



本课件仅用于教学使用。未经许可，任何单位、组织和个人不得将课件用于该课程教学之外的用途(包括但不限于盈利等)，也不得上传至可公开访问的网络环境

1

新媒体大数据分析

New Media Big Data Analysis

第三章 数据建模

黄振亚，朱孟潇，张凯

Email: huangzhy@ustc.edu.cn, mxzhu@ustc.edu.cn

课程主页:

<http://staff.ustc.edu.cn/~huangzhy/Course/NM2024.html>

助教: 陈宗阳

bigdata_2024@163.com

12/9/2024



无监督学习

2

数据挖掘任务 —— 无监督学习

- 无标签数据是现实中最常见的数据
 - 例如，拍摄的照片等



该图片有关联



这张照片是哪里？





无监督学习

3

数据挖掘任务 —— 无监督学习

- 无标签数据可以提炼何种规律?
 - 关注数据之间的关联性，如共现关系、距离、相似度等



拍摄照片数据无标签
存在规律：科大校园

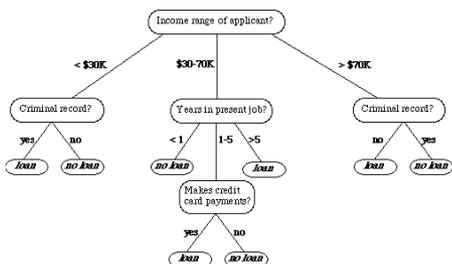


数据挖掘基础

4

数据挖掘——四个任务有哪些常用方法？

分类与预测



关联分析



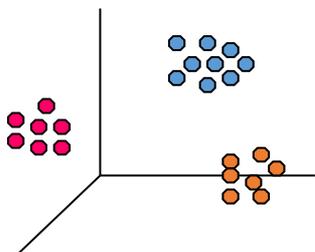
数据

	T		H		P	
	L	H	L	H	L	H
J	-6.0	8.8	60	100	986	1044
F	-2.8	10.9	48	100	973	1025
M	-5.6	17.7	34	100	976	1037
A	-1.2	22.2	27	100	996	1036
M	-0.8	27.8	25	100	1003	1034
J	5.2	29.1	26	100	998	1030
J	9.8	30.6	23	99	997	1027
A	5.6	26.1	31	100	992	1029
S	5.2	24.8	35	100	998	1028
O	-0.4	21.3	42	100	990	1031
N	-7.6	17.3	55	100	963	1023
D	-10.4	9.2	53	100	987	1039

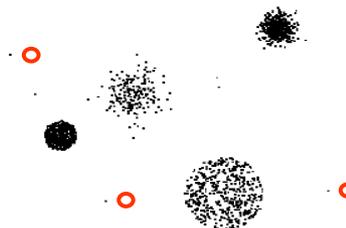
table 17a

2010 monthly weather variation, Cambridge (UK)

聚类



异常检测



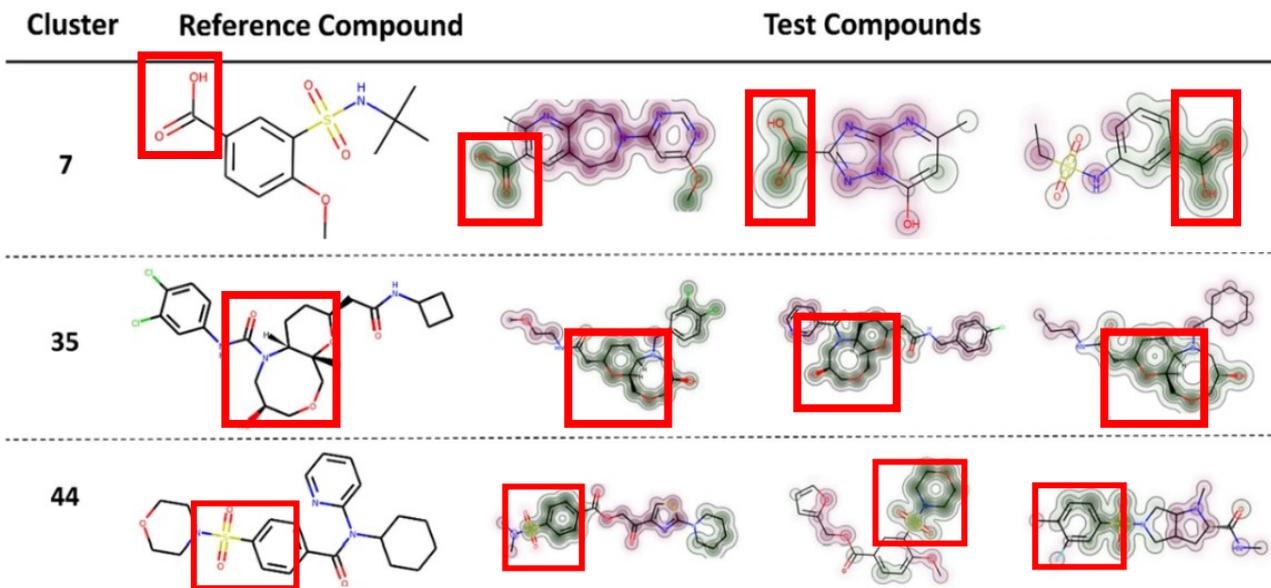


聚类分析: 应用实例

5

案例一：分子与药物分析

- 输入：生物医药分子
- 结构相似度更高的分子被分配到一个聚簇



- 第7簇中含有芳香族羧酸酯
- 第35簇中含有芳基卤化物
- 第44簇中含有磺胺

Hadipour, H., Liu, C., Davis, R., Cardona, S.T., & Hu, P. (2022). Deep clustering of small molecules at large-scale via variational autoencoder embedding and K-means. *BMC Bioinformatics*, 23.

聚类分析: 应用实例

6

案例二：传染病溯源

- 输入：纽约市病例人群的信息：地理位置等
- 对纽约市的冠状病毒病(COVID-19)爆发场所聚类，定位的感染源

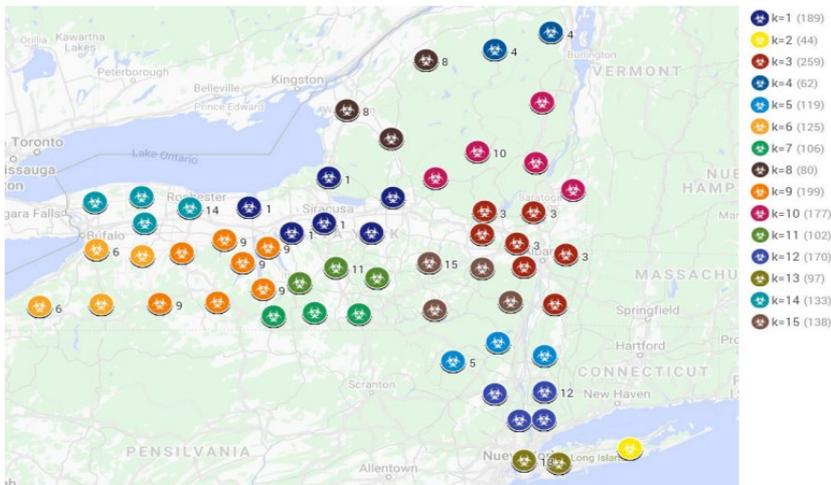


FIGURE 5. K-means clustering ($k = 15$) in New York state.

按病例的位置聚类，得到K个聚簇区域

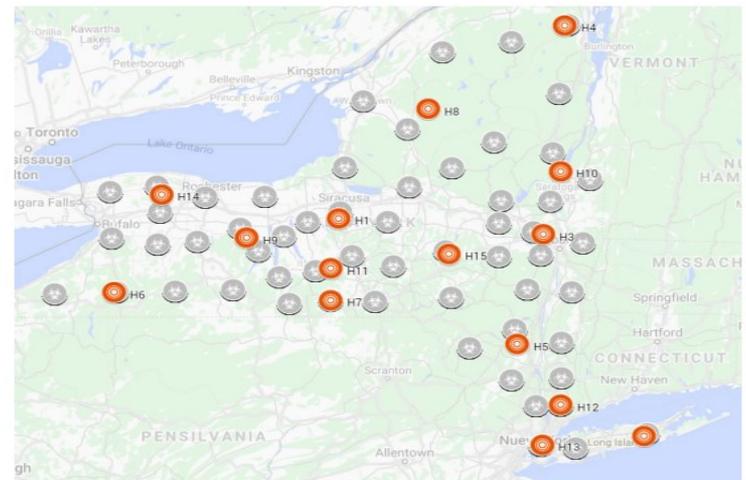


FIGURE 7. Hot spots H_k for each cluster in New York state (orange circles).

聚簇区域中心被视为感染源

- Guevara C, Peñas M S. Surveillance Routing of COVID-19 Infection Spread Using an Intelligent Infectious Diseases Algorithm[J]. Ieee Access, 2020, 8: 201925-201936.

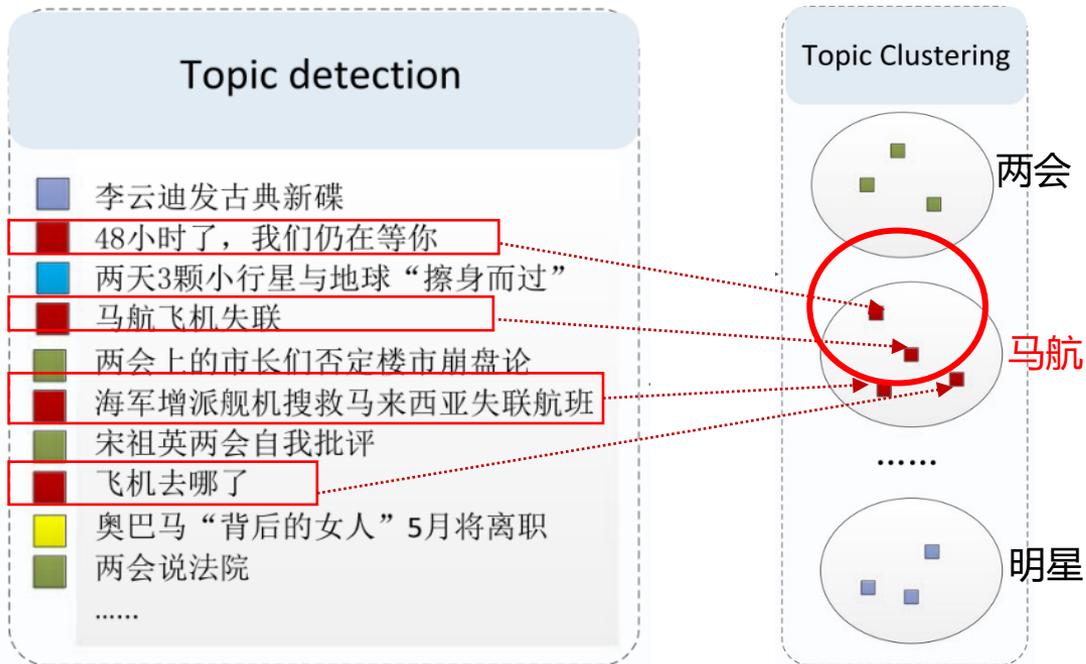


聚类分析: 应用实例

7

案例三：网络舆情分析-话题挖掘

- 输入：社交媒体中的评论与话题
- 话题聚类，同一话题簇中出现的**关键词相似**



➤ Cai Y, Wu X, Xie X, et al. A topic mining method for multi-source network public opinion based on improved hierarchical clustering[C]//2019 IEEE DSC. IEEE, 2019: 439-444.

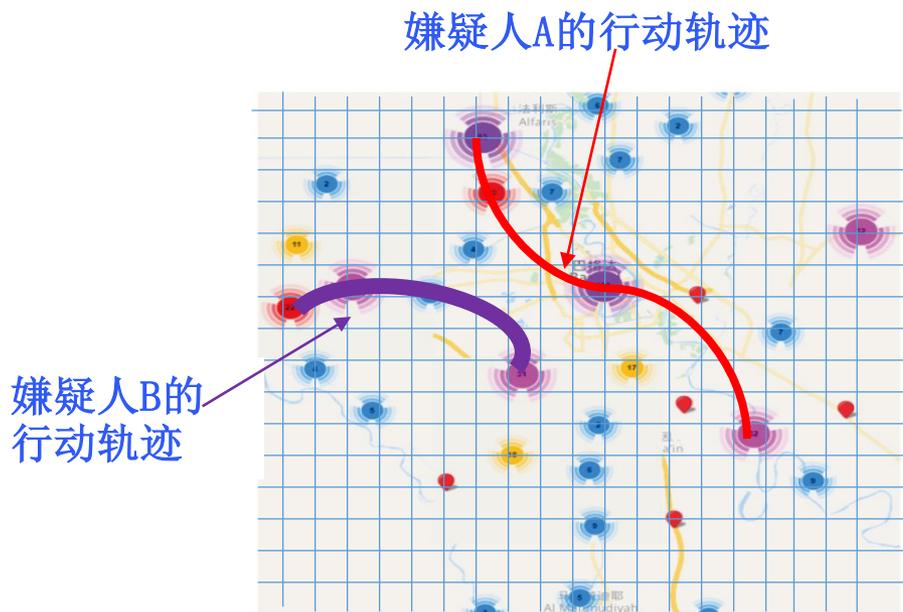


聚类分析: 应用实例

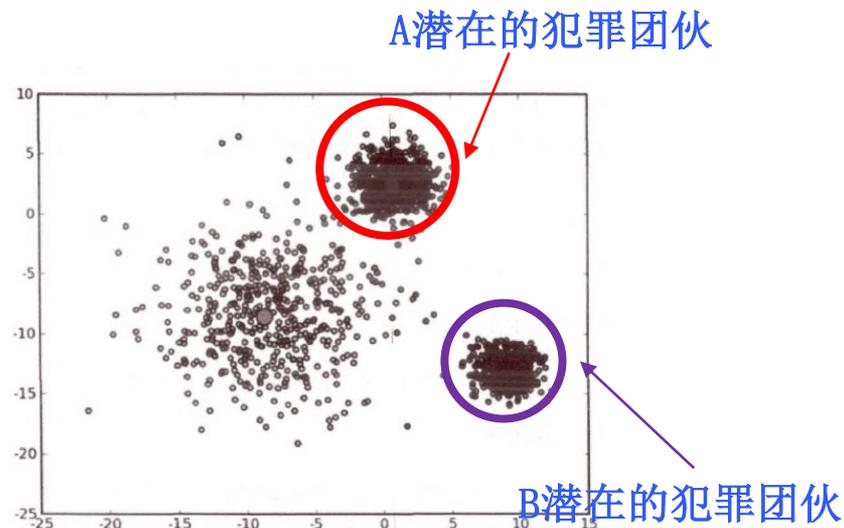
8

案例四：安防与维稳-犯罪团伙识别

- 输入：人员轨迹时空数据：如网吧、酒店、车站等，
- 对嫌疑人的轨迹信息进行聚类，找出犯罪团伙。



地理空间网格化



轨迹信息聚类结果



聚类分析: 应用实例

9

案例五: 教育问题的聚类

- 输入: 数学应用题
- 题目聚类, 同类题目的解答模板一样

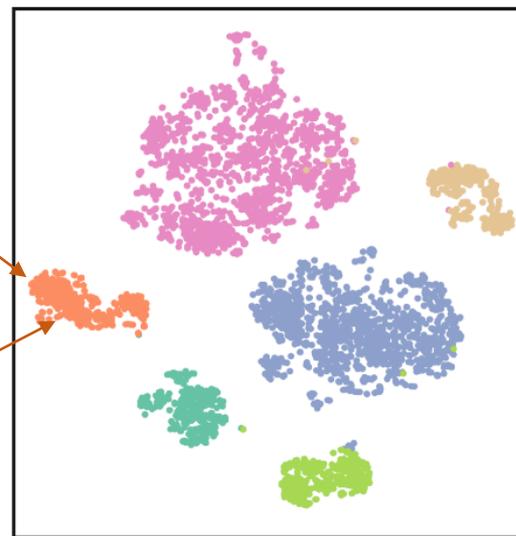
数学应用题

Prob. A: Norma has 88 cards. She loses 70. How many cards will Norma have?

