

基于肤色学习的多人脸前景抽取方法

戴嫣然^{1*}, 戴国庆¹, 袁玉波^{1,2}

(1. 华东理工大学 信息科学与工程学院, 上海 200237;
2. 上海大数据与互联网受众工程技术研究中心, 上海 200072)
(* 通信作者电子邮箱 dyr136006@163.com)

摘要:针对多人脸场景下快速准确提取人脸内容的问题,提出了基于肤色学习的多人脸前景抽取方法。首先,给出了基于肤色学习的肤色前景分割模型。根据肤色专家的论文结果,采集了著名的SPA数据库的1 200张人脸进行肤色抽样,建立学习模型以得到每个人种在颜色空间的肤色参数,据此进行肤色图像分割,得到肤色前景。其次,利用人脸特征点学习算法,以常见人脸68个特征点为目标,结合肤色前景信息分割出人脸种子区域;并计算人脸中心点,来构建人脸椭圆边界模型以及确定遗传范围。最后,建立了有效抽取算法,在人脸椭圆边界内利用遗传机制进行人脸再生,从而抽取得到有效人脸区域。以三类不同数据库为基础,收集了100张有代表性的多人脸图像,实验结果表明所提方法对这些图像的多人脸抽取的结果准确率达到98.4%以上,且该方法对中密度人群的人脸内容抽取有显著效果,并为人脸识别算法的准确性和可用性提供了基础。

关键词:人脸前景;肤色学习;聚类分析;人脸范围;遗传机制

中图分类号:TP391.41 **文献标志码:**A

Multi-face foreground extraction method based on skin color learning

DAI Yanran^{1*}, DAI Guoqing¹, YUAN Yubo^{1,2}

(1. School of Information Science and Engineering,
East China University of Science and Technology, Shanghai 200237, China;
2. Shanghai Engineering Research Center of Big Data and Internet Audience, Shanghai 200072, China)

Abstract: To solve the problem of quickly and accurately extracting face content in multi-face scenes, a multi-face foreground extraction method based on skin color learning was proposed. Firstly, a skin color foreground segmentation model based on skin color learning was given. According to the results of the papers of skin color experts, 1 200 faces of the famous SPA database were collected for skin color sampling. The learning model was established to obtain the skin color parameters of each race in the color space. The skin color image was segmented according to the parameters to obtain the skin color foreground. Secondly, the face seed area was segmented by using face feature point learning algorithm and skin color foreground information and with 68 common feature points of the face as the target. And the centers of the faces were calculated to construct the elliptical boundary model of the faces and determine the genetic range. Finally, an effective extraction algorithm was established, and the genetic mechanism was used within the elliptical boundaries of the faces to regenerate the faces, so that the effective face areas were extracted. Based on three different databases, 100 representative multi-face images were collected. Experimental results show that the accuracy of the multi-face extraction results of the proposed method is up to 98.4%, and the proposed method has a significant effect on the face content extraction of medium-density crowds as well as provides a basis for the accuracy and usability of the face recognition algorithm.

Key words: face foreground; skin color learning; clustering analysis; face range; genetic mechanism

0 引言

如今,随着信息社会的发展,图像变得越来越重要,人脸又是图像中的一个重要的分支,人脸信息在人脸跟踪、人脸识别、视频监控等领域有着重要的应用。人脸检测是人脸识别的第一步,人脸检测的准确性直接影响到后面任务的可行性和效率,因此抽取正确的人脸信息是十分重要的。如何快速

地提升人脸识别系统对不同人种的检测性能,是一个实用的人脸识别算法应该考虑的问题^[1]。在复杂的图像中检测人类皮肤已经被证明是一个具有挑战性的问题,因为由于许多因素,如光照、种族、老化、成像条件和复杂的背景,皮肤颜色在其外观上可以有很大的变化。

颜色是简单、直观且有效的特征,颜色特征常常用于人脸

收稿日期:2020-09-09;修回日期:2020-12-09;录用日期:2020-12-10。

基金项目:上海市工程技术中心项目(18DZ2252300)。

作者简介:戴嫣然(1996—),女,福建厦门人,硕士研究生,主要研究方向:数据分析、机器视觉;戴国庆(1996—),男,山东即墨人,硕士研究生,主要研究方向:机器视觉、深度学习;袁玉波(1976—),男,云南宣威人,副教授,博士,主要研究方向:机器学习、数据科学、数据质量评估、数据挖掘。

检测,不同颜色空间的选择带来的结果也有所差异^[2]。Hsu等^[3]提出了在YCrCb(Luminance, Red-difference Chrominance, Blue-difference Chrominance)颜色空间的人脸检测,通过非线性变换,将像素投射到YCrCb空间,并用椭圆区域判断是否为肤色像素。Shaik等^[4]使用两种颜色空间进行皮肤检测的对比研究,认为HSV(Hue, Saturation, Value)颜色空间在简单背景和均匀背景下的检出率较高,而YCbCr颜色空间在复杂背景下的检出率较高。Pujol等^[5]提出基于模糊熵肤色分割的人脸检测,在RGB(Red, Green, Blue)、YCbCr和HSV三个颜色空间进行人脸学习和模糊系统建模,最后进行人脸的检测。Bencheriet等^[6]使用肤色分割,结合局部二值模式(Local Binary Pattern, LBP)特征和高斯混合模型(Gaussian Mixed Model, GMM)模型,对人脸进行学习,然后抽取人脸。肤色特征的使用是十分重要的,是快速、有效定位人脸大致位置的方法。不同的肤色抽取策略对分割效果也不一样,目前没有明确的最佳颜色空间选择方案,本文的研究目标是提出一种新的颜色空间融合方案,为肤色抽取提出新思路。

