

摘 要

基于嵌入式的人脸识别算法的研究与实现

在这个信息技术飞速发展的时代,传统的身份识别技术越发地满足不了人们的需求,因此人们使用人体生物信息来进行身份识别,人脸识别正是其中关键的一项。近些年来,随着卷积神经网络和大规模人脸数据集的发展,利用深度学习技术进行人脸识别取得了显著的进展,并且在实际生活中得到广泛的应用。同时随着嵌入式人工智能设备也在不断进行技术上的突破,基于嵌入式设备的轻量型人脸识别网络也能得以部署。因此本文对于轻量型人脸识别技术进行更加深入地研究,主要研究内容如下:

(1) 人脸特征提取网络的研究与设计。针对嵌入式硬件设备的内存和计算能力有限,导致常规卷积神经网络因为参数量和计算量较大而不能正常部署问题,基于对MobileNet以及MobileFaceNet等卷积神经网络的研究,设计出一种新型的轻量型卷积神经网络架构。本文设计的轻量型网络架构使用深度可分离卷积以及一些其它减少参数量和计算量的技术,提高了该网络的运算速度,满足嵌入式设备的需要,更好地进行人脸特征信息的提取。

(2) 注意力结构嵌入设计。在新设计的轻量型卷积网络中嵌入基于通道信息和空间位置信息的坐标注意力机制,通过在倒残差结构中加入坐标注意力,来帮助网络更高效地分析和理解人脸信息,能更加隐式地、自适应地寻找潜在的关键特征,更为有效地对人脸特征信息进行提取,进一步提升人脸识别网络的准确率。

(3) 联合损失函数的设计。在损失函数的设计时,本文考虑到训练集人脸图片质量对于模型的影响,采用MagFace Loss损失函数,根据图片特征的模长评价图片的质量,将容易识别的简单样本拉近到类的中心,将难的样本推离类的中心,保持良好的类内分布。同时在采用MagFace Loss的基础上使用Center Loss联合训练,缩小边缘样本距离类的中心,在兼顾良好类内分布的同时保持较好的类间距离。

(4) 人脸识别系统的部署。基于本文提出的轻量型网络及各种优化,开发了

一个人脸识别系统，用于在大型考试中无联网情况下的考场进行人脸识别，方便在考试中减轻人工核查考生身份负担，系统部署在Jetson嵌入式设备。系统主要模块为人脸检测模块、人脸对齐裁剪模块、人脸特征提取模块和人脸识别模块等，最为核心的模块是人脸特征提取模块，经前面各模块处理人脸图片后，提取人脸特征信息并进行身份判断。用于系统部署的模型的训练使用Glint360K中亚洲人脸数据集，推理使用ONNX架构进行加速，保证在特定使用环境下更好的效果。

关键词：

人脸识别； 嵌入式； 轻量型网络； 人脸特征提取； 注意力机制

ABSTRACT

Research and Application of Face Recognition Method Based On Embedded Systems

In this era of rapid development of information technology, traditional identification technologies are increasingly unable to meet people's needs. Therefore, people use human biological information for identity recognition, and facial recognition is a key component of this. In recent years, with the development of convolutional neural networks and large-scale facial datasets, significant progress has been made in facial recognition using deep learning techniques, and has been widely used in real life. At the same time, with the continuous technological breakthroughs of embedded AI devices, the lightweight face recognition network based on embedded devices can also be deployed. Therefore, this paper conducts a more in-depth research on lightweight face recognition technology, and the main research contents are as follows:

(1) Research and design of facial feature extraction networks. Due to the limited memory and computing power of embedded hardware devices, conventional convolutional neural networks cannot be deployed properly due to their large parameter and computational requirements. Based on research on convolutional neural networks such as MobileNet and MobileFaceNet, a new lightweight convolutional neural network architecture is designed in this article. The lightweight network architecture designed in this article uses depthwise separable convolution and other techniques to reduce parameter and computational requirements, thereby improving the network's processing speed and meeting the needs of embedded devices for better facial feature information extraction.

(2) Attention mechanism embedded design. The coordinate attention mechanism based on channel information and spatial location information is embedded in the newly designed lightweight convolutional network. By adding coordinate attention to the inverted bottleneck structure, it helps the network analyze and understand face

information more efficiently, can find potential key features more implicitly and adaptively, extract face feature information more effectively, and further improve the accuracy of the face recognition network.

