

图像处理与机器学习

Digital Image Processing and Machine Learning

主讲人: 黄琳琳

电子信息工程学院



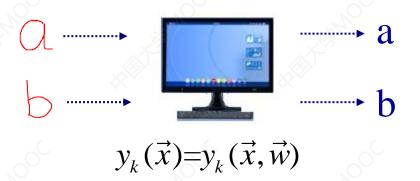
第五章 贝叶斯决策

- ◆ 基本概念
- ◆ 贝叶斯决策
- ◆ 判别函数
- ◆ 概率密度估计



基本概念

▶ 举例: 手写字符识别 (Handwritten Character Recognition)



- > 从输入到输出的映射函数
- > 如何确定最优的映射函数?

贝叶斯决策

人工神经网络



- ▶ 举例: 手写字符识别 (Handwritten Character Recognition)
 - ✓ 对若干手写字符识别

✓ 目标: 分类错误率最小



举例: 手写字符识别 (Handwritten Character Recognition)

✓ 目标: 分类错误率最小

先验概率,prior probability

b b a b a a a a b
 a a a a b
 a p(
$$\omega_1$$
) = $\frac{8}{18}$

 b b a a b b a b b
 b p(ω_2) = $\frac{10}{18}$

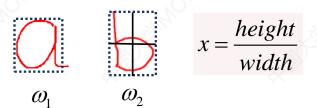
$$p(\omega_2) = \frac{10}{18}$$

$$p(\omega_2) > p(\omega_1)$$
, assign it to ω_2

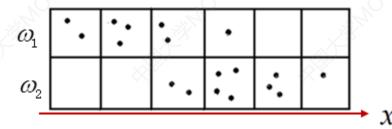
将待分类字符归为先验概率大的类,分类错误最小



》假设提取了手写字符特征 -- 高宽比值



特征直方图



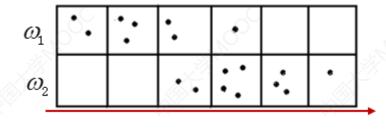


贝叶斯决策

> 假设可以提取字符的特征信息

○ 特征: 高/宽

特征直方图

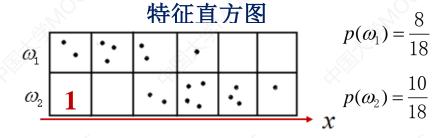


 \bigvee 联合概率 $p(\omega_k, x)$

- -- 属于类 ω_k 而拥有特征值 x 的概率
- \checkmark 条件概率 $p(x|\omega_k)$
 - -- ω_k 类 ,同时特征值为 x 的概率



假设可以提取字符的特征信息



$$p(\omega_1, x^1) = \frac{2}{18}$$
 $p(x^1 | \omega_1) = \frac{2}{8}$

$$p(\omega_1, x^1) = p(x^1 \mid \omega_1) p(\omega_1) = \frac{2}{8} \times \frac{8}{18} = \frac{2}{18}$$

$$p(\omega_k, x^l) = p(x^l \mid \omega_k) p(\omega_k)$$



$$p(\omega_k, x^l) = p(x^l | \omega_k) p(\omega_k)$$

$$p(\omega_k, x^l) = p(\omega_k | x^l) p(x^l)$$

$$p(\omega_k | x^l) p(x^l) = p(x^l | \omega_k) p(\omega_k)$$

$$p(\omega_k \mid x^l) = \frac{p(x^l \mid \omega_k) p(\omega_k)}{p(x^l)}$$

贝叶斯公式



贝叶斯公式

$$p(\omega_k \mid \vec{x}) = \frac{p(\vec{x} \mid \omega_k) p(\omega_k)}{p(\vec{x})}$$

 $p(\omega_k \mid \vec{x})$ 具有特征矢量 \vec{x} 属于 ω_k 类的概率 后验概率, posterior

 $p(\vec{x} \mid \omega_k)$ 描述 ω_k 类的特征矢量 \vec{x} 分布的概率 似然性, likelihood

$$posterior = \frac{likelihood \times prior}{normalization \quad factor}$$



贝叶斯公式

$$p(\omega_k \mid \vec{x}) = \frac{p(\vec{x} \mid \omega_k) p(\omega_k)}{p(\vec{x})}$$

 $p(\omega_k \mid \vec{x})$ 具有特征矢量 \vec{x} 属于 ω_k 类的概率 后验概率, posterior



谢谢

本课程所引用的一些素材为主讲老师多年的教学积累,来源于多种媒体及同事和同行的交流,难以一一注明出处,特此说明并表示感谢!