

结合改进 CSLBP 和位平面分解的单样本人脸识别

杨恢先, 张翡^{1*}, 陈永¹, 刘建¹, 周彤彤²¹湘潭大学物理与光电工程学院, 湖南 湘潭 411105;²湖南应用技术学院机电工程学院, 湖南 常德 415000

摘要 针对单样本环境下传统人脸识别算法识别效果不佳的问题,提出一种结合改进中心对称局部二值模式和位平面分解的单样本人脸识别算法(ICSDBP)。采用改进中心对称局部二值模式算子提取人脸的特征信息得到两幅不同半径的纹理特征图像,将每幅纹理特征图像分解为4幅位平面图像,最后将8幅特征图像串联融合,使用最近邻分类器进行分类识别。在AR、CAS-PEAL和Extend Yale B人脸数据库上的仿真结果表明,该算法具有较高的识别率和较快的识别速度,对光照和表情等变化具有较好的稳健性。

关键词 图像处理; 人脸识别; 单样本; 中心对称局部二值模式; 位平面分解; 最近邻分类器

中图分类号 TP391.4

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.071012

Single Sample Face Recognition Based on Improved Center-Symmetric Local Binary Pattern and Bit-Plane Decomposition

Yang Huixian¹, Zhang Fei¹, Chen Yong¹, Liu Jian¹, Zhou Tongtong²¹Physics and Optoelectronic Engineering College, Xiangtan University, Xiangtan, Hunan 411105, China;²Mechanical and Electrical Engineering College, Hunan Institute of Applied Technology, Changde, Hunan 415000, China

Abstract To overcome the problem of poor recognition of traditional face recognition algorithms in single sample environment, a single sample face recognition algorithm combining improved center-symmetric local binary pattern and bit-plane decomposition (ICSDBP) is proposed. Firstly, the texture feature of a face image is extracted by the improved center-symmetric local binary pattern operator to obtain two texture feature images with different radii, and then each texture feature image is decomposed into 4 bit-plane images. Finally, eight feature images are combined in series, and the nearest neighbor classifier is used for classification and recognition. The simulation results on the AR, CAS-PEAL and Extend Yale B face databases show that the proposed algorithm has high recognition rate and high recognition speed, and it is robust to the variations of face illumination and face expression.

Key words image processing; face recognition; single sample; center-symmetric local binary pattern; bit-plane decomposition; nearest neighbor classifier

OCIS codes 100.2960; 100.4994; 100.5010

1 引言

人脸识别是模式识别和图像处理领域的研究热点。作为一种生物特征识别技术,人脸识别因具有自然性、采集方便和非入侵性等优点得到了广泛研

究和应用^[1]。在身份验证、法律实施等某些特殊场合下,每人仅能提供一张人脸图像作为训练样本,因而产生了单样本人脸识别问题。在单样本的情况下,传统人脸识别方法的识别性能都会大幅下降甚至失效^[2]。因此,单样本人脸识别成为了人脸识别

收稿日期: 2018-01-02; 收到修改稿日期: 2018-01-29

基金项目: 湖南省教育厅科学研究项目(15C1009)

作者简介: 杨恢先(1963—),男,硕士,教授,硕士生导师,主要从事模式识别、数字图像处理方面的研究。

E-mail: yanghx@xtu.edu.cn

* 通信联系人。E-mail: 771935992@qq.com

中的一个研究热点^[3]。其中,如何提取人脸图像的不变特征是单样本人脸识别的主要研究内容^[4]。

目前人脸识别算法主要分为局部二值模式(LBP)^[5]、Gabor 小波变换^[6]、稀疏表示^[7-8]等传统人脸识别算法和基于神经网络的识别算法^[9]。Zhang 等^[10]提出基于梯度脸(GF)的特征信息提取方法,通过计算人脸图像的梯度分量并将其作为人脸特征进行识别。但是,GF 方法仅考虑垂直方向和水平方向的梯度信息,并不能充分描述人脸特征。Yang 等^[11]提出了一种单演局部二值模式(MBP),利用单演滤波后的幅度和方向信息进行组合,获得了较好的识别效果。但 MBP 对每一点的方向编码后仅有[00,01,10,11]4 种模式,编码方式过于粗糙,不能充分利用人脸图像的方向信息。Xie 等^[12]提出一种基于 Gabor 滤波的人脸识别算法,对一幅人脸图像进行 Gabor 滤波变换得到 40 幅 Gabor 特征图像,实验效果较好,但是其特征维数过高导致效率较低。Yang 等^[13]提出一种基于中心对称梯度幅值相位模式(CSGMP)的单样本人脸识别算法,能够得到人脸图像两个方向的梯度信息(水平和垂直方向)并将其用中心对称局部二值模式(CSLBP)算子进行组合编码,增强了人脸特征的判别能力,同时降低了特征维度。He 等^[14]提出一种基于多通道 Gabor 滤波与 CSLBP 的人脸识别算法(MOGC+CSLBP),使用 CSLBP 算子提取人脸图像的纹理特征,与 LBP 算法相比,大大减少了提取到的特征信息的特征维数,该算法与多通道 Gabor 滤波结合取得了较好的识别效果。

