

第1讲 金融与人工智能概述

南京大学金融与保险学系

杨念

2025年2月17日

人工智能 vs. 机器学习

➤ 人工智能 (Artificial intelligence, AI)

- 是指通过计算机系统模拟人类智能行为的科学与技术
- 目标是让机器具有推理、学习、感知、决策等能力，以解决复杂问题或完成特定任务。
- [IBM](#), [AWS](#)

➤ LLM: ChatGPT, GPT-4, DeepSeek, 豆包...

➤ 机器学习 (Machine learning, ML)

- 通过算从数据中“学习”规律，并基于这些规律做出预测或决策
- 与传统编程不同，不依赖显式规则，而是通过大量数据分析，自动优化模型参数，从而提升任务表现（如分类、回归、聚类等）

人工智能 vs. 机器学习

- AI and ML are often used **interchangeably**, but ML is a subset of the broader category of AI. ([Columbia Engineering](#))
 - AI refers to the general ability of computers to emulate human thought and perform tasks in real-world environments
 - ML refers to the technologies and algorithms that enable systems to identify patterns, make decisions, and improve themselves through experience and data.
- 机器学习是实现人工智能的核心技术之一；同时，现代AI的许多突破本质上是机器学习方法的进步（深度学习）

典型的机器学习方法

◆ 监督学习 (Supervised learning)

- 从带标签的数据中学习，通过已有的输入和输出进行训练，来预测新的未见过的数据的输出
- 线性回归、逻辑回归、决策树、支持向量机、随机森林、K邻近算法(KNN)
- 潜在应用：资产定价、收益率预测、信用评级、违约预测、自然语言处理分析年报

◆ 无监督学习 (Unsupervised learning)

- 从没有标签的数据中找出隐藏的模式或者结构，常用于聚类、降维等
- K-means聚类、主成分分析、关联规则学习
- 潜在应用：信用风险评估、异常检测、欺诈检测、资产组合风险管理

◆ 强化学习 (Reinforcement learning)

- 通过与环境的交互来学习决策过程，系统通过奖励和惩罚来优化行为
- Q学习(Q-learning)、策略学习
- 潜在应用：算法交易、最优交易策略、投资组合优化、美式期权行权策略

➤ 神经网络(neural network)、深度学习 (deep learning)

➤ 其他范式

Classification of Machine Learning According to [Nvidia](#)

- **Supervised learning:** The dataset being used has been pre-labeled and classified by users to allow the algorithm to see how accurate its performance is.
- **Unsupervised learning:** The raw dataset being used is unlabeled and an algorithm identifies patterns and relationships within the data without help from users.
- **Semi-supervised learning:** The dataset contains structured and unstructured data, which guides the algorithm on its way to making independent conclusions. The combination of the two data types in one training dataset allows machine learning algorithms to learn to label unlabeled data.
- **Reinforcement learning:** The dataset uses a “rewards/punishments” system, offering feedback to the algorithm to learn from its own experiences by trial and error.

机器学习算法的优势

➤ 处理复杂的非线性关系

- 传统统计方法：通常假设数据之间存在线性关系(如线性回归)，对于非线性问题，需要进行复杂的转换或假设(如多项式回归)
- 机器学习能自然地处理非线性关系。如决策树、KNN、SVM、[神经网络](#)等可自动捕捉数据中的复杂非线性模式，无需额外假设或转换

➤ 克服维数灾难([curse of dimensionality](#))

- 传统统计方法：在面对高维数据时，传统方法容易受到“维数灾难”影响，导致模型不稳定或精度下降，尤其在特征数量远大于样本数时
- 机器学习算法（如深度学习）能够有效应对高维数据，通过自动特征选择或利用更复杂的模型结构来减少维度灾难的影响。
- 神经网络等算法能够从数据中自动学习重要特征，而不依赖人工降维

➤ 自动提取特征与学习

- 传统方法：依赖于人工特征选择或假设，需要较强的领域知识来进行特征设计
- 机器学习能够自动从数据中学习和提取有效的特征，特别是在复杂的数据类型（如图像、文本、语音）中
- 卷积神经网络（CNN）能够自动学习图像特征，递归神经网络（RNN）能够从序列数据中提取信息

➤ 强大的预测能力

➤ 灵活的模型和高效的计算能力

➤ 动态适应与高维数据

机器学习算法的优势

➤ 处理复杂的非线性关系

➤ 克服维数灾难

➤ 自动提取特征与学习

➤ 强大的预测能力

- 传统统计方法：虽有较强的理论基础，但通常在复杂或未知的数据模式下，预测能力较弱，特别是处理大数据时
- 机器学习能够从大规模数据中学习，提供高精度预测，且具有更强的泛化能力，适应不同类型和规模的数据。

