kurallara gre karar aęacında en belirleyici dersin Introduction to Digital Logic dersi olduęu grlmřtr. Bir niversitenin mfredatında Introduction to Digital Logic dersi yoksa o niversitenin “Orta” seviyede bir niversite olduęu anlařılmaktadır. Bir niversitede Introduction to Digital Logic dersi varsa, Introduction to Computer Network dersi yoksa ancak Sistem Programlama dersi var ise bu niversite “okiyi” niversite kategorisindedir.

URAP sıralaması, niversite ęretim yelerinin o yıl yayınlanan makale puanı, toplam atıf puanı, toplam bilimsel dokman puanı, doktora ęrencisi puanı, ęrenci bařına dřen ęretim yesi puanlarından oluřan bir sıralamadır. Dolayısıyla, ęrenci bařarısını gsteren bir l deęildir. Fakat, URAP indeksinde st sıralarda bulunan niversitelerin, kendi alanında daha bařarılı ęrenciler yetiřtirdięi de bir gerektir. Bu alıřma ile elde edilen kuralları saęlayacak mfredat deęiřiklikleri, URAP indeksine gre orta ve alt seviyede kalan niversitelere uygulandıęında bu niversitelerin URAP indeksinde st sıralara ykseleceęi anlamına gelmez. Fakat, bařarılı niversitelerin genel bir modelini oluřturarak bunu dięer niversitelere uyarlamak ęrenci bařarısını arttırabilme olasılıęına sahiptir.

EK-A:

Tablo 1: Derslerin Eş Değerlik Tabloları

Introduction to Programming	Computer Programming I Bilgisayar Programlama I Bilgisayar Mühendisliğine Giriş Programlamaya Giriş Bilgisayar Yazılımı Computer Programming 1 Algoritmalar ve Programlama Algoritmalar ve Programlama 1 Algoritmalar ve Bilgisayar Programlamaya Giriş Algoritma ve Programlamaya Giriş Bilgisayar Programlama Programlamaya Giriş 1 Bilgisayar Prog.Giriş Bilgisayara Giriş Algorithms and Prog.1 Algoritma ve Prog. 1 Introduction to Information System and Computer Engineering Programlama Programlamaya Giriş Programlama Dilleri 1 Introduction To Programming Programlama Tekniklerine Giriş Programlama 1 Introduction to Computer Engineering Algoritma ve Programlamaya Giriş 1 C Programming Programlamanın Temelleri 1 C ile Programlama Programming and Problem Solving 1 Fundamentals of Computer Programming Bilgisayar Bilimlerine Giriş 2 Temel Programlama Introduction to Computing
-----------------------------	--

<p>Introduction to Object Oriented Programming</p>	<p>Computer Programming II Bilgisayar Programlama II Nesne Yönelimli Programlama Nesneye Yönelik Programlama Nesne Tabanlı Programlama Bilgisayar Yazılımı Computer Prog.2 Bilgisayar Programlama Algoritmalar ve Programlama 2 Algoritma ve İleri Programlama Yapısal Programlama Programlamaya Giriş Programlamaya Giriş 2 Algorithms and Prog. 2 Algoritma ve Prog. 2 Introduction to Scientific and Engineering Computation Programlamanın Temelleri Programlama Dilleri 2 İleri Programlama Teknikleri ve Geniş Ölçekli Programlama Programlama 2 Algorithms and Programming Algoritma ve Programlamaya Giriş 2 Nesneye Yönelik Prog. 1 Programlamaya Giriş 2 Programming Language Concepts Programlamanın Temelleri 2 Advanced Programming Programlama Dillerine Giriş Programming and Problem Solving 2 Nesneye Dayalı Kavramlar Programlama ve Soru Çözme</p>
<p>Data Structures and Algorithms</p>	<p>Data Structures and Algorithms Veri Yapıları Veri yapıları ve algoritmalar Data Structures Fundamental Structures of Computer Science 1 Veri yapıları ve algoritmalar 1 Yapısal Programlama Algoritmalar ve Veri yapıları Veri Yapılarına Giriş</p>

<p>Introduction to Digital Logic</p>	<p>Digital Systems I Sayısal Mantık Tasarımı Sayısal Tasarım Sayısal Devreler ve Sistemler Sayısal Mantık Devrelerine Giriş Digital Design Sayısal Elektronik Logic Design Mantık Devreleri Mantık Devreleri Tasarımı Devreler Tasarımı Sayısal Sistemler Mantık Tasarımı ve Devreleri Mantıksal Tasarım Sayısal Mantık Temelleri Sayısal Tasarıma Giriş ve Lab Digital Systems Design Mantıksal Devreler Digital Logic Design Digital Circuits Lojik Devreler Mantık Tasarımı Mantık Devre Tasarımı Mantıksal Tasarım ve Uygulamaları Sayısal sistemlerin Tasarımı Logic Circuits Sayısal Tasarım 1 Sayısal Bilgisayar 1 Sayısal Devre Tasarımı Sayısal Devreler ve Mantıksal Tasarım Lojik Tasarım Mantık Devreleri 1 Lojik Devreler 1 Mantıksal Devre Tasarımı Sayısal Sistem Tasarımı Mantık Devreleri ve Tasarımı Principles of Logic Design Dijital Tasarım Sayısal Mantık Sistemleri Digital Systems Lojik Devreler ve Tasarım</p>
<p>Formal Languages and Automata Theory</p>	<p>Theory of Computation Otomata Teorisi Biçimsel Diller ve Özdevinirler Biçimsel diller ve Otomat Teorisi Automata Theory And Formal Languages Auotomata Theory Otomat Teorisi ve Formel Diller Automata and Formal Languages Biçimsel Diller ve Otomatlar Otomata Teorisi ve Biçimsel Diller Otomatlar ve Diller Teorisi Biçimsel Diller ve Otomata Biçimsel Diller ve Otomata Teorisi Biçimsel Diller ve Otomatlar Teorisi</p>

