



计算机工程

Computer Engineering

ISSN 1000-3428, CN 31-1289/TP

《计算机工程》网络首发论文

题目: 基于深度多特征融合的自适应 CNNs 图像分类算法
作者: 李伟, 黄鹤鸣, 武风英, 张会云
DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0058387
网络首发日期: 2020-10-12
引用格式: 李伟, 黄鹤鸣, 武风英, 张会云. 基于深度多特征融合的自适应 CNNs 图像分类算法. 计算机工程. <https://doi.org/10.19678/j.issn.1000-3428.0058387>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式 (包括网络呈现版式) 排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊 (光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊 (网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊 (网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物 (ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。



基于深度多特征融合的自适应 CNNs 图像分类算法

李伟¹, 黄鹤鸣¹, 武风英², 张会云¹

(1.青海师范大学, 计算机学院, 西宁 810008; 2.青海省基础测绘院, 西宁 810001)

摘要: 近年来, 卷积神经网络在图像处理方面的良好性能得到了广泛关注。为了更好地提取图像内容信息, 提高图像分类精度, 提出了一种深度多特征融合的自适应 CNNs 图像分类算法。该算法有效融合了图像的主颜色特征和利用卷积神经网络提取的空间位置特征, 且针对多特征融合权重值的设定难题, 运用改进的差分演化算法优化各特征权值, 解决了固定权值分类精确度低的问题。实验结果表明, 提出的算法在图像分类方面取得了有竞争力的结果, 分类精度比 CNN 提升了 9.2 个百分点。此外, 该算法通过深度自适应融合图像的多种特征, 为后续图像处理提供了更全面更显著的有用信息。

关键词: 卷积神经网络; 多特征; 自适应权重; 数据融合; 改进的差分演化算法; 图像分类

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



An Adaptive CNNs Image Classification Algorithm Based on Deep Fusion of Multi-features

LI Wei¹, HUANG Heming¹, WU Fengying², ZHANG Huiyun¹

(1.School of Computer Science and Technology, Qinghai Normal University, Xining 810008, China;

2.Qinghai Basic Surveying and Mapping Institute, Xining 810001, China)

【Abstract】 In recent years, the good performance of convolutional neural network in image processing has been widely concerned. An adaptive CNNs image classification algorithm based on deep fusion of multi-features is proposed to better extract image content information and improve image classification accuracy. The algorithm effectively integrates the main color features of the image and the spatial position features extracted by the convolution neural networks. In order to solve the problem of setting the weight value of multi-features fusion, an improved differential evolution algorithm is presented to optimize the feature weight, which solves the low classification accuracy of fixed weight. The experimental results show that the proposed adaptive CNNs image classification algorithm based on deep fusion of multi-features provides competitive results in image classification, and the classification accuracy is 9.2% higher than that of CNN. In addition, the algorithm can provide more comprehensive and significant useful information for the subsequent image processing through deep adaptive fusion of multi-features of the image.

【Key words】 CNN; multi-features; adaptive weight; data fusion; improved differential evolution algorithm; image classification

DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0058387

0 概述

近年来, 图像已成为人们获取信息的主要方式。从浩瀚的图像数据库中搜索图像时, 需要对数据库中的图像进行分析处理, 而分析处理的前提是对这些海量图像进行分类。

随着大数据技术和硬件计算能力的发展, 神经网络作为一种新兴的深度学习的方法, 在各个领域不断取得了突破性进展^[1]。其中, 卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNNs)作为一种带有卷积计算的深层前馈型神经网络(Feed forward Neural Networks)^[2-4]

能更好地获取图像的空间位置和形状信息, 有利于图像分类。2005 年, Dave Steinkraus 等人提出了基于 GPU 的高效 CNN 训练方法^[5], 大幅提高了 CNN 的运算能力; 2012 年, Alex Krizhevsky 等人提出了 AlexNet 网络^[6], 采用 ReLU 激活函数并使用 GPU 分组卷积方式进行并行训练^[5]; GoogLeNet^[7]由 Christian Szegedy 等人于 2014 年提出; 2015 年, Sergey Loffe 等人将批标准化(Batch Normalization)应用于神经网络, 保证了网络中各层的输出分布基本稳定^[8]; 同时, 大幅降

基金项目: 国家自然科学基金(61462072, 61662062)和青海省自然科学基金(2016-ZJ-904)

