

## DERSHANE EĞİTİMİNİN, ÖĞRENCİNİN ÜNİVERSİTEYE YERLEŞMESİNDEKİ ETKİSİ

Bünyamin HATİPOĞLU<sup>1</sup>, Zafer ASLAN<sup>2</sup>, Metin ZONTUL<sup>2</sup>,  
Ali GÜNEŞ<sup>2</sup>

<sup>1</sup> İstanbul Aydın Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Bilgisayar Mühendisliği  
[bunyaminhatiboglu@hotmail.com](mailto:bunyaminhatiboglu@hotmail.com)

<sup>2</sup> İstanbul Aydın Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği  
Bölümü;  
[zaferaslan@aydin.edu.tr](mailto:zaferaslan@aydin.edu.tr); [metinzontul@aydin.edu.tr](mailto:metinzontul@aydin.edu.tr); [aligunes@aydin.edu.tr](mailto:aligunes@aydin.edu.tr)

### Özet

Bu çalışmanın amacı, farklı veri madenciliği modelleri kullanarak, öğrencinin dershanede aldığı eğitim programına katılım süresi, branş dersleri parametrelerine göre üniversiteye yerleşme durumlarını irdelemek, sonuç ve önerilerde bulunmaktır. Bu amaçla, son yıllarda geniş kullanım alanı olan “veri madenciliği” yöntemlerinden yararlanılmaktadır.

---

# DERSHANE EĞİTİMİNİN, ÖĞRENCİNİN ÜNİVERSİTEYE YERLEŞMESİNDEKİ ETKİSİ

Bunyamin HATİPOĞLU, Zafer ASLAN, Metin ZONTUL, Ali GÜNEŞ

Dershaneler üniversite bölümlerini sürekli inceleyerek, farklı branş derslerinde başarılı olan öğrenciler izlenmektedir. Öğrencilerin kariyer planlamasına ve branş derslere olan eğilimlerine bakılarak, lise dönemlerinde rehber öğretmenler tarafından yönlendirilmektedir. Bu sistem öğrencinin üniversitede istediği bölüme yerleşmesine katkı sağlamaktadır.

Matematik, Geometri, Türkçe ve Coğrafya derslerinden başarılı olan öğrencilerin lisans bölümlerine yerleşme oranlarının oldukça yüksek olduğu görülmüştür. Lisans bölümlerini kazanmada bu branşlarda başarılı olmanın büyük rolü vardır. Matematik ve Geometri derslerinden başarılı olmayıp, Türkçe ve Coğrafya derslerinde başarı gösteren öğrenciler çoğunluklu ön lisans bölümlerini tercih etmektedirler.

Matematik, Geometri, Türkçe ve Coğrafya derslerinde başarılı olamayan öğrenciler ya tercih yapmamakta, ya da tercih ettiği herhangi bir bölüme halde yerleşememektedirler.

**Anahtar Kelimeler:** Veri Madenciliği, Algoritma, Dershane, Üniversiteye Yerleşme Durumu

## 1. GİRİŞ

Son dönemde gündemde olan dershaneler özellikle kayıt sayılarına bakıldığında çok revaçta oldukları gözlemlenmektedir. Öğrencilere sundukları eğitim programları ile öğrencinin üniversiteye yerleşmesine yardımcı olmaktadır. Hatta daha lise döneminde kayıt almakta ve öğrenciyi derslerindeki başarısına, üniversitelerin hangi bölümlerine hangi branş derslerde

# DERSHANE EĞİTİMİNİN, ÖĞRENCİNİN ÜNİVERSİTEYE YERLEŞMESİNDEKİ ETKİSİ

Bünyamin HATİPOĞLU, Zafer ASLAN, Metin ZONTUL, Ali GÜNEŞ

daha başarılı olan öğrencilerin kabul edildiği vb. verilere göre öğrenciyi branş derslere yönlendirmektedirler.

Bu çalışmada özellikle öğrencinin derslane programlarına katılım süresinin ve branş derslerinin öğrencinin üniversiteye yerleşmesindeki katkısı irdelenmektedir.

Bu Çalışmada 2013 yılında ulusal tez merkezinde de yayınlanan “Derslane eğitiminin üniversiteye yerleşmedeki etkisinin veri madenciliği ile irdelenmesi” adlı tez çalışmasından faydalanılmıştır [1].

## **1.1 EĞİTİM VE ÖĞRETİM SİSTEMİNDE DERSHANELERİN YERİ**

Dershanelerin birinci önceliği, bir eğitim kurumu olmaktan önce öğretim faaliyetlerini sınırlı zaman diliminde gerçekleştirmeyi amaçlayan kurumlar olma şeklinde açıklanabilir.

Eğitim, genel anlamda öğretimi de kapsayan çok genel bir tanımlamadır. Öğretim ise daha sınırlı bir alanda öğrencilerde davranış değişikliğine yol açacak bilgilerin kazandırılmasıdır.

Dershaneler sınav odaklı kurumlar olduğu için öncelikle işin öğretim ayağını tamamlamaya yönelik faaliyetler yaparlar.

## **1.2 DERSHANELERİN KURULUŞ AMACI**

# DERSHANE EĞİTİMİNİN, ÖĞRENCİNİN ÜNİVERSİTEYE YERLEŞMESİNDEKİ ETKİSİ

Bünyamin HATİPOĞLU, Zafer ASLAN, Metin ZONTUL, Ali GÜNEŞ

Dershanelerin başlangıçta kuruluş amacına ek olarak günümüzdeki işlevlerinde de bir takım değişiklikler yaşanmaya başlanmıştır. Artık sadece sınavlara hazırlayan kurumlar değil, öğrencinin okul dışı zamanını yine öğretim ortamı ile değerlendirdiği ve onu zararlı alışkanlıklardan uzaklaştıran yerler olarak görülmektedirler.

Son yıllarda dershaneler bir takım sosyal, kültürel ve sportif aktiviteler ile öğrencilerin ilgi ve yeteneklerini destekleyen, onları sosyalleştiren yerler olarak da faaliyet göstermeye başlamışlardır.

Bu açıdan bakıldığında kurumsallaşmış dershaneler sadece öğretim yapan yerler değil, aynı zamanda eğitim sürecini de devam ettiren ve okullarda gerçekleştirilmeyen sosyal etkinliklerin yapıldığı kurumlar haline gelmektedir.

Dershaneler özel sektör girişimidir. Hizmet üreten kurumlardır ve hedef kitlesi insandır. Gerek özel sektör oluşu gerekse hizmet sektöründe olması müşteri memnuniyetini de beraberinde getirmektedir.

## **1.3 DERSHANELERDE EĞİTİM ÖĞRETİM SÜRECİ**

Genelde ilk ve orta öğrenim kurumlarında temel kazanımları edinen bir öğrenci, hem genel tekrarlarla bilgisini pekiştirmek, hem de öğrenim kurumlarında süresi içinde edinemediği bilgiyi tamamlamak üzere dershaneye gitme ihtiyacı duymaktadır.

Öğrenciler bu kurumlarda uygulanan sınav odaklı eğitimle, sınav içeriğine uygun ve soru çıkma olasılığı yüksek olan ünite ve konular hakkında bilgisini tazeler, ayrıca test ve sınav tekniği konusunda kendisini geliştirir. Bu

## DERSHANE EĞİTİMİNİN, ÖĞRENCİNİN ÜNİVERSİTEYE YERLEŞMESİNDEKİ ETKİSİ

Bünyamin HATİPOĞLU, Zafer ASLAN, Metin ZONTUL, Ali GÜNEŞ

süreçte kendisi ile aynı programı izleyen arkadaşları ile bir rekabet ve yarış havası içinde daha iyi bir motivasyon sağlar.

Dershanelerde düzey sınıflarının oluşturulması, aynı başarı düzeyine sahip öğrencilerin bir sınıfta toplanmasına ve işlenen konuların sınıfın, dolaylı olarak da o sınıftaki her bir öğrencinin bilgi, başarı ve algı düzeyine uygun yöntemlerle anlatılmasını sağlar. Bu da hem öğrencinin konuyu anlamasını, hem de öğretmenin işini kolaylaştırır.

Yıl içinde çok sayıda uygulanan deneme sınavları ile öğrenci, hedef olarak belirlediği sınava girmeden önce önemli bir deneyim kazanmış olur. Bir taraftan soru çözme hızını artırırken, diğer taraftan zaman kullanımı, okuma ve anlama hızını geliştirme, kodlama disiplini gibi sınavın teknik ayrıntılarını önemli ölçüde öğrenir.

Merkezi sınavların en önemli olumsuzluklarının başında sınavın psikolojik yükü gelmektedir. Sonunda öğrencinin geleceği ve kariyer planlaması ile ilgili belirleyiciliği olan bir sınavın mutlaka kaygı ve heyecan yaratması beklenir. Bu her adayda aynı düzeyde olmasa da büyük ölçüde yaşanır.

Dershanelerde yapılan bu uygulamalar sınava sadece bilgi yönünden değil psikolojik yönden de hazırlanmayı kolaylaştırır. Sürekli deneme sınavına girerek hız ve deneyim kazanan bir aday zamanla gerçek sınavı da bir deneme sınavından farksız olarak algılamaya başlar ve sıradanlaştırır.

