

基于小波变换和多特征融合编码的人脸识别

郭秀才, 丛昊然*

西安科技大学电气与控制工程学院, 陕西 西安 710054

摘要 针对 Gabor 小波提取存在维数灾难和特征冗余的问题, 提出一种小波变换结合多特征融合编码的人脸特征提取方法。所提方法利用 2D-Gabor 小波提取归一化的输入图像特征信息, 得到不同尺度和方向上的 Gabor 特征; 对于每个特征图像, 应用基于 Gabor 小波的多特征融合编码模型提取图像的 L-F(Local Gradient Coding-Fusion) 特征; 最后使用直方图统计图像特征以选取适当的分块数目, 利用信息熵将所有子块图像乘以各自的加权系数得到最终的人脸特征, 并利用训练样本的欧氏距离来设定置信区间并进行识别。实验结果表明, 所提方法相比于其他特征提取方法表现出较好的性能, 并且在有不同姿态和复杂光照的影响下均可表现出良好的鲁棒性。

关键词 图像处理; 人脸识别; 特征提取; Gabor 小波; 多特征融合编码

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.1210027

Face Recognition Based on Wavelet Transform and Multifeature Fusion Coding

Guo Xiucui, Cong Haoran*

School of Electrical & Control Engineering, Xi'an University of Science & Technology, Xi'an, Shaanxi 710054, China

Abstract Aiming at addressing the problems of dimensionality disasters and feature redundancy in Gabor wavelet extraction, a face feature extraction method based on wavelet transform and multifeature fusion coding is proposed. The proposed method uses a 2D-Gabor wavelet to extract normalized input image feature information to obtain Gabor features at different scales and directions. For each feature image, a multifeature fusion coding model based on the Gabor wavelet is used to extract the image L-F (Local Gradient Coding-Fusion) features. Finally, a histogram is used to count the image features to select the appropriate number of blocks, and the information entropy is used to multiply all sub-block images by their respective weighting coefficients to obtain the final face features, and use training samples for the Euclidean distance to set the confidence interval and identify it. The experimental results show that the proposed method has better performance than other feature extraction methods and can demonstrate good robustness under the influence of different poses and complex illuminations.

Key words image processing; face recognition; feature extraction; Gabor wavelet; multifeature fusion coding

OCIS codes 100.4994; 100.2960; 100.5010; 100.7410

1 引言

人脸识别技术是近年来发展的一种新兴技术, 人脸特征的提取和识别成为图像处理和机器学习领域中的重要课题之一, 其中人脸特征的提取是人脸识别技术中的重要一环。随着人脸识别技术的不断

成熟, 该技术逐渐提高了各领域的工作效率。由于特征提取的优劣直接关乎着人脸识别系统的性能, 因此在日趋成熟的人脸识别技术中, 特征提取的方法层出不穷, 主要有 Gabor 小波变换^[1]、LBP (Local Binary Pattern)^[2-3]、LGC (Local Gradient Coding)^[4]和主成分分析(PCA)^[5]等。Gabor 变换

收稿日期: 2020-08-10; 修回日期: 2020-09-02; 录用日期: 2020-09-07

* E-mail: 893304278@qq.com

是傅里叶变换的一种特殊情况,通过模拟人类视觉系统可将一张图片分解成一组滤波图像,再通过一组 Gabor 滤波器可获得图像的纹理特征。Luo 等^[6]应用了 Gabor 小波对图像的纹理特征进行提取,但当 Gabor 小波在进行变换时,存在特征冗余和维数灾难的问题,这对于一些复杂图像并不能获得令人满意的提取结果。LBP 算子因具有复杂度低和旋转不变性等特点,使其应用十分广泛,而且产生了各种衍生算法。为了充分提取人脸的特征信息,张红颖等^[7]提出了一种基于 LBP 和梯度特征的人脸表情识别方法,将其提取网络分为两个单元,在对人脸信息进行全局描述的同时,利用改进的 LBP 算子来提取人脸五官的边缘和亮点等局部纹理信息,二者相互补充以提高准确率。王嘉欣等^[8]基于 LBP 算子与 CNN(Convolutional Neural Network)将局部二值模式提取到的特征向量进行加权融合,将融合特征送入 CNN 中进行训练分类,由于神经网络的训练计算量庞大,所以该方法的时间复杂度较高。LGC 算子是在 LBP 算子的基础上进行改进,其在编码过程中考虑到了子邻域内的变化情况,从而使编码后的图像更加平滑,并且更多的重要特征得以保留。在此基础上,程轶红^[9]提出了 AR-LGC (Asymmetric Region-LGC)算子和异或 AR-LGC 算子,这两个算子以特征的差异性和重要性为基础进行加权,加权后计算特征的互补度,提高了算法的稳定性和分类的识别率。齐美彬等^[10]提出了一种基于自适应均匀二值模式(ULBP)的特征提取方法,将 LGC 特征和 ULBP 特征融合串联为一种特征,再利用支持向量机对特征进行分类识别。主成分分析法主要目的是对已提取好的特征向量进行降维,为了保证算法的运行速度,该过程是人脸识别中不可缺少的一个环节。值得注意的是,单一的图像变换方法或编码算子由于其自身原理的局限性,无法提取到较为完整的图像特征信息,因此并不能获得很好的识别效率。这时,多种特征及提取方法的相互融合^[10-12]成为一种必然选择。

综上所述,本文提出一种基于小波变换和多特征融合编码的人脸特征提取方法。首先利用 2D-Gabor 滤波器组来获得人脸图像在不同尺度和方向上的特征图谱,然后对特征图谱使用多特征融合编码模型以强化特征点,最后通过分块直方图统计^[13]和信息熵加权的级联来获得最终的人脸描述。在传统 LGC 图谱可较好体现图像局部纹理信息的基础上,本文提出一种改进的非对称 LGC 编码方法,其

在保持非对称 LGC 算子优点的同时,将邻域的纹理相关度很好地融入了特征提取的过程中,从而提高算法的普适性。特征融合编码法能够极大地压缩特征图的数量,降低向量维数,而且可以保持有效特征信息的不丢失。相比于其他单一特征提取方法,所提方法表现出较好的性能,并且在不同姿态和复杂光照的影响下均可表现出良好的鲁棒性。

2 2D-Gabor 滤波器

2D-Gabor 小波因具有多方向和多尺度变换的特性^[14-15],使其具备良好的分辨能力,可以有效保持图像邻域纹理信息的不丢失,而且加深了关键特征点,同时对光照影响不敏感,能够适应一定条件下的图像旋转和变形,因此广泛应用于目标图像的特征提取。

