

Chapter 1

绪论

Chapter 2

聚类分析

2.1 距离聚类的概念

2.2 相似性测度和聚类准则

2.3 基于距离阈值的聚类算法

2.4 层次聚类法

2.5 动态聚类法

聚类过程中，聚类中心位置或个数发生变化。
两种常用的算法：

- K - 均值算法（或 C - 均值算法）
- 迭代自组织的数据分析算法

2.5.1 K - 均值算法

基于使聚类准则函数最小化。

准则函数 聚类集中每一样本点到该类中心的距离平方和。

对于第 j 个聚集类，准则函数定义为：

$$J_j = \sum_{i=1}^{N_j} \|X_i - Z_j\|^2, X_i \in S_j$$

算法描述

算法讨论

聚类准则函数 J_k 与 K 的关系曲线

2.5.2 迭代自组织的数据分析算法

迭代自组织的数据分析算法也常称为 ISODATA 算法 (Iterate Self-Organizing Data Analysis Techniques Algorithm, ISODATA).

算法特点

- 加入了试探性步骤，组成人机交互的结构；
- 可以通过类的自动合并与分裂得到较合理的类别数。

基本思路

1. 选择初始值
2. 按最邻近规则进行分类
3. 聚类后的处理：计算各类中的距离函数等指标
4. 判断结果是否符合要求，符合则结束，否则回到 2

算法描述 P31

常用指标 各指标综合考虑

1. 聚类中心之间的距离
2. 诸聚类域中样本数目
3. 诸聚类域中样本的标准差向量

Chapter 3

判别函数及几何分类法

3.1 判别函数

统计模式识别

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{聚类分析法 (第二章)} \\ \text{判别函数法} \left\{ \begin{array}{l} \text{线性判别函数法} \\ \text{非线性判别函数法} \\ \text{统计决策方法} \end{array} \right. \Rightarrow xx \end{array} \right.$$

3.1.1 判别函数

定义 直接用来对模式进行分类的准则函数。

3.2 线性判别函数

3.2.1 线性判别函数的一般形式

$$d(\mathbf{X}) = w_1x_1 + w_2x_2 + \dots + w_nx_n + w_{n+1} = \mathbf{W}_0^T \mathbf{X} w_{n+1}$$

式中, $\mathbf{W}_0 = [w_1, w_2, \dots, w_n]^T$ 称为权向量或参数向量; $\mathbf{X} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ 是 n 维特征向量, 又称模式向量或样本向量; w_{n+1} 是常数, 称为阈值权。

3.2.2 线性判别函数的性质

两类情况

若已知两类模式 ω_1 和 ω_2

3.3 广义线性判别函数

3.4 线性判别函数的集合性质

3.5 感知器算法

3.5.1 前置概念

训练与学习

确定性分类器

感知器 感知器 (perceptron) 是一种神经网络模型, ...

3.5.2 算法描述

规范化处理 将第二类样本全部乘以 (-1) 使得对于所有两类样本, 判别函数的性质描述为

$$d(\mathbf{X}) = \mathbf{W}^T \mathbf{X} > 0 \quad (3.1)$$

算法步骤 P54

感知器算法就是一种赏罚过程: 当分类器发生分类错误时, 对分类器进行“罚”——修改权向量, 使其向正确的方向转换; 分类正确时, 对其进行“赏”——这里表现为“不罚”, 即权向量不变。

3.5.3 收敛性

经过算法的有限次迭代运算后, 求出一个使训练集中所有样本都能正确分类的 \mathbf{W} , 则称算法是收敛的。可以证明感知器算法是收敛的。

3.5.4 感知器算法用于多类情况

转化成多个二类可分问题

对于 M 类模式应存在 M 个判别函数 ... P56

3.6 梯度法

3.6.1 梯度法基本原理

梯度 设函数 $f(\mathbf{Y})$ 是向量 $\mathbf{Y} = [y_1, y_2, \dots, y_n]^T$ 的函数, 则 $f(\mathbf{Y})$ 的梯度定义为:

$$\nabla f(\mathbf{Y}) = \frac{d}{d\mathbf{Y}} f(\mathbf{Y}) = \left[\frac{\partial f}{\partial y_1}, \frac{\partial f}{\partial y_2}, \dots, \frac{\partial f}{\partial y_n} \right]^T$$

梯度向量的最重要的性质之一：指出函数 f 在其自变量增加时，增长最快的方向。

梯度算法

P59

3.6.2 固定增量法

准则函数 $J(W, X) = \frac{1}{2}(|W^T X| - W^T X)$

该准则函数有唯一最小值 0

推导 ∇J

求 $W(k+1)$

$$W(k+1) = W(k) + \begin{cases} 0, & W^T(k)X > 0 \\ cX, & W^T(k)X \leq 0 \end{cases}$$

3.7 最小平方误差算法

least Mean Square Error, LSME

原理 把对满足 $XW > 0$ 的 q 求解，改为满足