

# 基于人脸聚类的视频中人脸图像优选方法的研究

王畅, 崔荣一, 金璟璇\*, 金小峰

延边大学工学院智能信息处理研究室, 吉林 延吉 133002

**摘要** 人脸图像优选对智能监控系统中的人脸识别有着重要的意义。针对在视频中多人脸跟踪时出现跟丢、跟错以及无法及时添加、取消跟踪器等难以处理的问题, 本文提出用人脸聚类代替人脸跟踪获取同一人脸图像, 并构造出一种人脸图像质量的综合评价指标来从大量的多姿态人脸图像中选出一张人脸姿态和图像清晰度较好的人脸图像。首先对视频中的行人进行人脸检测, 然后采用残差网络提取人脸面部特征进行人脸聚类, 最后定义了人脸旋转程度、人眼状态、人脸遮挡程度、人脸图像清晰度 4 个评价指标, 并将聚类后每一类人脸图像在 4 个评价指标上归一化均值分别作为各评价指标的权重系数, 从而构造出一种人脸图像质量的综合评价指标, 以此进行人脸图像优选。实验结果表明, 通过人脸聚类方法能够有效获取到视频中同一人的较优人脸图像, 通过所构造的人脸图像质量综合评价指标能有效获取到视频中的同一人的较优人脸图像。

**关键词** 图像处理; 人脸图像优选; 人脸聚类; 综合评价指标

中图分类号 TP391.4 文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP56.201002

## Research on Face Image Optimization Method Based on Face Clustering in Video

Wang Chang, Cui Rongyi, Jin Jingxuan\*, Jin Xiaofeng

Laboratory of Intelligent Information Processing, College of Engineering, Yanbian University, Yanji, Jilin 133002, China

**Abstract** Face image optimization has important significance for face recognition in intelligent monitoring system. In the case of multi-face tracking in video, there are problems such as lost tracking, wrong tracking, and inability to add and cancel the tracker in time. This paper proposes a face clustering method replacing the face tracking method to obtain face images of the same person, and a face image quality evaluation method to select a face image with good face pose and good image definition from a large number of multi-pose face images of the same person. First, the face detection from the video frame is performed, and then the residual network is used to extract the facial features for face clustering. Finally, four evaluation indexes, such as face rotation degree, eye state, face occlusion degree, and face image definition, are defined, and the normalized mean values of four evaluation indexes are computed respectively as the weight coefficients of corresponding evaluation index for each kind of face images. Consequently, a comprehensive evaluation index is constructed to optimize the face image. Experiments show that face clustering can effectively obtain the same face image, and the constructed face image quality comprehensive evaluation index can effectively select a better face image from the same face images.

**Key words** image processing; face image optimization; face clustering; comprehensive evaluation index

**OCIS codes** 100.2960; 110.3000; 110.4155

## 1 引言

随着监控硬件和计算机视觉技术的发展, 视频监控系统中在生活中得到了大量应用, 随之而来

的就是海量的监控数据, 但在海量的监控数据中往往只有少量有效信息<sup>[1]</sup>。例如, 在人脸识别时, 只需要在获取到的同一人的脸图像中选取一张较优的人脸图像即可, 这样不仅可以减少系统工

收稿日期: 2019-02-17; 修回日期: 2019-04-11; 录用日期: 2019-04-25

基金项目: 吉林省教育厅“十三五”科学技术项目(JJKH20191126KJ)、延边大学世界一流学科建设培育项目(18YLPY14)

\* E-mail: 50774531@qq.com

作量,还可以提高人脸识别率<sup>[2]</sup>。目前,人脸图像优选在获取同一人的脸图像时,常用的方法为人脸跟踪。多人脸跟踪出现遮挡时,会出现跟踪目标丢失、跟踪错误等情况,此外还需要设定进出边界以及时为新出现的目标添加跟踪器、为消失的目标取消跟踪器<sup>[3]</sup>,这一工作难度较高并且在实际环境中也难以设定边界。而对于人脸聚类,无论是黄熠斌<sup>[4]</sup>提出的传统的基于图论的人脸聚类、周成举<sup>[5]</sup>提出的基于约束稀疏表达的人脸聚类,还是申小敏等<sup>[6]</sup>提出的基于卷积神经网络的人脸聚类,实验结果均表明人脸聚类具有良好效果。因此,本文提出采用人脸聚类代替人脸跟踪以获取同一人的脸图像。

