

Mode Parameter Analysis of Garbage Classification Based on Resnet50 Network

Chuyuan Yang Lu Yin Yikai Sun

School of Computer Science, Beijing University of Information Technology, Beijing, 100000, China

Abstract

Resnet50 is a neural network model based on image recognition. Different model optimizers affect its training effect. In this paper, we compare four optimizers: rms, sgd, sgd and adam by comparing the decline of loss to rms and adam, and then comparing the stability of loss value between rms and adam.

Keywords

neural network; image recognition; optimizer

基于 Resnet50 网络的垃圾分类的模型参数分析

杨础源 尹露 孙一凯

北京信息科技大学计算机学院, 中国 · 北京 100000

摘要

Resnet50是基于图像识别的神经网络模型,不同的模型优化器影响其训练效果。论文将rms, momentum, sgd, adam四种优化器进行对比,先通过比较loss的下降幅度得到rms和adam优化器整体优于sgd和momentum优化器,其次比较rms和adam两个优化器在训练时loss值下降的稳定性。

关键词

神经网络; 图像识别; 优化器

1 引言

Resnet50 网络采用残差学习网络,其学习效果更易被优化,可通过增加网络层数来提高训练和测试的准确率,其内部的残差块采用跳跃连接,缓解了随网络层数增多梯度逐渐消失的问题。相比传统的 CNN 网络而言,其深度到达一定数量后准确度下降。

论文积极响应国家垃圾分类政策,将垃圾分类抽象为机器学习中的分类问题,收集大量不同类别的垃圾图像作为数据集,以研究四种优化器对基于 Resnet50 网络的垃圾分类的模型训练的影响。

2 Resnet50 网络结构介绍

Resnet50 网络由四个部分组成,分别为数据输入预处理,卷积层,最大池化层和四个 stage。数据输入预处理是将数据集图像统一调整尺寸为 224×224 ,其次进行裁剪,

最后归一化处理。Resnet50 网络卷积层的卷积核大小为 7×7 , Stride 大小为 2, Padding 大小为 3, 输出通道为 64, 输出大小为 112×112 。最大池化层的采样核大小为 2×2 , Stride=2, Padding=3, 输出为 $64 \times 56 \times 56$ 。四个 stage 中每个 stage 的 bottleneck 数分别为 3, 4, 6, 3。如图 1 所示为 bottleneck 的结构^[1]。

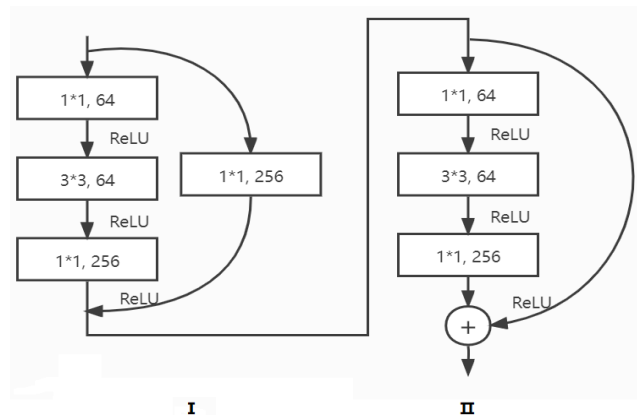


图 1 bottleneck 结构图

在 bottleneck 的部分 I 中,减少了第一个降维 1×1 卷积层的计算,其次在另一个 1×1 的卷积层下做了还原,既

【基金项目】北京信息科技大学2021年大学生创新创业训练计划项目(项目编号: 5102110805)。

【作者简介】杨础源(2001-),男,中国江苏盐城人,在读本科生,从事计算机科学与技术研究。

保持了精度又减少了计算量。在两个 1×1 卷积层之间包含一个 3×3 的卷积层。为使残差映射更易优化，增加一个恒等快捷连接 (Identity Shortcut Connection) [2]。