Dershanelerin sistem içindeki en vazgeçilmez yanlarından birisi de ders dışı uygulamaların yoğunluğudur. İsteyen adaylar ders dışında organize edilen etüt ve birebir çalışmalar ile kendini daha ayrıcalıklı hisseder.

## DERSHANE EĞİTİMİNİN, ÖĞRENCİNİN ÜNİVERSİTEYE YERLEŞMESİNDEKİ ETKİSİ

Bünyamin HATİPOĞLU, Zafer ASLAN, Metin ZONTUL, Ali GÜNEŞ

Ülkemizde genç nüfus sayısındaki fazlalık ve okullaşmanın henüz ihtiyacı yeterince karşılayamaması, okulların ve öğretmenlerin öğrenciye ilgi konusunda yeterince zaman ayıramaması öğrenme sürecini olumsuz etkilemektedir. Günümüzde okul, öğrenci zihninde devam edilip diploma alınan yer olarak algılanmaktadır.

Sınava hazırlık konusunda dersaneler okullara oranla daha güçlü bir algıya sahiptir. En yüksek puanlı ve en nitelikli okulların öğrencileri dahi, bir dershanede eğitim hizmeti olarak bu yarışta geri kalmamayı amaçlamaktadır.

Toplumda dershaneye gitmeden sınavda başarılı olunamayacağına dair net bir algı oluşmaya başlamıştır [2]. Bu algının tartışmaya açık olmasına karşın dersanelerin sınava hazırlıkta öğrenciye kattığı bilgi, teknik ve motivasyon kesinlikle yadsınmaz.

Dersanelerin bir diğer ayrıcalığı sınava yönelik test ve doküman zenginliğidir. Okul kitaplarında kullanılan içerik ve yöntem doğrudan sınava yönelik bir hazırlığı destekler nitelikte değildir.

Okulda merkezi sınav tekniğine uygun olmayan yöntemlerle ölçme değerlendirme yapılması da öğrencilerin merkezi sınavda başarılı olabilmeleri için yeterli veri sunmamaktadır.

Örneğin, liselerde 4 yılda kazanılamayan bilgi birikimi ve teknik yöntemler, öğrencilere dershanede sadece hafta sonu programı ile bir öğretim yılında kazandırılabilir.

# DERSHANE EĞİTİMİNİN, ÖĞRENCİNİN ÜNİVERSİTEYE YERLEŞMESİNDEKİ ETKİSİ

Bünyamin HATİPOĞLU, Zafer ASLAN, Metin ZONTUL, Ali GÜNEŞ

## 1.4 SINAV VE NOT KAYGISI

Okulların elini güçlerinden en önemli unsur not olmasına ve dershanelerin not gibi bir kaygıları olmamasına rağmen öğrencinin boş zamanını dershanede değerlendirmesi ölçme, değerlendirme yöntemi konusunda dershaneyi bir adım öne çıkarmaktadır.

Öğrenci okulu bitirecek kadar not almayı yeterli görmekte, ama nihai sınavına daha ciddi bir tutum ile yaklaşmaktadır. Bu doğrultuda dershanede sunulan ölçme değerlendirme hizmeti öğrenciyi daha objektif kriterlere göre değerlendirir niteliktedir [2].

## 1.5 DERSHANELERDE VERİ MADENCİLİĞİ İHTİYACI

Özellikle kurumsallaşan dershaneler çok sayıda öğrenciye hizmet vermekte, çok sayıda öğretmen ve görevli istihdam etmektedir. Öğrencilere yıl boyunca kitap ve sınav hizmeti sunmaktadır.

Öğrenci ödemeleri, maaş ödemeleri ve çeşitli giderler, diğer sınav hizmetleri harcamaları kayıt altına alınmaktadır. Kurumsallaşan dershaneler bu kayıtları her yıl düzenli olarak tutmaktadırlar. Bu verileri kullanarak anlamlı sonuç çıkarma ve yeniden yapılanma ve planlama ihtiyacı duymaktadırlar. Ancak tutulan veriler çok fazla ve birbirinden çok farklı olacağından bu verilerin ihtiyaca cevap verecek şekilde ayrılması gerekmektedir. Bu amaçla “veri madenciliği” yönteminden yararlanılabilmektedir.

# DERSHANE EĞİTİMİNİN, ÖĞRENCİNİN ÜNİVERSİTEYE YERLEŞMESİNDEKİ ETKİSİ

Bünyamin HATİPOĞLU, Zafer ASLAN, Metin ZONTUL, Ali GÜNEŞ

## 2. VERİ MADENCİLİĞİ

Veri Madenciliği (VM) sürekli güncellenen ve hareket gören değişken veri tabanlarına uygulanmaz. Öncelikle veriler belirli aşamalardan geçirilerek oluşturulan veri ambarına aktarılır. Veri ambarındaki özet veriler üzerine VM algoritmaları uygulanır. Veri madenciliği, veriler arasındaki ilişkilerden faydalanarak yeni, anlaşılır bilgi çıkarma işlemidir [3]. Veri Madenciliği, sistemde bulunan ama bilinirliği olmayan ancak potansiyel olarak yararlı olan verinin bilgiye dönüştürülme sürecidir [4].

Daha basit olarak veri madenciliği büyük ölçekli veriler arasından değerli olan bilginin bulunup ortaya çıkarılması işlemidir [5].

VM satış ve pazarlama, müşteri ilişkileri yönetimi, risk analizi ve yönetimi, eğitimde başarının artırılması alanlarında, perakende, telekomünikasyon, bankacılık, finans ve portföy yönetimi, eğitim gibi sektörlerde kullanılmaktadır.

### 2.1 VERİ MADENCİLİĞİNİN KULLANIM GEREKSİNİMİ

Kayıtların hızlı bir şekilde artması, rekabetin büyümesi gibi faktörler özellikle pazarlama stratejilerinin de geliştirilmesini sağlamaktadır. Aşağıda sayılabilen birkaç neden veri madenciliğinin kullanılma gereksinimini ortaya koymaktadır.

- Hızla artan veri kayıtları,



# DERSHANE EĞİTİMİNİN, ÖĞRENCİNİN ÜNİVERSİTEYE YERLEŞMESİNDEKİ ETKİSİ

Bünyamin HATİPOĞLU, Zafer ASLAN, Metin ZONTUL, Ali GÜNEŞ

- Çok fazla ve çok farklı türde verinin, tek bir ortamda depolanması,
- Geleneksel eski tekniklerin ham verileri işlemede yetersiz kalması,
- Bilim insanlarına verileri sınıflandırma ve gruplandırma, hipotez oluşturma, varsayımlar ve tahmin yapabilme konusunda yardımcı olunması,
- Rekabet ve gücün işletmeler için büyük önem taşıması.

## 2.2 VERİ MADENCİLİĞİNDE KULLANILAN ADIMLAR

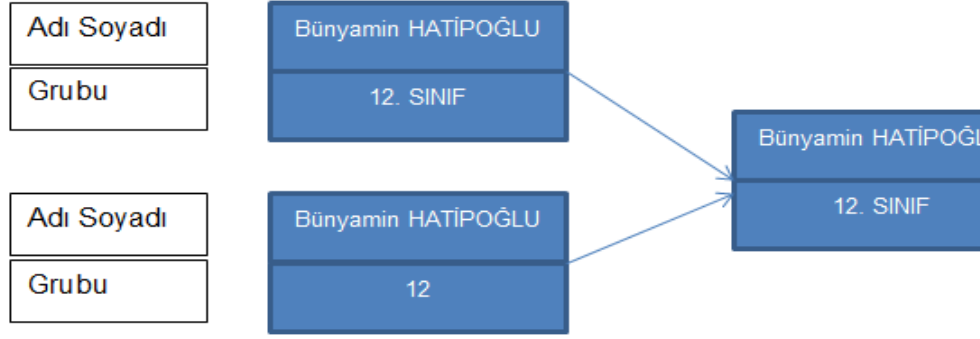
**Veri temizleme:** Tutarsız ve hatalı veriler, veri tabanı üzerinde yapılacak analizlerde yanlış sonuç verebileceğinden bu hatalı veriler veri ambarına aktarılmadan önce silinir. Örneğin dershanede eğitim gören bir öğrenci eğer eğitimi boyunca hiçbir deneme sınavına girmemişse yapılacak analizde bu öğrenciye yer verilmemelidir.

**Veri bütünleştirme:** Farklı veri kaynaklarında tutulan aynı türdeki veriler farklı kısaltmalara sahip olabilir. Örneğin öğrenci verilerinin tutulduğu kaynakta öğrencinin grubu “12. Sınıf” veya “Mezun” diye tutulabilirken, sınav verilerinin tutulduğu kaynakta “12” veya “MZ” adıyla tutulabilir. Bu yüzden veriler birleştirilirken aynı kısaltma ile birleştirilmelidirler.

Veri bütünleştirmeye ait Şekil 2.1’de ad ve soyadı aynı olmasına rağmen grubu iki farklı şekilde gösterilen öğrencinin “Grubu” adlı verisi “12. SINIF” diye aynı adla isimlendirilmiştir.