人脸图像优选方法目前主要分为三类。1) 将多因素加权融合进行人脸图像优选。例如: Nasrollahi 等<sup>[7]</sup>将人脸姿态、图像对比度、亮度、分辨率的分数进行加权融合;蒋刚毅等<sup>[8]</sup>将人脸位置、图像对比度、清晰度和明亮度进行融合对人脸图像进行质量评估。2) 提取人脸特征进行人脸图像优选。例如: Wong 等<sup>[9]</sup>主要通过提取分块后的人脸图像的离散余弦变换(DCT)特征建立概率模型,并进行分数计算;范赐恩等<sup>[10]</sup>提取局部二值模式(LBP)特征、陈正浩等<sup>[11]</sup>提取方向梯度直方图(HOG)特征与空间包络(GIST)特征,并将 HOG 和 GIST 两特征融合,在特征提取后,二者都将进行分数回归。3) 采用神经网络进行人脸图像优选。例如:王亚等<sup>[12]</sup>将 AlexNet 的中间卷积层与全连接层连接,自动融合多尺度特征进行图像质量评估;Liu 等<sup>[13]</sup>首先利用神经网络(VGG)提取大量图像特征,再通过稀疏字典学习选择有效的特征,最后用支持向量回归(SVR)预测人脸图像质量分数。

第 1) 类优选方法未考虑到视频中由于人的运动而产生的人与物体、人与人之间的遮挡;第 2) 类优选方法中,采用单一特征进行优选,具有局限性,而多特征融合的方法会降低系统效率;第 3) 类优选方法能够对图像清晰度、人脸姿态及表情作出有效的评分,但神经网络训练的实现较为复杂。因此,本文根据视频中人脸图像的实际特点,提出人脸旋转程度评价指标、人眼状态评价指标、人脸遮挡程度评价指标以及人脸图像清晰度评价指标的构造方法,然后根据同一人的脸图像集中所有人脸图像这 4 个评价指标的分数来确定权重系数,对 4 个评价指标进行线性加权组合,从而得到评价人脸图像的综合评价指标。

合评价指标。

## 2 人脸聚类

### 2.1 人脸特征提取

采用残差网络(ResNet)模型进行人脸特征提取。2016 年,He 等<sup>[14]</sup>凭借其提出的 152 层 ResNet 赢得了 ILSVRC 图像识别竞赛的冠军,在 ImageNet 数据集上 ResNet 模型把错误率降低到 3.57%。与普通卷积神经网络相比,ResNet 的优势在于使用跳过连接,让神经网络从拟合  $H(s)$  变成拟合残差  $F(s) = H(s) - s$  [ $F(s)$  为残差映射,  $H(s)$  为原始映射,  $s$  为输入信号],从而使网络只需学习残差。残差比原始函数更容易学习,也更适合深层模型迭代。因此,ResNet 可改善以往神经网络因层数过深而发生的过拟合现象。本文使用 34 层的 ResNet,其单元残差块结构如图 1 所示。

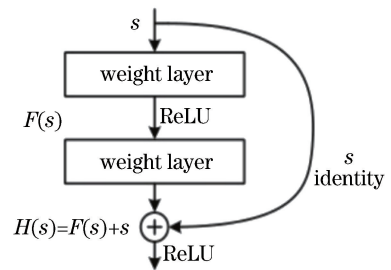


图 1 残差块结构图

Fig. 1 Structure of residual block

### 2.2 Chinese Whispers 聚类

采用 Chinese Whispers<sup>[15]</sup>聚类算法进行人脸聚类,该算法是一种无监督的聚类算法,可自动查找类别个数,原理简单并且能够快速聚类。Chinese Whispers 聚类算法的步骤如下:

步骤 1: 无向图初始化。每个人脸图像都作为无向图的一个节点,每个人脸图像节点为一个类别,不同节点之间根据 ResNet 提取的特征计算相似度。若两个节点之间的相似度超过设定的阈值,则将两个节点相连形成关联边,边的权重为两个节点间的相似度。

步骤 2: 随机选取一个未遍历过的人脸图像节点  $i$ , 从节点  $i$  开始,在其邻近节点中选取边权重最大者  $j$ ,并将该节点  $i$  归为节点  $j$  所在的类(若邻近节点中有多个节点属于同一类,则将这些节点权重相加再参与比较)。

步骤 3: 重复步骤 2,直至遍历所有节点。

步骤 4: 重复步骤 2 和步骤 3,直至满足迭代

次数。

### 3 人脸图像优选方法

在视频中,通常会由于人脸的快速转动以及行人的步速加快,所获取到的人脸图像比较模糊。此外,人眼还可能处于睁眼、闭眼以及半睁眼的状态,并且行人间的遮挡以及物体对行人的遮挡导致获取到的人脸图像不完整。因此,在构造评价指标时,根据视频相较于静态人脸图像所具有的特性,选取人脸旋转程度、人眼状态、人脸遮挡程度、人脸图像清晰度作为人脸图像质量的评价指标。对同一人的一组人脸图像分别计算4个指标所得分数的均值,将归一化的均值分别作为4个指标的权重系数,最终得到人脸图像质量的综合评价指标。