为了使人脸识别在识别效果和识别效率两个方面取得平衡效果,提出一种结合改进中心对称局部二值模式和位平面分解^[15](ICSDBP)的单样本人脸识别方法。首先用改进中心对称局部二值模式(ICSLBP)算子获取人脸的不同尺度纹理特征,然后对得到的每一幅纹理特征图像进行位平面分解,得到八幅位平面图像,将八幅图像特征串联起来,再对人脸的直方图特征进行分块统计,最后使用最近邻分类器^[16]进行分类识别。

2 基本原理

2.1 改进中心对称局部二值模式

局部二值模式通常用来描述图像的局部纹理信息。其原理如下:在一个圆形邻域内,中心像素点的灰度值为 g_c ,将 g_c 与距离中心像素点 R 的 P 个像素点 g_i ($i=0,1,\dots,P-1$) 进行比较,当差值大于等

于 0 时,取二进制编码为 1,当差值小于 0 时,取二进制编码为 0,最后将得到的二进制数转化为十进制数得到 LBP 编码值,记为 $LBP_{(P,R)}$ 。

CSLBP 是对传统 LBP 算子的改进,引入了中心对称思想的局部纹理描述算子。在一个圆形邻域内,比较以中心像素点对称的像素值对,当像素对差值大于等于 0 时,二进制编码为 1,当差值小于 0 时取为 0,并将二进制数转化为十进制数得到 CSLBP 编码值,记为 $CSLBP_{(P,R)}$ 。CSLBP 的采样点如图 1 所示。

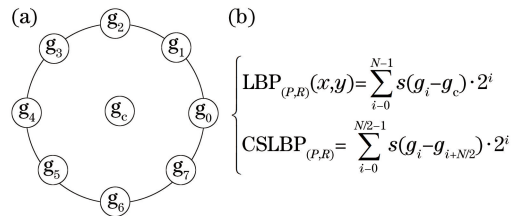


图 1 CSLBP 采样点示意图

Fig. 1 Diagram of CSLBP sampling points

图 1 中 $s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}$, g_c 为中心位置像素

点的灰度值, g_i 为均匀分布在 g_c 为中心、半径为 R 的圆周上的 P 个点的灰度值。由图 1 分析可知, CSLBP 与 LBP 的编码原理相似,但 LBP 编码得到的是一个 P 位的二进制数,而 CSLBP 得到的是一个 $P/2$ 位的二进制数。因此,CSLBP 在特征维数和计算量上比 LBP 的优势更为明显。

不同尺度的 $CSLBP_{(P,R)}$ 算子可以表示提取到人脸图像不同尺度的纹理信息。基于这一点提出一种改进 CSLBP,将特征提取范围定义在多像素点多半径的邻域内,邻域半径为 r 时像素点之间的位置关系如图 2 所示。

$$I_{r,\rho}(x,y) = I\left(x + r \cos \frac{2\pi\rho}{P}, y + r \sin \frac{2\pi\rho}{P}\right), \quad (1)$$

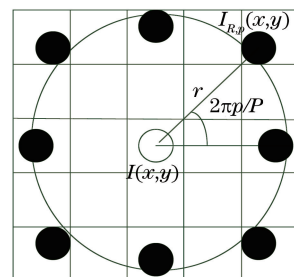


图 2 中心像素点与邻域像素点的位置关系

Fig. 2 Location of the central pixel and its neighboring pixels

$$\text{ICSLBP}_{(P,R)}(x,y) = \sum_{i=0}^{P/2-1} s_R^*(g_i - g_{i+P/2})2^i, \quad (2)$$

