

基于正交梯度差局部方向模式的人脸识别算法

杨恢先, 刘建*, 张孟娟, 曾金芳

湘潭大学物理与光电工程学院, 湖南 湘潭 411105

摘要 针对差值局部方向模式(DLDP)识别效果不理想的问题,提出一种基于正交梯度差局部方向模式(OGDLDP)的人脸识别方法。分别将 $3\text{ pixel}\times 3\text{ pixel}$ 和 $5\text{ pixel}\times 5\text{ pixel}$ 领域的像素灰度值与两组不同的8个Kirsch算子卷积,将两组边缘响应值按照对应编号相互作用差并取绝对值,得到8个水平和垂直方向的边缘响应差值;若将 $3\text{ pixel}\times 3\text{ pixel}$ 领域得到的近邻边缘响应值,按逆时针方向前后作差并取绝对值,同样会得到8个水平和垂直方向的边缘响应差值。取两组边缘响应差值的最大值对应的方向下标,组成一个二位八进制数,形成OGDLDP码。在YALE和AR人脸库进行实验的结果表明:所提算法提高了识别率,且对光照、表情和遮挡变化有较好的稳健性。

关键词 图像处理; 人脸识别; 正交梯度差局部方向模式; 差值局部方向模式; Kirsch算子

中图分类号 TP391.4

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.041008

Face Recognition Algorithm Based on Orthogonal Gradient Difference Local Directional Pattern

Yang Huixian, Liu Jian, Zhang Mengjuan, Zeng Jinfang

School of Physics and Optoelectronics, Xiangtan University, Xiangtan, Hunan 411105, China

Abstract To solve the problem of poor recognition effect of difference local directional pattern (DLDP), a face recognition method based on orthogonal gradient difference local directional pattern (OGDLDP) is presented. The pixel gray values in the fields of $3\text{ pixel}\times 3\text{ pixel}$ and $5\text{ pixel}\times 5\text{ pixel}$ are convolved with two different sets of 8 Kirsch operators, respectively. We differentiate the two sets of edge response values according to the corresponding numbers and take the absolute value in accordance with the corresponding number to obtain 8 edge response differences in horizontal and vertical directions. If the edge response values near the edge obtained in the $3\text{ pixel}\times 3\text{ pixel}$ field are made the differences before and after the counterclockwise direction and the absolute values are taken, the 8 edge response differences in horizontal and vertical directions will also be obtained. The OGDLDP code is produced by taking the maximum edge response difference values from the two orthogonal groups corresponding to the direction of the subscript, which are encoded into a double-digit octal number. The experimental results on Yale and AR face databases show that the proposed algorithm improves the recognition rate, and has robustness to the changes of illumination, expression, and shelter.

Key words image processing; face recognition; orthogonal gradient difference local directional pattern; difference local directional pattern; Kirsch operator

OCIS codes 100.3008; 110.2970; 110.3000; 120.1880

1 引言

人脸识别由于其自然性和不被被测个体察觉的

特点,一直以来是模式识别和机器视觉领域的研究热点,但人脸容易受到光照、噪声、表情和遮挡等的影响,如何有效获取人脸特征信息一直是人脸识别

收稿日期: 2017-07-17; 收到修改稿日期: 2017-09-18

基金项目: 湘潭大学校级科研项目(16XZX02)、湘潭大学博士启动基金(15QDZ28)

