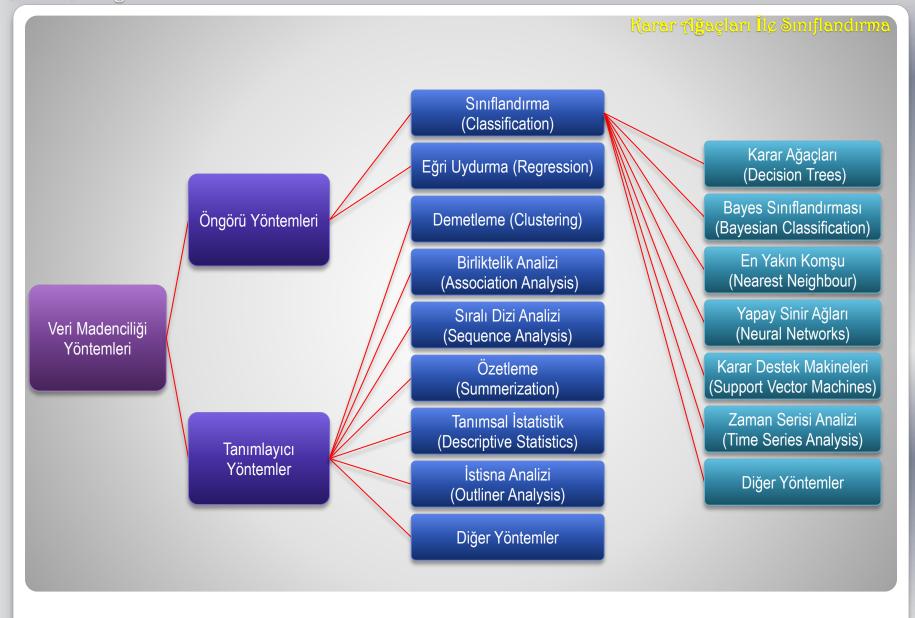
Weri Madenciligi

Karar Ağaçları ile
Sınıflandırma



Genel olarak veri madenciliği yöntemleri iki sınıfa ayrılabilir:

- 1. Öngörü Yöntemleri (Prediction Methods)
 - Ongörü amacı ile var olan verilerden yorum çıkarılması
- 2. Tanımlayıcı Yöntemler (Description Methods)
 - Veriyi tanımlayan yorumlanabilir örüntülerin bulunması



Karar Ağaçları İlg Sınıflandırma Sınıflandırma süreci Öğrenme Seti Öğrenme Öz.3 Öz.1 Öz.2 No Sınıf Algoritması 125k evet büyük hayır 100k orta hayır hayır 70k küçük hayır hayır 4 orta 120k evet hayır tümevarım 5 95k hayır büyük evet 6 60k orta hayır hayır 220k büyük evet hayır 8 küçük 85k evet hayır Öğrenme 75k 9 orta hayır hayır 10 Modeli küçük 90k hayır evet **MODEL** Test Seti Öz.1 Öz.2 Öz.3 No Sınıf 11 küçük 55k hayır Uygulama 12 80k evet orta 13 110k büyük evet Modeli 14 küçük 95k hayır 15 büyük 67k tümdengelim hayır

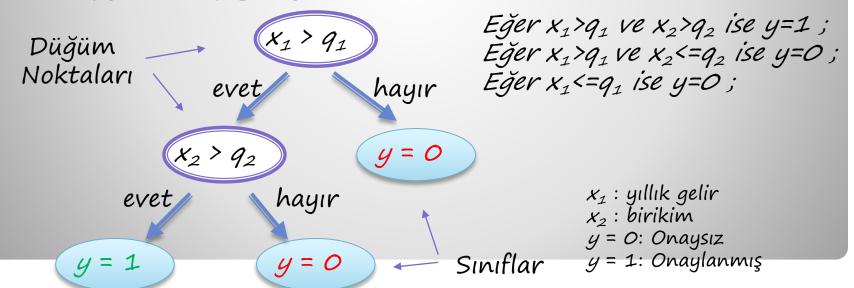
Karar Ağaçları:

Verilerin sınıflandırma yöntemlerinden biride karar ağaçlarıdır.

Karar ağaçlarının oluşturulmasında çok sayıda öğrenme yöntemi mevcuttur.

Akış şemalarına benzeyen yapılandırmalardır. Her bir nitelik bir karar noktası(düğüm) tarafından belirlenir. Bu yapıyı ağacın ters dönmüş haline benzetebiliriz.