<p>Formal Languages and Automata Theory</p>	<p>Hesaplama Kuramı Automata Theory and Formal Languages Formal Diller ve Otomomata Biçimsel Diller ve Soyut Makineler Hesaplama Teorisi İşlem Teorisi Biçimsel Diller ve Otomatlar Kavramı Özdevinirler Kuramı Formal Language and Abstract Machines Otomat Kuramı ve Biçimsel Diller Formel Diller ve Soyut Makineler Programming Language and Automata Theory Özdevinirler Teorisi</p>
<p>Introduction to Computer Networks</p>	<p>Computer Networks Bilgisayar Ağları Bilgisayar Ağlarına Giriş Bilgisayar Ağları 1 Bilgisayar Ağları ve Tasarımı Veri İletişimi ve Bilgisayar Ağları Veri Haberleşmesi ve Bilgisayar Ağları Ağ Teknolojileri Computer Sytems Bilgisayar Ağları ve İletişimi Bilgisayar Haberleşmesi Data Communications and Networking Data Communications and Computer Network Bilgisayar Ağ Teknolojileri Veri İletişimi ve Ağlar</p>
<p>Analysis of Algorithms</p>	<p>Computer Algorithm Design İleri Veri Yapıları Algoritma Tasarımı ve Analizi Algoritma Algoritma Analizi Algoritmalar Algorithm Analyzing Algoritma Analizleri Algorithms 1 Design of Algorithms Advanced Algorithms Analysis of Alg.1 Algoritmaların Analizi ve Tasarımı Algoritmaların Analizi Mühendislik için Algoritmalar Analysis and Design of Algorithms Design and Analysis of Algorithms Algoritmalara Giriş Algoritmaların Çözülmesi Algoritma Tasarımına Giriş</p>
<p>Database Management Systems</p>	<p>Veri Tabanı Yönetim Sistemleri Veritabanı Yönetimi Veri Tabanı Tasarımı ve Yönetimi Veritabanı Sistemleri Database Management İlişkisel Veri Tabanları Veri Tabanı Tasarımı ve Yönetimi 1 Database Systems</p>

Database Management Systems	<p>Bilgi Yönetimi Veri Tabanı Yönetimi ve Modellenmesi Veri Tabanı 1 Veri Tabanı Yönetim Sistemleri 1 Introduction to Database Systems Veri Tabanlarına Giriş</p>
Electronic Devices and Circuits	<p>Circuit Theory and Electronics Elektronik Devreler Elektronik Devre Temelleri Electrical Circuits Devre Analizi Bilgisayar Müh.İçin Elektrik Devreleri Elektrik ve Elektronik Devre Temelleri Temel Elektrik Devreleri ve Elektronik Elektronik Devreler Elektrik Devreleri Elektronik Elemanlar ve Devreler Elektrik Mühendisliğinin Temelleri Elektronığe Giriş Elektrik ve Elektronığe Giriş Elektrik ve Mantık Devreleri Lab. Elektrik Temelleri Elektrik Devre Temelleri ve Uygulamaları Introduction to Electrical and Electronic Eng. Fundamentals of Electricity, Electronics and Measurement Temel Elektrik ve Elektronik Elektrik Devre Temelleri Elektrik Elektronik Müh.Giriş Temel Elektronik Elektronik Temelleri Elektrik ve Elektronik Devrelerinin Temelleri Electrical Circuits and Electronics Devices Devre Teorisi Bilgisayar Mühendisliği için Elektronik Electrical Engineering Devreler ve Elektronik</p>
Computer Organization	<p>Bilgisayar Organizasyonu ve Tasarımı Bilgisayar Mimarisi Bilgisayar Mimarisi ve Örgütlemesi Bilgisayar Organizasyonu Bilgisayar Mimarisi ve Organizasyon Bilgisayar Organizasyonu ve Mimarisi Computer Architecture Digital Computer Design Bilgisayar Organizasyonu ve Tasarımı Bilgisayar Yapısı Bilgisayar Mimarisi ve Organizasyonu Bilgisayar Organizasyon ve Tasarımı</p>
Software Engineering Analysis and Design	<p>Yazılım Mühendisliği Yazılım Mühendisliği Analiz ve Tasarımı Yazılım Mühendisliğine Giriş Senior Design For Computer Engineering Software Engineering Yazılım Mühendisliği ve Nesneye Yönelik Tasarım</p>