式中: $p=0,1,\dots,P-1$; $r=0,1,\dots,R-1$ 。 P 和 R 分别表示邻域像素点的个数和邻域半径。(2)式中 $s_R^*(x) = \begin{cases} 1, & x \geq R \\ 0, & x < R \end{cases}$, $s_R^*(x)$ 函数设置的阈值为半径 R , 充分考虑了不同半径的空间邻域信息的不同, R 不同时 ICSLBP 算子能提取到具有不同空间位置信息的纹理特征。

ICSLBP 在处理图像边界像素值时会导致算子邻域半径出现不对称的现象, 即一部分邻域在人脸图像内, 一部分邻域不在人脸图像范围内。此时

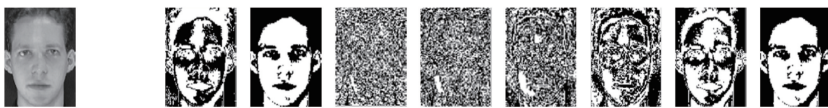


图3 人脸图像的8幅位平面图像

Fig. 3 Eight bit-plane images of the face image

$$f(x,y) = B_i(x,y)2^i, \quad (3)$$

式中: $f(x,y)$ 为人脸图像在 (x,y) 处的像素值, $B_i(x,y)$ 即为分解得到的第 i 幅位平面图像在 (x,y) 处的像素值。由(2)式可知, ICSDBP 算法中位平面可表示为

$$B_i(x,y) = s_R^*(g_i - g_{i+P/2}). \quad (4)$$

在不同的光照条件下, 每一幅位平面对光照变化具有稳健性。根据对角偏移模型^[17], 光照改变导致的图像特征变化可以描述为

$$f^{(u)}(x,y) = a(x,y)f^{(r)}(x,y) + o(x,y), \quad (5)$$

式中: 上标 (u) 和 (r) 分别表示未知光照环境下获取的图像和参考光照环境下获取的图像; $a(x,y)$ 和 $o(x,y)$ 分别表示光照强度改变导致的尺度变化和光照扩散导致的移位变化。假设在一个局部区域中的图像都是在相同的光照改变环境下获取的, 则 $a(x,y) = \hat{a}$, $o(x,y) = \hat{o}$ 且恒定不变。由(3)~(5)式推导可知, $B_i^{(u)}(x,y) = B_i^{(r)}(x,y)$ 。

从人脸图像分解得到的8幅位平面图像可以看出, 每一幅位平面图像都含有不同的纹理信息, 有的图像轮廓信息比较丰富, 有的图像细节纹理信息较多。ICSDBP 算法充分利用这些特征信息进行分类识别, 能在一定程度上提升算法的识别准确率。

ICSDBP 算法使用 CSLBP 算子提取图像的纹理特征, 得到的特征值为4位二进制数, 所以对每幅特征图像进行位平面分解后会得到4幅位平面图

ICSDBP 算子的处理方式是在图像上下两侧边界部分自动复制第一行和最后一行像素值, 在左右两侧边界部分自动复制第一列和最后一列像素值进行填充, 以保证算子能够正确处理整幅人脸图像每个像素点的值。人脸图像的边界部分基本没有重要的鉴别信息, 所以这样的处理方式不会对算法的识别率造成影响。

2.2 基于位平面分解的样本扩充

位平面分解的思想如下: 一幅人脸图像的灰度值由8位二进制数表示, 分别提取每一位二进制数, 将一幅人脸图像分解为8幅位平面图像。图3为 ORL 人脸库中的一幅人脸图像及其位平面分解构造的8幅位平面图像。

像。ICSDBP 算法最终将得到8幅特征图像, 与 Gabor 滤波等传统样本扩充算法相比, 数据量大大减少, 降低了计算复杂度。

3 ICSDBP 算法流程

给出一种基于位平面分解的多半径中心对称局部二值模式, 该算法的具体过程如下:

- 1) 使用两个不同尺度的 ICSLBP 算子提取每幅人脸图像的纹理特征;
- 2) 对得到的两幅 ICSLBP 特征图像进行位平面分解, 每幅特征图像得到4幅位平面图像;
- 3) 以最优分块数对得到的每一幅位平面图像特征进行分块, 将每一块的直方图信息串联起来构成一维人脸图像特征向量;
- 4) 使用最近邻分类器进行分类识别, 统计识别率。

