

基于韦伯梯度方向直方图的人脸识别算法

杨恢先¹, 唐金鑫¹, 陶霞¹, 姜德财², 颜微²

YANG Huixian¹, TANG Jinxin¹, TAO Xia¹, JIANG Decai², YAN Wei²

1. 湘潭大学 物理与光电工程学院, 湖南 湘潭 411105

2. 湘潭大学 信息工程学院, 湖南 湘潭 411105

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

2. The College of Information Engineering of Xiangtan University, Xiangtan, Hunan 411105, China

YANG Huixian, TANG Jinxin, TAO Xia, et al. Face recognition based on histograms of Weber oriented gradient. Computer Engineering and Applications, 2017, 53(15): 200-205.

Abstract: To overcome the limitations of the traditional face recognition methods under variations in posture, expression and illumination, a method of face recognition based on Histograms of Weber Oriented Gradient (HWOG) is proposed. Differential excitation operator is firstly adopted to extract the structure and texture features of an image. Then the edge features of original image are extracted by using HOG operator. HWOG feature maps are divided into several blocks, and the concatenated histogram features calculated over all blocks is used for the feature descriptor of face recognition. Finally, the recognition is performed by using the nearest neighbor classifier. Experimental results on YALE, ORL, CAS-PEAL-R1 face databases demonstrate that proposed descriptor is effective, and also robust to variations of position, expression and illumination.

Key words: face recognition; Histograms of Weber Oriented Gradient (HWOG); differential excitation; nearest neighbor classifier

摘 要: 针对传统人脸识别算法在姿态、表情和光照等变化下而引起识别效果不佳的问题, 提出一种韦伯梯度方向直方图人脸识别算法 (HWOG)。利用差动激励提取图像的结构和纹理信息, 利用 HOG 算子提取原始图像的边缘特征, 分块统计直方图特征信息, 将所有分块的直方图串接得到人脸图像 HWOG 特征, 用最近邻分类器进行分类。在 YALE 人脸库、ORL 人脸库上和 CAS-PEAL-R1 进行实验, 实验结果表明所提算法能有效提高识别率, 且对光照、表情和姿态变化有较好的鲁棒性。

关键词: 人脸识别; 韦伯梯度方向直方图; 差动激励; 最近邻分类器

文献标志码: A **中图分类号:** TP391.4 **doi:** 10.3778/j.issn.1002-8331.1603-0011

1 引言

人脸识别由于具有友好、非侵犯性等优点在金融、司法、安保领域得到了广泛的应用, 近年来成为生物识别和机器视觉等领域的研究热点^[1]。人脸识别技术的主要难点在于特征提取、特征变换和分类器设计等方面^[2]。提取有效特征是人脸识别算法的关键, 特征提取的方法

可以分为全局特征提取和局部特征提取^[3-5]。基于局部特征提取的方法对有姿态、表情和光照等变化的人脸特征有较好的鲁棒性。

梯度方向直方图^[6] (Histograms of Oriented Gradient, HOG) 是一种有效的局部特征提取算子, HOG 能够很好地提取图像的梯度方向信息, 且对姿态、表情和光照等

基金项目: 湖南省自然科学基金 (No. 14JJ3077)。

作者简介: 杨恢先 (1963—), 男, 教授, 主要研究领域为模式识别, 数字图像处理; 唐金鑫 (1990—), 男, 硕士研究生, 主要研究领域为数字图像处理、模式识别, E-mail: tjxxtu@163.com; 陶霞 (1964—), 女, 副教授, 主要研究领域为数字图像处理; 姜德财 (1990—), 男, 硕士研究生, 主要研究领域为模式识别, 嵌入式系统; 颜微 (1989—), 女, 硕士研究生, 主要研究领域为数字图像处理、模式识别。

收稿日期: 2016-03-02 **修回日期:** 2016-04-26 **文章编号:** 1002-8331(2017)15-0200-06

CNKI 网络优先出版: 2016-09-28, <http://www.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20160928.1613.046.html>

