第四次作业

人工智能 CS410 2021年秋季

姓名: 李子龙 学号: 518070910095 日期: 2021年12月29日

题目 1. 解释机器学习模型的过拟合(overfitting)与欠拟合(underfitting)指的是什么现象。 我们可以有哪些方法来避免过拟合与欠拟合的现象。

解. 过拟合是指训练误差和测试误差之间的差距太大。为了避免过拟合,可以采用正则化方法,提高模型的泛化能力:参数正则化、Early Stop和Dropout、数据集增强等。

欠拟合是指模型不能在训练集上获得足够低的误差。为了避免欠拟合,可以增加网络复杂度或者增加特征。 □

题目 2. 根据以下的步骤完成神经网络反向传播的推导。假定一个前馈全连接神经网络的结果如下图所示,其中, $(x_{k-1,1},x_{k-1,2},\cdots,x_{k-1,N_{k-1}})$ 为该神经网络第k-1层共N-1个神经元的输出信号,并被输入第k层神经元。对于第k层的第j个神经元,根据神经网络的前向信号传播规律,我们规定

$$net_{k,j} = \left[\sum_{i=1}^{N_{k-1}} \left(m_{k,j,i} \cdot x_{k-1,i}^3 + n_{k,j,i} \cdot x_{k-1,i}\right)\right] + b_{k,j}$$
(1)

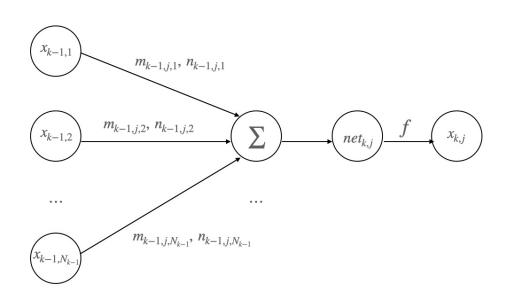


图 1: 第二题的神经网络

(1) 假定第k层的激活函数是sigmoid函数,那么第k层第j个神经元输出的信号 $x_{k,j}$ 等于什么?(可以用 $net_{k,j}$ 表示结果)。

(2) 假定我们计算该网络的输出后,得到其loss为E,我们第k层的第i个神经元从网络输出 处反向传播而来的梯度为

$$\frac{\partial E}{\partial x_{k,j}} = G_{k,j} \tag{2}$$

- 请计算对于 $net_{k,j}$ 的反向梯度 $\frac{\partial E}{\partial net_{k,j}}$ 。要求用 $G_{k,j}$ 与 $x_{k,j}$ 表示该反向梯度。 提示: sigmoid函数求导公式: $\frac{\partial sigmoid(x)}{\partial x} = sigmoid(x) \cdot [1 sigmoid(x)]$ 。 (3) 利用上方计算好的梯度 $\frac{\partial E}{\partial net_{k,j}}$ 表达式计算参数 $u_{k,j,i}$ 处的梯度 $\frac{\partial E}{\partial m_{k,j,i}}$ 。要求用 $G_{k,j}$ 与 $x_{k,j}$ 表 示该反向梯度。
- (4) 假如该神经网络的学习率为 η ,那么参数 $m_{k,j,i}$ 更新后的值 $m'_{k,i,i}$ 为多少?要求用 $G_{k,j}$, $x_{k,j}$, $m_{k,i,i}$ 与 η 表示更新后的参数。

$$x_{k,j} = sigmoid(net_{k,j}) = \frac{1}{1 + e^{-net_{k,j}}}$$

(2)

$$\begin{split} \frac{\partial E}{\partial net_{k,j}} &= \frac{\partial E}{\partial x_{k,j}} \frac{\partial x_{k,j}}{\partial net_{k,j}} \\ &= G_{k,j} sigmoid(net_{k,j})[1 - sigmoid(net_{k,j})] \\ &= G_{k,j} x_{k,j} (1 - x_{k,j}) \end{split}$$

(3)

$$\begin{split} \frac{\partial E}{\partial m_{k,j,i}} &= \frac{\partial E}{\partial net_{k,j}} \frac{\partial net_{k,j}}{\partial m_{k,j,i}} \\ &= G_{k,j} x_{k,j} (1 - x_{k,j}) x_{k-1,i}^3 \end{split}$$

(4)

$$m'_{k,j,i} = m_{k,j,i} - \eta \frac{\partial E}{\partial m_{k,j,i}}$$

= $m_{k,j,i} - \eta G_{k,j} x_{k,j} (1 - x_{k,j}) x_{k-1,i}^3$

题目 3. 我们在lecture14中学习了层次化聚类(hierarchical clustering,HAC), k-means, dbscan 密度聚类三种聚类方法,请比较一下这三种算法的时间复杂度和优缺点(假定计算两点 之间的距离时间复杂度为O(1))。

解. 如下表所示。

	时间复杂度	优点	缺点
HAC	$O(n^2) \sim O(n^3)$	可解释性好	需要计算每个样本间的距离,复杂度高
k-means	O(tkmn)	复杂度小	无法作用于非凸簇
DBSCAN	$O(n \log n) \sim O(n^2)$	聚类可以不局限于球形	需要手动选择参数 ϵ 和 MinPts