## 标签是{-1,1}的logistic回归的损失函 数,以及和SVM/感知机的对比



1分钟前·来自专栏 深度学习与计算机视觉

律,一顿乱抄,很少有总结后者的内容。

回顾logistic的标签是{0,1}的情况,模型的输出是

机的损失函数对比。网络上的各种博客文章, 千篇一

数学话题下的优秀答主

{-1,1}, 这种表示方法的一个好处是, 方便和SVM/感知

武辰 � ⑩

十 关注 一般来说, logistic的标签是{0,1}。在有些地方也可以是

对应的似然函数是  $L = rac{1}{1+e^{-wx}}^y (1 - rac{1}{1+e^{-wx}})^{1-y}$ 

logistic的标签也可以是{-1,1}的形式。

因此可以让  $P(y=-1)=rac{1}{1+e^{wx}}$ 

综合起来,可以得到似然函数  $L=rac{1}{1+e^{-ywx}}$ 

 $y ilde{y}$  的意义是预测点和真实点之间的函数距离。

下图是感知机、logistic回归、SVM的损失函数的对比。

注意三者的y的输出标签都是{-1,1}。图中横坐标是  $y ilde{y}$ 

,即下图描绘的是loss关于  $y ilde{y}$  的函数,而非关于  $y_{pred}$ 

此外,我还添加了0-1损失和mse损失,以方便对比。将

 $loss\_mse = (y - ilde{y})^2 = y^2 (y - ilde{y})^2 = (y ilde{y} - 1)^2$ 

import matplotlib.pyplot as plt

 $y_{logistic} = np_{log}(1+np_{e**}(-1*x))$ 

 $y_perceptron_neg = (-1*x)[:len(x)//2]$ 

y\_perceptron = y\_perceptron\_neg.tolist()+y\_pe

 $y_hinge_neg = [-1*t+1 for t in x_tolist() if$ 

 $y_{ninge_pos} = [0]*(len(x)-len(y_{ninge_neg}))$ 

plt.xticks(np.linspace(-5,5,21),fontsize=10)

plt.scatter(x,y\_logistic,color='brown',label=

plt.scatter(x,y\_0\_1,color='red',label='0-1',s

plt.scatter(x,y\_perceptron,color='green',labe

plt.scatter(x,y\_hinge,color='orange',label='h

plt.scatter(x,y\_mse,color='blue',label='mse',

有一次,没有血缘的弟弟深夜撬锁闯进了我的卧室,把我按到床 上。被我用刻刀逼走后,第二天,他对长辈说:我勾引他。于是,

我挨了亲生父亲一连串巴掌。我在后妈家,没有零用钱,没有新...

引言最近了解到了svm这一部分的内容,因此想写一篇关于s...

1 L1Loss计算 output 和 target 之差的绝对值。 主要参数: r...

● 添加评论

工业应用中如何选取合适的损失函数(MAE、

plt.axvline(0,linestyle='--',c='black')

 $y_perceptron_pos = [0]*(len(x)//2)$ 

y\_hinge = y\_hinge\_neg + y\_hinge\_pos

plt.figure(figsize=(12, 8))

plt.xlabel('functional margin')

编辑于 2024-06-14 22:44 · IP 属地广东

plt.ylim(0,12)

plt.ylabel('loss')

plt.legend(loc=1)

你为什么会成为渣女?

写评论

文章被以下专栏收录

理解SVM的损失函数

[论文笔记] 损失函数整理

torch 损失函数大全

MSE、Huber) -Pytorch版

极市平台・发表于极市平台

纯属个人理解,梳理自己思路用,仅供...

深度学习与计算机视觉 深度学习与计算机视觉

3.6 万点赞・1264 评论・盐选推荐

刘小谦

评论

推荐阅读

追光者

豆浆机

嘻嘻哈哈666

▲ 赞同 1

import numpy as np

 $y_mse = (x-1)**2$ 

x = np.linspace(-5,5,210)

 $y_0_1_neg = [1]*(len(x)//2)$ 

 $y_0_1_{pos} = [0]*(len(x)//2)$ 

 $y_0_1 = y_0_1_{neg} + y_0_1_{pos}$ 

#plt.rcParams['font.sans-serif'] = ['SimHei']

#plt.rcParams['axes.unicode\_minus'] = False

不同领域的loss放在同一张图里对比,有助于融会贯

在标签是{0,1}的场景,交叉熵损失函数是对似然函数求

log再取负号得到的,类似地,用同样的步骤,可以得到

注意到  $1 - \frac{1}{1 + e^{-wx}} = \frac{1}{1 + e^{wx}}$ 

对比  $P(y=1)=rac{1}{1+e^{-wx}}$ 

 $loss = log(1 + e^{-ywx})$ 

则  $loss = log(1 + e^{-y ilde{y}})$ 

如果令  $ilde{y} = wx$ 

的函数。

通。

注意,

sso 6

代码:

 $P(y=0) = 1 - \frac{1}{1 + e^{-wx}}$ 

 $P(y=1) = \frac{1}{1 + e^{-wx}}$