# 伯禹学习笔记篇叁

2020年2月18日 19:12

## 梯度消失和梯度爆炸

当神经网络的层数较多时,模型的数值稳定性容易变差

#### 随机初始化模型参数

- 1. PyTorch的默认随机初始化
- 2. Xavier随机初始化

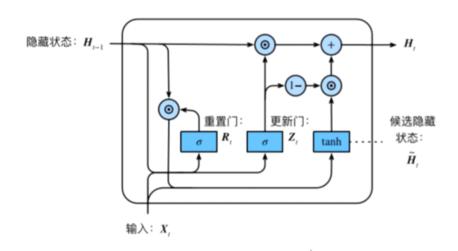
还有一种比较常用的随机初始化方法叫作Xavier随机初始化。 假设某全连接层的输入个数为a,输出个数为b,Xavier随机初始化将使该层中权重参数的每个元素都随机采样于均匀分布

$$U\left(-\sqrt{\frac{6}{a+b}},\sqrt{\frac{6}{a+b}}\right).$$

## 环境因素

- 1. 协变量偏移
- 2. 标签偏移
- 3. 概念偏移

### 门控循环神经网络



按元素运算符

 $egin{aligned} R_t &= \sigma(X_t W_{xr} + H_{t-1} W_{hr} + b_r) \ Z_t &= \sigma(X_t W_{xz} + H_{t-1} W_{hz} + b_z) \ \widetilde{H}_t &= tanh(X_t W_{xh} + (R_t \odot H_{t-1}) W_{hh} + b_h) \ H_t &= Z_t \odot H_{t-1} + (1 - Z_t) \odot \widetilde{H}_t \end{aligned}$ 

- 重置门有助于捕捉时间序列里短期的依赖关系;
- 更新门有助于捕捉时间序列里长期的依赖关系。

### 长短期记忆网络

全连接层和激活函数

#### 遗忘门

控制上一时间步的记忆细胞

#### 输入门

控制当前时间步的输入

#### 输出门

控制从记忆细胞到隐藏状态

#### 记忆细胞:

一种特殊的隐藏状态的信息的流动

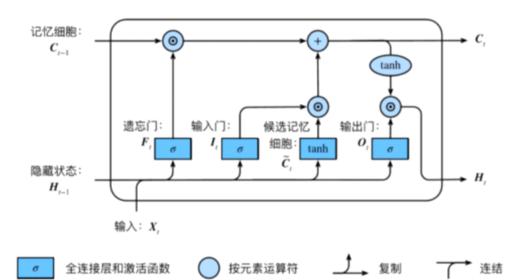


图 6.10: 长短期记忆中隐藏状态的计算。这里的⊙是按元素乘法

$$I_t = \sigma(X_t W_{xi} + H_{t-1} W_{hi} + b_i)$$

$$F_t = \sigma(X_t W_{xf} + H_{t-1} W_{hf} + b_f)$$

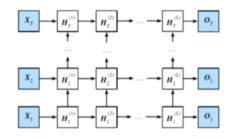
$$O_t = \sigma(X_t W_{xo} + H_{t-1} W_{ho} + b_o)$$

$$\tilde{C}_t = tanh(X_t W_{xc} + H_{t-1} W_{hc} + b_c)$$

$$C_t = F_t \odot C_{t-1} + I_t \odot \tilde{C}_t$$

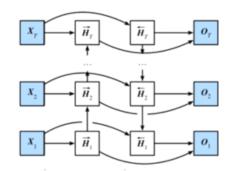
$$H_t = O_t \odot tanh(C_t)$$

## 深度循环神经网络



$$egin{aligned} m{H}_t^{(1)} &= \phi(m{X}_t m{W}_{xh}^{(1)} + m{H}_{t-1}^{(1)} m{W}_{hh}^{(1)} + m{b}_h^{(1)}) \ m{H}_t^{(\ell)} &= \phi(m{H}_t^{(\ell-1)} m{W}_{xh}^{(\ell)} + m{H}_{t-1}^{(\ell)} m{W}_{hh}^{(\ell)} + m{b}_h^{(\ell)}) \ m{O}_t &= m{H}_t^{(L)} m{W}_{hq} + m{b}_q \end{aligned}$$

## 双向循环神经网络



$$\overrightarrow{H}_{t} = \phi(X_{t}W_{xh}^{(f)} + \overrightarrow{H}_{t-1}W_{hh}^{(f)} + b_{h}^{(f)})$$
 $\overleftarrow{H}_{t} = \phi(X_{t}W_{xh}^{(b)} + \overleftarrow{H}_{t+1}W_{hh}^{(b)} + b_{h}^{(b)})$ 
 $H_{t} = (\overrightarrow{H}_{t}, \overleftarrow{H}_{t})$ 
 $O_{t} = H_{t}W_{hq} + b_{q}$