变化具有较强的鲁棒性^[7],但HOG只考虑图像水平和垂直四个像素的梯度方向而不能很好地提取图像的结构特征信息。文献[8]提出一种HOG金字塔特征描述符(HOG Pyramid Feature, HOGPF),将一幅人脸图像进行不同尺度分析,构建图像不同尺度的HOG特征谱,对具有光照变化的人脸特征具有较好的鲁棒性。但HOGPF仅考虑图像不同尺度的特征信息,不能充分地描述人脸特征,对具有表情和姿态变化的人脸识别效果较差。文献[9]提出一种基于非下采样Contourlet梯度方向直方图人脸识别算法(Histograms of Nonsampled contourlet Oriented Gradient, HNOG)。HNOG通过非下采样Contourlet变换提取一幅人脸图像不同尺度不同方向的特征信息,取得了较好的识别效果,但该方法特征维数高,耗时长,匹配速度慢。文献[10]提出一种LBP和HOG的分层特征融合方法,将图像的纹理特征和边缘方向信息融合,取得了较好的识别效果。韦伯局部描述子(Weber Local Descriptors, WLD)是一种良好的纹理描述子,且对光照变化、噪声鲁棒^[12-13]。WLD所需要的时间和空间复杂度远小于基于Gabor滤波的方法。WLD包含差动激励和方向两部分,其中差动激励部分符合人眼视觉感知,它反映了图像的结构和纹理信息。文献[14]提出一种韦伯局部二值模式(Weber Local Binary Pattern, WLBP)算子并用于人脸识别,取得了很好的实验效果。WLBP用到了WLD的差动激励部分。差动激励是受韦伯定律启发而提出的,其反映了图像的结构和纹理信息。但WLBP没有利用梯度方向信息,而梯度方向能够提供有效的识别信息。由于差动激励能提供有效的纹理和结构信息,为了充分地利用这个特征,为此提出一种韦伯梯度方向直方图(Histograms of Weber Oriented Gradient, HWOG)人脸识别方法。首先利用差动激励提取图像的结构纹理特征,然后利用HOG提取图像的边缘和形状信息,再对差动激励特征和HOG特征进行分块,提取每一小块的直方图特征并串联构成HWOG特征,最后用最近邻分类器进行分类识别。

2 韦伯梯度方向直方图

2.1 差动激励

差动激励 $\xi(x_c)$ 能够反映图像的结构和纹理信息,差动 $\xi(x_c)$ 定义为:

$$\Delta I = \sum_{i=0}^{p-1} (\Delta x_i) = \sum_{i=0}^{p-1} (x_i - x_c) \quad (1)$$

$$G_{\text{ratio}}(x_c) = \Delta I / I \quad (2)$$

$$\xi(x_c) = \arctan[G_{\text{ratio}}(x_c)] \quad (3)$$

其中, x_i 是当前像素 x_c 的第 i 个邻域像素, I 为当前像素 x_c 的灰度值, ΔI 为邻域像素与中心点像素灰度值差的总和。 G_{ratio} 由韦伯定律得到。式(2)经过反正切函

数得到差动激励 $\xi(x_c)$, 这里 $\xi(x_c) \in [-\pi/2, \pi/2]$ 。

由公式(1)可知,其实际上是对图像进行拉普拉斯运算,因此公式(1)可以表示为:

$$\Delta I = \nabla^2 = \frac{\partial^2 f}{\partial^2 x} + \frac{\partial^2 f}{\partial^2 y} \quad (4)$$

其中, $f(x, y)$ 为输入图像, ∇^2 表示对图像进行二阶导数运算。由于拉普拉斯算子对噪声很敏感,所以文章利用高斯拉普拉斯算子来计算 ΔI 。 ΔI 可以表示为:

$$h(x, y) = \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (5)$$

$$g(x, y) = h(x, y) \otimes f(x, y) \quad (6)$$

$$\Delta I = \nabla^2 g = \nabla^2 [h(x, y) \otimes f(x, y)] \quad (7)$$

其中, $h(x, y)$ 为2D高斯函数, $g(x, y)$ 为 $h(x, y)$ 和输入图像 $f(x, y)$ 的卷积, ∇^2 表示二阶导数运算。

因此图像的差动激励 $\xi(x_c)$ 可以重新表示为:

$$\xi(x_c) = \arctan[G_{\text{ratio}}(x_c)] = \arctan\left[\frac{\Delta I}{I}\right] = \arctan\left[\frac{\nabla^2 g}{I}\right] \quad (8)$$

