

# 常见微调方法

xbZhong

2025-06-18

## Contents

Finetune . . . . .	1
本页 PDF	

## Finetune

### 1. 全参数微调 (Full Fine-tuning)

- **操作:** 更新模型的所有参数
- **特点:** 计算和存储成本高, 但通常效果最好
- **应用场景:** 有足够计算资源且需要最佳性能时

### 2. 参数高效微调 (PEFT - Parameter-Efficient Fine-Tuning)

#### LoRA (Low-Rank Adaptation)

- **操作:** 为原始权重矩阵添加低秩分解矩阵
- **特点:** 仅训练低秩适应矩阵, 冻结原始参数
- **优势:** 显著减少可训练参数数量, 同时保持性能

**参数更新公式** 假设权重矩阵为  $W \in R^{r \times k}$ , Lora 的更新为:

$$h = Wx + \Delta Wx = Wx + BAx$$

其中:  $B \in R^{d \times r}$ ,  $A \in R^{r \times k}$ ,  $r \ll \min(d, k)$

- 需要注意的是原始权重的矩阵是接近满秩的, 不能进行低秩近似
- 也就是把权重矩阵的变化分解为两个低秩矩阵相乘, 对原始的权重矩阵进行冻结
- 更新参数的时候可以保证调整的参数量大幅度减小
- 疑惑: 为什么  $\Delta W$  可以分解成两个低秩矩阵相乘
  - 因为参数更新的  $\Delta W$  本质上是低秩的, 可以用低秩矩阵去近似原来的权重矩阵, 从而减少调整的参数量
  - $\Delta W = U\Sigma V^T$ , 参数矩阵可以进行奇异值分解, 而前  $r$  个大的奇异值包含了矩阵的主要信息

初始化的时候:

- A 用高斯初始化 (均值为 0), B 初始化为全零矩阵, 保证训练开始时  $W$  为 0

## Adapter 微调

- **操作**: 在 Transformer 层之间插入小型可训练模块
- **特点**: 冻结原始模型，仅训练 **Adapter 层**
- **优势**: 参数效率高，便于多任务切换

**插入位置** 通常插入在 Transformer 的两个核心子层之后：自注意力层和前馈神经网络

**模块设计** 每个 Adapter 层包含：

- 一个降维层：将输入特征从维度  $d$  压缩到  $r$  ( $r \ll d$ )
- 一个**非线性激活函数**：(如 RELU 或者 GELU)
- 一个升维层：将特征从  $r$  恢复为  $d$

**工作原理 数学表达:**

$$\text{Adapter}(x) = x + W_{up} \cdot \text{ReLU}(W_{down} \cdot x)$$

其中：

- $W_{down} \in R^{r \times d}$ ,  $W_{up} \in R^{d \times r}$ , 它们为**可训练参数**
- 借鉴了**残差连接思想**，保证初始状态不影响模型

**Bias-only** 微调 **工作原理**

- **选择性参数更新**: 仅更新神经网络中的偏置项 (bias) 参数，完全冻结所有权重矩阵
- **极低参数量**: 偏置通常只占模型总参数的不到 1%，大大减少了可训练参数