

基于变化光照下的人脸识别与年龄估计

田会娟^{1,2*}, 乔明天^{2,3}, 蔡敏鹏^{2,3*}

¹天津工业大学电子与信息工程学院天津市光电检测技术与系统重点实验室, 天津 300387;

²大功率半导体照明应用系统教育部工程研究中心, 天津 300387;

³天津工业大学控制科学与工程学院, 天津 300387

摘要 针对人脸识别与年龄估计系统中的环境光照问题, 提出了一种基于多任务卷积神经网络的变化光照下人脸识别与年龄估计的方法。所提方法提高了可变光照下人脸图像的认识率和年龄估计的准确率。采用 YCbCr 颜色空间的 Retinex 图像增强算法提高人脸识别和年龄估计精度, 并进行了 3 种距离 10 种调光等级下的人脸识别与年龄估计实验。实验结果表明, 与原图相比, 利用改进后方法得到的人脸图像的认识率均有提升, 年龄估计的平均绝对误差均有所下降。在调光等级为 40%、距离为 1, 2, 3 m 时, 人脸识别率分别提升了 3 个百分点、19 个百分点、25 个百分点, 年龄估计的平均绝对误差分别下降了 1.20、2.99、2.00。同时, 在研究中发现, 当未增加图像增强算法的人脸图像灰度均值在 50.18 以上时, 人脸识别与年龄估计效果较好。当低于该值时, 则需要增加图像增强算法来提高人脸识别与年龄估计的精度。在增加图像增强算法后, 当人脸图像灰度均值在 56.61 以上时, 人脸识别与年龄估计效果较好且视觉效果和图像质量均更好。

关键词 图像处理; 人脸检测; 人脸识别; 年龄估计; 变化光照

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202259.0210019

Face Recognition and Age Estimation Based on Varying Illumination

Tian Huijuan^{1,2*}, Qiao Mingtian^{2,3}, Cai Minpeng^{2,3*}

¹Tianjin Key Laboratory of Optoelectronic Detection and System, School of Electronic and Information Engineering, Tiangong University, Tianjin 300387, China;

²Engineering Research Center of Ministry of Education on High Power Solid Lighting Application System, Tianjin 300387, China;

³School of Control Science and Engineering Engineering, Tiangong University, Tianjin 300387, China

Abstract Aiming at the problem of environmental illumination in face recognition and age estimation system, a face recognition and age estimation method based on multi-task convolutional neural network under varying illumination is proposed. The recognition rate of face images and the accuracy of age estimation under varying illumination are improved by the proposed method. Retinex image enhancement algorithm in YCbCr color space is used to improve the accuracy of face recognition and age estimation, and the face recognition and age estimation experiments under 10 kinds of dimming level for three kinds of distance are carried out. Experimental results show that compared with the original images, the recognition rates of the face images obtained by the improved method are improved, and the average absolute errors of age estimation are decreased. When the dimming level is 40%, and the distance is 1, 2, and 3 m, the face recognition rates are increased by 3 percentage points, 19 percentage

收稿日期: 2021-02-23; 修回日期: 2021-02-25; 录用日期: 2021-03-16

基金项目: 国家自然科学基金(61504095)、天津市科技计划项目(18ZXCLGX00090)

通信作者: *tianhjgx@126.com

points, and 25 percentage points, and the average absolute error of age estimation is decreased by 1.20, 2.99 and 2.00. At the same time, it is found that the effect of face recognition and age estimation is better when the gray mean value of face image without image enhancement algorithm is more than 50.18. When it is lower than the value, it is necessary to add the image enhancement algorithm to improve the accuracy of face recognition and age estimation. After adding the image enhancement algorithm, when the gray mean value of the face image is more than 56.61, the effect of face recognition and age estimation is better, and the visual effect and image quality are better.

Key words image processing; face detection; face recognition; age estimation; varying illumination

1 引言

随着计算机科学技术的发展和社会对快速有效的自动身份验证的迫切需要,人脸识别与年龄估计成为了具有巨大发展潜力的生物识别技术,其在案件侦破、人机交互和身份认证等领域都得到了广泛应用^[1]。近年来,人脸识别与年龄估计^[2-3]技术已渐渐走向成熟。虽然在理想条件下人脸识别与年龄估计的精度很高,但是仍有许多问题有待解决^[4-5],比如光照、表情和姿态等不可控因素条件下的人脸识别与年龄估计^[6]。在实际应用中,光照条件对人脸识别与年龄估计性能的影响尤为明显。有效降低光照干扰以提高人脸识别的性能成为近年来人脸图像处理领域的热点研究课题^[7]。

国内外的学者为了提高变化光照下的图像质量进行了大量研究,提出了许多图像增强算法。传统的图像增强算法包括灰度变换、直方图均衡和 Retinex^[8]等。然而,由于人脸图像含有丰富的纹理信息,当光照变化较大时,传统方法很难描述该信息,故后续的人脸识别与年龄估计精度会降低^[9-10]。王新竹等^[11]提出了一种基于 Retinex 算法和小波变换的图像增强方法,解决了利用直方图均衡进行图像增强时出现的过饱和与欠饱和问题。高涛^[12]提出了基于小波域多尺度 Retinex 的光照人脸处理技术,该方法提升不同光照下的人脸识别率效果明显。田子建等^[13]提出了基于双域分解的图像增强算法,同步实现了图像对比度的提高和噪声的抑制。巨刚等^[14]提出了一种多算法融合的图像增强方法,可以恢复复杂降质图像的细节特征。Guo 等^[15]提出了 LIME(low-light image enhancement)算法。首先,估计了低照度图像中每个像素的照度。然后,基于结构先验对初始照度图进行细化。最后,利用估计的照度图实现了基于 Retinex 模型的图像增强。深度学习特别是卷积神经网络(CNN)在图像增强与年