作者简介: 李伟, 1986 年, 女, 博士研究生, 主研方向: 模式识别与智能系统、图像处理; 黄鹤鸣, 博士/教授; 武风英, 学士/工程师; 张会云, 博士研究生。E-mail: 980779950@qq.com

低了网络对初始参数的依赖,提升了网络性能。

经过不断地发展研究和改进,CNN 具有良好的扩展性和鲁棒性,利用 CNN 进行图像分类时,能够比较快速且全面地提取空间位置和形状相关特征;但是,CNN 对颜色特征非常不敏感。在做图像分类时,CNN 通过 RGB 三颜色通道读取图像内容进行分类的效果与它读取二值化图像信息进行分类的效果差别不大或者根本没有差别。而由于颜色特征具有很强的鲁棒性和灵活性,但不能体现图像空间分布的特点,提出了将主颜色特征与空间位置和形状相关特征进行深度融合的混合特征提取方法,并运用改进的差分演化算法优化多种特征之间的权值,解决了固定权值不能充分考虑图像自身特性的问题。实验结果表明,利用这种方法对 Corel-1000 图像库进行分类时,分类精度可以提高 10%以上。

本文剩余部分组织如下:第 1 节描述了深度多特征融合的 CNNs 网络模型总体框架,第 2 节详细介绍了提出的基于深度多特征融合的自适应 CNNs 图像分类算法 AMCNNs,第 3 节分析和讨论 AMCNNs 算法的实验结果,最后第 4 节总结全文。

1 深度多特征融合的 CNNs 网络模型

为了更好地读取图像内容信息,提出了基于深度多特征融合的 CNNs 网络模型总体框架,如图 1 所示。该框架共有四个卷积层。第一个卷积层称为数据特征融合层,可以充分融合去噪深度卷积特征和主颜色特征。随后是一个池化层,池化层的作用是降低网络参数,加快融合速度;第二个卷积层称为深度特征融合层,进一步进行特征融合,随后也是一个池化层;第三个卷积层称为特征抽象表示层,该层中的卷积核大小由前两个卷积层中 5×5 改为 3×3 ,即有助于消除特征中的噪声并提高特征的抽象表示,随后也是一个池化层;第四个卷积层称为特征高级表示层,有助于消除冗余特征并提高代表性特征,后面是一个池化层。随后是三层全连接层,用于特征分类以及反向传播过程中的参数优化。在网络的最后,采用 *Softmax* 层进行分类。*Softmax* 是应对多分类问题的有监督学习方法^[9-11],为分类提供重要的置信度。

卷积层、非线性激活变换和池化层是 CNN 的三个基本组成部分^[2]。通过叠加多个具有非线性运算的卷积层和池化层,可以形成一个深度 CNNs,而分层提取的输入特征,具有不变性和鲁棒性^[12]。具有非线性运算的卷积层^[13]如式(1)所示:

$$x_j^l = f \left(\sum_{i=1}^M x_i^{l-1} * k_{ij}^l + b_j^l \right) \quad (1)$$

其中矩阵 x_i^{l-1} 是 $l-1$ 层的第 i 个特征图, x_j^l 是当前

l 层的第 j 个特征图, M 是输入特征图的数量。 k_{ij}^l 和 b_j^l 随机初始化并分别设置为零,然后通过反向传播进行精确微调。 $f(\cdot)$ 是一个非线性激活函数, $*$ 是卷积运算。再使用特定的体系结构,如局部连接和共享权重,CNN 往往具有良好的泛化功能。