2D-Gabor 小波在分析图像方面应用广泛,核函数为

$$\psi_{u,v}(z) = \frac{\|k_{u,v}\|^2}{X^2} \exp\left[-\frac{(k_{u,v} \cdot z)^2}{2X^2}\right] \cdot \{\exp[i(k_{u,v} \cdot z)] - \exp(-X^2/2)\}, \quad (1)$$

式中: $\psi_{u,v}$ 为核函数; u 和 v 分别为方向和尺度因子; z 为给定位置的图像坐标(x, y); $k_{u,v}$ 为滤波器的中心频率; X 为 Gabor 小波的频率带宽,窗宽和波长的比由 X 决定,表达式为

$$X = \sqrt{2 \ln 2} \left(\frac{2^\phi + 1}{2^\phi - 1} \right), \quad (2)$$

式中: ϕ 为用倍频程表示的半峰带宽。 $k_{u,v}$ 主要控制振荡的波长和方向,表达式为

$$k_{u,v} = k_v [\cos \theta_u \sin \theta_u]^T, \quad (3)$$

$$k_v = k_{\max} / f_v, \quad (4)$$

式中: θ_u 为相位角,体现了 Gabor 滤波器的方向选择性; k_{\max} 和 f_v 分别为最大中心频率和空间因子。调节 k_v 和 θ_u 可得到不同的滤波器,从而对图像进行多尺度和多方向的分析。

经过调研文献[16-17]可知,使用的 Gabor 滤波器参数 $X \approx 2\pi$, $k_{\max} = \pi/2$, 图像尺寸为 128 pixel \times 128 pixel。选取 5 个尺度和 8 个方向的滤波器组,采样间隔为 $8/\pi$, 即 $u = 0, 1, \dots, 7$, $v = 0, 1, \dots, 4$ 。通过对图像进行归一化和 2D-Gabor 变换,可以得到在不同尺度和方向上的特征图谱^[18]。

3 多特征融合编码

3.1 非对称的 LGC 编码算法

LGC 算子考虑了关键点邻域特征的变化情况,

比较了中心像素与固定邻域像素之间的灰度值大小,但由于其窗口尺寸是固定的,因此不能在更大尺度的特征图上提取纹理特征,故不具有可扩展性。非对称的 AR-LGC 算子是在传统 LGC 算子的基础上进行改进^[19],在保持传统 LGC 算子优点的同时,可以保留图像中的有效纹理细节,筛选冗余信息,在更大尺度的特征图上很好地提取特征,同时可把握图像信息的粗粒度,基本思想如下。

设该描述子的邻域尺寸为 $(2m+1) \times (2n+1)$, 其中 $1 \leq m \leq \lfloor \frac{h-1}{2} \rfloor, 1 \leq n \leq \lfloor \frac{w-1}{2} \rfloor$, w 和 h 分别为图像的宽和高, $\lfloor \cdot \rfloor$ 为向下取整。将该邻域划分为 i 个子邻域 R_i , 其中 $i=0, 1, 2, \dots, 8$, 划分结果如图 1 所示, 其中 g_{R_i} 为子邻域像素的平均灰度值。

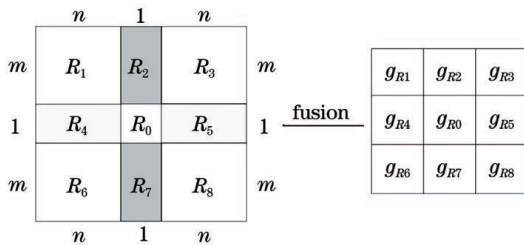


图 1 AR-LGC 算子的分割原理图

Fig. 1 Segmentation schematic of AR-LGC operator

中心像素点 R_0 的大小为 1×1 , 子邻域像素点 R_1, R_3, R_6 和 R_8 的大小均为 $m \times n$, 子邻域像素点 R_2 和 R_7 的大小均为 $m \times 1$, 子邻域像素点 R_4 和 R_5 的大小均为 $n \times 1$. g_{R_i} 的计算方法为

$$g_{R_i} = \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} P_{ij}, \quad (5)$$

式中: N_i 为第 i 个子邻域包含的像素个数; P_{ij} 为第

i 个子邻域中第 j 个像素的灰度值。

使用 AR-LGC 算子比较中心点与其周围三个像素点的梯度,即在横向、纵向和斜向之间的灰度大小,该过程的具体编码规则为

$$B_{AR-LGC}(x, y) = g_{R_0} = s(g_{R_1} - g_{R_3})2^7 + s(g_{R_4} - g_{R_5})2^6 + s(g_{R_6} - g_{R_8})2^5 + s(g_{R_1} - g_{R_6})2^4 + s(g_{R_2} - g_{R_7})2^3 + s(g_{R_3} - g_{R_8})2^2 + s(g_{R_1} - g_{R_8})2^1 + s(g_{R_3} - g_{R_6})2^0, \quad (6)$$

式中: $s(x)$ 为比较运算,可表示为

$$s(x) = \begin{cases} 0, & x < 0 \\ 1, & x \geq 0 \end{cases} \quad (7)$$

AR-LGC 算子的邻域尺寸具有延展性,可在较大尺度的特征图上提取纹理特征,且不会随着邻域尺寸的增加而使特征维数增加。

3.2 改进的非对称 LGC 编码算法

AR-LGC 算子虽在大尺度的特征图上可以很好地提取纹理特征,但仍存在问题,即无法直观反映出在描述子邻域范围内的纹理强度变化,也不能很好地得到子邻域内的纹理相关度^[20]。针对上述存在的不足,提出一种改进的 AR-LGC 编码方法。在截取适当尺寸的子邻域窗口中,求得中心像素点与其周围邻域像素点的相关度 c_b 及平均相关度 c_{avg} ^[21] 并求解标准差 σ , 其中 b 为子邻域的编号。当 $|c_b - c_{avg}| > \sigma$ 时,将窗口的像素值赋予 1,反之赋予 0。首先求得一个对应的十进制数,然后将该窗口利用 AR-LGC 算子进行编码,最后求得两次的均值并作为最终的中心像素值。图 2 为以 5×5 为例的改进非对称 LGC 的编码过程,其中 P_A 和 P_B 分