人脸的定位一直是人脸检测的难点,基于内容的人脸检测一般使用人脸特征如眼睛、嘴巴等,构造人脸模板进行匹配。模板的大小可以使用人眼间距和人脸的比例、人脸长宽比等生物特征进行确定。早期, Brunelli等^[7]用模板匹配的方式,计算鼻子的长宽、嘴的位置和下巴的形状来进行人脸识别。Jin等^[8]设定了脸部模板,由人脸框和人眼组成,然后在肤色分割后的候选区域内进行人脸检测。胡祖奎等^[9]提出了一种基于分层模板的人脸检测方法,结合肤色信息和脸部分层的特征,构造人脸结构的参数,检测校园监控中的人脸。Luo等^[10]使用分类决策树模型,对人脸进行初步定位,然后结合人脸肤色的概率分布,得到人脸肤色区域。Wang等^[11]将肤色分为深色和浅色两种分类,并添加深色通道辅助肤色提取,然后使用模板匹配和人眼定位,将人脸框出。

不同人种的肤色信息略有差异,在肤色检测时的策略也不同,人种的肤色信息的主要差别是亮度。Tan等^[12]提出一种融合算法,结合了2D直方图和高斯模型,分亚洲人、非洲人和欧美人三个人种,在对数颜色空间(Log Opponent chromaticity space, LO)中进行肤色分割。Klevan等^[13]提出了不同的颜色空间融合方法,并将人脸分成非洲人、亚洲人、欧美人和其他人种四个分类,最后用阈值滤波器将非肤色像素剔除,从而得到肤色像素。合理地肤色进行分类和检测是重要的,将肤色根据人种进行分割可以得到更加完整的肤色前景。

目前利用深度学习进行人脸检测的方法已经很多, Hao等^[14]使用不同比例的网络计算出图像中人脸的尺度分布,然后按照该尺度归一化图像,再进行人脸检测。Hu等^[15]从尺度不变性、图像分辨率、上下文推理三方面对小脸检测算法进行改进,得到很好的效果。Li等^[16]提出对偶的人脸检测器,对特征进行增强,并改进锚点匹配策略,模型具有极高的鲁棒性和稳定性。目前的深度学习算法大多针对人脸检测,较少有人脸内容抽取的方法,人脸抽取相关的数据集也不足,用深度学习实现人脸抽取较困难。本文提出遗传算法,对人脸内容进行计算,判断人脸区域,对内容进行抽取,不依赖大量的数据

集,也可以完成人脸抽取。

在多人场景下,根据颜色信息进行肤色分割在多人脸或复杂背景下容易失效,不同人种的检测率也不一样,白色人种和黄色人种的检测率最高。因此,为了解决不同人种的肤色分割问题和人脸抽取不完整的问题,本文提出基于肤色学习的人脸抽取方法,将肤色按照四种人种进行分割,分别是白色人种、黄色人种、棕色人种和黑色人种,并结合人脸生物特征,对人脸范围进行判断和框定,同时,利用遗传机制的思想,将人脸从肤色前景中抽取得更加准确和完整。

1 基于肤色学习的多人脸前景抽取方法

本文提出一种基于肤色学习多人脸前景抽取方法,其技术框架如图1,关键思想是对不同人种的肤色进行学习,根据学习得到的参数和阈值进行肤色前景分割,并利用遗传机制的思想,结合肤色信息,将人脸区域进行生长,得到较为完整的人脸前景。

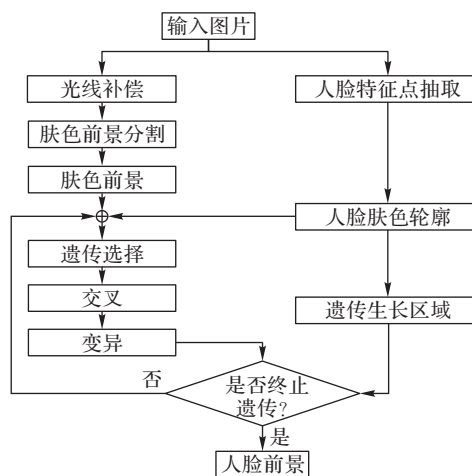


图1 基于肤色学习的多人脸前景抽取方法流程

Fig. 1 Flow chart of multi-face foreground extraction method based on skin color learning

首先,建立基于肤色学习的肤色分割模型。本文将人种分为四种:白种人、黄种人、棕种人和黑种人,从各种图像中抽取不同肤色人种的肤色块,对肤色块进行颜色空间的转换和像素分布分析,可以得到肤色像素的分布情况,从而计算肤色阈值,构造肤色模型。

其次,对输入多人脸图像进行光线补偿。真实场景照片会受到不同光线的影响,图像中可能会存在光线不平衡的情况而造成色彩偏差,为了抵消这种整个图像中存在的色彩偏差,进行光线补偿。根据建立好的肤色模型,对光线补偿后的图像进行肤色前景分割。