差动激励 $\xi(x_c)$ 反映的是中心像素点和其邻域像素灰度值的差异。图像的差动激励特征如图1所示。



(a)原图 (b)差励图

图1 差动激励特征图

2.2 梯度方向直方图

梯度方向直方图特征描述子是从SIFT^[15]算子中演变而来的,它通过计算图像的梯度并统计局部梯度方向分布信息来构成HOG特征,能很好地提取图像的边缘和形状信息。人脸图像的梯度方向直方图由每个没有重叠的 $p \times q$ 像素胞元的梯度幅值和梯度方向构成。HOG特征提取过程如下:

(1)采用中心对称梯度算子 $[-1, 0, 1]$ 和 $[-1, 0, 1]^T$ 计算水平和垂直方向梯度分量 $G_x(x, y)$, $G_y(x, y)$ 。

$$G_x(x, y) = f(x+1, y) - f(x-1, y) \quad (9)$$

$$G_y(x, y) = f(x, y+1) - f(x, y-1) \quad (10)$$

(2)计算每个像素梯度方向和梯度幅值,其计算公式分别如式(11)~(12)所示。

$$G(x, y) = \sqrt{G_x(x, y)^2 + G_y(x, y)^2} \quad (11)$$

$$\theta(x, y) = \arctan \frac{G_y(x, y)}{G_x(x, y)} \quad (12)$$

(3)在每个无重叠的像素胞元内统计梯度直方图,将梯度方向被划分成无符号的($0^\circ \sim 180^\circ$) n 个区间,梯度幅值按权值1相加到相应的梯度方向上。

(4)每个 $p \times q$ 像素胞元内的HOG 特征采用L2-norm 归一化,公式如式(13)所示,最终将每个胞元的HOG特征串接构成整幅人脸图像的HOG特征。

$$v(n) = \frac{v(n)}{\sqrt{\sum_{k=1}^{q \times p \times N} v(k)^2 + \varepsilon}} \quad (13)$$

其中, $v(n)$ 表示第 n 个HOG, ε 是一个常量,目的是防止计算结果为无穷大。

2.3 人脸识别算法

韦伯梯度方向直方图人脸识别算法特征提取过程如图2所示,具体流程描述为:

(1)利用高斯拉普拉斯计算图像的差励 $\xi(x_c)$,把差励 $\xi(x_c)$ 量化为 M 个区间 $l_m(m=0, 1, \dots, M-1)$,如式(14)~(16)所示,并对差励图像分块进行直方图统计,得到图像的结构和纹理信息。