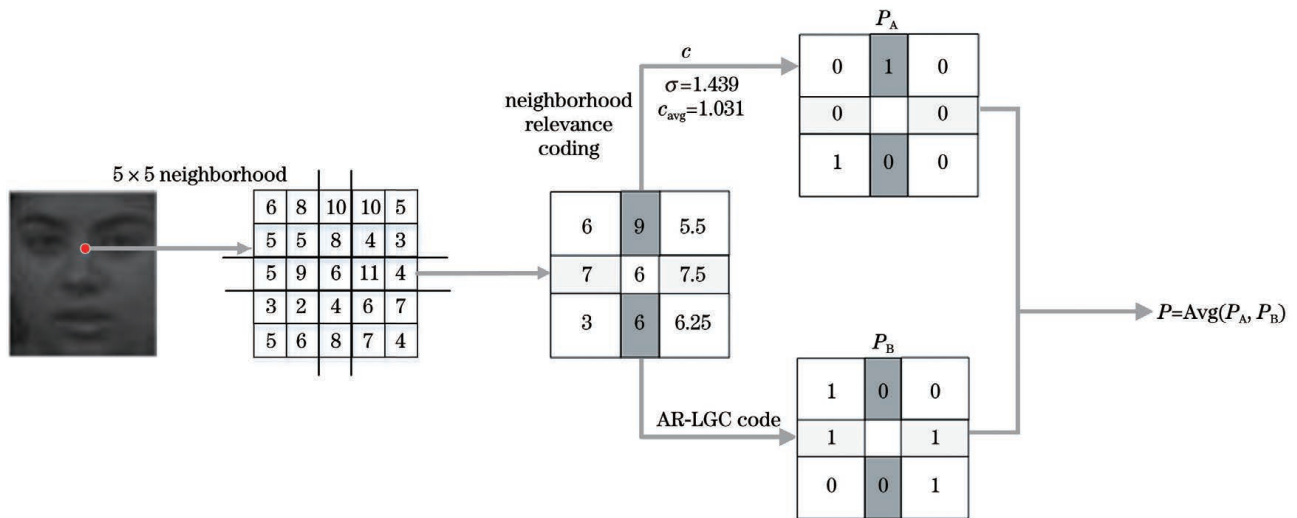


图 2 改进的非对称 LGC 的编码过程

Fig. 2 Coding process for improved asymmetric LGC

别为利用邻域相关度和 AR-LGC 算子方法编码的方窗, $P = \text{Avg}(P_A, P_B)$ 为对两种方法的编码结果求均值。

改进的非对称 LGC 的编码过程如下。

1) 计算窗口的相关度 c_b , 即中心像素点与邻域像素点的差值。

2) 计算子邻域窗口内的像素平均相关度 c_{avg} , 表达式为

$$c_{\text{avg}} = \sum_{b=1}^B \frac{c_b}{B} \quad (8)$$

3) 计算子邻域内相关度的标准差 σ , 表达式为

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{b=1}^B (c_b - c_{\text{avg}})^2}{B - 1}} \quad (9)$$

4) 计算中心像素值所对应的二进制编码, 表达式为

$$s(c_b - c_{\text{avg}}) = \begin{cases} 0, & |c_b - c_{\text{avg}}| < \sigma \\ 1, & |c_b - c_{\text{avg}}| \geq \sigma \end{cases} \quad (10)$$

5) 利用 AR-LGC 算子对该子邻域窗口进行编码, 求取两次编码值的均值并作为更新后的中心像素值。

经过该算法的处理可将 Gabor 图谱中更重要的特征保留下来, 其不但包括 AR-LGC 算子的优点, 同时具有较好的图像辨别能力。

3.3 LGC 融合特征的提取

经过改进的 AR-LGC 算子处理后的 Gabor 特征图谱中虽然保留了多数关键信息, 但若将特征图谱直接串联会出现维数灾难的问题。鉴于此, 提出一种基于 LGC 融合(L-F)特征的编码方式。首先利用 2D-Gabor 滤波器组将原始图像分解为 5 个尺度和 8 个方向的特征图谱, 然后将经过改进的 AR-LGC 算子编码后的同一尺度、不同方向的特征图谱进行特征融合, 最后获取图像的 L-F 特征。该方法能够有效降低特征维数, 而且不丢失重要细节, 将同一尺度、8 个方向的特征图谱进行排列, 如图 3 所示, 其中 I 为不同尺度、不同方向的改进 AR-LGC 特征图谱,

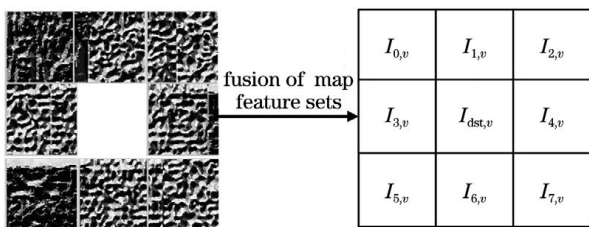


图 3 图像融合编码的原理图

Fig. 3 Schematic of image fusion coding

$I_{\text{dst},v}$ 为不同尺度融合后的图谱。

对于图谱中的每个点, 求得同一尺度、8 个方向对应像素点的均值 $A_v, v=0, 1, 2, 3, 4$, 可表示为

$$A_v = (I_{0,v} + I_{1,v} + \dots + I_{7,v})/8 \quad (11)$$

将 A_v 作为阈值, 按照图 3 的组合方式对同一尺度、8 个方向的 AR-LGC 图谱进行二值化处理, 可以得到十进制的编码值 $I_{\text{dst},v}(z)$, 遍历后该图谱具有融合特征的纹理信息, $I_{\text{dst},v}(z)$ 可表示为

$$I_{\text{dst},v}(z) = \sum_{u=0}^7 s(I_{u,v} - A_v) \cdot 2^p \quad (12)$$

式中: p 为二值化参数。由 (12) 式可知, $I_{\text{dst},v}(z) \in [0, 255]$ 。

经过特征融合编码处理后的 $I_{\text{dst},v}(z)$ 便为 L-F 特征图, 相较于改进的 AR-LGC 特征图, 其融合编码的处理步骤精简了图像, 将原来的 40 幅图谱压缩为 5 幅, 在很大程度上降低了特征维数, 缓解了特征冗余的问题。

4 基于 2D-Gabor 的多特征融合编码模式

2D-Gabor 小波可以提取不同尺度方向上的图像特征信息并对光照不敏感; 改进的 LGC 编码不但可以在较大尺度的特征图上提取纹理特征, 而且能够直观地反映出子邻域内的纹理强度变化和纹理相关性, 从而增强图像的辨别能力; 对不同尺度的图谱进行融合后提取 L-F 特征, 可以在保留图像较多关键信息的基础上有效降低特征维数。结合上述技术的优势, 提出一种基于 2D-Gabor 的多特征融合编码模式。为了可以直观地观察到提取效果, 图 4 为不加 Gabor 小波各类算法的提取效果, 其中图 4(d) 为利用生成对抗网络(GAN)生成 7 张不同偏转角度的人脸图像融合而成的效果图, 图 4(e)~4(g) 为加上 Gabor 小波后各类算法的提取效果。从图 4 可以看到, 与 AR-LGC 算法和 LBP 算法相比, 提出的多特征融合编码方式对局部特征的描述更加细微, 图像轮廓也较为清晰。

