教学大纲

### 机器学习课程教学大纲

#### 一、课程基本信息

**课程名称**：机器学习

**课程性质**：专业课程

**学分**：2

**总学时**：64（理论学时：32，实验学时：32）

**适用专业**：计算机科学与技术

#### 二、教学方法与考核

**教学方法**：讲授法、案例教学、讨论法、实践教学、项目教学

**教学手段**：多媒体教学、网络教学、实验教学、实践教学

**考核方式**：

平时成绩（20%）

实验成绩（30%）

期末考试（50%）

#### 三、教材与参考资料

**主教材**：周志华《机器学习》（西瓜书）

**参考资料**：

《机器学习实战》

Bilibili视频课程：[《机器学习基础》](https://www.bilibili.com/video/BV1PN4y1V7d9/" \t "https://chat.deepseek.com/a/chat/s/_blank)

其他相关学术论文和在线资源

#### 四、课程内容与章节安排

**一、绪论**

**内容**：介绍机器学习的基本术语（如特征、标签、训练集、测试集）、假设空间、归纳偏好等基础概念，探讨机器学习的发展历程及当前应用现状。

**重点**：理解机器学习的核心任务和分类（监督学习、无监督学习、强化学习）。

**二、模型评估与选择**

**内容**：讲解模型的评估方法（留出法、交叉验证、自助法）、性能度量（准确率、召回率、F1值、ROC曲线）、偏差与方差的关系，过拟合的成因及避免方法（正则化、早停），比较检验（t检验、Friedman检验）。

**重点难点**：过拟合与偏差-方差的权衡，性能度量的选择与解释。

**三、线性模型**

**内容**：线性回归（最小二乘法）、对数几率回归（逻辑回归）、线性判别分析（LDA），多分类问题（OvO、OvR策略），类别不平衡的处理方法（重采样、阈值移动）。

**重点**：逻辑回归的损失函数与梯度下降优化。

**四、决策树**

**内容**：决策树的基本流程（ID3、C4.5、CART算法）、划分选择（信息增益、增益率、基尼指数）、剪枝处理（预剪枝、后剪枝），连续值与缺失值的处理方法。

**重点**：信息增益与基尼指数的计算。

**五、神经网络**

**内容**：神经元模型（M-P模型）、感知机与多层网络、误差逆传播算法（BP算法）、激活函数（Sigmoid、ReLU）、深度学习的应用（CNN、RNN简介）。

**重点难点**：BP算法的推导与实现。

**六、支持向量机（SVM）**

**内容**：间隔与支持向量的定义、核函数（线性核、高斯核）、软间隔与正则化、支持向量回归（SVR），核方法的理论基础。

**重点**：对偶问题与核技巧的数学推导。

**七、贝叶斯分类**

**内容**：贝叶斯决策论、极大似然估计（MLE）、朴素贝叶斯分类器（拉普拉斯平滑）、EM算法（含高斯混合模型示例）。

**重点**：朴素贝叶斯的条件独立性假设。

**八、集成学习**

**内容**：个体学习与集成学习的区别，Boosting（AdaBoost、GBDT）、Bagging（随机森林）、结合策略（平均法、投票法）。

**重点**：AdaBoost的权重更新机制与随机森林的多样性控制。

**九、聚类**

**内容**：聚类任务与性能度量（DB指数、轮廓系数）、距离计算（欧氏距离、余弦相似度）、原型聚类（k-means）、密度聚类（DBSCAN）、层次聚类（AGNES）

**重点**：k-means算法的迭代过程与DBSCAN的密度可达性。

**十、降维与度量学习**

**内容**：k近邻学习（kNN）、主成分分析（PCA）、核化线性降维（KPCA）、流形学习（Isomap、LLE）、度量学习（马氏距离）。

**重点**：PCA的方差最大化原理与特征值分解。

**十一、特征选择与稀疏学习**

**内容**：特征选择方法（过滤式、包裹式、嵌入式）、稀疏表示（Lasso回归）、压缩感知基础。

**重点**：L1正则化与稀疏性的关系。

**十二、计算学习理论**

**内容**：PAC学习框架、VC维与模型复杂度、Rademacher复杂度、稳定性与泛化能力分析。

