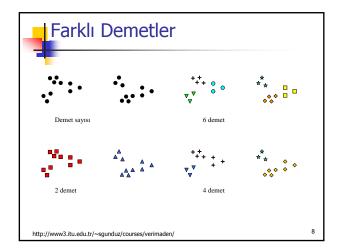


İyi Demetleme İyi demetleme yöntemiyle elde edilen demetlerin özellikleri aynı demet içindeki nesneler arası benzerlik fazla farklı demetlerde bulunan nesneler arası benzerlik az Oluşan demetlerin kalitesi seçilen benzerlik ölçütüne ve bu ölçütün gerçeklenmesine bağlı Uzaklık / Benzerlik nesnelerin nitelik tipine göre değişir Nesneler arası benzerlik: s(i,j)Nesneler arası uzaklık: d(i,j) = 1 - s(i,j)

- İyi bir demetleme yöntemi veri içinde gizlenmiş örüntüleri bulabilmeli
- Veriyi gruplama için uygun demetleme kriteri bulunmalı
 - demetleme = aynı demetteki nesneler arası benzerliği enbüyüten, farklı demetlerdeki nesneler arası benzerliği enküçülten fonksiyon
- Demetleme sonucunun kalitesi seçilen demetlerin şekline ve temsil edilme yöntemine bağlı

http://www3.itu.edu.tr/~sgunduz/courses/verimaden/





Temel Demetleme Yaklaşımları

- Bölünmeli yöntemler: Veriyi bölerek, her grubu belirlenmiş bir kritere göre değerlendirir
- Hiyerarşik yöntemler: Veri kümelerini (ya da nesneleri) önceden belirlenmiş bir kritère göre hiyerarşik olarak ayırır
- Yoğunluk tabanlı yöntemler: Nesnelerin yoğunluğuna göré demetleri oluşturur
- Model tabanlı yöntemler: Her demetin bir modele uyduğu varsayılır. Amaç bu modellere uyan verileri gruplamak

http://www3.itu.edu.tr/~sgunduz/courses/verimaden/



Konular

- Demetleme işlemleri
 - Demetleme tanımı
 - Demetleme uygulamaları
- Demetleme Yöntemleri
 - Bölünmeli Yöntemler
 - K-means demetleme yöntemi
 - K-medoids demetleme yöntemi
 - Hiyerarşik Yöntemler
 - Yoğunluk Tabanlı Yöntemler
 - Model Tabanlı Yöntemler

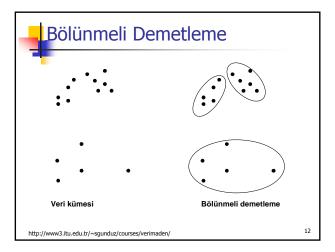
http://www3.itu.edu.tr/~sgunduz/courses/verimaden/



Bölünmeli Yöntemler

- Amaç: n nesneden oluşan bir veri kümesini (D) k (k≤n) demete ayırmak
 - her demette en az bir nesne bulunmalı
 - her nesne sadece bir demette bulunmalı
- Yöntem: Demetleme kriterini enbüyütücek şekilde D veri kümesi k gruba ayırma
 - Global çözüm: Mümkün olan tüm gruplamaları yaparak en iyisini seçme (NP karmaşık)
 - Sezgisel çözüm: k-means ve k-medoids
 - ------ yozum. Kamednis ve Kamedolds kameans (MacQueen'67): Her demet kendi merkezi ile temsil edilir
 - k-medoids veya PAM (Partition around medoids) (Kaufman & Rousseeuw'87): Her demet, demette bulunan bir nesne ile temsil edilir

http://www3.itu.edu.tr/~sgunduz/courses/verimaden



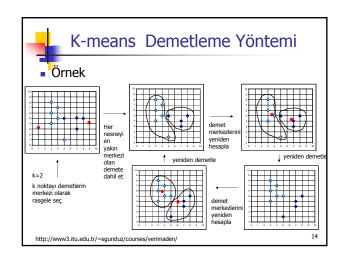
K-means Demetleme

- Bilinen bir k değeri için k-means demetleme algoritmasının 4 aşaması vardır:
 - veri kümesi *k* altkümeye ayrılır (her demet bir altküme)
 - Her demetin ortalaması hesaplanır: merkez nokta (demetteki nesnelerin niteliklerinin ortalaması)
 - Her nesne en yakın merkez noktanın olduğu demete dahil edilir
 - Nesnelerin demetlenmesinde değişiklik olmayana kadar adım 2'ye geri dönülür.