(3) Design of the joint loss function. When designing the loss function, this article considers the influence of the quality of the facial images in the training set on the model, and adopts the MagFace Loss function. This loss function evaluates the quality of the image based on the magnitude of its features, bringing easy-to-recognize simple samples closer to the center of the class, and pushing difficult samples away from the center, maintaining a good intra-class distribution. At the same time, Center Loss is used for joint training based on MagFace Loss, which reduces the distance between edge samples and the center of the class while maintaining a good inter-class distance while ensuring a good intra-class distribution.

(4) Deployment of face recognition system. Based on the lightweight network and various optimizations proposed in this paper, a personal face recognition system has been developed, which is used for face recognition in the examination room without network in the large-scale examination. It is convenient to reduce the burden of manually checking the identity of candidates in the examination. The system is deployed in the Jetson embedded device. The main modules of the system are face detection module, face alignment and clipping module, face feature extraction module and face recognition module. The most core module is the face feature extraction module. After processing the face image by the previous modules, the face feature information is extracted and the identity is judged. The training of the model used for system deployment uses the Asian face data set in the Glint360K, and the reasoning uses the ONNX architecture to speed up to ensure better results in specific use environments.

Keywords:

Face recognition; Embedded systems; Lightweight networks; Face feature extraction; Attention mechanism

关于学位论文使用授权的声明

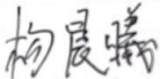
本人完全了解吉林大学有关保留、使用学位论文的规定，同意吉林大学保留或向国家有关部门或机构送交论文的复印件和电子版，允许论文被查阅和借阅；本人授权吉林大学可以将本学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或其他复制手段保存论文和汇编本学位论文。


（保密论文在解密后应遵守此规定）

论文级别： 硕士 博士

学科专业： 软件工程

论文题目： 基于嵌入式的人脸识别算法的研究与实现

作者签名： 

指导教师签名： 

2023年5月25日

目 录

第一章 绪论	1
1.1 论文研究背景及意义	1
1.2 国内外研究现状	2
1.2.1 传统人脸识别方法	2
1.2.2 基于深度学习的人脸识别方法	3
1.3 嵌入式系统简介	4
1.4 论文研究内容与贡献	5
1.4.1 论文研究内容	5
1.4.2 论文贡献	5
1.5 论文组织结构	6
第二章 人脸识别常用网络结构和损失函数	8
2.1 人脸检测	8
2.1.1 MTCNN	8
2.1.2 RetinaFace	9
2.2 常用卷积网络	12
2.2.1 ResNet	12
2.2.2 MobileNet 系列	13

2.3 常用损失函数	19
2.4 本章小结	25
第三章 轻量型人脸识别算法设计	26
3.1 引言	26
3.2 网络结构设计	26
3.3 注意力机制设计	29
3.4 联合损失函数设计	32
3.5 实验数据集	33
3.5.1 MS-Celeb-1M 数据集	33
3.5.2 LFW 数据集	34
3.5.3 CFP-FP 数据集	35
3.5.4 AgeDB-30 数据集	35
3.6 实验与结果分析	36
3.6.1 实验环境	36
3.6.2 实验设置	36
3.6.3 实验结果及分析	36
3.7 本章小结	41
第四章 基于嵌入式的人脸识别系统的部署	42

4.1 识别算法的部署准备	42
4.1.1 模型的重新训练	42
4.1.2 基于 ONNX 的模型加速	43
4.2 系统使用环境	44
4.3 系统功能设计	45
4.4 系统功能实现	48
4.5 本章小结	50
第五章 总结与展望	51
5.1 工作总结	51
5.2 未来展望	52
参考文献	53
作者简介及研究生期间所获成就	57
致 谢	58

第一章 绪论

1.1 论文研究背景及意义

传统身份识别是利用身份证、护照、磁卡等带有身份信息的外物来识别个人身份，但存在明显的弊端，如外物丢失会导致身份信息泄露且无法通过身份识别。而随着现代科技的发展，特别是计算机、数学与光学、生物学等技术的发展，利用人体的面部信息、指纹信息、虹膜信息等进行个人身份的鉴定技术被提出，统称为生物识别技术。生物识别技术相比于传统识别技术具有其独特的优势从而逐步成为现代社会身份鉴别的主要手段。与人体的其他生物特征信息一样，人脸信息是人类与生俱来的，其独特性和各种优良特性为身份识别提供了必要的先决条件。相比于指纹、虹膜等生物信息的识别，人脸识别技术具有其独特的优势：非侵入性^[1]，用户只需要在相机能清晰捕捉的视野内就能完成人脸识别，这使得人脸识别成为最方便用户的生物识别方式，目前已经广泛地应用在日常生活之中。