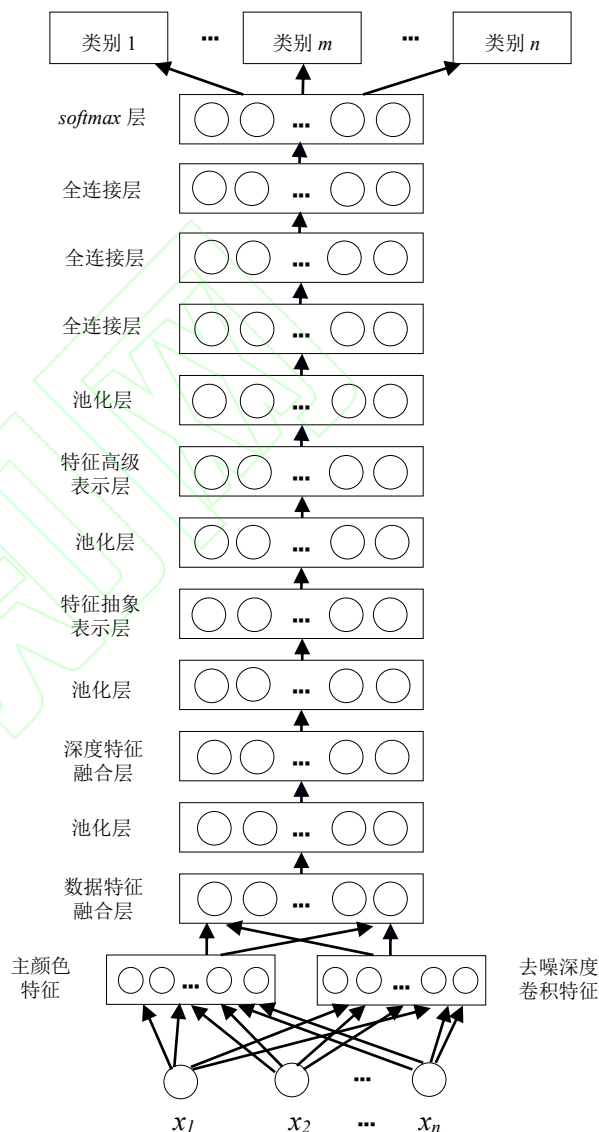


图 1 基于深度多特征融合的 CNNs 网络模型总体框架

Fig.1 Overall framework of CNN networks model based on deep fusion of multi-feature

图 1 中的去噪深度卷积特征,简称为 f_c ,是经过三层卷积神经网络以后的去噪空间位置和形状关系信息,如图 2 所示。

CNN 的卷积层内部包含多个卷积核,每个卷积核能够提取空间位置和形状相关特征,卷积层内每个神经元均与前一层位置邻近区域,也被称为“感受野”^[3]的多个神经元相连,从而依赖于网络分层学习上下文不变特征^[13]:形状和空间位置特征信息,这对于图像分类特别有用;另外,CNN 还具有对输入图像特征的去噪功能。综合 CNN 的以上特点,图 2 去噪卷积

神经网络输出的是去噪深度卷积特征。

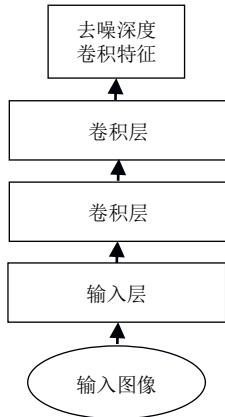


图2 去噪卷积神经网络结构

Fig.2 Structure of denoising convolutional neural networks

2 基于深度多特征融合的自适应 CNNs 图像分类算法

2.1 使用 k-means++ 聚类算法提取主颜色特征

不同于 k-means 算法随机选取数据集中的 k 个点作为聚类中心，“硬聚类”算法 k-means++^[14] 随机选取数据集中的点作为聚类中心，假设已经选取了 n 个初始聚类中心 ($0 < n < k$)，则距离当前 n 个聚类中心越远的点被选为第 $n+1$ 个聚类中心的概率越高。

2.2 深度多特征融合算法

按照公式(2)级联去噪卷积神经网络输出的去噪深度卷积特征 f_c 和使用 k-means++ 聚类算法提取的主颜色特征 f_i ，得到深度数据融合特征 f_m 。

$$f_m = \alpha f_i + \beta f_c \quad (2)$$

由于特征维度比较高且训练样本有限，可能会产生过拟合现象。本研究使用 Dropout 方法解决过拟合问题，Dropout 方法在不同的训练阶段，通过随机丢弃不同的神经元形成不同的神经网络，从而有效防止复杂的共适应，学习到更加正确的特征。

为了增强网络的鲁棒性，本研究还使用了 ReLU 激活函数^[15]。如果神经元的输出为正，则该函数接受该神经元的输出；如果输出为负，则返回 0。ReLU 函数的表达式如式(3)所示：

$$h(x) = \begin{cases} x & (x > 0) \\ 0 & (x \leq 0) \end{cases} \quad (3)$$

通过使用 Dropout 方法和 ReLU 激活函数，让大多数神经元的输出变为 0，再利用多层 ReLU 和 Dropout 实现了一种基于稀疏的深度网络正则化，从而解决了深度多特征融合图像分类的过拟合问题。