DERSHANE EĞİTİMİNİN, ÖĞRENCİNİN ÜNİVERSİTEYE  
YERLEŞMESİNDEKİ ETKİSİ

Bünyamin HATİPOĞLU, Zafer ASLAN, Metin ZONTUL, Ali GÜNEŞ



Şekil 2.1 – Veri Bütünleştirme

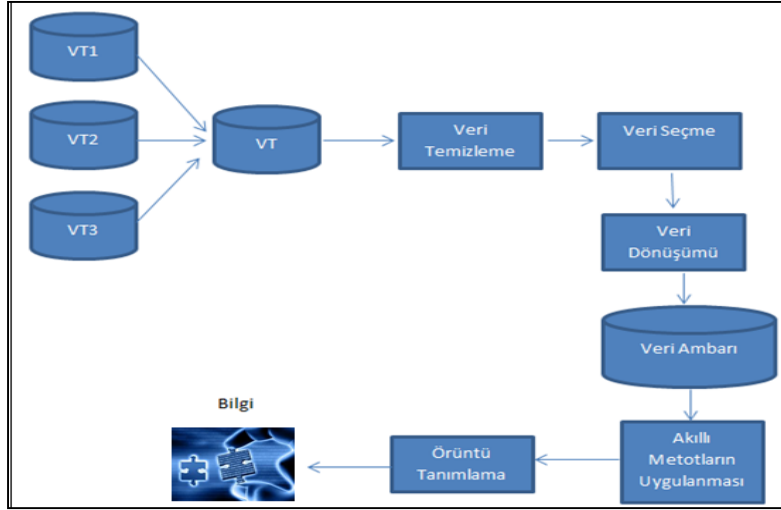
**Veri Seçme:** Yapılacak olan analiz ile ilgili sadece ihtiyaç duyulan verileri belirlemek gerekir. Örneğin öğrencinin telefon bilgisine ihtiyaç duyulmuyorsa telefon bilgilerini veri ambarına almaya gerek yoktur.

**Veri Dönüşümü:** Bazı durumlarda, özellikle sayısal değerleri aynen hesaplamaya katmamak gerekir. Örneğin “A” dersinden 20 soru üzerinden 10 soru çözen %50 başarılıdır. “B” dersinden 30 soru üzerinden 15 soru çözen yine %50 başarılıdır. Bundan dolayı bazı hesaplamalarda soru sayılarını birbirlerine endeksleyerek hesaplama yapılmalıdır.

Bu aşamadan sonra veri örüntüleri için akıllı metotlar uygulanabilir. Ardından bazı ölçümlere göre elde edilen bilgiyi gösteren örüntüler tanımlanır. Son olarak da elde edilen bilginin kullanıcıya sunumu gerçekleştirilir. Şekil 2.2’de veri madenciliği sisteminin aşamaları gösterilmektedir.

# DERSHANE EĞİTİMİNİN, ÖĞRENCİNİN ÜNİVERSİTEYE YERLEŞMESİNDEKİ ETKİSİ

Bünyamin HATİPOĞLU, Zafer ASLAN, Metin ZONTUL, Ali GÜNEŞ



Şekil 2.2 – Veri Madenciliği Sistemi, (VT; Veri Tabanı)

## 2.3 VERİ AMBARI

Veri Ambarı, bir veya birden fazla veri kaynağında bulunan verilerin, veri temizleme, veri bütünleştirme, veri dönüştürme gibi belirli evrelerden geçirilerek aktarıldığı özet bir veri tabanıdır. Veri Ambarları, veri kaynaklarından aldığı verileri birleştirip, bunların karar destek uygulamalarında kullanılmasını sağlarlar [6]. Veri ambarı, sorgulama ve analiz için kullanılmak üzere tasarlanmış ilişkisel bir veri tabanıdır. Veri ambarında veriler, genelde hareket verisinden elde edilmiş tarihsel bilgilerle beraber saklanırlar. Veri tabanı hareketlerinden kaynaklanan iş yüküyle analiz yükünü birbirinden ayırır. Bu sayede değişik veri kaynaklarından toplanan verilerin tek bir yerden analiz edilmesini sağlarlar [7]. Veri ambarında tutulan verilerin değişken olmayan yapıda olması gerekir. Veri tabanlarında tutulan veriler gerçek zamanlıdır ve değişken olabilirler ancak veri ambarına

# DERSHANE EĞİTİMİNİN, ÖĞRENCİNİN ÜNİVERSİTEYE YERLEŞMESİNDEKİ ETKİSİ

Bünyamin HATİPOĞLU, Zafer ASLAN, Metin ZONTUL, Ali GÜNEŞ

aktarıldıktan sonra veri ambarındaki veriler değiştirilmemelidir. Veri ambarındaki tarihsel veri genellikle gelecekte ne olabileceğini tahmin etmek için raporlama ve analiz amacıyla kullanılır [7].

Veri tabanları üzerinde sorgulama yapıp gelen sonuçların düzenlenmesi yerine, daha önceden hazırlanıp düzenlenen veriler üzerinde sorgulama yapılması amaçlanır. Bu işlemlerin önceden yapılıp veri ambarında hazır tutulması hem veri çekim işlemlerinde performansı artırır, hem de veri tabanlarındaki iş yükünü azaltır [8].

## 2.4 VERİ MADENCİLİĞİ MODELLERİ

Veri madenciliği modelleri gördükleri işlemlere göre üçe ayrılır: i) Sınıflama ve Regresyon; ii) Kümeleme yöntemi; iii) Birliktelik Kuralları [9].

**Sınıflama ve Regresyon:** Bu maddede amaç, girdi olarak tahmin edici değişkenlerin yer aldığı ortamda, çıktı olarak bağımlı bir değişkenin değerinin bulunduğu bir model kurmaktır. Bağımlı değişken sayısal değil ise problem sınıflama problemine dönüşür. Eğer bağımlı değişken sayısal ise problem regresyon problemi olarak adlandırılır [9].

Sınıflama ve regresyon, verileri sınıflamak veya gelecek veri eğilimlerini tahmin etmek için kullanılan iki veri analiz yöntemidir. Sınıflama verileri kategorize etmek için kullanılırken, regresyon süreklilik gösteren değerlerin tahmin edilmesinde kullanılır [10].

## DERSHANE EĞİTİMİNİN, ÖĞRENCİNİN ÜNİVERSİTEYE YERLEŞMESİNDEKİ ETKİSİ

Bünyamin HATİPOĞLU, Zafer ASLAN, Metin ZONTUL, Ali GÜNEŞ

Örneğin, sınıflama modeli öğrencilerin üniversiteye yerleşme durumlarını temel alarak, eğitim gördükleri branş derslerinin ne kadar isabetli olduğunu kategorize etmek için kullanılırken, regresyon modeli anket sonuçları verilen öğrencilerin üniversitede okumak isterken hangi programları tercih edeceklerini tahmin etmek için kullanılabilir.

Sınıflama ve regresyon modelinde kullanılan başlıca yöntemler aşağıda listelenmiştir.

- Karar Ağaçları
- Bayes Sınıflandırma
- Yapay Sinir Ağları

**Karar Ağaçları:** Karar ağaçları ile üretilen model tersine çevrilmiş bir ağaca benzemektedir. Bu ağaç karar verme noktaları olan düğümler ve bu düğümleri birbirine bağlayan dallardan oluşmaktadır. En tepede kök düğüm bulunmaktadır. Bu düğümde bir takım özellikler test edilmekte ve bu testin farklı sonuçlarına göre kök düğümden dallar türemektedir. Her bir dal yeni bir karar düğümüne bağlanmakta ve burada yeni birtakım özellikler test edilerek bu düğümlerden dallar türemektedir. Ağaç yapısının en altında ise artık kendisinden dal türemeyen yaprak düğümleri bulunmaktadır [11].

Birbirinden farklı, ayrık (Ayrık Veri) özellikler için, algoritma, veri seti içinden giriş (input) sütunları arasındaki ilişkileri temel alarak bir tahmin

## DERSHANE EĞİTİMİNİN, ÖĞRENCİNİN ÜNİVERSİTEYE YERLEŞMESİNDEKİ ETKİSİ

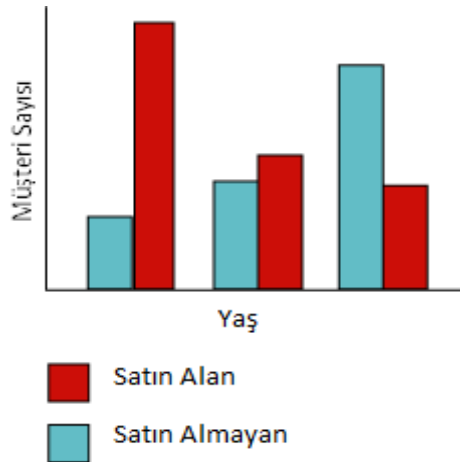
Bünyamin HATİPOĞLU, Zafer ASLAN, Metin ZONTUL, Ali GÜNEŞ

gerçekleştirir. Özellikle algoritma, tahmin sütunu ile bağlantılı olan giriş sütunlarını tahmin eder.