然后,确定遗传机制的初始种子块和生长区域。利用自适应回归窗模型^[17],检测人脸特征点,结合肤色模型抽取到的前景信息,选出在人脸前景中的特征点,作为初始种子块,人脸的最大范围作为遗传机制的生长区域。

最后,构造遗传机制的适应性函数,在生长区域范围内进行遗传生长,经过选择、交叉、变异后,可以提取出更加完整的人脸区域。

2 基于肤色学习的人脸前景分割模型

对于给定的包含多人脸的图像 I , 人脸前景分割的问题定义如下:

定义 1 对于给定的含有 $N(N \geq 3)$ 个人脸彩色图像 I , 表示如下:

$$I = \{p(x, y) \in \mathbf{R}^3, (x, y) \in \Omega\} \quad (1)$$

其中: $p(x, y)$ 表示 (x, y) 处的像素值; Ω 为整个图像区域。

多人脸前景抽取的目标定义是寻找最优的子集 $F^* \subset I$, 使得 F^* 里面非人脸的像素点尽可能少, 模型表示如下:

$$F^* = \arg \min_{F \subset I} \sum_{p^i \in F} C(p^i) \quad (2)$$

其中 $C(p^i)$ 是计算器, 记录 F^* 中非人脸像素点的数目, 表达式如下:

$$C(p^i) = \begin{cases} 0, & p^i \text{ 是人脸内的点} \\ 1, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

该问题的关键在于如何判断 p^i 是人脸点。事实上, 多人脸前景抽取模型可以等价定义为区域分割问题, 即寻找 Ω 的 N 个子集 $\Omega^i (i = 1, 2, \dots, N)$, 满足:

$$\begin{cases} \Omega^i \cap \Omega^j = \emptyset, & i \neq j \\ \left(\bigcup_{i=1}^N \Omega^i \right) \cup \Omega_b = \Omega, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

人脸前景即为:

$$F^* = \sum_{i=1}^N \Omega^i \quad (5)$$

也称 Ω_b 为背景。

从上面模型可以看出, 每一个人脸区域 Ω^i 应该具备两个重要的特征: 首先要是皮肤点, 其次要在人脸区域内。从技术层面看, 第一任务是从图像 I 里抽取肤色点, 定义为肤色前景。

2.1 肤色前景抽取

肤色前景定义如下:

定义 2 人脸彩色图像 I 的肤色前景 S 定义为其子集 $S \subset I$, 使得 S 里面包含尽可能多的肤色点, 模型表示如下:

$$S = \arg \max_{S \subset I} \sum_{p^i \in S} s(p^i) \quad (6)$$

其中 $s(p^i)$ 是计算器, 记录 S 中肤色点的像素数目, 表达式如下:

$$s(p^i) = \begin{cases} 1, & p^i \text{ 是肤色点} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

从上面定义可以看出, 肤色前景的关键在于如何判断 p^i 是肤色点, 由于肤色是人种的主要特征, 不同的人种, 肤色有差异, 因此这个问题的关键在于以下两个问题:

问题 1 地球上常见人种有几类?

问题 2 每一种人种肤色均值 $E(p^r)$ 是多少?

根据本文第 1 章的叙述, 问题 1 的答案是四种; 但是对于问题 2, 由于每一种族的个体差异也是比较大的, 所以由于样本选择不同其均值必有差异, 通过对国际上现有人脸图像进行分析, 本文选择了著名的 SFA 数据库作为肤色的参考数据

库。四种人种肤色样本图片块如图 2 所示。

判断种族的模型定义如下:

$$r^*(p^i) = \arg \min_{r \in Z} \{\|p^i - E(p^r)\|\} \quad (8)$$

其中 $E(p^r)$ 表示第 r 种人种肤色的像素期望值。

肤色的像素期望值 $E(p^r)$ 的计算模型如下:

$$E(p^r) = \frac{1}{c(N^r)} \sum_{p^r \in N^r} p^r \quad (9)$$

其中 $c(N^r)$ 表示第 r 种人种标准样本肤色块的像素点数量。

标准肤色块方差 σ^r 定义如下:

$$\sigma^r = \frac{1}{c(N^r)} \sum_{p^r \in N^r} \|p^r - E(p^r)\|^2 \quad (10)$$

由此, 第 r 种人种的肤色点判定区间定义为:

$$T^r = [E(p^r) - \sigma^r, E(p^r) + \sigma^r] \quad (11)$$

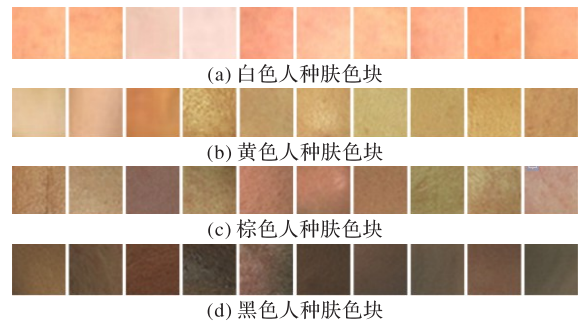


图 2 四种人种肤色样本图片块

Fig. 2 Sampled image blocks of four racial skin color

2.2 人脸种子区域抽取

人脸的种子区域定义如下:

