

文章编号: 2095-2163(2023)05-0166-05

中图分类号: TP389.1

文献标志码: A

基于深度学习的跨年龄人脸识别技术研究与应用

陈坤, 黄兴能, 谭皓, 蒙世初

(百色市公安局 科技信息化科, 广西 百色 533099)

摘要: 人类面部特征随着年龄的增长发生着潜移默化地变化, 人脸老化过程的建模极其复杂, 这使得跨年龄的人脸识别十分困难。为应对年龄变化引起的人脸识别问题, 本文对国内外跨年龄人脸识别技术的发展现状进行了分析和总结, 并提出了基于深度学习的跨年龄人脸识别算法。该算法基于卷积神经网络的图像细粒度分类算法框架(One-Squeeze Multi-Excitation+Multi-Attention Multi-Class, OSME+MAMC), 使用卷积注意力模块, 从人脸的不同注意力区域中获得身份和年龄特征, 并借鉴度量学习的方法, 实现类间差异和类内共同特征的提取, 以达到提升跨年龄人脸识别准确率的目的。实验结果表明, 在公开的 Face Gap 数据集上该算法的识别准确率约为 95%。

关键词: 跨年龄人脸识别; 深度学习; 卷积神经网络; 注意力机制; 细粒度分类

Research and application of cross age face recognition technology based on depth learning

CHEN Kun, HUANG Xingneng, TAN Hao, MENG Shichu

(Science and Technology Informatization Section, Baise Public Security Bureau, Baise Guangxi 533099, China)

[Abstract] Human facial features change imperceptibly with age. The modeling of aging process is extremely complex and difficult, which makes cross age face recognition very difficult. In order to deal with the face recognition problem caused by age change, this paper analyzes and summarizes the development status of cross age face recognition technology at home and abroad, and proposes a cross age face recognition algorithm based on depth learning. The algorithm is based on OSME+MAMC (One Queue Multi Exception+Multi Attention Multi Class), an image fine-grained classification algorithm framework of convolutional neural network. It uses convolutional attention modules to obtain identity features and age features from different attention regions of the face, and uses the method of degree learning to extract differences between classes and common features within classes, so as to improve the accuracy of cross age face recognition. The experimental results show that the recognition accuracy of the algorithm is about 95% on the open Face Gap dataset.

[Key words] cross age face recognition; deep learning; convolution neural network; attention mechanism; fine grained classification

0 引言

作为计算机系统的一项关键技术, 人机交互技术随着计算机的发展而不断取得新进展, 人们对人脸自动识别技术的研究也逐渐深入, 人脸识别在公安、校园、地铁、机场、企业、社区等生活中的各领域得到广泛应用, 因而成为图像智能处理和模式识别中最热门的研究课题之一。在公安的侦察工作中, 通过人脸识别技术的运用, 人像识别鉴定、嫌疑人识别、布控排查、重点场所门禁监管等方面都获得较好应用效果。人脸识别技术受个体年龄、姿态、动作、

表情、服饰、光照等多方面因素影响而面临着极大挑战^[1]。年龄是造成个体面部特征变化的主要因素, 对人脸识别的准确性有着关键性影响。随着年龄增长, 面部形状、色泽、细微纹理会潜移默化地发生着变化。人类面部的老化是复杂的非线性变化过程, 同年龄的不同人具有相似情况, 同一个人在不同年龄段有着差异性变化特点, 故而人脸老化过程的建模极其复杂, 跨年龄人脸识别具有相当大难度。

人脸识别是一种生物特征识别技术, 从图像中获取个性化的人脸特征, 确定人脸图像位置, 包括人脸检测、人脸裁剪、人脸校正、特征提取和人脸识别

作者简介: 陈坤(1980-), 男, 学士, 警务技术中级, 主要研究方向: 技术侦察; 黄兴能(1983-), 男, 学士, 警务技术中级, 主要研究方向: 公安科技信息化; 谭皓(1988-), 男, 学士, 警务技术中级, 主要研究方向: 公安信息化; 蒙世初(1972-), 男, 学士, 警务技术中级, 主要研究方向: 通信保障、视频智能化应用。

