

基于 HOG-SIFT 融合优化的多人脸特征提取方法

汪 璠^{1,2}, 沈世斌^{1,3}, 章 悦^{1,2}, 谢 非^{1,2,3}, 陆 飞^{1,2}, 刘益剑^{1,2,3}

(1.南京师范大学电气与自动化工程学院,江苏 南京 210023)

(2.南京师范大学江苏省三维打印装备与制造重点实验室,江苏 南京 210023)

(3.南京智能高端装备研究院,江苏 南京 210042)

[摘要] 针对昏暗光线及复杂背景下人脸特征提取效果易受环境因素干扰影响的问题,在进行人脸图像预处理过程中引入双边滤波处理,进一步研究基于自商图像理论的人脸图像光照干扰抑制方法;结合 HOG 特征较好的全局性以及 SIFT 特征对复杂背景影响较好的适应性,提出一种基于 HOG-SIFT 融合优化的多人脸特征提取方法. 试验结果表明,该方法可有效实现昏暗光线环境及复杂背景下多人脸特征提取功能.

[关键词] 人脸识别,特征提取,多人脸特征,复杂背景

[中图分类号] TP391.41 **[文献标志码]** A **[文章编号]** 1672-1292(2020)03-0043-07

A Multi-Face Feature Extraction Method Based on HOG-SIFT Feature Fusion Optimization

Wang Fan^{1,2}, Shen Shibin^{1,3}, Zhang Yue^{1,2}, Xie Fei^{1,2,3}, Lu Fei^{1,2}, Liu Yijian^{1,2,3}

(1.School of Electrical and Automation Engineering, Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China)

(2.Jiangsu Key Laboratory of 3D Printing Equipment and Manufacturing, Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China)

(3.Nanjing Industry Institute for Advanced Intelligent Equipment, Nanjing 210042, China)

Abstract: Aiming at the problem that the effect of face feature extraction in dim light and complex backgrounds is easily affected by the interference of environmental factors, bilateral filter is firstly exploited in the process of face image preprocessing, and the illumination interference suppression method of face image based on self-quotient image theory is further studied. Secondly, a multi-face feature extraction method based on HOG-SIFT fusion optimization is proposed with the combination of the better globality of HOG features and the better adaptability of SIFT feature under complex background. Finally, the experimental results show that the proposed method can effectively extract multi-face features in dark light environment and complex background.

Key words: face recognition, feature extraction, multi-face feature, complex background

人脸复杂又精巧的面部结构携带了诸如身份、年龄、性别、表情、精神状态等丰富信息. 人脸特征提取是指将人脸从动态视频序列图像中检测出来并提取出面部特征的过程,是人脸动态识别与分析的重要环节,在刷脸支付、表情识别、年龄估计、门禁系统、身份识别、安全访问控制等众多领域中具有重要的应用价值^[1-4]. 人脸特征提取技术的精度很大程度上影响着人脸识别系统的整体工作效率. 在复杂条件下,多人脸识别的特征点提取技术还受光照因素、复杂背景等问题的影响^[5-6]. 因此,在复杂条件下继续深入研究人脸特征点提取技术,以提高特征点提取和定位的稳定性及可靠性,有助于人脸识别技术的不断进步.

近年来,国内外学者在人脸特征提取及定位方面开展了广泛而深入的研究^[7-16],Cheng 等^[7]结合三维人脸深度和方位角信息提出人脸深度图像特征点定位方法;Perakis 等^[8]提出利用人脸形状指数和旋转图构建人脸特征模型,从而完成人脸姿态变化下的特征点提取;Sukno 等^[9]使用随机抽样一致算法进行特征点提取与选择;Jong 等^[10]通过二维 Gabor 小波变换的方法将三维人脸映射到二维图像上,并生成五层特

收稿日期:2019-05-31.

基金项目:国家自然科学基金项目(41974033、61601228)、江苏省自然科学基金项目(BK20180726、BK20161021)、江苏省高校自然科学基金项目(17KJB510031)、江苏省三维打印装备与制造重点实验室项目(BM2013006)资助开放课题(3DL201607).

