

基于多方向韦伯梯度直方图的人脸识别

杨恢先, 徐唱*, 曾金芳, 陶霞

湘潭大学物理与光电工程学院, 湖南 湘潭 411105

摘要 针对目前基于韦伯特征的人脸识别算法没有充分利用方向信息且提取信息不充分的问题, 提出一种多方向韦伯梯度直方图的人脸识别方法。在原始差分激励的基础上增加邻域像素梯度, 提取改进的差分激励和韦伯梯度特征; 将改进的差分激励与韦伯方向进行量化并分块提取二维直方图, 进而转化为一维直方图特征, 将韦伯梯度分块后沿韦伯方向累积提取直方图特征; 连接两个特征形成组合特征, 并利用最近邻分类器分类。通过在不同人脸库的实验可看出, 所提算法具有良好的识别效果, 且对光照、表情和部分遮挡变化有较好的稳健性。

关键词 图像处理; 人脸识别; 韦伯特征; 多方向韦伯梯度直方图

中图分类号 TP391

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.111008

Face Recognition Based on Multi-Directional Weber Gradient Histograms

Yang Huixian, Xu Chang*, Zeng Jinfang, Tao Xia

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

Abstract Aiming at the problems in the face recognition algorithm based on Weber features that the directional information is not made full use and the extracted information is also insufficient, we propose a novel face recognition method based on multi-directional Weber gradient histograms. On the basis of original differential excitation, the neighborhood pixel gradient is increased, and the improved differential excitation and Weber gradient features are extracted. The improved differential excitation and Weber direction are quantized, and the two-dimensional histograms are extracted in blocks, which are further converted into one-dimensional histogram features. The histogram features are extracted along the Weber direction. Two features are connected to form a compound feature and simultaneously the nearest neighbor classifier is used for classifying. The experiments on different face databases show that the proposed method has not only a good recognition effect, but also a relatively strong robustness to illumination, expression and partial occlusion.

Key words image processing; face recognition; Weber feature; multi-directional Weber gradient histogram

OCIS codes 100.2960; 100.3008; 100.5010

1 引言

近十年来, 人脸识别在安全、取证、执法等领域有着广泛的应用^[1]。传统人脸识别特征提取方法通常可分成全局方法和局部方法两大类, 相较于主成分分析(PCA)^[2]和独立分量分析(ICA)^[3]等基于提取整体特征的人脸识别算法, 基于局部特征提取的算法具有更强的稳健性。目前, 涌现出很多优秀的局部特征提取算法^[4-6], 局部二值模式(LBP)^[7]是其中的代表, 该算法具备强大的纹理描述能力, 但由于LBP仅对邻域像素与中心像素做差, 导致其对光照

变化、灰度变化或噪声等比较敏感。梯度方向直方图(HOG)^[8]是另一种高效的局部描述算子, 能有效提取图像的梯度信息, 且对表情和光照具有较好的稳健性。文献[9]提出一种局部描述算子——韦伯局部算子(WLD), 该算子具备较强的纹理特征提取能力, 但其方向部分仅考虑了水平和垂直方向的4个像素, 不能充分利用局部信息。研究人员提出了多种基于WLD的改进算法^[10-13]。文献[14]提出一种基于韦伯局部二值模式(WLBP)算法, 利用LBP差分激励结合, 提升了纹理描述能力, 提高了稳健性和识别率, 但直接丢弃了方向这一具备有效鉴别

收稿日期: 2018-04-16; 修回日期: 2018-05-25; 录用日期: 2018-06-05

基金项目: 湖南省自然科学基金(2018JJ3486)

* E-mail: 875080392@qq.com

力的信息,导致信息提取不充分。文献[15]提出一种基于韦伯梯度方向直方图的人脸识别(HWOG)算法,将差分激励与HOG结合,但差分激励的量化导致了信息丢失。

针对WLD及其改进算法未充分利用方向信息和提取特征不充分的问题,本文提出多方向韦伯梯度直方图(MWGH)的人脸识别方法。不同于文献[9]的做法,本文在原有差分激励的基础上考虑邻域像素之间的梯度关系,另外考虑到了对角线方向4个像素的作用,将其构成的韦伯方向与改进的差分激励结合并分块提取二维直方图,构成对角韦伯局部描述子(DWLD)以提取纹理信息。受文献[8]的启发,将水平和垂直方向的4个像素构成另一个韦伯方向,再将韦伯梯度分块并沿该方向累积提取直方图特征,构成韦伯梯度方向模式(POWG)以提取韦伯梯度方向信息。将两种特征融合形成互补组合特征。本文充分利用了局部方向信息,并在不同韦伯方向上提取不同特征以提高特征提取能力,同时又充分挖掘了差分激励和方向信息避免了丢失过多信息,提升了人脸鉴别能力。