Eq: $88 - 70$

Prob. B: Joyce starts with 75 apples. She gives 52 to Larry. How many apples does Joyce end with?

Eq: $75 - 52$



基础运算的模式不同

- $n_1 + n_2$
- n_1 / n_2
- $n_1 - n_2$
- $(n_1 + n_2) * n_3$
- $n_1 * n_2$
- $(n_1 + n_2) / n_3$

- Li, Z., Zhang, W., Yan, C., Zhou, Q., Li, C., Liu, H., & Cao, Y. (2022). Seeking Patterns, Not just Memorizing Procedures: Contrastive Learning for Solving Math Word Problems. ArXiv, abs/2110.08464.
- Huang, Z., Lin, X., Wang, H., Liu, Q., Chen, E., Ma, J., Su, Y., & Tong, W. (2021). DisenQNet: Disentangled Representation Learning for Educational Questions. Proceedings of the 27th ACM SIGKDD Conference on Knowledge Discovery & Data Mining.

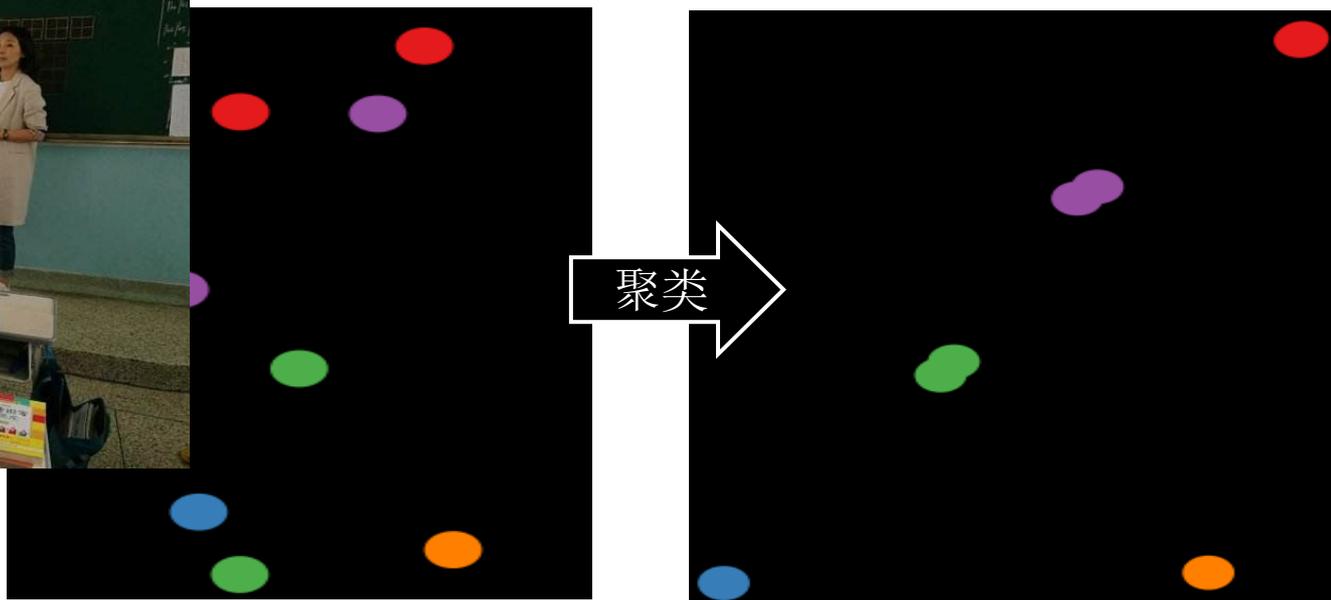


聚类分析: 应用实例

10

- 案例六：学业数据分析——优化教师教学
 - 输入：试验学校的学生考试数据
 - 聚类发现教师教学模式的规律

根据考试数据对班级进行简单聚类，根据聚类结果，发现70%的类里，两个班级是同位授课教师

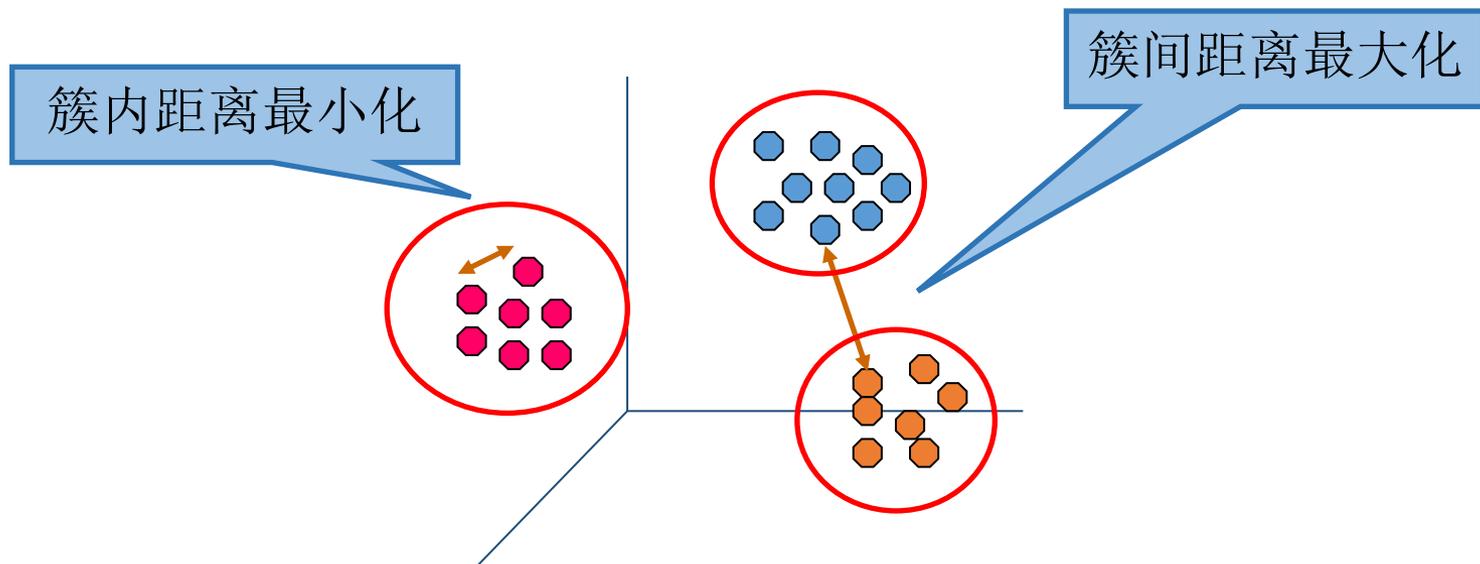




聚类分析

11

- 数据挖掘任务 —— 聚类(Clustering)
 - 目标：对数据进行“群体性”分析，将样本分为若干个簇 (Clusters)
 - 其中，每个簇都由相似的样本所组成
 - 簇的特点：簇内相似（距离近），簇间相异（距离远）





聚类分析

12

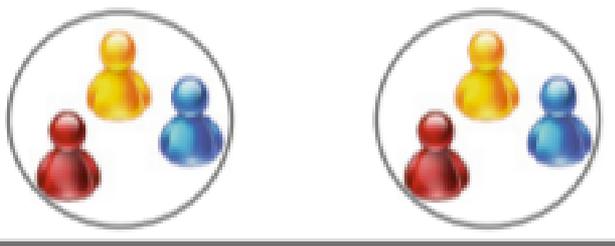
聚类分析要解决三个问题

1. 如何定义簇？：即，思考我们的目标（但具有主观性）

- “群体性”的依据：不同的“群体性”立场，可以得到不同的簇
- 例如，学生分组应该考虑 **技能互补**？ 还是 **能力相近**？

2. 如何定义相关性？ 即，度量数据之间的相似性

- 相似性度量往往存在一定局限性，未必反映聚类的真实意图
- 例如，常用向量表征数据(人的爱好)， 但是否绝对相似？



技能互补？ 能力相近？



图片本身相似，但代表的类别完全不同？

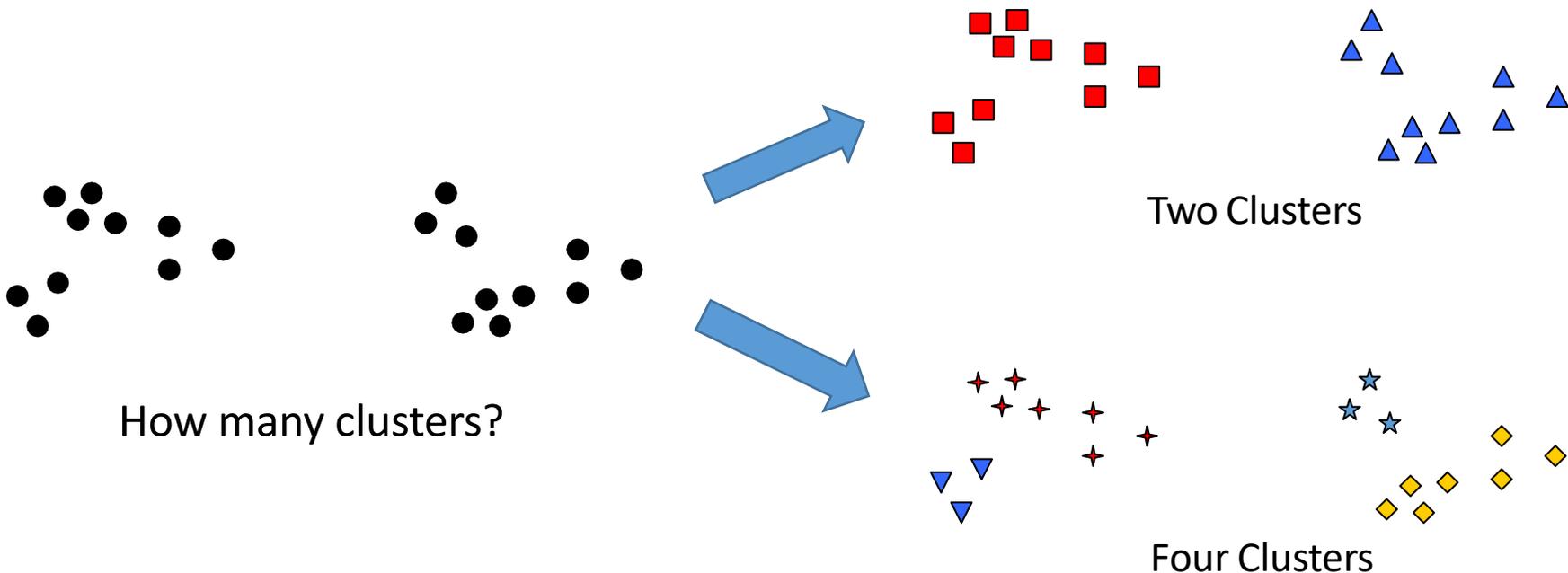


聚类分析

聚类分析要解决三个问题

3. 如何决定簇的数量？即，选择合适数量的簇

- 数据没有天然标签，簇的数量往往是个开放性问题
- 避免过大或过小的簇，会导致失去代表性，但这未必可通过簇数调节



哪一种方式更合适？



聚类分析

14

- 聚类方法：最常见的无监督学习算法
- 常用方法
 - K均值聚类(K-means)
 - 层次聚类(Hierarchical Clustering)
 - 密度聚类(Density-based Clustering)
 - 聚类效果验证
 - 前沿聚类方法



聚类分析：K-means

15

□ K-means的基本概念

- **数据**：视作高维空间中的一个点，表示为向量
- **中心点**：簇的中心，反应簇的共有属性
- **簇的数量**：人为设定
- **数据的关系度量**：用“平均”的方式簇中心与簇中数据





聚类分析: K-means

16

- K-means算法: 设定 K 个中心, 形成 K 个数据簇
 - 根据问题目标, 预先指定簇的个数 K
 - 每一个簇存在一个中心点
 - 每一个数据属于最近中心点对应的簇
 - 簇中心的更新: 依赖簇中数据的算术平均
 - 簇中心更新后: 根据度量, 数据将重新分配至不同的簇
 - 算法是迭代过程: 簇中心与簇数据迭代更新, 直至稳定



-
- 1: Select K points as the initial centroids.
 - 2: **repeat**
 - 3: Form K clusters by assigning all points to the closest centroid.
 - 4: Recompute the centroid of each cluster.
 - 5: **until** The centroids don't change
-



