CSDN
不 止 于 代 码

1.2 机器学习任务类型

CSDN学院

2017年11月

机器学习

- http://en.wikipedia.org/wiki/Machine_learning：

机器学习是人工智能的一个分支，主要关于构造和研究可以从数据中学习的系统。

数据

- 数据通常以二维数据表形式给出
  - 每一行：一个样本
  - 每一列：一个属性 / 特征
- 例：Boston房价预测数据，根据某地区房屋属性，预测该地区预测房价
  - 共506行，表示有506个样本
  - 共14列
    - 13列为该地区房屋的属性（CRIM、…、LSTAT）
    - 1列为该地区房价中位数 MEDV

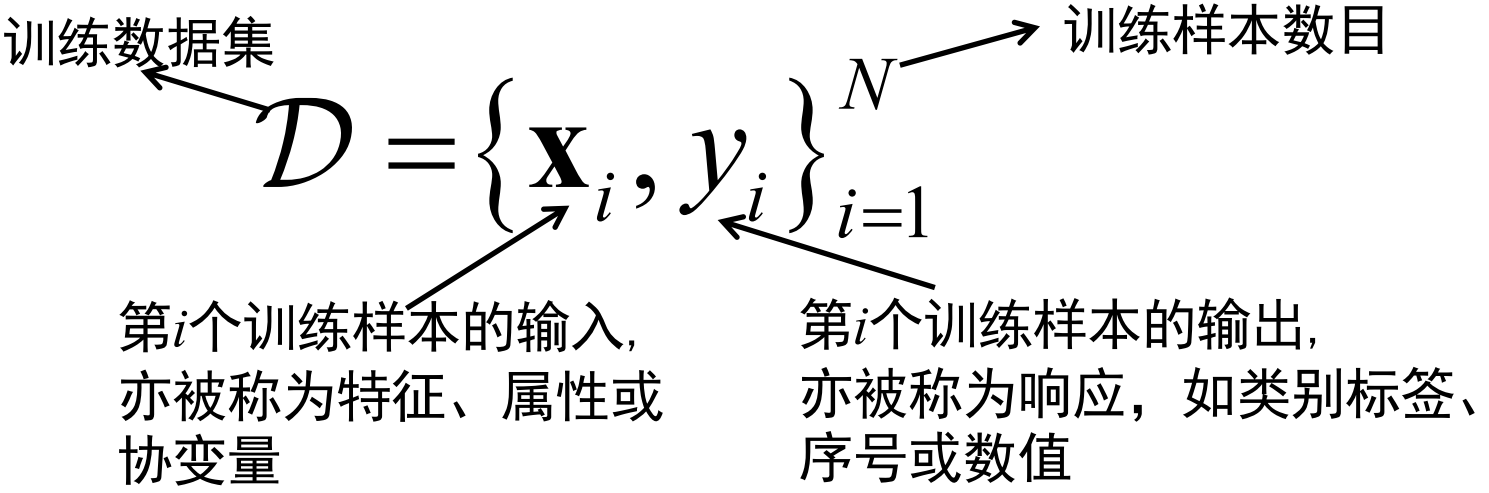
CRIM	ZN	INDUS	CHAS	NOX	RM	AGE	DIS	RAD	TAX	PTRATIO	B	LSTAT	MEDV
0.00632	18	2.31	0	0.538	6.575	65.2	4.09	1	296	15	396.9	4.98	24
0.02731	0	7.07	0	0.469	6.421	78.9	4.9671	2	242	17	396.9	9.14	21.6
0.02729	0	7.07	0	0.469	7.185	61.1	4.9671	2	242	17	392.83	4.03	34.7
0.03237	0	2.18	0	0.458	6.998	45.8	6.0622	3	222	18	394.63	2.94	33.4
0.06905	0	2.18	0	0.458	7.147	54.2	6.0622	3	222	18	396.9	5.33	36.2