算法流程如图4所示。

4 实验结果与分析

为了验证 ICSDBP 算法的有效性, 在 AR、CAS-PEAL 和 Extend Yale B 人脸库上进行了仿真验证。所用的硬件环境为 Intel Xeon E3-1231 v3 3.4 GHz, 8 GB 内存; 仿真软件为 MATLAB R2014a。

AR 人脸库共有4000多幅人脸图像, 这些人脸图像来自126人, 变化环境主要包含光照、遮挡、表

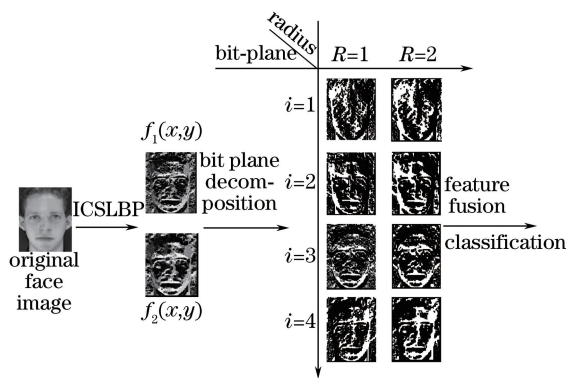


图4 ICSDBP 算法流程图

Fig. 4 Flow chart of the proposed ICSDBP algorithm

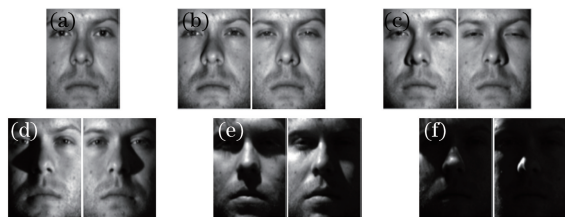
图5 AR 人脸库部分图像。(a)训练集;(b)表情集;
(c)光照集;(d)遮挡集 A;(e)遮挡集 BFig. 5 Images from AR face database. (a) Training subset;
(b) facial expression subset; (c) illumination subset;
(d) partial occlusion subset A; (e) partial occlusion subset B图6 CAS-PEAL 人脸库部分图像。(a)训练集;
(b)饰物集;(c)背景集;(d)表情集Fig. 6 Images from CAS-PEAL face database.
(a) Training subset; (b) accessory variation subset;
(c) background variation subset;
(d) expression variation subset

情等。人脸图像裁剪为 120×165 大小的分辨单元。将 3 种变化分成 4 个测试集(光照集、表情集、遮挡集 A 和遮挡集 B)。在 AR 人脸库中选取每个人的 1 张正面图像作为训练样本。AR 人脸库中某个人的图像如图 5 所示。

图 6 为 CAS-PEAL 人脸库的部分图像。CAS-PEAL 人脸库共含有 99450 幅人脸图像,来自 1040 名中国人。所有图像分辨率均为 100×100 ,拍摄环境主要包括光照、背景、表情、饰物、姿态等变化。随机选取其中 200 人。选择这 200 人的部分图像组成 3 个测试集,分为饰物集、背景集和表情集。在 CAS-PEAL 人脸库中选取每个人的 1 张正面图像作为训练样本。

Extend Yale B 人脸库是在不同光照环境下拍

摄的,总共包含 2432 幅图像,来自 38 人,每人对应 64 张图像,所有图像均裁剪为 168×192 的分辨单元。将不同光照角度下得到的人脸图像分为 5 个子集作为测试集,选取每个人的一幅图像作为训练样本。Extend Yale B 人脸库部分图像如图 7 所示。

图7 Extend Yale B 人脸库部分图像。(a)训练集;
(b)子集 1;(c)子集 2;(d)子集 3;(e)子集 4;(f)子集 5Fig. 7 Images of Extend Yale B face database.
(a) Training subset; (b) subset 1; (c) subset 2;
(d) subset 3; (e) subset 4; (f) subset 5

4.1 参数对识别效果的影响

4.1.1 CS-LBP 算子尺度对识别效果的影响

实验选取不同的半径 R 和采样点数 P 来测试 ICSLBP $_{(P,R)}$ 算子尺度对识别率的影响,直接使用 ICSLBP $_{(P,R)}$ 算子提取人脸图像的纹理特征,分块提取直方图特征后使用最近邻分类器测试识别率。在 AR 人脸库的各个子集上进行测试,图像分块数固定为 10×10 。实验结果如图 8 所示。