#### 3.1 人脸图像优选指标的定义

采用人脸关键点的人脸姿态估计相比其他的姿态估计方法,无论理论还是实现都较为简单、方便。此外,根据人脸关键点不仅能较好地估计人脸旋转角度,而且还能估计人眼状态。因此,本文根据检测出的人脸关键点给出人脸旋转程度及人眼状态的评价指标。

##### 3.1.1 人脸旋转程度评价指标

文献[16]表明,通过将二维人脸图像中双眼的眼角、鼻尖、左右嘴角以及下巴特征点映射到三维模型上,可求得人脸的俯仰角  $p_{itch}$ 、偏转角  $y_{aw}$  和翻滚角  $r_{oll}$ ,如图2所示。

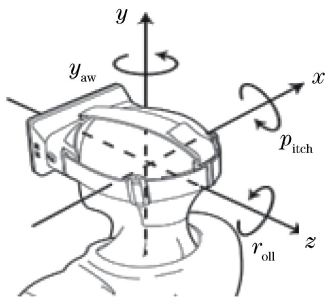


图2 三维空间角度示意图

Fig. 2 Diagram of angle in three-dimensional space

姿态标准的人脸图像,其俯仰角  $p_{itch} = 180^\circ$ ,偏转角  $y_{aw} = 0$ ,翻滚角  $r_{oll} = 0$ 。具体人脸旋转角度的计算步骤如下:

步骤1:通过特征点求得人脸的俯仰角、偏转角以及翻滚角,对求得的各种旋转角度进行线性组合。线性组合系数的计算公式可表示为

$$\begin{cases} \omega_1 = \frac{180 - |p_{itch}|}{(180 - |p_{itch}|) + |y_{aw}| + |r_{oll}|} \\ \omega_2 = \frac{|y_{aw}|}{(180 - |p_{itch}|) + |y_{aw}| + |r_{oll}|} \\ \omega_3 = \frac{|r_{oll}|}{(180 - |p_{itch}|) + |y_{aw}| + |r_{oll}|} \end{cases}, \quad (1)$$

将(1)式求得值  $\omega_1, \omega_2, \omega_3$  分别作为俯仰角、偏转角、翻滚角的权重系数,可得人脸的旋转角度值  $R$ ,表示为

$$R = \omega_1 (180 - |p_{itch}|) + \omega_2 |y_{aw}| + \omega_3 |r_{oll}|. \quad (2)$$

步骤2:因人脸的各种旋转角度均不可能大于  $90^\circ$ ,因此将(2)式计算所得的角度值  $R$  标准化至  $[0, 100]$ ,将其作为人脸旋转角度所得分数。人脸旋转程度评价指标表示为

$$R_{score} = 100 - R. \quad (3)$$

##### 3.1.2 人眼状态评价指标

采用上眼睑与下眼睑上的关键点进行眼睑间距的计算,以粗略地估计人眼状态,具体计算步骤如下:

步骤1:根据人脸特征点分别计算左眼和右眼的上眼睑与下眼睑间的距离,然后返回双眼上、下眼睑间距离的平均值作为该人脸图像眼睑间的距离。

步骤2:对获取到的同一组人脸图像中的每个人脸图像计算眼睑间距离。

步骤3:选取这一组眼睑间距离的中间值作为阈值  $D_{mid}$ ,表示为

$$D_{mid} = (D_{max} - D_{min}) / 2, \quad (4)$$

式中,  $D_{max}$  为这一组人脸图像中眼睑距离的最大值,  $D_{min}$  为这一组人脸图像中眼睑距离的最小值。

步骤4:分数计算。若一幅人脸图像的眼睑距离小于  $D_{mid}$ ,则认为人眼为半睁开或者闭眼,将人眼状态分数  $E_{score}$  置为1;若大于等于  $D_{mid}$ ,则将眼睑距离  $D$  标准化至  $[0, 100]$ ,将其作为人眼状态所得分数。人眼状态评价指标表示为

$$E_{score} = \begin{cases} 1, & D < D_{mid} \\ [(D - D_{min}) / (D_{max} - D_{min})] \cdot 100, & D \geq D_{mid} \end{cases}. \quad (5)$$

##### 3.1.3 人脸遮挡程度评价指标

根据一张人脸图像中肤色像素个数与总像素个数的比例对人脸遮挡程度进行评估,具体计算步骤如下:

步骤1:将人脸图像从RGB颜色空间转换到

YCbCr 颜色空间。

步骤 2: 计算肤色像素个数  $C$ 。红色色度值  $C_r$  满足  $133 < C_r < 173$  并且蓝色色度值  $C_b$  满足  $77 < C_b < 124$  条件的像素即为肤色像素。

