

# 一种改进卷积神经网络的阿拉伯文字图像识别方法

杨秀璋<sup>1</sup> 施奕<sup>1</sup> 李娜<sup>2</sup> 刘润森<sup>3</sup> 杨琪<sup>4</sup> 武帅<sup>1,5</sup>  
YANG Xiuzhang SHI Yi LI Na LIU Runsen YANG Qi WU Shuai

## 摘要

传统阿拉伯文字研究主要集中于字形释义、文化传承和艺术探究领域,缺乏利用深度学习技术对文字的识别,并且由于古文字的字形变化、数字化读取困难,传统方法识别的准确率较低。针对上述问题,提出了一种改进卷积神经网络的阿拉伯文字图像识别方法。首先采集阿拉伯文字图像数据集,对其进行数值特征转换、图像标准化等预处理操作;接着构建融合注意力机制和四层卷积神经网络的模型,提取具有代表性的局部特征;最后通过全连接层并调用 Softmax 分类器实现阿拉伯文字图像分类,完成图像识别任务。实验结果表明,提出的方法在准确率、精确率、召回率和 F1 值上均有所提升,其值分别是 0.965 7、0.966 2、0.965 8 和 0.966 0,该结果优于传统卷积神经网络和机器学习方法,并通过详细的图像分类实验有效识别出 28 种类别的阿拉伯文字,为少数民族文字自动化和智能化提取及识别研究提供有效支撑。

## 关键词

深度学习; 图像识别; 阿拉伯文字; 卷积神经网络; 数字人文

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2021.09.001

## 0 引言

随着人工智能技术不断发展,模式识别技术<sup>[1]</sup>已被广泛应用到日常工作和生活应用中。手写体字符识别(optical character recognition, OCR)<sup>[2]</sup>是现阶段重点研究内容,但针对少数民族古文字图像的研究相对较少,主要集中于字形释义、文化传承和艺术探究领域,如阿拉伯文字、水族文字等,并且由于其字形变化、数字化读取困难,传统方法识别的准确率较低。因此,如何利用计算机技术和数字化方法构建自动识别少数民族文字的模型,智能化实现民族文字图像分类和识别具有重要研究意义,也是研究者亟需解决的问题。

阿拉伯文字是由 28 个辅音字母和 12 个元音符号(不包括叠音符)组成的文字,被广泛使用在阿拉伯地区及部分伊斯兰教国家<sup>[3]</sup>,阿拉伯文字和伊斯兰文明对沟通中西方文明

起到积极作用<sup>[4]</sup>。本文针对阿拉伯文字图像的特点,提出了一种改进卷积神经网络的阿拉伯文字图像识别方法,通过融合注意力机制和四层卷积神经网络构建模型,实现对不同类别的阿拉伯文字图像分类。该技术也可以应用于不同少数民族文字识别和图像分类领域。

## 1 研究现状

随着图像处理和图像识别技术飞速发展,基于古文字的图像识别研究成为新的方向,这些研究对古文字的释义考究、字形演变、文化源流挖掘提供重要的支撑。李文英等<sup>[5]</sup>针对青铜器铭文提出一种基于两阶段特征映射的神经网络模型,有效提取青铜铭文。刘国英<sup>[6]</sup>总结了基于人工智能和模式识别技术的甲骨文检测和识别进展,并阐述了相关方法的技术细节及基本性能。杨秀璋等<sup>[7-8]</sup>利用图像处理技术研究水族文字,并提出一种基于自适应图像增强技术的水族文字提取与识别方法。张磊等<sup>[9]</sup>利用深度卷积神经网络算法识别传统篆体书法,整个系统包括数据采集、数据扩充、算法训练与测试和算法模型部署等流程。然而,在阿拉伯文字识别方面,仍然缺少利用图像识别技术的相关论文。