通讯作者:沈世斌,高级实验师,研究方向:机器视觉与图像处理、智能车与嵌入式系统. E-mail:63018@njnu.edu.cn

征层,利用弹性束图匹配方法实现特征点定位;Fan 等^[11]提出基于共形几何映射的特征点定位算法,使用两层回归方法提高特征点提取稳定性;Creusot 等^[12]使用线性判别分析和 Adaboost 算法对人脸特征点分别训练和定位,提出一种基于机器学习的特征点检测方法,可实现人脸 14 个特征点的定位提取;Song 等^[13]提出基于坐标编码的人脸特征点提取方法,使用训练集所有人脸点集坐标构建聚类编码;Gilani 等^[14]利用不同的速度函数扩展水平集曲线进行不同人脸特征点集的自适应采样,再通过主成分分析建立基于稠密点对应的人脸三维模型;随着深度学习的发展,Zhang 等^[15]提出基于多任务级联卷积神经网络的人脸检测及特征提取算法,实现了较精准的人脸检测性能;此外,Shao 等^[16]提出基于多中心卷积神经网络的人脸特征点检测,将人脸划分为 5 个区域分别进行训练,为人脸特征提取及定位提供了新的思路.然而,由于人脸特征提取所处的背景环境复杂多变且易受昏暗光线干扰影响,使得人脸特征提取在实际应用中仍存在许多问题,而利用深度学习需要大量的样本进行训练,且训练集中如有大量错误样本对学习效果也会非常不利,因此,复杂背景下的人脸特征提取仍是一个具有挑战性的课题.

本文面向目前人脸特征提取方法对昏暗光线、复杂背景等因素的干扰问题,开展基于 HOG-SIFT 融合优化的人脸特征建模及提取方法研究,实现复杂环境下单人及多人脸部特征的实时提取及标识功能,相对于传统的人脸特征提取方法,所提出的方法具有以下优点:

(1)传统人脸特征提取算法仅能较好地完成单人脸部的特征提取,且在昏暗光线条件下精度较低.本文在人脸图像预处理时,增加了基于自商图像理论的人脸图像光照干扰抑制处理方法来提高昏暗条件下人脸特征提取的精度,为后续的多人脸特征提取奠定了基础.

(2)目前 HOG 特征可较好地提取人脸图像的全局特征,而 SIFT 特征对于复杂背景因素的影响有较好的适应性,本文将 HOG 特征与 SIFT 特征进行融合,提出一种基于 HOG-SIFT 融合优化的人脸特征提取方法,可有效实现昏暗光线环境及复杂背景下多人脸特征提取.

1 基于 HOG-SIFT 融合优化的多人脸特征提取方法

人脸特征点检测的关键在于能否在复杂环境下准确定位出人脸的大致位置和轮廓.在人脸图像采集阶段不可避免地会受到外界环境的影响,例如采集环境光照不均匀或是由于采集设备的硬件原因造成采集图像存在噪声或缺陷,给后续的图像处理带来一系列不便.在人脸图像处理的初级阶段,必须对样本图像进行一定程度的预处理,包括图像灰度化、图像滤波、图像均衡化等,本文重点围绕后两点开展研究.同时,也要对人脸图像进行归一化处理,包括对倾斜的人脸图像进行翻转矫正,对大小不一的人脸图像进行缩放等.

1.1 人脸图像预处理方法

1.1.1 人脸图像双边滤波处理

在对人脸图像完成灰度化处理后需进一步进行滤波,滤波处理就是在尽可能保存图像原始信息的情况下,抑制图像中冗余的噪声干扰.本文的目的是提取人脸特征点,获得较为清晰的人脸图像,对服从高斯分布的噪声进行抑制和减弱,在此基础上,较为完整地保留图像边缘信息.

高斯滤波对图像规定区域的像素使用加权平均进行处理,该过程中权重的设定满足距离中心点越近权重越高的规律.滤波后所得图像是通过原始图像和滤波模板的卷积运算得到的.高斯滤波能够抑制、消除服从高斯分布的噪声.

引入高斯方差的高斯滤波被称为双边滤波,是一种考虑了空间分布的高斯滤波,同时考虑了空域信息和像素值相似度.因其考虑了空间分布的情况,降低了距离边缘像素较远的像素对边缘像素的影响,可以较好地保存边缘附近的像素值.