人脸识别流程如图 5 所示。将归一化的原始人脸图像进行 Gabor 小波变换, 变换为 5 个尺度、8 个方向的特征图谱, 然后利用多特征融合编码得到 L-F 特征图, 将特征图划分为 m 个子块, 经过分块直方图统计和加权级联得到最终的直方图特征 H 。

在实验部分中对最佳分块数目的选取进行论证, 考虑到不同子块对人脸特征的贡献程度不同, 这里以不同子块作为不同区域, 采用信息熵方法计算



图 4 添加 Gabor 小波前后各类算法的提取效果。(a)原始人脸图像;(b)未添加 Gabor 小波的 LBP 算子;(c)未添加 Gabor 小波的 AR-LGC 算子;(d)未添加 Gabor 小波的多特征融合编码;(e)添加 Gabor 小波的 LBP 算子;(f)添加 Gabor 小波的 AR-LGC 算子;(g)所提方法

Fig. 4 Extraction effects of various algorithms before and after adding Gabor wavelet. (a) Raw face image; (b) LBP operator before adding Gabor wavelet; (c) AR-LGC operator before adding Gabor wavelet; (d) multi-feature fusion coding before adding Gabor wavelet; (e) LBP operator after adding Gabor wavelet; (f) AR-LGC operator after adding Gabor wavelet; (g) proposed method

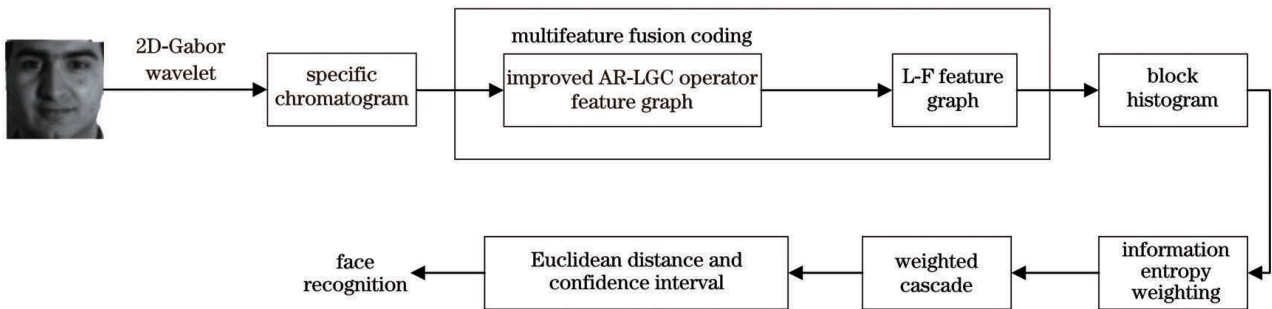


图 5 人脸识别的流程图

Fig. 5 Flow chart of face recognition

权重^[22],流程如下。

1) 计算区域 o 的信息熵 $E_{U,o}$,表达式为

$$E_{U,o} = - \sum_{j=0}^{m-1} Q_{j,o} \ln p_{j,o}, \quad (13)$$

式中: j 为特征分量; $Q_{j,o} = \frac{\sum T[f(x,y) = j]}{\sum_{j=0}^{m-1} \sum T[f(x,y) = j]}$,

$o = 0, 1, \dots, m - 1, T(x) = \begin{cases} 1, & \text{if true} \\ 0, & \text{if false} \end{cases}$ 。

2) 计算区域 o 占总信息熵的比重 ω_o ,表达式为

$$\omega_o = E_{U,o} / E_U, \quad (14)$$

式中: $E_U = \sum_{o=0}^{m-1} E_{U,o}$ 。

3) 所有区域 o 遍历完成后,最终得到信息熵加权级联后的特征 H ,表达式为

$$H = \sum_{o=0}^{m-1} \omega_o h_o, \quad (15)$$

式中: h_o 为在区域 o 的特征值。

5 实验描述与结果

实验利用 C++ 语言编程来实现,编译环境为酷睿 i5、Windows 10 和 4 GB 内存的 Visual Studio 2017 版本。为了验证所提方法的有效性和严谨性,

首先确定最佳的分块数目,再寻找合适的公开人脸数据集进行实验。由于 YALE 人脸库在表情、光照以及姿态等方面具有较大的变化,为此使用 YALE 人脸库进行纵向和横向的对比实验具有可行性;ORL 人脸库中的人脸有不同姿态、不同表情和有修饰物等干扰,为此该人脸库被广泛使用,所以选用 ORL 人脸库进行对比实验;FERET 人脸库是美国军方为研究人脸识别技术而采集的数据库,包括不同光照和姿态,并具有不同偏转角度的人脸图像,是目前权威的人脸数据库之一;CMU-PIE 人脸库由美国卡耐基梅隆大学创建,其中采集的姿态和光照变化图像也具有较为严格的控制条件,目前已逐渐成为人脸识别领域一个重要的测试集合,因此应用 FERET 人脸库和 CMU-PIE 人脸库进行仿真模拟更具有说服力。实验结果分别与 LBP 算法、LGC 算法、PCA 算法和 Gabor 等特征提取算法进行比较^[10,23],同时与文献中当前较为先进的方法进行对比,用来验证所提方法的可行性。最后对仿真过程中的实验现象进行分析阐述。

5.1 直方图分块数目的选择

在直方图统计中,由于直接统计无法反映图像的空间分布信息,因此对图像进行合理分块。通过

对图像的 L-F 特征进行不同的分块处理,用来说明不同的分块数目对图像表征的特征维数及识别性能的影响,之后综合考量得到分块数目的最优解。表 1 为 YALE 人脸库在不同分块数目下的特征维数和识别性能,图 6 为不同分块数目对识别性能的影响曲线^[24-25]。

表 1 不同分块数目下的特征维数及平均识别率

Table 1 Feature dimension and average recognition rate under different number of blocks

Number of blocks	Feature dimension	Average recognition rate / %
2×2	640	85.88
3×3	1440	88.80
4×4	2560	90.28
5×5	4000	95.03
9×9	12960	92.70
11×11	19360	89.30
16×16	40960	88.82

