

基于 TensorFlow 的人脸识别系统设计

Design of a TensorFlow Based Facial Recognition System

陈林韬 李智慧

Lintao Chen Zhihui Li

河南工业大学信息科学与工程学院 中国 · 河南 郑州 450001

School of Information Science and Engineering, Henan University of Technology, Zhengzhou, Henan, 450001, China

摘要: 论文设计了一种基于 TensorFlow 的人脸识别系统。该系统使用深度学习中卷积神经网络实现人脸图像处理,能够自动识别人脸,并提供人脸识别服务。本文的研究重点在于人脸识别算法的优化和系统性能及稳定性的提高。首先,以常用的人脸识别算法为基础设计几种模型算法,并进行了分析和比较,筛选出了准确率高、稳定性好的算法。在实验过程中,使用了多种评估指标,来评估不同算法的性能和精度。结果表明,在实现该系统的环境下,设计的基于深度学习的算法在人脸识别上具有较高的准确率和稳定性。其次,对模型的性能和稳定性进行了分析。在最佳模型的基础上,再对模型参数进行调整和优化,以有效地提高系统的性能和稳定性。最后,基于上述最佳模型和参数设计了一个完整的人脸识别系统,并进行了实际测试。结果表明,该系统具有较高的人脸识别准确率和稳定性。

Abstract: This paper designs a TensorFlow based facial recognition system. This system uses deep learning convolutional neural networks for facial image processing, which can automatically recognize faces and provide facial recognition services. The focus of this article is on optimizing facial recognition algorithms and improving system performance and stability. Firstly, several model algorithms were designed based on commonly used facial recognition algorithms, and analyzed and compared to select algorithms with high accuracy and good stability. During the experiment, various evaluation indicators were used to evaluate the performance and accuracy of different algorithms. The results indicate that the designed deep learning based algorithm has high accuracy and stability in face recognition in the environment where the system is implemented. Subsequently, the performance and stability of the model were analyzed. On the basis of the optimal model, adjust and optimize the model parameters to effectively improve the performance and stability of the system. Finally, a complete facial recognition system was designed based on the optimal model and parameters mentioned above, and practical testing was conducted. The results indicate that the system has high accuracy and stability in face recognition.

关键词: TensorFlow; 人脸识别; 准确率; 稳定性

Keyword: TensorFlow; facial recognition; accuracy; stability

基金项目: 河南工业大学本科教育教学改革研究与实践项目 (项目编号: xxxxy2023007)。

DOI: 10.12346/csai.v1i4.8156

1 引言

当代社会,人脸识别技术已经成为人们生活中不可或缺的一部分。人脸识别技术的出现和应用,具有重要的背景和意义。随着人工智能技术的不断发展,人脸识别技术也

逐渐变得更加智能化。未来的人脸识别技术将不仅仅是简单的身份验证,还将应用于更多的领域,如自动驾驶、智能家居等,为人们带来更加智能化的生活方式^[1]。人脸识别技术的应用可以为人们的生活带来很多便利,也可以提高管理效

【作者简介】陈林韬 (2001-), 男, 中国福建龙岩人, 本科, 从事无线通信技术、边缘计算系统和群体智能方法研究。

率 and 安全性，具有重要的现实意义。同时，人脸识别技术也为相关领域的研究提供了新的思路和方法，推动了人工智能技术的发展和应 用。人脸识别技术的应用前景非常广阔，具有非常重要的战略意义^[2]。在论文中，主要研究内容是对人脸识别算法比较和优化，目的是提高用于人脸识别的算法精确度和稳定性。在 Python 环境下，在 TensorFlow 框架下将卷积神经网络模型进行可视化处理及性能评估，再依此对模型进行优化改进。

2 基于 TensorFlow 人脸识别系统设计

基于深度学习的人脸识别技术，指的是使用深度学习算法来进行人脸特征提取和身份识别的人脸识别方法^[3]。该技术相较于传统特征提取的人脸识别技术，具有更好的性能和鲁棒性。

在人脸识别系统 中对数据集的生成和处理。首先，对人脸图像进行捕捉，再对其进行分类（本论文中，将不同人的图像放在对应名称的文件夹中实现）；其次，读取数据集中图像及对应标签传入程序中；最后，对读取的数据进行数据处理和数据划分，以便应用在卷积神经网络模型训练中。

在人脸识别系统 中对卷积神经网络模型的构建与训练。首先，构建模型（本文使用 Keras Sequential 模型），对模型各个层进行设计；其次，将处理好的数据集导入模型训练程序进行模型训练；再次，已训练的模型使用测试集进行准确性和稳定性的评估；最后，应用模型对测试样本进行预测。

