DaSE 计算机视觉 Assignment1 简答题

Problem1

(a) 选取的 K 值太小, 会有什么风险?

预测结果对邻近的实例点非常敏感。如果邻近的实例点恰巧时候噪声,预测就会出错。k值的减小意味着整体模型变得复杂,容易发生过拟合。

(b) 选取的 K 值太大, 会有什么风险?

与输入实例较远的训练实例也会对预测结果起作用,使预测发生错误。

(c) 如图 1 所示,为什么有一些区域被标记为白色(没有类别)?

这些白色区域没有获得任何一个区域的投票,是KNN无法决策的区域

(d) 为了确定一个合适的 K 值, 我们可以使用什么方法?

通过交叉验证

思想:将样本的训练数据交叉的拆分出不同的训练集和验证集,使用交叉拆分出不同的训练集和验证集测分别试模型的精准度,然就求出的精准度的均值就是此次交叉验证的结果。将交叉验证作用到不同的超参数中,选取出精准度最高的超参数作为模型创建的超参数即可

实现思路:

- 将数据集平均分割成K个等份
- 使用1份数据作为测试数据,其余作为训练数据
- 计算验证准确率
- 使用不同的测试集, 重复2、3步骤

Problem 2

假设你拥有一个训练好的KNN模型,在训练集中有N个样本,训练和预测的时间复杂度分别是多少? 训练时间复杂度为0.预测时间复杂度为O(n)

Problem 3

假设你拥有一个训练好的 KNN 模型,现在在测试集上进行测试以便选取 K 值,测试之前,你想估计一下这个模型用于预测所耗费的时间(假设每次计算距离所耗费的时间为 T,测试数据中有 N 个观测值)

- (a) 使用 1-NN 算法所耗费的时间是多少?
- 1-NN算法所耗费的时间为NT
- (b) (选择) 使用 1-NN, 2-NN, 3-NN 进行预测所耗费的时间之间的大致关系是什么? 为什么?
- A) 1-NN>2-NN>3-NN
- B) 1-NN<2-NN<3-NN

C) 1-NN=2-NN=3-NN

D) 都不对

C大致相当。kNN在训练数据集中动态确定和一个新输入样本相近的k个训练样本。不论是找最近的一个,还是最近的三个都需要计算和所有点之间的距离(这个是算法最耗时的部分),其余基于选出的点决定分类相对来讲,耗时较不显著。可粗略看作三者耗时相同。

Problem 4

假设一个 SVM 分类器已经能够在数据集上正确分类,那么微调该分类器,使得输出分数

发生小幅变化(比如 0.001), 是否会改变损失函数的值? 为什么?

不会。当样本被正确分类时,y(wx+b)>0;y(wx+b)的绝对值越大表示决策边界对样本的区分度越好。当样本被正确分类且函数间隔大于1时,支持向量机的损失才是0,输出分数的小幅变化不会影响其结果。

Problem 5

对于一个图片、它的 softmax loss 可能的最大值和最小值分别是多少? 分别在什么情况下

能获得最大和最小值?

softmax loss理论上最大值为正无穷,最小值为0。

在所有类别都分对是取到最小值,都分错时取到最大值。

Problem 6

考虑一个 SVM 分类器,加大数据量是否一定导致 SVM 分类器的决策边界改变?为什么?

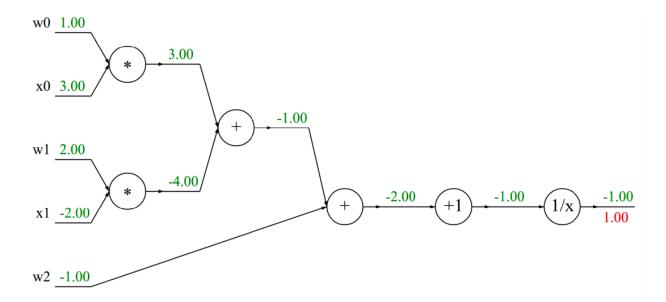
不一定。如果这个数据点本身在边界之外"+"的那一侧,那么判决边界不受影响。 如果这个数据点在边界之内,或者在margin之外"-"的那一侧,那么这个点一定会成为新的支持向量。但 是,判决边界并不一定发生变化,因为这个数据点可能能够被目标函数中的容错项处理。

Problem 7

判断:在反向传播的过程中,梯度流经过诸如 Sigmoid 的等非线性层时,它的符号不会改变

一般情况下不会改变。如果非线性层不适当(如sin、cos)符号会变。大部分我们常用的激活函数都具有单调性,使得在激活函数处的梯度方向不会经常改变,从而让训练更容易收敛。

Problem 8



Step1:
$$f(x) = \frac{1}{x}$$
 \longrightarrow $\frac{df}{dx} = -1/x^2$

Step2:
$$f_c(x) = c + x$$
 \longrightarrow $\frac{df}{dx} = 1$

Step3:
$$f_c(x) = c + x$$
 \longrightarrow $\frac{df}{dx} = 1$

Step4:
$$f_c(x) = c + x$$
 \longrightarrow $\frac{df}{dx} = 1$

Step5:
$$f_a(x) = ax \longrightarrow \frac{df}{dx} = a$$