$$l_m = [\eta_{m,l}, \eta_{m,u}] \quad (14)$$

$$\eta_{m,l} = (m/M - 1/2)\pi \quad (15)$$

$$\eta_{m,u} = [(m+1)/M - 1/2]\pi \quad (16)$$

其中, $\eta_{m,l}$ 为 l_m 的下区间, $\eta_{m,u}$ 为 l_m 的上区间。

(2)计算图像的梯度幅值和梯度方向,并分块进行直方图统计,得到图像的梯度方向分布特征。

(3)将差励直方图和梯度方向直方图串接起来形成人脸的韦伯梯度方向直方图,并用最近邻分类器进行分类。

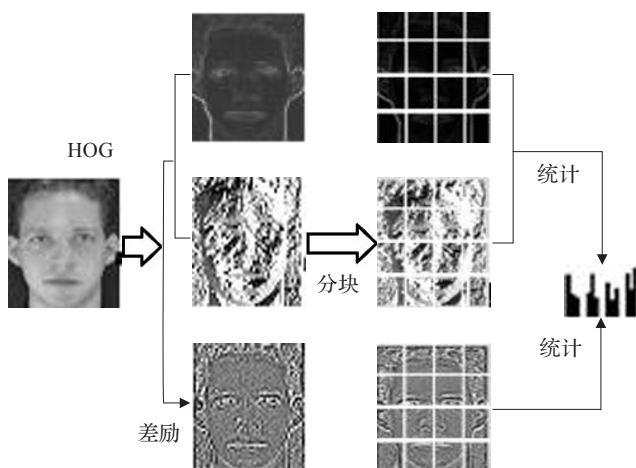


图2 HWOG特征提取流程

3 实验结果与分析

YALE人脸库包含15个人,每人11幅 100×100 像素的图像。图像包含表情、光照、遮挡(戴眼镜和不戴眼镜)等变化。ORL人脸库包含40个人的400幅人脸图像,包含表情、姿态等变化,分辨率为 112×92 像素。

CAS-PEAL-R1 共享库包含1 040人的30 900幅人脸图像,选用正面图像子库光照变化组和表情变化组进行实验。人脸库部分人脸图像如图3所示。



(a)YALE人脸库部分人脸图像



(b)ORL人脸库部分人脸图像



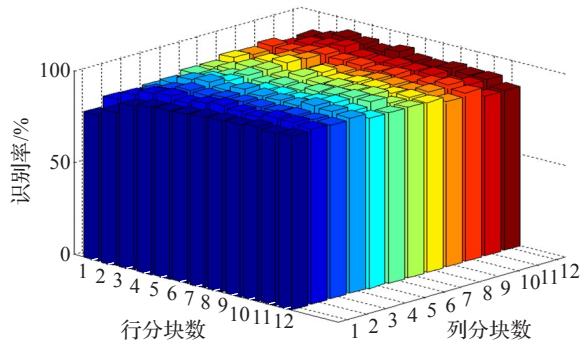
(c)CAS-PEAL-R1人脸库部分人脸图像

图3 人脸库部分人脸图像

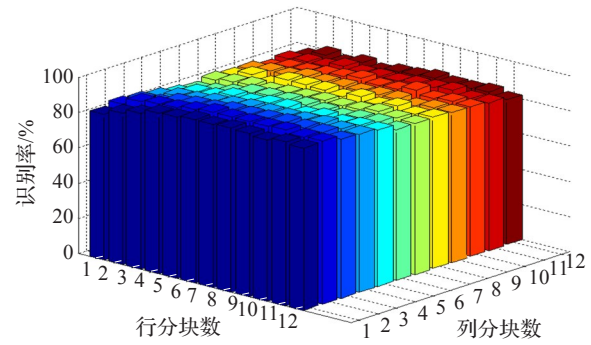
为了验证文章算法的有效性,在ORL人脸库、YALE人脸库和CAS-PEAL-R1共享库三个人脸库上进行实验测试。分别用HOG^[6]、HOGPF^[8]、Gabor+HOG、WLBP^[14]与文章算法进行对比。其中HOG, HOGPF^[8]算法在ORL人脸库、YALE人脸库、CAS-PEAL-R1人脸库分别采用 7×3 、 8×8 、 8×8 的分块数目,梯度方向数取16,全部使用最近邻分类器。

3.1 梯度方向直方图分块数和梯度方向区间量化数目

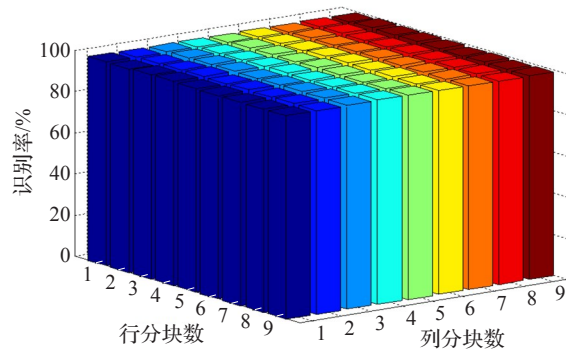
在进行直方图统计时梯度方向直方图的分块数和梯度方向区间量化数目对识别率有很大的影响。过少的分块数无法体现图像的形状分布特征和局部细节,过多的分块数会产生特征冗余而降低识别率,同时也会增加特征维数。梯度方向区间量化数目选择同样重要,过少不能很好地保留原始人脸图像的轮廓特征,丢失很多局部易分类信息,过多则会对表情、姿势等变化非常敏感。YALE人脸库和ORL人脸库上随机选取每个人的3幅图像作为训练集,其余作为测试集,取重复实验50次的均值作为最终识别率,选择最佳分块方式和梯度方向区间量化数目。梯度方向区间数取9时,YALE人脸库、ORL人脸库、CAS-PEAL-R1表情集和光照集不同分块方式的识别率如图4所示。