其数学表达式为:

$$g(x, y) = \frac{\sum_{k, l} f(k, l) \omega(x, y, k, l)}{\sum_{k, l} \omega(x, y, k, l)}, \quad (1)$$

式中,双边滤波权重函数 $\omega(x, y, k, l)$ 由定义域核及值域核的乘积来决定.

定义域核的数学表达式为:

$$d(x, y, k, l) = \exp \left[-\frac{(x-k)^2 + (y-l)^2}{2\sigma_d^2} \right], \quad (2)$$

式中, d 为高斯方差.

值域核的数学表达式为:

$$r(x, y, k, l) = \exp \left[-\frac{\|f(x, y) - f(k, l)\|^2}{2\sigma_r^2} \right]. \quad (3)$$

定义域核与值域核的乘积即为双边滤波权重函数:

$$\omega(x, y, k, l) = \exp \left[-\frac{(x-k)^2 + (y-l)^2}{2\sigma_d^2} - \frac{\|f(x, y) - f(k, l)\|^2}{2\sigma_r^2} \right]. \quad (4)$$

1.1.2 人脸图像均衡化处理

经过图像滤波的人脸图像会出现一定程度上的模糊. 为了达到更好的显示效果, 还需对经过灰度化和滤波的图像做进一步处理. 较为常见的一种处理方法是直方图均衡化, 即在灰度值较为集中的区域进行非线性变化, 在不改变原图灰度值排列顺序的条件下, 对图像像素进行重组分配.

直方图均衡化的步骤如下:

Step 1 设原图共有 L 个灰度级别, 用 $f_i (i=0, 1, 2, \dots, L-1)$ 表示各个级别的灰度值;

Step 2 统计每个灰度值的像素个数, 设灰度为 i 的像素个数为 n_i , 并给出各个灰度级的概率表达式:

$$p_i(f_i) = \frac{n_i}{n}, \quad (5)$$

式中, $i=0, 1, 2, \dots, L-1$; n 为像素总个数;

Step 3 计算概率分布函数 $C(k) = \sum_{i=0}^k p_i(f_i)$, $k=0, 1, 2, \dots, L-1$;

Step 4 设输出图像的灰度共有 M 个级别, 用 $g_j (j=0, 1, 2, \dots, M-1)$ 表示各个级别的灰度值, g_j 由式 (6) 计算得出, 式中, g_{\max} 和 g_{\min} 分别表示输出图像的最大灰度值和最小灰度值:

$$g_j = \text{int}[(g_{\max} - g_{\min}) * C(j) + g_{\min} + 0.5]; \quad (6)$$

Step 5 按上述步骤计算图中每一像素即可得出新的灰度值, 从而得到灰度直方图基本均衡的输出人脸图像.

1.2 人脸图像光照干扰抑制处理方法

光照条件是影响人脸检测效率的关键难点之一. 常用的干扰抑制处理方法为在人脸识别前进行光照归一化, 这种方法是从图像增强的角度出发提高对比度, 但消除光照影响的实施效果并不好, 也无法恢复阴影区域和过曝区域的人脸特征. 自商图像算法能够很好地解决光照不均的问题, 提高人脸检测的效率^[17-18].

自商图像理论基于商图像算法和 Retinex 理论的研究基础, 采用原图像与其平滑滤波后的图像之商来描述人脸图像特征^[17-18]. 假设原图像为 $I(x, y)$, 商图像为 $Q(x, y)$, 其定义式为:

$$Q(x, y) = \frac{I(x, y)}{\hat{I}(x, y)}, \quad (7)$$

式中, $\hat{I}(x, y)$ 是原图像 $I(x, y)$ 经平滑滤波处理后所得图像. 为了进一步提升滤波效果, 采用加权的高斯滤波器进行各向异性滤波来获取平滑图像, 表达式为:

$$\hat{I}(x, y) = F * I(x, y), \quad (8)$$

式中, F 表示滤波器; $*$ 代表卷积操作. 滤波核需满足以下要求:

$$\frac{1}{N} \sum_{\Omega} WG = 1, \quad (9)$$

式中, N 为归一化因子; Ω 为卷积核的大小; W 为加权值; G 代表高斯函数.