从图 6 可以看到,曲线的变化趋势呈先上升后下降,其中 5×5 的分块数目为最佳;当分块数越少时,此时分块尺寸越大,这便会丢失块内许多局部

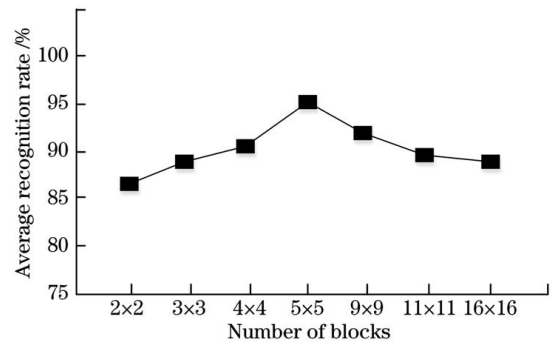


图 6 不同分块数目下的识别率曲线

Fig. 6 Recognition rate curve under different number of blocks

细节信息,无法充分表征关键点特征,为此影响了识别效果;当分块数较多时,此时分块尺寸较小,虽然可精细描述局部信息,但会导致特征维数增加的速率过快,从而存在更多的冗余信息,影响了特征的可区分性。

总之,对于子块数量的选择,需要既能够充分表达图像的细节信息,又可以降低特征维数。从表 1 和图 6 的直观对比,5×5 为最佳的分块数目。在确定最佳分块数目后,整个处理流程及相关视觉效果如图 7 所示。

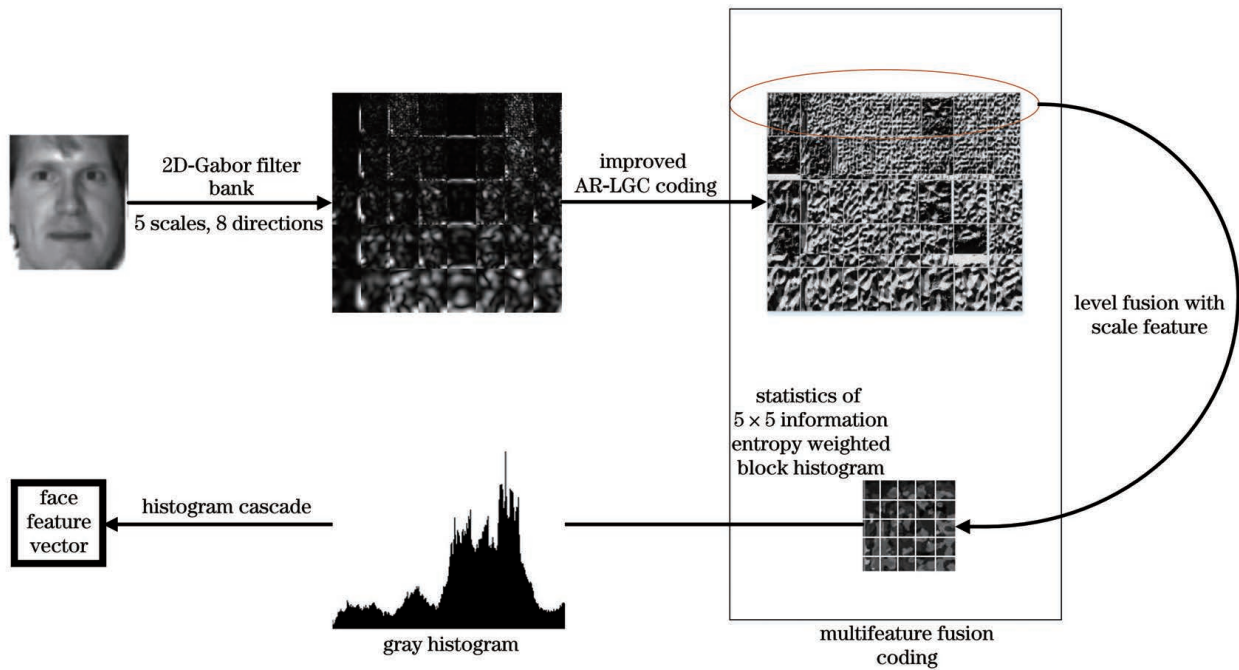


图 7 所提方法的处理效果和过程

Fig. 7 Treatment effect and process of proposed method

5.2 基于 YALE 和 ORL 人脸库的对比实验

YALE 人脸库中包含 15 人,每个人有 11 幅不同姿态和光照条件的面部图像,共 165 张。ORL 人脸库中包含 40 人,每个人有 10 幅不同姿态、表情和

遮挡物的面部图像,共 400 张。人脸库的部分图像如图 8 所示。在实验过程中,首先在每个人的图像中随机选取 N 张作为训练样本,其余图像作为测试样本。为了更客观地评价所提方法的处理效果,改

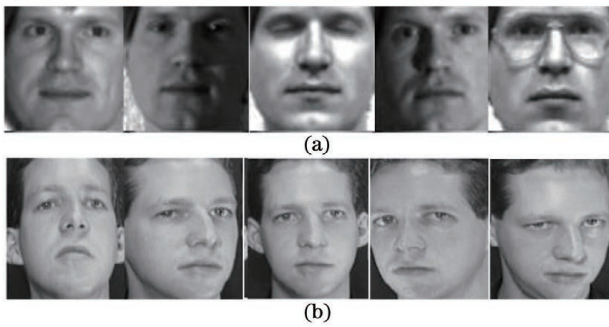


图 8 不同人脸库中的部分图像。(a)YALE 人脸库;
(b)ORL 人脸库

Fig. 8 Part of images from different face databases.

(a) Yale face database; (b) ORL face database

变训练样本集的个数 N , 观察并对比在不同训练和测试样本数下, 不同算法的识别率所呈现的规律。YALE 人脸库和 ORL 人脸库中各算法的识别率如表 2 和表 3 所示, 其中 HOG 为方向梯度直方图。

表 2 YALE 人脸库中各算法的识别率

Table 2 Recognition rate of each algorithm in YALE face database

unit: %

Method	Recognition rate				
	$N=4$	$N=5$	$N=6$	$N=7$	$N=8$
PCA ^[10]	76.4	79.3	87.6	91.5	93.2
Gabor ^[10]	84.1	90.0	92.0	92.3	94.1
HOG information entropy weighting ^[26]	85.3	89.1	93.1	94.5	97.8
Ref. [27]	92.0	92.2	93.5	94.8	96.3
LBP operator	84.5	88.9	93.8	94.5	94.9
AR-LGC operator	85.0	92.8	94.6	95.0	95.1
Proposed method	85.5	93.2	96.0	97.2	97.9