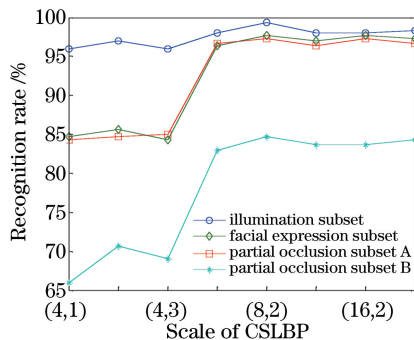
图8 不同尺度 CSLBP 算子的识别率比较
Fig. 8 Comparison of recognition rates of CSLBP operators with different scales

图 8 中采样点数由 4 增加到 8 时,识别率有较大提升;采样点数由 8 增加为 16 时,识别率并没有提升;半径由 1 增长为 2 时,识别率有一定提升;半径由 2 增长为 3 时,识别率没有明显的提升。这说明当邻域半径较大时能够描述人脸图像更多的纹理和结构信息,但是尺度过大又会导致一些局部细节信息的丢失,因而识别率会降低。因此,ICSDBP 算法选取两个尺度的 ICSLBP 算子,分别为 ICSLBP $_{(8,1)}$ 和 ICSLBP $_{(8,2)}$ 。

4.1.2 分块数对识别效果的影响

分块处理是人脸识别中一个重要的步骤,不同的人脸库进行恰当的分块能有效提取人脸的局部纹理特征。分块数过少会导致空间信息的丢失,不能很好地体现人脸的局部纹理细节,而分块数过多又会产生一些冗余信息而影响识别效果,同时也会使

人脸特征信息的维数增加。不同的人脸库图像的大小不同,且不同人脸库的人脸图像包含的细节信息不同,所以在实际的人脸识别中会选择合适的分块数,在 AR 人脸库、CAS-PEAL 人脸库和 Extend Yale B 人脸库上,选择不同分块数时 ICSDBP 算法的识别率如图 9 所示。

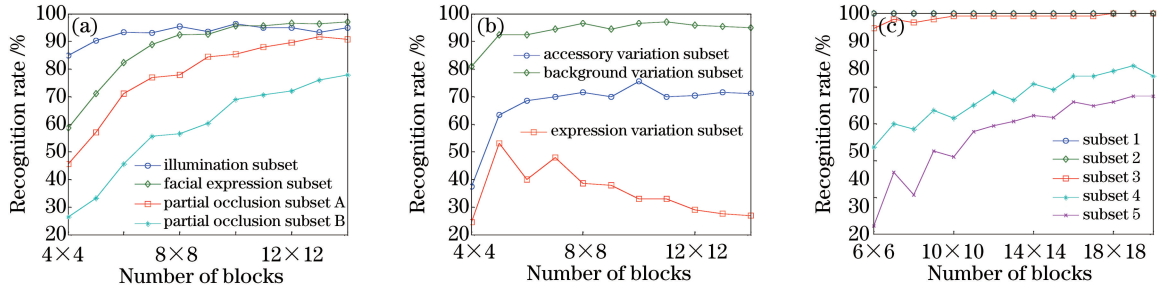


图 9 分块数对识别率的影响。(a) AR 人脸库;(b) CAS-PEAL 人脸库;(c) Extend Yale B 人脸库

Fig. 9 Influence of block numbers on recognition rate. (a) AR face database;
(b) CAS-PEAL face database; (c) Extend Yale B face database

实验中,选取两个 CSLBP 算子尺度 $CSLBP_{(8,1)}$ 和 $CSLBP_{(8,2)}$ 。由图 9 可以看出,当分块数发生变化时,识别率出现了上下波动。在 AR 人脸库中,由于图像尺寸较大并且细节纹理信息较多,所以其最优分块数较大,各个子集在分块数为 12×12 附近取得较高的识别率。CAS-PEAL 人脸库图像的分辨单元比较小,有纹理信息的人脸区域也较小,因此其最优分块数也较小,饰物集和背景集在分块数为 10×10 附近取得较高的识别率;而表情集中的人脸图像表情变化很多,人脸图像的各个面部区域特征变化很大,较大的分块数会导致特征信息冗余,影响识别率,所以其最优分块数最小,在分块数为 5×5 附近取得较高的识别率。在 Extend Yale B 人脸库中,识别率随着分块数的增加呈波动性增长,可以看到从分块数 16×16 开始,识别率的增长变慢,此时如果继续增加分块数来获取很小的识别率提升,意义不大,因为分块数继续增加会导致计算复杂度和计算量的大幅增加,所以在合适的分块数范围内选择一个局部最优值即 19×19 作为最优分块数。

