

DOI: 10.11992/tis.201706032

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20180411.1616.018.html>

双差值局部方向模式的人脸识别

杨恢先¹, 刘建¹, 张孟娟¹, 周彤彤²

(1. 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: 针对差值局部方向模式 (DLDP) 特征提取不够充分和对光照、噪声等比较敏感的问题, 提出一种双差值局部方向模式 (DDLDP) 人脸识别方法。首先, 分别将半径为 1 的 3×3 领域像素灰度值和半径为 2 的 5×5 领域像素灰度值与 8 个 Kirsch 模板算子卷积, 得到两组对应 8 个灰度响应值。然后, 将半径为 1 的灰度响应值, 按照相邻前后作差的方式, 得到 8 个灰度响应差值, 再将半径为 1 和 2 得到的灰度响应值上下作差, 也得到 8 个灰度响应差值。最后, 将两组灰度响应差值取绝对值, 其最大绝对值所对应下标位置构成 DDLDP 码。仿真实验结果表明, 相比同类基于局部方向模式的单一人脸识别算法, 该方法具有更好识别效果。DDLDP 更加完整地提取了人脸特征, 且表现出对光照和噪声更好的鲁棒性。

关键词: 差值局部方向模式; 特征提取; 双差值局部方向模式; 人脸识别; Kirsch 算子; 人脸特征

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2018)05-0751-09

中文引用格式: 杨恢先, 刘建, 张孟娟, 等. 双差值局部方向模式的人脸识别[J]. 智能系统学报, 2018, 13(5): 751-759.

英文引用格式: YANG Huixian, LIU Jian, ZHANG Mengjuan, et al. Face recognition with double difference local directional pattern[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2018, 13(5): 751-759.

Face recognition with double difference local directional pattern

YANG Huixian¹, LIU Jian¹, ZHANG Mengjuan¹, ZHOU Tongtong²

(1. College of Physics and Optoelectronics, Xiangtan University, Xiangtan 411105, China; 2. Mechanical and Electrical Engineering College, Hu'nan Institute of Applied Technology, Changde 415000, China)

Abstract: To solve the problem of insufficient feature extraction and sensitivity to the noise and illumination encountered using difference local directional pattern (DLDP) method, this article proposes a double difference local directional pattern (DDLDP) face feature extraction method. First, a 3×3 domain pixel gray value with a radius of 1 and a 5×5 domain pixel gray value with a radius of 2 were convolved with eight Kirsch template operators to obtain two groups of eight gray response values. Then, the gray-scale response value with a radius of 1 was obtained as a difference between the values of the neighboring pixels at both sides to obtain eight gray-scale response differences. Meanwhile, the edge response difference values of different radius were also calculated. Finally, the two sets of gray response differences were taken as absolute values, and their maximum absolute values correspond to the subscripts form DDLDP code. Simulation experiment results show that the proposed algorithm has better recognition effect than other single face recognition algorithms based on local directional pattern (LDP). The DDLDP algorithm can fully extract the facial features, and have better robustness to illumination and noise.

Keywords: difference local directional pattern; feature extraction; double difference local directional pattern; face recognition; Kirsch operator; face features

收稿日期: 2017-06-09. 网络出版日期: 2018-04-11.

基金项目: 湖南省教育厅科学研究项目 (15C1009).

通信作者: 刘建. E-mail: 963645618@qq.com.

如何充分提取图像纹理特征是人脸识别技术的核心^[1-2]。一般, 人们习惯将纹理特征分成全局

特征^[3-5]与局部特征两大类。全局特征由于描述的是整个人脸图像特征,包括颜色、纹理和形状特征,会有大量的冗余信息。局部特征是指用一些特征点来简单有效地表示人脸特征信息,具有对遮挡情况良好的稳定性和对背景与前景的可区分性。局部二值模式(local binary pattern, LBP)^[6]是最常见和最有效的人脸特征提取方法之一,但对光照和噪声变化比较敏感,识别效果还不理想,之后涌现出很多新的改进方法^[7-11]。Jabid 等^[12]于 2010 年提出了局部方向模式算法,即 LDP(local directional pattern)算法,是在 LBP 特征图的基础上,与 Kirsch 算子卷积得到的人脸特征信息,表现出对光照和噪声较强的鲁棒性,由于特征模式数还比较大,加上卷积所耗费的时间,LDP 算法识别时间会很长。之后不断出现一些新的改进算法^[13-22],比如:2105 年朱明早^[16]提出的改进局部方向数字模式(improved local directional number pattern, ILDN)的算法,是一种采用 16 邻域和 24 邻域两种边缘模板的局部方向模式,虽然识别效果有所改善,但多尺度多半径特征提取,卷积次数明显增加,大量增加了训练时间;吴迪等^[17-18]提出显著型局部方向模式(significance local directional pattern, SLDP)和显著型局部方向差值模式(significance difference local directional pattern, SDLDP)算法,需要对两组编码进行求和取平均,这样会造成区分度降低;2015 年 Rivera 等^[19]提出 LDTP(local directional texture pattern)算法,将原始空间采用中心对称方式提取方向信息,在强度空间提取最大边缘响应值,虽然人脸特征信息会增加,但原始空间的方向会导致算法的不稳定性增加;2015 年李照奎等^[20]在 LDP 基础上提出差值局部方向模式(DLDP)算法,来提取相邻卷积后的人脸灰度值之间的特征信息,引出了差值空间的新思路,相比 LDP 的强度空间,表现出对光照、噪声、遮挡更强的鲁棒性;但按照 LDP 编码方式,不仅特征模式数较高,而且只单一地考虑近邻边缘响应值之间的强度变化,会造成特征提取不充分;2018 年 Khadiri^[21]提出 3 值模式 LDTP(local directional ternary pattern)的算法,由于会选择一个固定的阈值,不同情况下,阈值会有波动,算子的适用性不强;王晓华等^[22]于 2016 年提出梯度中心对称局部方向模式(GCS-LDP)算法,采用的方式是提取方向信息和人脸强度信息,但在强度空间上编码时,采取中心对称作差的方式,提取的方向信息会造成编码不稳定。