Software Engineering Analysis and Design	Object Oriented Software Engineering Nesneye Yönelik Yazılım Mühendisliği System Design Fundamentals of Software Engineering
Embedded Systems Programming	Gömülü Sistemler Gömülü Sistem Programlama Principles of Embedded Systems Gömülü Bilgisayar Sistemleri Gömülü Sistemler Introduction to Embedded Systems Development Principles of Embedded Systems Design Embedded Systems Programming
Discrete Computational Structures	Discrete Mathematics Ayrık Yapılar Ayrık Matematik Ayrık Hesaplamalı Yapılar Kesikli Matematiksel Yapılar Ayrık İşlemsel Yapılar Discrete and Combinatorial Math. Bilgisayar Bilimi İçin Ayrık Matematik Kesikli Matematik Soyut Yapılar Ayrık Hesaplama Yapıları Bilgisayar Biliminde Ayrık Yapılar Bilgisayar Bilimleri ve Mühendisliği için Ayrık Mat. Matematiğin Ayrık Yapıları Bilgisayar Bilimleri için Ayrık Matematik Diskrit Yapılar
Internet Programming	Web Programlama Web Programming Web Teknolojileri Web Tasarım Web Tabanlı Programlama İnternet Programcılığı Introduction to Web Technologies Internet Based Programming Web Tasarımı ve Programlama İnternet Programlama 1 Web ve İnternet Teknolojileri Web Tasarım İnternet Programlama
Dosya Organizasyonu	Veri Organizasyonu ve Yönetimi Data Management and File Structures Data Organization and Management Dosya Organizasyon Veri Derlemesi Veri Yönetimi ve Dosya Yapıları Veri Yönetimi File Structures and Databases

<p>Capstone Project I</p>	<p>Computer Engineering Design Araştırma Teknikleri I Bitirme Projesi 1 Bitirme Çalışması 1 Graduation Project Innovative System and Development Proje Senior Project Proposal Bitirme Tezi Bilgisayar Müh.Tasarım Bilgisayar Projesi 1 Mezuniyet Tezi Bitirme Tasarım Projesi 1 Proje 1 Bitirme Projesi Senior Design Project 1 Engineering Project 1 Bilgisayar Projesi Bilgisayar Mühendisliği Tasarım Projesi 1 Mühendislik Projesi Global Design Project 1 Bilişim Tasarım Projesi Lisans Tezi ve Seminer 1 Tasarım Projesi 7.Dönem Projesi Senior Project 1 Graduation Project 1 Mühendislik Analiz ve Tasarım Computer Engineering Design 1 Bilgisayar Mühendisliği Bitirme Projesi 1 Lisans Tezi 1 Bitirme Ödevi 1 Bitirme 1 Yenilikçi Bilgisayar Uygulamaları Mühendislik Tasarımı 1 Development in Software Engineering Bilgisayar Tasarım ve Uygulamaları 1</p>
<p>Object Oriented Programming</p>	<p>Nesne Tabanlı Programlama Nesneye Dayalı Programlama Nesne Yönelimli Programlama İleri Programlama Nesneye Dayalı İleri Programlama Software Nesneye Yönelik Programlama Dilleri Nesneye Yönelik Programlama 2 Nesnesel Tasarım ve Programlama Programming and Problem Solving 3 Software Development Methodologies</p>

<p>Capstone Project II</p>	<p>Computer Engineering Applications Araştırma Teknikleri II Bitirme Projesi 2 Bitirme Projesi Bitirme Çalışması 2 Innovative System and Development 2 Bitirme Projesi Senior Project Bitirme Tezi Bilgisayar Projesi 2 Bitirme Tasarım Projesi 2 Proje 2 Senior Design Project 2 Engineering Project 2 Bilgisayar Mühendisliği Tasarım Projesi 2 Global Design Project 2 Bitirme Çalışması Lisans Tezi ve Seminer 2 Graduation Project 2 Computer Engineering Design 2 Bilgisayar Mühendisliği Bitirme Projesi 2 Lisans Tezi 2 Bitirme Ödevi 2 Bitirme 2 Mühendislik Tasarımı 2 Mezuniyet Tezi Bilgisayar Mühendisliği Projesi Senior Project 2 Engineering Project Proje Bilgisayar Tasarım ve Uygulamaları 2</p>
<p>Microprocessors I</p>	<p>Mikroişlemciler ve Mikrokontrolörlere Giriş Mikroişlemciler Mikroişlemcili Sistemler Microkontroller Mikroişlemciler ve Mikrokontrolcüler Mikroişlemci Sistemleri Mikroişlemciler ve Mikrohesaplama Mikrobilgisayarlar Assembly Dili Programlama Mikrobilgisayar Sistemleri Mikroişlemciler ve Lab Mikroişlemciler ve Mikrobilgisayarlar Mikroişlemcili Sistemler ve Lab Mikroişlemci Sistemleri 1 Birleştirici Dil ile Programlama Introduction to Microprocess Microprocess and Microcontrollers</p>
<p>Elektronik Devreler</p>	<p>Elektronik Devreleri Elektronik Circuits and Devices Elektronik Devreler ve Tasarım Digital Electronics Elektronik Elektronığe Giriş Elektronığın Temelleri Elektronik ve Uygulamaları Sayısal Elektronik Devreleri</p>

