# 第四次作业

# **Exercise 4.1**

下列关于线性回归分析中的残差 (Residuals) 说法正确的是?

- A. 残差均值总是为零
- B. 残差均值总是小于零
- C. 残差均值总是大于零
- D. 以上说法都不对

## **Exercise 4.2**

假如我们使用 Lasso 回归(L1正则化)来拟合数据集,该数据集输入特征有 100 个 $(x_1, x_2, \ldots, x_{100})$ 。现在,我们把其中一个特征值扩大 10 倍(例如是特征  $x_1$ ),然后用相同的正则化参数对 Lasso 回归进行修正。

那么,下列说法正确的是?

- A. 特征 $x_1$  很可能被排除在模型之外
- B. 特征 $x_1$  很可能还包含在模型之中
- C. 无法确定特征 $x_1$ 是否被舍弃
- D. 以上说法都不对

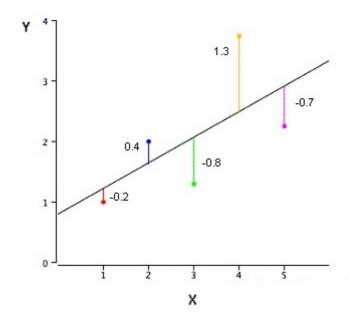
# **Exercise 4.3**

构建一个最简单的线性回归模型需要几个系数?

- A. 1 个
- B. 2 个
- C. 3 个
- D. 4 个

#### **Exercise 4.4**

下面这张图是一个简单的线性回归模型,图中标注了每个样本点预测值与真实值的残差。计算 SSE 为多少?



- A. 3.02
- B. 0.75
- C. 1.01
- D. 0.604

#### **Exercise 4.5**

下列关于极大似然估计(Maximum Likelihood Estimate, MLE),说法正确的是(多选)?

- A. MLE 可能并不存在
- B. MLE 总是存在
- C. 如果 MLE 存在,那么它的解可能不是唯一的
- D. 如果 MLE 存在,那么它的解一定是唯一的\*\*

#### **Exercise 4.6**

给出噪声分布符合0均值拉普拉斯分布,模型先验服从均值为0的高斯分布所对应的损失函数的形式?

#### Exercise 4.7

The weight update rule in formula w(t+1) = w(t) + y(t)x(t) has the nice interpretation that it moves in the direction of classifying x(t) correctly.

- (a) Show that  $y(t)w^T(t)x(t) < 0$ . [Hint: x(t) is misclassifed by w(t).]
- (b) Show that  $y(t)w^T(t+1)x(t) > y(t)w^T(t)x(t)$ .
- (c) As far as classifying x(t) is concerned, argue that the move from w(t) to w(t+1) is a move 'in the right direction ' .

#### **Exercise 4.8**

已知一个训练数据集,其正实例点 $x_1=(2,4),\ x_2=(3,3)$ ;负实例点是  $x_3=(0,1)$ ,试用感知机学习算法,求感知机模型  $f(x)=sign(w\cdot x+b)$ (注每次的学习率为0.5),其中损失函数为均方差。

注:按照感知机算法给出每次过程

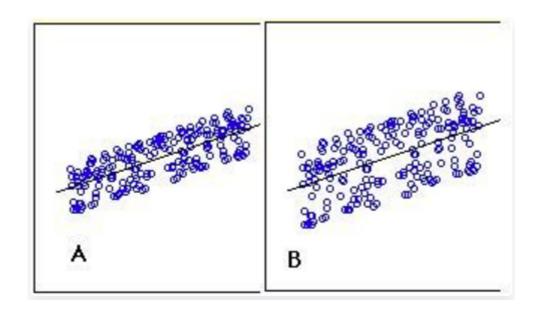
#### Exercise 4.9

以下关于sigmoid函数的优点说法错误的是?

- A. 可以压缩数据值到(0,1)之间,便于后续处理
- B. 可以用于处理二分类问题
- C. 函数处处连续, 便于求导
- D. 在深层次神经网络反馈传输中, 不易出现梯度消失

#### **Exercise 4.10**

下面两张图展示两个拟合回归线(A 和 B),原始数据是随机产生的。现在,我想要计算 A 和 B 各自的 残差之和。注意:两种图中的坐标尺度一样。



# 关于 A 和 B 各自的残差之和, 下列说法正确的是?

- A. A 比 B 高
- B. A比B小
- C. A 与 B 相同
- D. 以上说法都不对

#### Exercise 4.11

一监狱人脸识别准入系统用来识别待进入人员的身份,此系统一共包括识别4种不同的人员:狱警,小偷,送餐员,其他。下面哪种学习方法最适合此种应用需求:

A. 回归问题 B. 二分类问题 C. 多分类问题 D. 聚类问题

#### Exercise 4.12

以下关于分类问题的说法错误的是?