此外,基于深度学习的手写体字符识别研究已成为当下研究的重点<sup>[10]</sup>。深度学习通过学习样本数据的潜在规律和表示层次,使得计算机本身能够自主识别图像、文字和声音等数据。相比于传统机器学习算法<sup>[11]</sup>,深度学习算法更加复杂化、智能化,尤其在图像和语音识别领域更加优异。字符识

1. 贵州财经大学信息学院 贵州贵阳 550025
  2. 中国船舶工业系统工程研究院 北京 100094
  3. 深圳拾果科技有限公司 广东深圳 518000
  4. 荣经县政务服务和大数据中心 四川雅安 625200
  5. 涟水县高层次人才发展中心 江苏淮安 223400
- [基金项目] 贵州省科技计划项目(No. 黔科合基础〔2019〕1041, No. 黔科合基础〔2020〕1Y279); 贵州省教育厅青年科技人才成长项目(No. 黔教合 KY 字〔2021〕135); 四川省哲学社会科学重点研究基地川菜发展研究中心科研项目(CC21G02)

别<sup>[12]</sup>研究难点在于其特征提取,如何高效解决特征提取的适用性已成为该领域的普遍性难题。深度学习能够自主学习样本数据特征,不通过人工特征提取,一定程度上降低了特征提取的复杂性。然而传统的深度学习方法在进行特征提取时,存在着识别准确率较低的现象<sup>[13]</sup>。因此,需要结合古文字的特点和实际书写规律,提出更有效的深度学习模型,从而改善手写字识别准确率。基于此,本文提出了一种改进卷积神经网络的阿拉伯文字识别方法。

针对传统深度学习算法进行特征提取存在识别率较低的现象,部分学者针对深度学习模型提出了大量的改善方法,并通过对不同场景进行应用证明效果的改善。张成等<sup>[14]</sup>在LeNet-5网络基础上结合模块匹配算法实现对手写日期字符识别的效果提升。仁青东主等<sup>[15]</sup>在卷积循环神经网络CRNN的基础上结合连接时域分类CTC算法对自然场景下的藏文进行识别,提升了识别效果。张新峰等<sup>[16]</sup>在双向LSTM网络基础上结合CTC-Loss损失函数对手写文字进行识别,收敛效果提升。李祥鹏等<sup>[17]</sup>在传统AlexNet网络模型的基础上进行优化,提出一种增强的卷积神经网络模型AlexNet-L,提升了车牌识别的准确度。

同时,部分学者针对特征提取算法提出改进,并对不同场景进行实验验证。朱倩倩等<sup>[18]</sup>结合投影法与连通域发切分古籍图像,再结合GIST特征算法进行文字识别,最后运用SIFT特征算法进行图像文字风格分类,以实现多样性字体有效分类。刘芳等<sup>[19]</sup>进行藏文笔段分析、笔段分类和笔段识别进行有效特征提取,有效提升了藏文字的特征提取性能。黄婉蓉等<sup>[20]</sup>在卷积神经网络CNN的基础上搭建注意力机制Attention,减少池化操作的复杂性,提高中文字符识别准确率。罗佳等<sup>[21]</sup>将分类器MQDF与分类器SVM进行串行组合,不仅提升了基础算法的通用性,同时也提高了识别率、拒识率以及识别速度。丑远婷等<sup>[22]</sup>通过在卷积神经网络基础上结合Sigmoid分类算法进行特征提取,提升模型电位识别准确率。

图像识别技术是人工智能的重要领域,基于深度学习的图像识别技术在少数民族文字识别领域的研究越来越多。目前,手写体字符识别研究主要以手写体数字识别<sup>[23]</sup>、手写体英文识别<sup>[24]</sup>以及手写体汉字识别<sup>[25]</sup>为主。相比于常见的手写体字符,阿拉伯文字由于其本身具有书写便捷、独特结构、可塑性强、字形变化的特点<sup>[26]</sup>,不同人具有不同写作风格,一定程度上增加了识别阿拉伯文字的难度。