表 3 ORL 人脸库中各算法的识别率

Table 3 Recognition rate of each algorithm in ORL face database

unit: %

Method	Recognition rate				
	$N=4$	$N=5$	$N=6$	$N=7$	$N=8$
PCA ^[10]	77.3	81.4	91.5	92.7	93.5
Gabor ^[10]	84.5	89.1	91.7	93.1	94.0
HOG information entropy weighting ^[26]	87.8	92.0	94.3	96.4	98.3
Ref. [27]	89.0	90.5	94.5	96.0	96.5
LBP operator	84.9	90.5	93.4	95.1	95.8
AR-LGC operator	85.2	92.6	94.5	95.8	96.0
Proposed method	85.4	93.9	96.1	97.6	98.5

从表 2 和表 3 可以看到, 在 YALE 人脸库中, AR-LGC 算子相较于 LBP 算子, 平均识别率分别提高了 0.5, 3.9, 0.8, 0.5, 0.2 个百分点; 在 ORL 人脸库中, AR-LGC 算子相较于 LBP 算子, 平均识别率分别提高了 0.3, 2.1, 1.1, 0.7, 0.2 个百分点, 因此 AR-LGC 算子的提取性能优于 LBP 算子; 在 YALE 人脸库中, 所提方法相较于 AR-LGC 算子, 平均识别率分别提高了 0.5, 0.4, 1.4, 2.2, 2.8 个百分点; 在 ORL 人脸库中, 所提方法相较于 AR-LGC 算子, 平均识别率分别提高了 0.2, 1.3, 1.6, 1.8, 2.5 个百分点, 因此所提方法的识别效果优于 AR-LGC 算子; 当训练样本为 5 和 6 时, PCA 算法的识别效果提升较为显著; 当训练样本数较少时, HOG 信息熵加权^[26]和文献^[27]的识别性能略优于所提方法, 但随着训练样本数的增加, 这两种方法识别性能的增长率低于所提方法, 这说明所提方法具有较好的鲁棒性。

5.3 基于 FERET 和 CMU-PIE 人脸库的对比实验

FERET 人脸库中共有 14000 幅非彩色图片,包括 1200 个人,每个人约有 10 幅图片,对应不同光照、姿态、年龄和表情变化的人脸图像数据集,其由 7 个不同的子集构成,其中子集 ba 包含每个人的一幅正脸图像,子集 be 和 bf 为将人的正脸分别向左、右偏移 15° 得到,子集 bj 为与子集 ba 表情不同的正脸图像。实验随机选取 40 人的图像,每个人 7 幅,即每个子集各留一幅。将子集 be、bf 和 bj 作为测试样本,将 ba 和其余三个子集作为训练样本,其中部分图像如图 9 所示。CMU-PIE 图像集由 68 个人的 41368 多张人脸面部图像组成,包含在不同视角所获取的不同姿态、表情和光照条件下的人脸面部图像。选取受光照影响较大的 40 人,每人有 70 张人脸图像,将其组成实验数据集。取人脸库中的前 N 幅图像作为训练样本,测试样本为 $70 - N$ 幅。FERET 人脸库和 CMU-PIE 人脸库中各算法的识

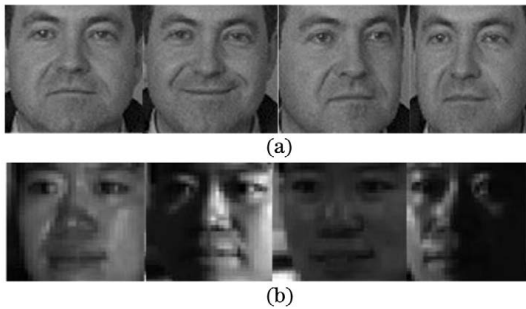


图 9 不同人脸库中的部分图像。(a) FERET 人脸库;
(b) CMU-PIE 人脸库

Fig. 9 Part of images from different face databases.

(a) FERET face database; (b) CMU-PIE face database

别率如表 4 和表 5 所示。

表 4 FERET 人脸库中各算法的识别率

Table 4 Recognition rate of each algorithm in FERET face database unit: %

Method	Recognition rate		
	be	bj	bf
LBP operator	65.8	68.1	65.5
AR-LGC operator	83.9	89.5	81.6
Proposed method	89.4	93.8	87.7

从表 4 和表 5 可以看到,AR-LGC 算子相较于 LBP 算子,在 FERET 人脸库的三个测试子集中,有偏转角度的子集 be 和 bf 的平均识别率分别提高了 18.1 个百分点和 16.1 个百分点,而不同表情的正脸子集 bj 的平均识别率提高了 21.4 个百分点;在 CMU-PIE 人脸库中,AR-LGC 算子相较于 LBP 算子,平均识别率分别提高了 1.9,2.6,4.7,3.2,2.9 个百分点,因此 AR-LGC 算子的提取性能优于 LBP 算子;所提方法相较于 AR-LGC 算子,在 FERET 人脸库的三个测试子集中,有偏转角度的子集 be 和 bf 的平均识别率分别提高了 5.5 个百分点和 6.1 个百分点,而不同表情的正脸子集 bj 的平均识别率提高了 4.3 个百分点;在 CMU-PIE 人脸库中,所提方法相较于 AR-LGC 算子,平均识别率分别提高了 4.8,5.4,5.1,5.3,6.2 个百分点,因此所提方法的识别效果优于 AR-LGC 算子;其余较为先进的改进算法随着训练样本数的增大,虽都表现出较好的性能,但由提取特征信息的不足而导致识别率较所提方法稍显逊色。

表 5 CMU-PIE 人脸库中各算法的识别率

Table 5 Recognition rate of each algorithm in CMU-PIE face database unit: %

Method	Recognition rate				
	$N=10$	$N=20$	$N=30$	$N=40$	$N=50$
LBP operator ^[25]	69.1	72.6	80.4	82.8	85.5
AR-LGC operator	71.0	75.2	85.1	86.0	88.4
Ref. [28]	73.8	83.4	86.2	—	—
Ref. [25]	74.8	84.7	87.6	—	—
Ref. [29]	78.6	87.0	90.0	90.2	90.3
Proposed method	75.8	80.6	90.2	91.3	94.6

除了识别率,影响算法性能的另一个重要衡量标准是识别时间复杂度。为了得到所提方法特征提取的时间复杂度,在表 5 的基础上计算测试样本集中的图像平均识别时间,如表 6 所示。

从表 6 可以看到,所提方法的时间复杂度稍高于单一特征或其他改进方法,这是由于所提方法融合了多特征的编码方法,因此特征提取时间会稍长,但保留了更多的重要特征,使识别率高于其他方