机器学习任务类型

- 监督学习(Supervised Learning)
  - 分类 (Classification)
  - 回归 (Regression)
  - 排序 (Ranking)
- 非监督学习 (Unsupervised Learning)
  - 聚类 (Clustering)
  - 降维 (Dimensionality Reduction)
  - 概率密度估计 (density estimation)
- 增强学习 (Reinforcement Learning)
- 半监督学习 (Semi-supervised Learning)
- 迁移学习（ Transfer Learning ）
- …

监督学习

- 监督学习：学习到一个$\mathbf{x}$→y的映射f，从而对新输入的$\mathbf{x}$进行预测$f(\mathbf{x})$
  - 训练数据包含要预测的标签y（标签在训练数据中是可见变量）



课件中黑体的小写字母表示向量（如$\mathbf{x}$），斜体的小写字母表示标量（如y）

例：波士顿房价预测

- 房价预测是一个监督学习任务：根据训练数据 $\mathcal{D}=\{\mathbf{x}_i, y_i\}_{i=1}^{N}$ 对房屋属性和房屋价格之间的关系进行建模，再用学习好的模型预测新房屋的价格
  - 训练样本数目N ：506个样本
  - 输入房屋属性$\mathbf{x}$ ：13个特征（CRIM、…、LSTAT）
  - 输出房价y ：MEDV

CRIM	ZN	INDUS	CHAS	NOX	RM	AGE	DIS	RAD	TAX	PTRATIO	B	LSTAT	MEDV
0.00632	18	2.31	0	0.538	6.575	65.2	4.09	1	296	15	396.9	4.98	24
0.02731	0	7.07	0	0.469	6.421	78.9	4.9671	2	242	17	396.9	9.14	21.6
0.02729	0	7.07	0	0.469	7.185	61.1	4.9671	2	242	17	392.83	4.03	34.7
0.03237	0	2.18	0	0.458	6.998	45.8	6.0622	3	222	18	394.63	2.94	33.4
0.06905	0	2.18	0	0.458	7.147	54.2	6.0622	3	222	18	396.9	5.33	36.2

回归

- 在监督学习任务中，若输出$y \in \mathbb{R}$为连续值，则我们称之为一个回归（Regression）任务。
  - 房价预测

- 例：预测二手车的价格
  - 输入/协变量(covariate) $\mathbf{x}$ ：车辆属性
  - 输出 y：车辆价格

回归

- 假设回归模型为 $y = f(\mathbf{x}|\theta)$
  - 如在线性回归中，$f(\mathbf{x}|\mathbf{w}) = \mathbf{w}^T\mathbf{x}$ ，模型参数为$\mathbf{w}$（线性组合权重）
- 训练：根据训练数据 $\mathcal{D} = \{\mathbf{x}_i, y_i\}_{i=1}^N$ 学习映射 f（模型参数）
- 预测：对新的测试数据$\mathbf{x}$进行预测：$\hat{y} = f(\mathbf{x})$ （带帽表示预测）
- 学习的目标：训练集上预测值与真值之间的差异最小
  - 损失函数：度量模型预测值与真值之间的差异，如

$$L(f(\mathbf{x}), y) = \frac{1}{2}(f(\mathbf{x}) - y)^2$$

  - 则目标函数为 $J(\boldsymbol{\theta}) = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} L(f(\mathbf{x}_i|\boldsymbol{\theta}), y_i)$ 经验风险最小化

▶分类

- 在监督学习任务中，若输出y为离散值，我们称之为分类，标签空间：$\mathcal{Y}=\{1,2,...,C\}$

- 例：信用评分
  - 输入$\mathbf{x}$：客户的存款（ savings ）和收入（ income ）
  - 输出y：客户的风险等级（ risk ）
    - 高风险、低风险