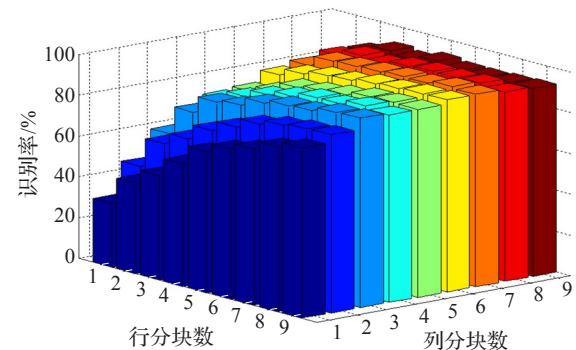
(a)YALE 人脸库采用不同分块方式下的识别率



(b)ORL 人脸库采用不同分块方式下的识别率



(c)CAS-PEAL-R1 表情集不同分块方式下的识别率



(d)CAS-PEAL-R1 光照集不同分块方式下的识别率

图4 不同分块方式在不同人脸库上的识别率

由图4可知,随着分块数的增加识别率呈现波动状态,分块数增加,特征维数变大,需要的内存空间越大,识别过程需要的时间增加。综合考虑时间、空间和识别率,YALE人脸库分块数取 11×5 ,ORL人脸库分块数取 9×2 ,CAS-PEAL-R1表情集分块数取 6×6 ,CAS-PEAL-R1光照集分块数取 9×8 。ORL人脸库的分块数比YALE人脸库和CAS-PEAL-R1人脸库表情集和光照集都少,这是因为YALE人脸库和CAS-PEAL-R1人脸库中图像姿态变化较小,而ORL人脸库的图像姿态变化较大,如图3所示,而姿态变化较大时,如果分块数过多会造成误配准使识别率下降,因此ORL人脸库的分块数应比YALE人脸库和CAS-PEAL-R1人脸库少。但是ORL人脸库的最佳列分块数比最佳行分块数减少得更多,因为姿态变化主要为人头部上下和左右旋转,而左右旋转比上下旋转会使人脸图像关键部位的边缘轮廓特征发生更大变化,而形态特征发生变化时,如果分块数过多会使识别率下降,因此姿态变化对列分块数的影响要明显大行分块。

不同人脸库,不同梯度方向数目的识别率如图5所示。由图5可知,随着梯度方向数的增加,识别率在一定范围内有明显提升,但数目增加,特征维数越高,特征提取和匹配时间也更长。综合考虑时间、空间和识别率,YALE人脸库上最佳梯度方向数取16,ORL人脸库上最佳梯度方向数取13,CAS-PEAL-R1表情集梯度方向数取10,CAS-PEAL-R1光照集梯度方向数取13。

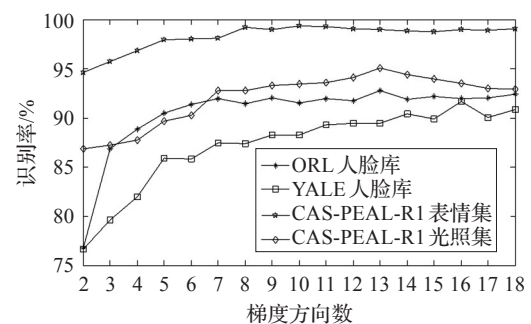


图5 不同人脸库不同梯度方向数的识别率

3.2 差励分块数和区间 M

差励主要包含人脸的结构和纹理信息,差励分块数过少,无法体现图像的结构信息,分块数过多会对表情、姿态等变化十分敏感。差励区间量化数目 M 也同样重要, M 数过少会丢失很多重要的鉴别信息, M 数过多会造成信息冗余,增加特征维数,在梯度方向直方图分块和梯度方向数取最佳的条件下,不同差励分块数和区间数 M 在不同人脸库上的识别率如图6、7所示。