龄估计方面表现优异。Wei 等^[16]提出了一种端对端训练的深度 Retinex 网络。在分解的基础上,利用增强网络对低照度图像进行亮度增强,并对反射比进行联合去噪。Dong 等^[17]使用迁移学习将用于人脸识别的 CNN 参数用在年龄估计上,其中关于眼部特征的判别结果最为准确。Wang 等^[18]提出了一种新的基于 CNN 的特征提取模型,流形学习方法也被用于该框架中,并且采用支持向量回归算法进行年龄回归的研究,最终取得了很好的效果。马红强等^[19]提出了一种基于深度卷积神经网络(DCNN)的低照度图像增强算法,可以有效提升图像的亮度和对比度,并避免颜色失真。

在实际应用过程中,人脸识别与年龄估计会受到光照变化的影响。同一人脸图像在不同光照环境下的变化很大(人脸图像中会出现阴影区或光晕区),这对后续的特征提取有很大影响,进而会影响到识别率和年龄估计的准确率。针对以上问题,本文研究了基于 YCbCr 颜色空间的 Retinex 低照度图像增强算法^[20]在可变光照下的人脸识别率与年龄估计的平均绝对误差。

2 理论模型

Retinex 的理论模型可以表述为

$$S(x, y) = L(x, y) \cdot R(x, y), \quad (1)$$

$$R(x, y) = S(x, y) / L(x, y), \quad (2)$$

式中: $S(x, y)$ 为输入的低照度图像; $L(x, y)$ 为光照图像分量; $R(x, y)$ 为反射图像分量; (x, y) 为图像中任意点。

针对 Retinex 算法中光照图像的估计问题,首先将输入的低照度图像由 RGB 颜色空间转换为 YCbCr 颜色空间。然后,提取 YCbCr 颜色空间中的亮度分量(Y)并构建出初始的光照图像。最后,通过 Gamma 校正对光照图像进行处理,进而获得增强的光照图像。基于 YCbCr 颜色空间的 Retinex 低

照度图像增强算法的基本步骤:1)将低照度人脸图像由 RGB 颜色空间转换至 YCbCr 颜色空间,提取亮度分量构建初始光照图像 $L_1(x, y)$; 2)通过

Gamma 校正得到增强的光照图像 $L_2(x, y)$; 3)根据 Retinex 算法获得增强后的图像 $R(x, y)$ 。图 1 展示了算法的基本框架。

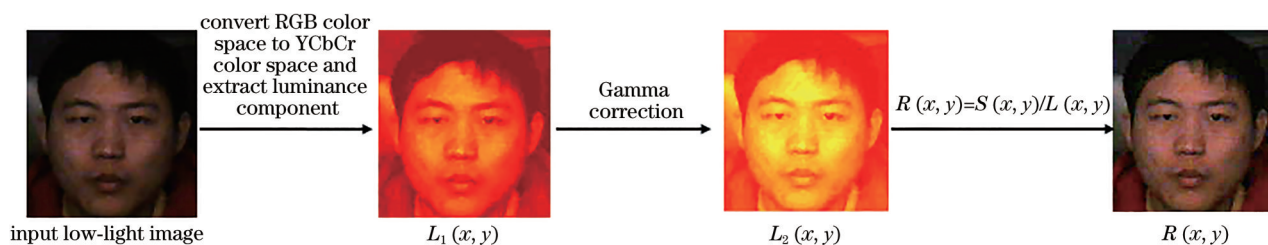


图 1 算法基本框架

Fig. 1 Basic framework of algorithm

人脸识别与年龄估计系统流程如图 2 所示,人脸识别与年龄估计系统的输入是实时视频数据,在视

频数据进入人脸检测之前,需要对其进行处理,对摄像头进行初始化,读取视频流并对其进行解码。

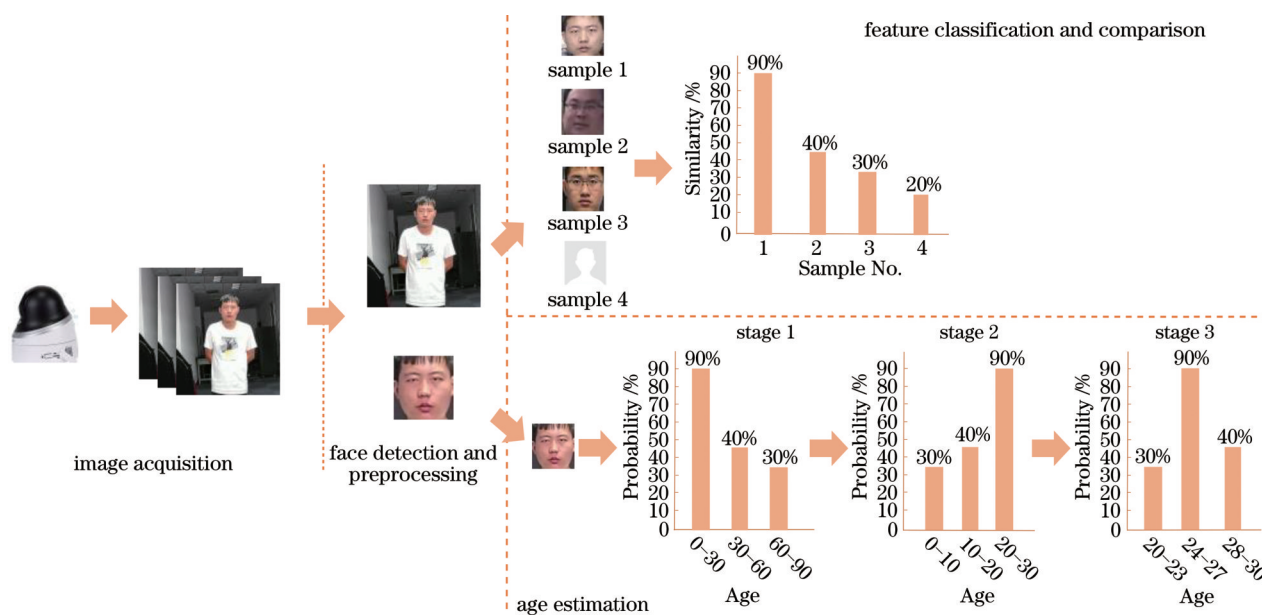


图 2 人脸识别与年龄估计系统流程图

Fig. 2 Flow chart of face recognition and age estimation system

人脸检测过程包括人脸位置坐标和人脸关键点坐标获取。在获取到输入的图像后,加载 MTCNN 模型^[21]进行人脸检测。首先,需要对人脸检测的图像进行预处理,并对图像进行多尺度变换以构建图像金字塔。然后,将图像送入 P-Net 中进行处理,以获得大量的人脸候选窗口。将 P-Net 网络输出的结果输入下一个网络 R-Net 中,以排除大量非人脸窗口。接着,利用 O-Net 将 R-Net 的结果进一步精炼。最后,输出人脸框以及人脸关键点的坐标。在图像获取过程中,由于人脸大小并非固定不变的,且图像会受到光照的影响,故需要先对人脸图像进行预处理,再进行人脸的特征提取。首