►分类

- 分类：学习从输入$\mathbf{x}$到输出y的映射f：

$$\hat{y} = f(\mathbf{x}) = \arg\max_{c} p(y = c \mid \mathbf{x}, \mathcal{D})$$

- 学习的目标：训练集上预测值与真值之间的差异最小
  - 损失函数：度量模型预测值与真值之间的差异，如

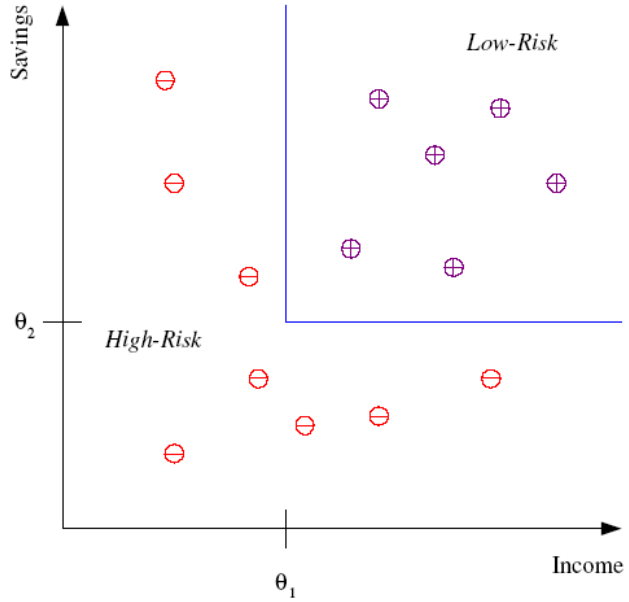
$$l_{0/1}(y, \hat{y}) = \begin{cases} 0 & y = \hat{y} \\ 1 & othereise \end{cases}$$

预测的类别与真实类别相同，损失为0

否则为1

▶例：分类

- 信用评分
  - 给定样本 { (savings, income, risk) }
  - 找到预测“规则” ：risk = f (savings, income)



决策树：

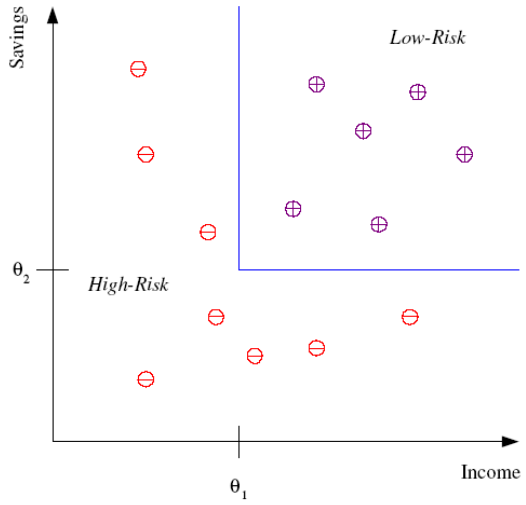
Rule: IF income $> \theta_1$ AND savings $> \theta_2$
THEN low-risk ELSE high-risk

▶例：分类

- 需要预测概率：$f(\mathbf{x}, c)=p(y=c \mid \mathbf{x}, \mathcal{D}, M)$
  - 如靠近分类的边界的样本（蓝色所示样本）有歧义
  - 此时返回概率/可能性 $p(y=c \mid \mathbf{x}, \mathcal{D})$ ，即给定训练数据$\mathcal{D}$和输入$\mathbf{x}$的情况下，输出为c的条件概率