2.3 自适应权值图像分类算法

融合多特征进行图像分类时，为了使分类结果尽可能更优，引入了改进的差分演化算法寻找最优特征权重值的方法。差分演化算法^[16-18]是一种高效的全局

优化算法，具有结构简单、易实现、优化能力强等特点。

融合主颜色与空间位置和形状相关特征时，为了不影响实验的准确度，本研究未对主颜色特征执行批标准化处理。经过多次实验证明，空间位置和形状相关特征在深度多特征融合时起主导作用，而主颜色特征起辅助作用，所以设去噪深度卷积特征权重值 $\beta = 1$ ，主颜色特征权重值为 α 。个体 α 的适应度值由五次交叉验证的平均分类结果和 Top10 图像的分类错误数决定如式(4)所示：

$$fit(\alpha) = ZVAL - ERR_{Top10} \quad (4)$$

$$ZVAL = \sum_{i=1}^5 VAL_i \quad (5)$$

$$VAL_i = \frac{\sum_{n=1}^{epoch} val_n}{epoch} \quad (6)$$

其中， n 是 epoch 的个数， VAL_i 是一次交叉验证的平均分类结果， $ZVAL$ 是五次交叉验证的平均分类结果， ERR_{Top10} 是图像库中前 10 个图像的分类错误数。

由于待优参数只有一个，故舍弃杂交操作，对标准差分演化算法^[19]中的变异和选择操作进行改进。得到基于差分演化的自适应权值 CNNs 图像分类算法，详细步骤如下：

步骤 1 在区间 $[10^{-1}, 10^{-10}]$ 内，初始化种群 P ，产生规模为 NP 的个体 α 。

步骤 2 按照公式(4)计算初始群体 P 中所有个体的适应度值。

步骤 3 如果 $t < \text{最大迭代次数}$ 转步骤 4；否则终止进化，将得到的最佳个体作为最优解输出。

步骤 4 按照公式(7)对每个个体 α_i 按照公式进行差分变异，产生 $trial_{\alpha_i}$ 。

$$trial_{\alpha_i} = \alpha_{best} + F(\alpha_{r_1} - \alpha_{r_2}) \quad (7)$$

其中， α_{best} 为当前群体的最优个体， r_1 、 r_2 为群体中随机选择的两个个体且 $r_1 \neq r_2$ 。

步骤 5 利用公式(4)评估每个个体 α_i 的适应度值。

步骤 6 对每个个体 α_i 进行更新操作。

$$\alpha_i = \begin{cases} trial_{\alpha_i}, & fit(trial_{\alpha_i}) > fit(\alpha_i) \\ \alpha_i, & \text{其它} \end{cases} \quad (8)$$

步骤 7 跳转至步骤 3。

3 实验结果及分析

3.1 实验参数

本研究所用图像库是 Corel 公司提供的标准图像素材库 Corel-1000。该库包含了人物、建筑物、公交车、花卉、动物等 10 类共 1000 幅图像。选择其中的 800 张作为训练集，而剩余的 200 张作为测试集。为了方便网络读取，对图像库进行了预处理操作，将图

像大小由原来的 $3 \times 100 \times 128$ 压缩成 $3 \times 48 \times 48$ 。

神经网络模型的 Epoch 设为 50, 每次迭代次数为 8, 批处理大小为 100 幅图像。第一个卷积层的卷积核大小是 5×5 , 滤波器 32 个; 第二个卷积层的卷积核大小是 5×5 , 滤波器 64 个; 第三、第四个卷积层的卷积核大小是 3×3 , 滤波器是 128 个。卷积步长设为 1, 填充设为 0。池化层步长设置为 2, 池化窗口大小为 2×2 。最后, *Softmax* 层有 10 个神经元, 将图像分为 10 类。

另外, 演化代数设为 50, 种群规模为 37, 缩放因子 F 为 0.5。

通过最小化损失函数来获得最优解, 本研究使用交叉熵误差函数^[20]作为损失函数, 其表达式为:

$$Q = -\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (y_n \log_2(o_n) + \bar{y}_n \log_2(\bar{o}_n)) \quad (9)$$