综上,本文将在卷积神经网络的基础之上进行一定程度上的改进,提出一种融合注意力机制和四层卷积神经网络的阿拉伯文字图像识别方法。该方法能提升传统深度学习模型

和机器学习模型的字符识别效果,将本文方法运用于手写体阿拉伯文字,有效拓展了手写体文字识别的研究范畴,具有重要的研究与应用价值。

## 2 阿拉伯文字图像识别模型设计

针对阿拉伯文字图像字形变化明显、数字化读取困难,传统方法识别的准确率较低,缺乏利用深度学习技术研究等问题,本文提出了一种改进卷积神经网络的阿拉伯文字图像识别方法,通过构建模型实现对不同类别的阿拉伯文字分类。

### 2.1 算法总体框架

该模型的算法总体框架如图1所示,通过融合注意力机制和四层卷积神经网络实现阿拉伯文字图像分类。具体步骤如下:

(1)采集阿拉伯文字图像数据集,对其进行图像预处理,包括数值特征转换,图像标准化、形状修改和One-hot编码转换等;

(2)按照比例将数据集随机划分为训练集和预测集,构建四层卷积神经网络,通过卷积层提取具有代表性的局部特征,利用池化操作降低维度并提高模型的容错率;

(3)将卷积神经网络处理后的图像输入注意力机制模块,进一步突出关键特征的权重,最后经过全连接层并调用Softmax分类器实现阿拉伯文字图像分类,完成图像识别任务。

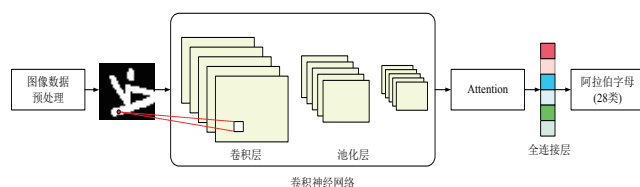


图1 一种改进卷积神经网络的阿拉伯文字图像识别方法框架图

### 2.2 四层卷积神经网络模型

卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)充分融合同类数据特征和局部特征,利用卷积核滚动搜索来实现图像特征提取,从而提高特征利用率和分类准确率。卷积神经网络包括卷积层和池化层,本文构建一个四层卷积神经网络,其模型如图2所示。其中,四个卷积核的大小分别为16、32、64和128,图像的大小为 $32 \times 32$ ,并构建批量标准化层解决特征分布在训练数据中的变化问题,利用最大池化层实现下采样,通过Dropout正则化减小过拟合现象,最后通过全连接层实现分类。