2 基本原理

2.1 韦伯局部算子

韦伯定律指出,给定一个刺激,最小的感知变化和背景之间的比率是一个常数,这意味着刺激被感知并不是绝对的而是相对的^[16]。根据韦伯定律,文献[9]提出的WLD包括差分激励和韦伯方向两部分。

2.1.1 差分激励

差分激励可以捕捉突出的局部视觉模式。如果差分激励值为正值则表明周边比当前像素亮;而如果差分激励值为负值则意味着周边比当前像素暗。

以 3×3 邻域为例,如图1所示, $I_i (i=0,1,\dots,7)$ 代表中心像素点 I_c 的第 i 个邻域像素点,差分激励的计算方式为

$$\xi(I_c) = \arctan\left(\frac{\Delta I}{I_c}\right), \quad (1)$$

I_0	I_1	I_2
I_7	I_c	I_3
I_6	I_5	I_4

图1 3×3 邻域图

Fig. 1 3×3 neighborhood map

式中 $\arctan(\cdot)$ 为反正切函数,差分激励范围是 $\left[-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}\right]$, $\Delta I = \sum_{i=0}^7 (I_i - I_c)$ 。

2.1.2 韦伯方向

WLD中的韦伯方向本质上是梯度方向,设 $v_s^{11} = I_7 - I_3$, $v_s^{10} = I_5 - I_1$,则可以计算韦伯方向为

$$\theta(I_c) = \arctan\left(\frac{v_s^{11}}{v_s^{10}}\right), \quad (2)$$

式中 $I_7 - I_3$ 和 $I_5 - I_1$ 分别为 x 和 y 方向上的强度差, $\theta(I_c) \in \left[-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}\right]$,通过下式将 $\theta(I_c)$ 映射到 $\theta'(I_c)$ 上,其中 $\theta'(I_c) \in [0, 2\pi]$ 。

$$\begin{cases} \theta'(I_c) = \arctan2(v_s^{11}, v_s^{10}) + \pi \\ \arctan2(v_s^{11}, v_s^{10}) = \begin{cases} \theta, & v_s^{11} > 0 \& v_s^{10} > 0 \\ \pi + \theta, & v_s^{11} > 0 \& v_s^{10} < 0, \\ \theta - \pi, & v_s^{11} < 0 \& v_s^{10} < 0 \\ \theta, & v_s^{11} < 0 \& v_s^{10} > 0 \end{cases} \end{cases} \quad (3)$$

进一步将 θ' 量化到 T 个主方向:

$$\begin{cases} \Phi_t = f_q(\theta') = \frac{2t}{T}\pi \\ t = \text{mod}\left(\left\lfloor \frac{\theta'}{2\pi/T} + \frac{1}{2} \right\rfloor, T\right) \end{cases} \quad (4)$$

2.1.3 WLD

差分激励和韦伯方向被用来构造二维直方图 $R_{\text{WLD}}(\xi_j, \Phi_t)$,二维直方图的每一列对应一个主方向 Φ_t ,每一行对应一个差分激励直方图,为了获得鉴别力更强的描述子,将二维直方图编码为一维直方图。把二维直方图的每一列单独取出形成一个一维直方图 $H(t) (t=0,1,\dots,T-1)$,再将每一个子直方图 $H(t)$ 均匀分为 M 块,形成 $H_{m,t} (m=0,1,\dots,M-1)$,所有的 $H_{m,t}$ 构成一个直方图矩阵,最后把 $H_{m,t}$ 进一步划分成 S 个部分,得到 $H_{m,t,s} (s=0,1,\dots,S-1)$ 。

2.2 MWGH算法

WLD能从人脸中提取到丰富的纹理信息,且对光照和噪声具有较好的稳定性,鉴于WLD未能充分利用方向信息,同时受文献[8]和文献[15]的启发,提出改进的MWGH算法,分为DWLD和POWG两部分。

2.2.1 图像预处理

为了降低噪声对人脸识别的不利影响,在特征提取前对人脸进行预处理,通过(5)式用高斯滤波器平滑降噪。

$$I' = I * G(x, y, \delta), \quad (5)$$

式中: I 为输入的人脸图像; I' 为高斯滤波后的图像; $G(x, y, \delta)$ 表示为

$$G(x, y, \delta) = \frac{1}{2\pi\delta^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\delta^2}\right), \quad (6)$$

式中 δ 是高斯函数的标准差。

2.2.2 DWLD

WLD 差分激励部分仅考虑了中心像素与邻域像素之间的关系, 容易受到噪声的干扰, 且不能充分提取邻域信息。为了克服这些缺点, 提出一个新的局部描述算子, 称为 DWLD, 其差分激励部分的数学公式如下:

<p>(a)</p> <table border="1" style="margin: 0 auto;"> <tr><td>13</td><td>12</td><td>15</td></tr> <tr><td>12</td><td>12</td><td>17</td></tr> <tr><td>13</td><td>14</td><td>21</td></tr> </table> <p style="text-align: center;">$\Delta I/I_c = 21/12 \approx 2$</p> <p style="text-align: center;">$\frac{(G_{\text{sum}} + \Delta I)}{I_c} = \frac{38}{12} \approx 3$</p>	13	12	15	12	12	17	13	14	21	<p>(b)</p> <table border="1" style="margin: 0 auto;"> <tr><td>2</td><td>4</td><td>8</td></tr> <tr><td>8</td><td>11</td><td>13</td></tr> <tr><td>9</td><td>11</td><td>26</td></tr> </table> <p style="text-align: center;">$\Delta I/I_c = -7/11 \approx -0.6$</p> <p style="text-align: center;">$\frac{(G_{\text{sum}} + \Delta I)}{I_c} = \frac{30}{11} \approx 3$</p>	2	4	8	8	11	13	9	11	26	<p>(c)</p> <table border="1" style="margin: 0 auto;"> <tr><td>13</td><td>11</td><td>15</td></tr> <tr><td>13</td><td>13</td><td>1</td></tr> <tr><td>8</td><td>20</td><td>22</td></tr> </table> <p style="text-align: center;">$\Delta I/I_c = -1/13 \approx 0$</p> <p style="text-align: center;">$\frac{(G_{\text{sum}} + \Delta I)}{I_c} = \frac{36}{13} \approx 3$</p>	13	11	15	13	13	1	8	20	22
13	12	15																											
12	12	17																											
13	14	21																											
2	4	8																											
8	11	13																											
9	11	26																											
13	11	15																											
13	13	1																											
8	20	22																											

图 2 计算过程。(a) 原始编码; (b) 噪声编码 1; (c) 噪声编码 2

Fig. 2 Counting process. (a) Original coding; (b) noise coding 1; (c) noise coding 2

对角局部邻域包含最多的局部信息^[17], 区别于 WLD 的是, DWLD 采用对角线方向上的 4 个像素来构造韦伯方向, 设 $v_s^{21} = I_2 - I_6$, $v_s^{20} = I_0 - I_4$, 则韦伯方向可以表示为

$$\theta_2(I_c) = \arctan\left(\frac{v_s^{21}}{v_s^{20}}\right). \quad (9)$$

2.2.3 POWG

文献[8]将梯度幅值累加到对应的梯度方向上, 由于 WLD 的韦伯方向本质是梯度方向, 受此启发, 提出 POWG。将韦伯方向量化到 T 个主方向上, 再将韦伯方向和韦伯梯度幅值划分成无重叠的 $p \times q$ 个像素块, 在每个像素块内将韦伯梯度幅值累加到对应的韦伯方向上, 韦伯梯度幅值计算如下:

$$\xi_{\text{om}}(I_c) = \sqrt{\left(\frac{I_5 - I_1}{I_c}\right)^2 + \left(\frac{I_7 - I_3}{I_c}\right)^2}, \quad (10)$$

式中 I_c, I_1, I_3, I_5, I_7 如图 1 所示, 利用 I_c 进行归一化可以压缩非均匀光照的影响。

2.2.4 DWLD 和 POWG 特征融合

在 DWLD 和 POWG 的基础上, 本文将两种特征融合。DWLD 改变了韦伯方向, 主要利用对角线方向的信息, 可提取出类似 WLD 的纹理信息; POWG 则利用到了水平和垂直方向的信息, 可以提取出人脸的形状和边缘信息。将二者融合可以得到不同方向上的特征信息并且互为补充。

$$\xi_2(I_c) = \arctan\left(\frac{G_{\text{sum}} + \Delta I}{I_c}\right), \quad (7)$$

$$G_{\text{sum}} = |I_0 - I_4| + |I_1 - I_5| + |I_2 - I_6| + |I_3 - I_7|, \quad (8)$$

式中 G_{sum} 是邻域像素之间梯度关系之和。DWLD 在 WLD 的基础上充分考虑了邻域像素之间的关系, 当邻域像素值发生变化时, WLD 的差分激励会受到较大影响, 由于 DWLD 在差分激励部分增加了邻域像素差值的绝对值, 可以有效降低邻域像素变化所带来的影响。从图 2 可看出, 添加噪声后 DWLD 相较于 WLD 保持了良好的抗噪性。