使用加权的各向异性高斯滤波可有效降低 Retinex 方法产生的光晕效应, 它将原图像的卷积区域按照阈值分为 M_1 和 M_2 两个区域, 一个是大于阈值的区域, 设其权重系数为 1; 另一个是小于阈值的区域, 设其权重系数为 0, 如式 (10) 所示:

$$W(i,j)=\begin{cases} 1, & I(i,j) \in M_1; \\ 0, & I(i,j) \in M_2. \end{cases} \quad (10)$$

阈值 τ 的选取由卷积区域的各像素平均值决定, $\tau = \text{Mean}(I_\Omega)$, M_1 区域的灰度值大于 τ , M_2 区域的灰度值小于 τ . 利用此加权方式, 可仅针对灰度变化较大的边缘区域进行卷积操作, 从而降低光晕效应的影响.

1.3 基于 HOG-SIFT 融合优化的多人脸特征提取方法

为了解决光照因素、复杂背景等问题对人脸特征提取的影响, 本文提出基于 HOG-SIFT 融合优化的人脸特征提取方法.

HOG 特征提取的方法是将人脸图像划分为重合度为 1/2 的多个大小一致的均匀方块, 并将某个小块划分成为若干不重叠的小单元. 划分完成后分别在每个单元内计算各像素点的幅值和梯度方向, 并将梯度方向均匀划分为若干个方向, 通过统计单元上各方向的直方图特征来得到该单元的梯度直方图, 进而获取每个小块的梯度直方图特征. 最终通过级联整合整个图像的特征, 即可提取人脸图像的全局 HOG 特征.

SIFT 特征能够很好地保持图像的尺度不变性和旋转不变性, 且对于复杂背景因素的影响有较好的适应性, 对于噪声干扰也可保持一定程度的稳定性. 相比于 HOG 特征, 其运算更加迅速, 更具有实时性, 同时适应性更强, 便于与其他特征向量进行融合.

结合 HOG 特征的全局性及 SIFT 特征的适应性优势, 本文提出一种基于 HOG-SIFT 融合优化的人脸特征提取方法, 把 HOG 特征与 SIFT 特征串行融合, 可有效提高复杂环境下人脸特征检测的准确率. 算法流程如图 1 所示.

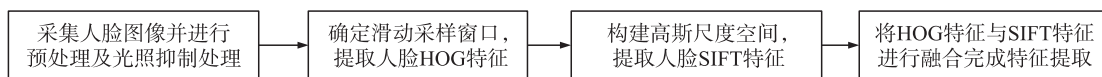


图 1 基于 HOG-SIFT 融合优化的人脸特征提取方法流程

Fig. 1 Flow diagram of face feature extraction method based on HOG-SIFT fusion optimization

算法具体步骤如下:

- (1) 确定一个大小为 $n \times n$ 的滑动采样窗口, 用于在样本图片上提取 HOG 特征;
- (2) 将该窗口均匀分成 4 个小块 (cell), 以小块 cell 为单位, 根据下式计算每个像素点的幅值和梯度方向:

$$m(x,y) = \sqrt{(I(x+1,y) - I(x-1,y))^2 + (I(x,y+1) - I(x,y-1))^2}, \quad (11)$$

$$\theta(x,y) = \arctan\left(\frac{I(x,y+1) - I(x,y-1)}{I(x+1,y) - I(x-1,y)}\right). \quad (12)$$

式中, $I(x,y)$ 为人脸图像上像素点 (x,y) 的灰度值; $m(x,y)$ 为该像素的梯度幅值; $\theta(x,y)$ 为梯度方向;

- (3) 将梯度方向平均划分为 m 个有符号的方向 ($m=8$), 并将同一单元上梯度方向相同的梯度幅值依照高斯权重累加, 以此得到每个单元上的 m 维梯度方向直方图; 求出一个小块内 4 个单元 cell 的梯度方向直方图, 再将 4 个 m 维梯度方向直方图级联成 $4 \times m$ 维直方图, 以此来表达一个小块区域内的 HOG 特征;