Örneğin, Bisiklet satın alan müşterilere bakacak olursak, 10 genç müşteriden 9'u bisiklet satın alırken yaşlı müşterilerden sadece 2'si bisiklet alıyorsa algoritma yaş faktörünün önemli bir tahmin edici unsur olduğu sonucuna varır.

Süreklilik arz eden (Sürekli Veri) özellikler için, algoritma lineer regresyon kullanarak, karar ağacının nerelerde dallanacağını belirler. Örneğin pazarlama bölümü, müşterilerin demografik yapılarını inceleyerek hangi ürünleri tercih ettiklerine göre demografik bir satış stratejisi belirleyebilir.

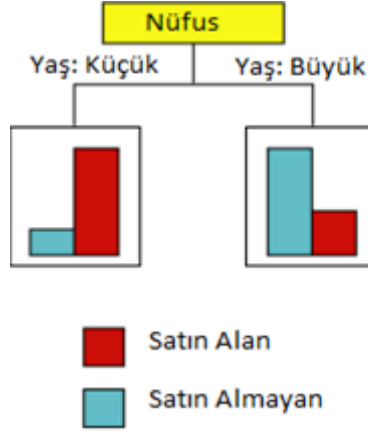
Grafik 2.1'de bisiklet satın alan ve almayan müşteriler yaş temelinde sınıflandırılmıştır. Grafik 2.2'de ise karar ağacı modelinin yaş faktörünü "Küçük" ve "Büyük" diye ikiye ayırdığı görülmektedir.



Grafik 2.1 - Ayrık Veri Örneği

DERSHANE EĞİTİMİNİN, ÖĞRENCİNİN ÜNİVERSİTEYE  
YERLEŞMESİNDEKİ ETKİSİ

Bünyamin HATİPOĞLU, Zafer ASLAN, Metin ZONTUL, Ali GÜNEŞ



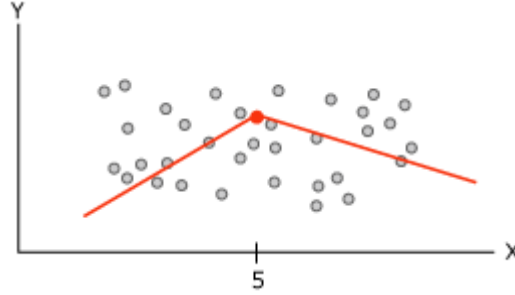
Grafik 2.2 - Ayrık Veri Sonucu

Uygulanan algoritma sonucu modele yeni dallar (node) eklenmiştir ve kökte Nüfusun tamamı yer almış ve dallanarak devam etmiştir.

Grafik 2.3'deki diyagram tek ya da birbirine bağlantılı iki çizgi kullanılarak modellenen veri içerir. Tek çizgi veri için yeterli değildir. İki çizginin kullanılması verinin sunumunu daha anlaşılır hale getirir.

# DERSHANE EĞİTİMİNİN, ÖĞRENCİNİN ÜNİVERSİTEYE YERLEŞMESİNDEKİ ETKİSİ

Bünyamin HATİPOĞLU, Zafer ASLAN, Metin ZONTUL, Ali GÜNEŞ



Grafik 2.3 - Sürekli Veri Örneği

**Bayes Sınıflandırıcıları:** Naive Bayes Algoritması Bayes Teoremini temel alan bir sınıflama algoritmasıdır. Bayes Algoritması diğer algoritmalara göre daha az hesaplama içerir ve giriş sütunu ile tahmin sütunu arasındaki ilişkilerin daha hızlı bir şekilde keşfedilmesini sağlar.

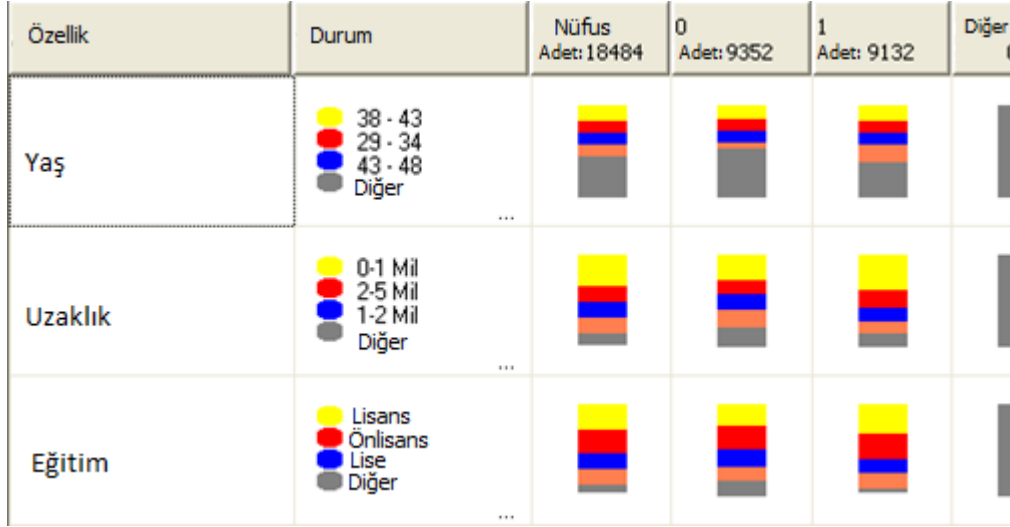
Örneğin; promosyon stratejisi geliştiren bir pazarlama bölümü hangi müşterilere el ilanı göndereceğine bu yolla karar verebilir. Maliyeti düşürmek için olumlu cevap alabilecek müşterileri seçmek ister. Yaş ve lokasyon bilgilerine bakarak hangi müşterilerin ürün satın almada benzer özellikler gösterdiğini keşfedebilir.

Şekil 2.3’de yaş, mesafe ve eğitim durumuna göre bisiklet satın alma ya da satın almama durumuna göre sınıflandırma sonucu gösterilmiştir.



DERSHANE EĞİTİMİNİN, ÖĞRENCİNİN ÜNİVERSİTEYE  
YERLEŞMESİNDEKİ ETKİSİ

Bünyamin HATİPOĞLU, Zafer ASLAN, Metin ZONTUL, Ali GÜNEŞ



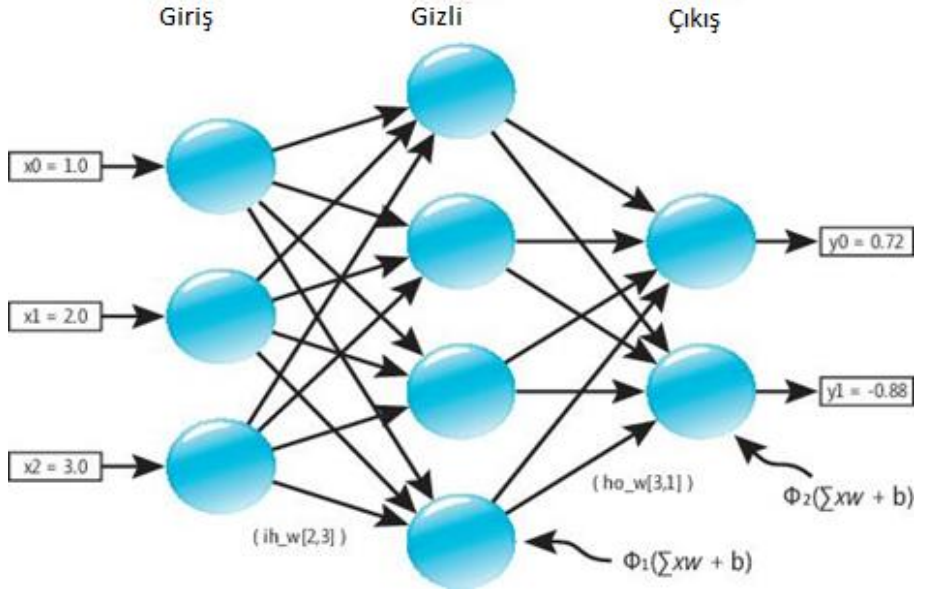
Şekil 2.3 - Yaş, Mesafe ve Eğitim Durumuna Göre Bisiklet Satın Alma ya da Satın Almama Durumuna Göre Sınıflandırma (0 – Satın Almama, 1 – Satın Alma)

**Yapay Sinir Ağları:** Yapay sinir ağları insan beyninden esinlenerek geliştirilmiş bir yöntemdir ve mühendislik, finans, eğitim gibi birçok alanda kullanılmaktadır [12].

Yapay sinir ağları temelde 3 katmandan oluşur. Giriş (input) katmanı, gizli (hidden) katman ve çıkış (output) katmanı. Ayrıca gizli katman ihtiyaca göre artırılabilir. Ancak katman sayısının artması öğrenme sürecini arttırmakla birlikte performansı düşürmektedir. Şekil 2.4’de bu katmanlar bir örnekle gösterilmiştir.

DERSHANE EĞİTİMİNİN, ÖĞRENCİNİN ÜNİVERSİTEYE  
YERLEŞMESİNDEKİ ETKİSİ

Bünyamin HATİPOĞLU, Zafer ASLAN, Metin ZONTUL, Ali GÜNEŞ



Şekil 2.4 - YSA Katmanlarının Gösterimi

**Association Rules – Birliktelik Kuralları:** Birliktelik algoritması özellikle market sepet analizlerinde yararlı olan kullanışlı bir algoritmadır. Müşterilerin önceden satın aldığı ürünleri temel alarak müşteri davranışlarını tespit etmekte kullanılmaktadır. Birliktelik algoritması hangi ürünlerin birlikte gruplandığını saptar. Amaç müşterinin gelecekte hangi ürünleri satın alabileceğini tespit etmektir.