定义 3 人脸种子区域 C 定义为各个人脸种子区域 C^i 的并集。

人脸肤色前景 S 与人脸特征点所围区域 G^* 的交集, 使得 C 中的点均为人脸上的点, 模型表示如下:

$$C = \bigcup_{i \in [1, 2, \dots, N]} C^i \quad (12)$$

其中 N 为人脸彩色图像 I 的人脸个数。

人脸特征点使用基于自适应回归窗模型的特征点定位方法, 抽取初步定位的 68 个人脸特征点, 记为:

$$K^i = \{P_1, P_2, \dots, P_{N_0}\};$$

$$P_j = (p_{jx}, p_{jy}), N_0 = 68, i = 1, 2, \dots, N_0 \quad (13)$$

其中, K^i 为模型抽取到的单个人脸的 68 个特征点, 1~18 号点为人脸轮廓点, 记为 K^{i*} 。

$$K^{i*} = \{P_1, P_2, \dots, P_{N_0}\};$$

$$P_j = (p_{jx}, p_{jy}), N_0 = 18, i = 1, 2, \dots, N_0 \quad (14)$$

将人脸轮廓点 K^{i*} 与肤色前景 S 作交集, 在肤色前景 S 中的点, 就作为种子点 $\bar{K}^i$ 。

$$\bar{K}^i = S \cap K^{i*} = \{\bar{P}_1^i, \bar{P}_2^i, \dots, \bar{P}_{N_0}^i\} \quad (15)$$

最后将各个种子点作凸集合, 得到种子区域 C^i 。因此, 人脸特征点所围区域 C^i 可以定义为:

$$C^i = \sum_{j=1}^{k_i} \lambda_j \bar{P}_j^i \quad (16)$$

其中 $\sum_{j=1}^{k_i} \lambda_j = 1$ 。

2.3 人脸再生

根据前面得到的候选人脸前景 C , 人脸再生的目标是在给定的有效范围内, 对不完整的人脸进行像素级的判断, 利用遗传机制, 生长出完整的人脸区域。

$$\Omega_*^i = \arg \max_{\Omega^i \subset E^i} \sum_{p^i \in \Omega^i} r(p^i) \quad (17)$$

其中 $r(p^i)$ 是计算器, 记录 Ω^i 中人脸区域的像素数目。 E^i 是第 i 张候选人脸的生长有效范围, 确定模型如下:

$$E^i = \left\{ (x, y) \in \Omega, \frac{(x - x^i)^2}{a^2} + \frac{(y - y^i)^2}{b^2} \leq 1 \right\} \quad (18)$$

其中 (x^i, y^i) 是候选人脸区域的中心点, 计算式如下:

$$\begin{cases} x^i = \frac{1}{N(C^i)} \sum_{(x^k, y^k) \in C^i} x^k \\ y^i = \frac{1}{N(C^i)} \sum_{(x^k, y^k) \in C^i} y^k \end{cases} \quad (19)$$

a, b 是椭圆区域的短半轴和长半轴, 计算式如下:

$$\begin{cases} a = 0.6 * (\max \{x^i\} - \min \{x^i\}) \\ b = 1.5 * a \end{cases} \quad (20)$$

人脸再生的有效范围如图 3 所示。在式 (17) 中, Ω^i 的生成采用遗传机制, 基本像素生成原理参照文献 [18]。

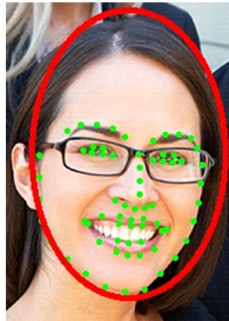


图 3 人脸特征点示意图
Fig. 3 Schematic diagram of face features

3 实验与结果分析

3.1 数据集

本文实验从网络及现有数据库中, 随机选择多人脸图像, 构建包括 100 张多人脸图像的数据集, 人脸图像分别来自网络高清图、Pratheepan Dataset^[19] 和 BaoDataBase。Pratheepan Dataset 图像是从谷歌随机下载的用来进行人体皮肤检测方法的研究, 这些图像是在不同的光照下, 并通过不同的色彩增强方法处理得到的。BaoDataBase 由 274 张不同场景下的单人人脸和多人人脸图像组成。

第一类图像来自网络高清图片, 包括不同场景的合照, 选取的场景包括室内和室外和合影, 共 50 张, 示意图如图 4 所示。

第二类图像来自 Pratheepan Dataset, 包括不同家庭的合照, 共 25 张, 示意图如图 5 所示。

第三类图像来自 BaoDataBase, 共 25 张, 示意图如图 6

所示。

3.2 评价指标及实验结果

本实验的运行环境为: Windows 10 64 位操作系统, 硬件配置是 Intel Core i5-7200U 的 CPU, 2.50 GHz 的主频和 8 GB 的 RAM, 在 Python 3.6.5 的环境中编程实现。

本文采用准确率 (Precision, P)、召回率 (Recall, R) 和 F_β 三个评价指标, 其计算式如下:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (21)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (22)$$