➤ 灵活的模型和高效的计算能力

- 传统统计方法：一般假设数据符合某种已知的分布或结构，在面对未知模式时灵活性较差。
- 机器学习算法如神经网络、支持向量机等不依赖于数据分布假设，能够灵活地适应各种数据分布。
- 此外，现代硬件（如GPU）和分布式计算的支持使得机器学习能够高效地处理大规模数据（[CPU和GPU工作原理区别](#)）

➤ 动态适应与高维数据

- 传统统计方法：通常在批量数据下进行建模，且更新较为缓慢
- 机器学习支持在线学习和增量学习，能够实时根据新数据进行模型更新，可以快速适应变化的数据（如金融市场、社交网络等）

算力提升、非线性表示(神经网络的通用近似定理)

- 维数灾难
- CPU和GPU工作原理区别
- Universal approximation theorem states that "the standard multilayer feed-forward network with a single hidden layer, which contains finite number of hidden neurons, is **a universal approximator among continuous functions on compact subsets** of R^n , under mild assumptions on the activation function.

机器学习中的降维

➤ 自动特征选择与降维

- 利用主成分分析(PCA)或者线性判别分析(LDA)等降维技术减少特征的维度, 同时保留数据中的关键信息

➤ 正则化技术

- L1正则化(Lasso)和L2正则化(Ridge regression)
- 在高维数据中减少特征的冗余, 通过惩罚过大权重, 迫使模型选择最相关的特征, 从而避免模型复杂度过高

➤ 集成学习

- 随机森林(随机特征选择)、XGBoost等集成学习算法在处理高维数据时非常有效
- 通过训练多个决策树并进行集成、可以避免拟合, 同时对高维数据进行有效的特征选择

➤

机器学习中的降维：股票收益率预测

➤目标：预测股票收益率

➤输入数据

- 微观交易数据：历史交易价格、交易量、订单簿等
- 股票基本面：公司财务数据
- 宏观经济数据：
- 另类数据：卫星灯光、用电量等？
- 分析师报告？

➤特征数量增加，传统统计方法可能会面临维数灾难，导致模型下降

➤可能的解决方法：

- 降维：PCA
- 正则化
- 集成学习

监督学习算法的三个典型成分([UC Berkeley](#))

- **A decision process:** a recipe of calculation or other steps that takes in the data and “guesses” what kind of pattern your algorithm is looking to find.
- **An error function:** A method of measuring how good the guess was by comparing it to known examples (when they are available). Did decision process get it right? If not, how do you quantify “how bad” the miss was?
- **An optimization process:** a method in which the algorithm looks at the miss and then updates how the decision process comes to the final decision, so next time the miss won't be as great.

- 线性回归

机器学习方法应用：信用评级和违约预测

- 信用评级和违约预测是金融风控的核心问题
 - 传统方法依赖统计模型（如逻辑回归、线性判别分析）
 - 机器学习通过处理高维数据、捕捉非线性关系及动态优化，显著提升了预测精度和风险识别的灵活性
- 传统方法局限
 - 线性假设：逻辑回归等模型无法捕捉复杂非线性关系（如收入与负债的交互效应）。
 - 特征工程依赖：人工设计特征（如资产负债率）难以覆盖潜在风险信号
 - 数据稀疏性：对长尾客户（如小微企业、无信用记录者）评估能力不足
 - 动态适应性差：经济周期变化时，静态模型需频繁重新校准

机器学习方法应用：信用评级和违约预测 (续)

- 数据来源

- 结构化数据：征信报告（还款历史、负债率）、财务数据（现金流、利润率）、交易记录（消费频率、金额）
- **非结构化数据**：社交媒体行为、手机使用模式（设备型号、APP使用时长）、文本数据（申请表中的自由填写内容）
- 数据预处理：缺失值处理、异常值检测

- 模型选择与训练

- **监督学习（有标签数据）：**

- 分类模型：XGBoost（处理缺失值、特征重要性可解释）、LightGBM（高效处理高维数据）、全连接神经网络（用于高维特征）、LSTM（处理还款行为时序数据）。