步骤 3: 计算在一幅人脸图像中肤色像素所占的比例  $P$  并确定阈值  $P_{mid}$ , 分别表示为

$$P = C / (C + N_C), \quad (6)$$

式中,  $N_C$  为非肤色像素个数。

$$P_{mid} = (P_{max} - P_{min}) / 2, \quad (7)$$

式中,  $P_{max}$  为这一组人脸图像中肤色像素所占比例的最大值,  $P_{min}$  为这一组人脸图像中肤色像素所占比例的最小值。

步骤 4: 遮挡分数计算。若肤色像素所占比例  $P$  小于  $P_{mid}$ , 则认为发生了严重遮挡, 遮挡分数  $C_{score}$  置为 1; 若大于等于  $P_{mid}$ , 则将肤色像素所占比例  $P$  标准化至  $[0, 100]$ , 将其作为人脸遮挡程度所得分数。人脸遮挡程度评价指标表示为

$$C_{score} = \begin{cases} 1, & P < P_{mid} \\ [(P - P_{min}) / (P_{max} - P_{min})] \cdot 100, & P \geq P_{mid} \end{cases} \quad (8)$$

#### 3.1.4 人脸图像清晰度评价指标

通过拉普拉斯方差算法<sup>[17]</sup>计算图像的模糊度。通过对大量不同模糊程度的人脸图像进行观察, 可发现当图像的模糊度大于 800 时, 人脸图像模糊较为严重, 因此将模糊阈值设置为 800。人脸图像清晰度具体计算步骤如下:

步骤 1: 由拉普拉斯方差算法计算出图像的模糊度  $B$ 。

步骤 2: 将模糊阈值设置为 800, 模糊度超过阈值的人脸图像模糊程度较严重, 因此直接将清晰度分数  $B_{score}$  置为 1; 若模糊度小于阈值, 则将模糊度  $B$  标准化至  $[0, 100]$ , 将其作为人脸图像清晰度所得分数。人脸图像清晰度评价指标表示为

$$B_{score} = \begin{cases} 1, & B \geq 800 \\ [(800 - B) / 800] \cdot 100, & B < 800 \end{cases} \quad (9)$$

### 3.2 基于归一化均值的人脸图像优选方法

#### 3.2.1 归一化均值权重系数的确定

一组人脸图像中, 某个评价指标分值的均值体现的是就这个评价指标而言这组图像的质量。均值越高, 说明这组图像就这个评价指标而言其整体质量越好。本文将归一化的均值作为这一指标的权重系数。某一评价指标分值的均值越大, 为这一指标分配的权重系数就越大, 则图像在这一指标质量上

的差别对总体评价的影响相对来说就越大。这种评价方法着重比较指标值较好的方面, 与主观评价方法相符。各指标权重系数的计算步骤如下:

步骤 1: 分别计算同一组人脸图像的角度分数的平均值  $R_{mean}$ 、人眼状态分数的平均值  $E_{mean}$ 、遮挡分数的平均值  $C_{mean}$  以及清晰度分数的平均值  $B_{mean}$ 。

步骤 2: 将计算得到的各分数平均值分别作归一化处理, 作为相对应的角度分数值、人眼状态分数值、遮挡分数值及清晰度分数值的权重  $W_R$ 、 $W_E$ 、 $W_C$ 、 $W_B$ , 分别表示为

$$S_{um\_mean} = R_{mean} + E_{mean} + C_{mean} + B_{mean}, \quad (10)$$

$$\begin{cases} W_R = R_{mean} / S_{um\_mean} \\ W_E = E_{mean} / S_{um\_mean} \\ W_C = C_{mean} / S_{um\_mean} \\ W_B = B_{mean} / S_{um\_mean} \end{cases} \quad (11)$$

#### 3.2.2 人脸图像质量综合评价指标

根据计算所得的各评价指标权重系数, 对各评价指标进行线性组合, 得到人脸图像质量综合评价指标:

$$M_{ark} = W_R R_{score} + W_E E_{score} + W_C C_{score} + W_B B_{score} \quad (12)$$

在每一组人脸图像中得分  $M_{ark}$  最高的图像为这一组中综合质量最好的人脸图像。

## 4 实验结果及分析

所用视频拍摄于室内, 采用高清 Sony 摄像机, 分辨率为  $1440 \text{ pixel} \times 1080 \text{ pixel}$ , 视频包含 6 个行人不同姿态下的人脸, 存在人脸遮挡以及模糊的情况, 每个人的脸图像不少于 100 张。

### 4.1 人脸检测实验结果

本文采用 libfacedetection 开源库对视频进行人脸检测, 部分检测结果如图 3 所示。

### 4.2 人脸聚类实验结果及分析

采用 Dlib 库提供的 ResNet 模型提取特征后对所有人脸图像进行聚类, 聚类结果如图 4 所示。

从图 4 可以看出, 原本 6 类的人脸图像聚类的结果为 8 类: 文件夹 0~5 对应的是这 6 类人脸的正确聚类, 并且每一个文件夹为同一个人在不同姿态下的人脸图像, 未混入其他人的人脸图像。文件夹 6 和 7 中的人脸与文件夹 1 属于同一人, 但自成一类, 文件夹 6 和 7 内的人脸图像如图 5、图 6 所示。