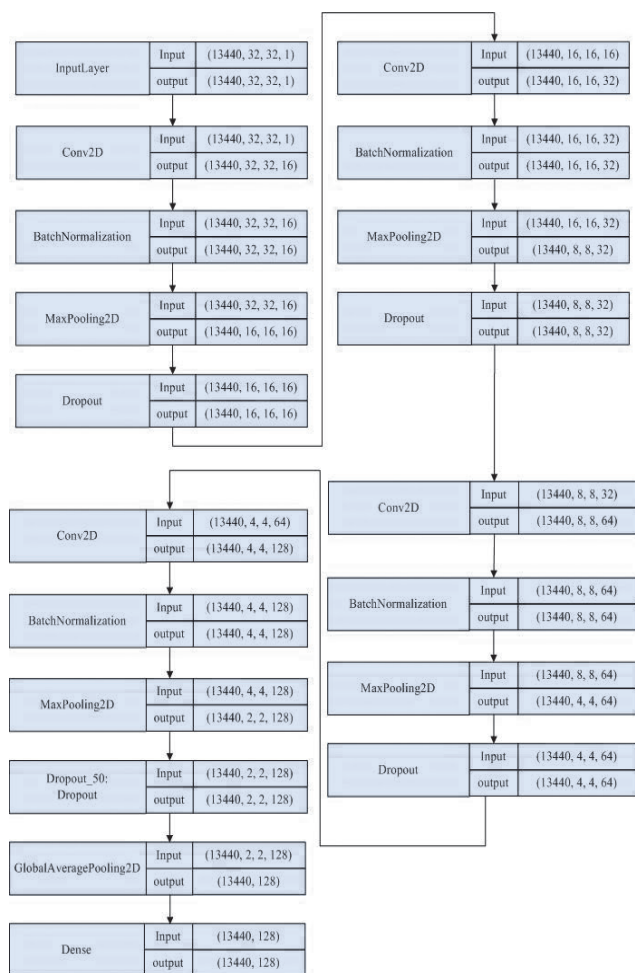


图2 四层卷积神经网络模型

卷积层旨在提取输入阿拉伯文字图像的数据特征，利用卷积核滑动从不同层次进行卷积运算，其计算公式为：

$$h_i^d = f(w_d \times V_i + b_i) \quad (1)$$

式中： $h_i^d$ 表示输出特征结果； $f$ 表示激活函数，该模型采用ReLU激活函数实现； $w_d$ 表示大小为 $d$ 的卷积核； $V_i$ 表示过滤器中输入节点 $i$ 对应的特征值； $b_i$ 表示偏置项。本文模型设置了四个大小为16、32、64和128的卷积核来提取局部图像特征提取。最终滑动滤波器映射得到的局部图像特征集合为 $H_d$ ，对应公式为：

$$H_d = \{h_1^d, h_2^d, \dots, h_{n-d+1}^d\} \quad (2)$$

池化层旨在降低特征维度，减小计算量，让模型更加注重局部特征，同时增大模型适应性。本文模型对卷积层输出的结果进行池化处理，利用最大池化方法来提取特征，其计算公式为：

$$s_i = \max\{H_d\} \quad (3)$$

经过池化层提取阿拉伯文字图像的局部重要特征后，接着利用全局池化层(global average pooling)和全连接层融合输出结果，最终输出特征向量利用Softmax分类器完成图像分类，从而预测阿拉伯文字的类别。

## 2.3 注意力机制

本文模型在四层卷积神经网络基础上增加了注意力(attention)机制层，通过注意力机制进一步突出关键特征。

注意力机制一方面能有效增强神经网络模型对局部特征的关注，对不同位置的图像赋予不同的权重，从而提升关键特征的贡献程度；另一方面，阿拉伯文字的字形变化明显，通过注意力机会可以突出字形变化的细节信息，从而提高分类的效果。

## 3 实验比较与分析

本文实验的处理器为Inter(R) Core i7-9700，GPU为GTX1080Ti，使用的开源深度学习框架为Keras，编程语言为Python3.7。下面开始详细介绍实验比较与分析过程。

### 3.1 数据集及评估指标

本文数据集为Kaggle提供的阿拉伯字母手写图像(aabic handwritten characters dataset)，共由16800幅字符图像组成，涉及28个类别，每个类别600幅图像，每幅图像大小为 $32 \times 32$ 。其中，训练集为13440个样本，测试集为3360个样本。所有图像经过标准化处理，缩放为0至1范围，从而更好地实现分类实验。数据集经过随机分布处理后，最终由各模型完成详细的图像分类实验。

实验评估指标主要为四个经典的分类指标，分别是准确率(accuracy)、精确率(precision)、召回率(recall)和F值(F1-score)。其计算公式为：

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (4)$$

$$precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (5)$$

$$recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (6)$$

$$F_1 - score = \frac{2 \times precision \times recall}{precision + recall} \quad (7)$$

式中：准确率是评估分类正确样本数量占总样本数量的比例，精确率是评估被模型正确分类到某个类别中的比例，召回率是评估属于某类别的查全比例，F1值为精确率和召回率的加权调和平均值。为了减小某些异常实验的影响，整个实验结果为10次图像分类结果的平均值。

### 3.2 实验对比分析

本文构建了一种融合注意力机制的四层卷积神经网络模型，模型的卷积核数量分别为16、32、64和128，激活函数采用relu，学习率为0.001，并增加Dropout层防止出现过拟合现象，对应参数为0.4。