收稿日期: 2022-11-18

哈尔滨工业大学主办 ◆ 科技创新与应用

等流程^[2],具有非接触性、非侵扰性、便捷性和友好性等优势。但是在实际应用中,人脸识别也面临诸多问题。如:人脸数据库的定期更新需耗费巨大的人力物力、人类的衰老导致面部特征的改变等。这些问题都促使人脸识别技术的不断迭代升级,因而发明一款稳定高效的跨年龄人脸识别系统显得尤为重要。跨年龄人脸识别包括图片中人脸检测、面部关键点检测、人脸对齐、关键特征提取、验证判定等阶段。过去的人脸识别技术是非端到端的连续过程,每步流程的结果都会影响到下一阶段的准确性,保障每个阶段的准确性和可靠性意味着识别结果的准确率,跨年龄人脸识别的重点任务是获得忽略年龄变化的身份特征。本文阐述跨年龄人脸识别技术在公安业务的应用前景,结合人脸识别技术在当前的发展现状,对跨年龄人脸识别技术进行深入研究,提出相应算法,以提高人脸识别在公安应用中的精准度。

1 应用前景分析

人脸作为人类表面的生物特征具有对环境及设备要求低、采集技术难度低、非接触式等易采集优点。但因自然年龄增长、光照不稳定、表情和姿态变化等因素影响,自然场景下的人脸识别也存在诸多挑战。人工智能、深度学习的快速崛起使得计算机视觉、图像处理、人脸识别等技术在公安刑侦司法等工作中已得到广泛且重点应用,并将在未来的公安工作中有着光明的应用及研究价值。跨年龄人脸识别在公安业务场景中的应用主要涉及几下方面。

1.1 追捕逃串罪犯

全国公安机关每年都有大量潜逃的境内外犯罪嫌疑人,有的罪犯被立案逃逸后潜逃时间长达十几年甚至二十年以上,而公安机关的资料中往往只有罪犯作案时期的照片。经过数年长期潜逃躲避后,容貌大多会发生极大改变,令人难以用肉眼识别辨认,这也令人脸识别技术面临极大挑战。跨年龄人脸识别就能很好地解决这个难题,即便罪犯在逃串多年脸部样貌发生一定改变后,其人脸一旦出现在公安的人脸系统,也能被快速准确识别认证。这对提升警方的工作效率、降低办案难度,加强社会治安无疑有巨大功劳。

1.2 找寻走失人员

如据报道,中国每年约有800万失踪人口,公安机关有上千万人需要寻找,人口失踪已成为一项较为严重的社会问题。在人员流动节奏快的背景下,

一旦错过失踪人口刚走失后几小时的最佳时间,就只能大大拉长搜索范围,而公安对人脸的检索将增大到千万级别,海量数据的人脸对比,使得难度呈指数级增长,导致走失人员的长期失踪。在走失人口中大部分是儿童,儿童一旦失踪,极可能是被拐卖到较偏远地区,再找回来的机率便微乎其微。正常孩子的成长发育速度很快,几年时间中面貌和体型都会发生很大改变,随着走失时间的延长,甚至连家长和亲人都无法辨认是否为自家孩子。跨年龄识别技术在识别遗失数年之久的失踪人员上,可有效避免年龄增长造成的人脸变化影响,助力公安找到更多走失人口,帮助他们早日实现家人团聚。