先,通过人脸的位置坐标可以从图像中剪裁出人脸图像。然后,对计算得到的人脸的倾斜程度进行校正。接着,将图像大小归一化到 160 pixel × 160 pixel。最后,通过图像的光照质量判断是否需要补光。人脸图像校正能有效消除人脸姿态变化和光照变化对人脸识别的影响。

在人脸识别过程中,首先加载 FaceNet^[22]模型,其版本号为 20180408-102900,该模型在 LFW 数据集上测试的准确率为 99.05%,在 CPU 上的速度为 35 frame/s。人脸特征使用的是 512 维的向量,FaceNet 直接将人脸图像映射到欧几里得空间中,只需计算由两张图像映射到欧几里得空间中得到

的两个点间的距离即可判断图像的相似性。然后,对人脸图像进行标准化处理,并且在完成预处理后利用模型提取人脸图像的高维特征向量。最后,利用 Annoy 算法^[23]将提取的人脸图像的高维特征向量与已经注册的人脸图像特征向量进行比较,得到距离最近的特征并输出标签和距离,在输出距离满足设定阈值后,通过标签在 MySQL 中查询相关的人脸信息。两个人脸特征向量距离越小说明两个人脸图像越相似,但由于外界的影响,如光照、姿态变化等,会造成人脸识别算法产生误识别,故需要根据实际情况设定阈值,本文选择的阈值为 0.55。

在人脸年龄估计中,首先加载训练好的软阶段回归网络 SSRNET^[24]模型进行人脸年龄估计,模型大小为 0.32 MB。在 MORPH2 数据集上对 SSRNET 模型进行训练,数据集中包含四千多人的 55608 张面部图像,抓取时间为 2003~2007 年,年龄范围为 16~77 岁,SSRNET、DenseNet 和 MobileNet 的测试平均绝对误差分别为 3.16、5.05 和 6.05。将年龄预测回归问题变为多分类问题,进行逐步回归和动态范围操作,采用从粗到细的策略,分 3 个阶段执行多类分类。第一阶段以粗粒度预测年龄,将人脸图像分为青年(0~30 岁)、中年(30~60 岁)和老年(60~90 岁)。第二阶段以细粒度细化年龄,将第一阶段的每个年龄类别进一步划分,阶段二的分类器将图像分类为相对较年轻(0~10 岁)、中间(10~20 岁)和相对较老(20~30 岁)。第三阶段将阶段二的图像分类进一步细化为 20~23 岁、24~27 岁和 28~30 岁。每个阶段只负责细化前一阶段的决策,进而可获得更准确的年龄估计。为验证 SSRNET 模型的年龄估计精度,将其与另外两个紧凑模型(MobileNet^[25]、DenseNet^[26]) 在三个数据集(IMDB^[27]、WIKI^[28]、MORPH2^[29])上进行了对比。为保证实验结果的公平性,对 MobileNet、DenseNet 模型进行调参,使其大小为 1 MB 左右,采用 Adam 方法^[30]对 90 个 epoch 下的网络参数进行优化。初始学习率为 0.002,每 30 个 epoch 降低 1/10。对于 IMDB 数据集,批处理大小为 128。对于其他数据集,批处理大小为 50。将每个数据集中 80%(图片数量占比)的图像作为训练集,其余 20%的图像作为验证集。从实验结果中可以发现,在训练过程中 SSRNET 相比于另外两个模型在三种不同的数据集下的训练误差与验证误差曲线更为接近,这表明从训练数据得到的模型可以更好地用于验证

数据,且具有此属性的模型较少受到过拟合的影响。由于 SSRNET 具有模型紧凑、计算效率高优点,故其适用于移动或嵌入式设备下的年龄估计。

3 实验设计与结果分析

为验证所采用的基于 YCbCr 颜色空间的低照度图像增强算法的有效性,将 5 个型号为 Philips hue Phoenix 的筒灯作为环境光源,将镜头焦距为 4 mm、分辨率为 2×10^6 pixel、型号为 DS-2CD1221D-I3 的海康威视网络摄像头作为图像采集设备,进行了变化光照(距离 d 为 1, 2, 3 m)下的人脸检测、识别与年龄估计的实验。在进行测试之前需要构建人脸注册库。在 LFW 数据库中选择 3000 个人,共 7392 张人脸图片,在提取人脸特征后存到数据库中。注册参与测试的人员一共 9 人,每人收集 10 张人脸图像。因此,测试数据库共包含 3009 人,一共 7482 张人脸图像。

为了控制杂散光对实验的影响,实验选在暗室中进行,其中摄像头放置于距离地面 1 m 处,光源放置于距离地面 1.65 m 处,测试者与摄像头距离 d 可根据测试内容改变,摄像头与环境光源位于同一侧。为了避免测试者身高不同造成的影响,测试者采取端坐方式。实验场景图如图 3 所示,真实实验场景如图 3(a)所示,实验场景示意图如图 3(b)所示。