3 MWGH 算法的人脸识别

3.1 MWGH 特征提取

基于 MWGH 的人脸识别算法特征提取的具体步骤如下: 1) 对人脸图像进行高斯滤波去除噪声; 2) 分别按照 2.2.2 节和 2.2.3 节中介绍的算法对滤波后的人脸分块提取 DWLD 和 POWG 特征, 并连接两种特征形成复合特征。

算法流程如图 3 所示。

3.2 相似度测量

为了比较一张测试人脸与一张训练人脸的相似度, 本文采用基于直方图相交^[18]的最近邻分类器进行相似度测量。提取测试样本与训练样本的 MWGH 直方图序列特征后, 计算两个直方图序列的相似度为

$$\text{Sim}(H_1, H_2) = \sum_{i=1}^N \min[h_1(i), h_2(i)], \quad (11)$$

式中: H_1 和 H_2 为两个对比的直方图序列特征; N 为直方图箱格的个数; $h_1(i)$ 和 $h_2(i)$ 分别为两个直方图中第 i 个箱格出现的频率。

4 实验结果与分析

实验环境: MatlabR2016a, 64 位 Windows7 系统, Intel(R)Core(TM) i7-7700 CPU, 3.6 GHz, 16 G 内存。

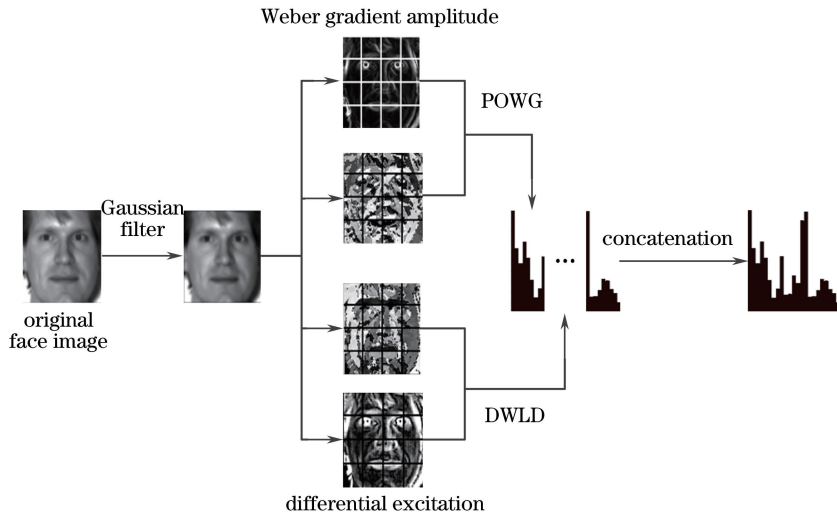


图 3 MWGH 算法流程图

Fig. 3 Flow chart of MWGH algorithm

YALE 人脸库由包含表情、光照、遮挡变化的 15 人人脸图像组成,其中每人 11 幅,总共 165 张人脸图像。实验将该人脸库图像裁剪为 $100 \text{ pixel} \times 100 \text{ pixel}$,

从该人脸库中选取每个人的第 i ($i=1,2,3,4,5$) 张人脸作为训练样本,其余人脸作为测试样本。YALE 人脸库中某个人的一部分人脸图像如图 4 所示。



图 4 YALE 人脸库

Fig. 4 YALE face database

AR 人脸库包含 126 人的 4000 多幅人脸图像,存在光照、表情和遮挡等变化,每张人脸图像的大小为 $165 \text{ pixel} \times 120 \text{ pixel}$,选取该人脸库中的 50 名女性和 50 名男性,每人各 13 幅图像用于本次实验。

测试集包含 4 个子集(光照集、表情集、遮挡 A 和遮挡 B),选取每个人的原型正脸图像作为训练样本,人脸库中某个人的训练样本和测试集人脸图像如图 5 所示。

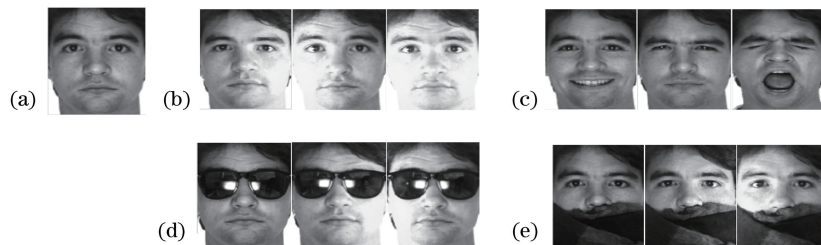


图 5 AR 人脸库。(a)训练样本;(b)光照集;(c)表情集;(d)遮挡集 A;(e)遮挡集 B

Fig. 5 AR face database. (a) Training sample; (b) illumination subset; (c) facial expression subset;

