# 人工智能专业问题

**监督学习、无监督学习和半监督学习的区别**

答：监督学习就是一个备考的过程，写完一套模拟试卷然后去对答案计算得分，再反思查漏补缺，经过最终考试来检验学习能力的好坏。无监督学习则是自主学习，不需要参考答案这类东西，直接上手解决聚类、插值问题。半监督学习则是利用有标签和无标签数据进行混合训练，显著减少对有标签数据的依赖。

**卷积神经网络CNN及其应用领域**

答：CNN由许多神经网络层组成，卷积和池化这两种不同类型的层通常交替出现。网络中每个滤波器的深度从左到右递增。最后通常由一个或多个全连接层组成。

|  |  |
| --- | --- |
| 卷积层 | 一组可学习的卷积核对输入图像矩阵进行卷积运算，从而提取图像的局部特征，有效减少参数量，保留图像的空间结构信息 |
| 激活函数 | 在卷积层后，通常使用ReLU对卷积结果进行线性变换以增加网络的表达能力 |
| 池化层 | 用于减少特征图的空间尺寸，并降低计算量。常见的池化操作包括最大池化和平均池化，它们可以提取特征的不变性，并且保留重要特征 |
| 全连接层 | 将特征映射到具体的类别或标签上。通常位于网络的末尾，负责进行分类、检测或分割等任务 |
| 图像分类 | CNN自动学习图像特征，作用于图像分类任务 |
| 目标检测 | 在图像中定位和识别特定的对象。CNN可以通过在图像上滑动窗口对图像中的多个目标进行检测和定位 |
| 图像分割 | 将图像划分为多个区域或像素的过程。CNN通过全卷积网络等架构进行网络分割，实现对每个像素的分类 |

**循环神经网络RNN及其处理序列数据的方式**

答：RNN的核心思想是在处理序列数据时，不仅考虑当前时刻的输入，还通过内部隐藏状态传递之前时刻的信息。每个时间步，RNN都会接收到一个新的输入，并结合当前隐藏状态计算出新的隐藏状态及输出。这种递归结构使得RNN能够捕捉到输入序列中的时间依赖性

**梯度消失和梯度爆炸问题**

答：神经网络的最终目的是求取损失函数loss的最小值，所以问题就变成了寻找函数最小值的问题，在数学上，通常使用梯度下降（求导）来解决。梯度消失/梯度爆炸的根本原因在于反向传播训练法则（BP算法），在使用梯度下降法对误差进行反向传播时，由于求偏导累乘而出现趋于0（梯度消失）或者趋于无穷大（梯度爆炸）的问题。所以梯度出现消失和爆炸的原因经常是因为网络层数过深，以及激活函数选择不当，比如sigmoid函数

**LSTM解决梯度消失/梯度爆炸的优势**

答：通过引入们控制机制解决了标准RNN在长期依赖学习中的梯度消失/爆炸问题。LSTM单元包括输入门、遗忘门、输出门以及细胞状态。各门控制负责信息的流入、遗忘和输出，细胞状态则作为长期记忆载体。

|  |  |
| --- | --- |
| 输入门 | 决定当前时刻由多少新信息进入细胞状态 |
| 遗忘门 | 控制前一时刻细胞状态中哪些信息应该被遗忘 |
| 输出门 | 决定当前细胞状态中哪些信息应该作为隐藏状态输出 |

**支持向量机SVM的基本原理**

答：SVM将向量映射到一个更高维的空间里，在这个空间里寻找一个最大间隔超平面。在分隔数据的超平面的两边建有两个相互平行的超平面，分隔超平面使两个平行超平面的距离最大化

|  |  |
| --- | --- |
| 支持向量 | SVM构建决策边界时仅依赖于一部分样本，即支持向量。这些样本位于类别之间的边界上，对于决策边界的构建起着重要作用 |
| 最大化间隔 | SVM通过找到具有最大间隔的决策边界来实现分类。间隔是指决策边界与最近的支持向量之间的距离，最大化间隔有助于提高模型的鲁棒性和泛化能力 |
| 核函数 | SVM通过核函数将低维空间中的样本映射到高维度的特征空间，从而在非线性问题上构建有效的决策边界 |

**决策树及其在分类问题中的应用**

答：通常解决分类和回归问题。通过特征进行分割来构建树，并根据特征的值进行预测。每个结点代表某个属性的测试，每条边代表一个测试结果，叶结点代表某类或类的分布

|  |  |
| --- | --- |
| 信息增益 | 根据特征对数据集进行划分后，整个数据集的信息熵减少的程度来选择最佳特征 |
| 信息增益率 | 在信息增益的基础上引入的固有信息量，解决了信息增益对可取值数目较多的特征有偏好的问题 |
| 基尼指数 | 衡量数据集纯度的指标，表示从数据集中随机选择两个样本，其类别标签不一致的概率。越小表示数据集的纯度越高 |

**过拟合和欠拟合的概念以及常见避免方法**

答：过拟合表示模型过于复杂，在训练数据上能够获得比较好的拟合效果，但是在测试数据集上不能很好的拟合数据；欠拟合表示模型过于简单，在训练数据和测试数据上都不能很好的拟合

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 过拟合 | 模型复杂度高 | 少模型层数 |
| 训练数据噪声 | 对训练数据进行降噪、归一化处理 |
| 训练数据量少 | 数据增强、交叉验证调整参数 |
| 缺乏正则化 | 使用正则化方法控制模型复杂度 |
| 欠拟合 | 模型简单 | 使用复杂的模型 |
| 数据少 | 增加特征，收集更多训练数据 |
| 正则化过度 | 减少正则化项的系数，提高拟合能力 |

**集成学习的概念以及常见集成方法**

答：集成学习通过构建并结合多个学习器来完成学习任务

|  |  |
| --- | --- |
| 投票法Voting | —— |
| 套袋法Bagging | 随机森林 |
| 提升学习Boosting | AdaBoosting |

**强化学习的基本原理及其在机器人控制中的应用**

答：强化学习是一种通过在环境中行动获得奖励的学习方法，可以让机器人通过自主学习的方式学习控制策略

|  |  |
| --- | --- |
| 代理Agent | 代表机器人学习者，负责与环境交互 |
| 环境Environment | 机器人所处环境，负责给代理反馈信息 |
| 动作Action | 代理在环境中执行的操作 |
| 状态State | 环境的描述，代理用于决策的信息来源 |
| 奖励Reward | 环境给代理的反馈信息，用于评估代理的行为 |

什么是词嵌入？它在NLP中有什么作用？

答：单个词在预定义的向量空间中被表示为实数向量，每个单词都映射到一个向量。通过计算不同词向量之间的夹角余弦值得出单词之间的相似性。

|  |  |
| --- | --- |
| Embedding Layer | 先对文本单词进行one-hot热编码，向量空间的大小或维度被指定为模型的一部分，向量以小的随机数进行初始化，Embedding Layer 用于神经网络前端，采用反向传播算法进行监督 |
| Word2vec | 基于上下文，先用向量代表各个词，然后通过一个预测目标函数学习这些向量的参数，如CBOW和Skip-gram |
| Glove | 训练目标是学习词向量，使得它们的点积等于共现概率的对数。 |
| LDA | 将文档集中的每篇文档主题以概率分布的形式给出，通过分析一些文档抽取出主题分布，便根据主题分布进行主题聚类或文本分类。实质是利用文本的特征词共现特征来挖掘文本主题 |