实验分 3 组进行,通过手机软件调节环境光源的亮度,调光等级为 0~100%,调光间隔为 10%,且进行实时测试分析。首先,进行距离为 1, 2, 3 m 的人脸检测实验。然后,通过判断不同调光等级与检测率的关系进一步确定接下来的人脸识别与年龄估计实验中的调光等级范围。在人脸识别与年龄估计的实验过程中,为研究不加算法和增加图像增强算法对人脸识别率和年龄估计平均绝对误差的影响,设定增加图像增强算法的 γ 值为 0.40。算法运行于 Pycharm 2018.3.3 平台上,其结果来自配置为 Corei7 CPU@2.81 GHz 以及 16 GB 的 RAM 的计算机。每个调光等级都对 300 frame 以上的人脸图像进行检测、识别和年龄估计测试,并记录人脸检测率、人脸识别率和年龄估计的平均绝对误差(MAE)^[24]。

人脸检测率和识别率计算公式分别为:检测率 = $\frac{\text{检测到的人脸数}}{\text{总人脸数}}$ 和识别率 = $\frac{\text{识别正确的人脸数}}{\text{检测到的人脸数}}$ 。

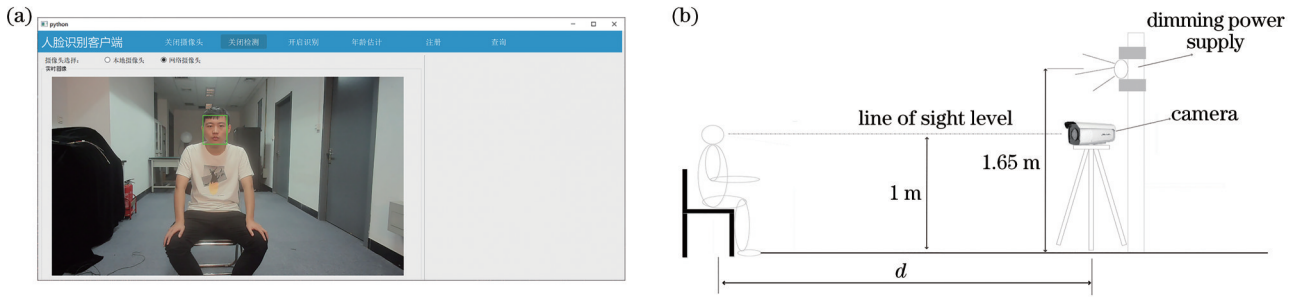


图 3 实验场景图。(a)真实实验场景图;(b)实验场景示意图

Fig. 3 Diagrams of experimental scenes. (a) Diagram of real experimental scene; (b) schematic diagram of experimental scene

在单幅人脸图像的真实年龄估计问题中,通过最小化预测年龄和实际年龄间的 MAE,并将其作为衡量测试结果的评价指标,其表达式为

$$J = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |\hat{y}_n - y_n|, \quad (3)$$

式中: N 是测试的人脸图像总数; \hat{y}_n 为第 n 个人脸的预测年龄; y_n 为第 n 个人脸的真实年龄。

图 4 为测试者在距离为 1, 2, 3 m 处不同的调光等级下人脸检测率的测试结果。可以看出,随着调光等级的增加,人脸检测率在不断升高。人脸检测率升高主要是调光等级增加,人脸图像变亮,细节变清晰造成的。距离为 1, 2, 3 m 处的人脸检测率在 90% 以上的调光等级范围分别为 20%~100%、30%~100%、40%~100%。通过以上分析,以距离为 1, 2, 3 m 处人脸检测率在 90% 以上的调光等级范围为基础来确定人脸识别与年龄估计实验过程中距离为 1, 2, 3 m 处的调光等级范围。图 5(a)~(c)分别为距离为 1, 2, 3 m 处不同调光等级下采集到的人脸图像。

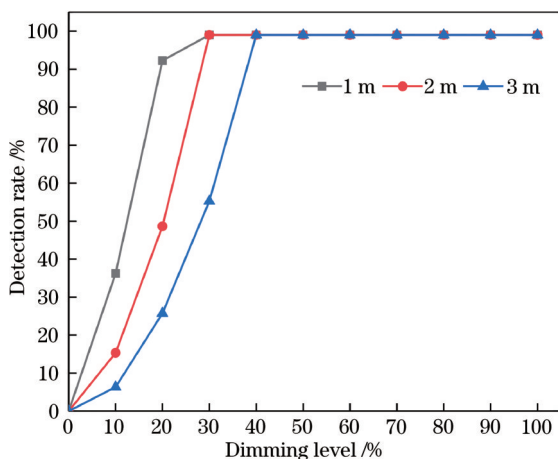


图 4 变化光照环境下的人脸检测率

Fig. 4 Face detection rate in varying illumination environment

图 6 为测试者在距离为 1, 2, 3 m 处不同年龄估计模型(SSRNET、DenseNet、MobileNet)下的人脸年龄估计 MAE 测试结果。可以发现,在不同距离下,随着调光等级的增加,人脸年龄估计的 MAE 在不断下降。在 1 m 和 2 m 距离处,MAE 在调光等级 40%~50% 区间内下降得较多。在 3 m 距离处,MAE 在调光等级 50%~60% 区间内下降得较多。同时,可以发现,SSRNET 相比另外两个模型在不同距离下年龄估计测试的 MAE 要小,验证了 SSRNET 的人脸年龄估计精度要高于 DenseNet 和 MobileNet,为后续选用 SSRNET 模型进行人脸年龄估计实验提供了依据。

图 7 为测试者在距离为 1, 2, 3 m 处不同调光等级下的人脸识别率测试结果。可以看出,随着调光等级的增加,不论是否增加图像增强算法,人脸识别率都在增加,这是因为当调光等级增加时,人脸图像会变亮,细节会变清晰。1 m 距离下的测试表明,当调光等级为 70% 时,不增加图像增强算法的情况下人脸识别率可达到 98%,与增加图像增强算法情况下的识别率基本持平,这是因为图像本身的亮度已经足够,符合人脸识别的图像亮度要求,故此时不需要加入额外的图像增强算法。当距离为 1 m、调光等级为 40%~100% 范围内时,该系统的人脸识别率在 95% 以上;当调光等级为 20% 时,该系统的人脸识别率为 60%,加入图像增强算法后识别率提升了 26 个百分点。在距离为 2 m、调光等级为 60%~100% 范围内时,该系统的人脸识别率在 98% 以上;当调光等级为 30% 时,该系统的人脸识别率为 28%,加入图像增强算法后识别率提升了 47 个百分点。在距离为 3 m、调光等级为 80%~100% 范围内时,该系统的人脸识别率在 97% 以上。当调光等级为 40% 时,该系统的人脸识别率为 24%,加入图像增强算法后识别率提升了 25 个百分点,表明图像增强算法可以有效提升对较暗人脸图