观察文件夹 6 和 7 的人脸图像发现, 可能导致

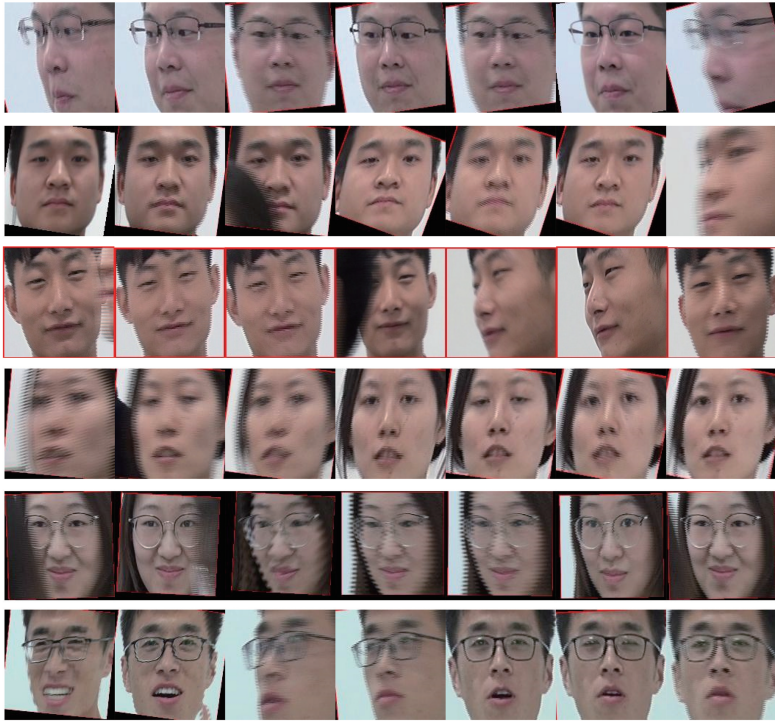


图3 部分人脸检测结果

Fig. 3 Part of the face detection results

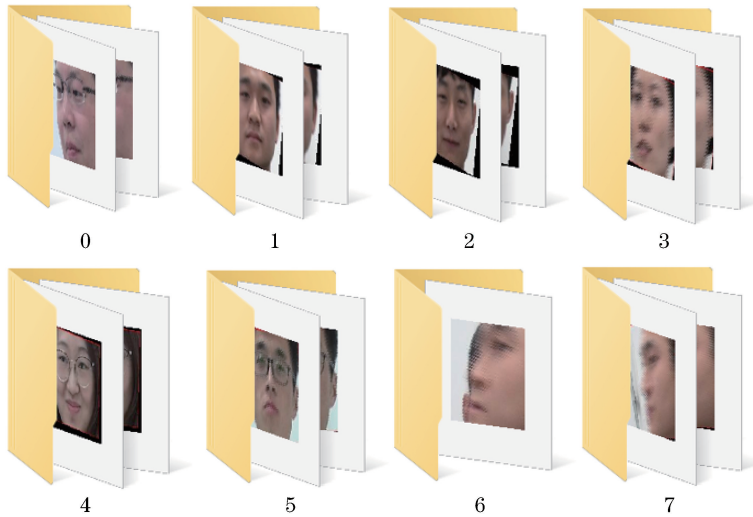


图4 聚类结果

Fig. 4 Clustering results

图像聚类错误的因素主要包括:1) 图像发生了拖影; 2) 人脸呈现  $90^\circ$  侧脸。观察图 7 可看出, 该幅人脸图像虽然同样具有拖影, 但人脸偏转角度小于文件夹 6 和 7 的人脸图像, 因此能够正确聚类。对此进行多组类似实验, 从实验结果推断出文件夹 6 和 7 的人脸图像聚类错误的主要原因是人脸偏转角度过大。

#### 4.3 人脸图像优选实验结果及分析

因一组人脸图像在某个评价指标上的方差体现

了这一组人脸图像中各人脸图像评价分值上差别的多少, 方差小, 则这组人脸图像在该评价指标上彼此间相差不大。将(11)式中的均值替换为方差, 则分值方差小的指标被赋予一个较小的权重, 分值方差大的指标被赋予一个较大的权重, 可得到基于归一化方差的人脸图像综合评价指标。