作者简介: 杨恢先(1963—),男,硕士,教授,主要从事嵌入式系统应用、图形图像处理、计算机辅助设计等方面的研究。

E-mail: yanghx@xtu.edu.cn

* 通信联系人。E-mail: 963645618@qq.com

研究重点^[1]。根据人脸表示数据空域特性,可将人脸描述方法大致分为两类:1)人脸整体特征提取^[2-4],往往全局表示方法对光照、姿态、表情以及遮挡等复杂变化比较敏感;2)人脸局部特征提取,局部表示方法由于刻画了局部更细节的纹理信息,对光照、姿态、表情复杂变化往往表现得更为稳健。其中,局部二值模式(LBP)^[5]的特征提取方法在人脸识别应用中取得了显著的成果,并涌现出很多新的改进方法^[6-10],虽然在一定程度上对光照和噪声较稳健,但还远远不够。Jabid等^[11]提出一种基于局部方向模式(LDP)的人脸表示方法,由于边缘梯度值比灰度像素值更稳定,表现出对光照、噪声和遮挡更强的稳健性,但也存在识别效果不理想和识别时间较长等缺点。之后,在LDP算法的基础上出现了一些改进算法^[12-16]。其中,李照奎等^[17]提出一种基于差值局部方向模式(DLDP)的算法,虽然提取了梯度空间人脸特征信息,并且近邻边缘响应值之间作差可以减少部分噪声的干扰,识别效果得到了增强,但只考虑同一半径内近邻边缘响应值之间的强度变化,特征提取还不够充分,不能解决光照对人脸的影响,特征维度还比较高。在此基础上,王晓华等^[18]提出的一种梯度中心对称局部方向模式(GCS-LDP)的算法,既考虑了梯度空间幅值信息,也考虑了强度空间方向信息,但在强度空间上编码时,提取方向信息采用中心对称方式,存在提取信息不充分和稳定性差等问题。

为了解决DLDP算法识别效果的问题,本文提出一种基于正交梯度差局部方向模式(OGDLDP)的人脸表示方法。为了使人脸特征信息得到充分的提取,将3 pixel×3 pixel和5 pixel×5 pixel的相邻边缘响应值作差,将不同尺度之间的人脸特征信息考虑进来。该方法仅考虑两组边缘响应差值的最大值情况,突出了最主要边缘梯度信息,又避免了受不重要信息干扰的影响,对噪声有一定的稳健性。最后,将两组边缘响应差值水平和垂直方向人脸特征信息构成正交形式,研究了梯度脸对光照的稳健性。

2 OGDLP 算法

2.1 DLDP 算法

DLDP算法是LDP算法的改进,基本构造思想是采用Kirsch算子模板,如图1所示。与图像卷积,得到8个方向的边缘响应 m_x ($x=0,1,2,3,4,5,6,7$),按照一定顺序将近邻边缘响应值 m_x 之间作差并取绝对值,再将近邻边缘响应值的绝对值 n_y

进行排序,求出第 k 大的值 n_k ,并将大于等于 n_k 的 n_y 所对应的第 y 位二进制数设置为1,其余 $8-y$ 位设置为0,可表示为

$$m_x = I \times M_x, \quad (1)$$

$$n_y = \begin{cases} |m_{x+1} - m_x|, & 0 \leq x, y \leq 6 \\ |m_0 - m_7|, & y = 7 \end{cases}, \quad (2)$$

$$DLDP(I) = \sum_{y=0}^{N/2-1} s(n_y - n_k) 2^y, \quad (3)$$

$$s(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (4)$$

式中 I 为输入图像, M_x 为第 x 个Kirsch算子, m_x 为第 x 个边缘响应值, n_y 为第 y 个边缘响应差值。

-3	-3	5	-3	5	5	5	5	5	5	5	-3
-3	0	5	-3	0	5	-3	0	-3	5	0	-3
-3	-3	5	-3	-3	-3	-3	-3	-3	-3	-3	-3
east (M_0)			north east (M_1)			north (M_2)			north west (M_3)		
5	-3	-3	-3	-3	-3	-3	-3	-3	-3	-3	-3
5	0	-3	5	0	-3	-3	0	-3	-3	0	5
5	-3	-3	5	5	-3	5	5	5	-3	5	5
west (M_4)			south west (M_5)			south (M_6)			south east (M_7)		

图1 8个方向的kirsch算子

Fig. 1 Kirsch operators in eight directions

2.2 OGDLP 算法

DLDP算法还存在如下问题:1)只考虑了同一个3 pixel×3 pixel相邻边缘响应值之间的影响,没有考虑相邻的不同半径领域的边缘响应值之间的影响,人脸特征提取还不够充分;2)当相邻的两个边缘响应值一个受到噪声干扰,另一个没有受到噪声干扰时,仅仅依靠相邻边缘响应值之间作差,是不能达到减少噪声效果的;3)并没有很好地减少光照因素对人脸识别效果的影响,对光照的稳健性较差;4)DLDP码是一个八位二进制数,特征模式数较高,识别时间较长。OGDLP算法是针对DLDP算法以上4方面问题进行改进的一种新型算法,如图2所示。具体原理为:1)OGDLP算法保留了DLDP算法通过计算近