对上述系统流程架构的概述如图 1 所示。

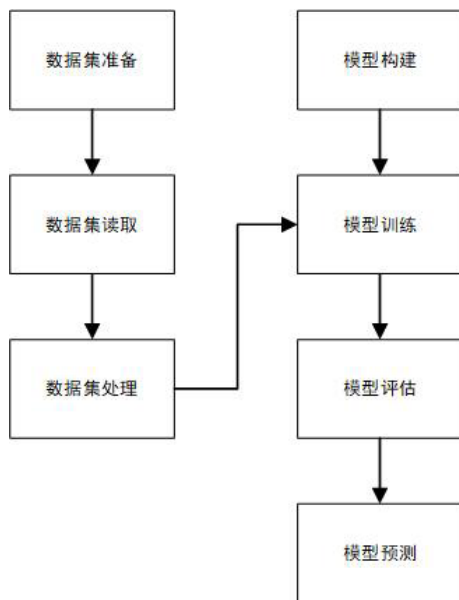


图 1 人脸识别流程

2.1 数据集处理

首先，在 Python 环境下使用 OpenCV 进行人脸正脸检测与捕捉。其中系统进行人脸检测使用的是 OpenCV 自带

的分类器。其次，将捕捉到的人脸图片进行预处理，调整为正方形、特定大小 64×64 ，再将处理后的图片按姓名做标签分类。接着将图片与标签链接如，即按文件分类进行一一对应，就构建成了基本的数据集。对数据集进行抽样，验证图片与标签的对应程度，检验程序效果如，二者对应无差错。再对数据集进行数据增强，将图片随机水平垂直旋转与翻转，扩充数据集，提高模型泛化能力^[4]。最后，将数据集进行划分，分为训练集、验证集和测试集，划分比例为 $7 : 3 : 1$ ，其中训练集与验证集无重合，测试集与前两种有重合。数据集图片与标签验证如图 2 所示。

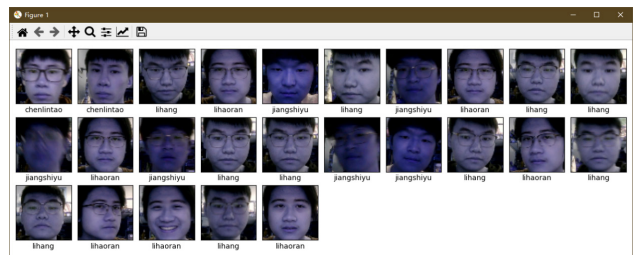


图 2 数据集图片与标签验证

2.2 模型设计与训练

以人脸识别常用的模型 VGG 作为基础，在算法上进行改进，只提取较浅的图像特征。设计 4 个模型进行对比，模型层配置如表 1 所示。

表 1 神经网络模型

ConvNet Configuration			
A	B	D	E
9 weight layers	11 weight layers	12 weight layers	13 weight layers
input(64 × 64 RGB image)			
conv3-32	conv3-32	conv3-32	conv3-32
	conv3-32	conv3-32	conv3-32
maxpool			
dropout(0.25)			
conv3-64	conv3-64	conv3-64	conv3-64
	conv3-64	conv3-64	conv3-64
maxpool			
dropout(0.25)			
conv3-128	conv3-128	conv3-128	conv3-128
conv3-128	conv3-128	conv3-128	conv3-128
		conv3-128	conv3-128
			conv3-128
maxpool			
dropout(0.25)			
flatten			
FC-256			
dropout(0.5)			
FC-4			
soft-max			

先用多分类问题常用的模型配置：损失函数为稀疏分类

交叉熵 (SCC)，优化器为随机梯度下降 (SGD)。由于设备性能有限，在模型训练时使用默认的批量训练大小 32，学习周期 10。在此基础上对 4 个模型进行准确性的横向比较，结果不同模型训练集准确度如图 3 所示。

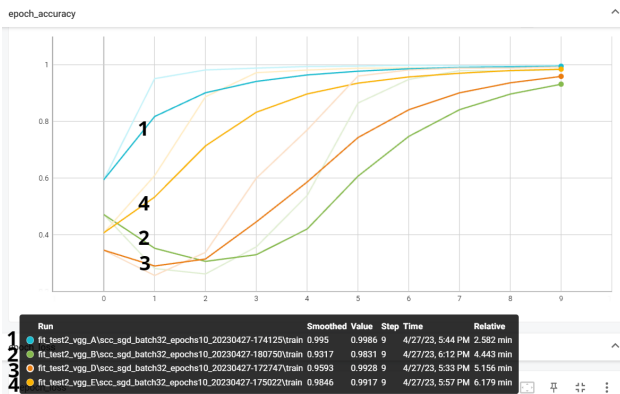


图 3 不同模型准确度

如图例对应各模型表现，其中 A 模型曲线 1 精确度趋近 1 的速度相比于其他模型曲线要快，即收敛性好。此外，其训练时间相较于其他模型也是最快速的。其次，E 模型曲线 4 收敛性比除 A 模型曲线 1 外的其他模型曲线要好，但其训练时间最长。

再结合模型结构对比可知，在模型深度上，A 模型深度最浅，E 模型深度最深。随模型深度提高，收敛性随之增强 (B > D > E)。

综上所述，选取 A 模型进行后续超参数调整实现模型进一步优化。

2.3 模型优化

在上小节 A 模型基础上，对模型配置的损失函数和优化器进行对比验证。使用常用的损失函数如稀疏分类交叉熵 (SCC) 和均方误差 (MSE)，优化器如随机梯度下降 (SDG) 和自适应梯度 (AdaGrad)。

