处理多维数据的输入

笔记本: pytorch

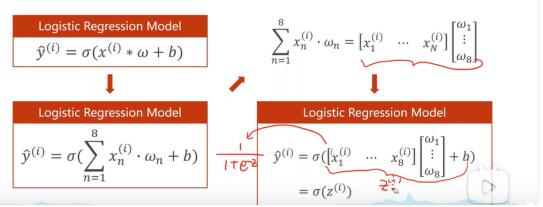
创建时间: 2023/3/27 20:22 **更新时间:** 2023/3/27 21:27

作者: 22qdnlbn URL: about:blank

1、在深度学习中,我们的样本特征往往是多维的。 这时候我们的输入就是一个多维数据

如果我们输入的是一个八维数据的话,那么我们的逻辑回归模型就将变成:

这里是随机梯度



当然除了x*w+b 我们也可以写成w的转置*x

x*w+b 中x是1行8列的,8是每个样本的特征数。 w是8行1列,

w的转置即w是一行8列,x是8列n行,此时行代表特征数,列代表样本数。

当使用mini-batch时:

Mini-Batch (N samples)

刘二大人

$$\begin{bmatrix} \hat{y}^{(1)} \\ \vdots \\ \hat{y}^{(N)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sigma(z^{(1)}) \\ \vdots \\ \sigma(z^{(N)}) \end{bmatrix} = \sigma(\begin{bmatrix} z^{(1)} \\ \vdots \\ z^{(N)} \end{bmatrix})$$

Sigmoid function is in an element-wise fashion.

$$z^{(1)} = \begin{bmatrix} x_1^{(1)} & \cdots & x_8^{(1)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega_1 \\ \vdots \\ \omega_8 \end{bmatrix} + b$$

$$\vdots$$

$$z^{(N)} = \begin{bmatrix} x_1^{(N)} & \cdots & x_8^{(N)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega_1 \\ \vdots \\ \omega_8 \end{bmatrix} + b$$

$$\begin{bmatrix} z^{(1)} \\ \vdots \\ z^{(N)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_1^{(1)} & \cdots & x_8^{(1)} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_1^{(N)} & \cdots & x_8^{(N)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega_1 \\ \vdots \\ \omega_8 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b \\ \vdots \\ b \end{bmatrix}$$

x就是n行8列,w仍然是8行1列。因为是mini-batch 所以n是样本个数。 b是通过广播机制,变成n行1列。

sigmoid函数是一个逐个元素计算的函数

2、深度学习即是一个非线性的空间变换。

即上述图,我们把一个8维空间变成了1维空间,同时,我们使用了sigmoid函数,变成了非线性。

我们也可以把一个n维空间先升维再降维,反之亦然,同时我们也可以依次降维:如上图我们可以 先变成6维,再变2维,再变1维。这样有助于我们更好的保留特征,因为在维度变化中是会损失特 征的。

超参数的多少是深度学习一个很重要的东西,如果我们参数过多,可能会导致其过拟合,泛化能力不好。

3、代码

```
# 时间: 2023/3/25 21:52
# ckv
import torch
import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
from torch import nn as nn
#prepare dataset
xy=np.loadtxt('diabetes.csv.gz',delimiter=',',dtype=np.float32)
#delimiter 表示我们数据的分隔符
x=torch.from numpy(xy[:,:-1])
#取所有行,前8列 即所有特征
y=torch.from numpy(xy[:,[-1]])
#取所有行,最后一列 记得要加【】,因为我们的x,y应该是一个矩阵,而不是向量
#torch.from_numpy 即将我们的数据把numpy 变为了Tensor类型
#design modeul using class
class Model(nn.Module):
   def init (self):
       super(Model,self).__init__() #just do it
       #实例化 但并非使用,只有在我们对其实例化的对象调用时才会有计算图的生成
       self.linear1=nn.Linear(8,6) #in put size(int),out put size(int),bais(bool)
       self.linear2=nn.Linear(6,2)
       self.linear3=nn.Linear(2,1)
       \#v^=wx+b
       #nn.Linear 也是继承自modeul, 其对象被调用时, 如forward中的第一句, 就会执行
nn.linear的forward,
       #一个计算图将生成,
       #我们的激活函数
       self.relu=torch.nn.ReLU6()
       self.sigmoid=torch.nn.Sigmoid()
   def forward(self,x):
       x=self.relu(self.linear1(x))
       x=self.relu(self.linear2(x))
       x=self.sigmoid(self.linear3(x))
       # x = self.sigmoid(self.linear1(x))
       # x = self.sigmoid(self.linear2(x))
       # x = self.sigmoid(self.linear3(x))
       return x
#继承自modeul 都有 call 即当继承自nn.Modeul的对象被调用时会自动执行forward函数
model=Model() #实例化一个对象
#construct loss and optimizer
l=nn.BCELoss(reduction='mean') #size_average=None, reduce=None
#size average 即我们求得的损失是否需要除以样本个数 是否求平均损失
#reduce 即我们求得的loss 其实是一个张量向量,如果我们需要将其转为一个值,即求sum,就需要
```

```
#也是继承自nn.modeul
optim=torch.optim.SGD(model.parameters(),lr=0.1)#params: _params_t, lr: float,
momentum: float=..., dampening: float=..., weight_decay:float=...,
nesterov:bool=...) -> None
#traing cycle
epoch_list=[]
loss_list=[]
for epoch in range(301):
   ys_hat=model(x) #对象被调用,会自动执行forward
   loss=l(ys_hat,y)
   epoch_list.append(epoch)
   loss_list.append(loss.item())
   print(epoch,loss.item())
   optim.zero_grad() #如之前讲的,要将梯度清零
   loss.backward() #反向传播, 计算梯度
   optim.step() #梯度更新
plt.plot(epoch_list,loss_list)
plt.ylabel('loss')
plt.xlabel('epoch')
plt.show()
```

我们可以使用不同的激活函数 来训练模型,看那种激活函数更好些。

4、如果我们使用了relu激活函数,最后一层应该使用sigmoid,因为relu激活函数,如果输入小于0,就全变为0,但是我们在计算损失的过程中,会用到ln,如果等于0的话,就会造成计算错误。

sigmoid是将其映射在 (0, 1) 之间