(d) partial occlusion subset A; (e) partial occlusion subset B

ORL 人脸库由 40 个人的 400 幅人脸图像组成,其中每人 10 幅图像,包括表情、光照、姿态等环境变化,实验随机抽取每人 2~5 张图像作为训练图像,剩余图像作为测试集。为避免随机抽取偶然性

带来的影响,重复进行 50 次分类实验,每次实验训练样本独立随机选取,将 50 次实验识别率的均值作为最终的识别率。ORL 人脸库中某个人的一部分人脸图像如图 6 所示。



图 6 ORL 人脸库

Fig. 6 ORL face database

4.1 参数对识别效果的影响

4.1.1 POWG 分块

直方图统计会丢失大量空间信息,提前对提取的特征图像进行恰当分块可以有效避免这一损失,增强特征的空间信息描述能力。分块过少难以有效提取空间信息,分块过多容易产生冗余并增加特征

维数。由于不同的人脸库所处环境不同,通常采用不同的分块以有效提取人脸特征。以 YLAE 人脸库样本数为 3、AR 人脸遮挡 B 库和 ORL 随机样本数取 4 时的数据为例,分析 POWG 分块数对识别率的影响,实验结果如图 7 所示。

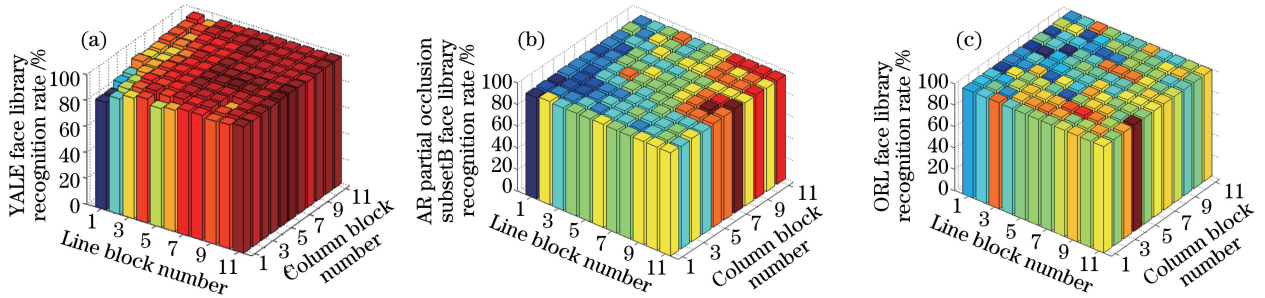


图 7 不同人脸库在不同分块方式下的识别率。(a) YALE 人脸库;(b) AR 人脸遮挡 B 库;(c) ORL 人脸库

Fig. 7 Recognition rates for different face databases in different block modes. (a) YALE face database; (b) AR face database with partial occlusion subset B; (c) ORL face database

如图 7 所示,当取不同的分块方案时,在不同人脸库上的识别率也随之变化,在 YALE 人脸库中,分块数为 11×11 附近时可获得较高识别率。在 AR 遮挡 B 库中,分块数取 10×10 附近时获得较高识别率。在 ORL 人脸库中,分块数取 10×2 附近时获得较高识别率。不同于 YALE 库和 AR 库,ORL 库获得较高识别率时分块较少,主要是因为 ORL 库中包括较多的姿态变化,在此情况下,过多的分块会导致识别率下降,增加分块会提升特征维数从而导致识别时间增加,综合考虑识别率和识别时间等因素,在 YALE 库、AR 库和 ORL 库中选取的最佳分块方案分别为 6×5 、 5×3 和 10×1 。

4.1.2 DWLD 分块

DWLD 通过考虑小尺度像素间的关系来表达图像纹理信息。对于人脸来说,结构信息和空间信息也具有非常强的鉴别力,通过分块来增强人脸的结构信息和空间信息是一种常用的方法。由于分块会导致面部器官的分割,所以分块过多时会对表情变化敏感。另外,在对子块进行直方图统计时,子块过小,每个箱格中的条目很少,直方图的鉴别力增强,但统计可靠性会降低,所以选择适当的分块数尤

