# 数据挖掘 第4章 分类-最近邻分类器

教师: 王东京

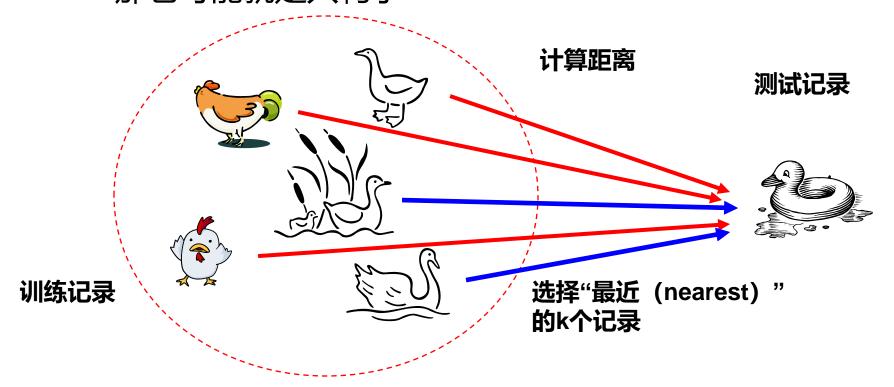
学院: 计算机学院

邮箱: dongjing.wang@hdu.edu.cn

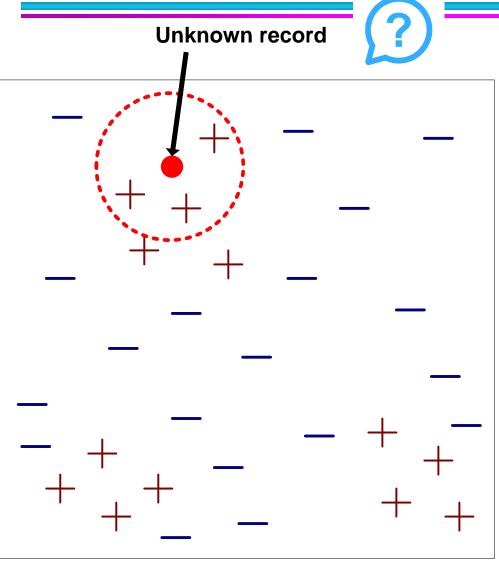
## 最近邻分类器Nearest Neighbor Classifiers

#### 基本想法:

- 鸭子?
- 如果它走路像鸭子,嘎嘎叫像鸭子,看起来也像鸭子,那它可能就是只鸭子



# **Nearest-Neighbor Classifiers**



#### ◆ 需要三个要素

- ▶ 已经标记好的记录 (record) 集
- 距离度量标准,用于计算记录之间的距离
- K 的值,即要检索的最近邻居的 数量

#### ◆ 对未知记录进行分类:

- > 计算与其他训练记录的距离
- > 识别 k个最近的邻居
- 使用最近邻居的类别标签来确定 未知记录的类别标签(例如,以 投票的方式)

计算两点之间的接近度 (proximity):

- 例如: 欧氏距离

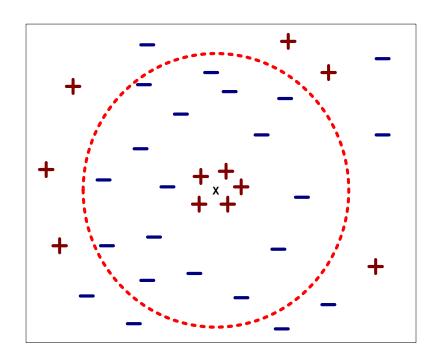
$$d(x,y) = \sqrt{\sum_{i} (x_i - y_i)^2}$$

## 根据最近邻列表确定类别

- 选择 k 个最近邻中类别标签最多的
- 根据距离对投票结果进行加权
  - weight factor,  $w = 1/d^2$

#### 选择 k 值:

- 如果k太小
  - ◆则对噪声点敏感
- 如果k太大
  - ◆则邻域可能包含其他类别的点



# 相近度 (proximity) 的选择很重要

 For documents, cosine is better than correlation or Euclidean

11111111110



00000000001

011111111111

100000000000

Euclidean distance = 1.4142 for both pairs

## 一般需要数据预处理

可能必须对属性进行缩放,以防止距离度量值被其中一个属性支配

#### ◆示例:

- height of a person may vary from 1.5m to 1.8m
- weight of a person may vary from 90lb to 300lb
- income of a person may vary from \$10K to \$1M

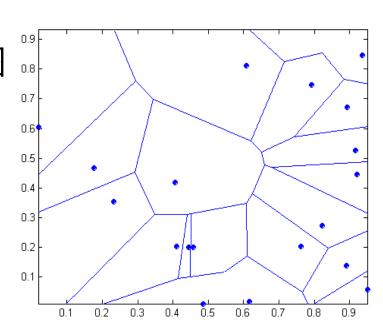


时间序列通常标准化为:均值为0,而标准偏差 为1

# **Nearest-neighbor classifiers**

- ◆ 最近的邻居分类器是**局部 (local) 分类器**
- ◆ 它们可以产生任意形状的决策边界 (decision boundary)。

1-nn 的决策边界是一个沃罗诺伊图 (Voronoi Diagram)



## 如何处理训练和测试集中的缺失值?

- 接近度计算通常要求所有属性都存在
- 一些方法使用两个实例中存在的属性子集
  - ◆这可能不会产生好的结果,因为它对每对实例样本使用了不同的接近度度量
  - ◆因此, 邻近度变成不可比的

## 无关和多余的属性

- 不相关的属性会给邻近度量增加噪音
- 冗余属性使接近度偏向某些属性

#### 如何处理?

可以使用变量选择或降维来解决不相关和冗余的属性

# 改进 KNN 的效率

KNN属于消极学习方法,而之前的决策树属于积极学习方法。

– 消极学习方法不需要建立模型,但是测试时开销很大。

避免必须计算到训练集中所有对象的距离

- 多维访问方法 (k-d树)
- 快速近似相似搜索
- 局部敏感哈希 (Locality Sensitive Hashing, LSH)

## 压缩(Condensing)

- 确定提供相同性能的较小对象集

## 编辑 (Editing)

- 移除对象以提高效率

#### 下述关于最近邻分类器 (KNN) 的说法错误的是?

- KNN使用具体的训练实例进行预测,不需要维护源自数据的抽象模型
- B 当k值很小时,KNN对噪声很敏感
- 相比决策树等积极学习方法,KNN的训练速度 慢,但测试速度更快,开销低,消耗资源更少