Bu tür yaklaşımlar karar ağaçları sınıflandırma algoritmaları uygulayabilmek için uygun bir altyapı sağlamaktadır.

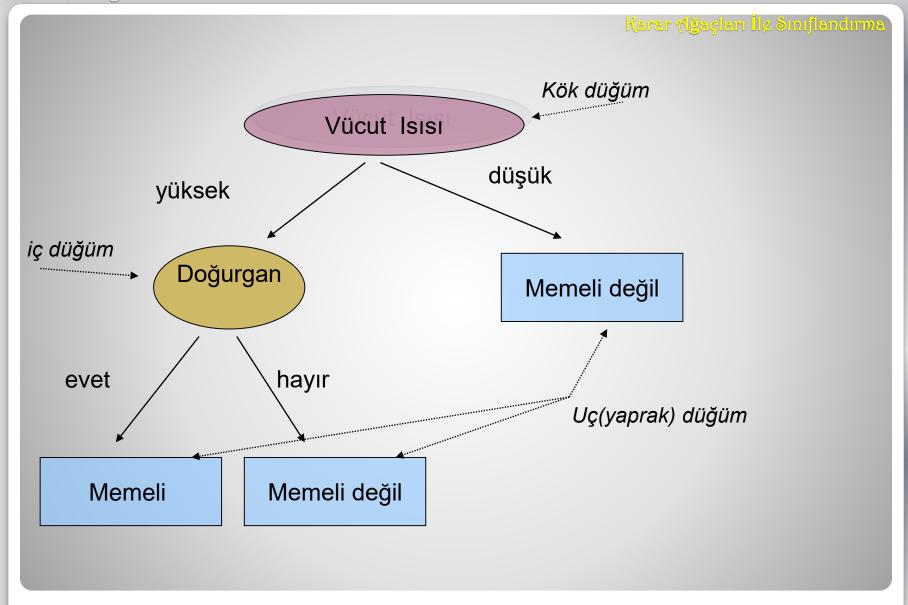


* Karar Ağacı

- Yaygın kullanılan öngörü yöntemlerinden bir tanesidir
- Ağaçtaki her düğüm bir özellikteki testi gösterir.
- ODüğüm dalları testin sonucunu belirtir.
- Ağaç yaprakları sınıf etiketlerini içerir.

Karar ağacı çıkarımı iki aşamadan oluşur

- Ağaç inşası
 - Başlangıçta bütün öğrenme örnekleri kök düğümdedir.
 - Örnekler seçilmiş özelliklere tekrarlamalı olarak bölünür.
- 2. Ağaç Temizleme (Tree pruning)
 - Gürültü ve istisna kararları içeren dallar belirlenir ve kaldırılır.
- Karar ağacı kullanımı: Yeni bilinmeyen örneğin sınıflandırılması
 - Bilinmeyen örneğin özellikleri karar ağacında test edilerek sınıfı bulunur.



Karar ağaçlarında en önemli aşamalarından biriside düğüm noktalarına ait kriterlerin belirlenmesidir.

Her düğüm noktası için bir karar ağacı algoritması tasarlanır.

Algoritmalar gruplanırsa;

- Sınıflandırma ve regresyon ağaçları
- Entropiye dayalı algoritmalar
- Bellek tabanlı sınıflandırma algoritmaları

Sınıflandırma ve regresyon ağaçları konusunda Twoig ve Gini algoritması entropiye dayalı algoritmalara örnek olarak ise ID3 ve C4.5 algoritmaları verilebilir.

ID3 algoritmasının temeli:

Karar ağacında,

Her bir düğüm hedef-olmayan bir niteliğe, Düğümler arasındaki her yay (arc) ise niteliğin olası bir değerine karşılık gelir.

Ağacın bir yaprağı, bu yapraktan köke kadar ki yolda tanımlanan kayıtlar için hedef niteliklerin beklenen değerini belirler.

Karar ağacında her bir düğüm kökten başlayarak yol üzerinde henüz dikkate alınmamış olan nitelikler arasından en çok bilgi sağlayan hedef-olmayan nitelikle ilişkilendirilebilir.

Bu durum "İyi" bir karar ağacın nasıl olduğunu gösterir.

Entropi bir düğümün ne kadar bilgi verici olduğunu ölçmede kullanılır. Bu "İyi" ile ne kastedildiğini belirtir.