为重要。在其他参数不变的情况下,当 DWLD 选择不同分块时,在各个人脸库上的识别率如图 8 所示。

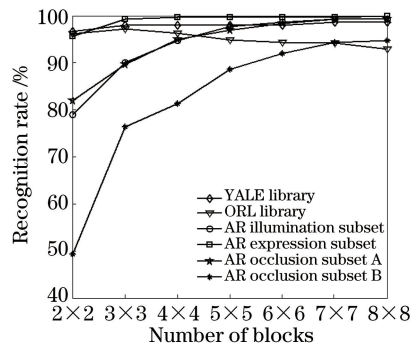


图 8 不同人脸库在不同分块方式下的识别率

Fig. 8 Recognition rates for different face databases in different block modes

由图 8 可知,在 YALE 人脸库上,当分块数为 7×7 时取得最高识别率。在 ORL 人脸库上,当分块数为 3×3 时取得最高识别率,当分块数继续增加时识别率下降。这主要因为 ORL 库包含较多的姿态变化,但分块过多会导致配准率降低。在 AR 光照库和 AR 表情库上取得最高识别率的分块数分别为 4×4 和 7×7 。在 AR 遮挡库 A 上,当分块数为

8×8时,会取得最高识别率。在AR遮挡库B上,由于遮挡较严重,可提取有效信息的人脸部分较小,单纯提取纹理信息鉴别力不足,容易造成误识别,所以在增加分块的同时,提取的结构和空间信息增加,鉴别力提升较快,在分块数为8×8时取得最高识别率。通过权衡特征维数和识别率等因素,在YALE人脸库和ORL人脸库上DWLD的分块数分别选择5×5和3×3,在AR人脸库的4个子集上

DWLD的分块数均选择8×8。

4.2 算法识别率比较

为了验证本文提出的MWGH算法的有效性,分别与HOG^[8]、WLD^[9]、WLBP^[14]、HWOG^[15]和改进梯度二值模式(IGLBP)^[4]算法进行对比。WLD、DWLD和MWGH算法的M、S、T值分别设置为6、8、10;MWGH算法的高斯标准差 $\delta=0.8$ 。实验结果如表1~3所示。

表1 YALE人脸库上的识别率

Table 1 Recognition rates for YALE face database

%

Algorithm	Sample number				
	1	2	3	4	5
HOG	94.00	94.67	84.67	93.33	95.33
WLD	93.33	89.33	88.00	96.67	95.33
WLBP	94.67	96.00	93.33	98.00	98.33
HWOG	95.00	97.00	95.67	99.00	98.67
IGLBP	96.67	98.00	93.33	99.33	98.67
DWLD	94.33	95.33	92.00	98.00	96.00
MWGH	98.00	99.33	97.33	99.33	99.33

表2 AR人脸库上的识别率

Table 2 Recognition rates for AR face database

%

Algorithm	Illumination	Expression	Partial occlusion	Partial occlusion
	subset	subset	subset A	subset B
HOG	91.33	90.33	69.00	49.00
WLD	91.67	92.00	90.67	78.67
WLBP	94.00	95.33	91.67	80.00
HWOG	95.33	95.00	94.00	85.67
IGLBP	99.67	99.00	98.67	94.33
DWLD	93.00	94.67	92.00	83.67
MWGH	99.33	100.00	99.33	94.67

表3 ORL人脸库上的识别率

Table 3 Recognition rates for ORL face database

%

Algorithm	Sample number			
	2	3	4	5
HOG	87.94	92.36	94.17	96.00
WLD	87.14	92.14	95.23	96.80
WLBP	90.20	93.82	96.26	97.12
HWOG	91.38	95.74	98.15	98.61
IGLBP	90.81	94.46	96.50	97.95
DWLD	89.35	94.26	96.66	97.20
MWGH	93.90	97.21	98.80	99.26

对比表1、2和3的实验数据可以看出,本文算法的识别率相对其他算法具有优势,尤其在有部分遮挡的条件下,本文算法的优势突出。HOG提取图像的边缘和形状特征,边缘具有形态不变的特性,且对光照和噪声具有一定的稳健性,但从AR库的实验数据可以看出,在眼部或嘴部被遮挡的情况下,提取到的边缘轮廓信息将大幅减少,HOG对遮挡人脸的识别

效果较差。WLD能提取人脸中丰富的纹理特征,但提取特征不够充分,忽视了韦伯对角线方向上的梯度变化,不能充分体现空间中的灰度变化。WLBP在WLD的基础上进一步提升了纹理描述能力和抗噪性能,但提取特征相对单一。HWOG结合了纹理信息和边缘轮廓信息,取得了良好的识别效果,但量化导致纹理信息丢失,且利用了归一化的HOG特征跟差

