

人工智能导论知识点瞎记

强弱人工智能区分

- 弱：主要关注执行结果，是否模拟人类并不重要
- 强：模拟人类，能够执行通用任务的人工智能

人工智能发展简史

孕育阶段

- 公元前384-322 亚里士多德《工具论》
- 16世纪 培根《新工具论》归纳法
- 17世纪 莱布尼茨 符号语言
- 1854 布尔 符号语言
- 1936 图灵 图灵机
- 19世纪 巴贝奇 差分机
- 1937-1941 ABC机
- 1946 ENIAC
- 1943 第一个神经网络 MP模型

形成阶段

- 1956.8 达特茅斯会议提出人工智能术语
- 机器学习
- 定理证明
- 模式识别
- 问题求解
- 人工智能语言

- 专家系统

发展阶段

- 1966-1974 暗淡期
- 1970-1988 知识应用期
- 1986以后 集成发展时期

机器学习定义

通过算法似的机器能从大量数据中学习规律从而对新的样本做决策

机器学习分类

1. 按标签信息来源：监督学习，无监督学习，强化学习
2. 按学习方法：机械式学习，指导式学习，示例学习，类比学习，解释学习；符号学习，非符号学习
3. 按推理方式：基于演绎的学习；基于归纳的学习
4. 按综合数学：归纳学习；分析学习；连接学习；遗传式学习

子句集

由子句构成的集合，各子句间是合取关系

产生式系统

- 规则库
- 综合数据库
- 推理机：推理，冲突消解，执行规则，检查推理终止条件

人工智能神经网络发展简史

- 1943年 MP模型
- 1950-1960 感知器模型

- 1960 ADALINE模型
- XOR问题 AI寒冬
- BP神经网络 (MLP)

Hopfield

单层，全连接，固定参数，引入能量函数的概念

离散型适用于联想记忆

连续型适用于优化问题

将能量函数引入神经网络理论，系统运行过程中能量不断减少，最终处于最小值

RNN

为了适应序列化特性而设计的神经网络，具有**短期记忆能力**

结构：具有折叠表示，展开表示两种

- 未展开：与前馈神经网络结构类似
- 展开：特征 S_t 不仅取决于当前输入 X_t ，还取决于 S_{t-1}

$$O_t = g(V * S_t)$$

$$S_t = f(U * X_t + W * S_{t-1})$$

RNN典型应用

自然语言处理

- 情感分类
- 中文分词
- 信息抽取
- 机器翻译

计算机视觉

- 看图说话
- 手写体识别

RNN的特点

- +可处理任意长度序列
- +参数共享
- +通用计算能力
- 建模的单向性
- 长序列的记忆丢失

深度学习的生物学依据

- 局部感受野
- 方向选择性细胞
- 视觉系统的信息处理是分级的

深度学习的目标

学习层次化的特征分布和表达

深度卷积神经网络的构成

- 卷积
- 池化层
- 非线性激活单元
- 归一化层
- 全连接层

卷积层

- 局部算子

- 平移同变性
- 特征增强
- 降噪

$$O = \lceil \frac{I-k+2p}{s} \rceil + 1$$

池化层一般不训练学习参数

- 局部变化的不变性
- 增大感受野
- 降维
- 防止过拟合

GAN组成

生成器&判别器

基础GAN存在的问题

- 生成模型的分布无显示表达
- 比较难训练：生成器和判别器间需要很好的同步

注意力的定义

通过引入**乘法交互**使输入的重要部分得到加强，同时弱化剩余输出

自注意力

减少了对外部信息的依赖，更擅长捕捉数据或特征的内部相关性，可通过捕捉全局信息获得**更大的感受野**和上下文信息

(key,query,value)三元组，key和query通过点乘的方式获得相应的注意力权重，最后把得到的权重和value作点乘即可得到输出

$$Attention = softmax(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}})$$

强弱注意力的训练

- 强注意力的训练过程往往通过强化学习实现
- 软注意力的训练过程通过前向传播和后向反馈实现

通道注意力

SENet：将通道注意力分成三部分：挤压，激励，缩放

初代GNN

- 学习目标：获得每个节点 v 的隐藏状态 h_v
- 对于每个节点，它的隐藏状态由**自身节点的特征，相邻节点的特征，相邻节点的隐藏状态，与自身节点相连的边的特征**

GCN的特点

- 局部特性
- 一阶特性
- 参数共享

GCN的输入

节点特征

图结构特征

GCN的输出

节点级别的输出

图级别的输出

GCN得到每一层

$$H^{l+1} = f(H^l, A)$$

粒子群算法速度更新需考虑的因素

惯性，认知，社会

强化学习和其他机器学习范式的区别

- 没有监督，只有奖励信号
 - 延迟反馈，而非瞬时的结构
- 智能体与环境的互动
 - 机器动作影响了它接下来获取的数据
 - 时序的重要性：使用序列训练数据，而非独立同分布

值函数

对未来回报的期望

$$V_{\pi} = E_{\pi}[G_t | S_t = s]$$

策略 π 下agent处于状态s时，未来回报的期望

- 动作值函数
- 状态值函数