本文提出一种双差值局部方向模式(DDLDP)人脸表示方法。首先,利用作差运算减少光照和噪声等外界影响因素对像素值产生的影响,因为影响因子对相邻像素点的影响是连续的,相邻之间像素值作差正好可以相互抵消一部分外界因素的影响,但还不够。通过不同半径领域像素值之间的差值和同一半径领域像素值之间的差值运算,选取两个运算差值中的最大值,外界因素造成两个最大差值的变化相比两个最大差值本身固有的变化,基本可忽略不计,从而达到减少噪声和光照对其的影响。其次,双差值运算不仅提取了相邻卷积后的人脸灰度值之间的内在梯度信息,而且提取了相邻不同半径人脸灰度响应值之间的外在方向信息,内在梯度信息和外在方向信息的结合使提取的人脸特征更加丰富。最后,由于编码值是 2 位 8 进制数,模式数为 64,相比 DLDP 算法,特征维度将会减少。

1 DDLDP

1.1 DLDP 码

为了提取更多细节的人脸信息,DLDP 算法是在 LDP 算法基础上,通过计算近邻边缘响应值之间的强度变化,揭示了图像潜在的结构信息,本质上是强度空间到梯度空间人脸信息的一种跨越,使人脸特征信息得到更充分的提取。具体步骤如下。

1) 将图像 3×3 子领域 I 与 8 个 Kirsch 算子卷积,得到相应 8 个方向的边缘响应 $m_i(i=0, 1, \dots, 7)$,表达式为

$$m_i = I \times M_i \quad (1)$$

2) 将近邻边缘响应值 m_i 之间按照一定顺序作差并取绝对值,得到相应 8 个差值 $n_j(j=0, 1, \dots, 7)$,同样也相应地对应到 8 个方向。计算方法见式(2):

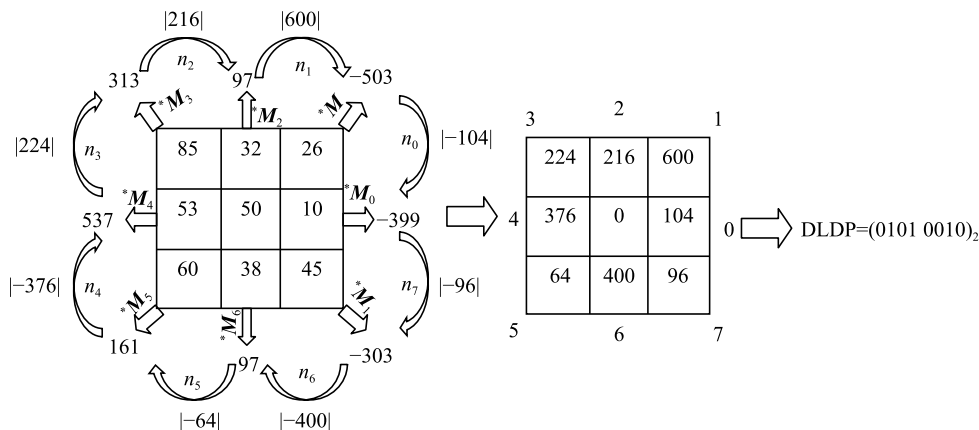
$$n_j = \begin{cases} |m_{i+1} - m_i|, & j \in [0, 6] \\ |m_0 - m_7|, & j = 7 \end{cases} \quad (2)$$

3) 将绝对人脸灰度响应差值 n_j 按照从小到大的顺序,选择第 k 位的值 n_k 作为判别点,再将大于等于 n_k 的所有 n_j 值所对应的 j 位取 1,剩下的 $8-j$ 位取 0。表达式如式(3)、(4):

$$\text{DDLDP}(I) = \sum_{j=0}^{\frac{8}{2}-1} s(n_j - n_k) 2^j \quad (3)$$

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

4) 图 1 给出了 $k=3$ 时,计算 DLDP 码的一个实例。

图 1 DLDLP 码计算例子 ($k=3$)Fig. 1 An example of calculating DLDLP code($k=3$)

1.2 DDLDP 码

DDLDP 算法是对 LDP 算法存在问题的一种改进算法, 本质上揭示了像素块之间内在关系, 虽然相邻像素值之间作差可以减少对光照、噪声的影响, 但作用有限, 人脸特征提取本质没有很大的变化, 人脸特征提取还不够充分, 识别效果还不够好, 模式数较大。本文提出的 DDLDP 算法, 考虑了不同半径边缘响应值之间的外在方向关系, 把边缘响应值之间内在关系和外在关系结合, 使人脸特征得到更加充分的提取, 并且减少了人脸的特征维度, 缩短了识别时间, 降低了光照和噪声对人脸的影响。DDLDP 算法原理如图 2 所示。