Karar Ağaçları İlç Sınıflandırma

ID3 algoritması: ID3, verilen hedef-olmayan nitelik kümesi C1, C2,....,Cn, hedef nitelik C, ve bir öğrenme kümesi ile bir karar ağacı kurmak için kullanılır.

```
Fonksiyon ID3
(R: Hedef-olmayan nitelikler kümesi, C: Hedef niteliği, S: Bir eğitim kümesi ) // returns karar ağacı
Başla
      Eğer (S == boş) {
             kök="yanlış"; Döndür kök };
      Eğer (S, hedef nitelik için aynı değere sahip kayıtlardan oluşuyorsa) {
              kök= aynı olan bu değer; Döndür kök };
       Eğer (R boşsa) {
              kök=S'nin kayıtlarında hedef niteliğin değerlerinde en sık bulunan değer; Döndür kök};
D, R'deki nitelikler içinden en yüksek Kazanç(D,S) OLSUN;
{d<sup>j</sup>/ j=1,2,....,m} D niteliğinin değerleri OLSUN;
(si/ j=1,2,...,m) D özelliği için d<sup>j</sup> değerli kayıtları sırasıyla içeren S'nin altkümeleri OLSUN;
      Döndür (D etiketli köke ve sırasıyla
              ID3 (R - {D}, C, S<sup>1</sup>), ID3 (R-{D}, C, S<sup>2</sup>),...., ID3 (R-{D}, C, S<sup>m</sup>)
             ağaçlarına giden d<sup>1</sup>,d<sup>2</sup>,....,d<sup>m</sup> etiketli yayları olan ağacı)
Bitir ID3;
```

ID3 algoritması entropi(belirsizlik) zemininde oluşturulmuş bir algoritmadır.

Karar ağaçlarında hangi niteliğe karşı dallanmanın yapılacağını belirlemek üzere entropi kavramına başvurulur.

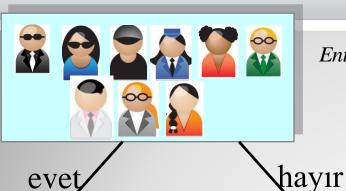
Entropi: R bir kaynak olsun. Bu kaynağın $\{m_1, m_2, m_3, ..., m_n\}$ olmak üzere n mesaj üretilebildiğini varsayalım. Tüm mesajlar birbirinden bağımsız olarak üretilmektedir ve m_j mesajların üretilme olasılıkları p_j 'dir .

 $P=\{p_1,p_2,p_3,...,p_n\}$ olasılık dağılımına sahip mesajları üreten R kaynağın entropisi H(R) şu şekildedir.

$$H(R) = -\sum_{i=1}^{n} p_i \log_2(p_i)$$
 $H(R) = \sum_{i=1}^{n} p_i \log(1/p_i)$

Kişiler	Saç Uzunlukları (inç)	Ağırlık	yaş	Sınıf
Hasa	n 0	250	36	E
Mera	10	150	34	K
Bahad	r 2	90	10	E
Lal	€ 6	78	8	K
Melik	€ 4	20	1	K
A	li 1	170	70	E
Selm	a 8	160	41	K
Osma	า 10	180	38	E
Kema	d 6	200	45	E

Cemal	8	290	38	?
-------	---	-----	----	---



$$Entropy(S) = -\frac{p}{p+n}\log_2\left(\frac{p}{p+n}\right) - \frac{n}{p+n}\log_2\left(\frac{n}{p+n}\right)$$

evet

Saç uzunluğu <= 5?





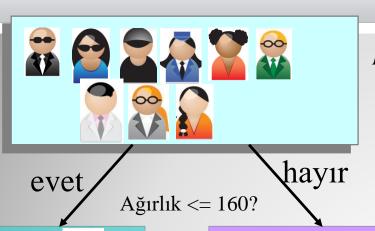
 $Kazan\varsigma(A) = E(genelküme) - \sum_{i} E(tümaltkümeler)$