对文献[18]中提出的基于边缘统计特征的人脸图像优选方法与本文提出的基于归一化方差的人脸

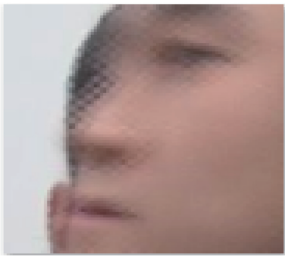


图5 文件夹6下的人脸图像  
Fig. 5 Face image of folder 6

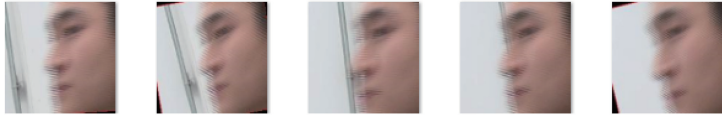


图6 文件夹7下的人脸图像  
Fig. 6 Face images of folder 7

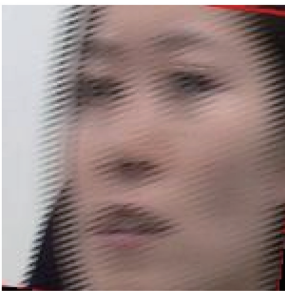


图7 文件夹3下的人脸图像  
Fig. 7 Face image of folder 3

图像优选方法、基于归一化均值的人脸图像优选方法进行对比实验,实验结果如图8~10所示。

文献[18]中提出的人脸图像优选方法首先计算检测到的人脸图像的清晰度,然后计算检测到的人脸大小是否满足限定条件,最后借鉴边缘统计特征<sup>[19]</sup>的思想,根据人脸的中心线 and 对称线间的距离计算人脸旋转角度,从而完成人脸图像优选。其中人脸中心线的确定是根据双眼的坐标,人脸对称线的确定是通过图像作垂直投影找到人脸的左、右边缘。

选取两张人脸图像对图8所示的文献[18]方法优选出闭眼和有遮挡的低质量人脸的原因进行说明:图11(a)中的人脸图像清晰度及大小满足要求,姿态发生旋转,但无遮挡;图11(b)中的竖线是根据双眼坐标确定的中心线;图11(c)是对原图像作垂直投影;图11(d)中左边竖线是根据双眼坐标确定的中心线,右边竖线是根据垂直投影确定人脸左右边缘后的对称线,通过两根竖线间的距离差比较人脸间的旋转角度。图12(a)为标准姿态人脸,但是人脸有部分遮挡;图12(b)~(d)中标示线的说明同图11。

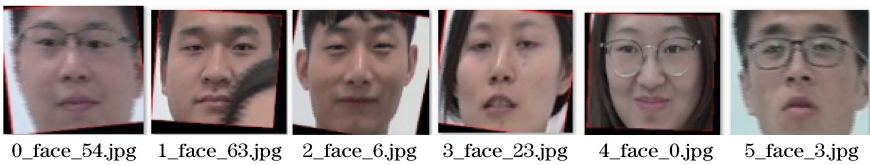


图8 边缘统计特征法优选结果

Fig. 8 Preferred results of the edge statistical feature method

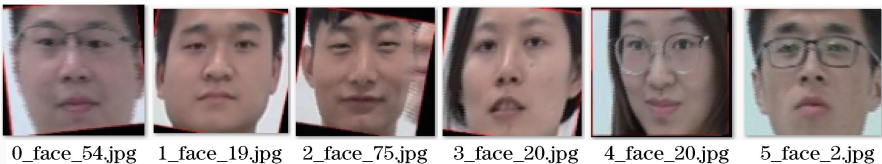


图9 方差法优选结果

Fig. 9 Preferred results of the variance method

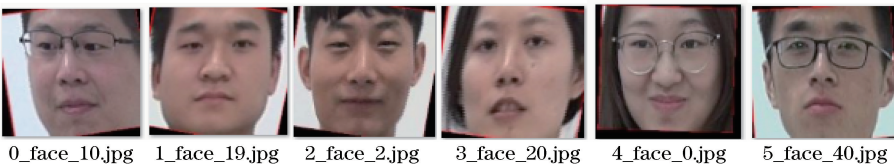


图10 均值法优选结果

Fig. 10 Preferred results of the mean method

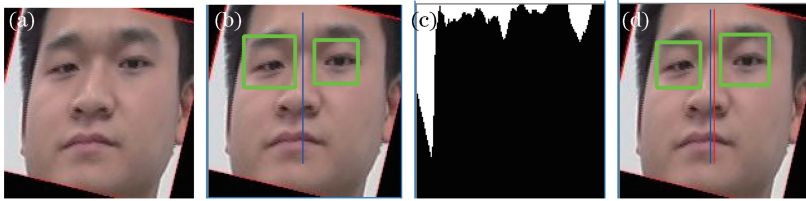


图 11 有偏转无遮挡的人脸。(a)原图像;(b)中心线;(c)垂直投影;(d)偏转距离

Fig. 11 Unobstructed face with deflection. (a) Original image; (b) center line; (c) vertical projection; (d) deflection distance

