# 微调在ImageNet上预训练的卷积神经网络实现鸟类识别 任务1

# 神经网络和深度学习

-期中作业-

马超 2024年5月30日

# 目录

1	引言	1
2	ResNet-18架构简介	1
3	数据集	2
4	模型与训练	2
5	实验与结果	3
6	github链接及模型权重下载地址	3
7	结论	4

#### 摘要

本报告详细描述了微调预训练卷积神经网络以实现鸟类识别的过程。通过使用CUB-200-2011数据集,对比了微调预训练模型与从头训练模型的性能提升。

### 1 引言

残差网络(Residual Network, ResNet)是由何恺明等人在2015年提出的一种卷积神经网络架构。通过引入残差模块,ResNet有效解决了深层网络中的梯度消失问题,使得网络可以训练得更深更有效。

### 2 ResNet-18架构简介

ResNet-18是ResNet架构中的一种,具有18层深的卷积神经网络。其结构如下:

- 输入层: 输入图像尺寸为224x224x3。
- 卷积层1: 7x7卷积,64个卷积核,步幅为2,紧接着是3x3最大池化层,步幅为2。
- **残差块1**: 包含2个3x3卷积,每个卷积层有64个卷积核。
- **残差块2**:包含2个3x3卷积,每个卷积层有128个卷积核,步幅为2。
- **残差块3**:包含2个3x3卷积,每个卷积层有256个卷积核,步幅为2。
- **残差块4**: 包含2个3x3卷积,每个卷积层有512个卷积核,步幅为2。
- 全局平均池化层: 将每个特征图降为1x1。
- 全连接层:输出层,有1000个神经元(在鸟类识别任务中修改为200个神经元)。

每个残差块包含一个快捷连接(skip connection),将输入直接添加到输出。通过这种方式, ResNet解决了深层网络中的梯度消失问题,使得网络可以更深且更高效地进行训练。

ResNet-18通过引入残差块,使得训练更深层的卷积神经网络成为可能。在鸟类识别任务中, 我们将输出层调整为200个神经元,以适应CUB-200-2011数据集中的200个类别。

### 3 数据集

CUB-200-2011数据集包含200种鸟类,共有11,788张图像。数据集分为训练集和验证集。

#### 数据集特点

- 类别:数据集包含200种不同的鸟类,每种鸟类都有详细的类别标签。
- 图像数量: 总共包含11788张图像,其中5994张用于训练,5794张用于测试。
- 图像分辨率: 图像分辨率不固定, 通常较高, 适合进行细粒度的图像分类。
- 标注信息:每张图像都有类别标签、边界框(bounding box)以及15个关键点(如鸟的嘴、眼睛、翅膀等)标注。此外,还有属性标签(attributes),用于描述鸟类的颜色、形状等特征。

#### 数据集用途

CUB-200-2011数据集广泛用于以下研究领域:

- 细粒度图像分类: 区分相似类别(如不同种类的鸟类)的能力。
- 目标检测: 识别图像中的鸟类并定位其位置。
- 关键点检测: 定位鸟类的关键部位(如眼睛、嘴巴等)。
- 属性预测:根据图像预测鸟类的属性信息。

## 4 模型与训练

我们使用在ImageNet上预训练的ResNet-18模型。将输出层修改为200类,以适应CUB-200-2011数据集的需求。使用较小的学习率微调预训练的层,并使用较大的学习率训练新的输出层。

## 5 实验与结果

我们比较了微调预训练模型和从头训练模型的性能。以下图表展示了损失和准确率曲线。

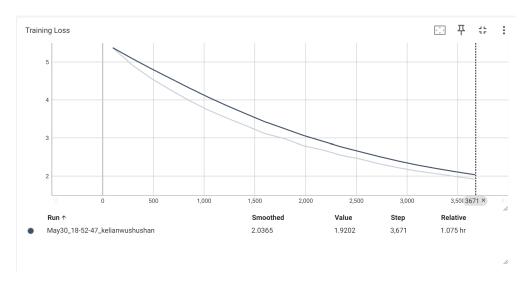


图 1: 训练集和验证集的损失曲线

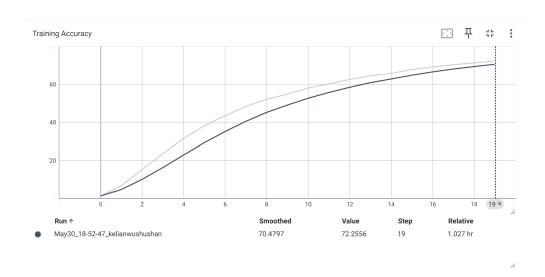


图 2: 训练集和验证集的准确率曲线

# 6 github链接及模型权重下载地址

repo的public github链接:

https://github.com/Ethereal-Redolent/hw/tree/master

模型权重的下载地址:

https://pan.baidu.com/s/17-gkDYIRdfE16zVFyDsq7g?pwd=m2hp

# 7 结论

微调预训练的卷积神经网络相比于从头训练的模型,显著提升了性能。