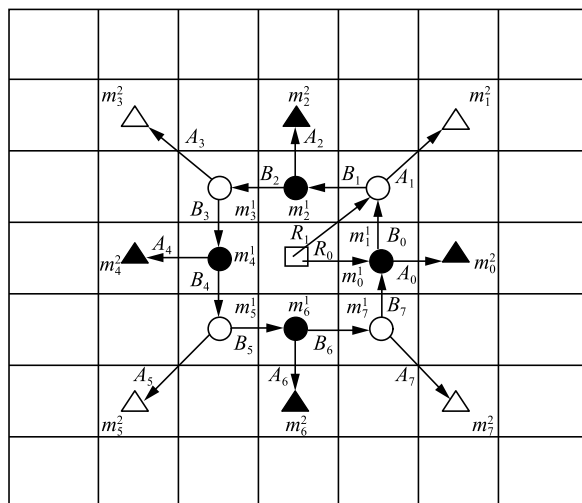


图 2 DDLDP 算法原理

Fig. 2 DDLDP algorithm principle diagram

DDLDP 算法具体步骤: 首先, 将半径为 1 的 3×3 领域人脸灰度值 I_1 与同样大小半径的 Kirsch 算子 M_1^i 进行卷积。同理, 将半径为 2 的 5×5 领域人脸灰度值 I_2 与 M_2^i 卷积, 分别得到两组

人脸灰度卷积值 m_i^1 和 m_j^2 ($i, j=0, 1, \dots, 7$)。如图 3 所示列举了其中正东方向不同半径的 Kirsch 算子。

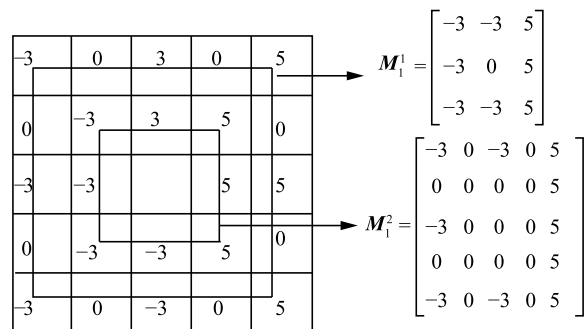


图 3 正东方向的不同大小的 Kirsch 模板算子

Fig. 3 East of different sizes of Kirsch template operator

计算方法见式 (5)、(6)

$$m_i^1 = I_1 * M_1^i \quad (5)$$

$$m_j^2 = I_2 * M_2^j \quad (6)$$

式中: I_1 和 I_2 表示输入图像; M_1^i 表示半径为 1 第 i 个 Kirsch 模板算子; M_2^j 表示半径为 1 第 j 个 Kirsch 模板算子; m_i^1 表示半径为 1 的边缘响应值; m_j^2 表示半径为 2 的边缘响应值。

然后, 将半径为 1 得到的人脸灰度响应值 m_i^1 ($i=0, 1, \dots, 7$), 用前后相邻作差的方式, 得到 8 个绝对人脸灰度响应差值 A_i ($i=0, 1, \dots, 7$), 再将不同半径大小的相邻边缘值, 用上下相邻作差的方式, 得到 8 个绝对人脸灰度响应差值 B_j ($j=0, 1, \dots, 7$)。计算方法见式 (7)、(8):

$$A_i = \begin{cases} |m_0^1 - m_7^1|, & i = 7 \\ |m_{i+1}^1 - m_i^1|, & i \in [0, 6] \end{cases} \quad (7)$$

$$B_j = |m_j^1 - m_j^2|, \quad j \in [0, 7] \quad (8)$$

最后, 分别将两组值 A_i 和 B_j 中最大人脸灰度响应值对应的编号下标位置 i 和 j , 构成二位八进制 DDLDP 码, 如式 (9)~(11) 所示:

$$i = \arg \max \{A_i | 0 \leq i \leq 7\} \quad (9)$$

$$j = \arg \max \{B_j | 0 \leq j \leq 7\} \quad (10)$$

$$\text{DDLDP}(I) = i \times 8^1 + j \times 8^0 \quad (11)$$

可得, DDLDP 码模式数为 64。图 4 所示详细地展示了 DDLDP 算法编码流程。

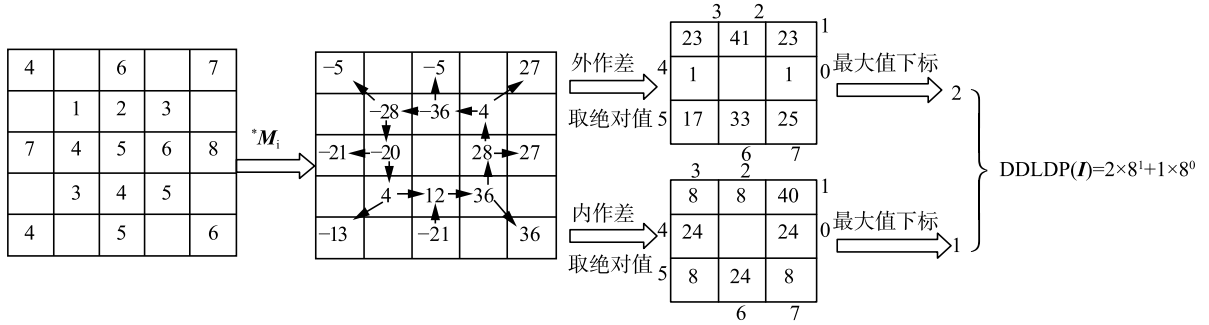


图 4 DDLDP 码计算

Fig. 4 Example of calculating DDLDP code

1.3 DDLDP 优势分析

DDLDP 是对 DLDAP 算法的一种改进算法,其采用的双差值运算不仅表现对光照和噪声更强的鲁棒性,而且人脸特征得到更加充分的提取。证明过程如下。首先,假设 $a = m_1^1$, $b = m_2^1$, $c = m_2^2$; 由式 (7)、(8) 得: $A_1 = |a - b|$, $B_1 = |a - c|$; 外界因素对其影响: $a' = m_1^1 + \varepsilon_1^1$, $b' = m_2^1 + \varepsilon_2^1$, $c' = m_2^2 + \varepsilon_2^2$; 同理,由式 (7)、(8) 得: $A'_1 = |a' - b'|$, $B'_1 = |a' - c'|$ 。