**难点**：VC维的直观理解与数学定义。

**十三、半监督学习**

**内容**：未标记样本的利用（自训练、协同训练）、半监督SVM（TSVM）、图半监督学习（标签传播）。

**重点**：标签传播算法的图结构构建。

**十四、概率图模型**

**内容**：隐马尔可夫模型（HMM）、马尔可夫随机场（MRF）、条件随机场（CRF），推断与学习算法（Viterbi、BP）。

**难点**：HMM的前向后向算法推导。

**十五、规则学习**

**内容**：规则学习的基本概念（序贯覆盖、剪枝优化）、一阶规则学习（FOIL算法）、归纳逻辑程序设计（ILP）。

**重点**：FOIL算法的信息增益计算。

**十六、强化学习**

**内容**：强化学习任务与奖赏函数、K-摇臂赌博机（ε-贪心策略）、有模型学习（动态规划）、免模型学习（Q-Learning）、值函数近似（DQN）。

**重点难点**：Q-Learning的贝尔曼方程与收敛性。

## 二、神经网络

1. **人工神经网络基础**
   1. 神经元模型与激活函数
   2. 单层感知机与多层感知机
   3. 神经网络结构设计
2. **深度学习基础**
   1. 深度前馈网络
   2. 卷积神经网络(CNN)结构与原理
   3. 循环神经网络(RNN)与长短期记忆网络(LSTM)
   4. 注意力机制与Transformer
3. **误差逆传播算法详解**
   1. 前向传播与反向传播的数学原理
   2. 计算图与自动微分
   3. 梯度消失与梯度爆炸问题
   4. 实践技巧：批量归一化、残差连接、dropout正则化
4. **神经网络优化技术**
   1. 损失函数选择
   2. 优化算法：SGD、Momentum、Adam
   3. 学习率调整策略
   4. 超参数调优方法
5. **实践应用**
   1. 基于PyTorch/TensorFlow的神经网络实现
   2. 图像识别实例
   3. 自然语言处理应用
   4. 模型压缩与部署技术

## 三、支持向量机

1. **线性可分支持向量机**
   1. 最大间隔分类器
   2. 支持向量与间隔
   3. 对偶问题与KKT条件
2. **核函数与非线性支持向量机**
   1. 核函数的原理与直观理解
   2. 常用核函数：线性核、多项式核、高斯核、Sigmoid核
   3. 核函数选择策略
   4. 核技巧在高维空间的几何解释
3. **支持向量回归(SVR)**
   1. ε-不敏感损失函数
   2. SVR的数学模型与求解方法
   3. SVR参数调优
   4. 在高维数据中的应用案例
4. **实践与应用**
   1. 不平衡数据处理
   2. 多分类SVM实现策略
   3. 模型评估与参数网格搜索
   4. 在文本分类、图像识别中的应用
5. **SVM的优化与扩展**
   1. 序列最小优化算法(SMO)
   2. 大规模数据的SVM训练
   3. 半监督支持向量机
   4. 结构化SVM

## 四、集成学习

1. **集成学习基本原理**
   1. 偏差-方差分解
   2. 多样性与集成效果
   3. 集成策略：平均法、投票法、学习法
2. **Bagging方法详解**
   1. 自助采样原理
   2. 随机森林算法
   3. 随机子空间方法
   4. Extra Trees算法
3. **Boosting方法详解**
   1. AdaBoost算法原理与实现
   2. Gradient Boosting算法
   3. XGBoost/LightGBM/CatBoost详解
   4. Boosting与Bagging的区别与联系
4. **Stacking与混合专家模型**
   1. 多层Stacking架构
   2. 混合专家模型(MoE)
   3. Blending技术
   4. 集成学习的训练与推理效率
5. **集成学习的实践技巧**
   1. 基学习器的选择与配置
   2. 多样性增强方法
   3. 特征空间分解
   4. 实际案例：Kaggle竞赛中的集成策略