Kazanç(Saç Uzunluğu <= 5) = 0.9911 - (4/9 * 0.8113 + 5/9 * 0.9710) = 0.0911

Entropy(4K,5E) = -(4|9)log2(4|9) - (5|9)log2(5|9) = 0.9911

Entropy(1K,3E) = -(1/4)log2(1/4) - (3/4)log2(3/4) = 0.8113

Entropy(3K,2E) = -(3/5)\log2(3/5) - (2/5)\log2(2/5)
= 0.9710



 $Entropy(S) = -\frac{p}{p+n}\log_2\left(\frac{p}{p+n}\right) - \frac{n}{p+n}\log_2\left(\frac{n}{p+n}\right)$





$$Kazan\varsigma(A) = E(genelküme) - \sum_{Kazan\varsigma(A) = 160} E(tümaltkümeler)$$

$$Kazan\varsigma(Ağırlık <= 160) = 0.9911 - (5/9 * 0.7219 + 4/9 * 0) = 0.5900$$

$$Entropy(4K,5E) = -(4/9)\log_2(4/9) - (5/9)\log_2(5/9)$$

$$Entropy(4K,5E) = -(4/9)\log_2(4/9) - (5/9)\log_2(4/8) - (4/9)\log_2(4/8)$$

$$= 0.9911$$

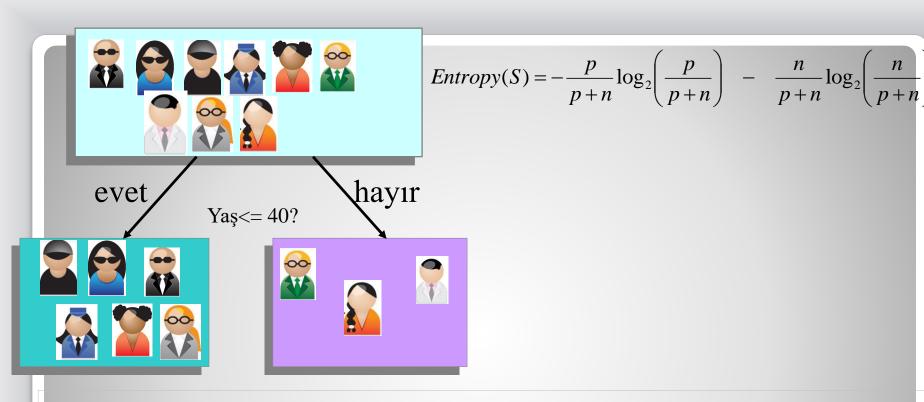
$$Entropy(4K,5E) = -(4/9)\log_2(4/9) - (5/9)\log_2(4/8) - (4/9)\log_2(4/8)$$

$$= 0.7219$$

$$= 0.7219$$

$$= 0.7219$$

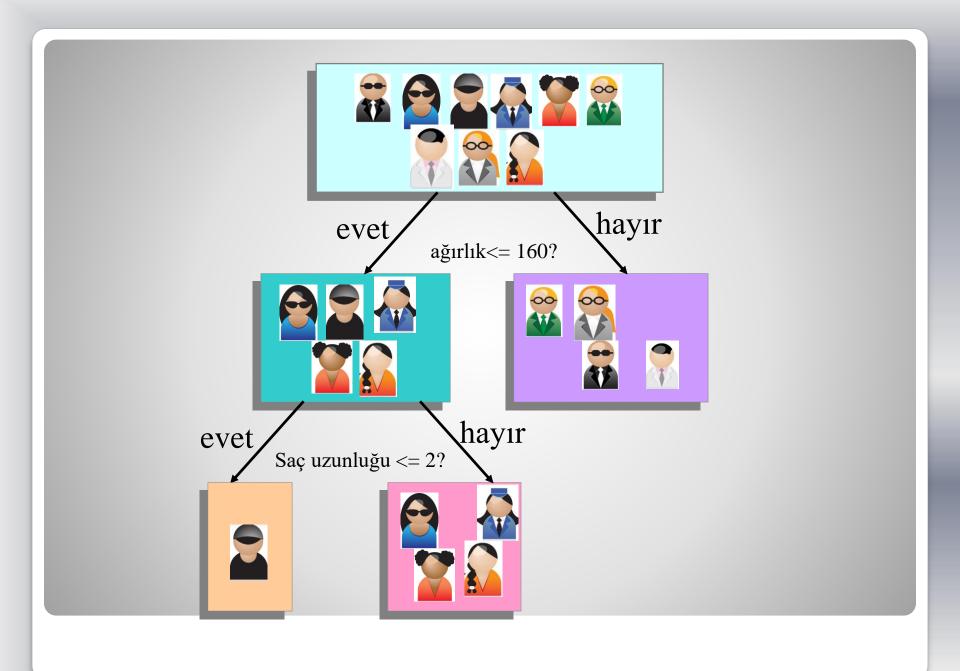
$$= 0.7219$$



$$Kazan\varsigma(A) = E(genelküme) - \sum E(tümaltkümeler)$$

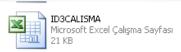
$$Kazanç(Yaş <= 40) = 0.9911 - (6/9 * 1 + 3/9 * 0.9183) = 0.0183$$

$$Entropy(AK, 5E) = -(4/9)log2(4/9) - (5/9)log2(5/9)$$

$$Entropy(AK, 5E) = -(4/9)log2(4/9) - (5/9)log2(4/9)




Excelde entropi hesabı



Karar Ağaçları İle Sınıflandırma

Karar ağaçlarının budanması:

Amaç : Karmaşık olmayan ağaçlar oluşturmak.