http://www3.itu.edu.tr/~sgunduz/courses/verimaden/

13

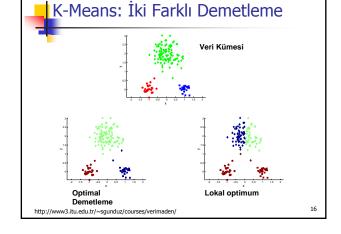
15



k-means Demetleme Yöntemi

- Demet sayısının belirlenmesi gerekir
- Başlangıçta demet merkezleri rasgele belirlenir
 - Her uygulamada farklı demetler oluşabilir
- Benzerlik Öklid uzaklığı, kosinüs benzerliği gibi yöntemlerle ölçülebilir
- Az sayıda tekrarda demetler oluşur
 - Yakınsama koşulu çoğunlukla az sayıda nesnenin demet değiştirmesi şekline dönüştürülür
- Karmaşıklığı:
 - Yer karmaşıklığı O((n+k) d)
 - Zaman karmaşıklığı O(ktnd)
 - k: demet sayısı, t. tekrar sayısı, n: nesne sayısı, d: nitelik sayısı

http://www3.itu.edu.tr/~sgunduz/courses/verimaden/





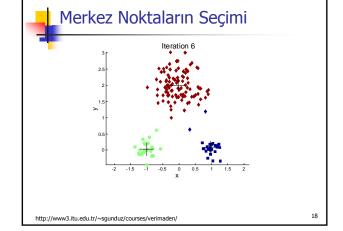
K-Means Demetleme Yöntemini Değerlendirme

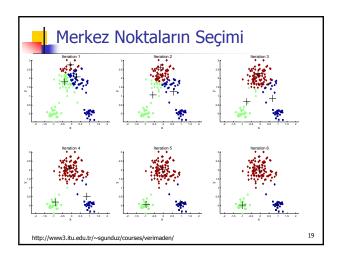
- Yaygın olarak kullanılan yöntem hataların karelerinin toplamı (Sum of Squared Error SSE)
 - Nesnelerin bulundukları demetin merkez noktalarına olan uzaklıklarının karelerinin toplamı

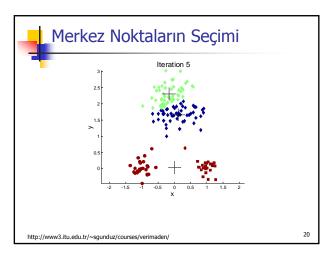
$$SSE = \sum_{i=1}^{K} \sum_{i=1}^{K} dist^{2}(m_{i}, x)$$

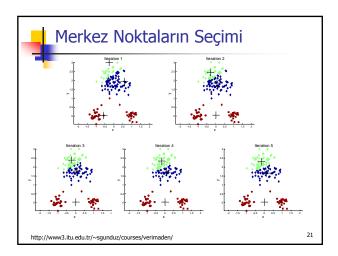
- x: C_i demetinde bulunan bir nesne, m_i : C_i demetinin merkez noktası
- Hataların karelerinin toplamını azaltmak için k demet sayısı artırılabilir
 - Küçük k ile iyi bir demetleme, büyük k ile kötü bir demetlemeden daha az SSE değerine sahip olabilir.
- Başlangıç için farklı merkez noktaları seçerek farklı demetlemeler oluşturulur
- En az SSE değerini sahip olan demetleme seçilir

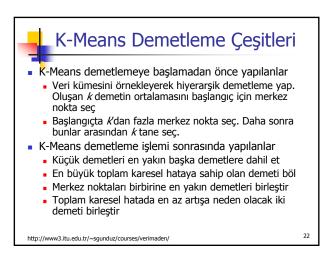
http://www3.itu.edu.tr/~sgunduz/courses/verimaden/