Elektronik Devreler	Elektrik Devreleri ve Elektronik Introduction to Digital Electronics Elektronik Devreler ve Lab Electronics Electronic Circuits Temel Elektronik Principles of Electronics Engineering
Bilgisayar Bilimlerine Giriş	Bilgisayar Mühendisliğinin Temelleri Bilgisayar Mühendisliğine Giriş Introduction to Computer Engineering Bilgisayar Mühendisliği Oryantasyonu Introduction to Comp.Eng. Bilgisayar Bilimleri Oryantasyonu Mühendislik Oryantasyonu Bilgisayar Becerileri Introduction to Engineering Akademi ve Sosyal Oryantasyon Bilgisayar Mühendisliği Kavramları Computer Engineering Orientation Bilişim Teknolojilerine Giriş Bilgisayar Bilimlerine ve müh.Giriş Computer Engineering Concepts and algorithms Bilgisayar Bilimlerine Giriş 1 Bilgisayar Mühendisliği Temel İlkeleri Bilgisayar Mühendisliğine Yönlendirme
Sinyaller ve Sistemler	Sinyaller Sistemler İşaret ve Sistemler Sinyaller ve Sistemler Signals and Sytems Basics of Signals and Sytems İşaretler ve Sistemler Signal and Systems for Computer Engineering Sayısal İşaret İşleme Bilgisayar Mühendisliği için Sinyaller sistemler
Sayısal Analiz Teknikleri	Sayısal Analiz Sayısal Hesaplamalar Sayısal Yöntemler Sayısal Analiz 1 Sayısal Çözümleme Sayısal Hesaplama Mühendisler için sayısal çözümleme
Makine Öğrenmesine Giriş	Yapay Zeka Artificial Intelligence Systems Machine Intelligence Yapay Sinir Ağları Makine Öğrenmesi
Operating Systems	İşletim Sistemleri Bilgisayar İşletim Sistemleri Introduction to Operating Systems İşletim Sistemleri 1 Operating Systems Design
Programlama Dilleri	Programming Languages Programlama Dilleri Kavramları Concepts of Programming Languages Programlama Dilleri 1 Programming Language Concepts

Programlama Dilleri	Derleyici Tasarım Programlama Dilleri Kavramları Programlama Dilleri ve Temel Kavramlar Programlama Dillerinin Prensipleri Programlama Dillerinin İlkeleri Programlama Dilleri Kavramı Principles of Programming Languages
Veri İletişimi	Data Communication Application Data Communication Systems Sayısal Veri İletişimi Veri İletişim Sistemleri Bilgisayar Ağları 2
Sistem Analizi ve Tasarımı	Sistem analizi Bilgi Sistemleri Analiz ve Tasarımı Nesneye Yönelik Analiz ve Tasarım Sistem Teorisi
Bilgisayar Grafiği	Bilgisayar Grafik Bilgisayar Grafikleri Graphical Design Grafik Tasarım Introduction to Computer Graphics Computer Graphics
Verilog HDI ile Sayısal Tasarım	Bilgisayar Tasarımı Bilgisayar Donanımı
Proje Yönetimi	Stratejik Planlama, Proje ve Risk Yönetimi Mühendislikde Problem Çözme ve Proje Yönetimi İnovasyon ve Proje Yönetimi
Yöneylem Araştırması	Yöneylem Araştırmasına Giriş
Sistem Programlama	System Programming İleri Sistem Programlama
Teknoloji Seminerleri 1	Meslek seminerleri Bilgisayar mühendisliği Uygulamalı Atölye 1 Seminer Bilgisayar Mühendisliği Semineri Bilgisayar Semineri
Yapay Zeka	Yapay Zeka ve Uzman sistemler Yapay Zeka ve Uygulamaları
Object Oriented Analysis Design	Nesne Yönelimli Tasarım ve Analizi
Entrepreneurship	Girişimcilik ve Yenilikçiler Girişimcilik Girişimcilik ve Proje yönetimi Girişimcilik ve Proje Kültürü Girişimcilik ve İnovasyon
Sayısal İşaret İşleme	İşaret İşleme Introduction to Signal Processing for Computer Engineering

EK-B

Tablo 2:URAP İndeksi

Üniversite Adı	Sıralama
ORTA DOĞU TEKNİK ÜNİVERSİTESİ	1
HACETTEPE ÜNİVERSİTESİ	2
İSTANBUL ÜNİVERSİTESİ	3
İHSAN DOĞRAMACI BİLKENT ÜNİVERSİTESİ	4
ANKARA ÜNİVERSİTESİ	5
İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ	6
GEBZE TEKNİK ÜNİVERSİTESİ	7
EGE ÜNİVERSİTESİ	8
GAZİ ÜNİVERSİTESİ	9
SABANCI ÜNİVERSİTESİ	10
KOÇ ÜNİVERSİTESİ	11
BOĞAZIÇI ÜNİVERSİTESİ	12
ATATÜRK ÜNİVERSİTESİ	13
YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ	14
ERCİYES ÜNİVERSİTESİ	15
İZMİR YÜKSEK TEKNOLOJİ ENSTİTÜSÜ	16
MARMARA ÜNİVERSİTESİ	17
SELÇUK ÜNİVERSİTESİ	18
DOKUZ EYLÜL ÜNİVERSİTESİ	19
KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ	20
BAŞKENT ÜNİVERSİTESİ	21
ÇUKUROVA ÜNİVERSİTESİ	22
AKDENİZ ÜNİVERSİTESİ	23
ONDOKUZ MAYIS ÜNİVERSİTESİ	24
SÜLEYMAN DEMİREL ÜNİVERSİTESİ	25
DOĞUŞ ÜNİVERSİTESİ	26
DİCLE ÜNİVERSİTESİ	27
ATILIM ÜNİVERSİTESİ	28
ULUDAĞ ÜNİVERSİTESİ	29
FIRAT ÜNİVERSİTESİ	30
FATİH ÜNİVERSİTESİ	31
ÖZYEGİN ÜNİVERSİTESİ	32
GAZİANTEP ÜNİVERSİTESİ	33
SAKARYA ÜNİVERSİTESİ	34
ESKİŞEHİR OSMANGAZİ ÜNİVERSİTESİ	35
TOBB EKONOMİ VE TEKNOLOJİ ÜNİVERSİTESİ	36
İNÖNÜ ÜNİVERSİTESİ	37
ÇANAKKALE ONSEKİZ MART ÜNİVERSİTESİ	38
KOCAELİ ÜNİVERSİTESİ	39
GAZİOSMAN PAŞA ÜNİVERSİTESİ	40
ANADOLU ÜNİVERSİTESİ	41
YÜZÜNCÜ YIL ÜNİVERSİTESİ	42
YEDİTEPE ÜNİVERSİTESİ	43
PAMUKKALE ÜNİVERSİTESİ	44
CELAL BAYAR ÜNİVERSİTESİ	45
MERSİN ÜNİVERSİTESİ	46
ABANT İZZET BAYSAL ÜNİVERSİTESİ	47
ÇANKAYA ÜNİVERSİTESİ	48