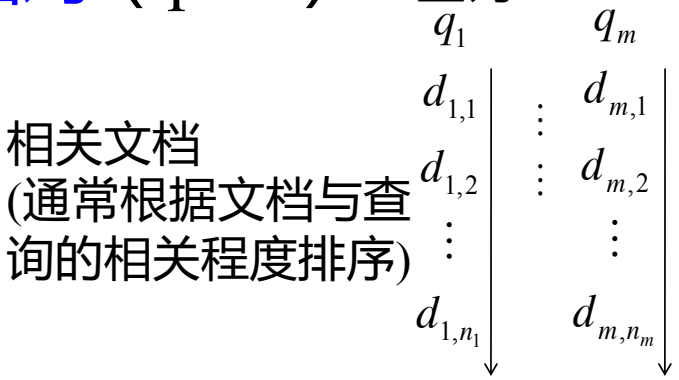
- 预测：最大后验估计（Maximum a Posteriori, MAP）

$$\hat{y}=\arg\max_{c} p(y=c \mid \mathbf{x}, \mathcal{D})$$



排序（Rank）

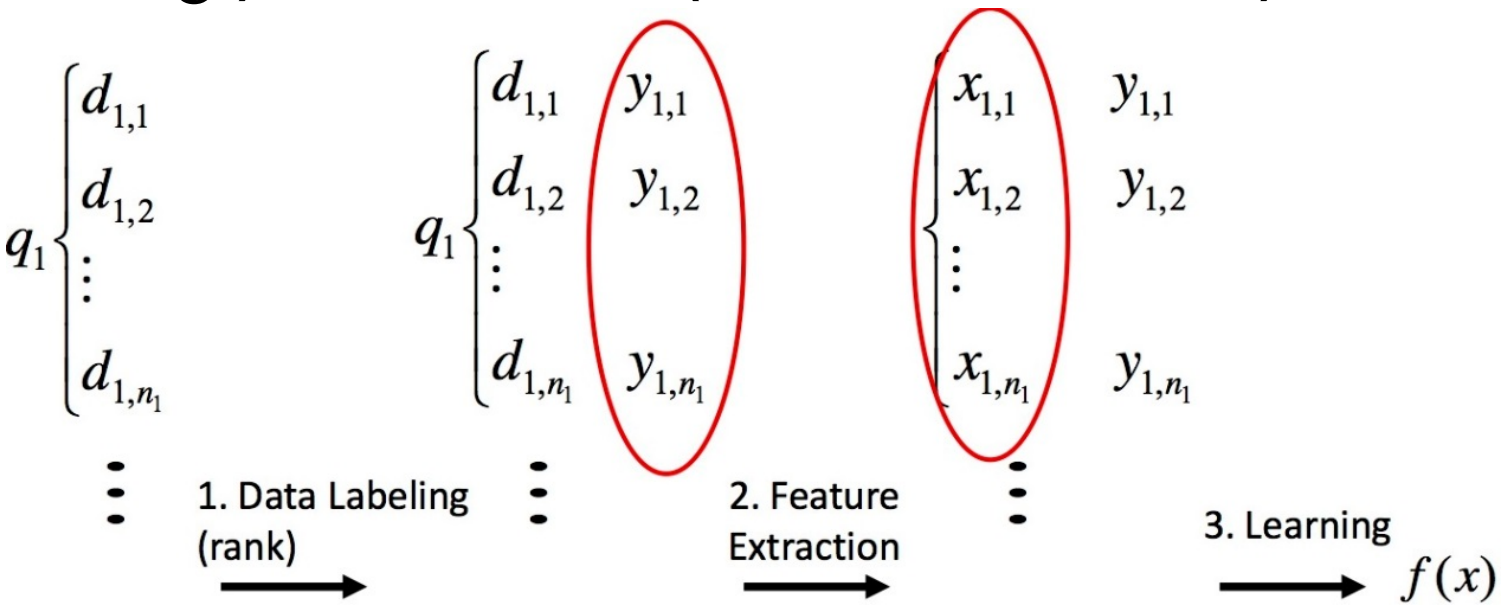
- 排序学习是推荐、搜索、广告的核心方法。
- 以信息检索为例，训练时我们给定文档集合 $D=\{d_1,d_2,\cdots,d_N\}$ 和查询 - 文档对（pair）：查询



- 排序学习根据训练学习一个排序模型 $f(q, d)$，然后利用该模型对新的查询 q_{m+1}，给出每个文档的排序: $f(q_{m+1}, d_1)$、…、$f(q_{m+1}, d_{n,m+1})$

► 排序（Rank）

- 和一般监督学习直接给定训练数据 $\mathcal{D}=\{\mathbf{x}_i, y_i\}_{i=1}^{N}$ 不同，排序学习中需要首先根据查询q及其文档集合进行标注（data labeling）和提取特征（feature extraction）才能得到 $\mathcal{D}=\{\mathbf{x}_i, y_i\}_{i=1}^{N}$