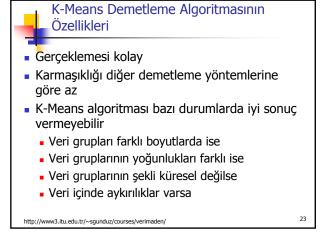


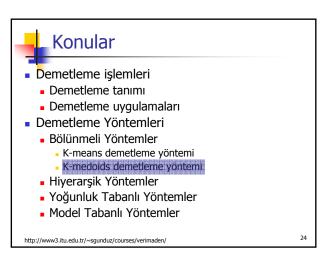


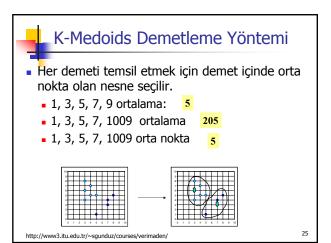


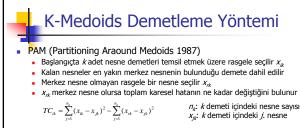










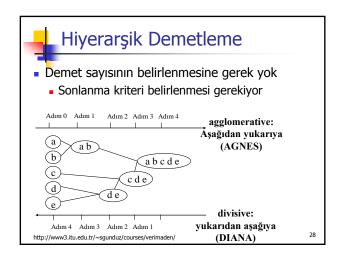


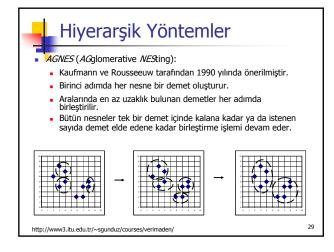
- TC_{ik}<0 ise O_{rk} merkez nesne olarak atanır.
 Demetlerde değişiklik oluşmayana kadar 3. adıma geri gidilir.
- Küçük veri kümeleri için iyi sonuç verebilir, ancak büyük veri kümeleri için uygun değil
- CLARA (Kaufmann & Rousseeuw, 1990)
- CLARANS (Ng & Han, 1994)

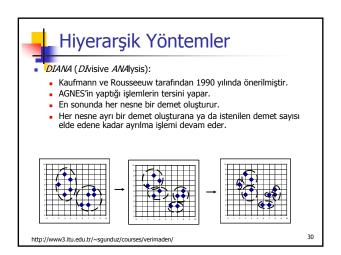
http://www3.itu.edu.tr/~sgunduz/courses/verimaden/

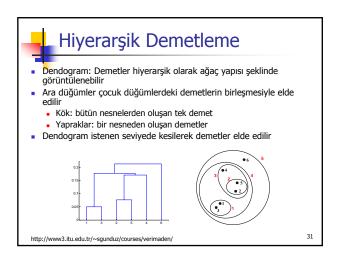
26

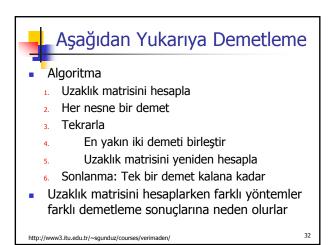


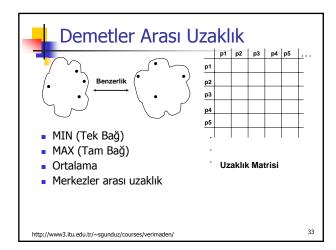


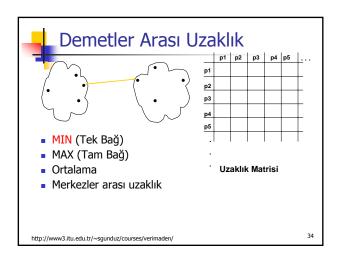


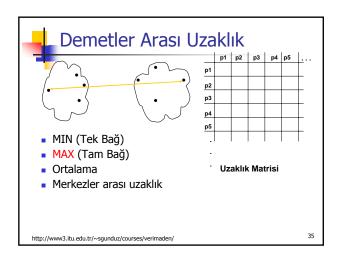


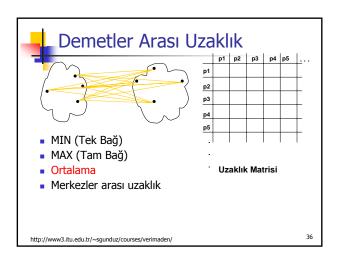


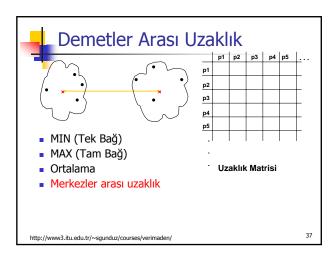


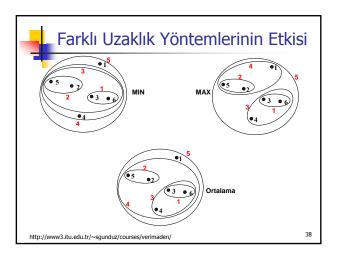














Hiyerarşik Demetleme Yöntemlerinin Özellikleri

- Demetleme kriteri yok
- Demet sayılarının belirlenmesine gerek yok
- Aykırılıklardan ve hatalı verilerden etkilenir
- Farklı boyuttaki demetleri oluşturmak problemli olabilir
- Yer karmaşıklığı O(n²)
- Zaman karmaşıklığı O(n²logn)