- **半监督/无监督学习（数据标签不足）：**

- 聚类分析：识别高风险客户群体（如频繁更换联系方式的用户）。
 - 异常检测：识别异常借款行为

- 模型评估：违约率、风险敞口等

强化学习

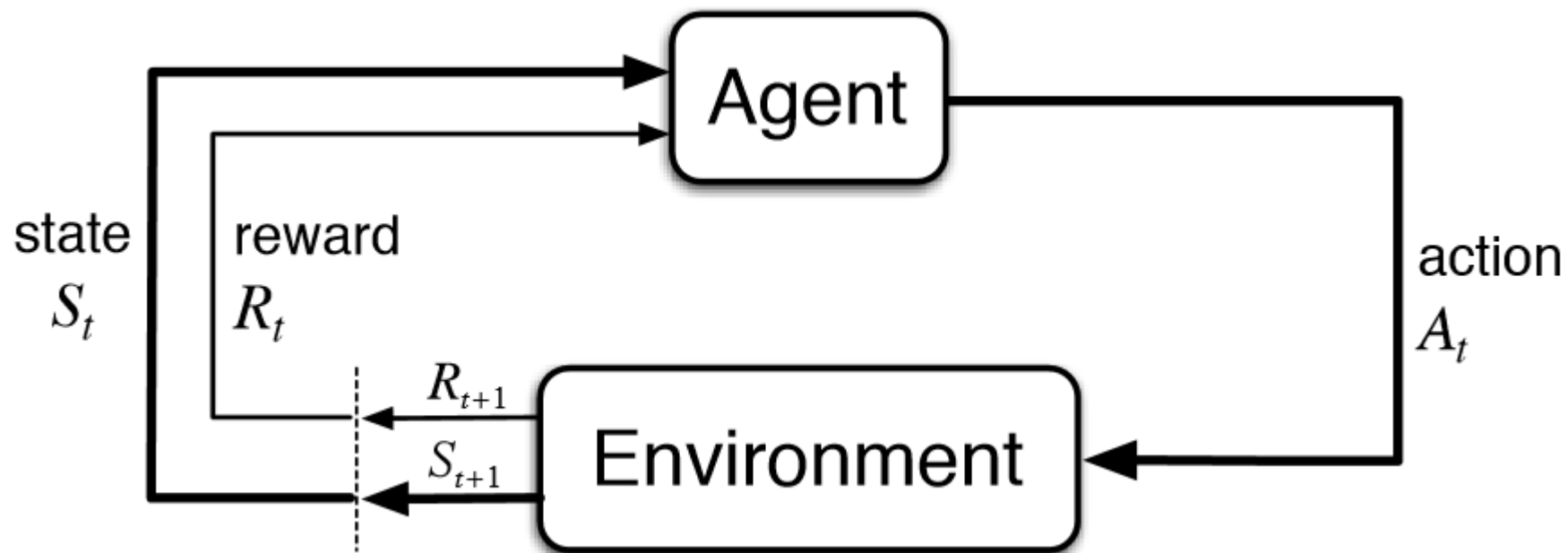
➤强化学习(Reinforcement Learning, RL)是一种机器学习方法，通过智能体与环境的交互来学习策略，以最大化累积奖励。其核心在于智能体通过试错来优化行为。

- **智能体 (Agent):** 决策主体，通过行动与环境互动
- **环境 (Environment):** 智能体所处的外部世界，对其行动做出反馈
- **状态 (State):** 环境在某一时刻的具体情况
- **行动 (Action):** 智能体在某一状态下采取的动作
- **奖励 (Reward):** 智能体行动后，环境给予的即时反馈
- **策略 (Policy):** 智能体选择行动的规则，可以是确定性的或概率性的
- **价值函数 (Value Function):** 评估在某一状态下，未来可能获得的累积奖励
- **Q函数(Q-Function):** 评估在某状态下采取某行动后，未来可能获得的累积奖励

➤强化学习方法

- 基于值函数的方法(value-based method): Q-learning, Deep Q-learning
- 基于策略的方法(policy-based method): policy-gradient
- 结合值函数和策略的方法: Actor-Critic,

强化学习



典型的强化学习问题可以转换为**马尔科夫决策问题**(Markov decision problem, MDP)

强化学习应用：最优订单执行

- 订单执行是指在金融市场中，大额订单的拆分与执行需平衡**交易成本**（如滑点、市场冲击）与**执行速度**
 - **核心目标**：在指定时间内，以最低成本完成订单交易，最大化执行收益
- **传统静态策略**：如TWAP（时间加权平均价格）、VWAP（成交量加权平均价格）无法动态响应市场变化，**忽略市场反馈**(未考虑订单簿流动性、价格波动等实时信息)
- **强化学习方法**
 - **动态决策**：根据市场状态调整下单策略。
 - **端到端优化**：直接最小化综合执行成本（市场冲击+延迟成本）
- 将最优订单执行(optimal order execution)问题建模为 马尔科夫决策问题(Markov decision problem, MDP)

订单执行建模为Markov decision problem (MDP)

➤ 状态 (State)

- 时间维度：剩余时间 $T-t$
- 订单维度：剩余需执行的订单量
- 市场状态：
 - 订单簿数据（买卖盘口深度、价差）
 - 历史价格波动率、成交量
 - 市场情绪指标（如新闻情感分析）

➤ 动作 (Action)

- 离散动作：选择下单量大小（如“激进”、“保守”）
- 连续动作：直接输出下单量比例（如每次执行剩余量的10%~30%）

➤ 奖励 (Reward)

- 执行成本最小化：市场冲击成本+延迟成本
 - 市场冲击成本：大额订单导致的价格不利变动
 - 延迟成本：未完成订单随时间推移的风险（如价格波动）
- 附加惩罚：未在截止时间前完成订单的惩罚项

金融学概览

➤ 资产定价（投资管理）

➤ 公司金融

➤ 金融市场（与机构）

• 金融工程、风险管理

➤ 货币金融学

➤ 国际金融学