像的识别率。

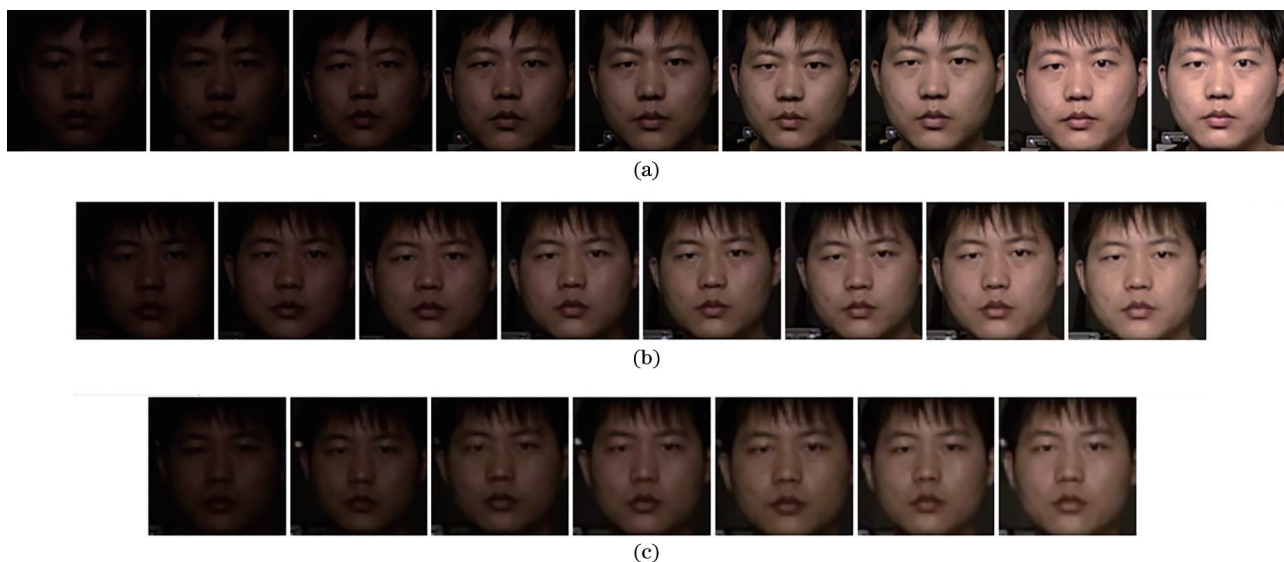


图 5 距离为 1, 2, 3 m 处不同调光等级下的人脸图像, 调光间隔为 10%。(a) 1 m 处采集到的人脸图像, 从左到右调光等级为 20%~100%;(b) 2 m 处采集到的人脸图像, 从左到右调光等级为 30%~100%;(c) 3 m 处采集到的人脸图像, 从左到右调光等级为 40%~100%

Fig. 5 Face images with different dimming levels at distances of 1, 2 and 3 m, dimming interval is 10%. (a) Face images collected at 1 m, dimming level is 20%-100% from left to right; (b) face images collected at 2 m, dimming level is 30% ~ 100% from left to right; (c) face images collected at 3 m, dimming level is 40%-100% from left to right

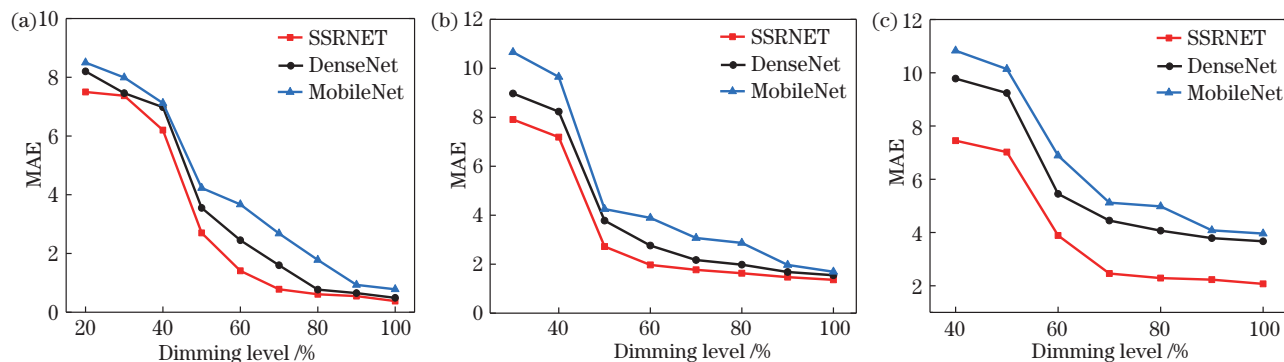


图 6 距离为 1, 2, 3 m 处不同模型下的年龄估计 MAE。(a) 1 m;(b) 2 m;(c) 3 m

Fig. 6 MAE of age estimation for different models at distances of 1, 2 and 3 m. (a) 1 m; (b) 2 m; (c) 3 m

图 8 为测试者在距离为 1, 2, 3 m 处不同调光等级下人脸年龄估计 MAE 的测试结果。可以看出, 随着调光等级的增加, 不论是否增加图像增强算法, 人脸年龄的 MAE 都在降低, 这是因为当调光等级增加时, 人脸图像会变亮, 细节会变清晰。在 1, 2, 3 m 距离下的测试结果表明, 在调光等级为 70%~100% 范围内, MAE 下降趋势缓慢, 这是因为图像本身的亮度已经足够, 符合人脸识别的图像亮度要求, 故此时不需要加入额外的图像增强算法。当距离为 1 m、调光等级为 30% 时, 年龄估计的 MAE 为 7.37, 加入图像增强算法后 MAE 下降了