由图6、7可知,YALE人脸库上获得最高识别率的差励分块数为 6×6 ,差励区间 M 为6。ORL人脸库上获得最高识别率的差励分块数为 4×4 ,差励区间 M 为8。CAS-PEAL-R1表情集上获得最高识别率的差励分块数为 2×2 ,差励区间 M 为8。CAS-PEAL-R1光照集上获得最高识别率的差励分块数为 6×6 ,差励区间 M 为6。可见YALE人脸库、ORL人脸库和CAS-PEAL-R1人脸库的差励分块数相差不大,这是因为差励特征目的是寻找

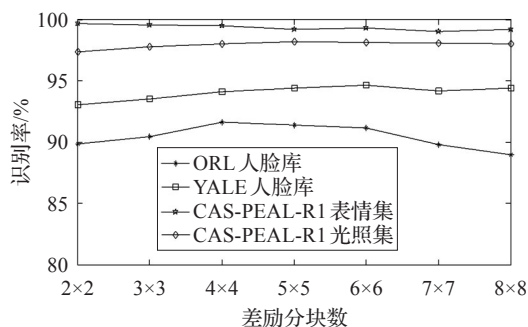


图6 不同差励分块数在不同人脸库上的识别率

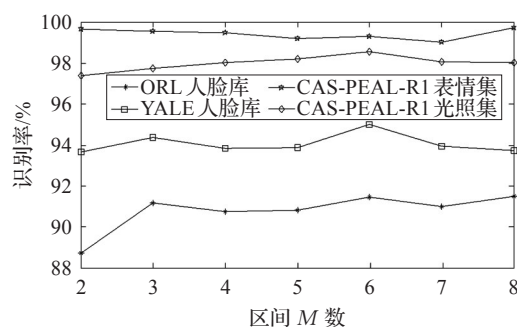


图7 不同差励区间 M 数在不同人脸库上的识别率

一幅图像在人眼视觉感知中变化比较明显的区域,对人脸图像姿态变化具有较强鲁棒性。

3.3 实验结果与分析

YALE 和 ORL 人脸库随机选取每个人的 $n(n=2, 3, 4, 5, 6, 7)$ 幅图像作为训练样本,其余的作为测试样本,取重复分类实验 50 次识别率的均值作为最终识别率。CAS-PEAL-R1 共享库的光照变化组包含 199 人每人 9 幅共 1 791 幅人脸正面图像,其中光照组选每个人的前 3 幅图像作为训练样本,其余的作为测试样本。表情变化组包含 376 人每人 5 幅共 1 880 幅人脸正面图像,其中表情组选每个人的前 2 张作为训练样本,其余的作为测试样本,将两个子集所有图像缩放为 80×80 像素。实验结果如表 1~3 所示。

表1 不同算法在 YALE 人脸库上的识别率 %

算法	每类随机选取样本数					
	2	3	4	5	6	7
HOG	87.80	91.68	93.18	93.48	93.73	93.93
HOGPF	90.62	92.58	94.11	94.71	95.73	95.83
Gabor+HOG	92.37	94.58	96.00	96.56	97.87	97.83
WLBP	94.95	98.10	98.94	99.20	99.44	99.67
HWOOG	96.76	98.32	99.10	99.36	99.64	99.83

表2 不同算法在 ORL 人脸库上的识别率 %

算法	每类随机选取样本数					
	2	3	4	5	6	7
HOG	87.94	92.36	94.17	96.00	96.64	97.33
HOGPF	89.78	94.60	95.36	96.88	98.00	98.33
Gabor+HOG	90.12	95.08	97.10	97.65	98.62	99.08
WLBP	90.20	93.82	96.26	97.12	98.22	98.53
HWOOG	91.38	95.74	98.15	98.61	99.06	99.57

