CSDN
不 止 于 代 码

1.3 一个典型的机器学习案例 —— 对鱼进行分类

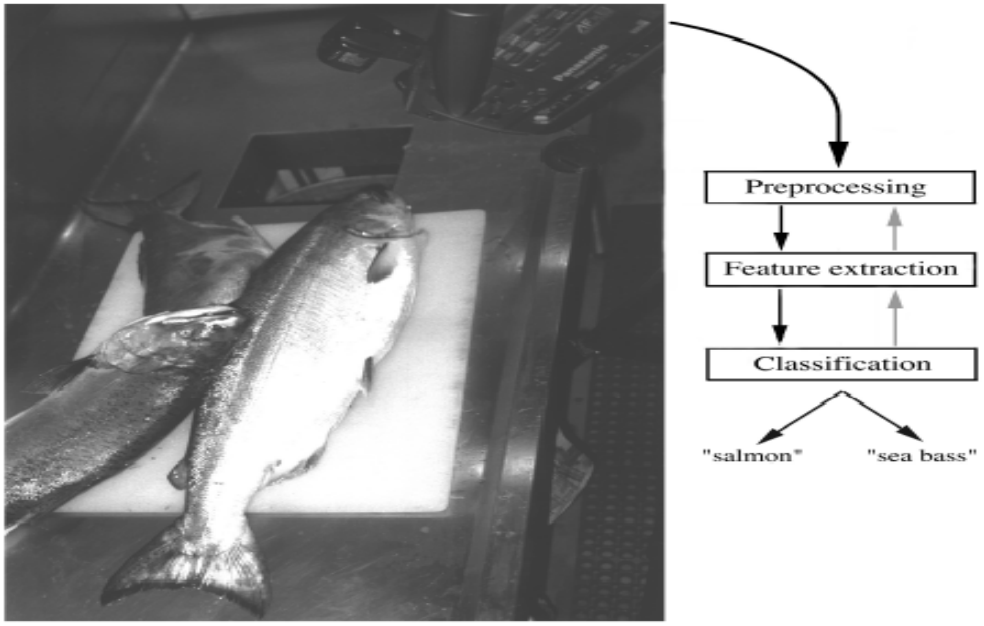
CSDN学院

2017年10月

AI 101

► 例：鱼的分类

- 根据一些光学传感器对传送带上的鱼进行分类



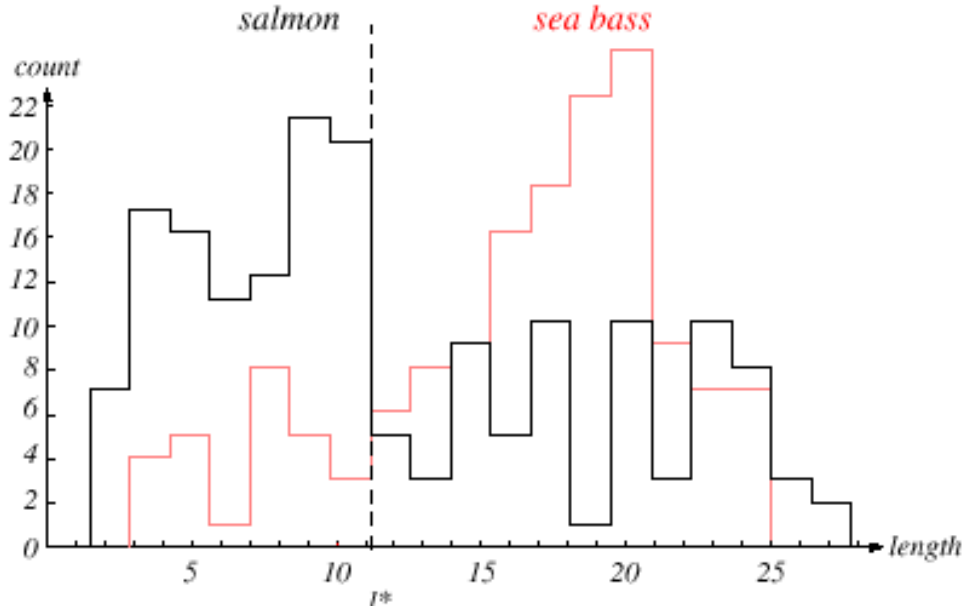
形式化为机器学习问题

- 训练数据：$\mathcal{D} = \{(\mathbf{x}_i, y_i)\}_{i=1}^{N}$
  - 每条鱼的测量向量（特征）：$\mathbf{x}_i$ (如重量、长度、颜色)
  - 每条鱼的标签 y_i (如三文鱼/salmon、鲈鱼/sea bass)