2.08。当距离为 2 m、调光等级为 40% 时, 年龄估计的 MAE 为 7.19, 加入图像增强算法后 MAE 下降了 2.99。当距离为 3 m、调光等级为 50% 时, 年龄估计的 MAE 为 7.02, 通过该算法的加入, 加入图像增强算法后 MAE 下降了 2.16。图 8 的结果表明图像增强算法可以有效降低较暗人脸图像的年龄估计 MAE。

除了直观对比增强算法对人脸识别率与年龄估计 MAE 的影响外, 还使用图像灰度均值来评价图像低照度增强算法对人脸图像亮度的增强效果。对图像亮度进行评价时, 最直观的方法是计算图像

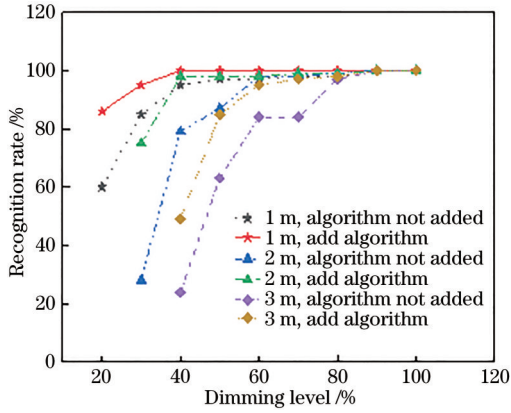


图 7 变化光照环境下增加图像增强算法前后的人脸识别率
Fig. 7 Face recognition rate before and after adding image enhancement algorithm in varying illumination environment

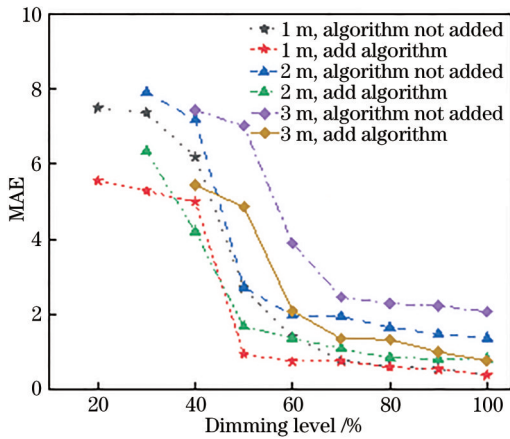


图 8 变化光照环境下增加图像增强算法前后的人脸年龄 MAE

Fig. 8 MAE of human face age before and after adding image enhancement algorithm in varying illumination environment

的灰度均值,图像的灰度等级一般分为 256 级,通过图像的灰度均值可判断图像的亮度,通常图像整体亮度越大,图像灰度均值越大。若图像较暗,则图像灰度均值会较小。对于彩色图像,先要将其转换为灰度图,转换公式为

$$G_1 = 0.299 \times R + 0.587 \times G + 0.114 \times B, \quad (4)$$

式中: R 、 G 、 B 分别代表彩色图像红、绿、蓝三通道的像素值; G_1 表示转换后的像素值。在得到灰度值后可计算图像灰度均值,计算公式为

$$M = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n f(i, j)}{m \times n}, \quad (5)$$

式中: m 和 n 为图像的宽和高; $f(i, j)$ 表示像素点

(i, j) 的灰度值。

表 1 为距离为 1, 2, 3 m 处增加图像增强算法前后灰度均值、识别率和 MAE 的对比结果。可以发现,不同距离下经过算法增强后的图像的灰度均值与原图的灰度均值相比均有所提升,最小提升了 16.19,最大提升了 37.03;在调光等级为 40%、距离为 1, 2, 3 m 时,人脸识别率分别提升了 3 个百分点、19 个百分点、25 个百分点,年龄估计的平均绝对误差分别下降了 1.20、2.99、2.00,证明所采用的图像增强算法能有效提升低照度图像的亮度。对未增加图像增强算法的图像的灰度均值与人脸识别率、年龄估计 MAE 的对应关系进行了分析。在 1 m 距离处,当人脸图像灰度均值为 51.15 时,人脸识别率为 98%,MAE 为 0.78。在 2 m 距离处,当人脸图像灰度均值为 54.50 时,人脸识别率为 99%,MAE 为 1.65。在 3 m 距离处,当人脸图像灰度均值为 50.18 时,人脸识别率为 100%,MAE 为 2.23。综上所述,当人脸图像灰度均值在 50.18 以上时,识别效果较好。当图像灰度均值低于 50.18 时,需要增加低照度图像增强算法,以提高人脸图像亮度,进而提升人脸识别率,并降低人脸年龄估计 MAE。

对增加图像增强算法后图像灰度均值与人脸识别率、年龄估计 MAE 的对应关系进行了分析。在 1 m 距离处,当人脸图像灰度均值为 56.61 时,人脸识别率为 98%,MAE 为 0.94。在 2 m 距离处,当人脸图像灰度均值为 53.77 时,人脸识别率为 98%,MAE 为 1.67。在 3 m 距离处,当人脸图像灰度均值为 55.06 时,人脸识别率为 95%,MAE 为 2.09。可以发现,当增加图像增强算法后人脸图像的灰度均值在 56.61 以上时,人脸识别与年龄估计效果较好。当距离为 3 m、调光等级为 60% 时,原图灰度均值为 25.32,识别率已经达到了 84%,年龄估计 MAE 为 3.89。然而,距离为 3 m、调光等级为 40% 情况下的原始图像经过图像增强后的图像灰度均值为 32.04,对应的识别率为 49%,年龄估计 MAE 为 5.45。可以发现,在同样距离下,灰度均值较高图像的人脸识别率较低,这是因为通过图像增强算法处理后的图像可能会产生失真。距离为 3 m、调光等级为 40% 的原图的人脸识别率为 24%,年龄估计 MAE 为 7.45,增加图像增强算法的情况与其相比,人脸识别率提升了 25 个百分点,人脸年龄估计 MAE 下降了 2.00,这表明了所用图

表 1 距离为 1, 2, 3 m 处增加图像增强算法前后灰度均值、识别率和 MAE 的对比结果

Table 1 Comparison results of gray mean value, recognition rate and MAE before and after adding image enhancement algorithm at distances of 1, 2 and 3 m