聚类分析: K-means

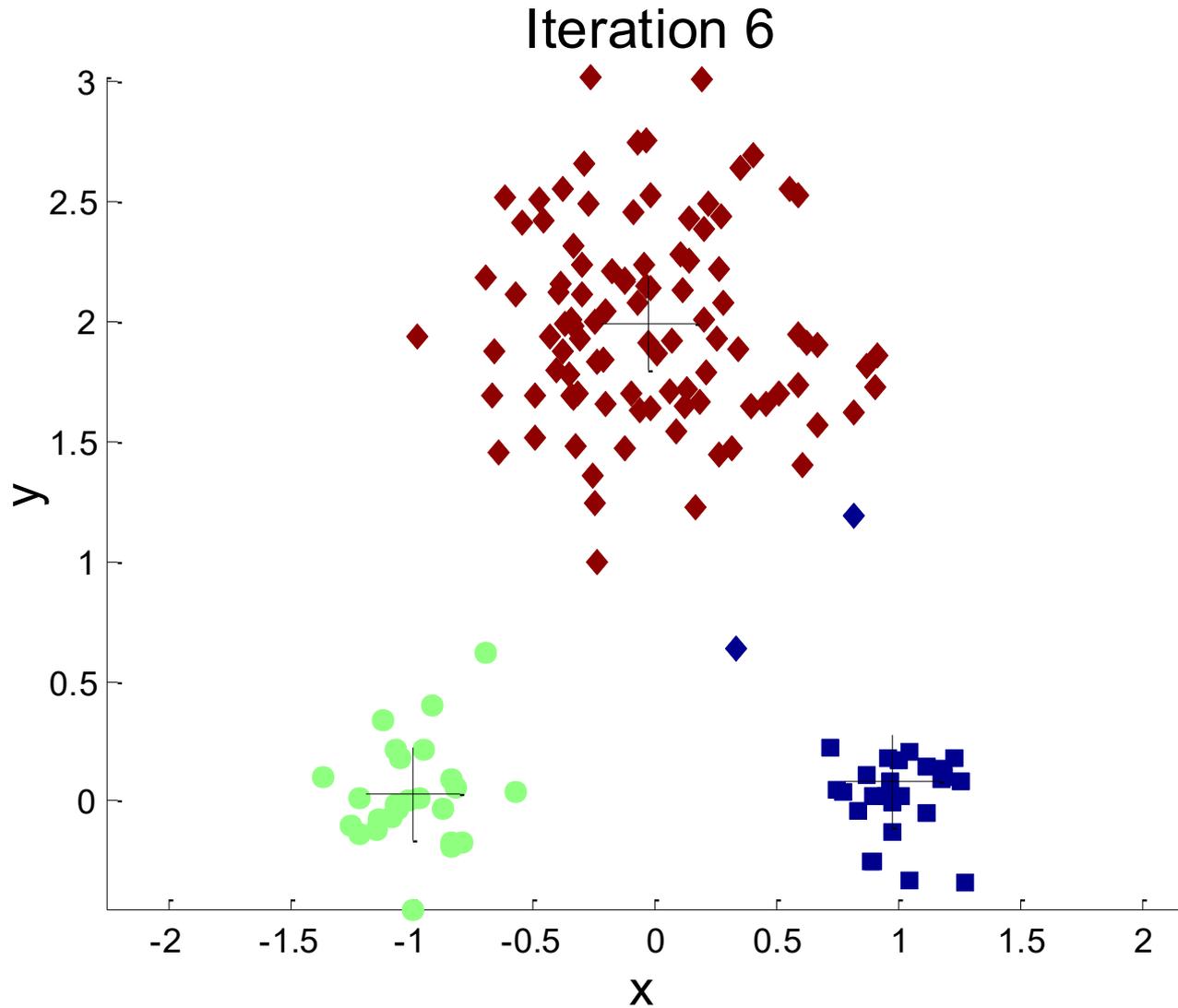
17

- 一个例子展示: K-means过程
- 3个簇中心
- 数据: 二维空间的点
- “+” : 表示簇中心
- 颜色: 不同的簇



聚类分析: K-means

18

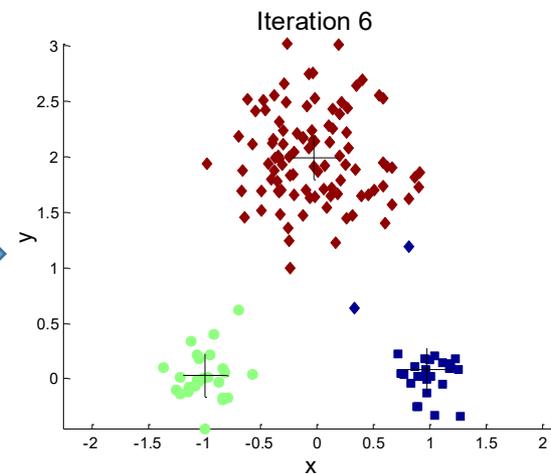
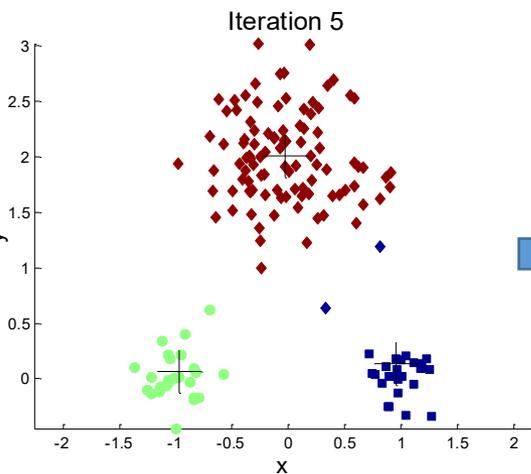
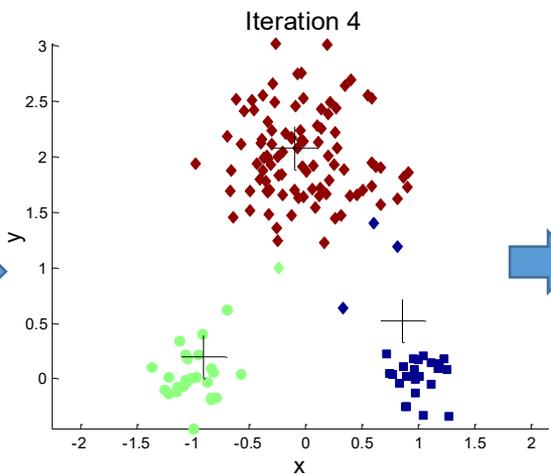
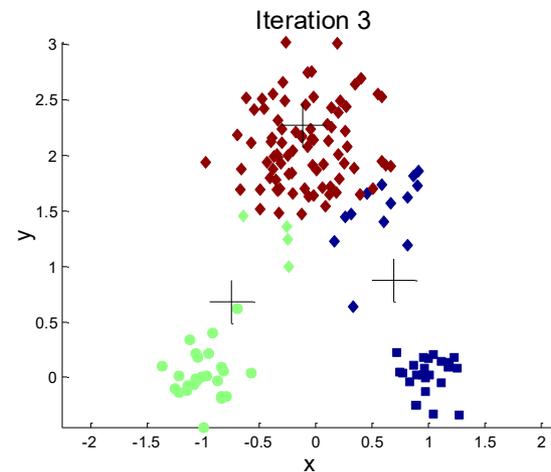
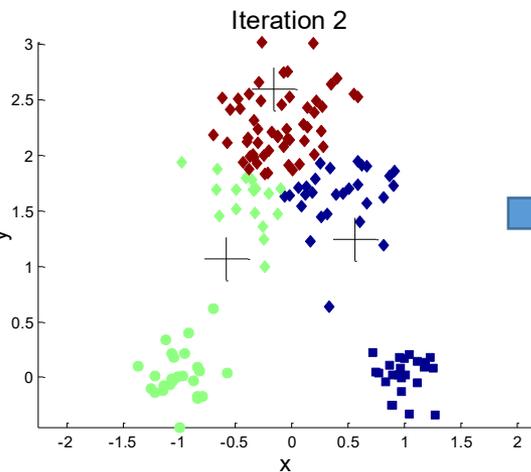
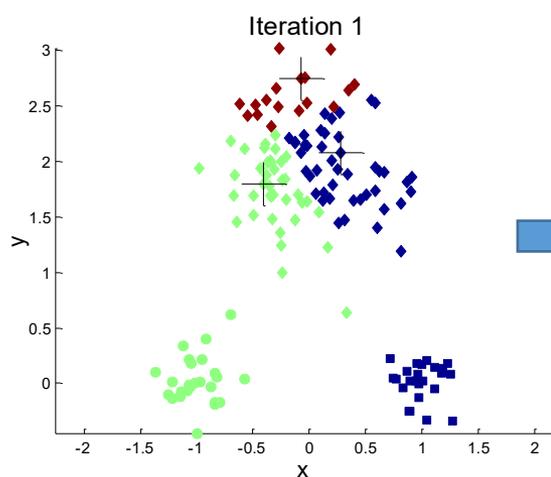




聚类分析: K-means

19

□ K-means示例





聚类分析：K-means

20

□ 如何评估K-means的效果

- 指标：平方误差和 (Sum of Squared Error , SSE)
- 算法目标：优化数据与簇中心的距离
 - 定义每个数据的聚类误差：样本数据与最近簇的距离

□ SSE定义为

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

- x 是簇 C_i 的样本, m_i 是簇 C_i 的质心, 可证明 m_i 是簇 C_i 平均 (mean)
- 注：面对多个聚类结果时, 倾向于SSE更小的方式
 - 当簇数量K增加时, SSE一般趋于下降, 因此尽量在相同K下比较SSE
 - K和SSE较小的聚类, 优于 K和SSE交大的聚类



聚类分析：K-means

21

□ K-means的特点

□ 关于中心点

- 中心点一般采用随机初始化，因此重复K-means得到的结果可能不同
- 中心点一般设置为簇内数据的平均向量（算术平均）

□ 关于相关性度量

- 可用欧几里得距离、余弦相似度、相关系数等度量

□ 关于算法运行

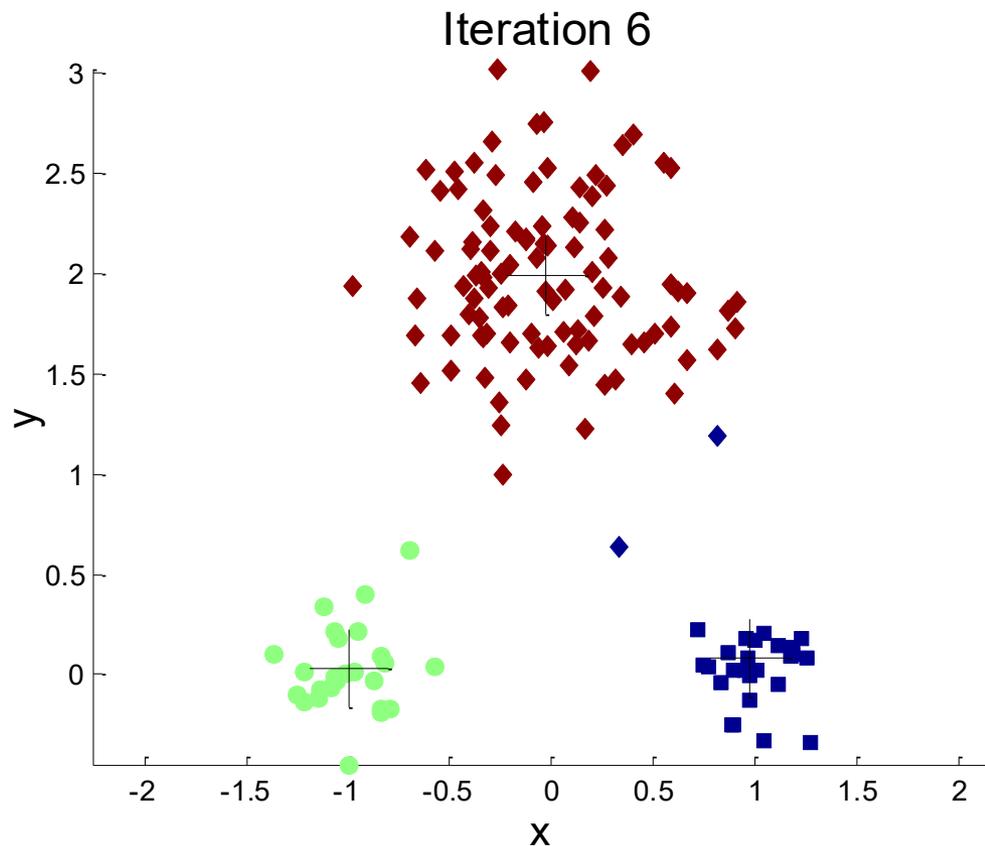
- K均值算法常常几轮就收敛
- 算法停止条件为：Until relatively few points change clusters
 - 低于一定数量的数据 更新簇的归属，即，每个簇中 只有 很少的数据 发生变化
- 算法复杂度 $O(n \times K \times I \times d)$
 - n = 样本总数, K = 簇的个数数, I = 迭代轮数, d = 特征维度



聚类分析: K-means

22

- K-means的特点: 初始中心如何选择?
 - 中心点初始化较好时 (回顾19页的例子)

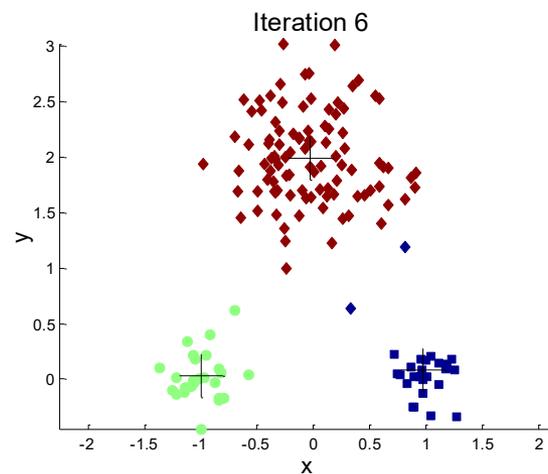
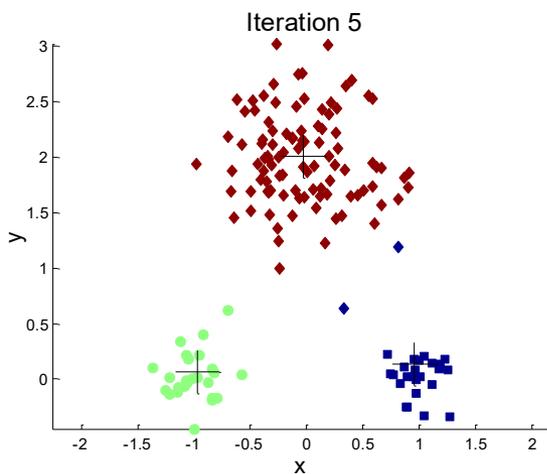
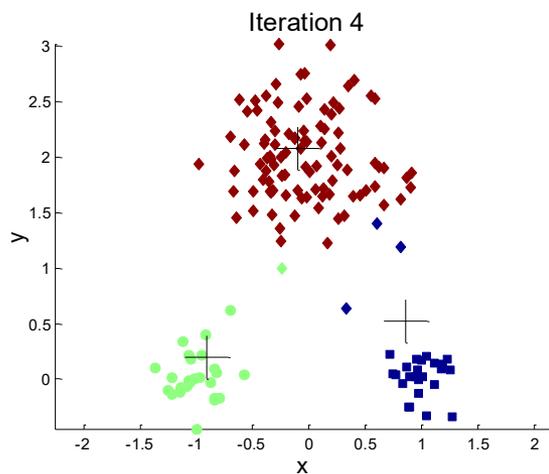
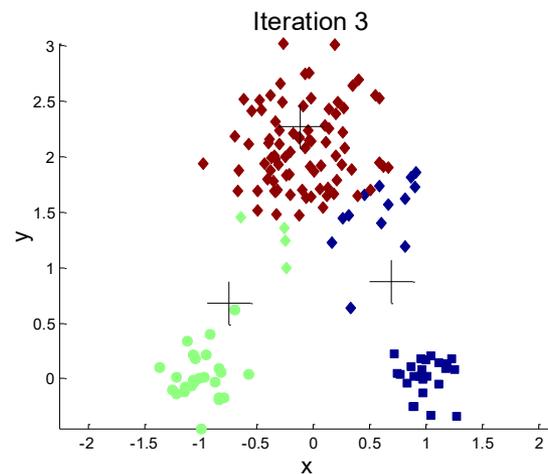
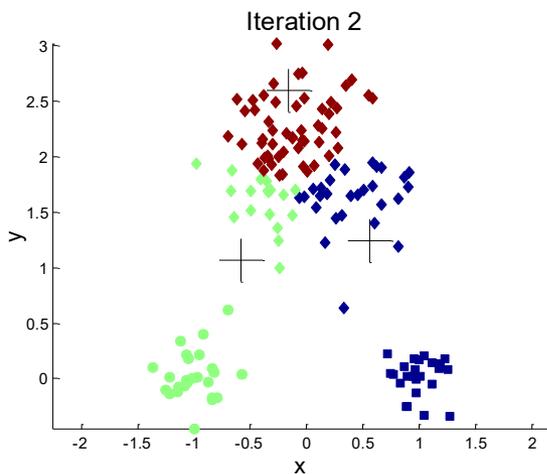
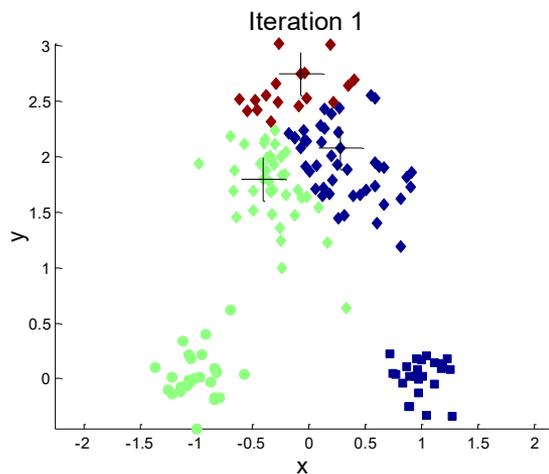