表 6 CMU-PIE 人脸库中各算法的平均识别时间

Table 6 Average recognition time of each algorithm in CMU-PIE face database unit: ms

Method	Average recognition time
LBP operator ^[25]	22.36
AR-LGC operator	24.15
Ref. [28]	26.77
Ref. [25]	17.56
Ref. [29]	25.31
Proposed method	26.98

法。通过对识别性能和时间复杂度的综合考量,认为在牺牲速度的前提下提升了识别率,且牺牲的时间在可接受的范围内。

5.4 实验结果与分析

对比各算法的实验结果可知,不同人脸库和不同算法的识别结果均呈现出不同的规律。在 YALE 人脸库和 ORL 人脸库中,随着训练样本数的增加,AR-LGC 算子的识别增长率相比于 LBP 算子呈现先增大后减小的趋势,当训练样本数较少时,由于 LBP 算子只考虑中心像素点及其周围 8 个像素点的数值,而 AR-LGC 算子兼顾了中心像素点周围更大邻域的变化情况,容错性更好,因此当训练样本数增加时,AR-LGC 算子的识别率比 LBP 算子增长更快;当训练样本数占总样本数达到一定比例时,AR-LGC 算子的识别率增长缓慢,这主要是因为 AR-LGC 算子有一个缺点,即无法考虑到子邻域内部的数值变化情况,因此当训练样本维数过于庞大且测试样本数不够充足时,子邻域内的各点数值便无法充分反映该点的特征值,导致该算法的识别增长率会有回落。另一方面,所提方法的识别增长率相比于 AR-LGC 算子呈现了逐渐递增的趋势,这是因为当训练样本数较少时,有效特征提取不足,所以所提方法中子邻域内的相关度标准差便无法体现出其优势,且因存在特征融合编码方法,使所提方法的识别率只略高于 AR-LGC 算子;当训练样本数逐渐增加时,纹理相关度标准差的数值达到一个动态平衡状态,识别过程中较为稳定,此时识别增长率也逐渐增加。从表 2 和表 3 可以看到,当 PCA 算法的训练样本数为 5 和 6 时,识别效果提升明显,这很好地体现了当特征维数过大时需要进行有效降维的重要性,且 Gabor 特征方法在实验中的有效识别可以共同显示出,实验使用特征融合方法进行降维以及使用 Gabor 特征方法进行人脸特征提取是有必要的。

与 LBP 算子相比,由于 AR-LGC 算子相当于在像素点子邻域内进行了一次均值滤波,在保留强度空间人脸特征信息的同时削弱了外界因素的影响;而所提方法在保留 AR-LGC 算子特点的同时,利用纹理相关度标准差充分考虑了子邻域内的特征信息分布,且之后加入了特征融合编码方法进行降维。基于上述分析,对在 FERET 人脸库与 CMU-PIE 人脸库中的实验结果作如下讨论:在 FERET 人脸库中,对于不同姿态,算法性能的优劣顺序为所提方法、AR-LGC 算子和 LBP 算子,其中人脸有偏转角度的识别率略低于正脸识别率;在 CMU-PIE 人脸库中,对于较大样本数及具有复杂光照,算法性能的优劣顺序为所提方法、AR-LGC 算子和 LBP 算子。实验结果说明了当人脸存在多因素的影响时,所提方法相较于其余算法依旧具有较好的鲁棒性。

通过对实验现象的观察以及上述结果的分析,在准确率方面,所提方法相较于单一特征或其他较为先进的改进方法表现出了较好的性能;在识别时间方面,所提方法牺牲了少许时间复杂度来换取较高的识别率,但通过对实验数据的观察分析,认为牺牲的时间复杂度在可接受的范围内。因此相比于其他方法,所提方法获得了人脸特征的完整描述,从而提高了人脸的识别精度,具有更大的优势。

6 结 论

人脸识别作为当前热门技术之一,在很多领域都有着广泛的应用。本课题组提出一种小波变换结合多特征融合编码的人脸特征提取方法。实验结果表明,所提方法在把握图像整体粗粒度的同时,可精细描述图像的局部纹理信息,从而提升邻域纹理的相关度,去除冗余信息,降低特征维数,并且在不同姿态和光线的影响下均可以表现出较好的鲁棒性。所提方法虽较其他方法表现出较好的性能,但在运行时间复杂度上仍有提升空间,如何进一步降低算法的复杂度,提高对不同偏转角度的识别率依然是一个值得研究的课题。

参 考 文 献

- [1] Xu Y J, Li W. Research on face recognition based on the Gabor wavelet and the neural network [J]. Journal of China Academy of Electronics and Information Technology, 2017, 12(5): 534-539, 550. 许亚军, 李玮. 基于 Gabor 小波变换和神经网络的人脸识别研究[J]. 中国电子科学研究院学报, 2017, 12(5): 534-539, 550.