随着深度学习^[2]和卷积神经网络^[3]的发展，同时伴随着人脸识别数据集的扩充与完善，基于卷积神经网络的人脸识别技术得以飞速发展。许多国内外的公司的主流做法都是使用基于卷积神经网络的人脸识别技术，由于神经网络具有庞大的参数量和计算量，主流的做法是将训练完毕的模型部署于云服务器上，通过边缘设备进行图像的采集，使用通信网络进行信息传输，在服务器上执行人脸识别模型的运算和对比，最后将结果返回给使用终端。

综上所述，人脸识别技术已经应用于各个领域，但是将人脸识别技术部署于实际场景的应用过程中时还存在一些问题，例如经常存在一些没有网络的地方，无法通过本地采集数据上传到云服务器进行运算，也就无法得出相应的结果，而一般的智能终端设备受限制于自身的内存和计算能力，无法完成人脸识别模型的部署^[4]。因此，本文提出了一种新型的轻量型卷积神经网络，在保证人脸识别准确率的同时，尽可能地减少网络的参数量和计算量，使其能够部署在通用嵌入式平台等计算资源和存储资源有限的设备中，具有很好的研究意义以及工程实用意义。

1.2 国内外研究现状

人脸识别技术是指能够在图片或者视频帧中识别被拍摄者人脸的技术。

1.2.1 传统人脸识别方法

从 20 世纪 70 年代开始，人脸识别技术已经成为计算机视觉和生物识别领域研究最多的课题之一。早期的人脸识别方法只能在非常有限的设备上工作，但是即使在这种环境下，也能证明使用计算机自动识别人脸是可行的。

首先就是基于几何的方法^[5]，主要是利用人脸的几何特征来识别人脸，这些几何特征包括脸部的轮廓、眼睛、鼻子、嘴巴等。其中最常用的方法是基于人脸特征点的几何分析方法。该方法利用计算机视觉技术检测人脸的特征点，然后通过计算这些特征点之间的距离、角度、比例等几何特征来识别人脸。这些几何特征可以用于建立人脸模型，进而进行人脸匹配和识别。

其次是基于子空间的方法，它利用人脸图像的子空间结构来进行特征提取和分类。该方法的核心思想是，将人脸图像表示为一个高维向量，并将这些向量投影到一个低维子空间中，从而提取出代表人脸特征的子空间结构。这一类中最流行的方法就是基于主成分分析（PCA）的方法，如Eigenfaces^[6]，该方法利用主成分分析将人脸图像转换为一组基础人脸图像，然后利用这些基础人脸图像来描述每个人脸图像，通过计算人脸图像在该基础人脸空间中的投影，可以进行人脸识别。还有一种线性判别分析法（LDA），该方法利用线性代数的方法，将人脸图像投影到一个低维子空间中，同时保留类别之间的区别，从而提高识别准确率^[7]。这点与PCA不同。但在多个数据集上，这种方法被证明优于PCA。这些方法都基于子空间的思想，利用数学方法从人脸图像中提取出特征信息，并将其表示为低维向量的形式，从而实现人脸识别。

再次就是基于局部特征的方法，其核心思想是从人脸图像中提取局部特征，然后通过匹配这些特征来进行人脸识别。与基于子空间的方法不同，基于局部特征的方法更加关注人脸图像中的局部特征信息，可以更好地应对光照、姿态等变化因素。使用较多的有局部二值模式（LBP），该方法将人脸图像划分为若干个局部区域，并

对每个区域进行局部二值化操作，从而提取出图像的纹理特征，然后可以通过比较不同人脸图像中的LBP^[8]特征来进行人脸识别。还可以使用方向梯度直方图（HOG）方法，因为HOG特征对于光照、旋转和小位移的变化具有很强的鲁棒性，使得效果更加优秀。以及提取Gabor^[9]特征等，这些特征更具有鉴别性，这些方法往往可以和其它方法一起使用，如基于整体的方法和基于特征的方法一起使用等。

最后是基于混合的方法，混合方法是指结合了子空间方法和基于局部特征的方法。先使用基于特征的方法（比如LBP）提取局部特征，再使用子空间方法（比如PCA）投影获取低维、鉴别特征，将基于子空间和基于特征的方法相结合的方法。