聚类结果好



数据挖掘基础

□ K-means的特点: 初始中心如何选择?



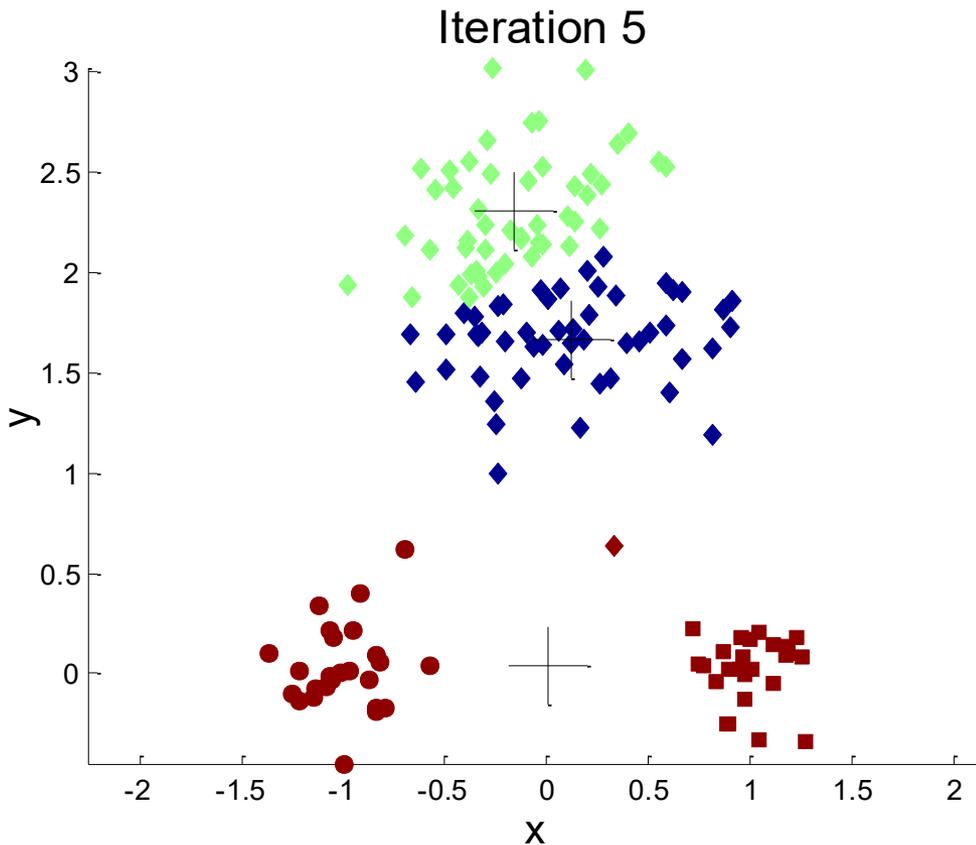
聚类结果好



聚类分析: K-means

24

- K-means的特点: 初始中心如何选择?
 - 中心点初始化较差时



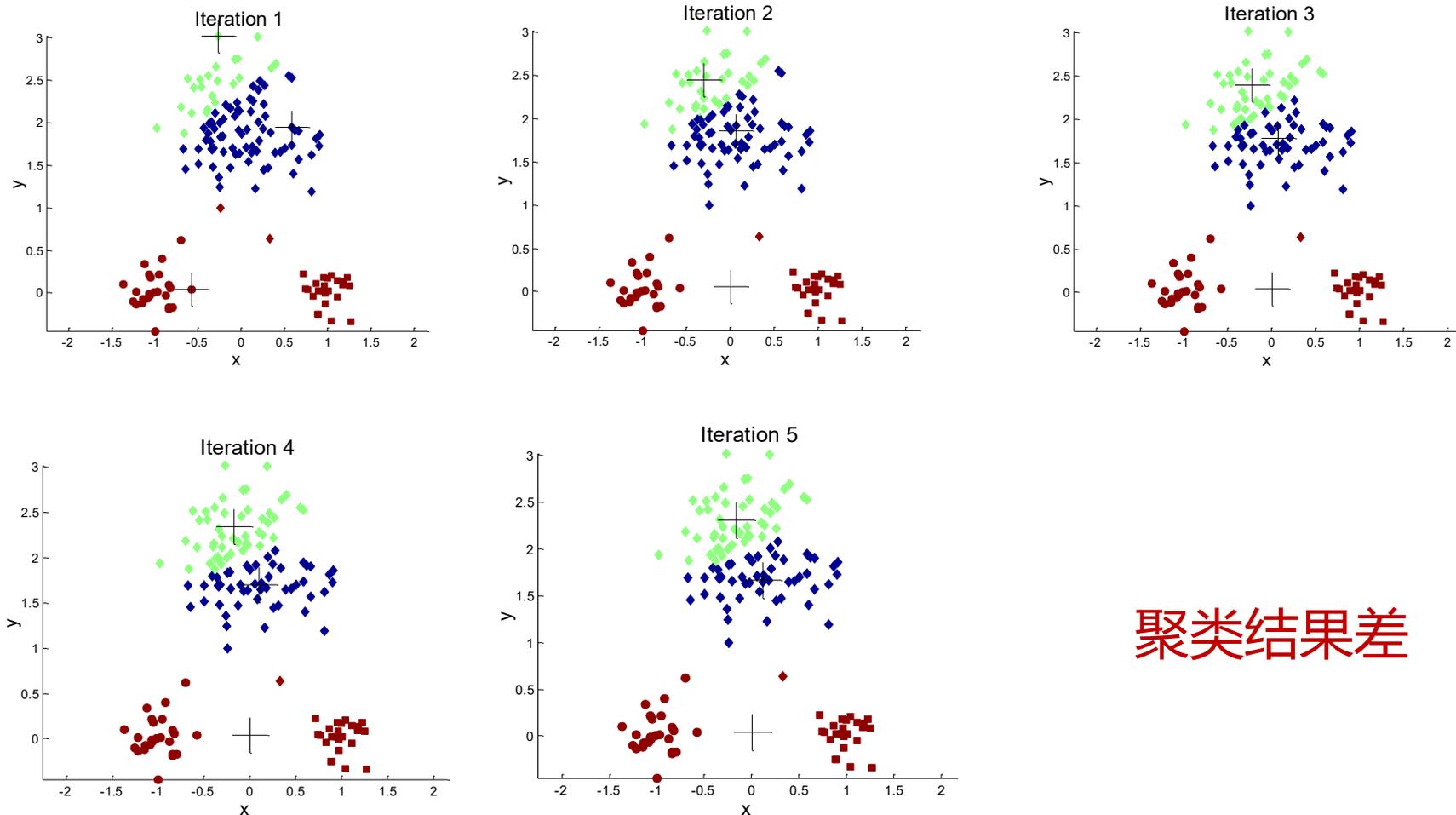
聚类结果差



聚类分析: K-means

25

□ K-means的特点: 初始中心如何选择?



聚类结果差



聚类分析: K-means

26

- K-means的特点: 如何解决初始中心选择的问题?
 - 最简单的方法: 多次运行
 - 但效率较低 (能否得到好的结果 看你的运气)
 - 采少数样本, 借助其他聚类 (如层次聚类) 先确定出初始中心
 - 然而层次聚类开支较大, 同时此方法仅适用于K较小的情况
 - 初始选择大于K的数量, 然后从中挑选聚类分隔较为明显的中心
 - 后处理 “修补” 聚类的结果
 - 二分K均值方案 (Bisecting K-means)



聚类分析: K-means

27

- K-means的特点: 如何解决初始中心选择的问题?
 - 二分K均值方案 (Bisecting K-means)
 - 不容易受到初始化问题的影响
 - K-means的变体, 类似于一种层次聚类的思想
 - 基本思想: 为了得到K个簇, 先分为 2 个簇, 然后不断选择其中一个分裂

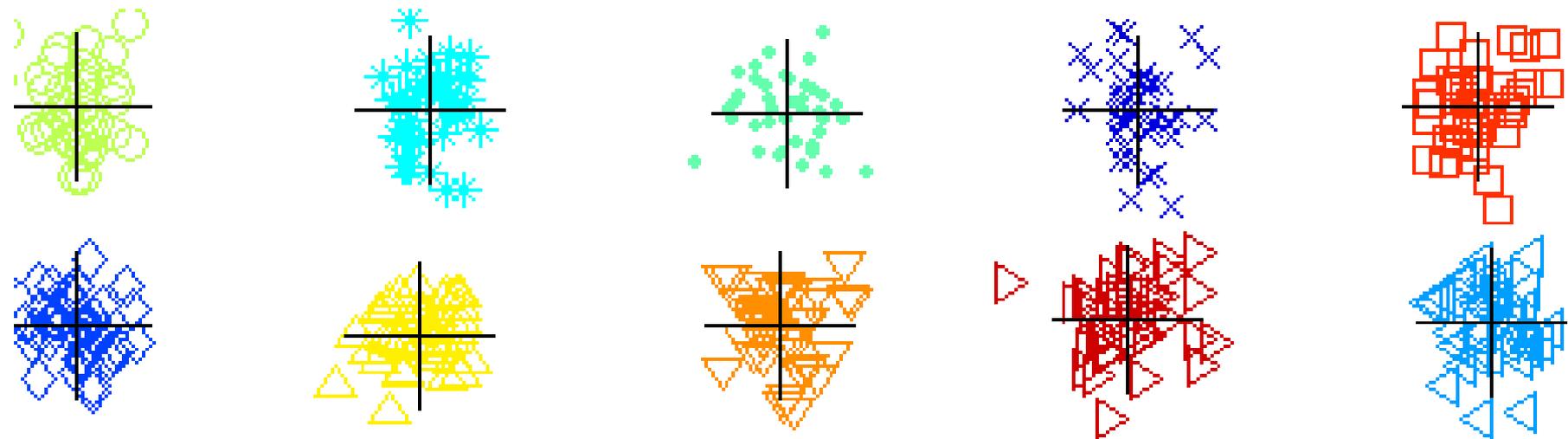
-
- 1: Initialize the list of clusters to contain the cluster containing all points.
 - 2: **repeat**
 - 3: Select a cluster from the list of clusters
 - 4: **for** $i = 1$ to *number_of_iterations* **do**
 - 5: Bisect the selected cluster using basic K-means
 - 6: **end for**
 - 7: Add the two clusters from the bisection with the lowest SSE to the list of clusters.
 - 8: **until** Until the list of clusters contains K clusters
-



聚类分析：K-means

28

- K-means的特点: 如何解决初始中心选择的问题?
 - 实例：二分K均值方案 (Bisecting K-means)
 - 从这个实例可以看出，二分K均值受初始中心的影响不大
 - 究其原因，二分K均值可视作一个“逐步求精”的过程

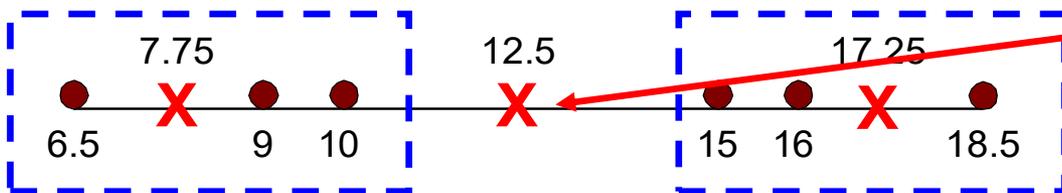




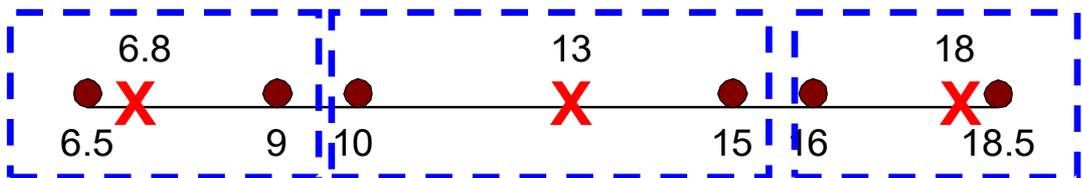
聚类分析: K-means

29

- K-means的特点: 可能返回空簇
 - 例如, 所有的点在分配时都未被分配到某个簇
 - 解决方法: 以样本作为初始中心, 则不会出现, 即簇内至少一个点
 - 处理空簇: 一般而言, 新生成一个簇来替代空簇(思路类似后处理)
 - 解决方法1: 选择一个最远样本点新生成一个簇
 - 解决方法2: 将最大SSE的簇进行拆分