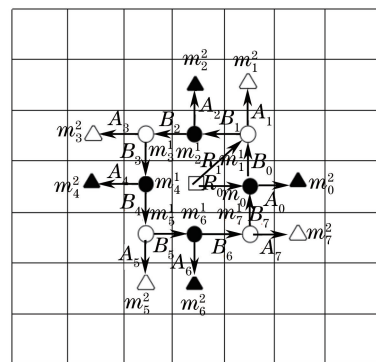


图2 OGDLP算法原理图

Fig. 2 Principle diagram of OGDLP algorithm

邻边缘响应值之间的强度变化,获取了更丰富的人脸细节,考虑了不同半径的边缘响应值之间的像素点的外在空间信息,因此,相比 DLDP 算法,人脸特征得到了更充分的提取;2) OGDLP 算法只考虑两组差值的最大值情况,突出了主要边缘梯度信息,同时又避免了不重要信息的干扰,表现出对噪声更强的稳健性;3) 3 pixel×3 pixel和 5 pixel×5 pixel相邻边缘响应差值分别由水平和垂直方向构成,并且 3 pixel×3 pixel和 5 pixel×5 pixel 内外差值正好构成正交形式,受文献[19]启发,正交梯度脸对光照人脸具有更好的识别效果,表现出对光照更强的稳健性;4) OGDLP 码是一个二位八进制数,特征模式数为 64,特征维度明显降低。

OGDLP 算法具体步骤如下:

1) 将 3 pixel×3 pixel 领域像素灰度值 $E_x(x=0,1,2,3,4,5,6,7)$ 和 5 pixel×5 pixel 领域像素灰度值 $F_y(y=0,1,2,3,4,5,6,7)$ 分别与两组不同的 8 个 Kirsch 模板算子卷积,分别得到两组相应 8 个方向的边缘响应值 m_x^E 和 m_y^F 。图 3 所示为正东方向的不同大小的 Kirsch 模板算子。3 pixel×3 pixel 和 5 pixel×5 pixel 的 8 个边缘响应值分别为

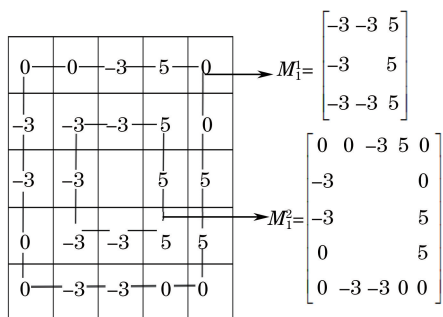


图 3 正东方向不同大小的 Kirsch 算子

Fig. 3 Different sizes of Kirsch operators in the east direction

$$m_x^E = E_x \times M_x, \tag{5}$$

$$m_y^F = F_y \times M_y, \tag{6}$$

式中 M_x 为第 x 个 Kirsch 模板算子, M_y 为第 y 个 Kirsch 模板算子。

2) 将 3 pixel×3 pixel 领域得到的近邻边缘响应值 $m_x^E(x=0,1,2,3,4,5,6,7)$,按照逆时针方向前后作差并取绝对值,得到对应 8 个方向的边缘响应差值 $A_x(x=0,1,2,3,4,5,6,7)$,将两组边缘响应值按照对应编号相互作差并取绝对值,同样也得到一组 8 个方向的边缘响应差值。其中,边缘响应差值 A_x 和 $B_y(x,y=0,1,2,3,4,5,6,7)$ 对应的 8 个方向都是水平方向与垂直方向的人脸特征, A_0 与 B_0 、 A_1 与 B_1 、 A_2 与 B_2 、 A_3 与 B_3 、 A_4 与 B_4 、 A_5 与 B_5 、 A_6 与 B_6 、 A_7 与 B_7 正好构成 90° 。