1.2.2 基于深度学习的人脸识别方法

深度学习最初提出于 20 世纪 80 年代，是机器学习的一个重要分支。深度学习 2012 年被用于 ImageNet 比赛，通过在当时构建出的 AlexNet^[10] 网络，获得 ImageNet 比赛冠军，引起了众多学者关注，因此不断有研究者将深度学习技术应用于人脸识别任务中。目前已经形成基于深度学习的人脸识别技术体系，能够不断解决人脸识别任务中遇到的诸多难题。

深度学习方法大多使用神经网络架构，通过大量的数据和神经网络结构进行训练，从数据中主动学习自己需要的特征。深度模型通过多个层级的非线性变换，从而实现高层次的特征提取和分类，最后将数据转发到网络顶部的一个或多个完全连接的层，输出是代表人脸的压缩特征向量。深层神经网络的最低层用来提取简单的纹理特征，随后的卷积层可能用来提取稍微复杂的纹理特征，再往上学习到的特征可能更加复杂，一直到高层特征，可能一些简单的面部结构已经开始出现，比如高鼻子和大眼睛，直到最后一层网络的输出，已经足以解释特定的人脸信息。

2014 年 FaceBook AI 研究院提出 DeepFace^[11]，作者引入 3D 人脸对齐技术和卷积神经网络，首先使用卷积神经网络提取人脸特征，再将提取到的人脸特征进行归一化处理，最终在 LFW 数据集^[12]上取得接近人类表现的 97.35% 准确率。同年香港中文大学汤晓鸥团队发表 DeepID^[13] 系列论文，根据对齐后的人脸图像，通过十个区域、三种尺度、两种颜色空间共计裁出六十个人脸块，使用 60 个卷积神经网络分别训练，每个网络从一个特定的人脸块及其经过水平翻转的对应面中提取两个 160 维度

DeepID向量，共计 $60 \times 2 \times 160$ 维特征，通过这些信息，可以对图像中的人脸进行识别，最终在LFW数据集上取得 97.45%准确率。

2014 年由谷歌团队提出的GoogleNet^[14]在ImageNet大赛中取得分类任务的第一名，2015 年谷歌团队提出FaceNet^[15]，直接学习从人脸图像到紧致欧式空间的映射，欧式空间距离直接等同于人脸的相似性，将FaceNet嵌入作为特征向量，相当于是使用经过训练的深度神经网络来直接优化嵌入本身。FaceNet直接将图像经过GoogleNet网络得到映射到欧式空间的 128 维度特征向量，并且提出使用三元组损失函数替代Softmax损失函数，最终在LFW数据集上取得 99.63%的准确率。

2015 年，牛津大学视觉组也提出VGGFace^[16]，作者使用经过改进的VGGNet^[17]作为神经网络，最终在LFW数据集得到 98.85%的准确率，并且该组开源了其制作的VGGFace大型人脸数据集。

随着网络结构的发展越来越复杂，网络性能在一定程度上得到了提高，但网络层数的增加也带来了训练上更加困难的问题。2015 年，微软的何凯明等四位学者提出ResNet^[18]残差网络，能够堆叠网络层数显著提高识别的准确率，并且容易优化。使用跳跃连接，能够缓解深度网络中增加层数带来的梯度消失问题，目前图像识别中使用的主要框架为ResNet网络。

1.3 嵌入式系统简介

嵌入式系统^[19]以应用为导向，专用于特定任务，按需求进行裁剪，严格对产品的尺寸和成本进行优化控制的专用计算机系统。在如今万物互联的世界中，嵌入式系统已经将我们完全包围，从手机、相机等个人娱乐设备到无人机、雷达等军事航天类设备，都使用了嵌入式设备，嵌入式从提出到现在都在稳步发展。

当前日常使用的人工智能都是通过联网来实现的，比如手机的语音识别功能，都是通过网络将信息传输到后台服务器，经过运算再把文字传输给手机。在这种模式下，使用的场景是受到限制的，在没有网络的环境里以及后台服务器的升级都可能导致终端无法使用某些功能。因此嵌入式人工智能就显得越发重要了，嵌入式人工智能是指设备无需联网、凭借设备本身的计算能力来进行本地计算，完全不依赖于云端的服务器。嵌入式人工智能设备在各行各业的应用都拥有巨大的潜力，在医

以上内容仅为本文档的试下载部分，为可阅读页数的一半内容。如要下载或阅读全文，请访问：<https://d.book118.com/507024043130006050>