机器学习Hw2

author: 魏新鹏

student ID: 519021910888

判断题

1. 错误。

没有激活函数,每一层输出的都是上一层输入的线性函数,所以无论网络结构怎么搭,输出都是输入的线性组合,无法非线性分类。激活函数能够增强神经网络的表达能力。

- 2. 正确。
- 3. 正确。
- 4. 错误。

可以对输入进行旋转、平移、缩放等预处理提高模型泛化能力。这就是数据增强(Data Augmentation)

5. 错误。

选择题

- 1. C
- 2. C
- 3. D

简答题

1. 深度学习模型为何在训练中容易出现过拟合? 试分析原因并给出如何在深度学习模型训练中缓解过拟合? 如果模型的参数太多,而训练样本又太少,训练出来的模型很容易产生过拟合的现象。

判断方法:模型在验证集合上和训练集合上表现都很好,而在测试集合上变现很差。

可能的原因:

- (1) 建模样本选取有误,样本标签错误等,导致选取的样本数据不足以代表预定的分类规则
- (2) 样本噪音干扰过大,使得机器将学习了噪音,还认为是特征,从而扰乱了预设的分类规则
- (3) 假设的模型无法合理存在,或者说是假设成立的条件实际并不成立
- (4) 参数太多,模型复杂度过高
- (5) 对于tree-based模型如果我们对于其深度与split没有合理的限制,有可能使节点只包含单纯的事件数据 (event)或非事件数据(no event),使其虽然可以完美匹配(拟合)训练数据,但是无法适应其他数据集
- (6)对于神经网络模型:1.权值学习迭代次数太多(Overtraining),2。BP算法使权值可能收敛过于复杂的决策面

解决方法:

- 1. 获取更多的数据,这是解决过拟合最有效的方法,只要给足够多的数据,让模型「看见」尽可能多的「例外情况」,它就会不断修正自己,从而得到更好的结果。比如通过数据增强。
- 2. 使用合适的模型:通过使用合适复杂度的模型来防止过拟合问题,让其足够拟合真正的规则,同时又不至于拟合太多抽样误差。比如减少网络的层数、神经元个数等均可以限制网络的拟合能力。
- 3. 限制权值,也叫正则化。

- 4. 在输入中增加噪声。
- 5. 训练多个模型,以每个模型的平均输出作为结果。
- 6. Dropout。在训练时,**每次**随机(如50%概率)忽略隐层的某些节点;这样,我们相当于随机从2^H个模型中采样选择模型。
- 2. 深度学习模型训练过程中为何会出现梯度消失和梯度爆炸问题? 有哪些方法可以解决梯度消失或梯度爆炸? (ref: slide:ch11_rnn P23)

本质上是因为神经网络的更新方法,梯度消失是因为反向传播过程中对梯度的求解会产生sigmoid导数和参数的连乘,sigmoid导数的最大值为0.25,权重一般初始都在0,1之间,乘积小于1,多层的话就会有多个小于1的值连乘,导致靠近输入层的梯度几乎为0,得不到更新。梯度爆炸是也是同样的原因,只是如果初始权重大于1,或者更大一些,多个大于1的值连乘,将会很大或溢出,导致梯度更新过大,模型无法收敛。

解决方法:

1. 预训练+微调。

采取无监督逐层训练方法,其基本思想是每次训练一层隐节点,训练时将上一层隐节点的输出作为输入,而本层隐节点的输出作为下一层隐节点的输入,此过程就是逐层"预训练"(pre-training);在预训练完成后,再对整个网络进行"微调"(fine-tunning)。

2. 梯度剪切+正则化

设置一个梯度剪切阈值,然后更新梯度的时候,如果梯度超过这个阈值,那么就将其强制限制在这个范围之内。这可以防止梯度爆炸。

正则化后的损失函数形式为: $Loss = (y - W^T x)^2 + \alpha ||W||^2$, 如果发生梯度爆炸,权值的范数会变得非常大,通过正则化可以,限制梯度爆炸的发生。

3. 改变激活函数。

比如使用ReLu,激活函数的导数为1,每层网络都会以相同的速度更新。

4. 使用gated cell来控制哪些信息可以通过。

e.g.: LSTM, GRU, etc