n: nesne sayısı

http://www3.itu.edu.tr/~squnduz/courses/verimaden/



Konular

- Demetleme işlemleri
 - Demetleme tanımı
 - Demetleme uygulamaları
- Demetleme Yöntemleri
 - Bölünmeli Yöntemler
 - Hiyerarşik Yöntemler
 - Yoğunluk Tabanlı Yöntemler Model Tabanlı Yöntemler

http://www3.itu.edu.tr/~squnduz/courses/verimaden/



Yoğunluk Tabanlı Yöntemler

- Demetleme nesnelerin yoğunluğuna göre yapılır.
- Başlıca özellikleri:
 - Rasgele şekillerde demetler üretilebilir.
 - Aykırı nesnelerden etkilenmez.
 - Algoritmanın son bulması için yoğunluk parametresinin verilmesi gerekir.
- Başlıca yoğunluk tabanlı yöntemler:
 - <u>DBSCAN:</u> Ester, et al. (KDD'96)
 - OPTICS: Ankerst, et al (SIGMOD'99).
 - <u>DENCLUE</u>: Hinneburg & D. Keim (KDD'98)
 - CLIQUE: Agrawal, et al. (SIGMOD'98)

http://www3.itu.edu.tr/~sgunduz/courses/verimaden/



DBSCAN

- İki parametre:

 - Eps: En büyük komşuluk yarıçapı
 MinPts: Eps yarıçaplı komşuluk bölgesinde bulunan en az nesne sayısı
- N_{eps}(p): {q∈D | d(p,q)≤Eps}
 Doğrudan erişilebilir nesne: Eps ve MinPts koşulları altında bir q nesnesinin doğrudan erişilebilir bir p nesnesi şu şartları sağlar:

 - p∈N_{eps}(q)
 q nesnesinin çekirdek nesne koşulunu sağlaması

 $N_{eps}(q) \ge MinPts$



MinPts = 5

Eps = 1 cm



DBSCAN

- Erisilebilir nesne:
 - Eps ve MinPts kosulları altında a nesnesinin erişilebilir bir p nesnesi olması icin:
 - p₁,p₂...,p_n nesne zinciri olması,
 - p1=q, pn=p,
 - p_i nesnesinin doğrudan erişilebilir nesnesi: p_{i+1}
- Yoğunluk bağlantılı Nesne:
 - Eps ve MinPts koşulları altında q nesnesinin yoğunluk bağlantılı nesnesi p şu koşulları sağlar:
 - p ve q nesneleri Eps ve MinPts koşulları altında bir o nesnesinin erişilebilir nesnesidir.



http://www3.itu.edu.tr/~sgunduz/courses/verimaden/



Yoğunluk Tabanlı Yöntemler: DBSCAN

- Veri tabanındaki her nesnenin Eps yarıçaplı komşuluk bölgesi araştırılır.
- Bu bölgede *MinPts*'den daha fazla nesne bulunan *p* nesnesi çekirdek nesne olacak şekilde demetler oluşturulur.
- Çekirdek nesnelerin doğrudan erişilebilir nesneleri
- Yoğunluk bağlantılı demetler birleştirilir.
- Hiçbir yeni nesne bir demete eklenmezse işlem sona
- Yer karmaşıklığı O(n)
- Zaman karmaşıklığı O(nlogn) n: nesne savisi

http://www3.itu.edu.tr/~sgunduz/courses/verimaden/

44



Konular

- Demetleme işlemleri
 - Demetleme tanımı
 - Demetleme uygulamaları
- Demetleme Yöntemleri
 - Bölünmeli Yöntemler
 - Hiyerarşik Yöntemler
 - Yoğunluk Tabanlı Yöntemler
 - Model Tabanlı Yöntemler