第 x 个 3 pixel×3 pixel 的边缘响应差值和第 y 个 3 pixel×3 pixel 与 5 pixel×5 pixel 的边缘响应差值分别为

$$A_x = \begin{cases} |m_{x+1}^E - m_x^E|, & 0 \leq x \leq 6 \\ |m_0^E - m_7^E|, & x = 7 \end{cases}, \tag{7}$$

$$B_y = |m_y^E - m_y^F|, \quad 0 \leq y \leq 7. \tag{8}$$

3) 取两组边缘响应差值的最大值对应的方向下标,组成一个二位八进制数,形成 OGDLP 码,其计算方法为

$$x = \operatorname{argmax}\{A_x \mid 0 \leq x \leq 7\}, \tag{9}$$

$$y = \operatorname{argmax}\{B_y \mid 0 \leq y \leq 7\}, \tag{10}$$

$$\text{OGDLP}(I) = x \times 8^1 + y \times 8^0, \tag{11}$$

式中 OGDLP(I) 是 OGDLP 算法编码值。 x 为最大边缘响应值 A_x 的索引下标。 y 是最大边缘响应值 B_y 的索引下标。可知,OGDLP 编码是一个二位的八进制码,共有 64 种模式。图 4 所示为 OGDLP 的编码过程。

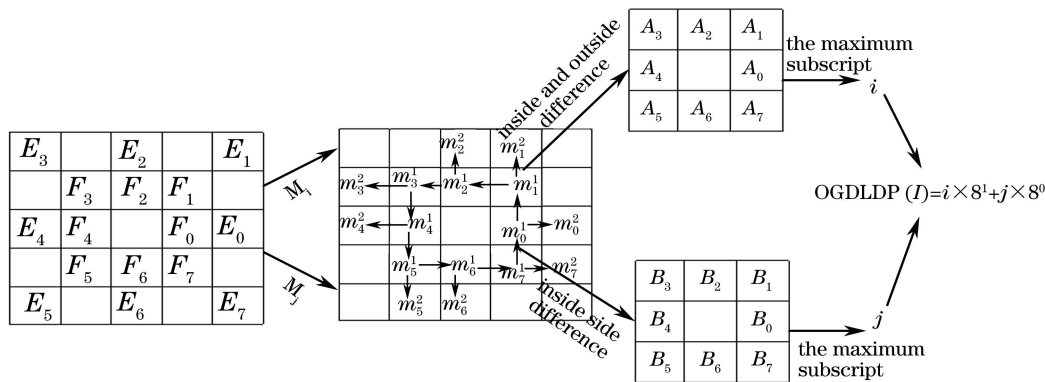


图 4 OGDLP 码流程图

Fig. 4 Flow chart of OGDLP code

3 OGDLDLP 算法的人脸识别

3.1 OGDLDLP 特征提取

采用 OGDLDLP 算法对人脸图形进行特征提取,如图 5 所示。如果只考虑固定半径大小的相邻边缘响应值之间的人脸特征信息,对应 DLDP 算法原理,那么内外相邻边缘值之间的人脸特征信息将被忽略,