其中: TP 表示实际为正、预测成正的个数; FP 表示实际为负、预测成正的个数; FN 实际为正、预测成负的个数。

F_β 能够很好地评估分割结果的整体性能, 计算式如下:

$$F_\beta = \frac{(1 + \beta^2)P \times R}{\beta^2 \times P + R} \quad (23)$$

因为人脸前景提取中准确率的重要程度高于召回率, 因此这里取 β 为 1, 即 F_1 。



图 4 第一类图片
Fig. 4 Images of first class



图 5 第二类图片
Fig. 5 Images of second class



图 6 第三类图片
Fig. 6 Images of third class

准确率越高表示算法返回的相关结果比不相关的结果越多, 召回率越高表示算法返回的相关结果越多。 F_β 是准确率和召回率的加权调和平均数。 F_β 越高表示一个方法在不牺牲精度的情况下越能达到高的查全值。

针对人脸前景区域,选择文献[20]的基于高斯变差的自动前景提取(autoMatic Foreground extraction based on Difference Of Gaussian, FMDOG)方法、文献[18]的基于遗传机制和高斯变差的前景目标提取(FOreground extraction with Genetic mechanism and difference of Guassian, GFO)方法、文献[17]的人脸关键点检测方法和文献[21]的人脸分割方法与

本文方法进行收取结果对比。文献[20]方法使用图像分割算子,结合高斯变差提取关键点,构建自动前景目标提取模型。文献[18]方法使用改进的图像分割算子(Normalized cut, Ncut),结合遗传算法,自动抽取前景。文献[21]方法使用维诺图和2D(Dimensional)直方图算法进行人脸分割。三类图片的实验结果如图7~9所示。