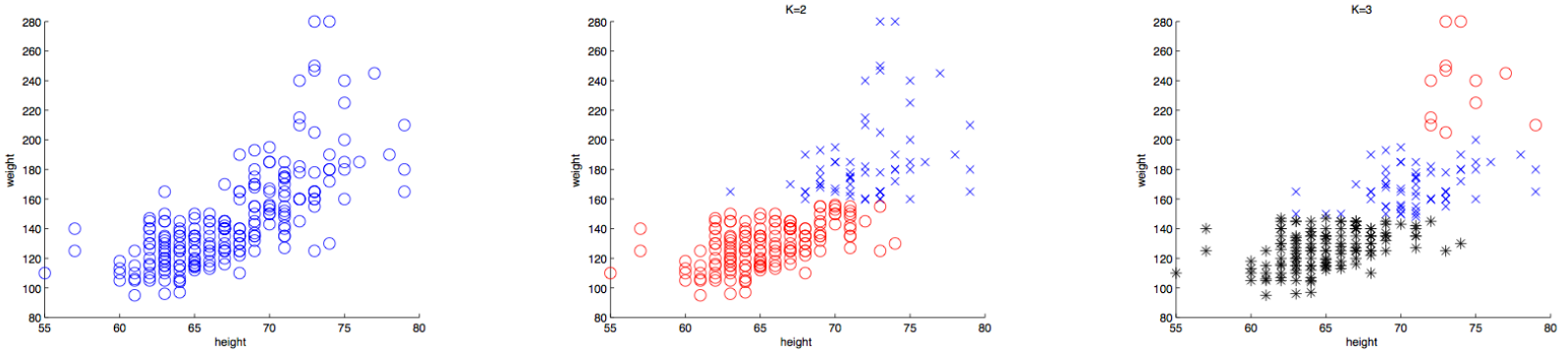
非监督学习

- 非监督学习：发现数据中的“有意义的模式”，亦被称为知识发现
  - 训练数据不包含标签
  - 标签在训练数据中为隐含变量

$$\mathcal{D} = \left\{ \mathbf{x}_i \right\}_{i=1}^{N}$$

聚类

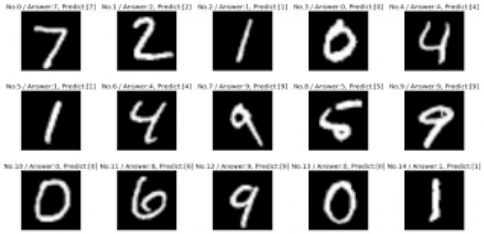
- 例：人的“类型” $\mathcal{D}=\{\mathbf{x}_i\}_{i=1}^{N}$



- 分多少类？模型选择 $K^*=\arg\max_K p(K|\mathcal{D})$
- 某个样本属于哪个类？$z_i\in\{1,...,K\}$表示第i个数据点所属类别，为隐含变量 $z_i^*=\arg\max_k p(z_i=k|\mathbf{x}_i,\mathcal{D})$