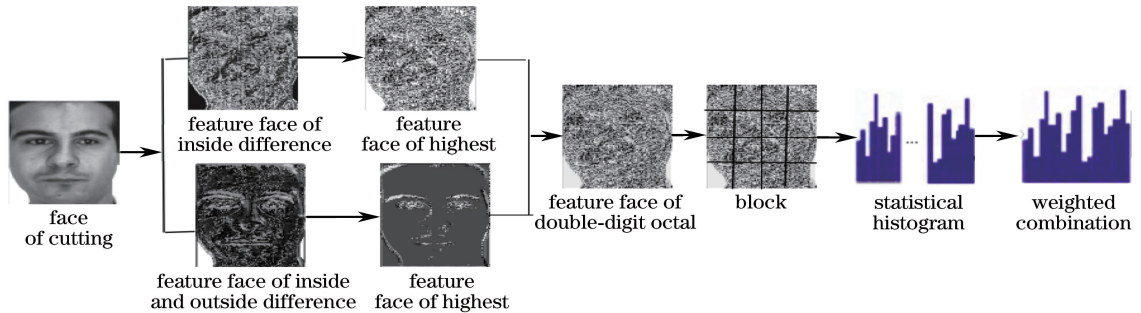


图 5 OGDLDLP 人脸识别流程图

Fig. 5 Flow chart of OGDLDLP face recognition

3.2 2DPCA 降维

由于 PCA 转化为一维之后,维数过大,计算量变大,识别率不是很高,并且 PCA 训练是非监督的,即 PCA 无法利用训练样本的类别信息。所以采用二维主成分分析法(2DPCA)^[3]算法对人脸的特征向量进行降维处理。

3.3 人脸匹配

采用最近邻分类器对人脸进行识别与匹配,通过匹配 OGDLDLP 直方图序列特征的相似度实现人脸分类和识别,实验采用直方图相交^[20]衡量两个直方图之间的相似度:

$$\text{Sim}(H^1, H^2) = \sum_{i=1}^N \min[h_1(i), h_2(i)], \quad (12)$$

式中 H^1 、 H^2 分别为两个比的直方图序列, N 为直方图箱格的个数, $h_1(i)$ 、 $h_2(i)$ 分别为两个直方图中第 i 个箱格出现频率。相似度的值越大,说明两个直方图为同类的可能性越大。

4 仿真实验结果与分析

4.1 实验环境说明

实验的运行环境为 Matlab2014a, 64 位



(a)



(b)

图 6 (a) YALE 和 (b) AR 部分人脸库

Fig. 6 Part of (a) YALE and (b) AR face databases

DLDP 算法提取的人脸特征信息不够充分的,由图 5 可知,经过 OGDLDLP 算法提取后,人脸特征信息更加充分。其中,初始人脸图是以人眼为中心进行裁剪。具体步骤为:1) 由于人脸不同部位所包含的特征信息比例不同,先对人脸进行分块;2) 利用 OGDLDLP 算法提取每一块人脸图像;3) 将各个小块区域的特征直方图联合在一起形成总的特征模式。

Windows7 系统, Intel (R) Core (TM) i5-3230, 2.6 GHz, 4 GB 内存。

4.2 人脸库的选择和说明

考虑光照、遮挡和表情等情况,以及人脸大小和肤色,因此选择在 YALE 人脸库和 AR 人脸库进行相关实验。其中, YALE 人脸库由耶鲁大学计算视觉与控制中心创建,包含 15 个人,每人 11 幅的 165 张图片,包含光照、表情和姿态。实验中随机选择该人脸库每个人的 2 到 5 幅图像作为训练样本,其余图像作为测试样本。AR 人脸库共包含超过 4000 幅来自 126 个人的欧洲人脸图像,从 AR 人脸库中选择 50 名男性和 50 名女性,每人 13 幅人脸图像进行实验,按照表情、光照、遮挡等变化分为 4 个子集作为测试样本,每组选取其中的 3 幅和 1 幅原型正脸图作为测试集。所有图像均以眼部为中心将人脸裁剪为 100 pixel × 100 pixel 的大小,部分人脸库图像如图 6 所示。

4.3 分块

对图像进行恰当地分块能有效地提取图像的局部纹理特征。在进行直方图统计时,不同的分块数对识别效果有较大的影响,分块数过少,则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