## 五、计算学习理论

1. **PAC学习框架**
   1. 可能近似正确(PAC)学习模型
   2. 样本复杂度分析
   3. PAC可学习与PAC不可学习
   4. 概率与置信度的理解
2. **VC维理论**
   1. VC维的定义与直观理解
   2. 增长函数与打散定理
   3. 经验风险最小化与结构风险最小化
   4. VC维与泛化误差界
3. **Rademacher复杂度与稳定性理论**
   1. Rademacher复杂度的定义与计算
   2. 一致收敛与经验过程
   3. 算法稳定性分析
   4. 泛化误差上界的改进
4. **学习理论的实际应用**
   1. 模型选择与正则化
   2. 早停策略的理论依据
   3. 特征选择的理论基础
   4. 小样本学习的理论分析
5. **现代深度学习的理论分析**
   1. 深度网络的表达能力
   2. 过参数化与双下降现象
   3. 优化理论与非凸优化
   4. 信息瓶颈理论

## 六、强化学习

1. **强化学习基础**
   1. 马尔可夫决策过程(MDP)
   2. 奖励机制设计原则
   3. 状态、动作、策略、轨迹
   4. 探索与利用的平衡
2. **值函数方法**
   1. 值函数与Q函数
   2. 动态规划：值迭代与策略迭代
   3. 时序差分学习：Q-learning与SARSA
   4. 值函数近似：线性与非线性方法
3. **策略梯度方法**
   1. 策略梯度定理
   2. REINFORCE算法
   3. Actor-Critic架构
   4. 优势函数与基线
4. **免模型强化学习**
   1. 蒙特卡洛树搜索(MCTS)
   2. 模型无关策略优化(MOPO)
   3. 离线强化学习
   4. 对抗强化学习
5. **深度强化学习**
   1. DQN与其改进
   2. 策略梯度的深度实现：TRPO、PPO
   3. 多智能体强化学习
   4. AlphaGo/MuZero案例分析
6. **强化学习的实践应用**
   1. 强化学习环境搭建
   2. 奖励函数设计
   3. 超参数调优策略
   4. 工业应用：推荐系统、自动驾驶、机器人控制

## 七、机器学习实践

1. **数据处理与特征工程**
   1. 数据清洗与异常检测
   2. 特征提取、选择与转换
   3. 降维技术应用
   4. 非平衡数据处理
2. **模型评估与选择**
   1. 评估指标选择
   2. 交叉验证技术
   3. 超参数优化方法
   4. 模型解释性技术
3. **机器学习系统设计**
   1. 端到端学习系统架构
   2. 在线学习与增量学习
   3. 模型部署与服务
   4. A/B测试与模型监控
4. **前沿技术探索**
   1. 联邦学习
   2. 元学习与少样本学习
   3. 自监督学习
   4. 神经架构搜索

#### 五、实验安排

**实验1**：线性回归与逻辑回归实现（4学时）

**实验2**：决策树与随机森林实战（4学时）

**实验3**：神经网络与BP算法（4学时）

**实验4**：SVM与核方法应用（4学时）

**实验5**：聚类算法对比（k-means vs DBSCAN）（4学时）

**实验6**：集成学习项目（Boosting与Bagging）（4学时）

**实验7**：强化学习简易实现（Q-Learning）（4学时）

**实验8**：综合项目（自选数据集完整流程）（4学时）

#### 六、课程目标

掌握机器学习核心算法的原理与实现。

能够根据实际问题选择合适的模型并评估性能。

通过实践项目培养解决实际数据问题的能力。