

机器学习（绪论）

- 机器学习典型过程（方案题）
- 分类vs回归
 - 哪些模型、性能指标（如MAE, MSE, R²可做回归指标）
- 数据标注（联系半监督：三个假设、自训练）
- 数据变换
 - 标准化（实属、图片、视频、文本等）
- 特征工程
 - 传统ML vs DL
 - 表格数据、文本特征.....

模型评估

- 作用（找到泛化能力强的模型 适应未见过的数据）
- 经验误差vs泛化误差
- 过拟合vs欠拟合
- 模型评估/选择 三个关键问题（前两个重要）
 - 交叉验证
- 性能度量
 - 混淆矩阵算查准率、查全率、F1
 - ROC, AUC的区别
 - 比较检验



线性模型

- 可分类与回归
- 离散属性处理（有序/无序）
- 线性回归公式推导（简单、多元）
- 广义线性模型（联系函数）
- 对率回归（推导）
- 线性判别分析（做分类任务）（推导）
- 多分类（要知道怎么算）
- 美丽不平衡

决策树

（会出计算题，可参考课件例子）

- 要知道根结点用什么属性
- 不同决策树模型

- 剪枝
 - 预剪枝、后剪枝异同点 (时间开销、过拟合/欠拟合)
- 缺失值

SVM

- 明白求解原理
- 核函数 (思想、有哪些、性质)
- 软间隔
- 正则化 (定义、常用正则化项)
- 支持向量回归

贝叶斯分类器

- 理论框架: 贝叶斯决策论 (没有训练过程)
- 判别式vs生成式
- 朴素 (假定属性独立) 、半朴素 (对属性条件独立性假设放松) 的贝叶斯分类器区分
 - 半朴素分类器常用2种模型
- 计算过程
- 拉普拉斯修正
- 冈叶斯网络、EM

集成学习 (考的比较简单)

- 理解“多样性”
- 序列化方法vs并行化方法 区别 (概念、计算过程)
- bagging, 多层堆叠

聚类

- 分类vs聚类 (概念、区别)
- 距离计算
 - 距离度量的基本性质
 - 常用距离形式 (闵可夫斯基距离->欧氏/曼哈顿距离)
 - 无序属性 (VDM) 、混合属性 (MinkovDM)
- 常见3种聚类方法 (前两种重要)
- k-means计算步骤、适用条件
- DBSCAN适用条件
- 重要概念

几个概念

- Eps-邻域 (Eps-neighborhood of a point)
点 p 的Eps-邻域，记为 $N_{Eps}(p)$ ，定义为 $N_{Eps}(p) = \{q \in D | dist(p, q) \leq Eps\}$.
- 核心点 (Core points)
如果给定点 p 的Eps-邻域内的样本点数大于等于MinPts，则称点 p 为核心点。
- 密度直达(directly density-reachable)
若：1) $p \in N_{Eps}(q)$ 2) $|N_{Eps}(q)| \geq MinPts$ 则称点 p 由核心点 q 密度直达。
- 密度可达 (density-reachable)
如果存在样本序列 p_1, p_2, \dots, p_n ；如果满足 $p_1 = q, p_n = p$ 。若 p_{i+1} 是由 p_i 密度直达的，则称 p 是由 q 密度可达的。
- 密度相连(density-connected)
对于点 p 和点 q ，若点 p 点 q 都是从点 o 密度可达的，则称点 p 和点 q 密度相连。
- 簇(cluster)
对于数据集D，若C是其中一个簇，C中的点需要满足以下两个条件：
1) $\forall p, q$, 如果 $p \in C$ 且 q 是由 p 密度可达的，则 $q \in C$ 。 2) $\forall p, q \in C$, p 和 q 是密度相连的。
- 噪音(noise)不属于任何簇的点为噪音数据。
- 聚类过程
- 优缺点

降维

- 概念
- KNN
- MDS
- PCA
 - 最近重构性、最大可分性
 - KPCA
- 流形学习 (概念)
- 其他方法 (了解)
- 必连约束、勿连约束

特征选择

- 特征选择vs降维 (异同)
- 过滤式选择 (relief概念原理)
- LSSVM (包裹式选择)
- 嵌入式选择与正则化 (正则化必考)
 - L1正则化: L1 (起特征选择效果), L2范数
- 字典学习以后都不用看

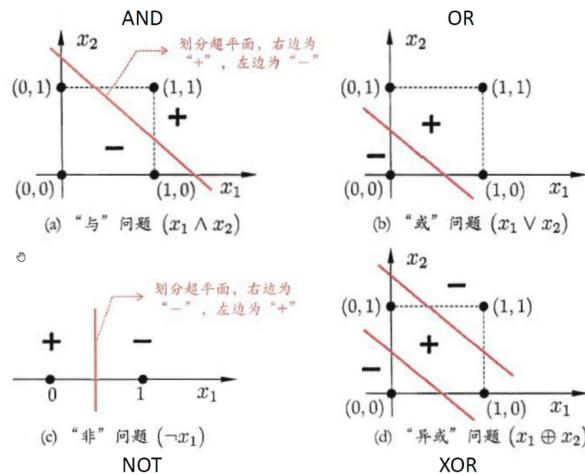
神经网络

- 激活函数 (定义、种类及其图形、性质)
- 感知机 (与或非、异或问题) 可能出计算题

感知机与异或问题

感知机只有输出层神经元进行激活函数处理，即只有一层功能神经元，学习能力非常有限

与或非问题是线性可分的
异或这样的非线性可分问题不能解决



- 多层前馈网络 (3个结构特点、前馈指拓扑结构不存在环或者回路)
- BP神经网络 (梯度下降可能出计算题)
- 缓解过拟合策略 (早停、验证集、正则化)
- 全局最小 vs 局部最小
- 随机梯度下降
 - 对比梯度下降
- 池化层 (作用 平均池化与最大池化)
- 后面不看

半监督学习

- 概念
- 主动学习
- 数据分布假设

- 使用无label数据需要对数据分布做假设

✓ **连续性 (continuity)** 假设：具有相似特征的样本很可能拥有相同的label

✓ **聚类 (cluster)** 假设：数据有内在的cluster结构，相同cluster内的样本具有相同的label

✓ **流形 (manifold)** 假设：数据在低维流形上分布，数据内在复杂性远比数据原始维度要低，可通过降维观察

- 自训练、active learning + self-training
- 后面都不用看