降维

- 样本x通常有多维特征，有些特征之间会相关而存在冗余。
  - 如图像中相邻像素的值通常相同或差异很小

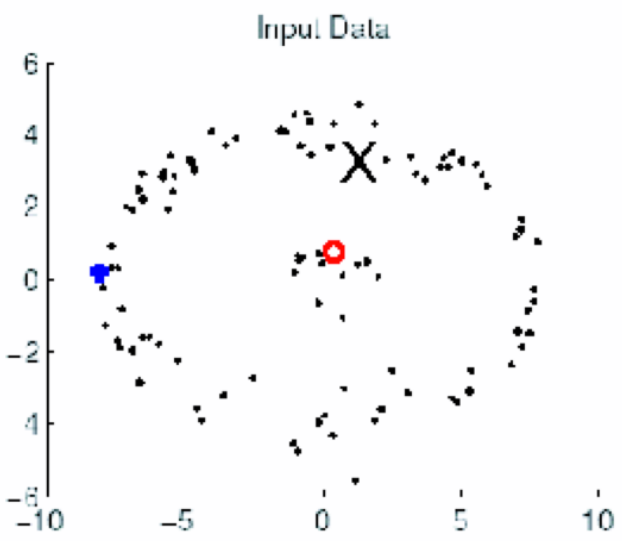


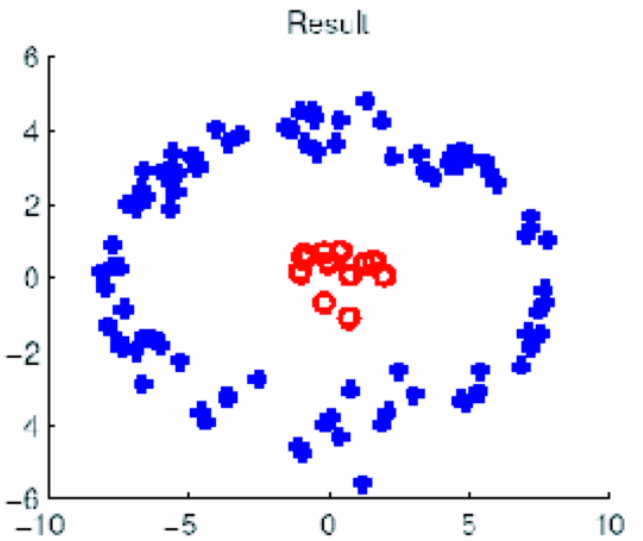
- 降维是一种将原高维空间中的数据点映射到低维度空间的技术。其本质是学习一个映射函数 $f : \mathbf{x} \rightarrow \mathbf{x}'$，其中$\mathbf{x}$是原始数据点的表达，$\mathbf{x}'$是数据点映射后的低维向量表达。
- 在很多算法中，降维算法为数据预处理的一部分，如主成分分析（ Principal Components Analysis, PCA ）。

半监督学习
(Semisupervised Learning)

- 根据带标签数据 + 不带标签数据进行学习
- 监督学习+非监督学习 的组合
- 当标注数据“昂贵”时有用
  - 如：标注3D 姿态、蛋白质功能等等

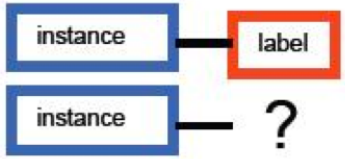
▶半监督学习





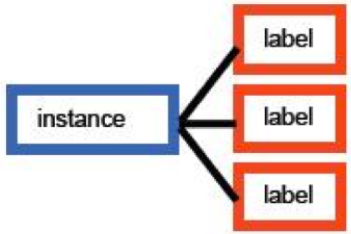
其他类型的学习任务

standard supervised learning



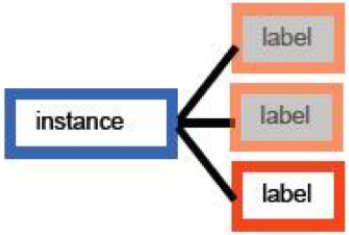
semi-supervised learning

unsupervised learning



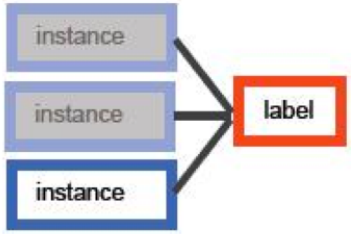
multi-label learning

all correct labels



ambiguous-label learning

only 1 correct label



multi-instance learning

at least 1 instance has label

增强学习

- 增强学习：从行为的反馈（奖励或惩罚）中学习
  - 设计一个回报函数（reward function），如果learning agent（如机器人、回棋AI程序）在决定一步后，获得了较好的结果，那么我们给agent一些回报（比如回报函数结果为正），得到较差的结果，那么回报函数为负
  - 增强学习的任务：找到一条回报值最大的路径

► 小结：机器学习任务类型

- 监督学习(Supervised Learning)
  - 分类 (Classification)
  - 回归 (Regression)
  - 排序 (Ranking)
- 非监督学习 (Unsupervised Learning)
  - 聚类 (Clustering)
  - 降维 (Dimensionality Reduction)
  - 概率密度估计 (density estimation)
- 增强学习 (Reinforcement Learning)
- 半监督学习 (Semi-supervised Learning)
- 迁移学习（ Transfer Learning ）
- …