



中国科学院大学
University of Chinese Academy of Sciences

演化计算实验报告

基于遗传算法的神经网络优化方法

小组成员：_____郑建明 郭皓煜 杨威龙_____

指导教师：_____赵冬斌_____

2023 年 10 月

问题描述：

超参数优化在深度学习等工作中是极其重要的部分，即使网络结构相同，不同的超参数也会使得网络表现出不同的收敛效果，甚至无法工作。超参数主要包括：核大小、神经网络层数、激活函数、损失函数、所用的优化器（梯度下降、RMSprop）、批大小、训练的 epoch 数量等等。

依靠人为的调整超参数，再去进行网络训练，费时费力，同时人为改进超参数无法最大程度上地向优化极值方向靠近。因此我们可以使用遗传算法优化神经网络的超参数。用网络的损失或对任务的适配度来定义个体的适应度(fitness)，以此来模拟自然选择的过程，让网络自己选择其超参数。

在超参数中，受限于电脑（笔记本）限制，我们仅选择了卷积层中卷积核的数量，初始学习率，批处理大小，卷积核大小进行实验。我们选择了 VGGNet 作为分类网络（仅使用了两层卷积层），数据集为 Cifar-10，以此来训练网络实现对 Cifar-10 的分类功能。

算法设计：

(1) 初始化群体，并对其基因进行编码。

我们将上述的超参数作为个体基因(gene)以 python 字典形式放入网络中：

卷积核/全连接层的数量为[16, 128]的随机整数，

学习率为[0.001, 0.005]的随机浮点数(大于 0.005 大概率不收敛)，

批处理量大小为[16, 512]的随机整数，

卷积核大小为 3*3 或 5*5。

个体数量为 20 个，演化代数为 6 代。

(2) 训练网络，并计算其适应度。

对于个体的每组超参数，我们都使这组超参数从零开始训练网络，epoch 数量为 20。并以最后一个 epoch 网络对测试集的准确度来作为适应度，测试集共有 10000 张图片，适应度(fitness)的范围为[0, 1]。

(3) 自然选择。

在训练完一代的 20 个个体后，以其适应度排序，并以存活百分比 25%限制。使得每一代只保留适应度最高的 5 个个体。

(4) 交叉与变异。

我们选取 5 个适应度最高的个体作为存活群体。在存活群体中随机取二者进行交配（允许选取到同一个体），子个体的基因每一项都在父母中随机选择，并有 20% 的概率变异，基因变异的范围是(1)中限制的。

(5) 终止条件

人为设定演化代数数为 6 代，到了 6 代即停止，否则一直运行(1)到(4)。受限于电脑性能原因，选择了比较少的数量。

实验结果：

我们随机初始化了 20 个个体，并以上述算法进行演化（耗费 11.5 小时），最终得到了最好的初始化超参数如下：

初始化学习率：0.002408439811365003

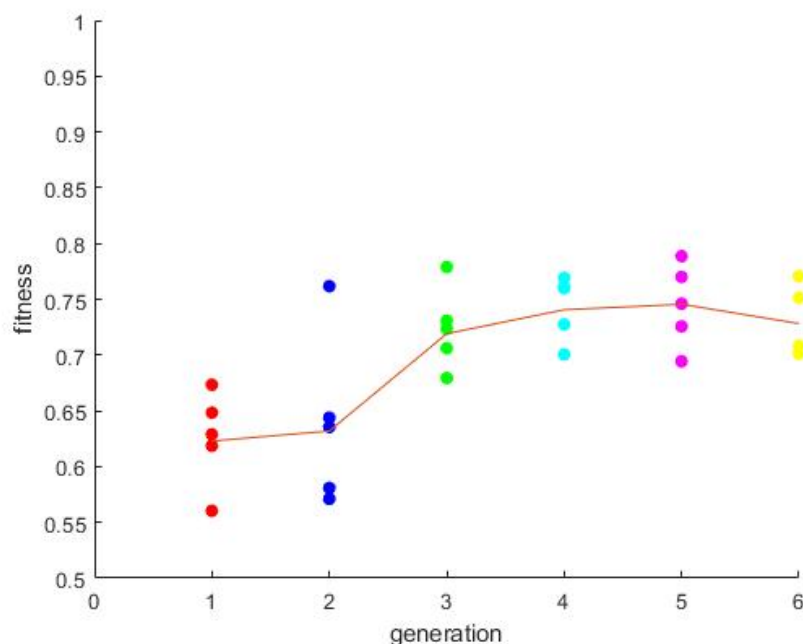
批处理量大小：492

卷积核数量：104，20，22(最后一项为全连接层数量)

卷积核大小：5*5

在经过 20 个 epoch 训练后，其最终的适应度为 0.7707。

各代的个体适应度可见于本文件夹中的记录文件。我们将各代的个体及其适应度用 matlab 二维点图画出，结果如下：



图中的点为各个个体（个体有重合），线为每代的平均适应度。

分析总结：

基于遗传算法的神经网络超参数优化可以迅速帮我们找到接近最优的网络超参数，这有利于我们在进行网络结构改进后找到正确的初始化超参数，减少对网络结构的错误判断。

在使用遗传算法优化超参数之前，我曾手工尝试各个优化参数，最好的结果也只取得了 70% 的准确率，而遗传算法能够在 12 小时内确定网络的超参数，能够减少人为的错误判断。