因为 $|\varepsilon_1^1 - \varepsilon_2^1| \leq \varepsilon_1^1$, $|\varepsilon_1^1 - \varepsilon_2^1| \leq \varepsilon_2^1$, 所以作差可以抵消部分影响。又由相邻像素值的连续性可知, $|\varepsilon_1^1 - \varepsilon_2^1|$ 和 $|\varepsilon_1^1 - \varepsilon_2^2|$ 很小, 由式 (9)、(10) 可得, 选择最大 $\theta = \max\{A_i | 0 \leq i \leq 7\}$ 和 $\beta = \max\{B_j | 0 \leq j \leq 7\}$; 可得, $\theta \gg |\varepsilon_1^1 - \varepsilon_2^1|$, $\beta \gg |\varepsilon_1^1 - \varepsilon_2^2|$ 。外界因素造成两个最大

差值的变化相比两个最大差值本身固有的变化,基本可忽略不计。因此,双差值运算在对噪声和光照的鲁棒性方面具有更好的效果。

双差值运算既提取了相邻人脸灰度响应值之间的内在梯度信息,也提取了相邻不同半径人脸灰度响应值之间的外在方向信息。图 5 具体展示了特征提取图和人脸直方图。由图 5 可知,DDLDP 算法的特征提取图纹理轮廓更加清晰,人脸提取更加充分;DDLDP 算法直方图数据分布波动更小,表现出对噪声和光照等外界因素的鲁棒性;并且 DDLDP 算法的特征模式数为 64, 相比 DLDAP 和 LDP 算法,特征维度更小。

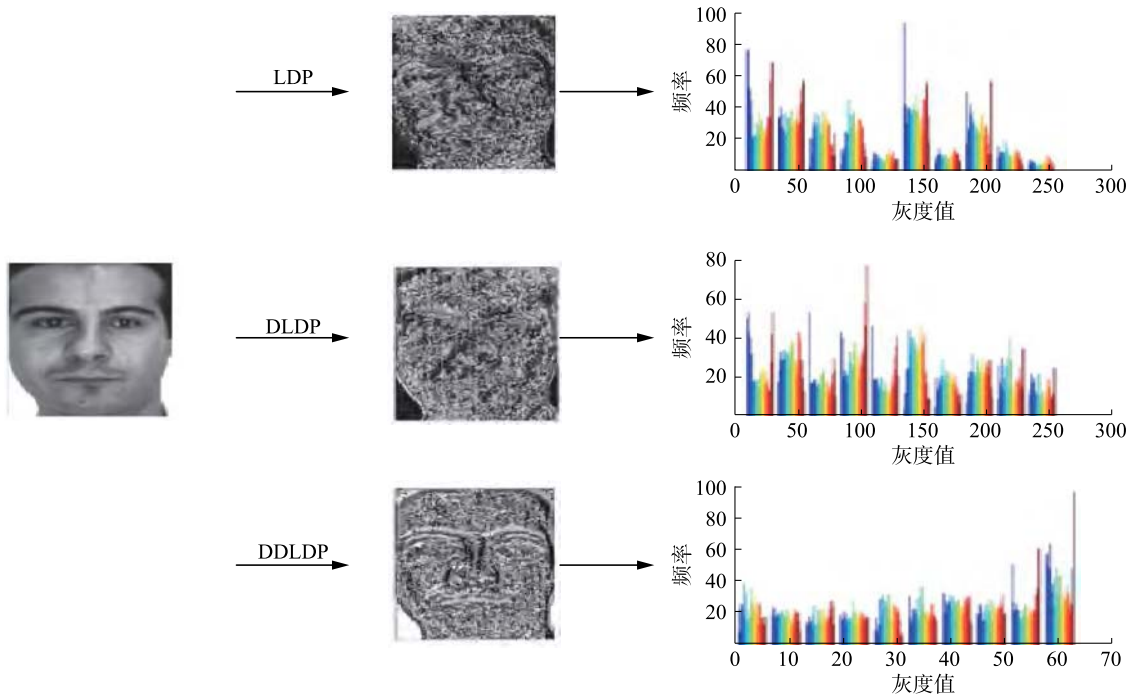


图 5 LDP、DLDAP、DDLDP 算法特征提取图

Fig. 5 Feature extraction of LDP, DLDAP and DDLDP algorithm

2 人脸描述

DDLDP 人脸识别算法流程图见图 6, 具体步骤描述如下。

1) 对人脸库进行预处理, 最主要是对人脸以眼部为中心进行裁剪, 以提取有效的人脸部分 I 。

2) 对预处理后的人脸图像采用 DDLDP 算法进行特征提取。DDLDP 算法具体编码方式见 1.2 节。

3) 因为不同的分块有不同的识别效果, 所以对每一张图像进行分块处理。本文对人脸图像进

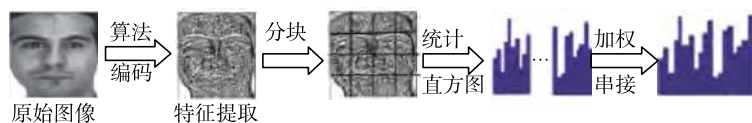


图 6 DDLDP 算法流程图

Fig. 6 DDLDP algorithm flow chart

5) 根据分块后每个像素点的局部信息熵的熵值, 计算出分块子图的贡献度即权值。计算方法见式 (13):

$$W(x, y) = \frac{1}{P \times Q} \sum_{x=1}^P \sum_{y=1}^Q H(I^*_{(x,y)}) \quad (13)$$