1.3 各类证件验证

在信息飞速传播,网络社交媒体都发达的今天,许多场景都需要用到个人证件比对验证,特别是机场车站安检,出入境、办证大厅、银行业务办理等场合,且这些场合的证件验证系统往往都与公安追捕罪犯的网络系统联通。一般的证件查验是通过办理人员人工肉眼查看,有的当事人的证件办理年份久远,而更新不及时,证件照片与当事人当下面部已有明显变化,就极大增加了工作人员的办事效能,肉眼验证不但效率低还有很高的不可靠性。跨年龄人脸识别技术的兴起不但利于这些特殊场景的办事人员大大提高工作效率、增加对应系统的可靠性,还能在检测到警方黑名单中在逃疑犯后实时通知公安系统,使公安及时开展抓捕逃犯行动,便于打击犯罪分子。

2 国内外研究现状

人脸识别技术伴随计算机技术的飞速发展而得到深入研究和广泛使用。追溯人脸识别的研究历史,最初是1954年J.S.Bruner发表有关心理学的人的感知,从感知和心理学角度探索人脸识别的原理。由于跨年龄人脸识别在许多领域有着不可取代的效用,因此受到大量关注。当前科研界对跨年龄人脸识别的研究主要分为以下4类。

2.1 生成式方法

该方法是根据人类面部老化过程的特征进行建模,模拟人脸在自然老化中纹理、颜色、形状等特征的变化。找到不同年龄段的实验者,用老化模型生成各个年龄阶段的照片,进行人脸验证,但实验结果往往因参数设置过高、计算成本较大、缺乏真实年龄数据等因素而不理想。Lanitis等人^[3]于2004年发明了多分类器算法,用于接收人脸图像模型生成的

图像。每个分类器生成人脸图像的预估年龄,通过不同分类器处理图像得出的年龄,证实了机器也能模拟人类推测一个人的年纪大小。Shu^[4]的团队于2015年设计了一个老化字典模型,模型中以个体的身份和年龄决定人脸特征为前提,人的身份特征几乎是固定的,但年龄特征会随时间的推移发生改变。老化字典模型不断学习人年龄老化过程中的面部特征,试图线性表达一个人的衰老过程,但人类的老化过程并不是一个简单的线性函数就能表达清楚的,因此这个模型会引起老化后的人脸分影。Wang等^[5]通过长短时记忆网络技术,构建了基于递归神经网络的人脸连续老化框架,能分辨0~80岁不同年龄阶段的人脸,对老化字典模型中的人脸分影模糊现象的消除有一定作用,能获得两个离散组间的老年人脸部图片。但因实验数据量缺乏,又受脸部表情、形态等噪声影响,这种形式也不能很好地进行跨年龄人脸识别。

2.2 传统判别式方法

与生成方式相反,判别式是关注图像中对年龄不敏感的因素,尽量忽略年龄差异导致的影响,从而实现人脸识别。因此,在此方法中提取对年龄不敏感的特征显得尤为重要。最新的判别式法是文献[6]将跨人脸年龄验证与跨年龄人脸验证联合建模,以年龄验证辅助人脸验证,排除年龄敏感特性以获得年龄不变的特征。文献[7]提出以最大熵模型为基础的具有更好鲁棒性的特征描述符,该方法包含了隐变量分析模型,以提高识别的精确度。其研究团队在2014年曾从人类中衰老导致的变异与稳定特征的差异着手,建立隐藏因素分析模型,将人脸表示为个人身份特征与年龄特征的线性关系,忽视了年龄特征会受到面部老化影响而发生非线性变化的情况。文献[8]通过对人脸图像高频多次地随机采样法,得到了更准确地描述脸部特点的因素,但该方法缺乏对不同年龄差异特点的考虑,没有很好地针对性。文献[9]提出梯度方向金字塔特征描述符,该方法使用方向梯度直方图,以多尺度信息收集判别特征来削弱年龄跨度对人脸识别的影响,利用支持向量机当作判别器进行跨年龄人脸识别。

2.3 数据驱动方法

数据量的不足会阻碍所有研究发展的脚步,跨年龄人脸识别研究一直在基础实验数据获取方面困难重重。文献[10]收集了多位名人不同年龄阶段的脸部图像,建立了一个跨年龄人脸数据集CARD,研究出以数据作为驱动的跨年龄人脸识别法,同时