表3 不同算法在 CAS-PEAL-R1

人脸库的识别率 %

算法	表情集	光照集
HOG	99.38	93.55
HOGPF	98.94	93.77
Gabor+HOG	99.47	97.85
WLBP	99.56	96.23
HWOOG	99.73	98.56

从表 1、表 2 和表 3 的实验数据可以看出 HOGPF^[8]、Gabor+HOG、WLBP^[14] 均取得较高的识别率,而 HWOOG 算法在所有算法中识别效果最为突出。HOG 只考虑图像水平和垂直四个像素的梯度方向之间的关系,提取的特征比较单一。HOGPF 算法将人脸图像不同尺度 HOG 特征用于人脸识别,在识别率上有一定提升,但忽略了图像的结构信息。Gabor+HOG 将一幅人脸图像在 5 个尺度 8 个方向上进行 Gabor 变换后提取局部特征,取得了较好的效果,但其特征维数较大计算复杂。WLBP 提取了图像的结构信息和纹理信息并融合,包含了更多的分类鉴别信息,因而识别效果较好。HWOOG 能很好地提取图像的轮廓、形位和纹理信息,并且能充分地挖掘人脸图像结构信息,增强了对人脸特征的提取能力,识别效果好,鲁棒性强。

3.4 特征维数与时间分析

为对比各算法的复杂度,在 YALE 人脸库和 ORL 人脸库进行实验,每人随机选取 2 幅图像作为训练样本,其余作为测试样本。实验时均没有对算法进行降维处理。在实际应用中各算法完成对一张人脸图像进行识别需要的时间 t 为:

$$t = T_1 + n \times T_2 \quad (17)$$

其中, T_1 表示对图像进行特征提取所需要的平均时间。 n 表示样本数,单位为千张, $n \times T_2$ 表示测试样本与所有样本图像进行一次匹配的时间。各算法在 YALE 人脸库和 ORL 人脸库的特征维数与平均耗时如表 4、5 所示,表中特征提取时间为对一张人脸图像进行特征提取所需的时间,而匹配时间为每一张测试图像与训练集其他图像随机匹配 1 000 次的时间,识别总时间为实际应用中完成对一张人脸图像识别的总时间。

表4 不同算法在 YALE 人脸库的特征维数和平均耗时

算法	维数	特征提取时间 T_1 /ms	匹配时间 T_2 /ms	识别总时间 t /ms
HOG	336	31.8	25.2	57.0
HOGPF	1 334	95.6	64.1	159.7
Gabor+HOG	20 280	453.9	234.2	688.1
WLBP	1 760	55.3	45.2	100.5
HWOOG	1 096	41.9	31.5	73.4

由表 4、5 中的维数可知, HWOOG 的特征维数比 HOGPF^[8]、Gabor+HOG、WLBP^[14] 都要小,因为利用 HWOOG

表5 不同算法在ORL人脸库的特征维数和平均耗时

算法	维数	特征提取 时间 T_1 /ms	匹配时间 T_2 /ms	识别总 时间 t /ms
HOG	1 024	32.6	14.4	47.0
HOGPF	4 096	112.2	68.3	180.5
Gabor+HOG	7 200	336.6	75.1	411.7
WLBP	468	60.5	30.1	90.6
HWOg	362	45.5	24.7	70.2

提取图像的特征只产生3个子图,且差动激励区间量化数 M 在YALE人脸库和ORL人脸库分别只取了6和8,而Gabor变换产生5个尺度、8个方向的40个子图,采用WLBP至少需要16个或59个等价模式。因此HWOg能用更少的特征维数获取更好的识别效果。在时间复杂度上,HOG用人脸图像的梯度方向作为特征,需要进行1次反正切运算;HOGPF需要3次反正切运算;Gabor+HOG需要进行40次高斯卷积运算,而HWOg仅需要1次高斯卷积、2次反正切运算。由上述分析可知,HWOg方法总体上要优于实验中其他方法。

4 结束语

提出了一种基于韦伯梯度方向直方图的特征提取方法,并应用于人脸识别。**HWOG算子中的差动激励能提取图像的结构信息和完整的纹理信息,且它提取的纹理信息更符合人类的视觉感知,而HOG能很好地描述图像梯度方向分布信息,同时对光照具有很好的鲁棒性**,最后对人脸的HWOG特征采用最近邻分类器进行分类。YALE、ORL和CAS-PEAL-R1人脸库上实验结果表明HWOG算法识别效果较为理想,且对姿态、表情和光照等变化具有较强鲁棒性,证明了HWOG算法的有效性。

参考文献:

[1] 杨秀坤,邱新启,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.