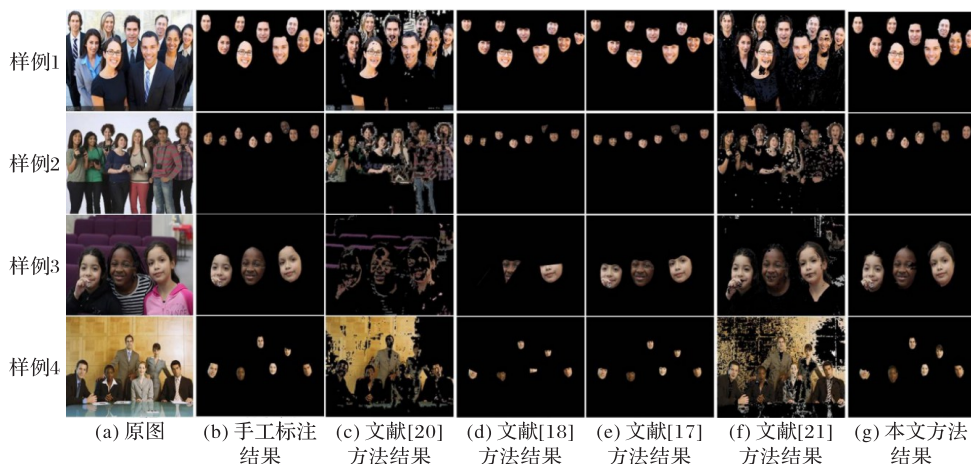


图7 不同方法对第一类图片的人脸分割结果

Fig. 7 Face segmentation results of first-class images by different methods

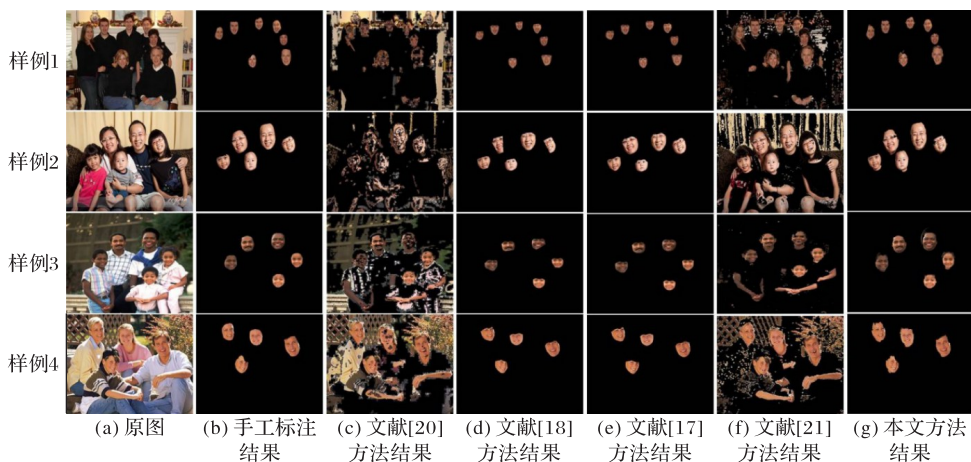


图8 不同方法对第二类图片的人脸分割结果

Fig. 8 Face segmentation results of second-class images by different methods

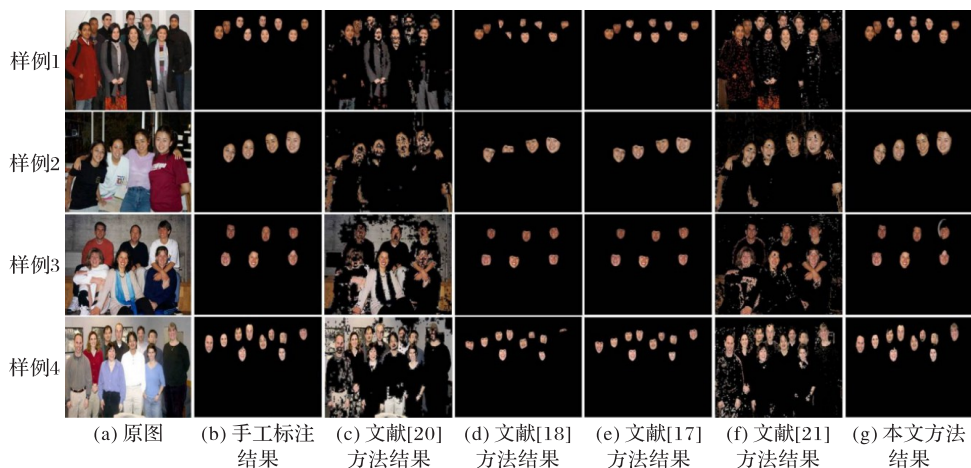


图9 不同方法对第三类图片的人脸分割结果

Fig. 9 Face segmentation results of third-class images by different methods

文献[20]方法可以提取大部分目标前景,但是前景存在目标缺损或者冗余等问题。文献[18]方法是对文献[20]方法的改进,它可以很好地解决文献[20]方法存在的问题,可以提取到更加精确的目标前景,但是对于人脸前景的提取仍不完整。文献[17]方法主要提取特征区域,提取到的部分肯定为人脸区域,但是会丢失人脸边缘和轮廓信息,缺乏完整性,也无法提取整个脸部区域。文献[21]方法对于单人脸的简单场景效果较好,但是对于室外的场景,会引入非人脸的像素点。本文所提的方法可以有效剔除非人脸的皮肤区域,并且将整个人脸区域,包括额头等区域都提取完整,是更加有效的人脸前景抽取方法。

五种方法的准确率、召回率、 F_1 值对比如图10~图12所示。

由图10可以看出,本文所提方法的准确率明显高于文献[20]方法和文献[21]方法,略低于文献[17]方法。文献[20]方法会存在很多非人脸的区域如脖子、手臂等,结果过于冗余,造成误检率的升高,因此平均准确率为85.6%。文献[18]方法可以更准确提取到前景,减少冗余,因此为人脸的概率很大,因此误检率较少,平均准确率也提升到95.7%。文

献[17]方法侧重于人脸特征点的提取,抽取区域基本都是人脸区域,因此误检率较少,但是仍有很多人脸区域无法捕捉到。文献[21]方法基于维诺图和直方图的分割,会引入与肤色像素相近的像素。本文方法可以检测完整的人脸区域,抽取到完整的人脸前景,平均准确率提升至98.4%;但是当头发与背景的颜色和人脸很接近时,会造成误检率的上升。

由图11可以看出,本文所提方法的召回率稳定优于其他四种方法。文献[20]方法的结果涵盖与皮肤颜色相近的像素,因此漏检率较低,平均召回率为81%。文献[18]方法的结果作为人脸种子块,要确保种子点都在肤色人脸椭圆范围内,因此比人脸小很多,造成了漏检率的升高,平均召回率也相较文献[20]方法要低很多,为57.8%。文献[17]方法抽取人脸主要特征区域,会漏检非特征区域,导致人脸前景抽取不完整。文献[21]方法使用距离变化选择感兴趣的区域,因此人脸区域能有效检出,平均召回率为95.5%。本文所提方法能有效抽取人脸,遗传机制可以补全人脸区域,减少漏检的像素数,但如果人脸在极端光线下,抽取结果较差,导致漏检率升高,平均召回率为89.5%,低于文献[21]方法。