本文首先与经典的单卷积神经网络、机器学习算法进行了对比实验，实验结果如表1所示。由表1可知，本文模型



的精确率、召回率和  $F_1$  值分别为 0.966 2、0.965 8 和 0.966 0，该结果均优于传统的机器学习算法和经典的单卷积神经网络算法。相较于 KNN 模型，其精确率、召回率和  $F_1$  值分别提升 0.407 7、0.482 5、0.447 8；相较于 SVM 模型，其精确率、召回率和  $F_1$  值分别提升 0.308 1、0.312 8、0.310 5；相较于逻辑回归模型，其精确率、召回率和  $F_1$  值分别提升 0.491 2、0.497、0.494 1；相较于随机森林模型，其精确率、召回率和  $F_1$  值分别提升 0.357 5、0.369 4、0.363 5。此外，深度学习 CNN 模型针对阿拉伯字母手写图像的分类效果更好，但该模型也低于本文提出的模型，其精确率、召回率和  $F_1$  值分别降低 0.112 1、0.117 9、0.115，这充分说明了本文构建融合注意力机制的四层卷积神经网络模型能较好地识别阿拉伯字母，能应用于阿拉伯字母图像识别和分类领域。

表 1 各模型阿拉伯文字图像分类对比结果

模型	精确率	召回率	$F_1$ 值
KNN	0.558 5	0.483 3	0.518 2
SVM	0.658 1	0.653 0	0.655 5
逻辑回归	0.475 0	0.468 8	0.471 9
随机森林	0.608 7	0.596 4	0.602 5
CNN	0.854 1	0.847 9	0.851 0
本文模型	0.966 2	0.965 8	0.966 0

图 3 为本文模型针对 28 类阿拉伯字母识别的混淆矩阵图，其类标分别为 0 到 27，可以看到正确识别的阿拉伯字母较多，呈深蓝色广泛分布于对角线区域，其中第 0 类、第 15 类、第 22 类和第 27 类识别的正确率为 100%。

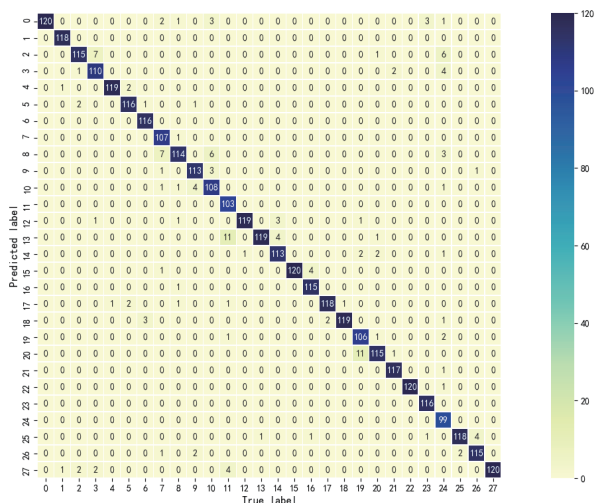


图 3 阿拉伯字母图像分类的混淆矩阵

表 2 是本文改进的深度学习模型的阿拉伯字母图像分类结果，整个 28 类文字的识别效果较好，并绘制了对应的阿拉伯字母图像。其中，识别效果最好的 6 类阿拉伯文字类标分别为第 27 类、第 22 类、第 11 类、第 23 类、第 12 类和第 21 类，

其  $F_1$  值分别为 0.995 7、0.991 7、0.987 6、0.987 6、0.983 6 和 0.983 6。通过分析发现，这些文字的字形相对复杂，并且差异性更大，通过多层卷积神经网络能更好地挖掘其区别，而第 10 类和第 8 类等存在类似的文字，故导致识别的  $F_1$  值较低，仅分别为 0.919 1 和 0.923 1。