式中: P 和 Q 分别代表分块的行数和列数; $x, y \in [1, 13]$ 。

6) 将所有分块的统计直方图特征信息串接, 融合成一个直方图。计算方法见式 (14):

$$H^* = \sum_{x=1}^P \sum_{y=1}^Q I^*_{(x,y)} \times W(x, y) \quad (14)$$

7) 再通过 PCA^[4]对特征向量进行降维处理。

8) 最后, 通过 Chi 平方统计^[23]分类识别, 求得识别率。计算方法见式 (15):

$$\chi_n^2(\mathbf{SH}^*, \mathbf{MH}^*) = \sum_{j=0}^{P \times Q} \frac{(\mathbf{SH}^*(j) - \mathbf{MH}^*(j))^2}{\mathbf{SH}^*(j) + \mathbf{MH}^*(j)} \quad (15)$$

式中: j 表示对应第几个子块; \mathbf{SH}^* 和 \mathbf{MH}^* 分别代表测试与训练样本待比较的特征向量。对于卡方而言, 匹配度越高, 距离越小, 则卡方值越低, 同理, 反之。

3 实验仿真与分析

对 YALE 人脸库、ORL 人脸库和 AR 人脸库进行相关实验。耶鲁大学创建的 YALE 人脸库有 15 个志愿者, 共 165 张图像, 图片大小为 100×100 。选择的人脸情况为不同的光照、不同的表情和不同遮挡等。ORL 人脸库有 40 个人, 每个人 10 幅图像, 共 400 幅人脸图像, 其人脸表情、细节、姿态、年龄、性别、种族等均有变化, 图片的大小为 112×92 。美国普渡大学的 AR 人脸库来

行从块行大小 1~13、块列大小 1~13 的循环分块, 并从中选择最佳分块方式。每一个子块用符号 $I^*_{(x,y)}$ 表示, 其中, $x, y \in [1, 13]$ 。

4) 考虑到人脸不同部位的特征信息不同, 计算出图像每个子块各像素点的局部信息熵, 计算方法见公式 (12)。

$$H(I^*_{(x,y)}) = - \sum_i P_i \log(P_i) \quad (12)$$

式中: P_i 表示第 i 个灰度级出现的概率, $i \in [0, 63]$ 。

自 126 个人, 该人脸库分为姿态 (不同笑的程度)、光照 (不同光照方向和大小)、遮挡 A (戴眼镜) 和遮挡 B (带围巾) 等 4 种变化。具体人脸库图片如图 7 所示。



(a) 部分 YALE 人脸库



(b) 部分 ORL 人脸库



(c) 部分 AR 人脸库

图 7 部分 YALE、ORL、AR 人脸库

Fig. 7 Partial YALE, ORL, AR face database

3.1 分块数的选择

因为人脸特征信息分布不均匀, 所以对人脸进行不同的分块会有不同的识别效果, 分块数太少会有大量的信息冗余, 分块数太多会丢失人脸特征的空间信息, 这都会导致人脸识别效果不佳。所以对图像进行处理后, 为了选择出最佳识别率, 本文对人脸图像进行从块行大小 1~13、块列大小 1~13 的循环分块。其中, 在 YALE 和 ORL 库上随机抽取每个人 3 张图片构成训练集, 在 AR 库上都选第 1 张构成训练集, 剩下的构成测试集。最终识别率由重复实验 50 次的平均值来表示, 再选择最合适的分块方式, 具体实验结果如图 8 所示。由图 8 可知, 在 YALE 库中, 当行分块固定不变, 列分块 3~10 时, 识别效果最佳, 呈现中间高, 两端低的变化情况; 当列分块固定不变, 行数 7~13 时, 识别率最好, 呈现前段低, 后

端高的情况,获得最高识别率的分块大小为 11×10 (行分块数为11,列分块数为10)。在ORL库中,当行分块固定不变,列分块1~4时,基本上识别率快速增加,列分块5~13时识别率缓慢下降;当列分块固定不变时,除行分块数为1时,

识别率较差外,其他分块识别效果呈波动变化,ORL人脸库上获得最高识别率的分块方式为 7×4 ;同理,AR表情集、光照集、遮挡A和遮挡B获得最高识别率的分块方式分别为 4×11 、 6×8 、 7×5 和 13×10 。