- (4) 将该小块区域内的 $4 \times m$ 维梯度直方图进行一次标准化:

$$V \rightarrow V / \sqrt{V_2^2 + \varepsilon^2}, \quad (13)$$

式中, V 为一个标准化前的小块区域内的 HOG 特征; V_2 为 k -norm 运算; ε 为一个极小值, 用以防止式 (13) 中的分母为零使得计算求得无穷大值;

- (5) 在整个人脸图像区域滑动小块窗口直至完成整张图像所有区域的标准化梯度直方图提取, 用所有标准化以后的直方图向量重新组成一个 $4m \times h$ 维度的矩阵, 该矩阵就是表达人脸图像信息的 HOG 特征. 其中, $4m$ 是一个方块区域的梯度直方图维数, h 是一个人脸图像中所有方块区域的个数;

- (6) 对人脸图像提取 SIFT 特征, 首先构造图像的高斯尺度空间, 接着在每一层尺度空间进行方向分配和关键点提取. 人脸图像的高斯尺度空间可由下式表达:

$$L(x,y,\sigma) = G(x,y,\sigma) * I(x,y), \quad (14)$$

式中, $L(x,y,\sigma)$ 为人脸图像的高斯尺度空间, $G(x,y,\sigma)$ 为高斯核函数:

$$G(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}, \quad (15)$$

式中, σ 代表尺度因子, 表征的人脸图像信息与 σ 大小成反比, σ 越小, 信息表征越多;

(7) 式(16) 和(17) 确定关键点的位置与方向, 采用高斯窗口对其进行加权运算, 从而对人脸全局图像进行 SIFT 特征提取:

$$m(x, y) = (L_1 - L_2)^2 + (L_3 - L_4)^2, \quad (16)$$

$$\theta(x, y) = \arctan \frac{(L_3 - L_4)}{(L_1 - L_2)}, \quad (17)$$

式中, $L_1 = L(x+1, y)$, $L_2 = L(x-1, y)$, $L_3 = L(x, y+1)$, $L_4 = L(x, y-1)$;

(8) 在对人脸图像进行 HOG 特征与 SIFT 特征提取的基础上, 对训练样本提取融合特征, 在对上述两种特征分类时会分别得到两个不同的置信度 $x_i (i=1, 2)$, $x \in [0, 1]$. 定义 $\mathbf{X} = [x_1, x_2]^T$, 融合特征可利用线性方程找寻最优解, 对每一张图片均可列出线性方程, 从而进行串行融合. SIFT 特征对于人脸图像的纹理表征能力强于 HOG 特征, 且面对光照因素影响时具有更好的稳定性. HOG-SIFT 融合特征融合了两者的优势, 对复杂背景下的人脸特征提取适应性更强, 准确率更高.

2 试验与分析

为了对所提出的基于 HOG-SIFT 融合优化的多人脸特征提取方法进行试验验证与分析, 同时结合光照影响、复杂背景与多人脸特征提取的应用需求, 首先面向昏暗光线环境及复杂背景进行单人脸特征提取的试验验证. 同时, 为了说明算法的性能与提取效果, 围绕多人脸目标的特征提取同样进行了复杂背景及昏暗环境下的试验验证.

2.1 昏暗光线环境及复杂背景下单人脸特征提取的试验验证

利用 ImageNet 中的人脸数据库图像及实际拍摄的人脸视频图像分别进行单人脸特征提取测试, 测试结果如图 2 所示.

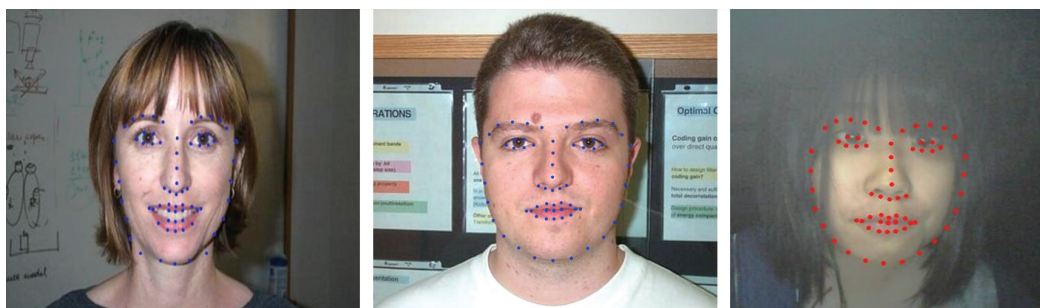


图 2 昏暗光线环境及复杂背景下单人脸特征提取试验结果

Fig. 2 Signal face feature extraction test results in dim light environment and complex background