四组参数对比验证结果如图 4 所示。

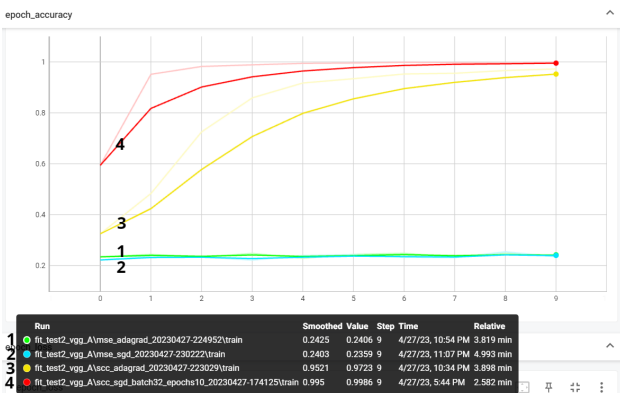


图 4 A 模型不同参数准确度

由图 4 结果，曲线 1 和 2 对应模型损失函数为均方误差，准确率仅有 20%，远低于曲线 3 和 4 以稀疏分类交叉熵为

损失函数的模型。所以在该模型中以稀疏分类交叉熵为损失函数的模型性能更佳。

曲线 3 和 4 对应模型损失函数为稀疏分类交叉熵，而曲线 4 以随机梯度下降为优化器，曲线 3 以自适应梯度下降为优化器。可见曲线 4 准确率收敛速度更快，且数值更加逼近。所以在该模型中以随机梯度下降为优化器的模型性能更佳。

综上所述，对于 A 模型使用稀疏分类交叉熵 (SCC) 作为损失函数，以随机梯度下降 (SGD) 作为优化器的配置性能最佳。

2.4 系统测试

选取最佳模型及配置后，将其应用在人脸识别上。

首先对数据集中随机抽取部分图片进行预测，将预测概率和结果显示在图像下方，预测效果如图 5 所示。可见图像与标签均对应，在对数据集的预测准确度几乎高达 99%，模型实现效果好。

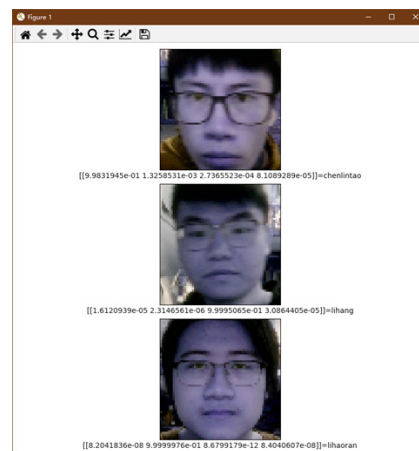


图 5 模型对数据集预测结果

再由实时摄像头传输视频流进行实时人脸预测，效果如图 6 所示。人脸角度和环境光线对结果的影响很大，准确性还有待提高，但基本预测准确。

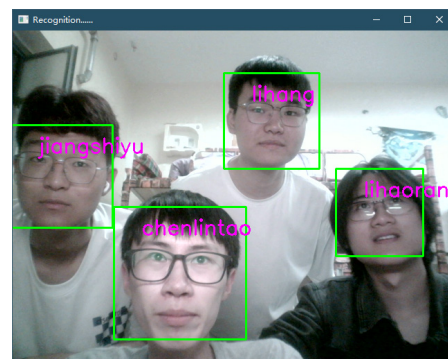


图 6 模型对实时摄像头视频流预测结果

3 结论

论文提出的改进模型在经对比验证后选取最佳模型，再对超参数调整实现了准确率和性能的提升，在系统实现环境

下表现良好。模型训练与测试集的准确率收敛速度快，训练耗时间短；模型在对数据集和实时摄像头视频流的预测效果好。实验结果表明：在该系统实现的环境下，设计的算法模型能够满足单帧图片和实时视频流的预测需求。

虽然本研究设计的人脸识别系统已经取得了较好的实验结果，但对于多角度、遮挡等情况下的人脸识别，系统的准确率还有待提高，仍然有一些其他待解决的问题和需要改进的方面：对于卷积神经网络模型的设计和优化还需要进一步的研究；对于多角度、光照条件变化等情况下的人脸识别，系统的准确率还有待提高；在实际应用中，系统需要处理的人脸图像数量和种类都可能非常庞大，如何更好地处理大规模数据集是一个需要进一步研究的方向；为了提高系统的实

用性和便利性，可以进一步研究人脸识别系统与其他技术的结合，如深度学习模型和传统的机器学习算法的结合等。

参考文献

- [1] 康佩钰.基于PCANet和稀疏表示的人脸识别新算法研究[D].兰州:兰州大学,2020(1).
- [2] 严严,陈日伟,王茜子.基于深度学习的人脸分析研究进展[J].厦门大学学报(自然科学版),2017,56(1):13-24.
- [3] 杨迪,耿超娟.基于深度学习的人脸识别技术分析探究[J].赤峰学院学报(自然科学版),2019,35(11):65-67.
- [4] 倪立旺.基于深度学习的知识图谱补全技术研究[D].成都:电子科技大学,2020(7).