

### 介绍



### 笔记简介:

• 面向对象:深度学习初学者

• 依赖课程: 线性代数,统计概率,优化理论,图论,离散数学,微积分,信息论

### 知乎专栏:

https://zhuanlan.zhihu.com/p/693738275

#### Github & Gitee 地址:

https://github.com/mymagicpower/AIAS/tree/main/deep\_learning

https://gitee.com/mymagicpower/AIAS/tree/main/deep\_learning

### \* 版权声明:

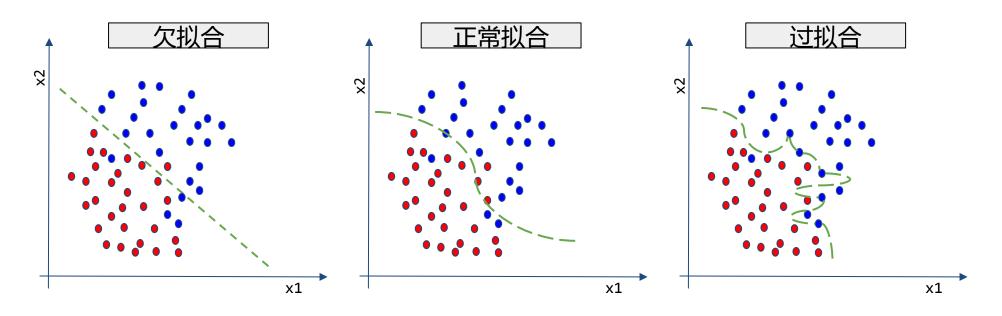
- 仅限用于个人学习
- 禁止用于任何商业用途



## 欠拟合与过拟合

在深度学习中,不仅要求网络模型对训练数据集有很好的拟合结果(训练误差小),同时也希望它可以对未知数据集(验证集和测试集)有很好的拟合结果(泛化能力),所产生的预测误差被称为泛化误差。

网络模型的拟合能力分为欠拟合、正常拟合和过拟合,如图所示。



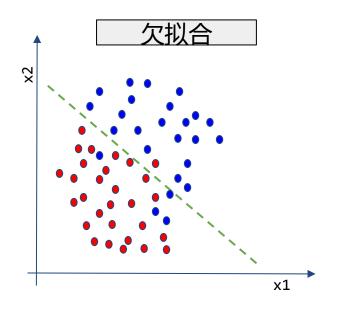
All rights reserved by www.aias.top , mail: 179209347@qq.com

## 欠拟合与过拟合



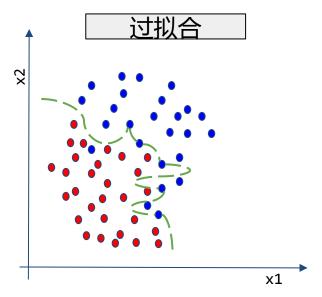
## 欠拟合

- 欠拟合的表现通常是训练集、验证集和测试集 上的表现都较差,无法很好地捕捉数据的特征 和模式。
- 解决欠拟合问题的方法包括增加模型复杂度、 增加特征数量、调整超参数等。



## 过拟合

- 过拟合指的是模型在训练集上表现很好,但在验证集和测试集上表现较差。这是因为模型过度地学习了训练数据的噪声和细节,导致其泛化能力差。
- 解决过拟合问题的方法包括增加训练数据、使用正则化方法(如L1正则化、L2正则化)、减少模型复杂度、使用更简单的模型结构等。





# 过拟合处理方法 – L1 正则化

在损失函数中加入 $L_1$ 正则项或 $L_2$ 正则项,可对模型的复杂度进行惩罚,以此来减小模型在训练数据集上的过拟合程度。正则项权重是控制模型复杂度的超参数。

(1) L<sub>1</sub>正则项是将网络模型的所有权重求绝对值再相加,公式如下:

$$\sum_{i=0}^{n-1} |w_i| = |w_0| + |w_1| + \dots + |w_{n-1}|$$

新的损失函数为原来的损失函数与  $L_1$  正则项的和。在相加时,需要通过指定原有损失函数与  $L_1$  正则项各自的权重,公式如下:

Loss
$$(y, y') = L(y, y') + \lambda \sum_{i=0}^{n-1} |w_i|$$
  
=  $\frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} (y_i - y_i')^2 + \lambda \sum_{i=0}^{n-1} |w_i|$ 

- ► *L*(*y*, *y*')为原损失函数(假设为均方误差损失函数)
- $y_i$  为第 i 个样本的真实值
- $y_i'$  为第 i 个样本的预测值
- λ 是超参数,需要人为指定



# 过拟合处理方法 - L2 正则化

 $L_2$ 正则项是将网络模型的所有权重求平方和再求平方根后的结果。 $L_2$ 正则项公式如下:

$$\sum_{i=0}^{n-1} w_i^2 = \sqrt{w_0^2 + w_1^2 + \dots + w_{n-1}^2}$$

在应用 $L_2$ 正则化防止过拟合时,需要将 $L_2$ 正则项加入原有的损失函数中形成新的损失函数,公式如下:

Loss
$$(y, y') = L(y, y') + \lambda \left| \sum_{i=0}^{n-1} w_i^2 \right|$$

$$= \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} (y_i - y_i')^2 + \lambda \left| \sum_{i=0}^{n-1} w_i^2 \right|$$

- ► *L*(*y*, *y*')为原损失函数(假设为均方 误差损失函数)
- $y_i$  为第 i 个样本的真实值
- $> y_i'$  为第 i 个样本的预测值
  - ν λ 是超参数,需要人为指定

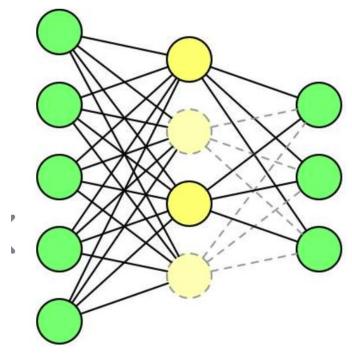


# 过拟合处理方法 – Dropout方法

Dropout方法:在训练过程中,Dropout会随机地将神经网络中的一部分神经元的输出设置为0,即"丢弃"这些神经元,这样可以使得网络不依赖于任何一个特定的神经元,从而增强了网络的泛化能力。

### 以下是关于Dropout的一些关键特点和工作原理:

- **随机性**:在每次训练迭代中,Dropout会随机选择一些神经元丢弃。
- **训练和推理时的不同**:在训练过程中,Dropout会被应用,而在推理过程中通常不会使用Dropout,保证确定性的输出。
- 减少过拟合: Dropout通过减少神经元之间的协作, 迫使网络学习更加鲁棒和泛化的特征。
- **适用范围**: Dropout通常适用于全连接层和卷积层,但不适用于循环神经网络 (RNN) 等具有记忆性的结构。



- 通常将丢弃法作用在隐藏全连接层的输出上
- 丢弃概率是控制模型复杂度的超参数