其中, $\bar{y}_n = 1 - y_n$, $\bar{o}_n = 1 - o_n$, N 为批处理训练样本个数, y 为每个样本的真实标签值, o 为网络的实际输出值。

此外, 实验采用 Adam 优化器^[21]优化损失函数。结合 AdaGrad 和 RMSProp 两种优化算法的优点, 综合考虑梯度的一阶矩估计 (梯度的均值) 和二阶矩估计 (梯度的未中心化的方差), 计算更新步长:

步骤 1 计算时刻 t 的梯度:

$$g_t = \nabla_{\theta} J(\theta_{t-1}) \quad (10)$$

步骤 2 计算梯度的指数移动平均数:

$$m_t = \beta_1 m_{t-1} + (1 - \beta_1) g_t \quad (11)$$

其中, m_0 初始值设置为 0, 系数 β_1 是指数衰减率, 默认为 0.9。

步骤 3 计算梯度平方的指数移动平均数:

$$v_t = \beta_2 v_{t-1} + (1 - \beta_2) g_t^2 \quad (12)$$

其中, v_0 初始值设置为 0, β_2 是指数衰减率, 控制之前梯度平方的影响情况。

步骤 4 对梯度均值 m_t 进行偏差纠正:

$$\hat{m}_t = m_t / (1 - \beta_1^t) \quad (13)$$

步骤 5 对梯度方差 v_t 进行偏差纠正:

$$\hat{v}_t = v_t / (1 - \beta_2^t) \quad (14)$$

步骤 6 更新参数, 默认学习率 $\alpha=0.001$:

$$\theta_t = \theta_{t-1} - \alpha * \hat{m}_t / (\sqrt{\hat{v}_t} + \varepsilon) \quad (15)$$

其中, $\varepsilon=10^{-8}$, 避免除数为 0。步长通过梯度均值和梯度均方根进行自适应调节。

3.2 实验结果

本研究将主颜色特征与空间位置和形状相关特征进行深度多特征融合的卷积神经网络, 简称为 MCNNs; 将基于深度多特征融合的自适应卷积神经网络, 称为 AMCNNs。当 $\alpha = 1e-5$, $\beta = 1$ 时, CNN

和 MCNNs、AMCNNs 在测试集上的实验结果见表 1。

表 1 CNN、MCNNs 和 AMCNNs 在测试集的准确率比较

Table 1 Accuracy comparison of CNN、MCNNs and AMCNNs on

test set		
算法	准确率	提高率
CNN	82.0%	
MCNNs	86.5%	5.49%
AMCNNs	91.2%	11.21%

其中, 分类算法的提高率为:

$$CA = \frac{Precision_{MCNNs} - Precision_{CNN}}{Precision_{CNN}} \times 100\% \quad (16)$$

$$Precision = r/a \quad (17)$$

其中, a 代表图像库中的图像总数, r 代表图像库中分类正确的图像数目。

从实验效果可以看到, 进行深度多特征融合时由于加入了主颜色特征弥补了 CNN 对颜色特征不敏感的欠缺, 所以 MCNNs 比 CNN 分类准确率提高了 5.49%; 而 AMCNNs 算法在融合深度多特征的基础上进一步优化权重值, 寻找出各特征的最优权值, 从而更大程度地提升了分类准确率, 比 CNN 分类准确率提高了 11.21%。

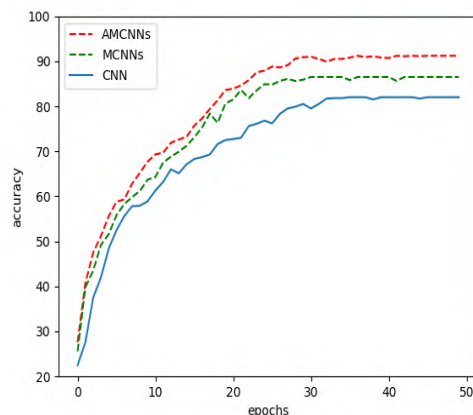


图 3 AMCNNs、MCNNs 和 CNN 在测试集上的曲线精度对比图

Fig.3 Comparison of curve accuracy of AMCNNs、MCNNs and CNN on test set

图 3 是 AMCNNs、MCNNs 和 CNN 在测试集上的曲线精度对比图, 可以看到: 和 CNN 相比, AMCNNs 和 MCNNs ($\alpha = 1e-5$) 在有效提高分类精度的同时加快了收敛速度。此外, 由于各网络模型都使用了去噪深度卷积特征, 所以, 网络模型的性能相对稳定和健壮。在整个测试集的曲线精度对比图上没有出现分类精度大幅度起伏的情况。