4.2 算法的识别效率比较

为了验证 ICSDBP 算法的识别效率,将其与 GF 算法^[10]、MBP 算法^[11]、CSGMP 算法^[13]、CSLBP 算法^[2]、MOGC+CSLBP 算法^[14] 进行对比。MBP 算法中,单演滤波的参数设置为 $\lambda = 4, \mu = 1.7, S = 3, \sigma/\omega_0 = 0.65$; CSLBP 算法中的 CSLBP 算子尺度为 $CSLBP_{(8,1)}$ 。在 AR 人脸库上,CSGMP 算法和 ICSDBP 算法的分块数选为 12×12 ;在 CAS-PEAL 人脸库中,饰物集和背景集的分块数选为 10×10 ,表情集的分块数选取为 5×5 ;在 Extend Yale B 人脸库中,在所有子集上的分块数都选为 19×19 。所有实验的训练样本数都为 1。不同算法在三个人脸库中的识别率分别如表 1~3 所示。

由表 1 可知,MBP、MOGC+CSLBP、CSGMP 和 CSDBP 算法在 AR 人脸库的四个子集上都取得了较高的识别率,而 ICSDBP 算法的识别率优于其他算法,识别效果最为突出。GF 算法提取人脸图像的光照不变特征,只是在光照子集上取得了较为良好的识别效果;CSLBP 算法只提取了单个半径邻

表 1 AR 人脸库上的识别率(单位:%)

Table 1 Recognition rate on AR face database (unit: %)

Algorithm	Illumination subset	Expression subset	Partial occlusion subset A	Partial occlusion subset B
GF	91.00	79.33	86.00	76.00
CSLBP	95.00	92.33	90.67	80.00
MBP	95.00	96.00	94.33	91.67
MOGC+CSLBP	95.33	93.33	88.67	80.33
CSGMP	98.33	98.00	97.67	94.67
ICSDBP	98.67	98.33	98.00	95.33

表 2 CAS-PEAL 人脸库上的识别率(单位:%)

Table 2 Recognition rate on CAS-PEAL face database (unit: %)

Algorithm	Accessory variation subset	Background variation subset	Expression variation subset
GF	68.25	95.25	50.75
CSLBP	90.75	93.25	81.25
MBP	93.75	96.25	93.25
MOGC+CSLBP	91.25	93.50	82.75
CSGMP	95.75	98.00	94.25
ICSDBP	96.25	99.00	95.75

表 3 Extend Yale B 人脸库上的识别率(单位:%)

Table 3 Recognition rate on Extend Yale B face database (unit: %)

Algorithm	Test subset				
	1	2	3	4	5
GF	99.12	95.18	86.84	79.89	78.39
CSLBP	100.00	99.78	95.18	52.63	32.55
MBP	100.00	100.00	98.03	46.99	45.43
MOGC+CSLBP	100.00	100.00	93.17	55.37	35.47
CSGMP	100.00	100.00	90.76	39.47	33.24
ICSDBP	100.00	100.00	99.17	85.71	79.37

域内的纹理特征,较为单一,识别效果不佳。MBP 算法通过单演滤波融合幅值和相位信息,在各个子集上都取得了良好的识别效果;MOGC+CSLBP 算法将 CSLBP 算法用于人脸图像的特征提取,并且将其与多通道 Gabor 滤波结合,取得了良好的识别效果;CSGMP 算法提取人脸图像的梯度幅值和相位信息后用 CSLDP 算子编码,保留了人脸边缘梯度信息,因而识别效果较好;ICSDBP 算法利用两个尺度的 ICSLBP 算子提取人脸图像的纹理信息后进行位平面分解,获得了更多的人脸图像空间结构信息、方向信息和纹理细节,有效地提高了算法的识别能力。

由表 2 可以看出,CSLBP、MBP、MOGC+CSLBP、CSGMP 和 ICSDBP 算法都取得了不错的识别效果。ICSDBP 和 CSGMP 算法的识别率最为突出,在饰物集和表情集上都取得了较好的识别效果,但是 ICSDBP 算法在背景集上的识别率高于其他算法。