Distance / m	Image	Indicator	Dimming	Dimming	Dimming	Dimming	Dimming	Dimming	Dimming	Dimming	
			level of 20%	level of 30%	level of 40%	level of 50%	level of 60%	level of 70%	level of 80%	level of 90%	level of 100%
1	Image before adding algorithm	Gray mean value	8.80	11.11	15.62	27.93	36.87	51.15	67.64	80.36	89.39
		Recognition rate / %	60	85	95	97	97	98	98	100	100
		MAE	7.50	7.37	6.20	2.70	1.41	0.78	0.61	0.55	0.38
	Image after adding algorithm	Gray mean value	24.99	30.07	37.41	56.61	68.77	84.97	103.28	115.09	123.38
		Recognition rate / %	86	95	98	98	98	98	100	100	100
		MAE	5.56	5.29	5.00	0.94	0.74	0.74	0.59	0.53	0.38
2	Image before adding algorithm	Gray mean value		10.77	18.47	25.88	35.69	44.76	54.50	66.05	75.38
		Recognition rate / %		28	79	87	98	98	99	100	100
		MAE		7.91	7.19	2.27	1.97	1.94	1.65	1.47	1.36
	Image after adding algorithm	Gray mean value		29.94	43.17	53.77	67.37	78.65	89.97	101.84	110.70
		Recognition rate / %		75	98	98	98	99	99	100	100
		MAE		6.35	4.20	1.67	1.37	1.08	0.85	0.81	0.81
3	Image before adding algorithm	Gray mean value			11.53	17.23	25.32	34.29	43.32	50.18	59.95
		Recognition rate / %			24	63	84	84	97	100	100
		MAE			7.45	7.02	3.89	2.46	2.29	2.23	2.07
	Image after adding algorithm	Image gray mean			32.04	42.03	55.06	67.18	78.25	85.90	96.98
		Recognition rate / %			49	85	95	97	98	100	100
		MAE			5.45	4.86	2.09	1.35	1.33	0.99	0.76

像增强算法的有效性。

4 结 论

针对人脸识别与年龄估计系统性能会受到光照影响的问题,在对人脸识别与年龄估计中的光照问题研究的基础上,建立了一个基于多任务卷积神经网络的变化光照下的人脸识别与年龄估计系统。同时,应用一种基于 YCbCr 颜色空间的 Retinex 图像增强算法,进行了变化光照下的人脸检测、识别和年龄估计实验。

人脸识别的实验结果表明,当距离为 1 m、调光等级为 40%~100% 范围内时,该系统的人脸识别率在 95% 以上;当调光等级为 20% 时,该系统的人脸识别率为 60%,加入图像增强算法后识别率提升了 26 个百分点。在距离为 2 m、调光等级为 60%~100% 范围内时,该系统的人脸识别率在 98% 以上;

当调光等级为 30% 时,该系统的人脸识别率为 28%,加入图像增强算法后识别率提升了 47 个百分点。在距离为 3m、调光等级为 80%~100% 范围内时,该系统的人脸识别率在 97% 以上。当调光等级为 40% 时,该系统的人脸识别率为 24%,加入图像增强算法后识别率提升了 25 个百分点。人脸年龄估计的实验表明,当距离为 1 m、调光等级为 30% 时,年龄估计的 MAE 为 7.37,加入图像增强算法后 MAE 下降了 2.08。当距离为 2 m、调光等级为 40% 时,年龄估计的 MAE 为 7.19,加入图像增强算法后 MAE 下降了 2.99。当距离为 3 m、调光等级为 50% 时,年龄估计的 MAE 为 7.02,加入图像增强算法后 MAE 下降了 2.16。经过综合分析可知,在调光等级为 40%、距离为 1, 2, 3 m 时,人脸识别率分别提升了 3 个百分点、19 个百分点、25 个百分点,年龄估计的平均绝对误差分别下降了 1.20、2.99、2.00。所

应用的算法不仅运行速度快,还能有效提高亮度和增强图像细节信息,进而在避免亮度和色彩失真的同时,获得了较好的视觉效果。

虽然所应用的低照度图像增强算法能有效提高图像亮度,但是不能根据图像本身进行参数的调整,故后续将进行自适应图像增强的研究。另外,人脸识别与年龄估计除了光照问题外,还有遮挡、表情变化的问题,后续也将对这些问题进行研究。