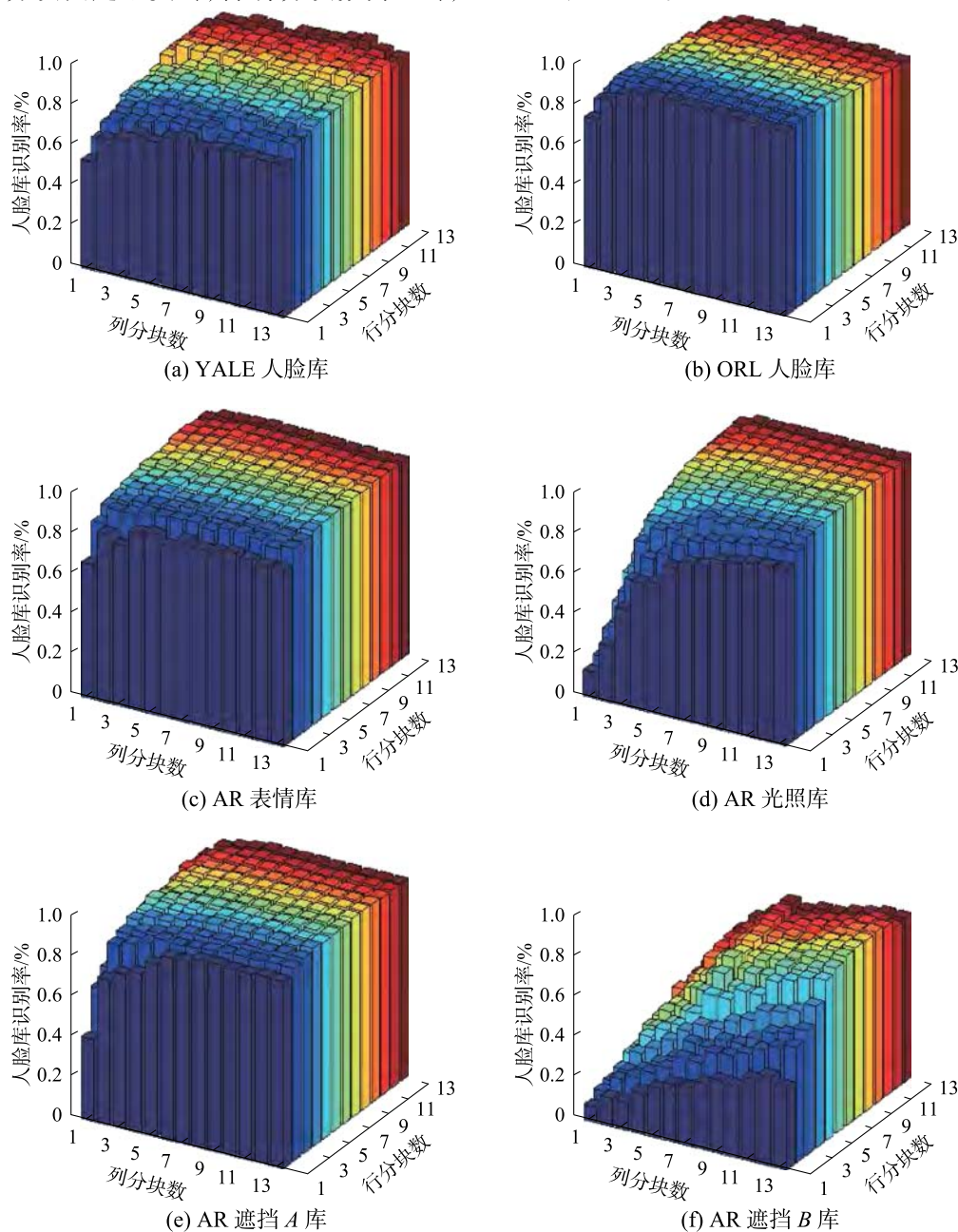


图8 YALE、ORL和AR人脸库识别率

Fig. 8 YALE, ORL and AR face database recognition rates

3.2 实验识别率与实验分析

为了体现DDLDP算法的优势,选择如下算法进行对比:LDP^[12]、LDN^[14]、CSLDP^[15]、SDLDP^[18]、LDTP^[19]、DLDP^[20]、GCSLDP^[22]。在YALE库上训练样本为4时,LDP、DLDP和SDLDP对应最佳分块为 13×13 ,GCSLDP和LDN对应的最佳分块为 12×13 ,LDTP对应最佳分块为 13×12 ,

CSLDP对应最佳分块为 11×11 。在ORL库上训练样本为4时,LDP、DLDP、GCSLDP、SDLDP对应最佳分块为 6×3 ,LDTP对应最佳分块为 7×3 ,LDN对应最佳分块为 5×3 ,CSLDP对应最佳分块为 7×2 ;同样在AR人脸库中各算法都取对应最佳分块情况下的实验结果,YALE和ORL人脸库训练样本数为2~4,分别如表1~3所示。

表1 各种算法在YALE库识别率的对比

Table 1 Contrast in YALE library identification algorithm %

算法	每类随机选取样本数		
	2	3	4
LDP	78.34	82.00	82.72
LDN	81.37	87.08	88.48
CSLDP	87.38	91.00	92.42
DLDP	83.07	86.58	88.33
SDLDP	84.45	89.08	90.56
LDTP	83.28	87.85	89.29
GCSLDP	84.59	88.97	90.06
DDLDP	89.19	91.50	92.86

表2 各种算法在ORL库识别率的对比

Table 2 Contrast in ORL library identification algorithm %

算法	每类随机选取样本数		
	2	3	4
LDP	82.98	89.76	92.99
LDN	86.50	91.32	94.52
CSLDP	87.06	92.74	95.44
DLDP	87.72	93.02	95.50
SDLDP	87.86	93.28	95.65
LDTP	86.68	90.85	94.29
GCSLDP	84.67	90.36	93.98
DDLDP	88.26	94.34	96.18