Ayrıca eğitimde çeşitli çalışmalarla örneğin öğrencilerin başarısız oldukları dersler arasındaki bağlantılar tespit edilebilmekte veya seçmeli derslerin belirlenmesinde öğrenci tercihleri temel alınarak seçmeli dersler arasındaki

## DERSHANE EĞİTİMİNİN, ÖĞRENCİNİN ÜNİVERSİTEYE YERLEŞMESİNDEKİ ETKİSİ

Bünyamin HATİPOĞLU, Zafer ASLAN, Metin ZONTUL, Ali GÜNEŞ

ilişkiler belirlenebilmekte ve buna göre seçmeli dersler açılabilme veya kaldırılabilmektedir.

Bu çalışmada öğrencilerin sorumlu oldukları dersler, dershanede eğitim alma süresi gibi gruplar arasındaki bağlantıların üniversiteye yerleşme durumuna etkisi incelenmektedir. Destek sayısı (support) veri seti içerisindeki verilerin kombinasyonun kaç defa geçtiğini göstermektedir. Güven seviyesi (confidence) ise bu kombinasyonla birlikte diğer verilen birlikte olma olasılığını gösterir.

**Apriori Algoritması:** Veri madenciliğinde birliktelik kuralı modelinde kullanılan ve veri kümeleri arasındaki ilişkiyi çıkarmak için geliştirilen bir algoritmadır.

Apriori algoritması, özellikle çok büyük ölçekli veri tabanları üzerindeki veri madenciliği çalışmaları için geliştirilmiştir.

Algoritmanın amacı, veri tabanında bulunan satırlar arasındaki bağlantıyı ortaya çıkarmaktır. Algoritmanın ismi, Latincece önce anlamına gelen “prior” kelimesinden gelmektedir.

Algoritma yapı olarak, aşağıdan yukarıya (bottom-up) mantığını kullanılmakta ve her seferinde tek bir elemanı inceleyerek bu elemanın diğer elemanlarla birlikteliğini ortaya çıkarmaya çalışmaktadır.

Apriori Algoritması pseudo-code’u Formül 2.1’de gösterilmiştir.

DERSHANE EĞİTİMİNİN, ÖĞRENCİNİN ÜNİVERSİTEYE  
YERLEŞMESİNDEKİ ETKİSİ

Bünyamin HATİPOĞLU, Zafer ASLAN, Metin ZONTUL, Ali GÜNEŞ

```
Apriori( $T, \epsilon$ )
 $L_1 \leftarrow \{\text{large 1 - itemsets}\}$ 
 $k \leftarrow 2$ 
while  $L_{k-1} \neq \emptyset$ 
     $C_k \leftarrow \{c | c = a \cup \{b\} \wedge a \in L_{k-1} \wedge b \in \bigcup L_{k-1} \wedge b \notin a\}$ 
    for transactions  $t \in T$ 
         $C_t \leftarrow \{c | c \in C_k \wedge c \subseteq t\}$ 
        for candidates  $c \in C_t$ 
             $\text{count}[c] \leftarrow \text{count}[c] + 1$ 
     $L_k \leftarrow \{c | c \in C_k \wedge \text{count}[c] \geq \epsilon\}$ 
     $k \leftarrow k + 1$ 
return  $\bigcup_k L_k$ 
```

Formul 2.1 - Apriori Algoritması Pseudo-Code

**Kümeleme modelleri:** Kümeleme algoritması bir bölümlenme algoritmasıdır. Tekrarlamalı tekniklerle veriler benzer karakteristik özelliklere göre gruplara ayrılırlar. Model belirlenirken tahmin edilecek sütun birden fazla olabilir. Nesnelerin kendilerini, ya da diğer nesnelerle olan ilişkilerini tarif eden bilgileri kullanarak nesnelere gruplara ayırma işlemidir. Kümelemede amaç; grup içindeki nesnelere, diğer gruplardaki nesnelere olabildiğince ayrı/bağımsız, kendi aralarında ise birbirine benzer/bağımlı olacak şekilde oluşturmaktır [13]. Kümeleme modellerinde amaç verilerin birbirlerine çok benzediği, ancak özellikleri birbirlerinden çok farklı olan kümelerin bulunması ve veri tabanındaki kayıtların bu farklı kümelere bölünmesidir [14].

**K-Means (K- Ortalama) Algoritması:** K-Ortalama Algoritması bölümlenmeli algoritmaların en çok bilinenidir, 1967 yılında geliştirilmiştir. Bundan sonrasında

# DERSHANE EĞİTİMİNİN, ÖĞRENCİNİN ÜNİVERSİTEYE YERLEŞMESİNDEKİ ETKİSİ

Bünyamin HATİPOĞLU, Zafer ASLAN, Metin ZONTUL, Ali GÜNEŞ

geliştirilen bölümlenmeli algoritmalar, k-Ortalama algoritmasına çok benzer çalışma mantığına sahiptir.

K-Ortalama algoritması sayısal veriler üzerinde çalışan bir algoritmadır. Bu algoritma aşırı uç değerlerden veya gürültülü verilerden etkilenir. Algoritmada ilk olarak k adet küme oluşturulması hedefi ortaya konur ve sonrasında k tane ortalama değeri rasgele belirlenir. Verilen bu ortalama değerlerine göre de bütün sayılar hangi ortalamaya yakınsa o kümeye dâhil edilir. Algoritma bütün sayıları kümeledikten sonra bir kez daha ortalama değerleri bulunur ve tekrar sayılar hangi ortalamaya yakınlarsa oraya dâhil edilirler. Bu işlemler son 2 işlemde aynı kümeler çıkana kadar devam eder [15].

## 3. UYGULAMA ARAÇLARI

Bu çalışmada hem veriler üzerinde sorgulama yapılmasına hem de veri madenciliği yöntemlerinin uygulanmasına imkân sağlaması bakımından Microsoft SQL Server Platformu kullanılmasına karar verilmiştir. Microsoft SQL Server Platformu çatısı altında “Business Intelligence Development Studio, BIDS” adlı program, veriler üzerinde Veri Madenciliği uygulamalarına olanak sağlamaktadır.

### 3.1 BUSINESS INTELLIGENCE DEVELOPMENT STUDIO

Business Intelligence Development Studio, Analysis Services, Integration Services ve Reporting Services projelerini içeren iş çözümleri

# DERSHANE EĞİTİMİNİN, ÖĞRENCİNİN ÜNİVERSİTEYE YERLEŞMESİNDEKİ ETKİSİ

Bünyamin HATİPOĞLU, Zafer ASLAN, Metin ZONTUL, Ali GÜNEŞ

geliştirmek için kullanılabilir birincil ortamdır. Her türlü proje ve karar destek çözümlerinde gerekli nesnelere oluşturulması için şablonlar sağlar ve nesnelere çalışmaya yönelik çok çeşitli tasarımlar, araçlar ve sihirbazlar sunar.

## 4. ANALİZ

VM bölümünde bahsedilen modellerden faydalanarak bu modeller dershanede eğitim programına katılan öğrenciler üzerinde BIDS programını kullanarak uygulanacaktır.

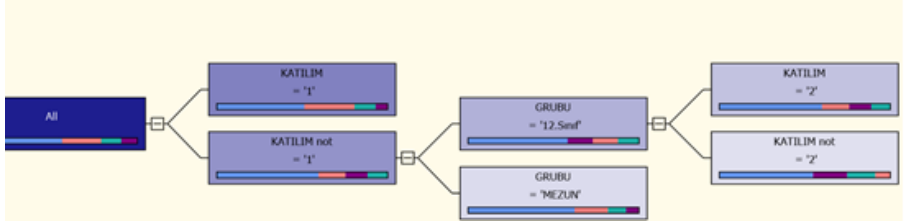
Toplamda 4858 öğrenci üzerinde çalışılmıştır. Karşılaştırmalı modeller için test amacı ile rasgele 3000 kayıt üzerinde çalışma gerçekleştirilmiştir. Bunun için SQL üzerinde “SELECT TOP 3000 \* FROM Tablo\_Adı ORDER BY NEWID()” sorgusu ile birbirinden farklı kayıtlar elde edilmiştir.

### 4.1 KARAR AĞAÇLARI

Şekil 4.1’de dershanede eğitim programına katılan öğrenciler üzerine “Karar Ağacı Modeli” uygulanmasıyla ortaya çıkan sonuç gösterilmiştir. Karar ağacının katılım sayısını öncelikle “1” ve “1 olmayan” şekilde ikiye ayırarak alt dallara doğru ilerlediğini görülmektedir. Burada dershaneye 1 yıl süre ile katılımın önemli bir faktör teşkil ettiği görülmektedir.