表 2 本文深度学习模型的图像分类结果

类标	文字图像	精确率	召回率	$F_1$ 值
0		0.967 7	1.000 0	0.983 6
1		0.975 4	0.991 7	0.983 5
2		0.925 6	0.933 3	0.929 4
3		0.973 0	0.900 0	0.935 1
4		0.991 5	0.975 0	0.983 2
5		0.952 0	0.991 7	0.971 4
6		0.991 3	0.950 0	0.970 2
7		0.958 3	0.958 3	0.958 3
8		0.947 4	0.900 0	0.923 1
9		0.915 4	0.991 7	0.952 0
10		0.939 1	0.900 0	0.919 1
11		0.983 5	0.991 7	0.987 6
12		0.975 6	0.991 7	0.983 6
13		0.951 6	0.983 3	0.967 2
14		1.000 0	0.933 3	0.965 5
15		0.960 0	1.000 0	0.979 6
16		0.991 4	0.958 3	0.974 6
17		0.966 9	0.975 0	0.970 9
18		0.983 2	0.975 0	0.979 1
19		0.921 3	0.975 0	0.947 4
20		0.964 9	0.916 7	0.940 2
21		0.975 6	0.991 7	0.983 6
22		0.983 6	1.000 0	0.991 7
23		0.983 5	0.991 7	0.987 6

表 2(续)

类标	文字图像	精确率	召回率	$F_1$ 值
24		0.942 1	0.950 0	0.946 0
25		0.991 4	0.958 3	0.974 6
26		0.951 2	0.975 0	0.963 0
27		0.991 5	1.000 0	0.995 7

### 3.3 实验性能分析

本文通过改进单层卷积神经网络模型,提出一种融合注意力机制和四层卷积神经网络结构的模型,为了评估模型训练过程的有效性,绘制了如图 4 所示的误差随训练周期变化曲线,以及图 5 所示的准确率随训练周期变化曲线。

由图 4 可知,本文方法的训练和验证过程误差 (Loss) 随迭代次数逐渐降低,其中红色曲线为训练误差,从第二次训练就迅速趋于平缓并最终降低至 0.1866;蓝色曲线为验证误差,最终降低至 0.1824,但存在较小波动。

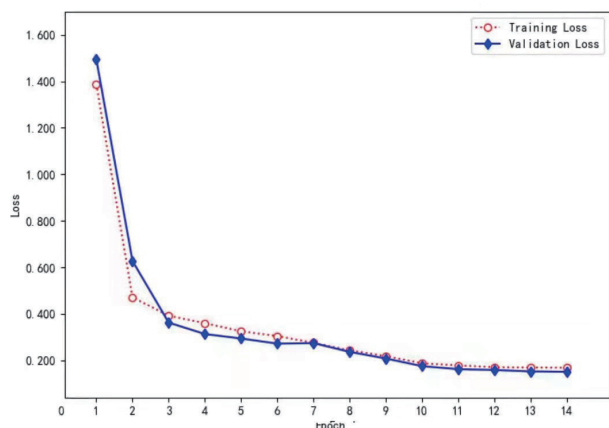


图 4 实验误差变化曲线

由图 5 可知,本文方法的训练和验证过程准确率 (Accuracy) 随迭代次数逐渐升高,其训练和验证最终准确率分别为 0.971 7 和 0.972 2。

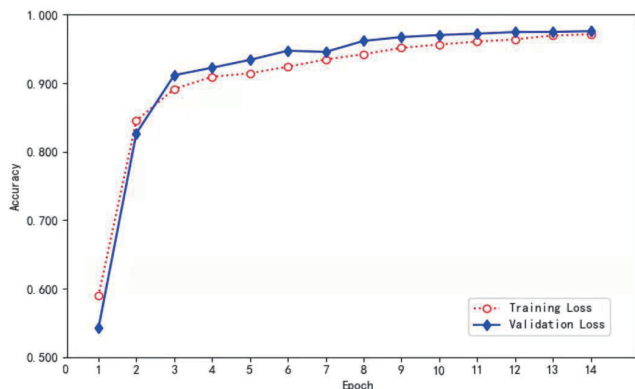


图 5 实验准确率变化曲线

此外,本文对比了不同方法的准确率,其结果如图 6 所示。本文实验的准确率为 0.965 7,该结果均高于传统的卷积神经网络和机器学习方法,比 KNN 算法高 0.419 2,比 SVM 算法高 0.329 3,比逻辑回归算法高 0.500 0,比随机森林算法高 0.369 5,比 CNN 算法高 0.117 8。