[2] 李昆明,王玲,闫海停,等.一种融合多模式单演特征的人脸识别方法[J].计算机应用研究,2014,31(4):1246-1251.
[3] 郭金鑫,陈玮.基于HOG多特征融合与随机森林的人脸识别[J].计算机科学,2014,40(10):279-282.
[4] 李岚,师飞龙,徐楠楠.自适应加权局部量化的人脸识别[J].光电工程,2013,39(12):138-142.
[5] 朱长水,丁勇,袁宝华,等.融合LBP和LPQ的人脸识别[J].南京师大学报:自然科学版,2015,38(1):104-107.
[6] Deniz O, Bueno G, Salido J, et al.Face recognition using histograms of oriented gradients[J].Pattern Recognition Letters,2011,32(12):1598-1603.
[7] 田仙仙,鲍泓,徐成.一种改进HOG特征的行人检测算法[J].计算机科学,2014,41(9):320-324.
[8] 杨冰,王小华,杨鑫,等.基于HOG金字塔人脸识别方法[J].浙江大学学报:工学版,2014,48(9):1564-1569.
[9] 奉俊鹏,杨恢先,蔡勇勇.基于非下采样Contourlet梯度方向直方图的人脸识别[J].计算机应用,2014,34(1):158-161.
[10] 万源,李欢欢,吴克凤,等.LBP和HOG的分层特征融合的人脸识别[J].计算机辅助设计与图形学学报,2015,27:640-650.
[11] Chen Jie, Shan Shiguang, Zhao Guoying, et al.WLD: A robust local image descriptor[J].IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2010,32(9):1705-1720.
[12] 刘晓霞,李峰,熊兵.基于韦伯局部特征的图像拼接检测[J].计算机工程与应用,2013,49(12):140-143.
[13] Wang B, Li W, Yang W, et al.Illumination normalization based on Weber's law with application to face recognition[J].IEEE Signal Processing Letters,2011,18(8):462-465.
[14] Liu Fan, Tang Zhenmin, Tang Jinhui.WLBP: Weber local binary pattern for local image description[J].Neurocomputing, 2013,120:325-335.
[15] Albiol A, Monzo D, Martin A, et al.Face recognition using HOG-EBGM[J].Pattern Recognition Letters,2008,29(10):1537-1543.

(上接56页)

[16] Gauvain J L, Lee C H.Maximum a posteriori estimation for multivariate Gaussian mixture observations of Markov chains[J].IEEE Transactions on Speech and Audio Poceeding, 1994,2(2):291-298.
[17] Ruszczynski A.Nonlinear optimization[M].Princeton, N J: Princeton University Press,2006.
[18] Lin C J, Weng R, Keerthi S.Trust region newton method for large-scale logistic regression[J].Journal of Machine Learning Research,2008,9(4):627-650.
[19] Deng W B.A limited memory quasi-newton method for large scale problem[J].Numerical Mathematics,1996,5(1):

71-79.
[20] Zhuang F Z, Luo P, Xiong H, et al.Cross-domain learning from multiple sources: A consensus regularization perspective[J].IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering,2010,22(12):1664-1678.
[21] 张磊.基于人机交互的内容图像检索研究[D].北京:清华大学,2001.
[22] Shi Z P, Ye F, He Q, et al.Symmetrical invariant LBP texture descriptor and application for image retrieval[C]// Proceedings of the 2008 Congress on Image and Signal Processing.Los Alamitos, CA: IEEE Computer Society, 2008:825-829.