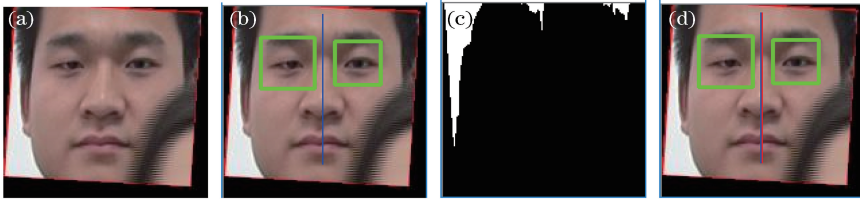


图 12 无偏转有遮挡的人脸。(a)原图像;(b)中心线;(c)垂直投影;(d)偏转距离

Fig. 12 Undeflected face with occlusion. (a) Original image; (b) center line; (c) vertical projection; (d) deflection distance

文献[18]方法在满足人脸大小和清晰度的情况下,仅通过中心线和对称线间距离进行优选,因此该方法不能去除有遮挡以及闭眼的人脸图像。对图 11(d)和图 12(d)进行比较可以看出,图 11(d)的人脸偏转角度要大于图 12(d)中的人脸偏转角度,因此该方法将存在遮挡的图 12(a)中的人脸作为最优人脸。

观察图 9 和图 10,两种方法优选出来的结果有相同部分,例如文件夹 1 和文件夹 3 中选出来的为同一张人脸图像,但从整体上来看,基于均值的方法更为稳定。均值法是在对图像质量评分时着重比较质量较好的指标分值,根据指标分值均值的大小分配权重,指标分值的均值越大,该指标分配的权重就越大,

则该指标分值对总评分的影响就越大,反之则该指标分值对总评分的影响就越小。用该方法选出来的人脸没有遮挡、人眼处于睁开状态、图像清晰度较高并且人脸旋转角度较小,在每个人所属的类中是质量较优的人脸图像。而方差法是着重比较差别较大的指标分值,根据指标分值方差的大小分配权重,指标值的方差并不总能体现人脸图像在该指标所评价方面的质量,因此该方法的选择结果有时并不理想。例如,从文件夹 2 中选出来的人脸就不是较优的。

表 1 是文献[18]算法与本文算法在常见的影响人脸图像质量的因素上能否进行有效评判的对比, $\hat{u}$  表示该算法在对人脸图像优选时可对这一因素进行有效判断, $\bar{u}$  则表示不能。

表 1 评判因素对比

Table 1 Comparison of evaluation factors

| Preferred method                | Angle deflection | Degree of closed eyes | Degree of occlusion | Sharpness | Expression |
|---------------------------------|------------------|-----------------------|---------------------|-----------|------------|
| Edge statistical feature method | $\bar{u}$        | $\bar{u}$             | $\bar{u}$           | $\bar{u}$ | $\bar{u}$  |
| Algorithm of this paper         | $\hat{u}$        | $\hat{u}$             | $\hat{u}$           | $\hat{u}$ | $\hat{u}$  |

由表 1 可知,本文所提出的算法对人脸评价更为全面、有效。

## 5 结 论

提出用人脸聚类技术替代多目标人脸跟踪技术来获取视频中的同一人脸图像,实验发现,对于人的完全侧脸不能正确聚类,但这样的人脸属于极少数,因此在总体上较好地实现了对同一人脸图像的获取。根据监控视频中的人脸实际可能呈现的状态,

提出人脸旋转程度、人眼状态、人脸遮挡程度及人脸图像清晰度四个评价指标,并分别用指标的归一化均值和归一化方差作为该指标的权重系数,构造出两个不同的视频中人脸图像综合评价指标进行人脸图像优选。实验结果表明,基于归一化均值权重系数的综合评价指标优于基于归一化方差权重系数的综合评价指标,并且根据归一化均值权重系数的综合评价指标优选出来的图像是这一组中质量较优的人脸图像,与人眼主观判断的结果相符。