表 3 为不同光照条件下的实验结果,在子集 1~3 上,光照条件较好,各个算法都取得了较好的识别效果。在子集 4 和子集 5 上,光照条件较差,CSLBP、MBP、MOGC+CSLBP 和 CSGMP 算法受光照影响严重,识别率下降明显,GF 算法提取了人脸的梯度相位信息,识别率下降较少。ICSDBP 算法提取了中心像素点的八个方向信息,受光照条件的影响较小,在子集 4 和子集 5 上仍取得了较为良好的识别效果。

4.3 算法的计算复杂度分析

为了比较 GF、CSLBP、MBP、CSGMP、MOGC+CSLBP 和 ICSDBP 算法的效率,测试 GF、CSLBP、MBP、CSGMP、MOGC+CSLBP 和 ICSDBP 算法的特征维数和耗时。仿真选取的训练样本为 AR 库中每个人的一幅图像,测试集选取光照集和表情集,其他算法的分块方式都是 8×8 (GF 算法除外),仿真中用各个算法对一幅图像进行识别,计算各个算法完成一张人脸图像识别所需要的平均时间。 t_1 表示对一幅图像进行特征提取所需平均时间, t_2 表示一幅测试集的人脸图像与训练样本进行匹配的平均时间,则算法对一幅图像进行识别所需的总时间为 $t_1 + t_2$ 。表 4 列出了每个算法在 AR 人脸库光照集的特征维数和平均耗时以及在光照集和表情集上的识别率。

由表 4 可以看出,ICSDBP 算法的特征维数远小于 GF、MBP、CSGMP 和 MOGC+CSLBP 算法,同时 ICSDBP 算法的平均耗时也远小于这四种算法。ICSDBP 算法的特征提取时间相比于 CSGMP 算法有很大优势,这是因为 ICSDBP 算法使用的特征提取算子是 CSLBP 算子,而 CSGMP 算法使用的是 CSLDP 算子,CSLBP 的特征提取时间远少于 CSLDP 的特征提取时间。CSLBP 算法的平均耗时是上述所有算法中最少的,但由表 4 中的识别率对比可知,CSLBP 算法的识别率不及 ICSDBP 算法。由表 4 中列出的特征维数、识别时间以及在光照集和表情集上的识别率可以看出,ICSDBP 算法不仅

表 4 不同算法在 AR 人脸库光照集的特征维数与耗时

Table 4 Feature dimensions and time consuming of different algorithms on AR database

Algorithm	Dimension	Time of feature extraction /ms	Time of matching /ms	Recognition rate /%	
				Illumination	Expression
GF	19800	15.0	30.5	91.00	78.33
CSLBP	2048	9.5	3.0	93.67	91.67
MBP	48384	86.0	61.8	94.67	95.00
MOGC+CSLBP	5120	59.9	26.2	95.33	92.33
CSGMP	16384	147.3	23.4	96.67	96.33
ICSDBP	1024	15.0	21.2	98.33	98.00

具有较高的识别率,单幅人脸图像完成识别的耗时也较少,具有较快的识别速度,而且在光照集和表情集上的识别率优于其他算法,对光照和表情等变化具有较好的稳健性。

5 结 论

提出了一种结合改进中心对称局部二值模式和位平面分解的人脸识别算法。首先使用两个不同尺度的 ICSLBP 算子提取人脸图像的两幅纹理特征图像,然后使用位平面分解的方法对特征图像进行分解,得到八幅位平面图像,最后融合得到的特征,进行分类识别。ICSDBP 算法充分提取了人脸图像不同空间位置的纹理特征信息,并且使用位平面分解的方法丰富了样本信息,提取了人脸图像更多的细节纹理信息和方向信息。ICSDBP 算法使用改进 CSLBP 算子提取的图像特征值为 4 位二进制数,降低了特征维数和计算复杂度。在 AR、CAS-PEAL 和 Extend Yale B 人脸数据库上的仿真结果表明,ICSDBP 算法不仅具有较高的识别率,对光照和表情等变化具有较好的稳健性,而且识别时间较短,证明了该算法的有效性。

参 考 文 献

- [1] Gao T, He M Y, Dai Y C, *et al.* Face recognition using multi-level histogram sequence local binary pattern[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2009, 14(2): 202-207.
高涛,何明一,戴玉超,等.多级LBP直方图序列特征的人脸识别[J].中国图象图形学报,2009,14(2): 202-207.
- [2] Yang H X, He D L, Liu F, *et al.* Face recognition based on bidirectional gradient center-symmetric local binary patterns[J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2017, 29(1): 130-136.
杨恢先,贺迪龙,刘凡,等.基于双向梯度中心对称局部二值模式的单样本人脸识别[J].计算机辅助设

计与图形学学报,2017,29(1):130-136.