- [2] Wang X C, Liu H H, Niu Y M. Binocular stereo matching by combining multiscale local and deep features [J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40 (2): 0215001.
王旭初, 刘辉煌, 牛彦敏. 融合多尺度局部特征与深度特征的双目立体匹配 [J]. *光学学报*, 2020, 40 (2): 0215001.
- [3] Duan H Y, He W S, Li S J. Face recognition based on improved single scale Retinex and LBP algorithm [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2018, 54(23): 144-149.
段红燕, 何文思, 李世杰. 改进的单尺度 Retinex 和 LBP 结合的人脸识别 [J]. *计算机工程与应用*, 2018, 54(23): 144-149.
- [4] Tong Y, Chen R, Cheng Y. Facial expression recognition algorithm using LGC based on horizontal and diagonal prior principle [J]. *Optik*, 2014, 125 (16): 4186-4189.
- [5] Guo L L, Wu P, Lou S W, et al. A multi-feature extraction technique based on principal component analysis for nonlinear dynamic process monitoring [J]. *Journal of Process Control*, 2020, 85: 159-172.
- [6] Luo Y, Yu C J, Zhang Y, et al. Facial expression recognition based on fusion of extended LDP and Gabor features [J]. *The Journal of China Universities of Posts and Telecommunications*, 2018, 25(1): 48-53.
- [7] Zhang H Y, Wang H S. Double-channel facial expression recognition based on local binary pattern and gradient features [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(14): 141005.
张红颖, 王汇三. 结合局部二值模式和梯度特征的双通道表情识别 [J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57 (14): 141005.
- [8] Wang J X, Lei Z C. A convolutional neural network based on feature fusion for face recognition [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57 (10): 101508.
王嘉欣, 雷志春. 一种基于特征融合的卷积神经网络人脸识别算法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57 (10): 101508.
- [9] Cheng Y H. Facial expression recognition based on asymmetric region local gradient coding and multi-feature fusion [D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2016.
程轶红. 基于非对称局部梯度编码及多特征融合的人脸表情识别 [D]. 合肥: 合肥工业大学, 2016.
- [10] Qi M B, Tian Z H, Jiang J G. Face recognition based on adaptive threshold local feature fusion [J]. *Journal of Hefei University of Technology (Natural Science)*, 2018, 41(4): 468-472, 512.
齐美彬, 田中贺, 蒋建国. 自适应阈值局部特征融合的人脸识别 [J]. *合肥工业大学学报(自然科学版)*, 2018, 41(4): 468-472, 512.
- [11] Veerashetty S, Patil N B. Novel LBP based texture descriptor for rotation, illumination and scale invariance for image texture analysis and classification using multi-kernel SVM [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2020, 79(15/16): 9935-9955.
- [12] Mei K, Liu X Q, Mu C, et al. Fast defogging algorithm based on adaptive exponentially weighted moving average filtering [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2020, 47(1): 0109001.
梅康, 刘小勤, 沐超, 等. 基于自适应指数加权移动平均滤波的快速去雾算法 [J]. *中国激光*, 2020, 47 (1): 0109001.
- [13] Wei Y N. Research and application of face recognition algorithm based on feature fusion [D]. Wuxi: Jiangnan University, 2016.
魏月纳. 基于特征融合的人脸识别算法研究与应用 [D]. 无锡: 江南大学, 2016.
- [14] Lin K Z, Zhuang L W, Rong Y H, et al. Based on Gabor characteristics global weighted sparse representation [J]. *Journal of Harbin University of Technology*, 2016, 21(1): 40-44.
林克正, 庄靓玮, 荣友湖, 等. 基于 Gabor 特征的全局加权稀疏表示 [J]. *哈尔滨理工大学学报*, 2016, 21(1): 40-44.
- [15] Zong B B, Li C F, Sang Q B. 3D image saliency detection based on Log-Gabor filtering and saliency map fusion optimization [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2019, 56(8): 081003.
纵宝宝, 李朝锋, 桑庆兵. 基于 Log-Gabor 滤波与显著图融合优化的 3D 显著性检测 [J]. *激光与光电子学进展*, 2019, 56(8): 081003.
- [16] Saabni R. Facial expression recognition using multi radial bases function networks and 2-D Gabor filters [C] // 2015 Fifth International Conference on Digital Information Processing and Communications (ICDIPC), October 7-9, 2015, Sierre, Switzerland. New York: IEEE Press, 2015: 225-230.
- [17] Li Q X. Research on face expression recognition algorithm based on improved Gabor wavelet feature extraction [D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2017.
李清霞. 基于改进的 Gabor 小波特征提取的人脸表情识别算法研究 [D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2017.
- [18] Li J, Wang Y R, Wang W. Remote sensing object recognition based on Gabor multi-scale adaptive weighting and sparse representation classification [J]. *Journal of Chinese Computer Systems*, 2017, 38(9): 2157-2160.

- 李骥, 王艳然, 王威. 多尺度自适应加权与稀疏表示分类相结合的遥感目标识别[J]. 小型微型计算机系统, 2017, 38(9): 2157-2160.
- [19] Ni Y J, Sun Y, Yue Y, et al. Face feature extraction algorithm based on two-dimensional Gabor wavelet and AR-LGC[J]. Hebei Journal of Industrial Science and Technology, 2019, 36(4): 258-262.
- 倪永婧, 孙伟, 岳莹, 等. 基于二维 Gabor 小波与 AR-LGC 的人脸特征提取算法研究[J]. 河北工业科技, 2019, 36(4): 258-262.
- [20] Hu M, Cheng Y H, Wang X H, et al. Facial expression recognition based on asymmetric region local gradient coding[J]. Journal of Image and Graphics, 2015, 20(10): 1313-1321.
- 胡敏, 程轶红, 王晓华, 等. 基于非对称局部梯度编码的人脸表情识别[J]. 中国图象图形学报, 2015, 20(10): 1313-1321.
- [21] Liu X F. Face recognition method based on neighborhood correlation modified LBP operator[J]. Journal of Jilin University (Science Edition), 2015, 53(4): 687-692.
- 刘雪峰. 基于邻域相关度和 LBP 算子的人脸图像识别[J]. 吉林大学学报(理学版), 2015, 53(4): 687-692.
- [22] Xia J, Pei D, Wang Q Z, et al. Face recognition based on local adaptive ternary derivative pattern coupled with Gabor feature[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2016, 53(11): 111004.
- 夏军, 裴东, 王全州, 等. 融合 Gabor 特征的局部自适应三值微分模式的人脸识别[J]. 激光与光电子学进展, 2016, 53(11): 111004.
- [23] Lin K Z, Zhang Y M, Li H T. Feature extraction algorithm based on block Gabor combined with histogram of oriented gradients [J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2019, 40(12): 2662-2666.
- 林克正, 张元铭, 李昊天. 分块 Gabor 结合梯度直方图的特征提取算法[J]. 小型微型计算机系统, 2019, 40(12): 2662-2666.
- [24] Yang B, Wang M, Xu W, et al. Large-scale block adjustment without use of ground control points based on the compensation of geometric calibration for ZY-3 images [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2017, 134: 1-14.
- [25] Cao J P. Research on face feature extraction technology under complex illumination[D]. Xi'an: Chang'an University, 2019.
- 曹金沛. 复杂光照条件下人脸特征提取技术研究[D]. 西安: 长安大学, 2019.
- [26] Lin K Z, Zhang Y M, Li H T. Research on HOG feature extraction algorithm weighted by information entropy[J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(6): 147-152.
- 林克正, 张元铭, 李昊天. 信息熵加权的 HOG 特征提取算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(6): 147-152.
- [27] Jiang A J. Study on face recognition based on improved LBP and 2DLDA algorithms[D]. Huainan: Anhui University of Science & Technology, 2019.
- 蒋阿娟. 基于改进的 LBP 与 2DLDA 算法的人脸识别研究[D]. 淮南: 安徽理工大学, 2019.
- [28] Abdullah M F A, Sayeed M S, Sonai Muthu K, et al. Face recognition with symmetric local graph structure (SLGS) [J]. Expert Systems With Applications, 2014, 41(14): 6131-6137.
- [29] Jian M W, Qi Q, Dong J Y, et al. Saliency detection using quaternionic distance based weber local descriptor and level priors[J]. Multimedia Tools and Applications, 2018, 77(11): 14343-14360.