

# 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  $224 \times 224$ , 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  $7 \times 7$ , Stride 大小为 2, Padding 大小为 3, 输出通道为 64, 输出大小为  $112 \times 112$ 。最大池化层的采样核大小为  $2 \times 2$ , 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<sup>[1]</sup>。

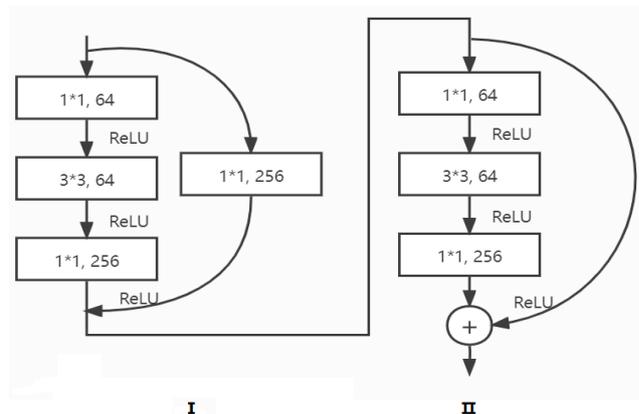


图 1 bottleneck 结构图

在 bottleneck 的部分 I 中, 减少了第一个降维  $1 \times 1$  卷积层的计算, 其次在另一个  $1 \times 1$  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  $1 \times 1$  卷积层之间包含一个  $3 \times 3$  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  $1 \times 1$  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  $1 \times 1$  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]。

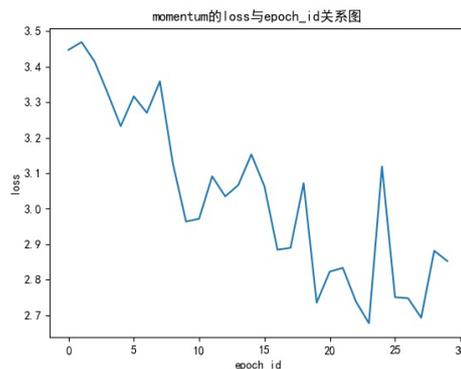


图 3 momentum-loss 图

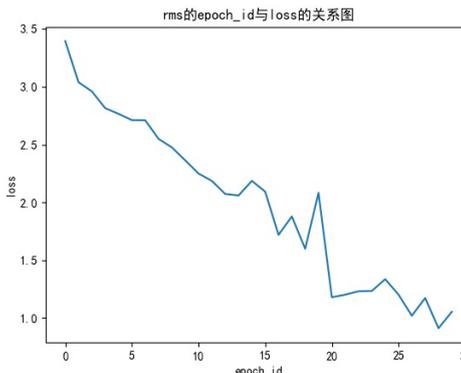


图 4 rms-loss 图

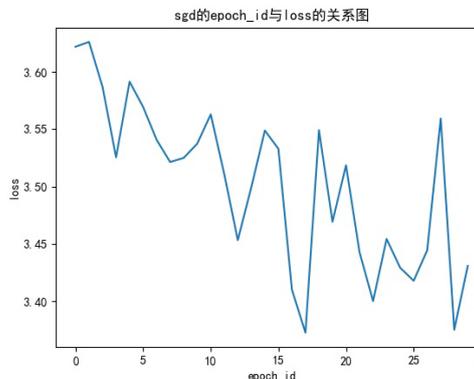


图 5 sgd-loss 图

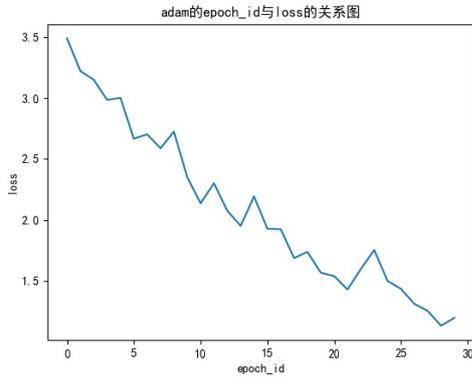


图 6 adam-loss 图

### 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](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.