分激励信息无法很好的融合。IGLBP 通过提取不同尺度的邻域信息,且使用了较为稳定的编码方式,充分提取了人脸的特征,取得了良好的识别效果。本文提出 DWLD 对 WLD 进行改进,充分利用了邻域像素之间的梯度关系,且利用了对角韦伯方向,相对 WLD,提高了对噪声的稳健性,且能够提取更丰富的信息。MWGH 算法试图提取更加丰富的人脸特征信息,充分利用了韦伯差分激励方向,并将不同的差分激励方向分别与韦伯梯度和改进的韦伯差分激励结合以提取不同方向上的不同特征信息,既考虑了纹理信息和边缘轮廓信息,又减少了量化所造成的信息丢失。对光照、表情和遮挡等环境变化均具有较强的稳健性,相对其他相关算法具有一定的优势。

4.3 加噪实验

为了检验算法的抗噪能力,实验选择在 AR 光

表 4 在 AR 光照库上的加噪实验结果

Table 4 Results from noise-added experiment for AR light database

Method	Normalized variance of Gaussian white noise					ψ
	0	0.0001	0.0002	0.0003	0.0004	
HOG	91.33	64.73	49.20	40.20	33.73	63.07
WLD	91.67	81.67	54.27	37.13	25.47	72.22
WLBP	94.00	85.25	60.33	47.80	39.38	58.11
HWOG	95.33	88.75	65.43	51.28	46.55	51.17
IGLBP	99.67	93.33	90.67	85.33	80.00	19.74
DWLD	93.33	91.87	86.67	75.93	64.20	31.21
MWGH	99.33	97.07	92.67	80.40	69.87	28.94

由表 4 可知,各个算法随着高斯白噪声归一化方差的增加识别率均下降,WLD 差分激励部分仅考虑中心像素与邻域像素的差值,容易受噪声影响,抗噪能力较差。WLBP 使用了对噪声不敏感的高斯拉普拉斯算子对差分激励部分进行改进,增强了差分激励的抗噪能力,但该算法融合了对噪声敏感的 LBP 算子,LBP 将中心像素与邻域像素做差后编码,非常容易受到噪声干扰,所以 WLBP 整体的抗噪能力提升有限。HOG 在梯度域产生,抗噪能力略优于 WLD。HWOG 同样使用了拉普拉斯算子,同时与 HOG 结合,抗噪能力相比于 WLD 和 HOG 均有所提升。IGLBP 由于使用了具备平滑噪声能力的 Sobel 算子,所以其具备较强的抗噪性能。本文提出的 DWLD 在计算差分激励时,在考虑邻域像素与中心像素差值的同时,考虑了邻域像素之间的关系,有效增强了抗噪能力。从实验结果可看出,所提出的 MWGH 算法在不进行高斯滤波的情况下具有良好的抗噪性能,添加高斯滤波后该算法抗噪能力将得到进一步提升。

4.4 算法复杂度分析

取 YALE 人脸库每个人的第一张人脸作为训练

照人脸库中加入随机高斯白噪声,并把高斯噪声的均值设置为 0,归一化方差分别设置为 0.0001、0.0002、0.0003、0.0004、0.0005。选取 AR 光照人脸库中每个人的第一张人脸在不加噪声的情况下进行训练,其余人脸添加高斯噪声用来测试,重复进行 50 次实验,取平均识别率做对比,实验在各个算法均不进行高斯滤波等预处理的条件下进行。评估算法的抗噪性能表达式为

$$\psi = \frac{a-b}{a} \times 100\%, \quad (12)$$

式中: a 为加噪前算法的识别率; b 为加噪后算法的识别率; ψ 为识别率受噪声影响的程度, ψ 值越大代表算法的抗噪性能越弱,反之算法的抗噪能力越强。加入高斯噪声后,各算法识别率变化如表 4 所示。

样本,其余人脸作为测试样本来对比各个算法的复杂度。实验计算完成识别一张人脸所需的平均时间。

$$t = T_1 + T_2, \quad (14)$$

式中 T_1 为完成一张人脸的特征提取所需的平均时间, T_2 为完成一张测试样本的匹配所需时间。各个算法在 YALE 人脸库的特征维数和完成识别消耗的平均时间如表 5 所示。

表 5 不同算法在 YALE 人脸库的特征维数与耗时

Table 5 Feature dimension and time-consuming of different algorithms on YALE face database

Method	Feature dimension	T_1 /ms	T_2 /ms
HOG	810	2.8	3.3
WLD	12000	14.3	4.7
WLBP	11800	10.5	4.7
HWOG	1322	8.3	3.4
IGLBP	16384	33.4	4.9
DWLD	12000	14.5	4.7
MWGH	13080	17.2	4.8