2.2 复杂背景及昏暗光线环境下多人脸特征提取的试验验证

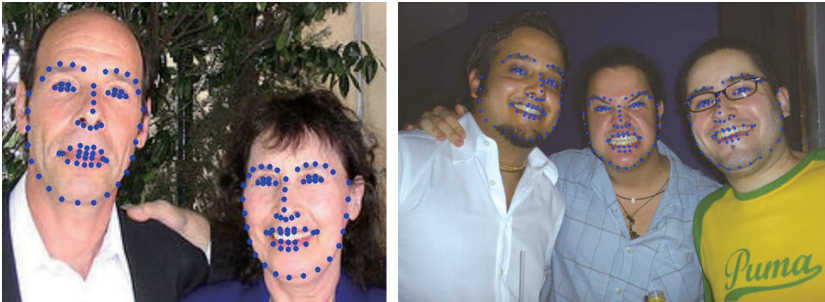
多人脸特征提取测试结果如图 3 所示. 由于对采集人脸图像进行了双边滤波等预处理操作, 较好地滤除了冗余噪声干扰, 较完整地保留了人脸边缘信息. 同时, 在人脸图像预处理的基础上, 针对光照影响, 利用基于自商图像理论的人脸图像光照干扰抑制处理方法较好地抑制了昏暗环境下的光线影响, 为后续的多人脸特征点提取奠定了基础. 最后, 由于 HOG 特征具有较好的全局性, 而 SIFT 特征对于复杂背景因素的影响有较好的适应性, 从图 3 中可看出, 结合两者优势的基于 HOG-SIFT 融合优化的人脸特征提取方法可完成复杂背景下的单人脸及多人脸特征提取.

2.3 多种环境及复杂背景下的多人脸特征提取对比试验

在不同环境下开展多人脸特征提取试验, 将本文 HOG-SIFT 融合优化多人脸特征提取方法与 Multi-task convolutional neural network (MTCNN) 方法、Active appearance model (AAM) 方法分别进行对比.

夜间环境下多人脸特征对比试验如图 4 所示. 夜间环境下拍摄多人原图如图 4(a) 所示. 利用 MTCNN 进行人脸特征提取结果如图 4(b) 所示, 第一排从右边数第 1~2 个人、第二排从右边数第 2 个人以及第二

排从左边数第 1 个人的脸部特征提取均有遗漏,且每个人脸特征点仅提取 5 点,特征点数量过少不利于后续人脸识别. 在夜间环境下,利用 AAM 进行多人脸特征提取结果如图 4(c)所示,第一排从右边数第 1 个人脸部特征点定位偏差较大,且 AAM 方法提取的特征较为模糊,尤其在眼部区域不清晰,不利于后续人脸识别. 利用本文 HOG-SIFT 融合优化的多人脸特征提取方法进行多人脸特征提取结果如图 4(d)所示,由于利用了自商图像理论的光照干扰抑制及 SIFT 特征的稳定性,多人脸的特征仍能较准确地完整提取,提取的人脸特征更多、定位精度更高且特征更清晰.



(a) 人脸库图像的多人脸特征提取结果



(b) 实际拍摄多人脸的特征提取结果

图 3 多人脸特征提取试验结果

Fig. 3 Multi-face feature extraction test results



(a) 原图



(b) MTCNN多人脸特征提取结果



(c) AAM多人脸特征提取结果



(d) HOG-SIFT融合优化的多人脸特征提取结果

图 4 夜间环境下多人脸特征提取方法对比试验

Fig. 4 Contrast test of multiple face feature extraction methods in night environment

3 结论

针对实际应用中人脸特征提取效果常易受昏暗光线、复杂背景等因素的干扰影响问题,提出了一种基于 HOG-SIFT 融合优化的多人脸特征提取方法. 试验结果表明,由于 HOG 特征具有较好的全局性,而 SIFT 特征对于复杂背景因素的影响有较好的适应性,结合两者优势研究的多人脸特征提取方法可较好地完成复杂背景及夜间环境下的单人脸及多人脸特征提取,具有精度更高、特征点数量较多以及环境适应性更强的优点.