# DERSHANE EĞİTİMİNİN, ÖĞRENCİNİN ÜNİVERSİTEYE YERLEŞMESİNDEKİ ETKİSİ

Bünyamin HATİPOĞLU, Zafer ASLAN, Metin ZONTUL, Ali GÜNEŞ



Şekil 4.1 - Dershaneye Katılım Süresinin Karar Ağacı Modeli İle Belirlenmesi

Yüksek		Düşük	
Toplam Adet: 377			
Durum	Adet	Olasılık	Şekil
<input checked="" type="checkbox"/> Diğer	0	0,00%	
<input checked="" type="checkbox"/> Tercih Yapmadı	77	20,47%	
<input checked="" type="checkbox"/> Yerleşemedi	64	17,06%	
<input checked="" type="checkbox"/> Yerleşti (Lisans)	202	53,29%	
<input checked="" type="checkbox"/> Yerleşti (Ön Lisans)	34	9,18%	

KATILIM not = '1' ve GRUBU = '12.Sınıf' ve KATILIM not = '2'

Şekil 4.2 - “12. Sınıf” ve 2+ Yıl Dershaneye Katılan Öğrencilerin Durumu

Ağaç yapısında alttaki dallara indikçe daha spesifik sonuçlara ulaşmak mümkündür. 12. Sınıf grubundan KATILIM değeri “1” ve “2 olmayan” öğrencilerin yerleşme durumları Şekil 4.2’de verilmiştir.

Karar ağacı modeli katılım süresinin ağırlıklı etkisine bakarak ağaç yapısını “1” ve “1 olmayan” şeklinde ikiye ayırmıştır. Bu da eğitim programının

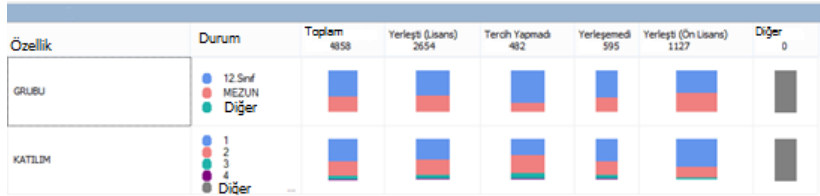
# DERSHANE EĞİTİMİNİN, ÖĞRENCİNİN ÜNİVERSİTEYE YERLEŞMESİNDEKİ ETKİSİ

Bünyamin HATİPOĞLU, Zafer ASLAN, Metin ZONTUL, Ali GÜNEŞ

değerlendirilmesi açısından eğitim süresinin 1 yıl olmasının etkisinin üzerinde durulabileceğini ifade etmektedir.

## 4.2 BAYES SINIFLANDIRICILARI

Belli kriterlere göre sınıflandırma yapmak hedef kitlenin eğilimleri hakkında bilgi verir. Şekil 4.3’de katılım süresi ve öğrencinin mezun ya da son sınıf olmasına göre gerçekleştirilen sınıflandırma, öğrenciye hangi eğitim programının önerilebileceğini göstermektedir.



Şekil 4.3 - Katılım Süresi ve Grubun Bayes Sınıflandırma Sonucu Yerleşme Durumuna Etkisi

## 4.3 BİRLİKTELİK KURALLARI

Tablo 4.1’de , Destek sayısı ve güven seviyesi birliktelik kuralına göre hesaplandığında öğrencilerin lisans bölümlerine yerleşme durumuna etkisi görülmektedir.





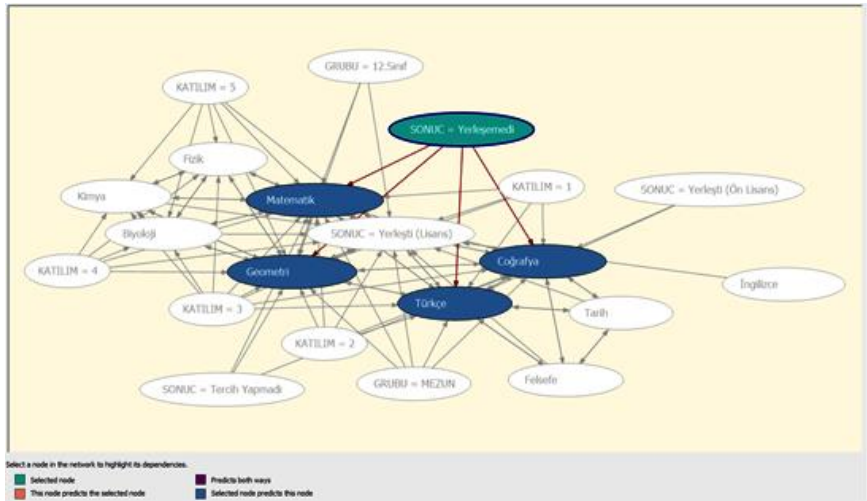


# DERSHANE EĞİTİMİNİN, ÖĞRENCİNİN ÜNİVERSİTEYE YERLEŞMESİNDEKİ ETKİSİ

Bünyamin HATİPOĞLU, Zafer ASLAN, Metin ZONTUL, Ali GÜNEŞ

Şekil 4.5’de ön lisans bölümüne yerleşmede ağırlığı olan branş derslerin rolü görülmektedir. Mavi renkte görülen Türkçe ve coğrafya dersleri öğrencinin ön lisans bölümlerine yerleşmede daha fazla etkin rol oynamaktadır.

Şekil 4.6’da herhangi bir bölüme yerleşememede ağırlığı olan branş derslerin rolü görülmektedir. Mavi renkte görülen matematik, geometri, Türkçe ve coğrafya derslerinde başarısız olmak öğrencinin herhangi bir bölüme yerleşememesinde daha fazla etkin rol oynamaktadır.

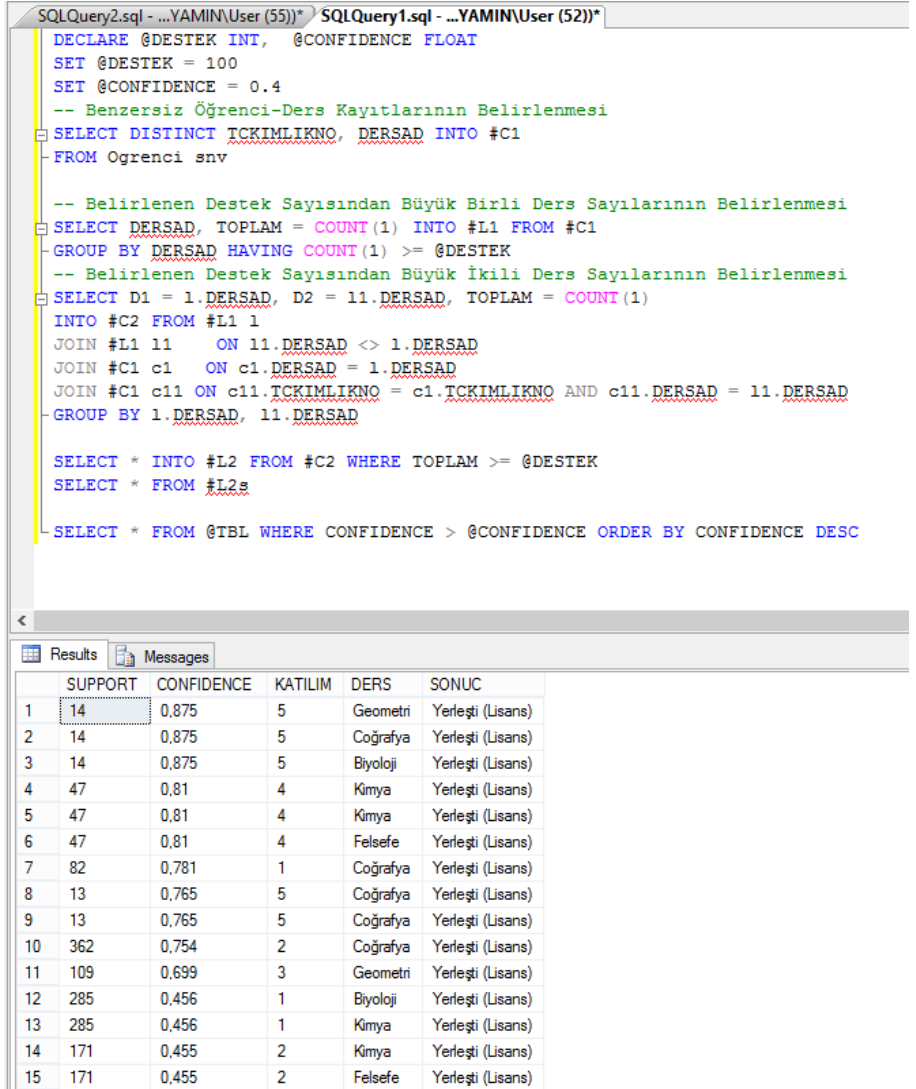


Şekil 4.6 - Herhangi Bir Bölüme Yerleşememede Birliktelik Kurallarının  
Ağırlıklı Etkisi