使用 MCNNs 网络模型对图像库进行分类时, 不同的 α 、 β 值会产生不同的实验效果, 故选取不同的 α 、 β 值进行实验, 表 2 是其在测试集上的实验结果。

表 2 测试集上不同 α 、 β 值的实验效果比较Table2 Comparison of experimental results of different α and β values on test set

算法	α 值	β 值	准确率
MCNNs	$1e-5$	1	86.5%
MCNNs	$1e-6$	1	89.0%
AMCNNs	$2.5e-7$	1	91.2%

表 2 中, 当 α 值设置为 $1e-5$, β 值设置为 1 时, 准确率是 86.5%; 而 α 值被设置为 $1e-6$ 时, 准确率是 89%, 提升了 2.5 个百分点。由此可见, 不同的 α 、 β 值对 MCNNs 网络模型产生的实验效果不尽相同, 当各特征权值达到最优时, AMCNNs 模型的准确率达到 91.2%。因为实验使用的标准图像素材库 Corel-1000 中只有 1000 张 10 种类别的图像, 所以当准确率达到 91.2%时, 已经是一个相当不错的分类结果了。

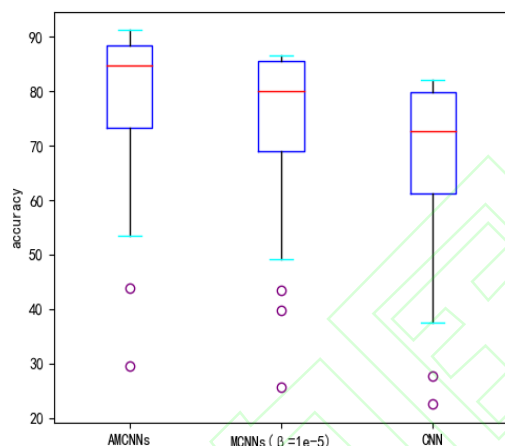


图 4 AMCNNs、MCNNs 和 CNN 在测试集上的准确率

Fig.4 Accuracy of AMCNNs, MCNNs and CNN on test set

从图 4 的箱线图中, 可以观察到, CNN 的最大、最小和中值准确率以及上四分位数和下四分位数均小于 MCNNs ($\alpha = 1e-5$)和 AMCNNs 的相应数字特征。此外, 还可以观察到: AMCNNs 的性能也相对稳定, 抛出的异常值也是最优的。

当 MCNNs 网络模型进行深度多特征融合时, 使用深度去噪卷积特征和未使用深度去噪卷积特征(NMCNNs)时, 在测试集上得到的实验结果见表 3。

表 3 MCNNs 和 NMCNNs 在测试集的准确率比较

Table3 Accuracy comparison of MCNNs and NMCNNs on test set

算法	α 值	β 值	准确率
MCNNs	$1e-5$	1	86.5%
NMCNNs	$1e-5$	1	83.5%

可以看出: 进行深度多特征融合时, 深度去噪卷积特征可以提高图像分类的准确率; 相对于 NMCNNs, MCNNs 的实验性能提升了 3 个百分点。同时, 与表 1

中使用了深度去噪卷积特征的 CNN 实验效果相比, 融合主颜色特征比只使用深度去噪卷积特征的实验性能提升了 1.5 个百分点。

4 结束语

本研究提出了基于深度多特征融合的自适应 CNNs 图像分类算法, 深度融合了图像的主颜色特征和利用卷积神经网络提取的空间位置和形状特征, 弥补了 CNN 网络模型只读取图像空间位置信息, 而对颜色信息不太敏感的不足; 在此基础上提出了运用改进的差分演化算法优化各特征权重值的方法。实验结果表明, 图像分类准确率有了较大程度的提升, 而且模型性能更加稳定和健壮。在未来的研究工作中, 逐渐尝试通过对抗网络增大图像库样本数量, 使模型性能达到更优。