使用特定个体不同时期的面部图像用于特征编码,这种模式也成为跨年龄参考编码。

2.4 深度学习方法

随着卷积神经网络在计算机视觉和自然语言处理领域的成功应用,深度学习在跨年龄人脸识别中也逐渐得到重视。文献[11]利用深度学习获取脸部特征,并与LBP特征结合实现人脸识别目标,这是学习更高级别特征的新方式。文献[12]为解决同年龄不同个体的人脸识别和检索问题,利用自编码网络学习人脸的非线性空间模型,探索出耦合自编码网络模型。文献[13]采用卷积神经网络生成隐形因子主导的跨年龄人脸识别模型。文献[14]通过无监督特征学习分层特征表示,把经过无监督学习的模型嵌套进卷积神经网络,获得了深度学习人脸表达的多层信息。文献[15]将个人特征中由年龄增长引起的变化因素剥离,学习其不变因素后进行人脸识别实验,由此得出一种新的深度学习人脸识别网络,即年龄估计引导卷积神经网络。文献[16]联合相似度度量和基于卷积神经网络的特征表示任务,通过优化端对端的模型提高跨年龄人脸识别的精确性。

3 算法研究与实现

跨年龄人脸识别可采用基于深度学习的图像细粒度分类算法来实现,其目的是对粗粒度的大类别进行更加细致的子类划分。由于关键的判别力区域散布在细小区域,需要网络进行定位的工作,而现有大多数的网络将定位与识别整合在一起,网络缺乏捕获判别力区域的能力。因此,亟待寻求能够学习有效特征和区分难易特征的方法。跨年龄人脸识别技术关键要解决两类问题:

(1)寻找同一子类内部的共同特征:如图1所示,同一个人不同年龄的人脸特征存在较大差异,需要寻找能唯一标识的共同特征。

(2)区分不同子类之间的类间差异:不同人不同年龄的人脸特征可能会存在局部较大相似性,如何保证在同一子类内部具有共同特征的前提下,寻找合适的类间差异,也是此类问题的难点。

本文针对这些问题进行的实验探索过程如下。

3.1 选择合适的算法框架

Hawkeye是一个开源的、基于PyTorch的细粒度图像识别模型库,该算法包括了注意力机制、特殊损失函数等多种识别方法,本文使用Hawkeye库中基于注意力机制的压缩-多扩展(One-Squeeze

Multi-Excitation, OSME) + 多注意力多类别约束 (Multi-Attention Multi-Class, MAMC) 算法框架。该框架由 OSME 与 MAMC 两部分组成:

(1) OSME 模块负责提取多个注意力区域的特征, 虽然其借鉴了 SENet 的注意力机制, 但区别在于 OSME 采用多层特征提取结构, 因此可以提取多个

注意力区域的特征。

(2) MAMC 模块负责加强多个注意力区域之间的通信, 其借鉴了度量学习的思想, 将 OSME 模块提取的多个注意力区域进行划分, 改进了正负样本之间的关系, 并且防止了注意力检测引入噪声及噪声被不断放大的缺陷。该算法具有端到端单阶段的优势。