表3 各种算法在AR库识别率的对比

Table 3 Contrast in AR library identification algorithm %

算法	表情集	光照集	遮挡A	遮挡B
LDP	96.33	93.00	90.00	70.67
LDN	96.67	96.67	91.33	66.67
CSLDP	96.67	98.00	98.33	75.33
DLDP	97.00	95.00	91.33	78.00
SDLDP	98.00	98.00	95.00	80.33
LDTP	97.33	98.33	93.00	76.67
GCSLDP	97.67	97.33	97.67	78.33
DDLDP	99.67	99.00	99.00	85.33

由表1~3可得,在YALE、ORL、AR人脸库上,对比LDP、LDN、CSLDP、DLDP、SDLDP、LDTP和GCSLDP算法,DDLDP算法识别率最高。特别是在AR库遮挡情况下,DDLDP算法明显高于其他算法。所以在姿态、光照、表情和遮挡情况下,所提方法具有更强的识别能力。LDP、

LDN和CSLDP算法,利用与8个Kirsch算子卷积,得到8个方向的边缘响应值,只是编码方式不同,在提取人脸信息方面,单一地利用了梯度空间原始信息。DLDP算法利用与8个Kirsch算子卷积,得到8个方向的边缘响应值,然后,将近邻边缘响应值之间相应作差,在提取人脸信息方面,单一地利用了相邻边缘邻域梯度差空间信息。SDLDP算法利用DLDP差值运算的思想对井型领域的特征提取方式进行改进,但对两组梯度值取平均,编码区分度会降低。LDTP算法是原始灰度空间采用中心对称方式提取方向信息,在强度空间提取最大边缘响应值,虽然人脸特征信息会增加,但原始空间的方向会导致算法的不稳定性因素增加。GCSLDP算法先对8个边缘响应值采用CSLDP算法编码方式,再选取边缘响应值中最大值,虽然利用了梯度空间信息和梯度差空间信息,但只是考虑像素邻域内在的空间信息,没有考虑不同邻域半径像素值之间的外在空间信息。DDLDP算法既考虑卷积后相邻人脸灰度响应值之间的内在空间梯度信息,又考虑不同半径相邻人脸灰度值响应之间的外在空间方向信息,使人脸特征信息得到进一步的提取,所以在人脸识别效果上高于其他算法。

3.3 噪声实验

为了验证DDLDP算法的抗噪性,选择在ORL人脸库进行噪声实验,选择均值为0的高斯白噪声作为噪声模型。其实验噪声的大小从0开始每次增加0.0001,增加5次,对比实验效果。噪声ORL人脸库具体操作同3.2节。为了直观体现DDLDP算法的抗噪性,本文引入式(16)来表示算法识别率下降速度。

$$\alpha = \frac{x-y}{x} \times 100\% \quad (16)$$

式中: x 表示原本的识别率; y 表示加噪声后的识别率; α 表示加入噪声后,各算法识别率的下降比例。 α 越小,表示抗噪能力越强;反之, α 越大,表示抗噪能力越弱。加噪声后,各算法识别率结果见表4所示。由表4可得,在噪声实验中,随着高斯白噪声归一化方差逐渐增大,当高斯白噪声归一化方差增大到0.0005时,对比LDP、LDN、CSLDP、DLDP、SDLDP、LDTP、GCSLDP、DDLDP算法,DDLDP算法的 δ 值最小,体现本文算法对噪声更强的鲁棒性。且在噪声条件下,相比其他算法,DDLDP算法的识别率一直最高,具有更强的抗噪性。

表 4 各种算法在 ORL 库实验结果的对比

Table 4 Contrast in ORL library identification algorithm %

算法	高斯白噪声							δ
	0	0.000 1	0.000 2	0.000 3	0.000 4	0.000 5		
LDP	89.76	86.36	84.16	81.54	78.88	76.95	14.27	
LDN	91.32	89.43	88.37	88.03	87.16	86.23	5.57	
CSLDP	92.74	91.28	90.20	88.68	86.81	85.31	8.01	
DLDP	93.02	91.91	91.27	90.04	89.24	88.41	4.95	
SDLDP	93.28	92.15	90.72	89.58	88.20	87.42	6.47	
LDTP	90.85	89.40	87.95	86.28	84.96	83.40	8.20	
GCSLDP	90.36	88.38	87.99	88.19	87.32	86.02	4.80	
DDLDP	94.34	94.08	93.14	92.58	91.10	90.96	3.44	

4 结束语

针对差值局部方向模式 (DLDP) 特征提取不够充分和对光照、噪声敏感的问题, 本文提出的双差值局部方向模式人脸识别方法相比其他算法, DDLDP 算法通过双作差运算不仅提取了相邻卷积后的人脸灰度值之间的内在空间梯度信息, 而且提取了相邻不同半径人脸像素点之间的外在方向信息, 边缘响应值之间内在关系与外在关系的结合使人脸特征得到了更充分的提取。在 YALE、ORL、AR 人脸库上, DDLDP 算法均取得了较高的识别效果。在噪声实验中, DDLDP 算法也表现出更强的鲁棒性, 证明了该算法的有效性。接下来的工作是研究不相邻边缘响应值对识别率的影响。

参考文献:

- [1] LANG Liying, HONG Yue. The application of face recognition in network security[C]//Proceedings of 2008 International Conference on Computational Intelligence and Security. Suzhou, China, 2008: 395–398.
- [2] BOWYER K W. Face recognition technology: security versus privacy[J]. IEEE technology and society magazine, 2004, 23(1): 9–19.
- [3] VIDAL R, MA Yi, SASTRY S. Generalized principal component analysis (GPCA)[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2005, 27(12): 1945–1959.
- [4] SKROBOT V L, CASTRO E V R, PEREIRA R C C, et al. Use of principal component analysis (PCA) and linear discriminant analysis (LDA) in gas chromatographic (GC) data in the investigation of gasoline adulteration[J]. Energy and fuels, 2007, 21(6): 3394–3400.
- [5] WAN Minghua, YANG Guowei, GAI Shan, et al. Two-dimensional discriminant locality preserving projections (2DDLPP) and its application to feature extraction via fuzzy set[J]. Multimedia tools and applications, 2017, 76(1): 355–371.
- [6] AHMAD F, ROY K, O'CONNOR B, et al. Fly wing biometrics using modified local binary pattern, SVMs and random forest[J]. International journal of machine learning and computing, 2014, 4(3): 279–285.
- [7] 童莹. 一种方向性的局部二值模式在人脸表情识别中的应用[J]. 智能系统学报, 2015, 10(3): 422–428.
TONG Ying. Local binary pattern based on the directions and its application in facial expression recognition[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2015, 10(3): 422–428.
- [8] TAN Xiaoyang, TRIGGS B. Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting conditions[J]. IEEE transactions on image processing, 2010, 19(6): 1635–1650.
- [9] 张毅, 廖巧珍, 罗元. 融合二阶 HOG 与 CS-LBP 的头部姿态估计[J]. 智能系统学报, 2015, 10(5): 741–746.
ZHANG Yi, LIAO Qiaozhen, LUO Yuan. Head pose estimation fusing the second order HOG and CS-LBP[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2015, 10(5): 741–746.
- [10] WANG Kai, BICHOT C E, LI Yan, et al. Local binary circumferential and radial derivative pattern for texture classification[J]. Pattern recognition, 2017, 67: 213–229.
- [11] GUO Zhenhua, LI Qin, YOU J, et al. Local directional derivative pattern for rotation invariant texture classification[J]. Neural computing and applications, 2012, 21(8): 1893–1904.
- [12] JABID T, KABIR M H, CHAE O. Local Directional Pattern (LDP) for face recognition[C]//Proceedings of 2010 Digest of Technical Papers International Conference on Consumer Electronics. Las Vegas, NV, USA, 2010: 329–330.
- [13] ZHONG Fujin, ZHANG Jiashu. Face recognition with enhanced local directional patterns[J]. Neurocomputing, 2013, 119: 375–384.
- [14] RAMIREZ RIVERA A, ROJAS CASTILLO J, CHAE O. Local directional number pattern for face analysis: face and expression recognition[J]. IEEE transactions on image processing, 2013, 22(5): 1740–1752.
- [15] 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.
YANG Huixian, ZHAI Yunlong, CAI Yongyong, et al. Face recognition based on center-symmetric gradient

- magnitude and phase pattern[J]. Journal of optoelectronics•laser, 2015, 26(5): 969–977.
- [16] 朱明早, 陈日新. 局部方向数字模式算子的改进[J]. 光电子•激光, 2015, 26(6): 1179–1185.
ZHU Minghan, CHEN Rixin. Improvement of the local directional number pattern operator[J]. Journal of optoelectronics•laser, 2015, 26(6): 1179–1185.
- [17] 吴迪, 唐勇奇, 林国汉, 等. 基于显著性局部定向模式和深度学习的鲁棒人脸识别[J]. 光电子•激光, 2016, 27(6): 665–661.
WU Di, TANG Yongqi, LIN Guohan, et al. Roboust face recognition based on significance local directional pattern and deep learning[J]. Journal of optoelectronics•lasers, 2016, 27(6): 665–661.
- [18] 吴迪, 胡慧, 李亚. 基于显著性差值局部定向模式和深度卷积网络的鲁棒人脸识别[J]. 光电子•激光, 2017, 28(8): 902–909.
WU Di, HU Hui, LI Ya. Roboust face recognition based on significance difference local directional pattern and deep convolution neural network[J]. Journal of optoelectronics•laser, 2017, 28(8): 902–909.
- [19] RAMÍREZ RIVERA A, ROJAS CASTILLO J, CHAE O. Local directional texture pattern image descriptor[J]. Pattern recognition letters, 2015, 51: 94–100.
- [20] 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.
LI Zhaokui, DING Lixin, WANG Yan, et al. Face feature representation based on difference local directional pattern[J]. Journal of software, 2015, 26(11): 2912–2929.
- [21] EL KHADIRI I, CHAHI A, EL MERABET Y, et al. Local directional ternary pattern: a new texture descriptor for texture classification[J]. Computer vision and image understanding, 2018, 169: 14–27.
- [22] 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.
WANG Xiaohua, LI Ruijing, HU Min, et al. Occluded facial expression recognition based on the fusion of local features[J]. Journal of image and graphics, 2016, 21(11): 1473–1482.
- [23] DHURANDHAR A, DOBRA A. Probabilistic characterization of nearest neighbor classifier[J]. International journal of machine learning and cybernetics, 2013, 4(4): 259–272.

作者简介:



杨恢先, 男, 1963 年生, 教授, 主要研究方向为图形图像处理和嵌入式系统。曾获湖南省教育厅科学进步奖三等奖, 湖南省教育厅教学成果奖二项。获得国家发明专利 5 项。发表学术论文 80 余篇, 出版教材 2 部。



刘建, 男, 1992 年生, 硕士研究生, 主要研究方向为人脸识别、目标检测和语义分割。



张孟娟, 女, 1989 年生, 硕士研究生, 主要研究方向为数字图像处理、模式识别。