- A. 回归问题在一定条件下可被转化为多分类问题
- B. 分类问题输入属性必须是离散的
- C. 分类属于监督学习
- D. 多分类问题可以被拆分为多个二分类问题

#### Exercise 4.13

以下关于逻辑回归与线性回归问题的描述错误的是

- A. 逻辑回归一般要求变量服从正态分布,线性回归一般不要求
- B. 逻辑回归用于处理分类问题, 线性回归用于处理回归问题
- C. 线性回归计算方法一般是最小二乘法,逻辑回归的参数计算方法是似然估计法。
- D. 线性回归要求输入输出值呈线性关系,逻辑回归不要求

#### **Exercise 4.14**

假设有三类数据,用OVR方法需要分类几次才能完成?

A. 2 B. 3 C. 1 D. 4

#### **Exercise 4.15**

逻辑回归的损失函数是哪个?

A. MAE B. RMSE C. MSE D. 交叉熵(Cross-Entropy)损失函数

## **Exercise 4.16**

你正在训练一个分类逻辑回归模型。以下哪项陈述是正确的?

- A. 将正则化引入到模型中, 总是能在训练集上获得相同或更好的性能
- B. 向模型中添加新特征总是会在训练集上获得相同或更好的性能
- C. 将正则化引入到模型中,对于训练集中没有的样本,总是可以获得相同或更好的性能
- D. 在模型中添加许多新特性有助于防止训练集过度拟合

#### Exercise 4.17

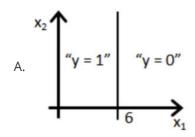
假设您进行了两次逻辑回归,一次是 $\lambda$ =0,一次是 $\lambda$ =1( $\lambda$ 是正则化参数)。其中一次,得到参数w= [81.47,12.69],另一次,得w=[13.0,10.91]。 但是,您忘记了哪个 $\lambda$ 值对应于哪个w值。你认为哪个对应于 $\lambda$ =1?

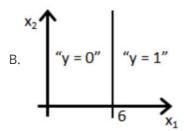
A. w=[13.0, 10.91]

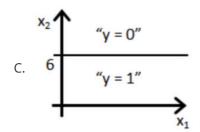
B. w=[81.47, 12.69]

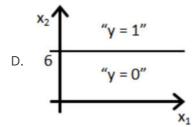
#### **Exercise 4.18**

假设训练一个逻辑回归分类器 $h_{\mathbf{w}}(\mathbf{x})=\theta(w_0+w_1x_1+w_2x_2)$ 。假设 $w_0=6,w_1=-1,w_2=0$ ,下列哪个图表示分类器找到的决策边界?









#### Exercise 4.19

[不定项选择题] 假设您有以下训练集,并拟合logistic回归分类器

$$h_{\mathbf{w}}(\mathbf{x}) = g(w_0 + w_1 x_1 + w_2 x_2)$$

$x_1$	<i>x</i> <sub>2</sub>	у
1	0.5	0
1	1.5	0
2	1	1
3	1	0

以下哪项是正确的? 选出所有正确项

A. 添加多项式特征(例如,使用 $h_{\mathbf{w}}(\mathbf{x})=g(w_0+w_1x_1+w_2x_2+w_3x_1^2+w_4x_1x_2+w_5x_2^2)$ )可 以增加我们拟合训练数据的程度

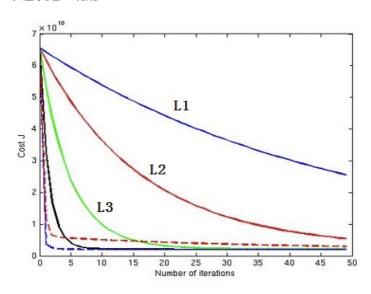
B. 在**w**的最佳值处, $J(\mathbf{w}) \geq 0$ 

C. 添加多项式特征(例如,使用 $h_{\mathbf{w}}(\mathbf{x})=g(w_0+w_1x_1+w_2x_2+w_3x_1^2+w_4x_1x_2+w_5x_2^2)$ )将 增加 $J(\mathbf{w})$ ,因为我们现在正在对更多项进行求和

D.如果我们训练梯度下降迭代足够多次,对于训练集中的一些例子 $\mathbf{x}_i$ ,可能得到 $h_{\mathbf{w}}(\mathbf{x}_i) > 1$ 

#### Exercise 4.20

如图显示了逻辑回归中3种不同学习速率值的代价函数和迭代次数之间的关系, L\_1、L\_2、L\_3为对应的 学习速率,下面哪一个选项是正确的?



A, L1> L2> L3 B, L1 = L2 = L3

C、L1 < L2 < L3 D、都不是

#### **Exercise 4.21**

为什么要使用:

a. 岭回归而不是简单的线性回归(即没有任何正则化)?

b. Lasso而不是岭回归?

c. 弹性网络而不是Lasso?

# Exercise 4.22

训练逻辑回归模型时,梯度下降会卡在局部最小值中吗?