生特征冗余而降低识别效果,同时也会使特征维数增加。在 YALE 人脸库和 AR 人脸库上, OGDLP 算法对于不同分块数的实验结果如图 7 所示。

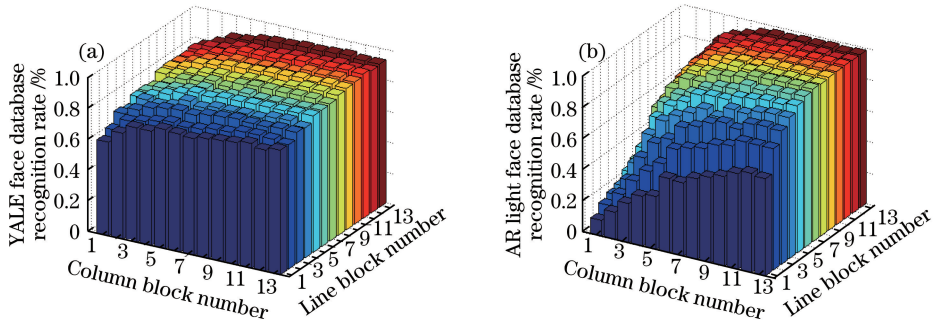


图 7 部分(a) YALE 和(b) AR 人脸库不同分块识别率

Fig. 7 Part of different block recognition rates of (a) YALE and (b) AR face databases

4.4 各算法识别率以及实验分析

为了验证本文算法的有效性,将其与局部方向模式(LDP)^[10]、快速局部方向模式(FLDP)^[13]、增强局部方向模式(ELDP)^[14]、局部方向数字模式(LDN)^[15]、差值局部方向模式(DLDP)^[16]、中心对称局部方向模式(CSLDP)^[17]和梯度中心对称局部方向模式(GCSLDP)^[18]算法进行对比。取最大识别率对应的分块为最佳分块,取重复实验 50 次的均值作为最终识别率,YALE 和 AR 人脸库实验结果分别如表 1、2 所示。

表 1 各种算法在 YALE 人脸库的识别率

Table 1 Identification rate of YALE face database with different algorithms

Algorithm	Identification rate / %			
	2	3	4	5
LDP	78.34	82.00	82.72	84.68
ELDP	82.33	84.59	86.72	89.20
LDN	81.37	87.08	88.48	91.06
FLDP	80.06	83.54	84.58	88.34
CSLDP	87.38	91.00	92.42	94.19
DLDP	83.07	86.58	88.33	90.22
GCSLDP	84.59	88.97	90.06	91.75
OGDLP	90.11	93.08	94.19	96.21

由表 1 可知,在 YALE 人脸库上,随着训练样本从 2 增加到 5,所有算法的识别率不断增加,但相比其他算法,OGDLP 算法识别率更高。

由表 2 可知,在 AR 人脸库上,OGDLP 算法在光照、表情和遮挡情况下,识别效果一直领先于其他算法。特别是在 AR 人脸库遮挡情况下,OGDLP 算法的识别效果明显高于其他算法。

由图 7 可知,样本数为 4 时,YALE 人脸库上获得最高识别率的分块方式为 12×11 (水平方向分块数目 1、垂直方向分块数目 11);AR 人脸库获得最高识别率的分块方式为 9×11 。

表 2 各种算法在 AR 人脸库的识别率

Table 2 Identification rate of AR database with different algorithms

Algorithm	Identification rate / %			
	Expression	Illumination	Shelter A	Shelter B
LDP	96.33	93.00	90.00	70.67
ELDP	97.00	98.33	89.67	71.00
LDN	96.67	96.67	91.33	66.67
FLDP	96.33	96.00	90.33	71.33
CSLDP	96.67	98.00	98.33	75.33
DLDP	97.00	95.00	91.33	78.00
GCSLDP	97.67	97.33	97.67	78.00
OGDLP	99.33	99.33	99.33	87.67

LDP、ELDP、LDN、FLDP 和 CSLDP 算法是将图像 $3 \text{ pixel} \times 3 \text{ pixel}$ 邻域像素灰度值与 8 个 Kirsch 算子卷积,得到 8 个方向的边缘响应值,再分别采用不同的编码方式进行特征提取,本质上是在强度空间提取人脸特征信息;DLDP 算法是将 8 个方向的近邻边缘响应值之间相应作差,对应 8 个方向的边缘响应差值,再取最大 3 个绝对边缘差值的方向下标进行编码,本质上是在梯度空间提取人脸特征信息。上述这些算法提取人脸特征都是在单一的人脸信息空间进行采样,都没有考虑不同半径领域之间像素点特征信息,特征提取手段比较单一,采样还不够充分。GCSLDP 是在强度空间提取了人脸强度信息和在梯度空间提取了人脸方向信息。首先,方向信息采用中心对称编码方式取最大值方向,可能会造成信息的错误,比如当两个值都是正的最大边缘响应值作差后值不一定大于其他正边缘响应和负边缘响应差值;当两个值都是负的最大边缘响应值作差