空簇: 簇中一个数据都没有





聚类分析：K-means

30

- K-means的局限性
 - 簇的特点会影响K-means聚类的结果
 - 1. 簇的规模
 - 2. 簇的（数据）密度
 - 3. 簇的（不规则）形状

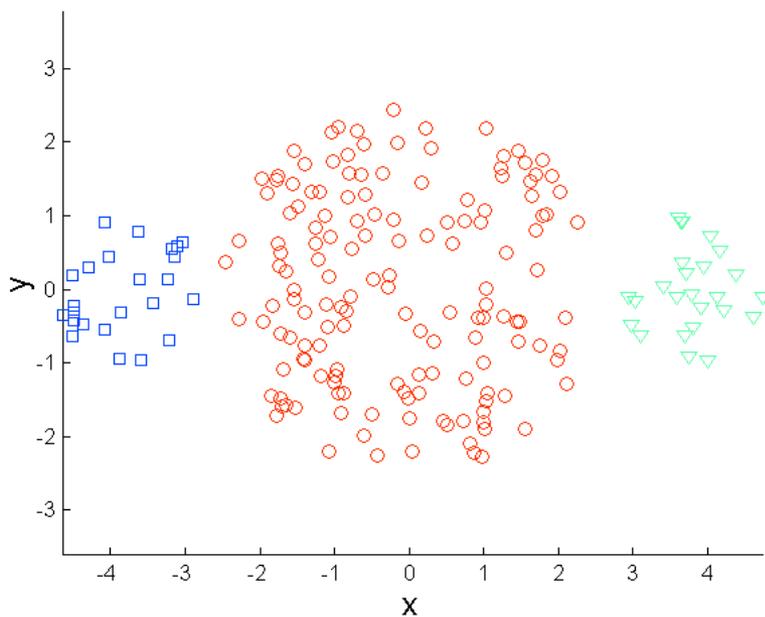


聚类分析: K-means

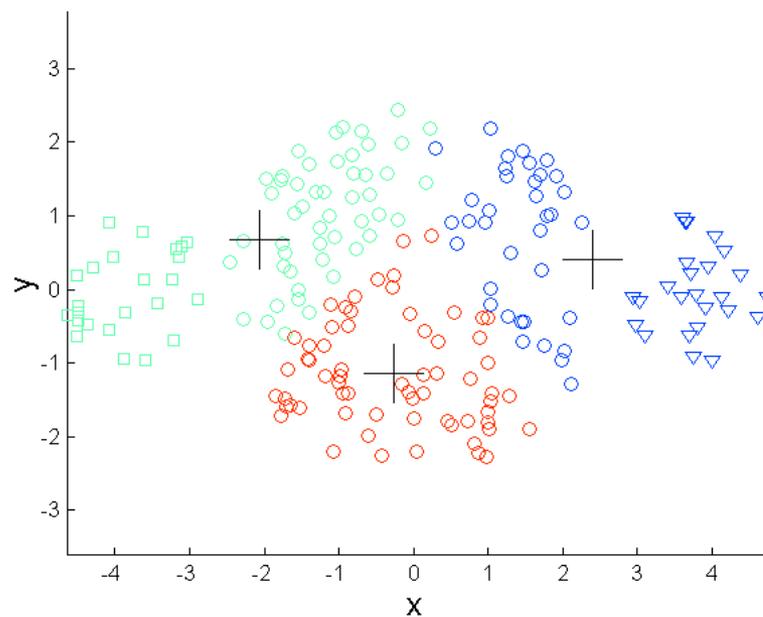
31

□ K-means的局限性

- 1. 簇的规模: 当出现规模不同的簇时, 往往结果会受到一定干扰



Original Points



K-means (3 Clusters)

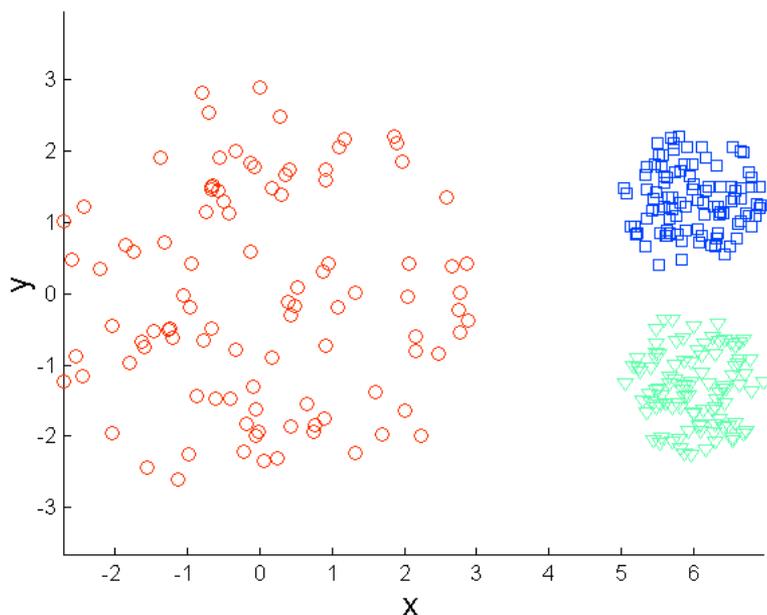


聚类分析: K-means

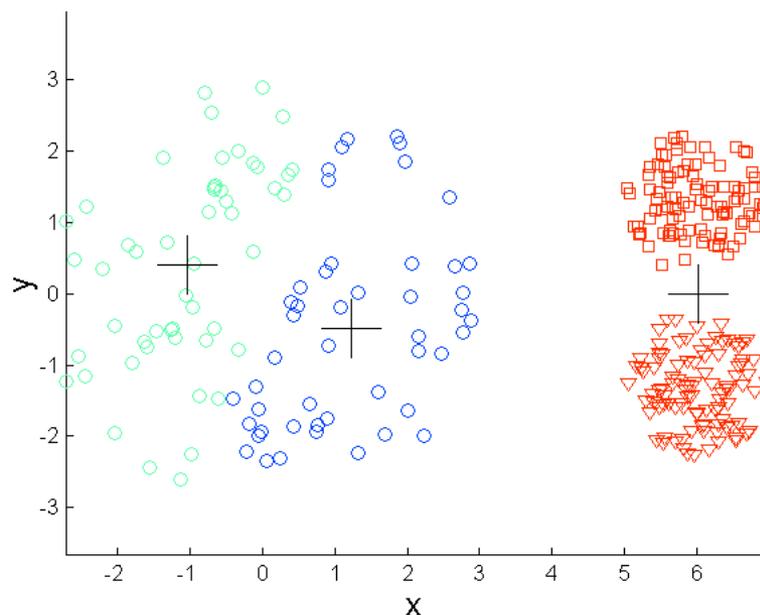
32

□ K-means的局限性

- 2. 簇的(数据)密度: 当出现密度不同的簇时, 往往结果会受到一定干扰



Original Points



K-means (3 Clusters)

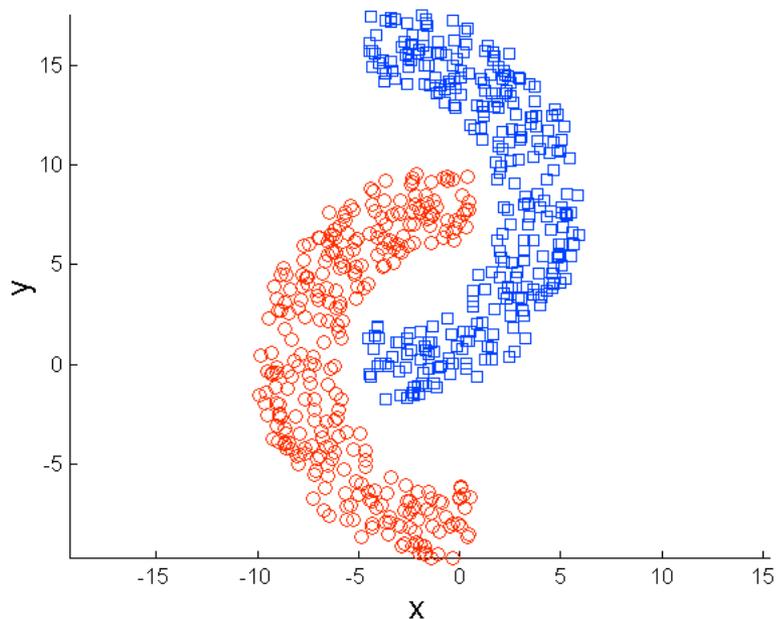


聚类分析: K-means

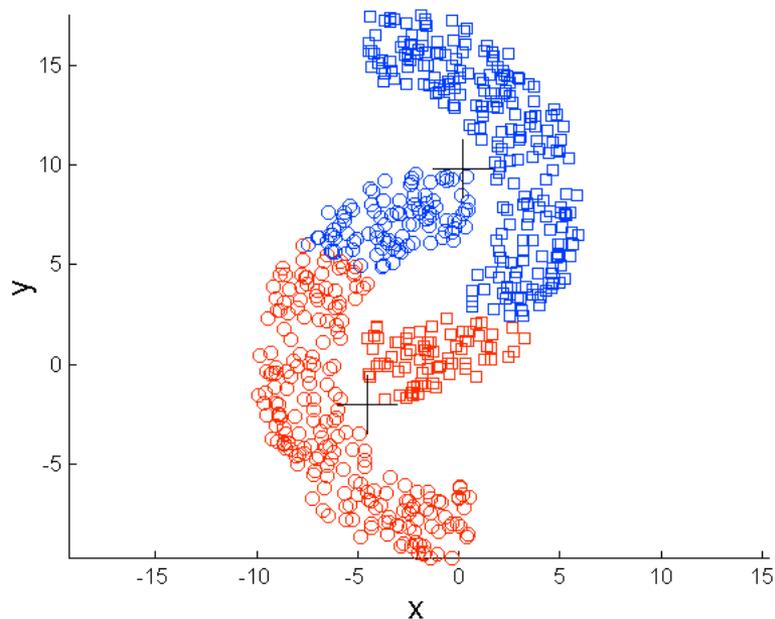
33

□ K-means的局限性

- 3. 簇的形状: 当出现不规则形状的簇时 (非球状), 往往很难有效聚类



Original Points



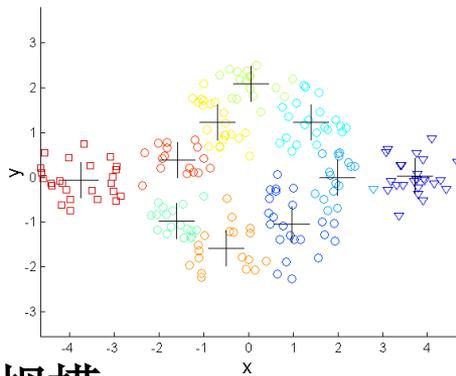
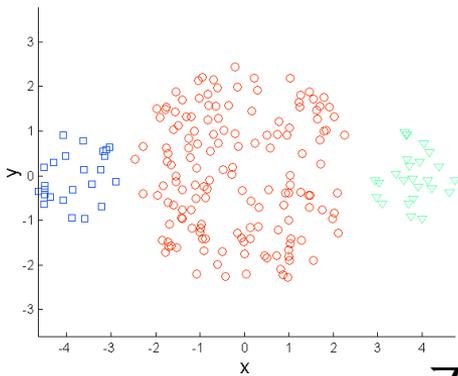
K-means (2 Clusters)



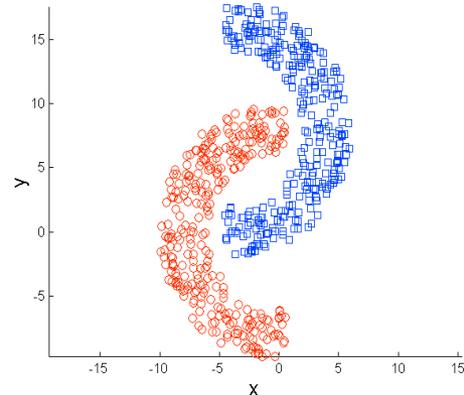
聚类分析: K-means

如何解决K-means的局限性

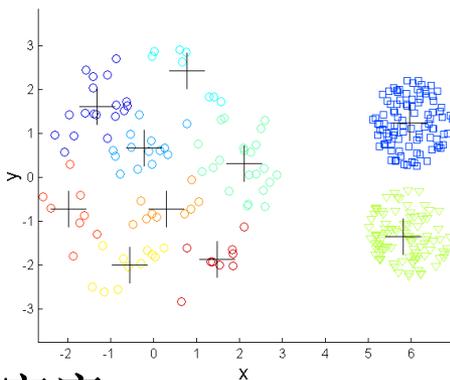
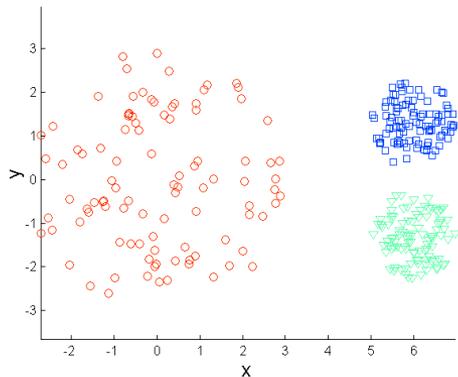
一种解决方法: 初始时增加簇的个数, 然后将多个小簇合并为大簇



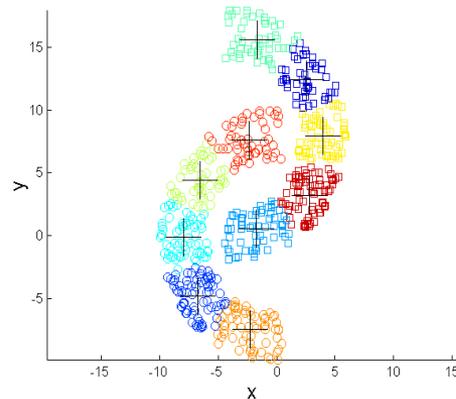
不同规模



不同形状



不同密度





聚类分析

35

- 聚类方法：最常见的无监督学习算法
- 常用方法
 - K均值聚类(K-means)
 - 层次聚类(Hierarchical Clustering)
 - 密度聚类(Density-based Clustering)
 - 聚类效果验证
 - 前沿聚类方法