最后,本文模型对部分阿拉伯字母预测及真实类标结果如图 7 所示,该实验证明了本文方法能有效识别不同类别的阿拉伯字母。

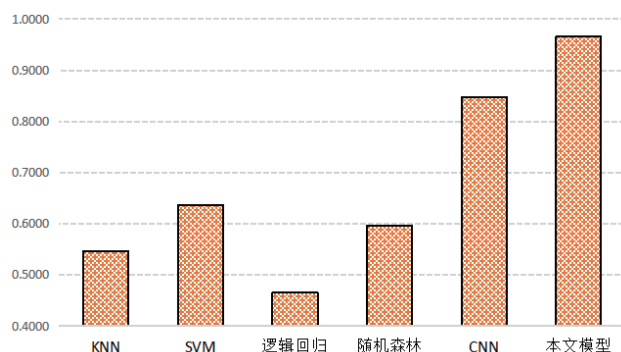


图 6 实验准确率对比结果



图 7 本文模型对部分阿拉伯文字预测结果

## 4 结束语

针对传统阿拉伯文字研究主要集中于字形释义、文化传承和艺术探究领域,缺乏利用深度学习技术对文字进行识别,并且由于古文字的字形变化、数字化读取困难,传统方法识别的准确率较低。本文提出一种改进卷积神经网络的阿拉伯文字图像识别方法。该方法主要分为 3 个核心步骤,首先采

集阿拉伯文字图像数据集, 对其进行图像预处理, 包括数值特征转换、图像标准化、形状修改和 One-hot 编码转换等; 其次, 构建四层卷积神经网络, 通过卷积层提取具有代表性的局部特征, 利用池化操作降低维度并提高模型的容错率; 最后, 将卷积神经网络处理后的图像输入注意力机制模块, 进一步突出关键特征的权重, 经过全连接层并调用 Softmax 分类器实现阿拉伯文字图像分类, 完成图像识别任务。

本文通过详细的对比实验证明了该方法的有效性。这种融合注意力机制和四层卷积神经网络的模型在准确率、精确率、召回率和  $F1$  值上均有所提升, 其值分别是 0.965 7、0.966 2、0.965 8 和 0.966 0, 该结果优于传统卷积神经网络和机器学习方法, 并通过详细的图像分类实验有效识别出 28 种类别的阿拉伯文字。综上所述, 本文的研究为少数民族文字自动化和智能化提取及识别研究提供有效支撑, 对保护少数民族文物古籍、识别民族图像和抢救濒危古文字具有一定的推动作用, 具有重要的学术价值和研究意义。