后值不一定大于其他负边缘响应和正边缘响应差,所以很难通过方向信息情况反应出边缘梯度信息。其次,也没有考虑不同半径领域之间像素点特征信息。OGDLGP算法首先利用相邻边缘值作差运算,保留了像素之间内在的关系,获取边缘响应值之间更丰富的细节特征。考虑了同一半径近邻边缘响应值之间的人脸内在梯度差信息和不同半径的边缘响应值之间人脸外在的差值信息,通过内外差值人脸信息的结合使人脸特征得到了更充分的提取。最后,3 pixel×3 pixel和5 pixel×5 pixel相邻边缘响应差值分别是由水平和垂直方向构成,并且3 pixel×3 pixel和5 pixel×5 pixel内外差值正好构成正交形式。正交梯度脸对光照人脸具有更好识别效果,表现出对光照更强的稳健性。所以,在光照、表情、遮挡情况下,本文算法具有更好的识别效果。

4.5 噪声实验

在YALE人脸库进行加入噪声实验,噪声模型选择高斯白噪声,均值为0,归一化方差分别为0.0001、0.0002、0.0003、0.0004、0.0005。每人随机取3幅训练样本图像,其余图像为测试样本,取重复实验50次的均值作为最终识别率。加噪声后,各算法识别率结果如图8所示。

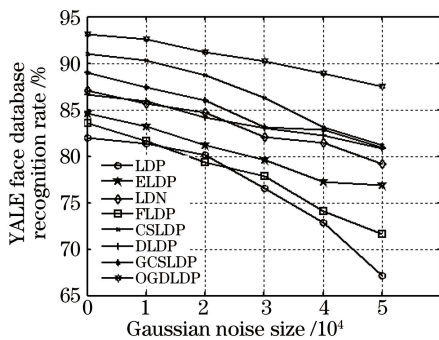


图8 YALE人脸库中实验结果

Fig. 8 Experimental results of YALE face database

由图8可知,在噪声实验中,随着高斯白噪声归一化方差逐渐增大,OGDLP算法下降速度明显低于其他算法,体现该算法对噪声具有更强稳健性。由于LDP和DLDP算法在编码方式上考虑的是前3个最大绝对值,除最大值外,剩下两个值容易受到噪声的干扰,稳定性较差;当ELDP取最大值和次最大值、LDN取最大值和最小值时,次最大值和最小值受噪声影响比较大;FLDP在编码方式上不取绝对值,将正和负编码值分开,受到噪声干扰时,编码值的正负情况不稳定。CSLDP利用中心对称作

差虽然在一些情况下减少了噪声不稳定的干扰,但也存在中心对称的两个值相近时,噪声的影响使其编码情况不稳定性较大;GCSLDP在方向信息上同样采用中心对称方式取最大值方向,容易受到噪声的影响,因此抗噪性还是不理想。OGDLDP只考虑邻边缘响应值和边缘响应差值的最大值情况,突出了主要边缘梯度信息,同时又避免了不重要信息的干扰。利用相邻边缘值作差运算,正好可以相互抵消部分相邻值受光照和噪声等外界因素的影响。所以,相比其他算法,对噪声表现出更强的稳健性。

5 结 论

提出OGDLDP人脸识别方法,相比同类基于LDP的单一人脸识别算法,不管是特征提取还是对噪声的稳健性,该方法都具有一定的优越性。实验结果表明:1) OGDLP算法是同一半径内在差值人脸信息和不同半径外在差值人脸信息的一种结合,可以使人脸特征信息得到充分的提取;2) 利用相邻边缘值作差运算,可以保留像素之间内在关系,获取边缘响应值之间更丰富的细节特征,并且可以相互抵消部分相邻值受光照和噪声等外界因素的影响;3) OGDLP算法仅考虑近差值的最大值情况,突出了最主要边缘梯度信息,同时又避免了受不重要信息干扰的影响;4) 内外差值是由水平与垂直方向构成的正交形式,表现出对光照具有更强的稳健性。在深度学习大趋势下,接下来重点将考虑与深度卷积神经网络进行结合。