http://www3.itu.edu.tr/~sgunduz/courses/verimaden/



Model Tabanlı Demetleme Yöntemleri

- Veri kümesi için öngörülen matematiksel model en uygun hale getiriliyor.
- Verinin genel olarak belli olasılık dağılımlarının karışımından geldiği kabul edilir.
- Model tabanlı demetleme yöntemi
 - Modelin yapısının belirlenmesi
 - Modelin parametrelerinin belirlenmesi
- Örnek EM (Expectation Maximization) Algoritması

http://www3.itu.edu.tr/~sgunduz/courses/verimaden/



Model Tabanlı Demetleme Yöntemleri



- K nesneden oluşan bir veri kümesi $D=\{x_{x},x_{2},...,x_{k}\}$ her x_{i} (i=[1,...K]) nesnesi Θ parametre kümesiyle tanımlanan bir olasılık dağılımından oluşturulur.
- Olasılık dağılımının, $c_j \in C = \{c_j, c_2, \dots, c_g\}$ şeklinde G adet bileşeni vardır. Her \mathbf{e}_g $g \in [1, \dots, G]$ parametre kümesi g bileşeninin olasılık dağılımın belirleyen, \mathbf{e} kümesinin ayrışık bir alt kümesidir.
- Herhangi bir x_i nesnesi öncelikle, $p(c_j|\pmb{\theta})=r_{g'}(\varSigma_G r_j=1)$ olacak şekilde) bileşen katsayısına (ya da bileşenin seçilme olasılığına) göre bir bileşene
- Bu bileşen $p(\mathbf{x}_i/c_{o'}; \mathbf{\Theta}_o)$ olasılık dağılımına göre \mathbf{x}_i değişkenini oluşturur.
- Böylece bir x_i nesnesinin bu model için olasılığı bütün bileşenlerin olasılıklarının toplamıyla ifade edilebilir:

$$p(x_i | \mathbf{\Theta}) = \sum_{g=1}^{G} p(c_g | \mathbf{\Theta}) p(\mathbf{x}_i | c_g; \mathbf{\Theta}_g)$$
$$p(x_i | \mathbf{\Theta}) = \sum_{g=1}^{G} \tau_g p(\mathbf{x}_i | c_g; \mathbf{\Theta}_g)$$



Model Tabanlı Demetleme Problemi

- Model parametrelerinin belirlenmesi
 - Maximum Likelihood (ML) yaklaşımı

$$\ell_{ML}(\Theta_1, ..., \Theta_G; \tau_1, ..., \tau_G \mid D) = \prod_{i=1}^{K} \sum_{g=1}^{G} \tau_g p(x_i \mid c_g, \Theta_g)$$

Maximum Aposteriori (MAP) yaklaşımı

$$\ell_{\mathit{MAP}}(\Theta_1, ..., \Theta_G; \tau_1, ..., \tau_G \mid D) = \prod_{i=1}^K \sum_{g=1}^G \frac{\tau_g p(x_i \mid c_g, \Theta_g) p(\Theta)}{p(D)}$$

Uygulamada her ikisinin logaritması

$$L(\Theta_1,...,\Theta_G;\tau_1,...,\tau_G\mid D) = \sum_{i=1}^K \ln \sum_{g=1}^G \left(\tau_g \, p(x_i\mid c_g,\Theta_g)\right)$$

 $L(\Theta_{1},...,\Theta_{G};\tau_{1},...,\tau_{G}\mid D) = \sum_{i=1}^{K}\ln\sum_{g=1}^{G}\left(\tau_{g}p(x_{i}\mid c_{g},\Theta_{g})\right) + \ln p(\Theta)$



EM Algoritması

- Veri kümesi: $D = \{x_1, x_2, ..., x_k\}$
- Gizli değişkenler $H=\{z_1,z_2,...,z_K\}$ (her nesnenin hangi demete dahil olduğu bilgisi)
- Verinin eksik olduğu durumda, tam verinin beklenen değeri hesaplanır:

$$\begin{split} Q(\Theta, \Theta') &= E[L_{c}(D, H \mid \Theta) \mid D, \Theta') \\ &= \sum_{i=1}^{K} \sum_{g=i}^{G} p(c_{g} \mid x_{i})[\ln p(x_{i} \mid c_{g}) + \ln \tau_{g}] \end{split}$$

- EM Algoritmasının adımları:
 - ullet Θ' için başlangıç değerleri atama
 - (E) Expectation: $Q(\Theta|\Theta')$ hesaplanması
 - (M) Maximization: $argmax Q(\Theta | \Theta')$

http://www3.itu.edu.tr/~sgunduz/courses/verimaden/

40