Ağacın budanması, bütün bir alt ağacın yerine bir yaprak düğümünün yerleştirilmesiyle yapılır. Yerleştirme ancak bir alt ağaçtaki beklenen hata tek yapraktakinden daha büyükse ancak yapılır.

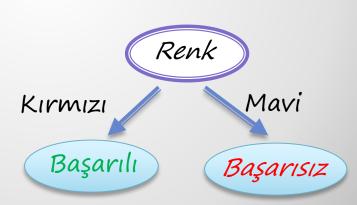
Alt ağacın yerine yaprak yerleştirmekle ,algoritma "öngörülü hata oranını" azaltmayı ve sınıflandırma modelinin kalitesini arttırmayı amaçlar.

Örnek:

Aşağıdaki verilen basit karar ağacı; 1 kırmızı başarılı öğrenme kaydı ile 2 mavi başarısız öğrenmeden elde edilir ve sonra test dizininde 3 kırmızı başarısız ve 1 mavi başarılı bulunursa, şekildeki ağaç tek bir başarısız düğüm ile değiştirilir.

Değişimden sonra dört hata yerine yalnızca iki hata yapılmış olunacaktır.

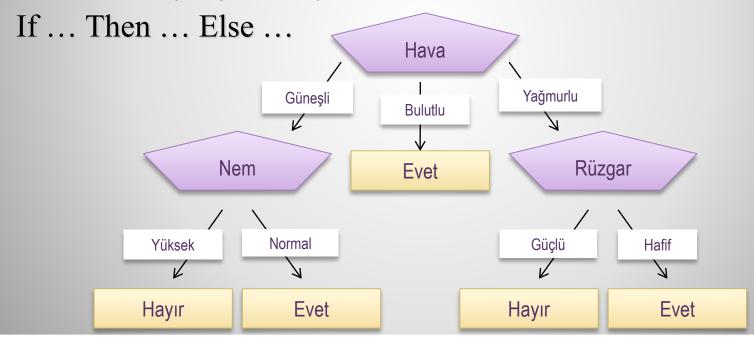
Basit Karar Ağacı



Karar Kuralları Oluşturma:

Eğitim kümesine bağlı olarak elde edilen karar ağacından yararlanarak karar kuralları oluşturulabilir.

Kurallar karşılaştırma işlemlerine benzerler;



Karar ağacından yararlanarak aşağıdaki kuralları yazabiliriz.

1.Kural:

Eğer Hava=Güneşli ise ve Eğer Nem=Yüksek ise Oyun=Hayır;

2.Kural:

Eğer Hava=Güneşli ise ve Eğer Nem=Normal ise Oyun=Evet;

3.Kural:

Eğer Hava=Bulutlu ise Oyun=Evet;

4.Kural:

Eğer Hava=Yağmurlu ise ve Eğer Rüzgar=Güçlü ise Oyun=Hayır;

5.Kural:

Eğer Hava=Yağmurlu ise ve Eğer Rüzgar=Hafif ise Oyun=Evet;

Kaynaklar:

- Veri Madenciliği DR Gökhan Silahtaroğlu 06'2008
- Veri Madencilği Yöntemleri Dr. Yalçın Özkan 06'2008
- Fatih Aydoğan H.Ü. YLTezi 2003
- M.A.Duchaineau, M.Wolinsky, D.E.Sigeti, M.C. Miller, C. Aldrich and M.B.Mineev Weinstein,
- "ROAMingTerrain: Real-time Optimally Adapting Meshes". IEEE Visualization'97, 81–88. Nov. 1997
- Kitap: Introduction to Data Mining, Pang-Ning Tan, Michigan State University, Michael Steinbach, University of Minnesota, Vipin Kumar, University of Minnesota
- Business Intelligence and Data Mining, Prof. Dr. Haldun Akpınar, Dönence Basın ve Yayın Hizmetleri, İstanbul, 2004