DÜZCE ÜNİVERSİTESİ	49
MUSTAFA KEMAL ÜNİVERSİTESİ	50
RECEP TAYYİP ERDOĞAN ÜNİVERSİTESİ	51
KAHRAMANMARAŞ SÜTÇÜ İMAM ÜNİVERSİTESİ	52
ACIBADEM ÜNİVERSİTESİ	53
AFYON KOCATEPE ÜNİVERSİTESİ	54
HARRAN ÜNİVERSİTESİ	55
BÜLENT ECEVİT ÜNİVERSİTESİ	56
ADNAN MENDERES ÜNİVERSİTESİ	57
KIRIKKALE ÜNİVERSİTESİ	58
NAMIK KEMAL ÜNİVERSİTESİ	59
DUMLUPINAR ÜNİVERSİTESİ	60
MUĞLA SITKI KOÇMAN ÜNİVERSİTESİ	61
NEVŞEHİR HACI BEKTAŞ VELİ ÜNİVERSİTESİ	62
TRAKYA ÜNİVERSİTESİ	63
NECMETTİN ERBAKAN ÜNİVERSİTESİ	64
NİĞDE ÜNİVERSİTESİ	65
BALIKESİR ÜNİVERSİTESİ	66
CUMHURİYET ÜNİVERSİTESİ	67
BAHÇEŞEHİR ÜNİVERSİTESİ	68
BOZOK ÜNİVERSİTESİ	69
TURGUT ÖZAL ÜNİVERSİTESİ	70
ADYAMAN ÜNİVERSİTESİ	71
KAFKAS ÜNİVERSİTESİ	72
İSTANBUL BİLİM ÜNİVERSİTESİ	73
SİNOP ÜNİVERSİTESİ	74
KADİR HAS ÜNİVERSİTESİ	75
AKSARAY ÜNİVERSİTESİ	76
ERZİNCAN ÜNİVERSİTESİ	77
HİTİT ÜNİVERSİTESİ	78
İZMİR EKONOMİ ÜNİVERSİTESİ	79
GALATASARAY ÜNİVERSİTESİ	80
OSMANIYE KORKUT ATA ÜNİVERSİTESİ	81
KASTAMONU ÜNİVERSİTESİ	82
KARAMANOĞLU MEHMET BEY ÜNİVERSİTESİ	83
AHI EVRAN ÜNİVERSİTESİ	84
ÇAĞ ÜNİVERSİTESİ	85
YALOVA ÜNİVERSİTESİ	86
BİTLİS EREN ÜNİVERSİTESİ	87
MALTEPE ÜNİVERSİTESİ	88
YAŞAR ÜNİVERSİTESİ	89
ÇANKIRI KARATEKİN ÜNİVERSİTESİ	90
BARTIN ÜNİVERSİTESİ	91
MİMAR SİNAN GÜZEL SANATLAR ÜNİVERSİTESİ	92
İSTANBUL KÜLTÜR ÜNİVERSİTESİ	93
KARABÜK ÜNİVERSİTESİ	94
ZİRVE ÜNİVERSİTESİ	95
AMASYA ÜNİVERSİTESİ	96
ORDU ÜNİVERSİTESİ	97
GÜMÜŞHANE ÜNİVERSİTESİ	98
İSTANBUL TİCARET ÜNİVERSİTESİ	99
MEHMET AKİF ERSOY ÜNİVERSİTESİ	100
BİLECİK ŞEYH EDEBALI ÜNİVERSİTESİ	101
UFUK ÜNİVERSİTESİ	102