# DERSHANE EĞİTİMİNİN, ÖĞRENCİNİN ÜNİVERSİTEYE YERLEŞMESİNDEKİ ETKİSİ

Bünyamin HATİPOĞLU, Zafer ASLAN, Metin ZONTUL, Ali GÜNEŞ



```
SQLQuery2.sql - ...YAMIN\User (55))* SQLQuery1.sql - ...YAMIN\User (52))*  
DECLARE @DESTEK INT, @CONFIDENCE FLOAT  
SET @DESTEK = 100  
SET @CONFIDENCE = 0.4  
-- Benzersiz Öğrenci-Ders Kayıtlarının Belirlenmesi  
SELECT DISTINCT TCKIMLIKNO, DERSAD INTO #C1  
FROM Ogrrenci snv  
  
-- Belirlenen Destek Sayısından Büyük Birli Ders Sayılarının Belirlenmesi  
SELECT DERSAD, TOPLAM = COUNT(1) INTO #L1 FROM #C1  
GROUP BY DERSAD HAVING COUNT(1) >= @DESTEK  
-- Belirlenen Destek Sayısından Büyük İkili Ders Sayılarının Belirlenmesi  
SELECT D1 = 1.DERSAD, D2 = 11.DERSAD, TOPLAM = COUNT(1)  
INTO #C2 FROM #L1 1  
JOIN #L1 11 ON 11.DERSAD <> 1.DERSAD  
JOIN #C1 c1 ON c1.DERSAD = 1.DERSAD  
JOIN #C1 c11 ON c11.TCKIMLIKNO = c1.TCKIMLIKNO AND c11.DERSAD = 11.DERSAD  
GROUP BY 1.DERSAD, 11.DERSAD  
  
SELECT * INTO #L2 FROM #C2 WHERE TOPLAM >= @DESTEK  
SELECT * FROM #L2s  
  
SELECT * FROM @TBL WHERE CONFIDENCE > @CONFIDENCE ORDER BY CONFIDENCE DESC
```

	SUPPORT	CONFIDENCE	KATILIM	DERS	SONUC
1	14	0,875	5	Geometri	Yerleşti (Lisans)
2	14	0,875	5	Coğrafya	Yerleşti (Lisans)
3	14	0,875	5	Biyoloji	Yerleşti (Lisans)
4	47	0,81	4	Kimya	Yerleşti (Lisans)
5	47	0,81	4	Kimya	Yerleşti (Lisans)
6	47	0,81	4	Felsefe	Yerleşti (Lisans)
7	82	0,781	1	Coğrafya	Yerleşti (Lisans)
8	13	0,765	5	Coğrafya	Yerleşti (Lisans)
9	13	0,765	5	Coğrafya	Yerleşti (Lisans)
10	362	0,754	2	Coğrafya	Yerleşti (Lisans)
11	109	0,699	3	Geometri	Yerleşti (Lisans)
12	285	0,456	1	Biyoloji	Yerleşti (Lisans)
13	285	0,456	1	Kimya	Yerleşti (Lisans)
14	171	0,455	2	Kimya	Yerleşti (Lisans)
15	171	0,455	2	Felsefe	Yerleşti (Lisans)

Şekil 4.8 - Apriori Algoritması Veri Destek Sayısı ve Güven Seviyeleri

# DERSHANE EĞİTİMİNİN, ÖĞRENCİNİN ÜNİVERSİTEYE YERLEŞMESİNDEKİ ETKİSİ

Bünyamin HATİPOĞLU, Zafer ASLAN, Metin ZONTUL, Ali GÜNEŞ

Şekil 4.8’de katılım sayısı ve derslerin, yerleşme durumuna etkisi incelenerek destek sayısı ve güven seviyeleri tespit edilmiştir.

Şekil 4.9’da ise öğrencilerin sorumlu olduğu branş dersler ve katılım sayılarının yer aldığı bir örnek liste gösterilmektedir.

(No column name)	KATILIM	DERSAD	SONUC
1	100500000	3	Matematik Yerleşti (Lisans)
2	100500000	3	Türkçe Yerleşti (Lisans)
3	100500000	3	Coğrafya Yerleşti (Lisans)
4	100500000	3	Geometri Yerleşti (Lisans)
5	1001800000	2	Felsefe Yerleşti (Ön Lisans)
6	1001800000	2	Tarih Yerleşti (Ön Lisans)
7	1001800000	2	Coğrafya Yerleşti (Ön Lisans)
8	1001800000	2	Türkçe Yerleşti (Ön Lisans)
9	1002500000	2	Geometri Yerleşti (Lisans)
10	1002500000	2	Türkçe Yerleşti (Lisans)
11	1002500000	2	Matematik Yerleşti (Lisans)
12	1002500000	2	Coğrafya Yerleşti (Lisans)
13	1002700000	2	Coğrafya Yerleşti (Lisans)
14	1002700000	2	Geometri Yerleşti (Lisans)
15	1002700000	2	Matematik Yerleşti (Lisans)
16	1002700000	2	Türkçe Yerleşti (Lisans)
17	1002800000	1	Matematik Yerleşti (Lisans)
18	1002800000	1	Geometri Yerleşti (Lisans)
19	1002800000	1	Coğrafya Yerleşti (Lisans)
20	1002800000	1	Türkçe Yerleşti (Lisans)
21	1002800000	1	Coğrafya Yerleşti (Lisans)

Şekil 4.9 - Öğrencilerin Sorumlu Olduğu Branş Ders ve Katılım Sayıları

İlk adımdan sonra daha önceden belirlenen destek sayısı, ya da güven seviyesi büyük olan değerleri alarak bir sonraki adıma geçer ve mevcut veriler arasındaki kombinasyonlar belirlenir. Bu adımlar destek sayısı ya da güven

# DERSHANE EĞİTİMİNİN, ÖĞRENCİNİN ÜNİVERSİTEYE YERLEŞMESİNDEKİ ETKİSİ

Bünyamin HATİPOĞLU, Zafer ASLAN, Metin ZONTUL, Ali GÜNEŞ

seviyesinden büyük veriler arasında yeni kombinasyonlar bulunmayınca kadar devam eder.

## 4.4 KÜMELEME MODELLERİ

Şekil 4.10’da BIDS programının kümeleme modelinin kullanılmasıyla katılım ve grubunun input değişken (girdi verisi) olduğu ve yerleşme durumunu tahmin etmeye yönelik uygulama sonucu verilerin aktarıldığı kümeler gösterilmektedir.



Şekil 4.10 - Katılım ve Gruba Göre Yerleşme Durumunu Tahmine Dayalı  
Kümeleme Modeli

Algoritmanın uygulanmasından sonra 2 ve 3 olan katılım sayısına sahip öğrenciler ayrı kümelere aktarılmıştır. 2 ayrı kümede sadece 2 ve 3 katılım sayısına sahip öğrenciler yer almıştır. Bu da katılım sayısı 2 ve 3 olan öğrencilerin benzer özellik taşıdığını göstermektedir.

BIDS programı ise dershaneye “1” ve “2 yıl” devam eden öğrencilerin kendi aralarında benzer özelliklere sahip olduğunu saptanmıştır.

# DERSHANE EĞİTİMİNİN, ÖĞRENCİNİN ÜNİVERSİTEYE YERLEŞMESİNDEKİ ETKİSİ

Bünyamin HATİPOĞLU, Zafer ASLAN, Metin ZONTUL, Ali GÜNEŞ

## 5. SONUÇ VE ÖNERİLER

Dershaneler sadece sınavlara hazırlayan kurumlar değil, öğrencinin okul dışı zamanını yine öğretim ortamı ile değerlendirdiği ve onu zararlı alışkanlıklardan uzaklaştıran yerler olarak da değerlendirilebilir. Dershaneler sadece öğretim yapan kurumlar değil, aynı zamanda eğitim sürecini de devam ettiren kurumlar olma yolunda ve okullarda gerçekleştirilemeyen sosyal etkinliklerin yapıldığı yerler haline gelmektedir.

Dershanelerde düzey sınıflarının oluşturulması aynı başarı düzeyine sahip öğrencilerin bir sınıfta toplanmasını ve işlenen konuların sınıfın, dolaylı olarak da o sınıftaki her bir öğrencinin bilgi, başarı ve algı düzeyine uygun yöntemlerle anlatılmasını sağlar. Bu da hem öğrencinin anlamasını, hem de öğretmenin işini kolaylaştırır.

Sürekli deneme sınavına girerek hız ve deneyim kazanan bir aday zamanla gerçek sınavı da bir deneme sınavından farksız olarak algılamaya başlar ve sıradanlaştırır.

Dershanelerin bir diğer ayrıcalığı sınava yönelik test ve doküman zenginliğidir. Okul kitaplarında kullanılan içerik ve yöntem doğrudan sınava yönelik bir hazırlığı destekler nitelikte değildir. Öğrenciye daha geniş ve sınav müfredatının dışında da içerik sunulmaktadır.



## DERSHANE EĞİTİMİNİN, ÖĞRENCİNİN ÜNİVERSİTEYE YERLEŞMESİNDEKİ ETKİSİ

Bünyamin HATİPOĞLU, Zafer ASLAN, Metin ZONTUL, Ali GÜNEŞ

Dershanelerin sistem içindeki en vazgeçilmez yanlarından birisi de ders dışı uygulamaların yoğunluğudur. İsteyen adaylar ders dışında organize edilen etüt ve birebir çalışmalar ile kendini daha ayrıcalıklı hisseder.