- 测试：
  - 给定一个新的特征向量**x**
  - 预测对应的标签y

3

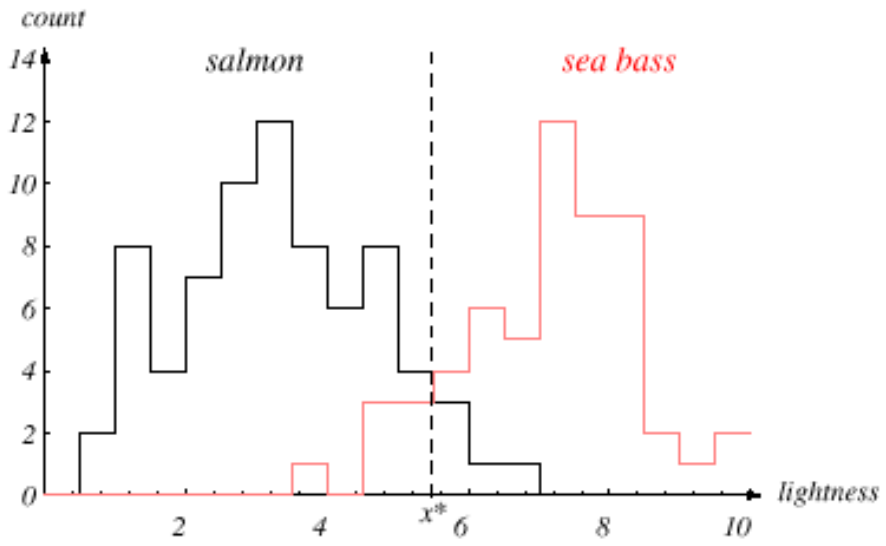
► 将长度作为特征进行分类



- 需要先则一个决策边界
  - 最小化平均损失

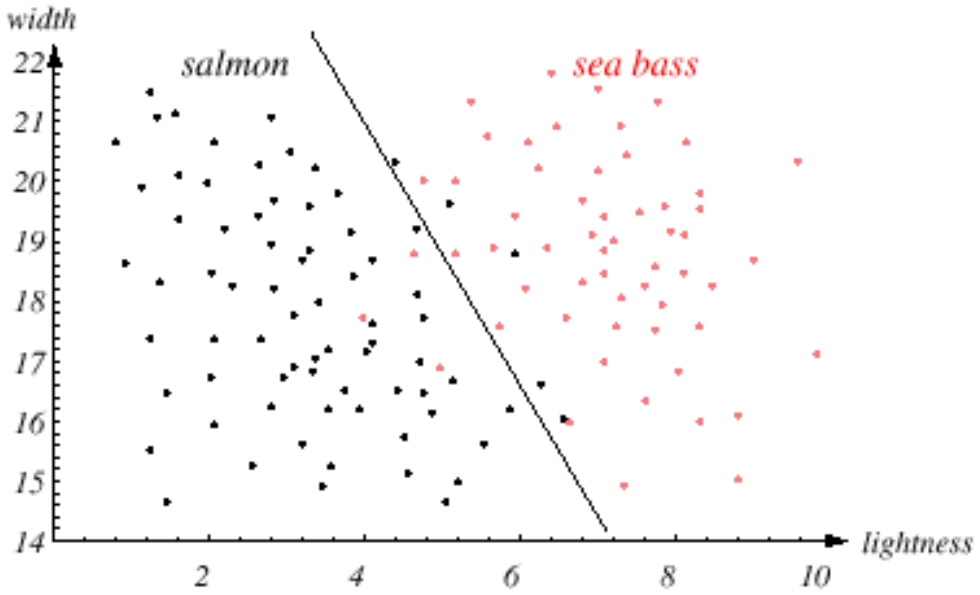
训练误差：90 / 316 = 28%

► 将亮度作为特征进行分类



训练误差：16 / 316 = 5%

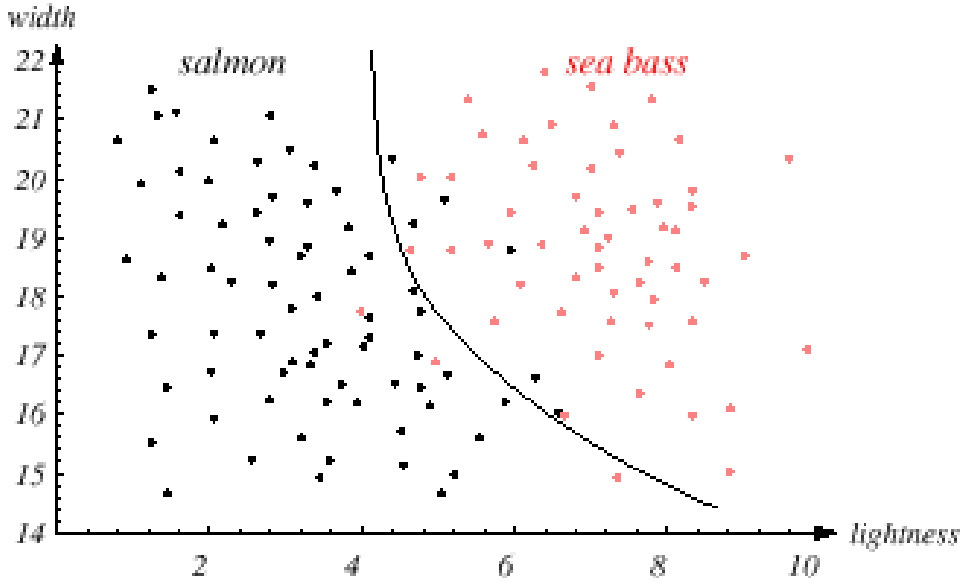
► 长度和亮度一起作为特征



- 线性决策函数

训练误差： 8 / 316 = 2.5%

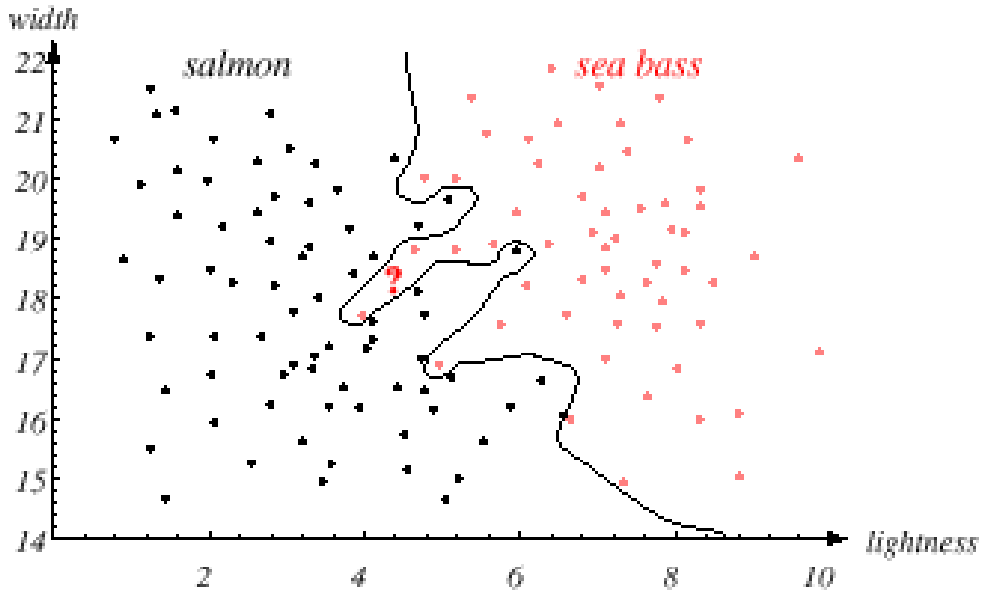
更复杂的决策边界



- 二次决策边界函数

训练误差：8 / 316 = 2.5%