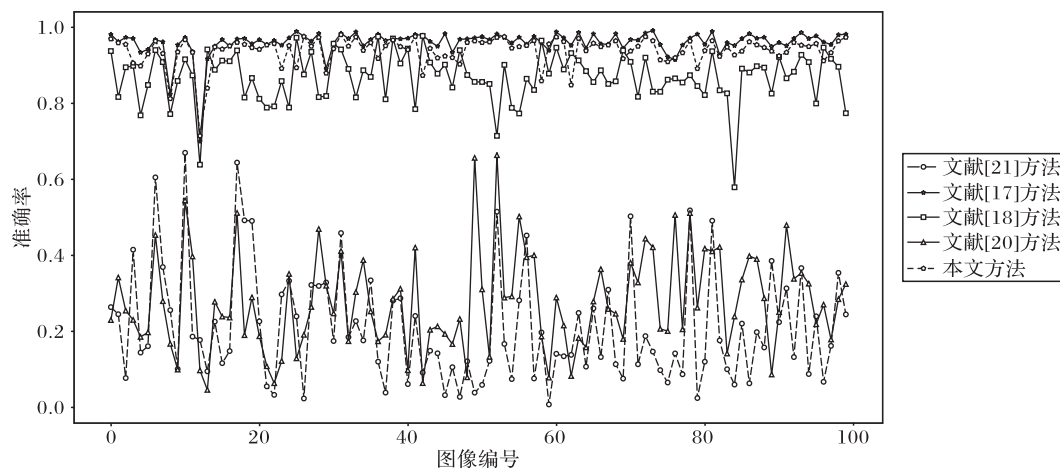


图10 不同方法的准确率对比

Fig. 10 Precision comparison of different methods

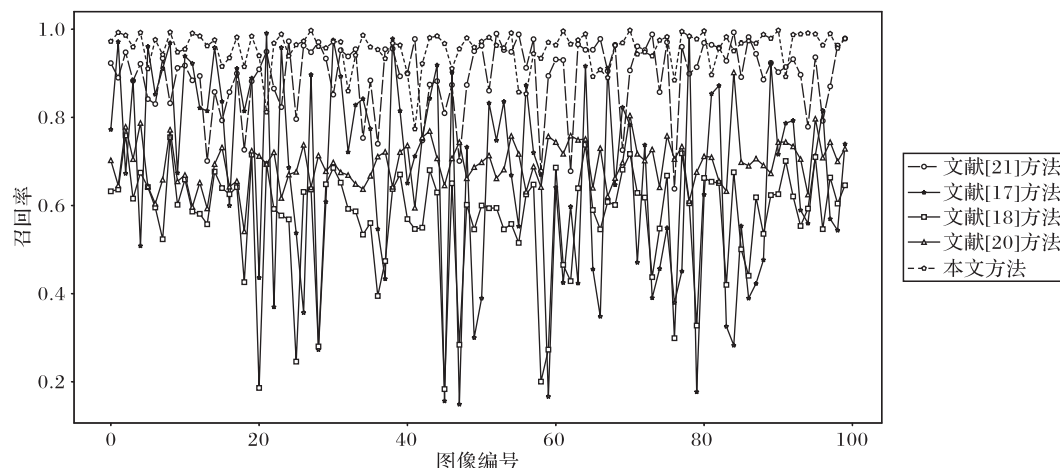


图11 不同方法的召回率对比

Fig. 11 Recall comparison of different methods

由图12可以看出,作为准确率和召回率的调和, F_1 值可以通过使用准确率和召回率来提供对测试表现更现实的度

量。可以看出,本文所提方法的 F_1 值均大于其他四种方法,达到87.3%,表明本文方法的总体结果优于其他四种方法,具

有更强的可靠性和鲁棒性。文献[17]方法能有效抽取人脸特征,在抽取人脸区域时也具有较好的效果,虽然漏检率高,但是抽取的区域均为人脸区域,降低了误检率,因此 F_1 值为

78.2%。文献[20]方法和文献[21]方法的误检率高,文献[18]方法的漏检率高,因此这三个方法 F_1 值的均值在42.2%~70.9%。

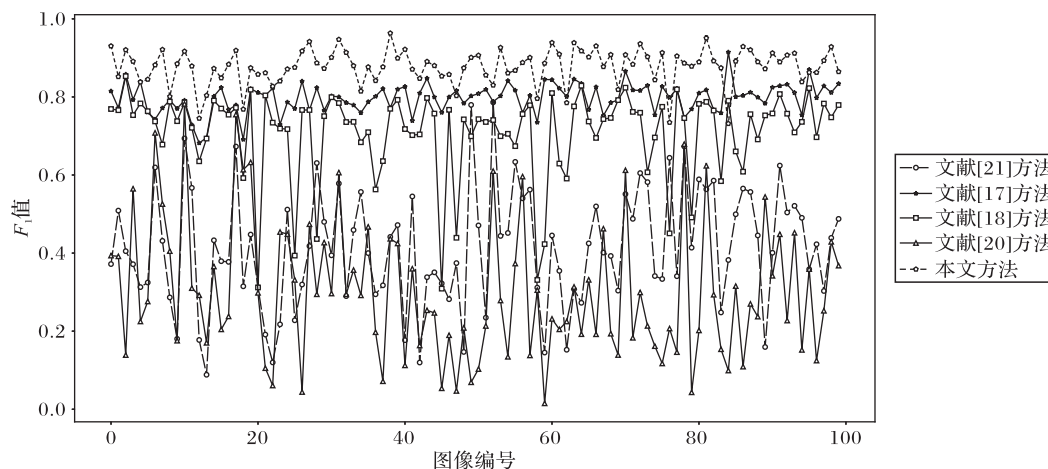


图12 不同方法的 F_1 值对比

Fig. 12 F_1 value comparison of different methods

3.3 时间评估

对100张人脸图像的修复耗时箱型图如图13所示。本文方法在人脸抽取耗时上略多于其他方法。对于所有人脸图像进行实验,文献[20]方法的平均耗时为27.5 s,文献[18]方法的平均耗时为34.6 s,文献[17]方法的平均耗时为4.4 s,文献[21]方法的平均耗时为11.1 s,本文方法的平均耗时为48.4 s。算法耗时与图片像素有关,文献[18]方法与本文方法使用遗传算法,在精确抽取的同时会增加时间消耗。文献[17]方法使用学习好的模型,人脸抽取的速度较快。

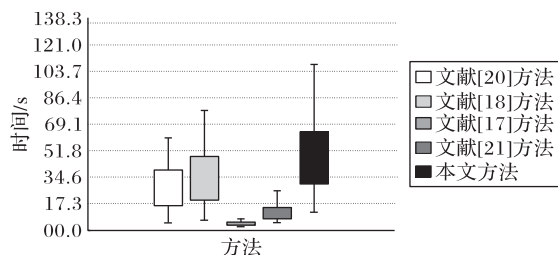


图13 不同方法的耗时箱型图对比

Fig. 13 Comparison of time-consuming box plots of different methods

4 结语

在多人脸场景下,现有基于内容的人脸抽取并不是很完善,无法抽取完整的人脸区域,因此本文提出了基于肤色学习的人脸抽取技术。首先,按照四个人种的肤色进行肤色学习,四个人种分别为白色人种、黄色人种、棕色人种和黑色人种,根据学习到的肤色模型进行肤色分割,可以分割到更加完整的肤色区域;然后,利用遗传机制的思想,结合人脸特征点的先验信息,对人脸区域进行遗传生长,从而将人脸区域抽取得更加完整。本文方法虽然具有较高的复杂度,但其准确率和召回率相较其他方法有明显提升。