参考文献

- [1] ZHOU Feiyan, JIN Linpeng, DONG Jun. Review of convolutional neural network[J]. Chinese Journal of Computers, 2017, 40(06): 1229-1251.
周飞燕, 金林鹏, 董军. 卷积神经网络研究综述[J]. 计算机学报, 2017, 40(06): 1229-1251.
- [2] Y. Lecun, Y. Bengio, G. Hinton. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7553): 436-444.
- [3] J. Gu, Z. Wang, J. Kuen, et al. Recent advances in convolutional neural networks[J]. Pattern Recognition, 2018, 77(05): 354-377.
- [4] YANG Shaoge. Coronary angiography segmentation based on deep learning[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2019.
杨少戈. 基于深度学习的冠脉造影图像分割[D]. 北京: 北京邮电大学, 2019.
- [5] WEN Huanglu. Research on image classification algorithms based on convolutional neural networks[D]. Xinjiang: Xinjiang University, 2018.
温煌璐. 基于卷积神经网络的图像分类算法研究[D]. 新疆: 新疆大学, 2018.
- [6] A. Krizhevsky, I. Sutskever, G. E. Hinton. Imagenet classification with deep convolutional neural networks[C]//Advances in Neural Information Processing Systems(NIPS). New York, USA: ACM Press, 2012: 1097-1105.
- [7] C. Szegedy, W. Liu, Y. Q. Jia, et al. Going deeper with convolutions[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR). Washington D. C., USA: IEEE Press, 2015: 1-9.
- [8] S. Ioffe, C. Szegedy. Batch normalization: accelerating deep

- network training by reducing internal covariate shift[C]//International Conference on Machine Learning(ICML). New York, USA: ACM Press, 2015: 448-456.
- [9] TIAN Qichuang, WANG Manli. Research progress of deep learning algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(22): 25-33.
田启川, 王满丽. 深度学习算法研究进展[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(22): 25-33.
- [10] R. Kiran, K. Pradeep, B. Bharat. A novel deep learning based hybrid recommender system[J]. Expert Systems With Applications, 2020, 144(C): 113054.
- [11] X. Peng, X. M. Zhang, Y. P. Li, et al. Research on image feature extraction and retrieval algorithms based on convolutional neural network[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2019, 69: 102705.
- [12] Y. Bengio, A. Courville, and P. Vincent. Representation learning: a review and new perspectives[J]. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 2013, 35(08): 1798-1828.
- [13] Y. S. Chen, C. Y. Li, P. Ghamisi, et al. Deep fusion of remote sensing data for accurate classification[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2017, 14(08): 1253-1257.
- [14] LIU Chang. Research on exception analysis and forecasting of line loss based on big data theory[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2018.
刘畅. 基于大数据技术支撑的线损异常分析与线损预测研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2018.
- [15] J. Lambert, O. Sener, S. Savarese. Deep learning under privileged information using heteroscedastic dropout [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR). Washington D. C., USA: IEEE Press, 2018: 8886-8895.
- [16] X. Yao, Y. Xu. Recent advances in evolutionary computation[J]. Journal of Computer Science and Technology, 2006, 21(01): 1-18.
- [17] R. Storn, K. Price. Differential evolution-a simple and efficient heuristic for global optimization over continuous spaces[J]. Journal of Global Optimization, 1997, 11: 341-359.
- [18] B. Liu, L. Wang, Y. H. Jin. Advances in differential evolution[J]. Control and Decision, 2007, 22(07): 721-729.
- [19] H. A. Abbass, R. Sarker, C. Newton. PDE: a Pareto-frontier differential evolution approach for multiobjective optimization problems[C]//Proceedings of IEEE Congress on Evolutionary Computation. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2001: 971-978.
- [20] M. Lin, Q. Chen, S. Yan. Network in network[C/OL]//International Conference on Learning Representations (ICLR). New York, USA: Cornell University Press, 2014. (2014-03-04)[2020-07-02]. <https://arxiv.org/abs/1312.4400>.
- [21] D. Kingma, J. Ba. Adam: a method for stochastic optimization[C/OL]//International Conference on Learning Representations(ICLR). New York, USA: Cornell University Press, 2015. (2015-07-23)[2020-07-02]. <https://arxiv.org/pdf/1412.6980.pdf>.