## 参 考 文 献

- [1] Xia P P. Research on effective face determine and retrieval model in pedestrian detection [D]. Nanchang: Jiangxi University of Finance and Economics, 2017: 7-8.  
夏盼盼. 行人检测中有效脸判定与检索模型研究[D]. 南昌: 江西财经大学, 2017: 7-8.
- [2] Fang G N, Hu Q H, Fang S Y, *et al.* Face image quality evaluation in video stream and its application in classroom attendance system [J]. Computer Applications and Software, 2018, 35(10): 140-146, 251.  
方冠男, 胡鸾鹤, 方书雅, 等. 视频人脸图像质量评估及其在课堂点名系统中的应用[J]. 计算机应用与软件, 2018, 35(10): 140-146, 251.
- [3] Liu C. Design and implementation of face recognition system based on multiple cameras[D]. Changchun: Northeast Normal University, 2017: 30-35.  
刘翠. 基于多摄像头的人脸识别系统设计与实现[D]. 长春: 东北师范大学, 2017: 30-35.
- [4] Huang Y B. Video structure analysis based on face clustering[D]. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications, 2011: 43-49.  
黄煜斌. 基于人脸聚类的视频结构化分析[D]. 北京: 北京邮电大学, 2011: 43-49.
- [5] Zhou C J. Video face clustering based on constrained sparse expression[D]. Tianjin: Tianjin University, 2014: 35-38.  
周成举. 基于约束稀疏表达的视频人脸聚类[D]. 天津: 天津大学, 2014: 35-38.
- [6] Shen X M, Li B J, Sun X, *et al.* Large-scale face clustering based on convolutional neural network[J]. Journal of Guangdong University of Technology, 2016, 33(6): 77-84.  
申小敏, 李保俊, 孙旭, 等. 基于卷积神经网络的大规模人脸聚类[J]. 广东工业大学学报, 2016, 33(6): 77-84.
- [7] Nasrollahi K, Moeslund T B. Face quality assessment system in video sequences[M]//Schouten B, Juul N C, Drygajlo A, *et al.* Biometrics and identity management. BioID 2008. Lecture notes in computer science. Berlin, Heidelberg: Springer, 2008, 5372: 10-18.
- [8] Jiang G Y, Huang D J, Wang X, *et al.* Overview on image quality assessment methods [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2010, 32(1): 219-226.  
蒋刚毅, 黄大江, 王旭, 等. 图像质量评价方法研究进展[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(1): 219-226.
- [9] Wong Y, Chen S K, Mau S, *et al.* Patch-based probabilistic image quality assessment for face selection and improved video-based face recognition[C]// CVPR 2011 WORKSHOPS, June 20-25, 2011, Colorado Springs, CO, USA. New York: IEEE, 2011: 74-81.
- [10] Fan C E, Ran J W, Yan J, *et al.* No-reference image quality assessment using joint color space statistical and texture feature [J]. Optics and Precision Engineering, 2018, 26(4): 916-926.  
范赐恩, 冉杰文, 颜佳, 等. 颜色空间统计联合纹理特征的无参考图像质量评价[J]. 光学精密工程, 2018, 26(4): 916-926.
- [11] Chen Z H, Wu Y D, Cai G R, *et al.* Face quality assessment algorithm based on texture feature fusion [J]. Journal of Jimei University (Natural Science), 2018, 23(4): 312-320.  
陈正浩, 吴云东, 蔡国榕, 等. 基于纹理特征融合的人脸图像质量评估算法[J]. 集美大学学报(自然科学版), 2018, 23(4): 312-320.
- [12] Wang Y, Zhu M, Liu C L. Face image quality assessment in surveillance videos using CNN [J]. Computer Systems & Applications, 2018, 27(11): 71-77.  
王亚, 朱明, 刘成林. 基于CNN的监控视频中人脸图像质量评估[J]. 计算机系统应用, 2018, 27(11): 71-77.
- [13] Liu G R, Xu Y, Lan J P. No-reference face image assessment based on deep features[J]. Proceedings of SPIE, 2016, 9977: 99711S.
- [14] He K M, Zhang X Y, Ren S Q, *et al.* Deep residual learning for image recognition [C] // 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 27-30, 2016, Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE, 2016: 770-778.
- [15] Biemann C. Chinese whispers: an efficient graph clustering algorithm and its application to natural language processing problems [C] // The First Workshop on Graph Based Methods for Natural Language Processing. Stroudsburg: Association for Computational Linguistics, 2006: 73-80.
- [16] Duan P C. Research on face pose estimation and recognition system based on feature point[D]. Xi'an: Xidian University, 2017: 42-76.  
段培聪. 基于特征点的人脸姿态估计与识别系统研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2017: 42-76.



- [17] Pech-Pacheco J L, Cristobal G, Chamorro-Martinez J, *et al.* Diatom autofocusing in brightfield microscopy: a comparative study [C] // 15th International Conference on Pattern Recognition, September 3-7, 2000, Barcelona, Spain. New York: IEEE, 2002: 6894564.
- [18] Meng F J. Research on real-time video-based multiple faces detection, tracking and optimization methods [D]. Changchun: Northeast Normal University, 2016: 51-60.
- [19] Wang Y Q, Tong W Q, Zhang C M. Face pose estimation based on edge statistics and feature location [J]. Computer Systems & Applications, 2011, 20(4): 86-90.
- 孟繁静. 基于视频的实时多人脸检测跟踪与优选方法研究[D]. 长春: 东北师范大学, 2016: 51-60.
- 王燕群, 童卫青, 张昌明. 基于边缘统计和特征定位的人脸姿态估计方法[J]. 计算机系统应用, 2011, 20(4): 86-90.