#### 参考文献:

- [1] 刘世泽, 朱奕达, 陈润泽, 等. 基于残差时域注意力神经网络的交通模式识别算法 [J]. 计算机应用, 2021, 41(6): 1557-1565.
- [2] 张成, 戴俊峰, 熊闻心. 融合 LeNet-5 改进的扫描文档手写日期识别 [J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(9): 207-211.
- [3] 高翔. 维吾尔语中的波斯语、阿拉伯语借词研究 [D]. 北京: 中央民族大学, 2016.
- [4] 丁妮. 阿拉伯书法在中国的演变 [D]. 兰州: 西北师范大学, 2016.
- [5] 李文英, 曹斌, 曹春水, 等. 一种基于深度学习的青铜铭文识别方法 [J]. 自动化学报, 2018, 44(11): 2023-2030.
- [6] 刘国英. 基于深度学习的甲骨文字检测与识别 [J]. 殷都学刊, 2020, 41(3): 54-59.
- [7] 杨秀璋, 夏换, 于小民. 一种基于水族濒危文字的图像增强及识别方法 [J]. 计算机科学, 2019, 46(S2): 324-328.
- [8] 杨秀璋, 武帅, 夏换, 等. 基于自适应图像增强技术的水族文字提取与识别研究 [J]. 计算机科学, 2021, 48(S1): 74-79.
- [9] 张磊, 徐进, 郭瑞, 等. 利用深度卷积神经网络算法识别传统篆体书法的应用研究 [J]. 甘肃科学学报, 2021, 33(3): 48-54.
- [10] 吕昊远, 俞璐, 周星宇, 等. 半监督深度学习图像分类方法研究综述 [J]. 计算机科学与探索, 2021, 15(6): 1038-1048.
- [11] 李翌昕, 邹亚君, 马尽文. 基于特征提取和机器学习的文档区块图像分类算法 [J]. 信号处理, 2019, 35(5): 747-757.
- [12] 王维, 万文略. 基于组合特征的手写英文字母识别方法 [J]. 计算机应用, 2018, 38(S2): 286-289.
- [13] 郑远攀, 李广阳, 李晔. 深度学习在图像识别中的应用研究综述 [J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(12): 20-36.
- [14] 张成, 戴俊峰, 熊闻心. 融合 LeNet-5 改进的扫描文档手写日期识别 [J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(9): 207-211.
- [15] 仁青东主, 尼玛扎西. 基于深度学习的自然场景藏文识别研究 [J]. 高原科学研究, 2019, 3(4): 96-103.
- [16] 张新峰, 闫昆鹏, 赵珣. 基于双向 LSTM 的手写文字识别技术研究 [J]. 南京师大学报 (自然科学版), 2019, 42(3): 58-64.
- [17] 李祥鹏, 闵卫东, 韩清, 等. 基于深度学习的车牌定位和识别方法 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2019, 31(6): 979-987.
- [18] 朱倩倩, 车文刚, 苗晗. 数字化藏文古籍中多样性字体的实现方法研究 [J]. 计算机工程与科学, 2020, 42(11): 2073-2079.
- [19] 刘芳, 尼玛扎西. 基于笔划的藏文字符特征提取方法研究 [J]. 高原科学研究, 2020, 4(3): 105-110.
- [20] 黄婉蓉, 何凯, 刘坤, 等. 基于注意力机制的手写体中文字符识别 [J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(8): 37-42.
- [21] 罗佳, 刘大刚, 杨姝, 等. 基于背景域串行分类器的手写字符识别算法研究 [J]. 微电子学与计算机, 2018, 35(10): 41-45.
- [22] 丑远婷, 邱天爽, 钟明军. 基于卷积神经网络的 P300 事件相关电位分类识别 [J]. 中国生物医学工程学报, 2018, 37(6): 657-664.
- [23] 郭伟林, 邓洪敏, 石雨鑫. 基于局部二进制和支持向量机的手写体数字识别 [J]. 计算机应用, 2018, 38(S2): 282-285+289.
- [24] 王维, 万文略. 基于组合特征的手写英文字母识别方法 [J]. 计算机应用, 2018, 38(S2): 286-289.
- [25] 郑延斌, 韩梦云, 樊文鑫. 基于二维主成分分析与卷积神经网络的手写体汉字识别 [J]. 计算机应用, 2020, 40(8): 2465-2471.
- [26] 杨树强. 基于深度学习的阿拉伯手写体字符识别方法研究及应用 [D]. 兰州: 兰州理工大学, 2020.

#### 【作者简介】

杨秀璋 (1991—), 男, 贵州凯里人, 硕士, 助教, 研究方向: 数据挖掘、知识图谱、数据分析;

武帅 (1994—), 通讯作者, 男, 江苏淮安人, 助理工程师, 硕士, 研究方向: 图书情报、大数据分析、文本挖掘。

(收稿日期: 2021-07-08 修回日期: 2021-07-30)