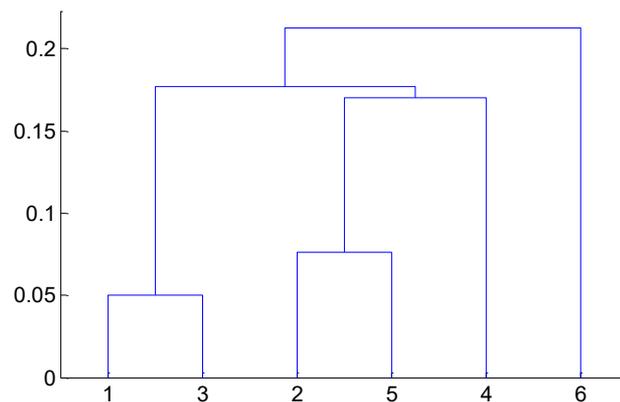
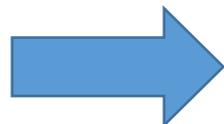
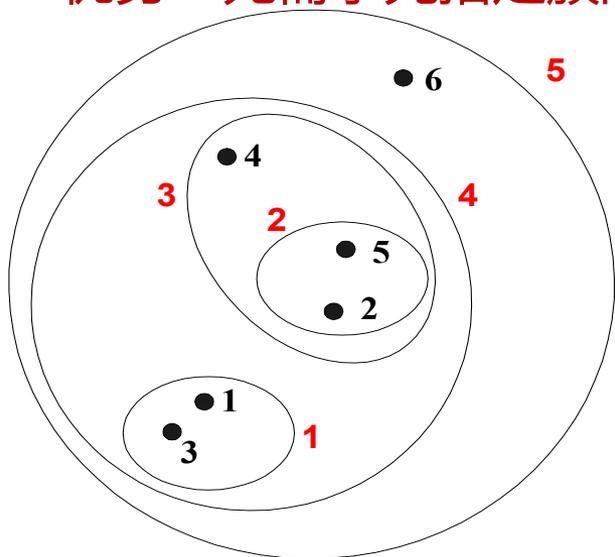


聚类分析：层次聚类

36

□ 层次聚类(Hierarchical Clustering)

- **特点：**生成一组嵌套的簇，表示为**层次树**
- 整体呈树状结构，除叶节点外，每个节点是子节点的并集
- 叶节点：一般为单个样本组成的单元簇
- 一种树状的图表，记录合并或拆分的顺序
- **优势：**无需事先指定簇的个数



层次树



聚类分析：层次聚类

37

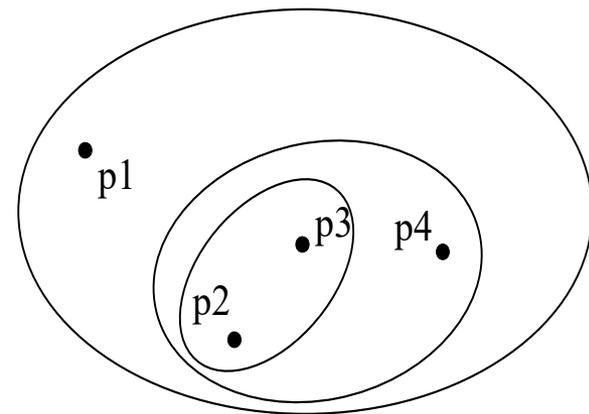
□ 层次聚类有以下两种基本形式

□ 凝聚式聚类 (Agglomerative, 自下而上聚类)

- 1. 初始时，每个数据均视为一个簇
- 2. 每一轮将最近的两个簇合并
- 3. 直到只剩一个簇

□ 分裂式聚类 (Divisive, 自上而下聚类)

- 1. 初始时，所有数据属于一个簇
- 2. 每一轮将簇切分
- 3. 直到每个簇仅包含一个样本



□ 一般而言，**凝聚式聚类**更为常见

思考：为什么？



聚类分析：层次聚类

38

□ 凝聚式层次聚类

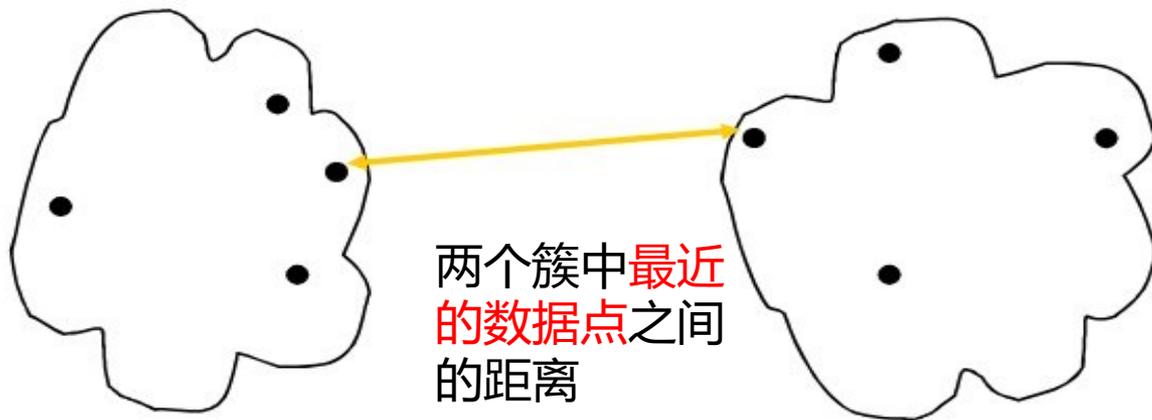
- 引入 **邻近度矩阵** 的概念
 - 用于存储两两簇之间的邻近度
- 基本流程非常直观，主要迭代以下两步，直到仅剩一个簇
 - 1. 合并邻近度最高的两个簇
 - 2. 基于更新的簇重新计算距离，更新距离矩阵
- 关键点在于**计算两个簇的距离**



聚类分析：层次聚类

39

- 凝聚式层次聚类的距离定义
 - 核心问题在于簇距离的计算，不同聚类方法计算方式不同
 - 常见的距离定义与计算方式
 - 1. 单链 (Single Link) ， 表示为MIN
 - 指不同簇最近的点之间的距离
 - 优势：擅长处理非椭圆形状的簇
 - 缺点：对噪声比较敏感



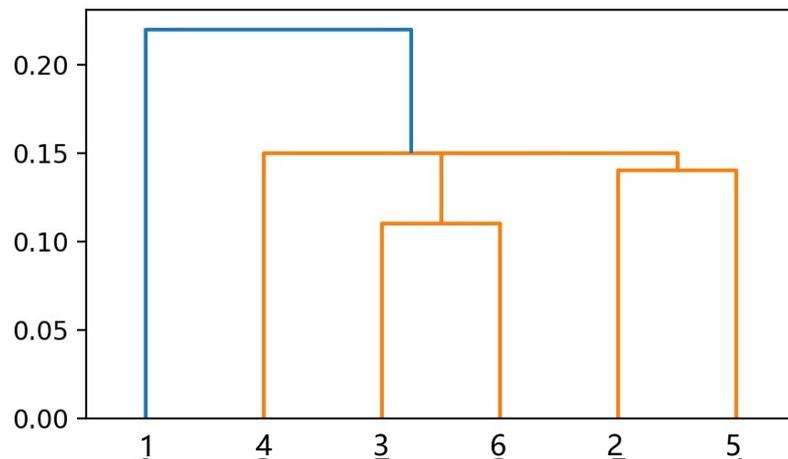
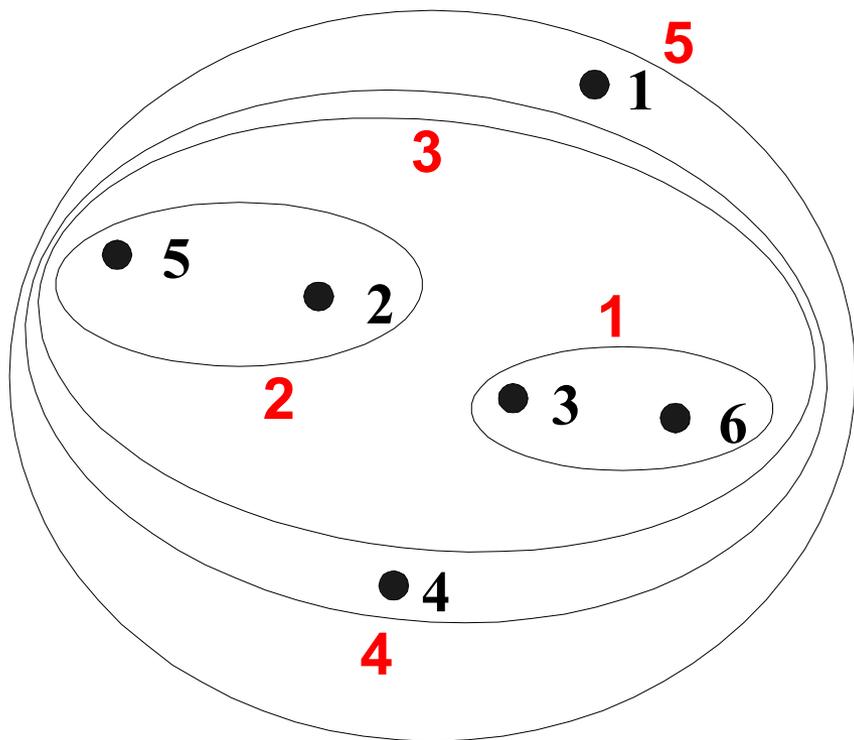


聚类分析：层次聚类

例子：凝聚式层次聚类——单链方式MIN

距离邻近度矩阵

	p1	p2	p3	p4	p5	p6
p1	0.00	0.24	0.22	0.37	0.34	0.23
p2	0.24	0.00	0.15	0.20	0.14	0.25
p3	0.22	0.15	0.00	0.15	0.28	0.11
p4	0.37	0.20	0.15	0.00	0.29	0.22
p5	0.34	0.14	0.28	0.29	0.00	0.39
p6	0.23	0.25	0.11	0.22	0.39	0.00

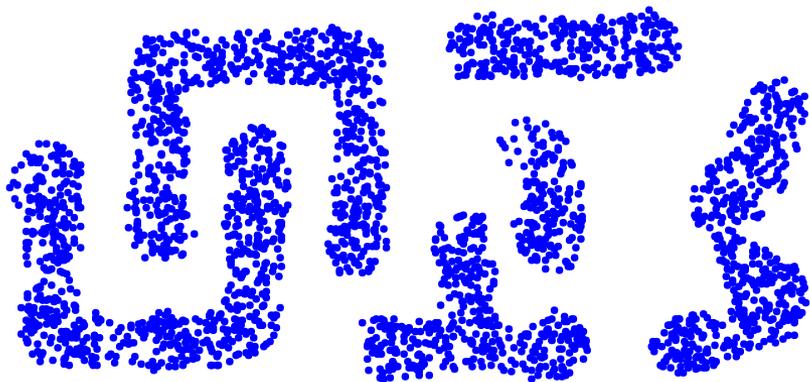




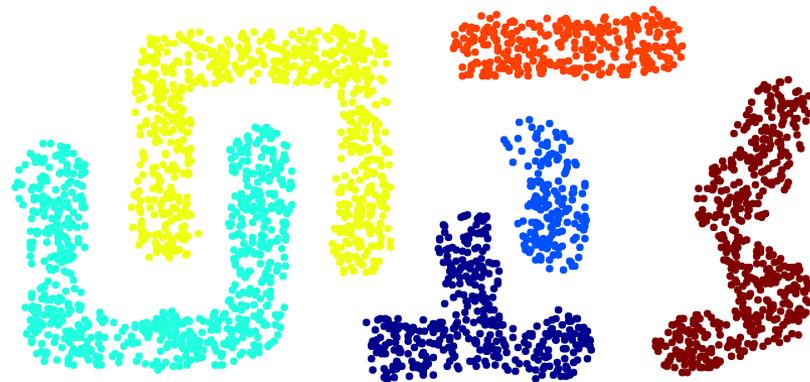
聚类分析：层次聚类

41

- 例子：凝聚式层次聚类——单链方式MIN
 - 优点：能够处理非椭圆形状



Original Points



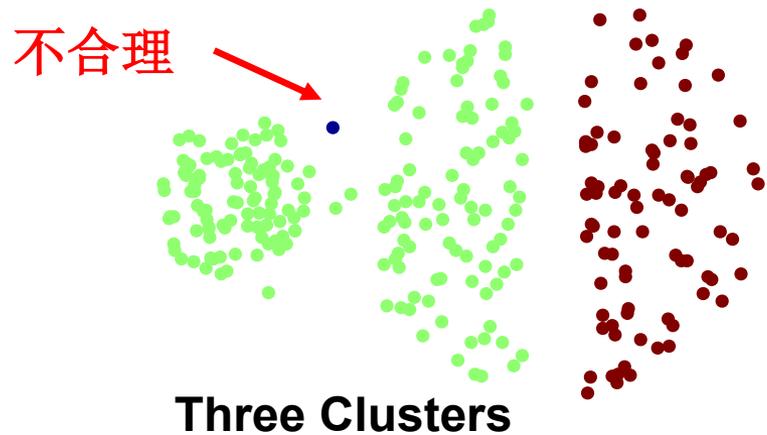
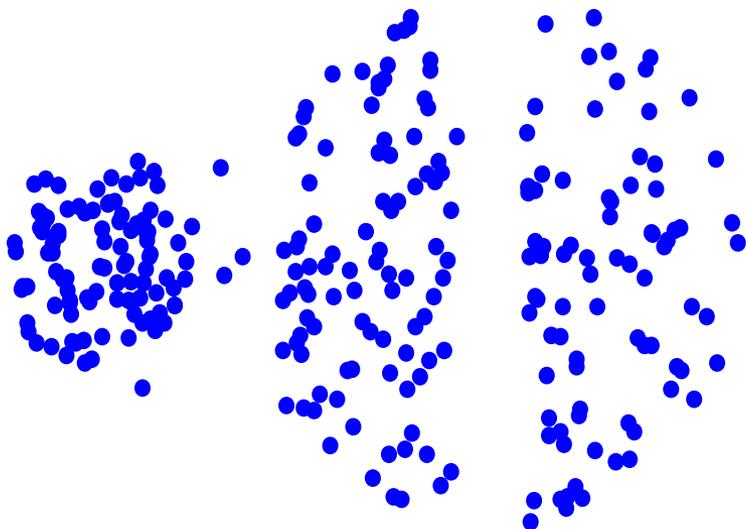
Six Clusters



聚类分析：层次聚类

42

- 例子：凝聚式层次聚类——MIN(单链)
 - 缺点：对噪声和离群点敏感



数据（含有噪声）



聚类分析：层次聚类

43

□ 凝聚式层次聚类的距离定义

- 核心问题在于距离的计算，不同聚类方法计算方式不同
- 常见的距离定义与计算方式
- **2. 全链 (Complete Link)**，表示为MAX
 - 指不同簇最远的点之间的距离
 - 优势：对噪声不太敏感
 - 缺点：可能使得较大的簇变得支离破碎