参 考 文 献

- [1] Lu J W, Wang G, Deng W H, *et al.* Simultaneous feature and dictionary learning for image set based face recognition [C]. European Conference on Computer Vision, 2014: 265-280.
- [2] Li Y Q, Li Y J, Li H B, *et al.* Fusion of global and local various feature for facial expression recognition [J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(5): 0515001.
李雅倩, 李颖杰, 李海滨, 等. 融合全局与局部多样性特征的人脸表情识别[J]. 光学学报, 2014, 34(5): 0515001.
- [3] Zhang D Q, Zhou Z H. (2D)2PCA: Two-directional two-dimensional PCA for efficient face representation and recognition[J]. Neurocomputing, 2005, 69(1/2/3): 224-231.
- [4] Li M, Yuan B Z. 2D-LDA: A statistical linear discriminant analysis for image matrix [J]. Pattern

- Recognition Letters, 2005, 26(5): 527-532.
- [5] Heikkilä M, Pietikäinen M, Schmid C. Description of interest regions with local binary patterns [J]. Pattern Recognition, 2009, 42(3): 425-436.
- [6] 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.
- [7] 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.
- [8] Huang W L, Yin H J. Robust face recognition with structural binary gradient patterns [J]. Pattern Recognition, 2017, 68: 126-140.
- [9] Wang K, Bichot C E, Li Y, *et al.* Local binary circumferential and radial derivative pattern for texture classification[J]. Pattern Recognition, 2017, 67: 213-229.
- [10] Zhao S Q, Gao Y S, Caelli T. High-order circular derivative pattern for image representation and recognition [C]. 2010 International Conference on Pattern Recognition, 2010: 2246-2249.
- [11] Jabid T, Kabir M H, Chae O. Local directional pattern (LDP) for face recognition[C]. 2010 Digest of Technical Papers International Conference on Consumer Electronics, 2010: 329-330.
- [12] Zhong F J, Zhang J S. Noise robust face recognition based on improved local directional pattern [J]. Journal of Optoelectronics • Laser, 2012, 23(8): 1570-1575.
钟福金, 张家树. 基于 ILDP 的噪声鲁棒人脸识别[J]. 光电子 • 激光, 2012, 23(8): 1570-1575.
- [13] Hui X W, Zhang J Y, Lin S, *et al.* Application of improved local directional pattern in palm vein recognition[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2015, 52(7): 071001.
惠晓威, 张俊宇, 林森, 等. 改进局部方向模式在掌脉识别中的应用[J]. 激光与光电子学进展, 2015, 52(7): 071001.
- [14] Zhong F J, Zhang J S. Face recognition with enhanced local directional patterns [J]. Neurocomputing, 2013, 119: 375-384.
- [15] Rivera A R, Castillo J R, Chae O O. Local directional number pattern for face analysis: face and expression recognition [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(5): 1740-1752.
- [16] Yang H X, Zhai Y L, Cai Y Y, *et al.* Face recognition based on center-symmetric gradient magnitude and phase pattern [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.
- [17] Li Z K, Ding L X, Wang Y, *et al.* Face feature representation based on difference local directional pattern [J]. Journal of Software, 2015, 26(11): 2912-2929.
李照奎, 丁立新, 王岩, 等. 基于差值局部方向模式的人脸特征表示[J]. 软件学报, 2015, 26(11): 2912-2929.
- [18] Wang X H, Li R J, Hu M, *et al.* Occluded facial expression recognition based on the fusion of local features [J]. Journal of Image and Graphics, 2016, 21(11): 1473-1482.
王晓华, 李瑞静, 胡敏, 等. 融合局部特征的面部遮挡表情识别[J]. 中国图象图形学报, 2016, 21(11): 1473-1482.
- [19] 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.
- [20] Zhang W, Shan S, Qing L, *et al.* Are Gabor phases really useless for face recognition? [J]. Pattern Analysis & Applications, 2009, 12(3): 301-307.