参 考 文 献

- [1] Chen T, Yin W T, Zhou X S, et al. Total variation models for variable lighting face recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(9): 1519-1524.
- [2] Sun J G, Rong W Z. Research on regional age estimation model[J]. Computer Science, 2018, 45(8): 41-49.
孙劲光, 荣文钊. 基于区域的年龄估计模型研究[J]. 计算机科学, 2018, 45(8): 41-49.
- [3] Zhang K, Wang X S, Guo Y R, et al. Survey of deep learning methods for face age estimation[J]. Journal of Image and Graphics, 2019, 24(8): 1215-1230.
张珂, 王新胜, 郭玉荣, 等. 人脸年龄估计的深度学习方法综述[J]. 中国图象图形学报, 2019, 24(8): 1215-1230.
- [4] Fang G Z, Sun K T. Research on face age estimation based on multi-scale YOLO model[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(21): 135-141.
房国志, 孙康瞳. 多尺度 YOLO 人脸年龄估计方法研究[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(21): 135-141.
- [5] Li C, Tong L, Liu Y H, et al. Selective multilayer fusion convolutional neural network for facial age estimation[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2020, 33(9): 1313-1319.
李超, 童林, 刘永辉, 等. 面向人脸年龄估计的选择性多层融合神经网络[J]. 传感技术学报, 2020, 33(9): 1313-1319.
- [6] Cheng Y, Zhao C X, Wang H, et al. Illumination invariant and face recognition based on NSCT and SQI[J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology (Natural Science), 2010, 34(4): 425-430.
程勇, 赵春霞, 王欢, 等. 基于 NSCT 和 SQI 的光照不变量及人脸识别[J]. 南京理工大学学报(自然科学版), 2010, 34(4): 425-430.
- [7] Tan X Y, Triggs B. Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting conditions[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2010, 19(6): 1635-1650.
- [8] Du M, Zhao X J. Face enhancement algorithm with variable illumination based on improved Retinex[J]. Computer Science, 2016, 43(2): 105-108, 112.
杜明, 赵向军. 改进 Retinex 的光照变化人脸图像增强算法[J]. 计算机科学, 2016, 43(2): 105-108, 112.
- [9] Park Y K, Park S L, Kim J K. Retinex method based on adaptive smoothing for illumination invariant face recognition[J]. Signal Processing, 2008, 88(8): 1929-1945.
- [10] Xie X H, Lai J H, Zheng W S. Illumination normalization of human face based on the second-order polynomial model[J]. Acta Electronica Sinica, 2010, 38(8): 1791-1797.
谢晓华, 赖剑煌, 郑伟诗. 基于二次多项式模型的人脸光照归一化[J]. 电子学报, 2010, 38(8): 1791-1797.
- [11] Wang X Z, Lü X L, Li L, et al. A method of image enhancement based on Retinex algorithm and wavelet transform[J]. Equipment Manufacturing Technology, 2018(9): 72-76.
王新竹, 吕绪良, 李凌, 等. 一种基于 Retinex 算法和小波变换的图像增强方法[J]. 装备制造技术, 2018(9): 72-76.
- [12] Gao T. Face recognition based on multi-scale Retinex in discrete wavelet transform model under difficult lighting condition[J]. Video Engineering, 2012, 36(5): 122-125.
高涛. 基于小波域多尺度 Retinex 的复杂光照的人脸识别[J]. 电视技术, 2012, 36(5): 122-125.
- [13] Tian Z J, Wang M L, Wu J, et al. Mine image enhancement algorithm based on dual domain decomposition[J]. Acta Photonica Sinica, 2019, 48(5): 0510001.
田子建, 王满利, 吴君, 等. 基于双域分解的矿井下图像增强算法[J]. 光子学报, 2019, 48(5): 0510001.
- [14] Ju G, Yuan L, Liu X Y, et al. Adaptive image enhancement based on multiple algorithm fusion[J]. Acta Photonica Sinica, 2016, 45(12): 1210002.
巨刚, 袁亮, 刘小月, 等. 多算法融合的自适应图像增强方法[J]. 光子学报, 2016, 45(12): 1210002.
- [15] Guo X J, Li Y, Ling H B. LIME: low-light image enhancement via illumination map estimation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26(2): 982-993.
- [16] Wei C, Wang W J, Yang W H, et al. Deep Retinex decomposition for low-light enhancement[EB/OL]. (2018-08-14) [2021-02-20]. <https://arxiv.org/abs/>

- 1808.04560.
- [17] Dong Y, Liu Y N, Lian S G. Automatic age estimation based on deep learning algorithm[J]. *Neurocomputing*, 2016, 187: 4-10.
- [18] Wang X L, Kambhamettu C. Age estimation via unsupervised neural networks[C]//2015 11th IEEE International Conference and Workshops on Automatic Face and Gesture Recognition (FG), May 4-8, 2015, Ljubljana, Slovenia. New York: IEEE Press, 2015: 15309388.
- [19] Ma H Q, Ma S P, Xu Y L, et al. Low-light image enhancement based on deep convolutional neural network[J]. *Acta Optica Sinica*, 2019, 39(2): 0210004.
马红强, 马时平, 许悦雷, 等. 基于深度卷积神经网络的低照度图像增强[J]. *光学学报*, 2019, 39(2): 0210004.
- [20] Tian H J, Cai M P, Guan T, et al. Low-light image enhancement method using retinex method based on YCbCr color space[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2020, 49(2): 0210002.
田会娟, 蔡敏鹏, 关涛, 等. 基于 YCbCr 颜色空间的 Retinex 低照度图像增强方法研究[J]. *光子学报*, 2020, 49(2): 0210002.
- [21] Zhang K P, Zhang Z P, Li Z F, et al. Joint face detection and alignment using multitask cascaded convolutional networks[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2016, 23(10): 1499-1503.
- [22] Schroff F, Kalenichenko D, Philbin J. FaceNet: a unified embedding for face recognition and clustering [C]//2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 7-12, 2015, Boston, MA, USA. New York: IEEE Press, 2015: 815-823.
- [23] Li W, Zhang Y, Sun Y F, et al. Approximate nearest neighbor search on high dimensional data-experiments, analyses, and improvement[J]. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 2020, 32(8): 1475-1488.
- [24] Yang T Y, Huang Y H, Lin Y Y, et al. SSR-net: a compact soft stagewise regression network for age estimation[C]//Proceedings of the Twenty-Seventh International Joint Conference on Artificial Intelligence, July 13-19, 2018. Stockholm, Sweden. California: International Joint Conferences on Artificial Intelligence Organization, 2018: 1078-1084.
- [25] Howard A G, Zhu M L, Chen B, et al. MobileNets: efficient convolutional neural networks for mobile vision applications[EB/OL]. (2017-04-17)[2021-02-20]. <https://arxiv.org/abs/1704.04861>.
- [26] Huang G, Liu Z, van der Maaten L, et al. Densely connected convolutional networks[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. New York: IEEE Press, 2017: 2261-2269.
- [27] Rothe R, Timofte R, Van Gool L. Deep expectation of real and apparent age from a single image without facial landmarks[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2018, 126(2/3/4): 144-157.
- [28] Rothe R, Timofte R, van Gool L. Some like it hot: visual guidance for preference prediction[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 27-30, 2016, Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE Press, 2016: 5553-5561.
- [29] Zhang Y X, Liu L, Li C, et al. Quantifying facial age by posterior of age comparisons[C]//Proceedings of the British Machine Vision Conference 2017, September 4-7, 2017, London, UK. Durham: British Machine Vision Association, 2017: 108.
- [30] Kingma D P, Ba J. Adam: a method for stochastic optimization[EB/OL]. (2014-12-22)[2021-02-20]. <https://arxiv.org/abs/1412.6980>.