[参考文献] (References)

- [1] LING H F, WU J Y, WU L, et al. Self residual attention network for deep face recognition[J]. IEEE Access, 2019, 7(1): 55159–55168.
- [2] KUMAR R M. Robust multi-view videos face recognition based on particle filter with immune genetic algorithm[J]. IET Image Processing, 2019, 13(4): 600–606.
- [3] RANJAN R, BANSAL A, ZHENG J X, et al. A fast and accurate system for face detection, identification and verification[J]. IEEE Transactions on Biometrics, Behavior, and Identity Science, 2019, 1(2): 82–96.
- [4] 曹金梦, 倪蓉蓉, 杨彪. 面向面部表情识别的双通道卷积神经网络[J]. 南京师范大学学报(工程技术版), 2018, 18(3): 1–9.
- [5] LI X L, LANG J C. Simple real-time multi-face tracking based on convolutional neural networks[C]//15th Conference on computer and Robot Vision. Toronto, Canada: IEEE Computer Society, 2018: 337–344.
- [6] TEDDY M, MEDIA A, SU H D. Multi-faces recognition process using Haar cascades and Eigenface methods[C]//IEEE 2018 6th International Conference on Multimedia Computing and Systems (ICMCS). Rabat, Morocco: IEEE Computer Society, 2018: 24–28.
- [7] CHENG S Y, STEFANOS Z, AKSHAY A, et al. 3D facial geometric features for constrained local model[C]//2014 IEEE International Conference on Image Processing. Paris, France: IEEE Computer Society, 2014: 1425–1429.
- [8] PERAKIS P, PASSALIS G, THEOHARIS T, et al. 3D facial landmark detection under large yaw and expression variations[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(7): 1552–1564.
- [9] SUKNO F M, WADDINGTON J L, WHELAN P F. 3D facial landmark localization with asymmetry patterns and shape regression from incomplete local features[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2015, 45(9): 1717–1730.
- [10] JONG D M A, ANDREAS W, CLIFFORD R, et al. An automatic 3D facial landmarking algorithm using 2D Gabor wavelets[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 25(2): 580–588.
- [11] FAN X, JIA Q, KANG H Y, et al. 3D facial landmark localization using texture regression via conformal mapping[J]. Pattern Recognition Letters, 2016, 83(1): 395–402.
- [12] CREUSOT C, PEARS N, AUSTIN J. A machine-learning approach to key point detection and land marking on 3D meshes[J]. International Journal of Computer Vision, 2013, 102(1): 146–179.
- [13] SONG M, TAO D, SUN S, et al. Robust 3D face landmark localization based on local coordinate coding[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(12): 5108–5122.
- [14] GILANI S Z, SHAFAIT F, MIAN A. Shape-based automatic detection of a large number of 3D facial landmarks[C]//2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Boston, USA: IEEE Computer Society, 2015: 4639–4648.
- [15] ZHANG K, ZHANG Z, LI Z, et al. Joint face detection and alignment using multitask cascaded convolutional networks[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 23(10): 1499–1503.
- [16] SHAO Z, ZHU H, HAO Y, et al. Learning a multi-center convolutional network for unconstrained face alignment[C]//2017 IEEE International Conference on Multimedia. Hong Kong, China: IEEE Computer Society, 2017: 109–114.
- [17] 袁小平, 崔棋纹, 程干, 等. 改进型 Gabor 自商图算法及其在人脸识别中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2019, 6(5): 1–10.
- [18] WANG H, LI S Z, WANG Y S, et al. Face recognition under varying lighting conditions using self quotient image[C]//6th IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition. Seoul, Korea: IEEE Computer Society, 2004: 819–824.