从各个算法的时间复杂度方面分析,HOG 提取人脸图像的梯度方向与梯度幅值,进行一次反正

切运算;HWOG 在 HOG 的基础上增加提取差分激励,需要进行一次高斯卷积及两次反正切运算;WLD 提取差分激励以及韦伯方向,需要进行两次反正切运算;WLBP 提取 LBP 特征以及差分激励特征,包括一次高斯卷积及一次反正切运算;IGLBP 提取两个尺度的特征,每个尺度上使用 Sobel 算子提取 4 个方向的梯度,包括 4 次卷积运算及 4 次差运算;本文提出的 DWLD 在 WLD 的基础上增加了 4 次差运算,相对于 WLD,时间复杂度提升不明显,但识别率有良好的提升。本文提出的 MWGH 算法相对于对比算法提取了更加丰富的特征,在 DWLD 的基础上,增加了一次反正切运算,时间复杂度相较于对比算法(除 IGLBP)有所增加,但算法的识别率具备明显的优势。

5 结 论

提出 MWGH 人脸识别算法。相较于 WLD 和 WLBP, MWGH 算法能提取更加丰富的人脸特征。提出一个新的局部描述算子 DWLD,在充分利用了邻域像素的梯度关系的同时,也利用了韦伯对角线方向,新算子具备较强的抗噪能力和纹理提取能力。将韦伯梯度沿韦伯方向累积构成 POWG 特征以提取边缘轮廓信息。MWGH 算法充分利用了韦伯不同方向上提取到的不同特征信息,融合后的特征具备更强的特征描述能力,取得了很好的识别效果,在光照、表情和遮挡等环境变化条件下具备更好的稳健性。

参 考 文 献

- [1] Han H, Shan S G, Chen X L, *et al.* A comparative study on illumination preprocessing in face recognition [J]. *Pattern Recognition*, 2013, 46: 1691-1699.
- [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 Y, Geng T, Cai Y. A novel network model based ICA filter for face recognition[C]//*Proceedings of International Computer Conference on Wavelet Active Media Technology Information Processing*, 2017: 120-123.
- [4] Yang H X, Chen Y, Zhang F, *et al.* Face recognition based on improved gradient local binary pattern [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(6): 061004.
杨恢先, 陈永, 张翥, 等. 基于改进梯度局部二值模式的人脸识别 [J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 55(6): 061004.
- [5] 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.
- [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] Zhou X, Cao L. The sketch face recognition combining with AdaBoost and blocking LBP [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2015, 20(1): 50-58.
周汐, 曹林. 分块 LBP 的素描人脸识别 [J]. *中国图象图形学报*, 2015, 20(1): 50-58.
- [8] Déniz O, Bueno G, Salido J, *et al.* Face recognition using histograms of oriented gradients [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2011, 32(12): 1598-1603.
- [9] Chen J, Shan S G, He C, *et al.* WLD: a robust local image descriptor [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 32(9): 1705-1720.
- [10] Fang S S, Yang J C, Liu N, *et al.* Face recognition using weber local circle gradient pattern method [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2018, 77(2): 2807-2822.
- [11] Affonso A A, Rodrigues E L L, Paiva M S V D. High-boost weber local filter for precise eye localization under uncontrolled scenarios [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2018, 102: 50-57.
- [12] Yang B Q, Zhang T, Gu C C, *et al.* A novel face recognition method based on IWLD and IWBC [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2016, 75(12): 6979-7002.
- [13] Wang X H, Chen Y, Hu M, *et al.* Occluded facial expression recognition based on asymmetric region weber local descriptor and block similarity weighting [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(4): 041013.

- 王晓华, 陈影, 胡敏, 等. 基于 AR-WLD 和分块相似度加权的遮挡表情识别 [J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(4): 041013.
- [14] Liu F, Tang Z M, Tang J H. WLBP: weber local binary pattern for local image description [J]. Neurocomputing, 2013, 120: 325-335.
- [15] Yang H X, Tang J X, Tao X, *et al.* Face recognition based on histograms of weber oriented gradient [J]. Computer Engineering and Applications, 2017, 53(15): 200-205.
- 杨恢先, 唐金鑫, 陶霞, 等. 基于韦伯梯度方向直方图的人脸识别算法 [J]. 计算机工程与应用, 2017, 53(15): 200-205.
- [16] Jiang Y Y, Wang B, Zhou Y C, *et al.* Patterns of weber magnitude and orientation for uncontrolled face representation and recognition [J]. Neurocomputing, 2015, 165: 190-201.
- [17] Pillai A, Soundrapandiyan R, Satapathy S, *et al.* Local diagonal extrema number pattern: a new feature descriptor for face recognition [J]. Future Generation Computer Systems, 2018, 81: 297-306.
- [18] Roy H, Bhattacharjee D. A novel quaternary pattern of local maximum quotient for heterogeneous face recognition [J]. Pattern Recognition Letters, 2017, 113: 19-28.