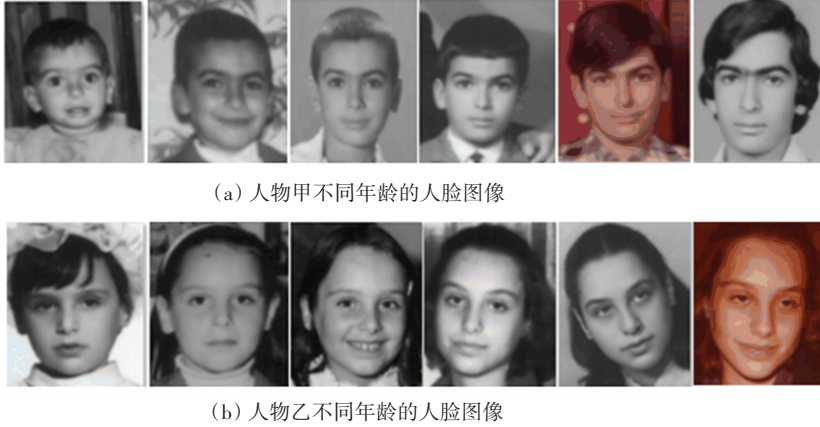


图 1 跨年龄人脸数据集示意图

Fig. 1 Schematic diagram of cross-age face dataset

该算法首先通过 OSME 模型学习每个输入图像的多注意力特征区域, 然后在度量学习框架中应用多注意力多类别约束 (MAMC)。其中, 对于每个特

征, MAMC 函数能够拉近相同注意力且是相同类别的特征, 同时拉远不同注意力或者不同类别的特征。算法原理如图 2 所示。

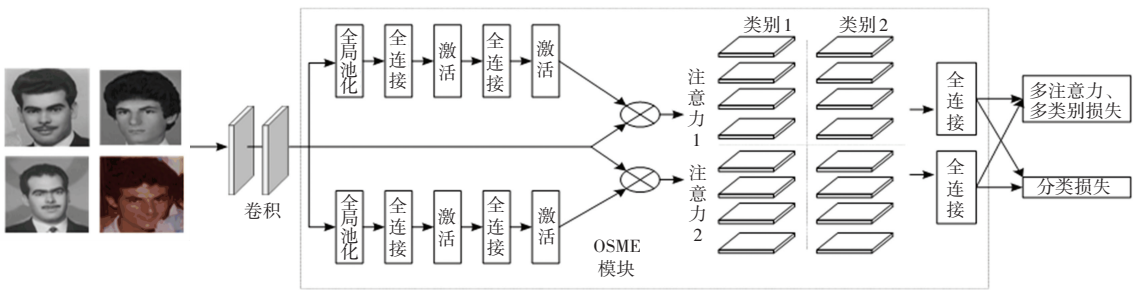


图 2 OSME+MAMC 算法网络原理图

Fig. 2 Network schematic diagram of OSME+MAMC algorithm

3.2 选择和配置数据集

目前公开的跨年龄人脸数据集较多, 如 Face Gap、Large Age-Gap、UTKFace、CACD2000 等, 本文选择使用 Face Gap 数据集进行相应实验。Face Gap 数据集由两部分组成: 其中图像数据, 即跨年龄的人脸数据, 共 1 002 张人脸图像; 标注数据, 对应每一张图像中人脸的位置顶点坐标。该数据集由 82 个人的脸图像组成, 其中包含儿童/年轻人到成人/老年人的图像, 年龄范围从 0 到 69 岁, 年龄差距达 45 岁。实验中按照 8 : 2 的比例将数据集划分为训

练集和测试, 配置好数据集路径。

3.3 使用 Hawkeye 对数据集进行训练

实验的参数都在相应的 yaml 文件中, 可读性高、便于修改, 本文使用 Adam 优化器, 学习率为 0.000 1, 训练 1 000 个周期, 得到最优的识别模型。训练的损失函数曲线如图 3 所示。

3.4 使用图片对模型进行测试

使用未参与训练的 100 张图片对模型进行效果测试, 共识别准确的 95 张、错误 5 张, 测试效果如图 4 所示。

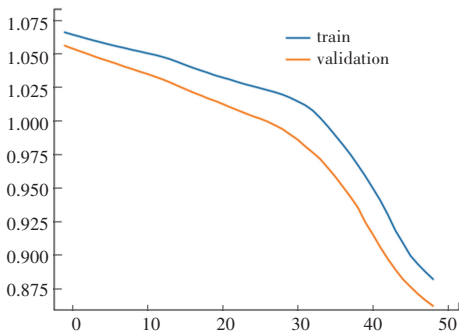
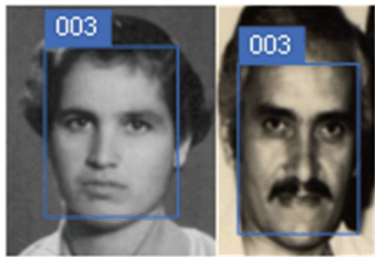