$$y = f(x) + x$$

两者相加后经过非线性激活函数 ReLU 得到 bottleneck 的输出，防止其之后更深的网络层得到比输入更差的结果。

因为 bottleneck 部分 II 输入和部分 I 输出的维度不同，所以将输入引入映射前，要使用 1×1 卷积将输入升维。若将该卷积设定为 $g(x)$ ，则 bottleneck 部分 II 的映射为：

$$y = g(x) + f(x)$$

两者相加后经过非线性激活函数 ReLU 得到 bottleneck 的输出。在后三个 stage 中，因为进行了残差学习，所以 $g(x)$ 可以使用 1×1 卷积采样。

3 Resnet50 优化器介绍

论文选取了四种优化器，分别为 SGD，Momentum，RMS 以及 Adam。SGD 优化器为了在梯度下降过程中不需训练所有样本来更新 Theta 值，每次只去拟合一个训练样本。Momentum 优化器为了加快收敛并且减小震荡，使得梯度方向不变的方向上速度变快，梯度方向有所改变的方向上的更新速度变慢。RMS 优化器对于每个参数，随着其更新的总距离增多（累加固定大小的项），其学习速率也随之变慢。Adam 优化器的效果相当于 RMSprop 和 Momentum 的组合，在经过偏置校正后，每一次迭代学习率都有个确定范围，使得参数比较平稳。

4 实验内容

论文通过实验记录了四种优化器在相同的实验环境和数据集中 loss 的变化，其次对四种优化器 loss 的变化进行分析比较。其具体步骤如图 2 所示。



图 2 实验流程图

首先，将实验环境的调整为训练周期为 30 次，批处理大小为 128，学习率调整为 0.001 且采用相同的数据集。其数据集采用的是华北垃圾分类比赛中的数据集。数据集采用“一级类别/二级类别”，一级类别有可回收物，有害垃圾，其他垃圾和厨余垃圾，二级类别则为具体的物体例如午餐盒，烟灰缸，塑料瓶，并且此数据集共有 40 种二级类别。

其次，对垃圾分类模型进行训练，分别记录四种优化器的 loss 值并且保存到 csv 格式文件，接着对四个 csv 格式文件中的数据采用 matplotlib 库进行图示化得到四个 loss 变化图，并且从四张图中来比较四种优化器的 loss 的下降范围。最后比较 csv 格式文件中 loss 下降时的振荡幅度。

5 实验结果及分析

5.1 四个优化器的直观对比

论文在 Resnet50 模型中采用不同的优化器进行训练，分别为 SGD，momentum，RMS 以及 Adam 优化器。从图 3、图 4、图 5、图 6 中可以分别看出分别选择 momentum，rms，sgd，adam 优化器的 loss 的下降值分别为 1.3，2.8，0.12，2.5，从 loss 的下降值可以得到 rms 和 adam 在此实验中作为 Resnet50 模型的优化器的 loss 下降相比 momentum 和 sgd 更快。接下来是对 rms 和 adam 两个优化器在 loss 振荡幅度进行对比 [3]。