未来的工作中,可研究改进遗传种子和遗传区域的选取,基于深度学习进行人脸范围确定,并选取种子点,提高遗传算

法的精确度。

参考文献 (References)

- [1] VIOLA P, JONES M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features [C]// Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE, 2001: 1-511-1-518.
- [2] NAJIS, JALAB H A, KAREEM S A. A survey on skin detection in colored images [J]. Artificial Intelligence Review, 2019, 52(2): 1041-1087.
- [3] HSU R L, ABDEL-MOTTALEB M, JAIN A K. Face detection in color images [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(5): 696-706.
- [4] SHAIK K B, GANESAN P, KALIST V, et al. Comparative study of skin color detection and segmentation in HSV and YCbCr color space [J]. Procedia Computer Science, 2015, 57: 41-48.
- [5] PUJOL F A, PUJOL M, JIMENO-MORENILLA A, et al. Face detection based on skin color segmentation using fuzzy entropy [J]. Entropy, 2017, 19(1): Article No. 26.
- [6] BENCHERIET C. New face features to detect multiple faces in complex background [J]. Evolving Systems, 2019, 10(2): 79-95.
- [7] BRUNELLI R, POGGIO T. Face recognition: features versus templates [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, 15(10): 1042-1052.
- [8] JIN Z, LOU Z, YANG J, et al. Face detection using template matching and skin-color information [J]. Neurocomputing, 2007, 70(4/5/6): 794-800.
- [9] 胡祖奎,余建桥,梁爽.一种基于分层模板的人脸检测方法[J].西南师范大学学报(自然科学版),2017,42(6):112-120. (HU Z K, YU J Q, LIANG S. On a face detection method based on layered face template [J]. Journal of Southwest China Normal University (Natural Science Edition), 2017, 42(6): 112-120.)
- [10] LUO Y, GUAN Y. Adaptive skin detection using face location and facial structure estimation [J]. IET Computer Vision, 2017, 11(7): 550-559.

- [11] WANG Y, HE H. Multi-race face detection based on skin color and eyes [C]// Proceedings of the 2010 International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Piscataway: IEEE, 2010: 659-663.
- [12] TAN W R, CHAN C S, YOGARAJAH P, et al. A fusion approach for efficient human skin detection [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2012, 8(1): 138-147.
- [13] KLEVAN K, HANAFI M, RAMLI A. Optimal combination of color components for skin detection [C]// Proceedings of the 2014 4th International Conference on Artificial Intelligence with Applications in Engineering and Technology. Piscataway: IEEE, 2014: 171-176.
- [14] HAO Z, LIU Y, QIN H, et al. Scale-aware face detection [C]// Proceedings of the 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE, 2017: 1913-1922.
- [15] HU P, RAMANAN D. Finding tiny faces [C]// Proceedings of the 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE, 2017: 1522-1530.
- [16] LI J, WANG Y, WANG C, et al. DSFD: dual shot face detector [C]// Proceedings of the 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE, 2019: 5055-5064.
- [17] 魏嘉旺,王肖,袁玉波. 人脸特征点定位的自适应窗回归方法[J]. 计算机应用, 2019, 39(5): 1459-1465. (WEI J W, WANG X, YUAN Y B. Adaptive window regression method for face feature point positioning [J]. Journal of Computer Applications, 2019, 39(5): 1459-1465.)
- [18] 陈凯星,刘赞,王金海,等. 基于遗传机制和高斯变差的自动前景提取方法[J]. 计算机应用, 2017, 37(11): 3231-3237. (CHEN K X, LIU Y, WANG J H, et al. Foreground extraction with genetic mechanism and difference of Gaussian [J]. Journal of Computer Applications, 2017, 37(11): 3231-3237.)
- [19] YOGARAJAH P, CONDELL J, CURRAN K, et al. A dynamic threshold approach for skin segmentation in color images [C]// Proceedings of the 2010 IEEE International Conference on Image Processing. Piscataway: IEEE, 2010: 2225-2228.
- [20] YUAN Y, LIU Y, DAI G, et al. Automatic foreground extraction based on difference of Gaussian [J]. The Scientific World Journal, 2014, 2014: Article No. 29074.
- [21] JIDA S, AKSASSE B, OUANAN M. Face segmentation and detection using Voronoi diagram and 2D histogram [C]// Proceedings of the 2017 International Conference on Intelligent Systems and Computer Vision. Piscataway: IEEE, 2017: 1-5.

This work is partially supported by the Program of Shanghai Engineering Technology Center (18DZ2252300).

DAI Yanran, born in 1996, M. S. candidate. Her research interests include data analysis, machine vision.

DAI Guoqing, born in 1996, M. S. candidate. His research interests include machine vision, deep learning.

YUAN Yubo, born in 1976, Ph. D., associate professor. His research interests include machine learning, data science, data quality assessment, data mining.