BATMAN ÜNİVERSİTESİ	103
BİNGÖL ÜNİVERSİTESİ	104
OKAN ÜNİVERSİTESİ	105
İSTANBUL BİLGİ ÜNİVERSİTESİ	106
GİRESUN ÜNİVERSİTESİ	107
SİİRT ÜNİVERSİTESİ	108
ARTVİN ÇORUH ÜNİVERSİTESİ	109
TÜRK HAVA KURUMU ÜNİVERSİTESİ	110
İZMİR ÜNİVERSİTESİ	111
HAKKARİ ÜNİVERSİTESİ	112
AĞRI İBRAHİM ÇEÇEN ÜNİVERSİTESİ	113
TUNCELİ ÜNİVERSİTESİ	114
İSTANBUL AYDIN ÜNİVERSİTESİ	115
KIRKLARELİ ÜNİVERSİTESİ	116
UŞAK ÜNİVERSİTESİ	117
İSTANBUL AREL ÜNİVERSİTESİ	118
BAYBURT ÜNİVERSİTESİ	119
HALIÇ ÜNİVERSİTESİ	120
MUŞ ALPARSLAN ÜNİVERSİTESİ	121
GEDİZ ÜNİVERSİTESİ	122
ŞIRNAK ÜNİVERSİTESİ	123
KİLİS 7 ARALIK ÜNİVERSİTESİ	124
ARDAHAN ÜNİVERSİTESİ	125
İĞDIR ÜNİVERSİTESİ	126
MARDİN ARTUKLU ÜNİVERSİTESİ	127
KTO KARATAY ÜNİVERSİTESİ	128
BEYKENT ÜNİVERSİTESİ	129
GEDİK ÜNİVERSİTESİ	130
YENİ YÜZYIL ÜNİVERSİTESİ	131
İSTANBUL GELİŞİM ÜNİVERSİTESİ	132
NİŞANTAŞI ÜNİVERSİTESİ	133

EK-C:KÜMELEME SONUÇLARI

Row ID	Proje y...	Yapay ...	Teknolo...	Entrepr...	Cluster ...
Firat Üni	0	0	0	0	13
Galatasaray Üni	1	0	0	0	11
Gazi Üni	0	0	0	0	9
Gazi Üni-Tekn...	0	0	0	0	9
Gebze Yüksek...	0	0	0	0	13
Gediz Üni	0	0	0	0	5
Hacettepe Üni	0	1	0	0	5
Haliç Üni	0	0	0	0	5
Harran Üni	0	0	0	0	13
Hasan Kalyon...	0	0	0	0	8
Işık Üni	0	0	0	0	7
İhsan Doğram...	0	0	0	0	12
İnönü Üni	0	0	0	0	13
İstanbul Arel Üni	0	0	0	0	14
İstanbul Aydı...	0	0	1	0	13
İstanbul Geliş...	0	0	0	0	7
İstanbul Kem...	0	0	0	0	7
İstanbul Saba...	0	0	0	0	13
İstanbul Şehir...	0	0	0	0	1
İstanbul Tekni...	0	0	0	0	11
İstanbul Ticar...	1	1	0	0	10
İzmir Ekonomi...	0	1	0	0	10

Şekil 47-Kümeleme Sonuçları-2

Row ID	Proje y...	Yapay ...	Teknolo...	Entrepr...	Cluster ...
İzmir Yüksek ...	0	0	0	0	13
Kadir Has Üni	0	0	0	0	9
Karabük Üni	0	0	0	0	10
Karadeniz Tek...	1	0	0	0	10
Kastamonu Üni	1	0	0	0	13
Kırıkkale Üni	1	0	0	0	10
Kocaeli Üni	1	0	0	0	14
Koç Üni	0	0	0	0	12
KTO Karatay Üni	0	0	0	0	7
Maltepe Üni	0	0	0	0	12
Melikşah Üni	0	0	0	1	12
Mevlana Üni	0	0	0	0	12
Mustafa Kem...	0	0	0	0	13
Muş Alpaslan ...	0	0	0	0	8
Namık Kemal Üni	0	0	0	0	9
Niğantaş Üni	0	0	0	1	7
Okan Üni	0	0	0	1	4
Ondokuz Mayr...	0	1	0	0	11
Ortadoğu Tek...	0	0	0	0	5
Özyeğin Üni	0	0	0	0	12
Pamukkale Üni	0	1	0	0	7
Sakarya Üni	0	0	0	1	10

Şekil 48-Kümeleme Sonuçları-3

Row ID	Proje y...	Yapay ...	Teknolo...	Entrepr...	Cluster ...
Pamukkale Üni	0	1	0	0	7
Sakarya Üni	0	0	0	1	10
Selçuk Üni-Mü...	0	0	0	1	7
Selçuk Üni-Te...	1	0	0	0	6
Sirt Üni	0	0	0	0	8
Süleyman De...	0	0	0	0	7
Ted Üni	0	0	0	0	7
Tobb Üni	0	0	0	0	13
Toros Üni	0	0	0	0	14
Trakya Üni	0	0	0	0	9
Tunceli Univer...	0	0	0	0	11
Turgut Özal Üni	0	0	0	0	7
Türk Hava Ku...	0	0	0	0	11
Üsküdar Üni	0	0	0	1	4
Yalova Üni	0	0	0	0	10
Yaşar Üni	0	0	0	0	7
Yeditepe Üni	0	0	0	0	11
Yıldırım Beyaz...	0	0	0	0	7
Yıldız Teknik Üni	0	1	0	0	10
Zirve Üni	0	0	0	1	12
Doğu Akdeniz...	0	0	0	0	11
Yakın Doğu Üni	0	0	0	0	7