Özellikle rekabetin arttığı piyasada rakiplerle yarışacak büyük firmalar, doğru kitleye ulaşabilecek pazarlama stratejileri de geliştirmek zorundadırlar. Bu stratejileri düşük maliyetle gerçekleştirmek isteyen firmalar mevcut kayıtlar arasından doğru müşterilere erişmek için veri madenciliği yöntemlerine başvurumaktadırlar.

Birliktelik kuralı ile öğrencilerin sorumlu oldukları branş dersler ve katılım süreleri arasındaki ilişkilerin öğrencinin üniversiteye yerleşme durumuna etkisi incelenmiştir. Bu sayede öğrencinin üniversiteye yerleşmesine katkı sağlamak amacı ile, öğrenciler branş derslere yönlendirilebilmekte ve ona göre eğitim programı düzenlenebilmektedir.

Karar ağaçları gibi modellerle özellikle doğru yaş grubuna hitap edecek stratejiler belirlenmektedir. Doğru lokasyon, cinsiyet, yaş gibi faktörlere göre de stratejiler bu modeller sayesinde belirlenebilmektedir. Karar ağacının oluşturduğu dal yapısına göre farklı eğitim programları oluşturulabilir. Bu yapı aynı zamanda hangi eğitim programının öğrencinin üniversiteye yerleşmesine daha fazla katkı sağladığını belirleme açısından da önemlidir. Kümeleme modelleri ile de benzer karakteristik özelliklere sahip veriler gruplanarak, farklı gruplara farklı stratejiler geliştirilebilir.

Dershanelerde üniversite bölümlerini sürekli incelenmekte, hangi branş derslerde başarılı olan öğrencileri kabul ettikleri izlenmektedir. Öğrenciler, kariyer planlamasına ve branş derslere olan eğilimlerine bakılarak lise

## DERSHANE EĞİTİMİNİN, ÖĞRENCİNİN ÜNİVERSİTEYE YERLEŞMESİNDEKİ ETKİSİ

Bunyamin HATİPOĞLU, Zafer ASLAN, Metin ZONTUL, Ali GÜNEŞ

dönemlerinde rehber öğretmenler tarafından yönlendirilmektedir. Bu sistem öğrencinin üniversitede istediği bölüme yerleşmesine katkı sağlamaktadır.

Matematik, Geometri, Türkçe ve Coğrafya derslerinden başarılı olan öğrencilerin lisans bölümlerine yerleşme oranlarının oldukça yüksek olduğu görülmüştür. Lisans bölümlerini kazanmada bu branşlarda başarılı olmanın büyük etkisi vardır.

Matematik ve Geometri derslerinden başarılı olmayıp, Türkçe ve Coğrafya derslerinde başarı gösteren öğrenciler, genel olarak ön lisans bölümlerini tercih etmektedirler.

Matematik, Geometri, Türkçe ve Coğrafya derslerinde başarılı olamayan öğrenciler ya tercih yapmamakta, ya da herhangi bir bölüme tercih ettiği halde üniversiteye yerleşememektedirler.

Bugün bankacılık sektöründen telekomünikasyon sektörüne ve hatta perakende sektörüne kadar birçok büyük firma veri madenciliği yöntemlerini kullanmaktadır. Bu amaçla yazılım sektöründe veri madenciliği yöntemlerini uygulayabilen çalışana ihtiyaç duyulmaktadır. Üniversitelerde veri madenciliği dersleri uygulamalı olarak verilebilmekte ve piyasanın ihtiyaç duyduğu personel açığı giderilebilmektedir.

Bu araştırma birinci yazarın hazırladığı yüksek lisans tezi ile ilgili olup, burada veri madenciliği modelleri hakkında deneyim kazanılmıştır. Veri madenciliği ile aynı zamanda veri tabanı tasarımının daha iyi yapılabilmesi çalışmaları teşvik edilmiştir.

Dershanelerin eğitim öğretim sistemindeki yeri hakkında bilgi edinilmiştir. Elde edilen bulgular sonucunda stratejik kararlar alma ve planlama

# DERSHANE EĞİTİMİNİN, ÖĞRENCİNİN ÜNİVERSİTEYE YERLEŞMESİNDEKİ ETKİSİ

Bünyamin HATİPOĞLU, Zafer ASLAN, Metin ZONTUL, Ali GÜNEŞ

yapılabileceği anlaşılmıştır. Özellikle orta öğrenim yeni yapılanma sürecinde dershanelerin bu önemli deneyimlerinin göz önüne alınması önerilebilir.

Bu çalışmada kullanılan veri madenciliği modelleri ile devlet-vakıf, kız-erkek gibi parametreler kullanılarak benzer çalışmalar yapılması planlanmaktadır.

Özellikle birliktelik modelleri ile üniversitelerde öğrencilerin seçtiği seçmeli dersler arasındaki ilişkiler tespit edilerek hangi seçmeli derslerin açılıp açılmayacağına karar verilebilir veya hangi seçmeli ders üzerinde daha fazla durulacağı belirlenebilir.

Öğrencilerin belirli periyotlarla hangi derslerde başarısız oldukları kayıt altına alınarak bu dersler arasındaki ilişkiler saptanabilir ve bu sorunun giderilmesi üzerinde durulabilir.

## 6. KAYNAKLAR

- [1] Hatipoğlu B., “Dershane eğitiminin üniversiteye yerleşmedeki etkisinin veri madenciliği ile irdelenmesi”, İstanbul Aydın Üniversitesi, FBE, 2013.
- [2] Ünsal S. Kültür Dershaneleri Rehberlik Koordinatörü, Görüş alışverişi, (Ocak 2013)
- [3] Al-Hudairy, ”Data Mining and Decision Making Support in The Governmental Sector”, Department of Computer Engineering, University of Louisville, 2004
- [4] Shen Y. , “A Formal Ontology for Data Mining: Principles, Design, and Evolution”, Département de mathématiques et d'informatique , Université du Québec a Trois-Rivieres, 2007

DERSHANE EĞİTİMİNİN, ÖĞRENCİNİN ÜNİVERSİTEYE  
YERLEŞMESİNDEKİ ETKİSİ

Bünyamin HATİPOĞLU, Zafer ASLAN, Metin ZONTUL, Ali GÜNEŞ

- [5] Silahtaroğlu G., “Kavram ve Algoritmalarıyla Veri Madenciliği”, Papatya Yayıncılık Eğitim, 2008
- [6] Seetharaman M., “Data Warehousing: Case study in data quality improvement, School of Information Systems and Engineering Technology”, Institute of Technology, State University of New York, 2008
- [7] Düzgünoğlu, S., “Veri Ambarı ve OLAP Teknolojilerinden Yararlanılarak Karar Destek Amaçlı Raporlama Aracı Gerçekleştirimi”, Yüksek Lisans Tezi, Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı, Fen Bilimleri Enstitüsü, Hacettepe Üniversitesi, 2006
- [8] İçli, D., “Veri Ambarı ve OLAP Teknolojilerinden Yararlanılarak Raporlama Aracı Gerçekleştirimi”, Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı, Fen Bilimleri Enstitüsü, Pamukkale Üniversitesi, 2009
- [9] H. Akpınar., “Veri Tabanlarında Bilgi Keşfi ve Veri Madenciliği”, İstanbul Üniversitesi, İşletme Fakültesi Dergisi, c:29, s:1-22, 2000
- [10] Özkes S., ÇAMURCU Y.; “Classification and Prediction in Data Mining Application”, Journal of Marmara for Pure and Applied Sciences, V:18, N:2, 157-172, Marmara University, 2002
- [11] Seyrek İ. H., Ata H., “Veri Zarflama Analizi ve Veri Madenciliği ile Mevduat Bankalarında Etkinlik Ölçümü“, BDDK Bankacılık ve Finansal Piyasalar, Cilt:4, Sayı:2, 2010
- [12] Paliwal M., Kumar U. A., “Neural Networks and Statistical Techniques: A Review of Applications”, Expert Systems With Applications, 36 (1), 2-17, 2009

DERSHANE EĞİTİMİNİN, ÖĞRENCİNİN ÜNİVERSİTEYE  
YERLEŞMESİNDEKİ ETKİSİ

Bünyamin HATİPOĞLU, Zafer ASLAN, Metin ZONTUL, Ali GÜNEŞ

[13] Özdamar E. Ö., “Veri Madenciliğinde Kullanılan Teknikler ve Bir Uygulama”, İstatistik Anabilim Dalı, Fen Bilimleri Enstitüsü, Mimar Sinan Üniversitesi, 2002

[14] Ayık, Y., Özdemir, A., Yavuz, U., “Lise Türü ve Lise Mezuniyet Başarısının, Kazanılan Fakülte ile İlişkisinin Veri Madenciliği Tekniği ile Analizi”, Atatürk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi, Cilt 10, Sayı 2, 2007

[15] <http://www.iszekam.net/?tag=/veri+madenciligi+algoritmaları>,1Ocak 2013

DERSHANE EĐİTİMİNİN, ÖĐRENCİNİN ÜNİVERSİTEYE  
YERLEŐMESİNDEKİ ETKİSİ

Bünyamin HATİPOĐLU, Zafer ASLAN, Metin ZONTUL, Ali GÜNEŐ