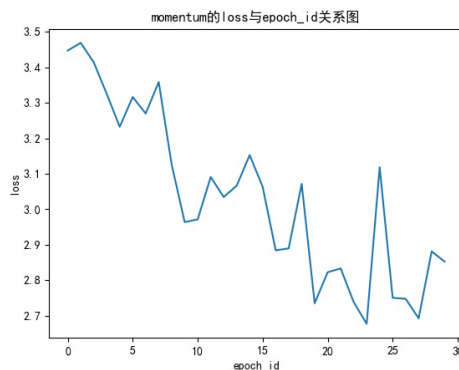


图 3 momentum-loss 图

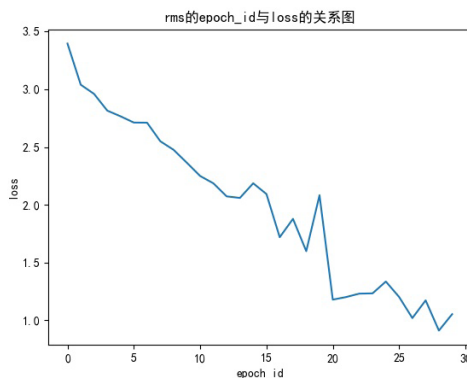


图 4 rms-loss 图

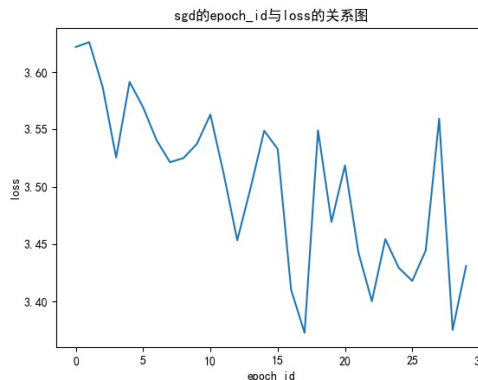


图 5 sgd-loss 图

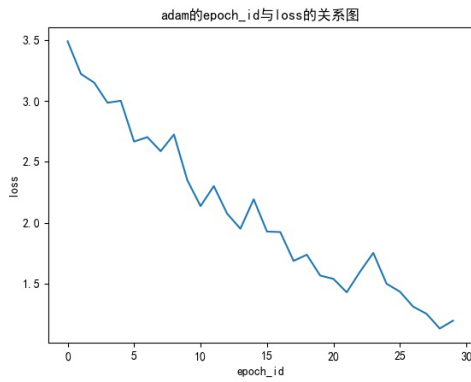


图 6 adam-loss 图

5.2 rms 与 adam 的微观对比

在训练垃圾分类模型中，loss 值整体呈下降趋势，但微观呈振荡下降。因此，将计算出这两种优化器的 loss 下降振荡幅度并且进行比较。计算 loss 振荡幅度公式为：

$$Sum(loss) = \sum_{i=0}^{29} loss[i] - \min(loss, i)$$

首先找到前 i 个 loss 中最小值，其次与当前 loss 值的差值进行求和，如果当前 loss 为前 i 个 loss 中的最小值，则其差值为 0。最终求和的结果可表示为 loss 总的振荡幅度。其计算结果如表 1 所示。

其中，adam 优化器的 loss 下降振荡幅度要小于 rms 优

化器的 loss 下降振荡幅度，因此 adam 优化器相对于 rms 优化器在用于垃圾分类模型中要相对稳定。

表 1 loss 下降振荡幅度表

优化器名称	loss 振荡幅度
adam	1.212
rms	1.264

6 结语

论文比较了四种优化器对基于 Resnet50 网络结构的垃圾分类模型的训练效果，先比较了四种优化器在垃圾分类模型中训练时 loss 的整体下降幅度，其中 adam 和 rms 优化器整体要优于剩余两种优化器。其次计算了这两种优化器的 loss 总的振荡幅度，其中 adam 的 loss 振荡幅度为 1.212，rms 的振荡幅度为 1.264，adam 优化器要比 rms 优化器相对稳定。但选取的数据集分类不够多，比较方法相对单一。在后续的研究中，将收集更多的数据集，扩大数据集规模，并且进行更详细的分类，提高数据集质量。

参考文献

- [1] 神通克里苏.shortcut和残差连接[EB/OL].https://blog.csdn.net/zzy_pphz/article/details/109157703,2020-10-20/2021-11-12.
- [2] 臭咸鱼.Resnet50网络结构图及结构详解[EB/OL].<https://zhuanlan.zhihu.com/p/353235794>,2021-07-23/2021-11-12.
- [3] 杰奏.优化器(Optimizer)[EB/OL].<https://zhuanlan.zhihu.com/p/261695487>,2020-10-30/2021-11-12.