Şekil 49-Kümeleme Sonuçları-4

EK-D:DENDOGRAM



EK-E:KÜMELENEN ÜNİVERSİTELERİN RENKLENDİRİLMESİ

Row ID	Cluster ...
Erciyes Üni	9
Fatih SultanM...	2
Fatih Üni	13
Fırat Üni	13
Galatasaray Üni	11
Gazi Üni	9
Gazi Üni-Tekn...	9
Gebze Yüksek...	13
Gediz Üni	5
Hacettepe Üni	5
Haliç Üni	5
Harran Üni	13
Hasan Kalyon...	8
Işık Üni	7
İhsan Doğram...	12
İnönü Üni	13
İstanbul Arel Üni	14
İstanbul Aydı...	13

Şekil 50-Kümelenen Üniversitelerin Renklendirilmesi-3

Row ID	Cluster ...
İstanbul Geliş...	7
İstanbul Kem...	7
İstanbul Saba...	13
İstanbul Şehir...	1
İstanbul Tekni...	11
İstanbul Ticar...	10
İzmir Ekonomi...	10
İzmir Üni	5
İzmir Yüksek ...	13
Kadir Has Üni	9
Karabük Üni	10
Karadeniz Tek...	10
Kastamonu Üni	13
Kırıkkale Üni	10
Kocaeli Üni	14
Koç Üni	12
KTO Karatay Üni	7
Maltepe Üni	12

Şekil 51-Kümelenen Üniversitelerin Renklendirilmesi-4

Row ID	Cluster ...
Maltepe Üni	12
Melikşah Üni	12
Mevlana Üni	12
Mustafa Kem...	13
Muş Alpaslan ...	8
Namik Kemal Üni	9
Nisantaş Üni	7
Okan Üni	4
Ondokuz Mayı...	11
Ortadoğu Tek...	5
Özyeğin Üni	12
Pamukkale Üni	7
Sakarya Üni	10
Selçuk Üni-Mü...	7
Selçuk Üni-Te...	6
Sirt Üni	8
Süleyman De...	7
Ted Üni	7

Şekil 52-Kümelenen Üniversitelerin Renklendirilmesi-5

Row ID	Cluster ...
Sirt Üni	8
Süleyman De...	7
Ted Üni	7
Tobb Üni	13
Toros Üni	14
Trakya Üni	9
Tunceli Üniver...	11
Turgut Özal Üni	7
Türk Hava Ku...	11
Üsküdar Üni	4
Yalova Üni	10
Yaşar Üni	7
Yeditepe Üni	11
Yıldırım Beyaz...	7
Yıldız Teknik Üni	10
Zirve Üni	12
Doğu Akdeniz...	11
Yakın Doğu Üni	7

Şekil 53-Kümelenen Üniversitelerin Renklendirilmesi-6

Row ID	Cluster ...
Sirt Üni	8
Süleyman De...	7
Ted Üni	7
Tobb Üni	13
Toros Üni	14
Trakya Üni	9
Tunceli Üniver...	11
Turgut Özal Üni	7
Türk Hava Ku...	11
Üsküdar Üni	4
Yalova Üni	10
Yaşar Üni	7
Yeditepe Üni	11
Yıldırım Beyaz...	7
Yıldız Teknik Üni	10
Zirve Üni	12
Doğu Akdeniz...	11
Yakın Doğu Üni	7

Şekil 54-Kümelenen Üniversitelerin Renklendirilmesi-7

EK-F:KARAR AĞACI



KAYNAKLAR

1. Wilton W.T. Fok,Haohua Chen,Jiaqu Yi,Sizhe Li,H.H Au Yeung ,”Data mining Application of Decision trees for Student profiling at the Open University of China”, 13th International Conference on Trust,Security and Privacy in Computing and Communications,IEEETrustCom2014,Beijing,China,September 2014
2. R.R. Kabra and R. S. Bichkar,” Performance Prediction of Engineering Students using Desicion Trees”, International Journal of Computer Applications(0975-8887) Volume 36-No.11, December 2011
3. Delevari N,Beikzadeh M.R. “Data Mining Application in Higher Learning Institutions”,Informatics in Education, Volume 7,No.1, 31-54,2008
4. Surjeet Kumar Yadav, Saurabh pal, “Data Mining Application in Enrollment Management: A Case Study “ International Journal of Computer Applications(0975-8887) Volume 41– No.5, March 2012
5. Darko Dukic, Kat I Penny,”Analysis of Crotian and Scoottish Students’ Attitudes towards e-learning”, ITI 2011 33rd International Conference on Information Technology Interfaces, Cavtat, Croatia, June 27-30, 2011
6. Tjioe Marvin Christian, Mewati Ayub,” Exploration of Classification Using NBTtree for Predicting Students’s Performance”
7. Nguyen Thai Nghe, Paul Janecek, Peter Haddawy,” A Comparative Analysis of Techniques for Predicting Academic Performance”, 37.ASE/IEEE Frontiers in Education Conference, Milwaukee, October 10-13,2007
8. Hana Bydzovska, Lubomir Popelinsky,”Predicting Student Performance in Higher Education”, 24th International Workshop on Database and Expert Systems Applications, Prague, Czech Republic, August 26-29,2013
9. Çırak G., Çokluk Ö, ”Yükseköğretimde Öğrenci Başarılarının Sınıflandırılmasında Yapay Sinir Ağları ve Lojistik Regresyon Yöntemlerinin Kullanılması”, Mediterranean Journal of Humanities,Volume III/2, 71-79, Ankara,Turkey 2013