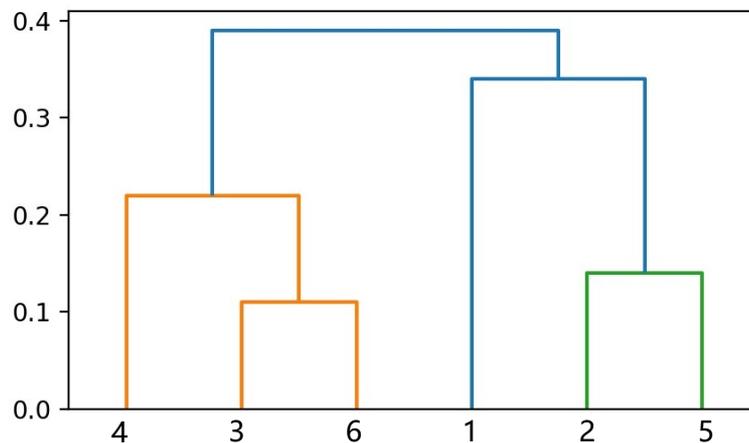
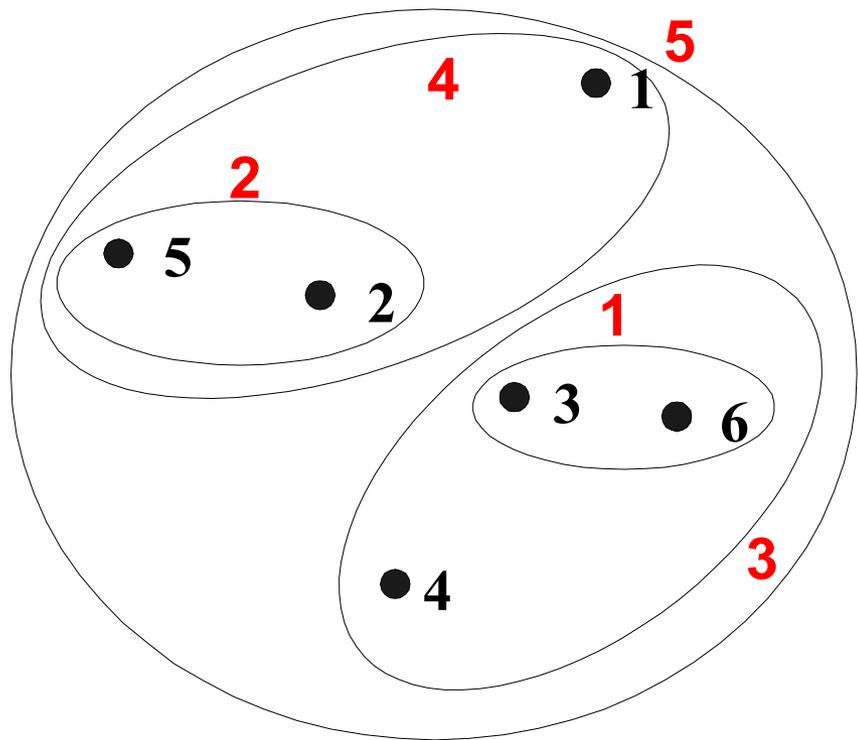


聚类分析：层次聚类

例子：凝聚式层次聚类——MAX(全链)

距离邻近度矩阵

	p1	p2	p3	p4	p5	p6
p1	0.00	0.24	0.22	0.37	0.34	0.23
p2	0.24	0.00	0.15	0.20	0.14	0.25
p3	0.22	0.15	0.00	0.15	0.28	0.11
p4	0.37	0.20	0.15	0.00	0.29	0.22
p5	0.34	0.14	0.28	0.29	0.00	0.39
p6	0.23	0.25	0.11	0.22	0.39	0.00



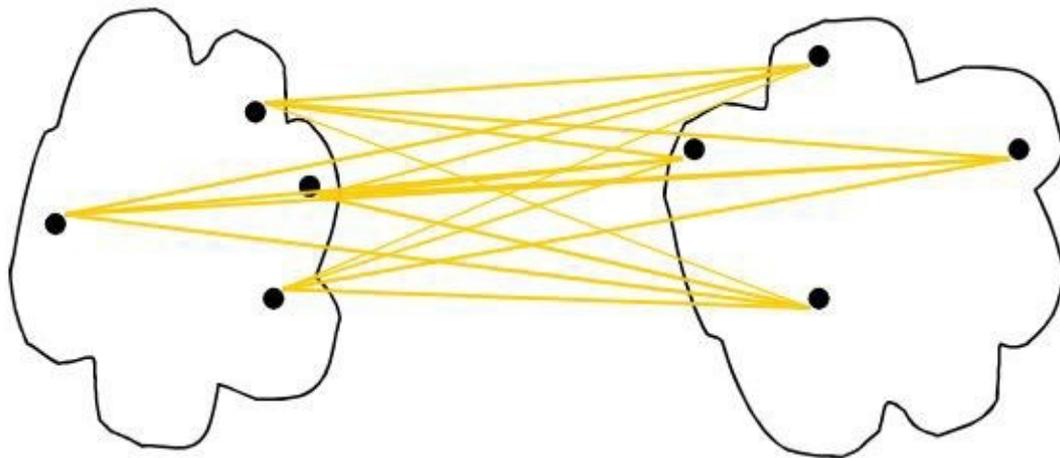


聚类分析：层次聚类

45

□ 凝聚式层次聚类的距离定义

- 核心问题在于距离的计算，不同聚类方法计算方式不同
- 常见的距离定义与计算方式
- **3. 组平均 (Group Average)**
 - 所有来自不同簇的两点之间的平均距离
 - 前面两种方法的折中产物



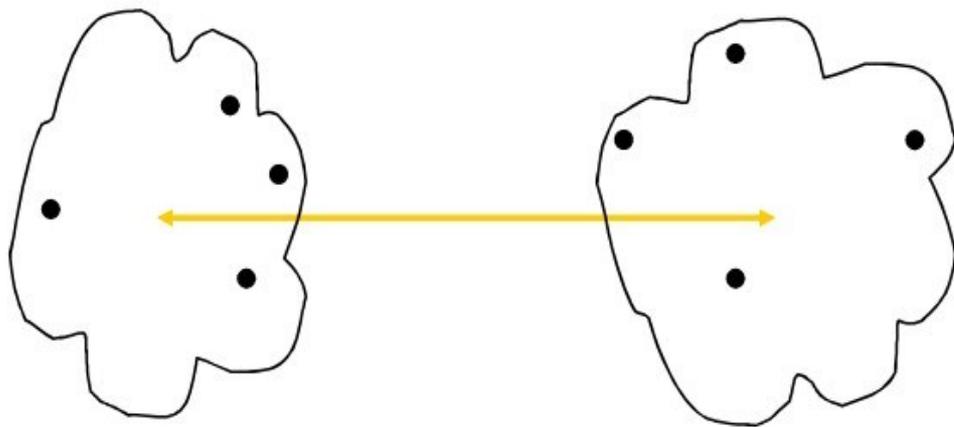
两个簇中的数据点两两之间的平均距离



聚类分析：层次聚类

46

- 凝聚式层次聚类的距离定义
 - 核心问题在于距离的计算，不同聚类方法计算方式不同
 - 常见的距离定义与计算方式
 - 4. 中心距离 (Group Average)
 - 所有来自不同簇的两个簇中心之间的距离
 - 使用合并两个簇导致的SSE增加值等度量方式来衡量



两个簇中的簇中心的距离



聚类分析：层次聚类

47

- 层次聚类的局限性
 - 每一步的合并决策都是最终的
 - 一旦做出合并两个簇的决策，就无法撤销
 - 没有全局的优化目标函数
 - 每一步都是一个局部最优的过程
 - 不同的聚类方法（邻近度定义），或多或少都具有一些问题
 - 例如，对于噪声的敏感性，或者难以保留较大的簇等



聚类分析

48

- 聚类方法：最常见的无监督学习算法
- 常用方法
 - K均值聚类(K-means)
 - 层次聚类(Hierarchical Clustering)
 - 密度聚类(Density-based Clustering)
 - 聚类效果验证
 - 前沿聚类方法



聚类分析：密度聚类

49

□ 密度聚类

- 基本假设：只有达到一定密度，才足以成为一个簇
- 密度：指定样本一定半径的样本数量
 - 半径，记为Eps
 - 半径内样本数阈值，记为MinPts

□ 典型算法：DBSCAN

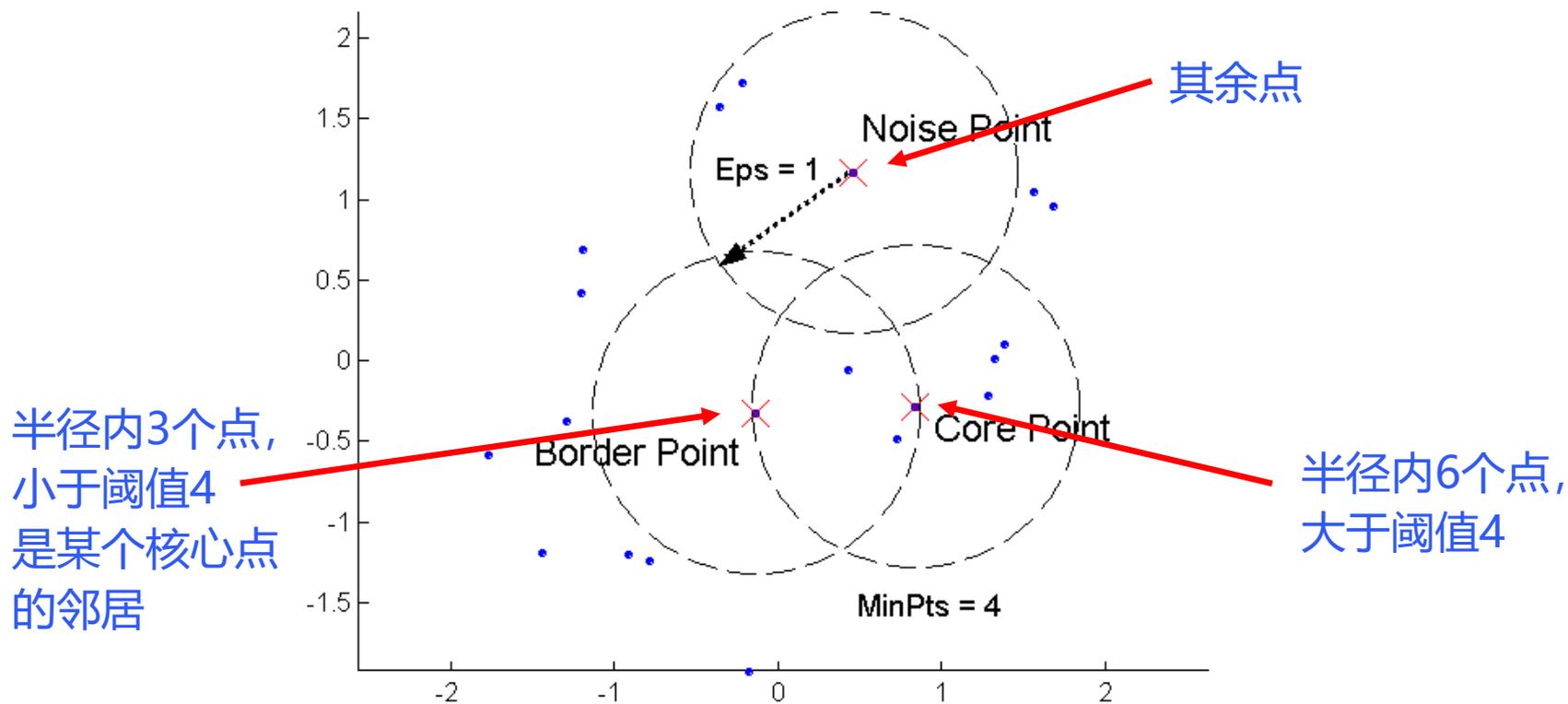
- 核心要素：三类不同的数据点
- 1. 核心点(Core point): 稠密部分内部的点
 - 其Eps的范围内的样本个数不少于MinPts，这些核心点位于簇的中心
- 2. 边界点(Border point): 非核心点，但是处于稠密区域边界内/上的点
 - 其Eps的范围内的样本个数少于MinPts，但它是某个核心点的邻居
- 3. 噪音点(Noise point): 处于稀疏区域的点
 - 除核心点和边界点之外的样本



聚类分析：密度聚类

DBSCAN

三类点：核心点、边界点和噪音点示意图





聚类分析：密度聚类

51

- DBSCAN的基本流程可归纳如下
 - 1. 将所有节点区分为核心点、边界点或噪声点
 - 2. 删除噪声点
 - 3. 将所有距离在预定半径内的核心点之间连一条边
 - 4. 连通的核心点形成一个簇
 - 5. 将所有的边界点指派到一个与之关联的核心点所在的簇中



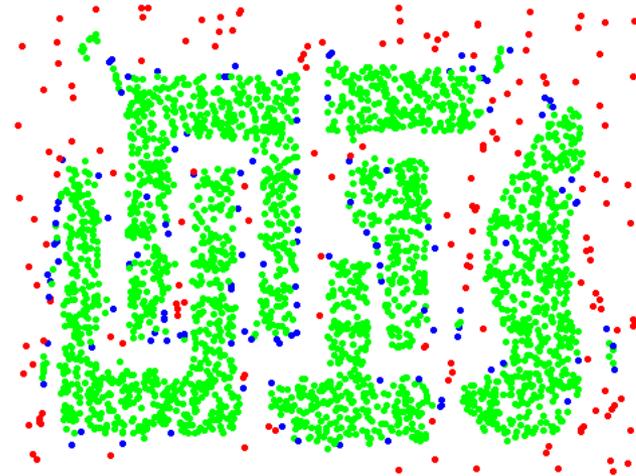
聚类分析：密度聚类

52

- DBSCAN实例
 - 半径Eps = 10, 阈值MinPts = 4



Original Points



Point types:

绿色core, 蓝色border, 红色noise

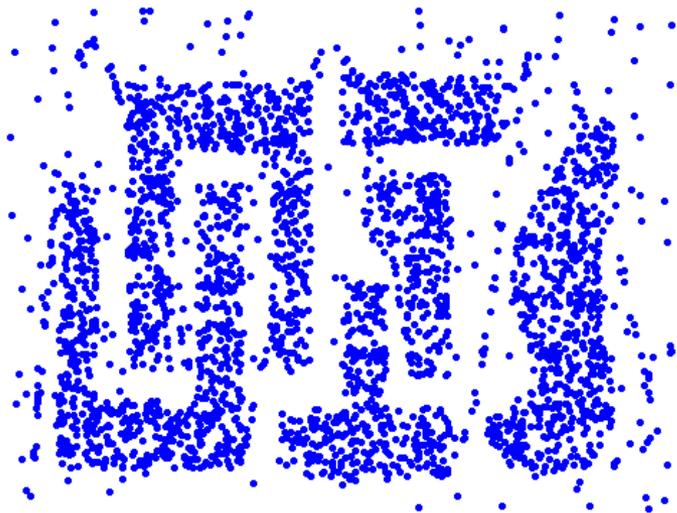


聚类分析：密度聚类

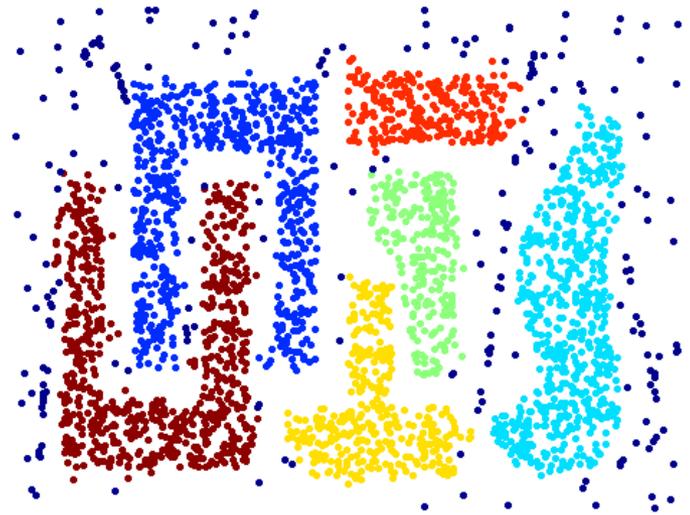
53

- ▣ DBSCAN的优势
 - ▣ 对噪声鲁棒
 - ▣ 能够处理不同形状和大小的簇

周边的噪声除去，内部的数据很好的聚类



Original Points



Clusters

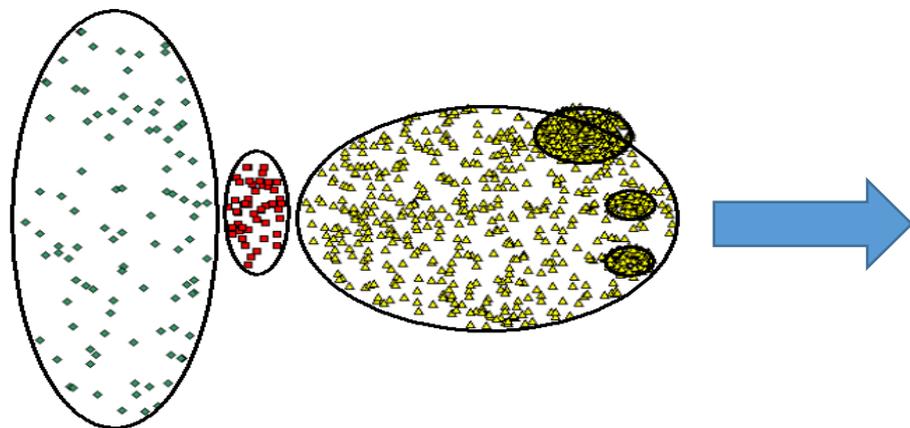


聚类分析：密度聚类

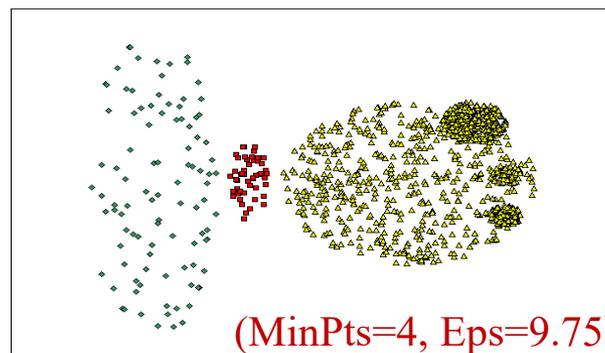
DBSCAN的局限性

- 簇的密度变化使得DBSCAN的效果可能会受到影响
- 参数难以设置：半径Eps、阈值MinPts的选取需与数据维度匹配

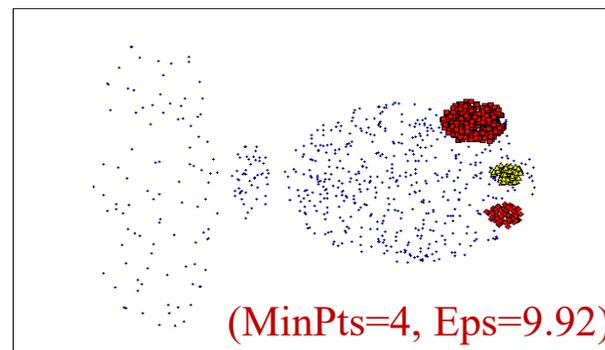
例子：两种方式参数相近，但簇的密度完全不同，DBSCAN的结果差距很大



Original Points



(MinPts=4, Eps=9.75)



(MinPts=4, Eps=9.92)



聚类分析：密度聚类

55

DBSCAN算法作者获得ICDM2013 Research Contributions Award

TITEL	ZITIERT VON	JAHR
<p>A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise. M Ester, HP Kriegel, J Sander, X Xu kdd 96 (34), 226-231</p>	22965	1996





聚类分析

56

- 聚类方法：最常见的无监督学习算法
- 常用方法
 - K均值聚类(K-means)
 - 层次聚类(Hierarchical Clustering)
 - 密度聚类(Density-based Clustering)
 - 聚类效果验证
 - 前沿聚类方法



聚类分析

57

□ 聚类效果验证

- 作为无监督学习，聚类问题并没有天然标签，如何评估聚类结果？
- 首先，我们需要了解，为什么需要评估聚类结果的“好”与“坏”
 - 确定数据集的聚类趋势，确定是否真的有群体性
 - 确定合理的簇的个数
 - 比较两个簇，或者比较两种方法的聚类，看哪种结果更合适
 - 将聚类的簇与已知的客观信息进行比较
 - 例如，外部提供的标签、Query等



聚类分析

58

□ 聚类效果验证

□ 一般而言，聚类问题的评估标准可以分为以下三类

■ **非监督评估**（或内部评估）：仅使用数据本身的特性，而不考虑任何外部标签信息

■ 例如：距离矩阵，SSB(分离度：簇质心 m_i 到数据点均值 m 的距离平方和

$$SSB = \sum_{i=1}^K |C_i|(m - m_i)^2, \quad |C_i| \text{是簇} i \text{的大小, } m \text{是所有数据点的总均值}$$

■ **有监督评估**（或外部评估）：引入外部信息，衡量聚类结构与外部结果的匹配程度

■ 例如：Entropy, Jaccard系数, 准确 (Precision)、召回 (Recall)、F值等

■ **相对评估**：主要用于比较两个簇或者两个聚类结果

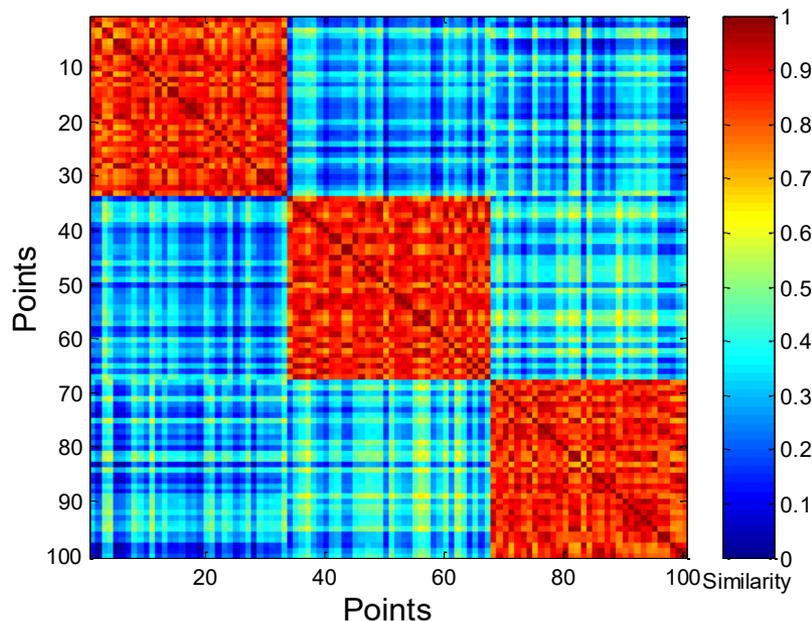
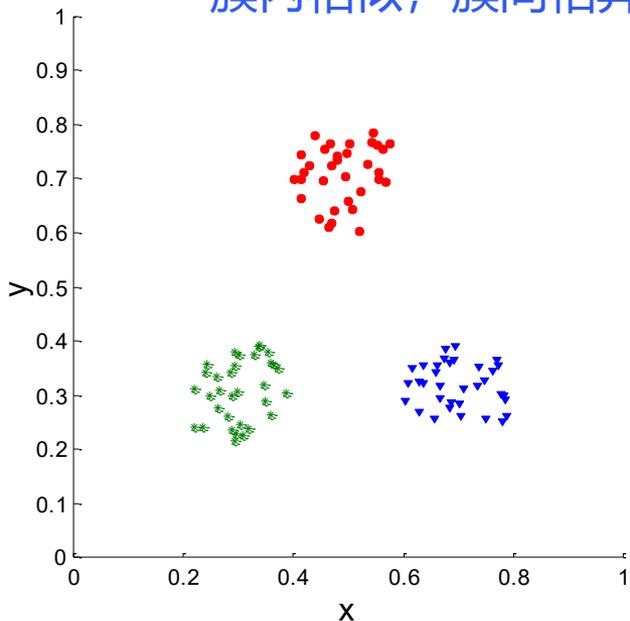
■ 常常需要外部或内部指标结合, e.g., SSE or entropy



聚类分析

- 方式1：非监督评估：—基于邻近度矩阵
 - 理想的聚类结果是：簇内的点邻近度全为1，簇之间的邻近度全为0
 - 通过邻近度矩阵，可以可视化地评估聚类结果的好坏
 - 通过观察相似度矩阵是否体现出对角模式，可以大致判断结果好坏

簇内相似，簇间相异





聚类分析

60

- 方式2：有监督评估—基于Jaccard系数
 - 理想的聚类结果是：在邻近度矩阵中
 - 同一个类中的样本，对应的矩阵元素为1
 - 不同类中的样本，对应的矩阵元素为0
 - 通过比较两个“理想”矩阵之间的相关性，可以近似估计聚类结果

f_{00} = 具有不同的类和不同的簇的对象对的个数

f_{01} = 具有不同的类和相同的簇的对象对的个数

f_{10} = 具有相同的类和不同的簇的对象对的个数

f_{11} = 具有相同的类和相同的簇的对象对的个数



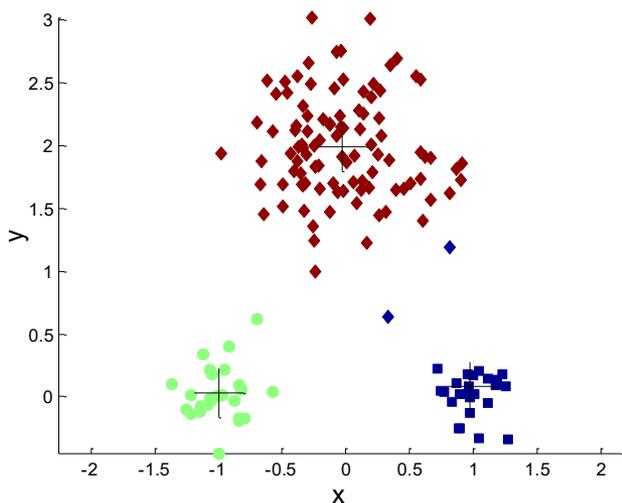
(回顾第2章：数据集成) Jaccard 系数 =
$$\frac{f_{11}}{f_{01} + f_{10} + f_{11}}$$



聚类分析

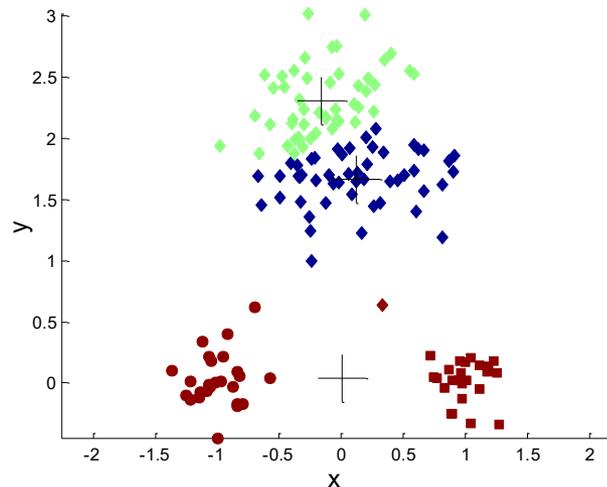
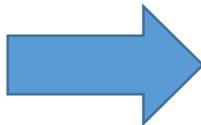
61

- 方式3：相对评估—基于SSE
 - 对同一样本集合，SSE较小的聚类结果更好



SSE小

优于



SSE大

簇数K小



聚类分析

62

- Y Liu, Z Li, H Xiong, X Gao, J Wu, “**Understanding of internal clustering validation measures**” . **ICDM 2010**.
- Yanchi Liu, Zhongmou Li, Hui Xiong, Xuedong Gao, Junjie Wu, Sen Wu, “ **Understanding and Enhancement of Internal Clustering Validation Measures**” , **IEEE Transactions on Cybernetics (TC)**, Vol. 43, No. 3, pp. 982-994, 2013.
- J Wu, H Xiong, J Chen, “**Adapting the right measures for k-means clustering**” . **KDD 2009**.

“The validation of clustering structures is the most difficult and frustrating part of cluster analysis. Without a strong effort in this direction, cluster analysis will remain a black art accessible only to those true believers who have experience and great courage.”

-----*Algorithms for Clustering Data*, Jain and Dubes



聚类分析

63

- 聚类方法：最常见的无监督学习算法
- 常用方法
 - K均值聚类(K-means)
 - 层次聚类(Hierarchical Clustering)
 - 密度聚类(Density-based Clustering)
 - 聚类效果验证
 - 前沿聚类方法



聚类分析

64

□ 前沿聚类方法 — 课外学习

- Prototype-based(基于原型的聚类)
 - Fuzzy K-means
 - Mixture Model Clustering
 - Self-Organizing Maps
- Density-based(基于密度的聚类)
 - Grid-based clustering
 - Subspace clustering
- Graph-based (基于图的聚类)
 - Chameleon
 - Jarvis-Patrick
 - Shared Nearest Neighbor (SNN)



总结：聚类分析

65

- 聚类方法：最常见的无监督学习算法
- 常用方法
 - K均值聚类(K-means)
 - 层次聚类(Hierarchical Clustering)
 - 密度聚类(Density-based Clustering)
 - 聚类效果验证
 - 前沿聚类方法