► 更复杂的决策边界...



训练误差：0 / 316 = 0%

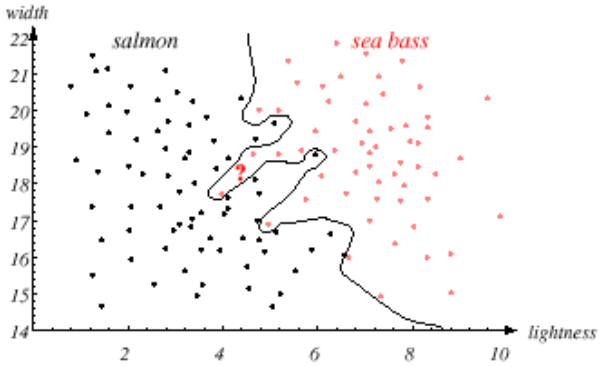
“ideal” classifier ”? Is this good ?

训练集上的误差 ≠ 测试集上的误差

- 分类器应该在新数据上表现好
- 上述 “ideal” 分类器在新数据集上的错误率：25%

What's Wrong?

- 推广性(*generalization*)差



- 复杂的决策边界不能泛化/推广到新数据上，根据特定调制得太好，而不是真正将salmon 和sea bass 分开的模型
  - 被称为数据过拟合(overfitting)

► 小结: 设计一个鱼分类器

- 选择特征
  - 可能是最重要的步骤!（收集训练数据）
- 选择模型（如决策边界的形状）
- 根据训练数据估计模型
- 利用模型对新样本进行分类