10. Aydın S., Özkul Ali E., "Veri Madenciliği ve Anadolu Üniversitesi Açık öğretim Sisteminde Bir Uygulama", Journal of Reserach in Education and Teaching,2146-9199,Ağustos 2015
11. Ünal Y., Ekim U., Köklü M." Üniversite Öğrencilerin Ortak Zorunlu Derslerdeki Başarılarının K-Means Algoritması ile İncelenmesi",e-Journal of New World Sciences Academy,1308-7231,Volume:6, Number:1,2011
12. Şengür D., Tekin A., " Öğrencilerin Mezuniyet Notlarının Veri Madenciliği Metotları ile Tahmini",Bilişim Teknolojileri Dergisi,Cilt:6,Sayı:3,Eylül 2013
13. Çomak E., " Mühendislik Öğrencilerinin Matematik 1 Dersi Başarısının Destek Vektör Makineleri Kullanılarak Tahmin Edilmesi"
14. Alan Ali M., "Karar Ağaçlarıyla Öğrenci Verilerinin Sınıflandırılması",Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi, Cilt:28, Sayı:4, 2014
15. [http:// tr.urapcenter.org.](http://tr.urapcenter.org.),(01.11.2015)
16. <http://wikipedia.com.>,(15.11.2015)
17. Güven Zeynep B., Bilgin Turgay T.," Yazılım Geliştirme Araçlarını Kullanan Öğrencilerin Kullanıcı Davranışlarının Karar Ağaçları Kullanılarak Modellenmesi," AB2015,Akademik Bilişim Konferansı,Eskişehir,Turkey, 4-6 February 2015
18. Tekerek A., "Veri Madenciliği Süreçleri Ve Açık Kaynak Kodlu Veri Madenciliği Araçları", AB2011,Akademik Bilişim Konferansı, Malatya, 2-4 February 2011
19. <http://www.derindelimavi.com.>, (01.08.2015)
20. <http://www.knime.org.>,(05.08.2015)
21. Koldere Akın Y.," Veri Madenciliğinde Kümeleme Algoritmaları ve Kümeleme Analizi "Doktora Tezi, Marmara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul, 2008
22. Ada M., Altunay F.,Civelek M., Kaplan S., Koç P., "Kümeleme Analizi", 13.Öğrenci Sempozyumu, Ankara,Turkey,17-18 Mayıs
23. Çelik Ş., "Kümeleme Analizi ile Sağlık Göstergelerine Göre Türkiye'deki İllerin Sınıflandırılması",Doğuş Üniversitesi Dergisi,175-194,2013
24. Akça F.,"Veri Madenciliği ile Fen Fakülteleri Öğrenci Profillerinin İncelenmesi: Gazi Üniversitesi Örneği", Yüksek Lisans Tezi,Ankara,2014

25. Quinlan, J.R. "C4.5:Programs for Machine Learning". San Mateo: Morgan Kaufmann
26. Ay D., "Veri Madenciliği ve Apriori Algoritması ile Süpermarket Analizi", Yüksek Lisans Tezi, Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Sakarya, Şubat 2009
27. Akpınar, H., Veri Tabanlarında Bilgi Keşfi ve Veri Madenciliği, İ.Ü. İşletme Fakültesi Dergisi, 29(1), 1-22
28. Gülce Cenk A., "Veri Madenciliğinde Apriori Algoritması ve Apriori Algoritmasının Farklı Veri Kümelerinde Uygulanması", Yüksek Lisans Tezi Trakya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, 2010
29. Ay D., "Veri Madenciliği ve Apriori Algoritması ile Süpermarket Analizi", Yüksek Lisans Tezi, Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Sakarya, Şubat 2009
30. <http://wikipedia.org>, (10.12.2015)
31. Adak F., Yurtay N. "Gini Algoritmasını Kullanarak Karar Ağacı Oluşturmayı Sağlayan Bir Yazılımın Geliştirilmesi", Bilişim Teknolojileri Dergisi, Cilt:6, Sayı:3, Eylül 2013
32. Coşkun C., "Veri Madenciliği Algoritmaları Karşılaştırılması", Yüksek Lisans Tezi, Dicle Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Haziran 2010
33. Tan Pang-N., Steinbach M., Kumar V. "Introduction to Data Mining" Pearson, ISBN: 0321321367, May 2005, USA
34. Dalkılıç H., Dalkılıç F., "Karar Ağaçları Destekli Vadeli Mevduat Analizi", AB2015, Akademik Bilişim Konferansı, Eskişehir, Turkey, 4-6 February 2015

ÖZGEÇMİŞ

Zeynep Behrin Güven, 1986 yılında İstanbul'da doğmuştur. Liseyi Suadiye Hacı Mustafa Tarman Süper Lisesi'nde okuduktan sonra, 2008 yılında başladığı Maltepe Üniversitesi Bilgisayar Mühendisliği bölümünden 2011 yılında mezun olmuştur. 2012 yılından beri Maltepe Üniversitesi Mühendislik ve Doğa Bilimleri Fakültesi Yazılım Mühendisliği Bölümünde Araştırma Görevlisi olarak çalışmaktadır.