- [3] Yang X K, Yue X Q, Ji Q B. Based on HOG and DMMA for face recognition with single training sample per person [J]. *Application Research of Computers*, 2015, 32(2): 627-634.
杨秀坤,岳新启,汲清波.基于HOG和DMMA的单样本人脸识别[J].计算机应用研究,2015,32(2): 627-634.
- [4] Li W H, Chen L, Gong W G. Fast facial descriptor extraction for single image based face recognition[J]. *Journal of Optoelectronics · Laser*, 2014, 25(3): 558-564.
李伟红,陈龙,龚卫国.单样本快速人脸不变特征提取方法[J].光电子·激光,2014,25(3):558-564.
- [5] Ahonen T, Hadid A, Pietikäinen M. Face recognition with local binary patterns[M] // *Lecture notes in computer science*. Heidelberg: Springer, 2004: 469-481.
- [6] Lin S, Xu T Y, Wang Y. Palm vein recognition based on Gabor wavelet and NBP algorithm [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017, 54(5): 051002.
林森,徐天扬,王颖.基于Gabor小波和NBP算法的手掌静脉识别[J].激光与光电子学进展,2017,54(5):051002.
- [7] Dong A G, Li J X, Zhang B, *et al.* Hyperspectral image classification algorithm based on spectral clustering and sparse representation[J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(8): 0828005.
董安国,李佳逊,张蓓,等.基于谱聚类和稀疏表示的高光谱图像分类算法[J].光学学报,2017,37(8):0828005.
- [8] Li T, Sun J G, Zhang X J, *et al.* Research of hyperspectral image classification based on hierarchical sparse representation feature learning[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2016, 53(9): 091001.
李铁,孙劲光,张新君,等.基于分层稀疏表示特征

- 学习的高光谱图像分类研究[J]. 激光与光电子学进展, 2016, 53(9): 091001.
- [9] Xiao J S, Liu E Y, Zhu L, *et al.* Improved image super-resolution algorithm based on convolutional neural network [J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(3): 0318011.
肖进胜, 刘恩雨, 朱力, 等. 改进的基于卷积神经网络的图像超分辨率算法[J]. 光学学报, 2017, 37(3): 0318011.
- [10] Zhang T P, Tang Y Y, Fang B, *et al.* Face recognition under varying illumination using gradient faces[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2009, 18(11): 2599-2606.
- [11] Yang M, Zhang L, Zhang L, *et al.* Monogenic binary pattern (MBP): a novel feature extraction and representation model for face recognition [C]. *International Conference on Pattern Recognition*, IEEE, 2010: 2680-2683.
- [12] Xie S F, Shan S G, Chen X L, *et al.* Fusing local patterns of Gabor magnitude and phase for face recognition [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(5): 1349-1361.
- [13] Yang H X, Zhai Y L, Cai Y Y, *et al.* Face recognition based on center-symmetric gradient magnitude and phase patterns [J]. *Journal of Optoelectronics • Laser*, 2015, 26(5): 969-977.
- 杨恢先, 翟云龙, 蔡勇勇, 等. 基于中心对称梯度幅值相位模式的单样本人脸识别[J]. 光电子·激光, 2015, 26(5): 969-977.
- [14] He Z S, Lu J Y, Yu L. Face recognition method based on multi-channel Gabor filtering and center-symmetric local binary pattern [J]. *Computer Science*, 2010, 37(5): 261-264.
何中市, 卢建云, 余磊. 基于多通道 Gabor 滤波与 CS-LBP 的人脸识别方法[J]. 计算机科学, 2010, 37(5): 261-264.
- [15] Yoo C H, Kim S W, Jung J Y, *et al.* High-dimensional feature extraction using bit-plane decomposition of local binary patterns for robust face recognition[J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2017, 45: 11-19.
- [16] Huang H, Zheng X L. Hyperspectral image classification with combination of weighted spatial-spectral and KNN [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2016, 24(4): 873-881.
黄鸿, 郑新磊. 加权空-谱与最近邻分类器相结合的高光谱图像分类[J]. 光学精密工程, 2016, 24(4): 873-881.
- [17] Finlayson G D, Hordley S D, Xu R. Convex programming colour constancy with a diagonal-offset model[C]. *IEEE International Conference on Image Processing*, IEEE, 2005: III-948-51.