图3 模型训练 loss 曲线图

Fig. 3 Loss curve of model training



(a) 识别正确 (b) 识别错误

图4 模型测试效果

Fig. 4 Effect picture of model test

4 结束语

人脸识别技术作为计算机视觉领域的一个热点研究方向,在社会生活的方方面面都得到广泛应用。人体脸部老化不是单调的线性变化过程,而是随着个体的内在特征存在明显差异的,因此传统的人脸识别算法在跨年龄人脸识别问题上往往表现欠佳。本文结合目前最新的深度学习技术,采用基于卷积神经网络的图像细粒度分类算法框架 OSME + MAMC,用多注意力机制实现对人脸年龄特征的提取,并用度量学习的思想进行误差估算,最终实现跨年龄人脸识别的目的。经基于开源的 Face Gap 数据集对算法的测试,识别准确率达到约 95%,证明了该方法的可行性。另外,本文对跨年龄人脸识别在公安业务中的应用场景进行了分析,该技术具有非常广阔的应用前景和重要的研究价值。

参考文献

- [1] 傅禹钺. 基于深度学习的跨年龄人脸识别的研究[D]. 哈尔滨: 黑龙江大学, 2021.
- [2] 于金彪. 跨年龄人脸识别技术的研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2019.
- [3] LANITIS A, DRAGANOVA C, CHRISTODOULOU C. Comparing different classifiers for automatic age estimation [J]. IEEE Trans Syst Man Cybern B Cybern, 2004, 34(1): 621-628.
- [4] SHU X, TANG J, LAI H, et al. Personalized age progression with aging dictionary [C]//Proceedings of the IEEE international conference on computer vision. 2015: 3970-3978.
- [5] WANG W, CUI Z, YAN Y, et al. Recurrent face aging [C]// Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2016: 2378-2386.
- [6] 李俊瑶,黎智辉,谢兰迟,等. 基于老化模型的跨年龄人脸识别研究进展[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(24): 27-38.
- [7] GONG D, LI Z, LIN D, et al. Hidden factor analysis for age invariant face recognition [C]//Proceedings of the IEEE international conference on computer vision. 2013: 2872-2879.
- [8] LING H, SOATTO S, RAMANATHAN N, et al. Face verification across age progression using discriminative methods [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and security, 2009, 5(1): 82-91.
- [9] 孙文斌,王荣,孙连烛,等. 基于深度学习的跨年龄人脸识别[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(2): 340-349.
- [10] LING H, SOATTO S, RAMANATHAN N, et al. A study of face recognition as people age [C]//2007 IEEE 11th International Conference on Computer Vision. IEEE, 2007: 1-8.
- [11] INOUE K, KUROKI Y. Illumination-robust face recognition via sparse representation [C]// Visual Communications & Image Processing. IEEE, 2011: 1-4.
- [12] ZHU X, LEI Z, YAN J, et al. High-fidelity pose and expression normalization for face recognition in the wild [C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2015: 787-796.
- [13] DING C, TAO D. Pose-invariant face recognition with homography-based normalization [J]. Pattern Recognition, 2017, 66: 144-152.
- [14] 缪焯昊. 基于 CNN 的跨年龄人脸识别在线训练算法设计与实现[D]. 南京: 东南大学, 2021.
- [15] 李亚,王广润,王青. 基于深度卷积神经网络的跨年龄人脸识别 [J]. 北京邮电大学学报, 2017, 40(1): 84-88, 110.
- [16] 刘成,曹良才,靳业,等. 一种基于 Transformer 的跨年龄人脸识别方法[J/OL]. 激光与光电子学进展: 1-11 [2023-03-20]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1690.tn.20220714.0901.007.html>.