

一种融合多模式韦伯局部特征的人脸识别方法

李昆明,王 玲,闫海婷,刘机福

(湖南大学 电气与信息工程学院,长沙 410082)

E-mail: hudalikm@163.com

摘 要: 在分析韦伯局部算子的基础上,提出一种融合多模式韦伯局部特征的人脸识别方法.该方法先用韦伯算子提取人脸图像的差分激励和方向,对差分激励进行方向累积分解,在差分激励方向累积图像上用局部二值方法提取累积图像的特征,然后对方向进行差分求取韦伯方向差分二值编码,并串接差分激励特征和韦伯方向特征,然后用基于分块的线性判别进行降维,最后计算余弦相似度.在 ORL 和 CAS-PEAL 人脸库上,实验结果表明,该方法识别性能优于基于特征脸的人脸识别和基于 Gabor 滤波的人脸识别方法.该方法不但计算复杂度和空间复杂度大幅减少,而且能够有效提取图像的可区分特征,提升系统的识别性能.

关键词: 韦伯局部算子;方向分解;累积;方向差分;特征融合

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000-1220(2014)07-1651-06

A Face Recognition Method Based on Fusion Multi-modal Weber Local Feature

LI Kun-ming, WANG Ling, YAN Hai-ting, LIU Ji-fu

(Department of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China)

Abstract: A recognition algorithm which is based on fusion multi-modal weber local features is proposed. Firstly, the algorithm extract weber difference excitation and orientation, and then decomposes and accumulates the difference excitation according to the quantization orientation, after that, codes the results using local binary pattern and extracts the histogram features. Secondly, extracts the weber orientation difference binary features and concatenates it to difference excitation features. Thirdly, reduces the dimension by block-based fisher linear discrimination. Lastly, calculates the cosine distance similarity. The experiences results obtained on the ORL and CAS-PEAL database shows that, the recognition ability of this method outperforms traditional eigenface-based algorithms and the gabor-based methods. The algorithm is not only reduces the time and space consume, but also can obtain the most powerful discriminate feature effectively.

Key words: weber local descriptor; orientation decompose; accumulation; orientation difference; feature integrate

1 引言

在过去的几十年里,人脸识别技术作为模式识别和计算机视觉领域一个重要组成部分,获得越来越多的关注.研究者采用各种各样的方法进行研究,并且取得了可喜的成绩.在早期,人们提出了方法主要是全局特征提取方法,传统的全局特征提取方法包括主元分析(Principal Component Analysis, PCA)^[1],线性判别分析(Linear Discrimination Analysis, LDA)^[2]等.在可控条件下,这些方法大部分都能取得较好的识别效果,但在表情变化、光照变化,以及遮挡的情况下,这些方法性能急剧下降.最近十几年,人们越来越多地把注意力投向局部特征提取方法研究. Gabor 小波作为一种特殊的小波,能够很好反映多尺度、多方向的图像局部特征,提取对局部变化鲁棒的特征.研究者提出一种基于 Gabor 滤波的方法基于增强型线性判别的 Gabor 特征分类(Gabor Fisher Classifier, GFC)^[3]以及 AGFC(Adaboost Gabor Fisher Classify, AG-FC)^[4],这些方法都取得较为理想的实验效果.文献[5]提出

了融合 Gabor 局部相位特征和全局本征脸的人脸识别方法.在局部纹理提取方面,文献[6]提出了一种重要的局部特征提取方法-局部二元模式(Local Binary Pattern, LBP).文献[7]成功地将该方法应用于人脸识别领域.该特征包含丰富的纹理信息和局部微小模式的分布,比如边缘、点和平坦区域.由于局部特征对表情、光照和遮挡的鲁棒性都较全局特征强.文献[8]提出一种结合 Gabor 滤波和 LBP 特征的识别方法(Local Gabor Binary Pattern, LGBP),该方法进一步提高了局部特征的鲁棒性.针对 Gabor 滤波计算慢等问题,文献[9]提出一种基于 Gabor 的快速人脸识别方法.尽管基于 Gabor 滤波的方法都取得很好的效果,但是其普遍存在计算复杂度大、空间复杂度高的问题,难以在实时应用.受韦伯定律的启发,文献[10]提出了一种简单有效的图像描述算子-韦伯局部算子(Weber Local Descriptor, WLD),并将 WLD 用于人脸检测,取得十分出色的效果.与传统的 LBP 方法不同, LBP 没有统计方向信息, WLD 中则描述了图像边缘的方向.尽管 LBP 和 WLD 差分激励都是统计邻域像素和中心像素的差异,但

收稿日期: 2013-04-23 作者简介: 李昆明,男,1988年生,硕士研究生,研究方向为数字图像处理、模式识别;王 玲,女,1962年生,博士,教授,博士生导师,研究方向为现代通信与网络技术、数字图像处理等;闫海婷,男,1988年生,硕士研究生,研究方向为图像处理、模式识别;刘机福,男,1987年生,硕士研究生,研究方向为嵌入式系统、图像处理.

分激励求取所有差异之和然后除以中心像素,这进一步提高了WLD对噪声的鲁棒性.文献[11]中证明了WLD对光照不敏感性和计算便捷性.文献[12,13]进一步提出了利用WLD进行人脸识别,取得了非常好的实验效果.

不同于文献[10,12,13]中计算韦伯二维直方图的做法,本文借鉴文献[14]中梯度直方图的方法,提出韦伯局部方向差分激励累积模式(Weber Local Orientation Difference Excitation pattern, WLODEAP)和韦伯方向差分模式(Weber Orientation Difference Pattern, WODP),并在此基础上进一步融合这两种特征,使两种特征形成互补,从而增强其判别能力,然后利用基于分块的线性判别(Block-based Fisher Linear Discrimination, BFLD)方法对特征进行降维,最后计算余弦相似度并用最邻近分类器进行分类. WLODEAP依据韦伯方向量化后的结果进行多方向块内累积分解,并采用LBP编码,充分利用了韦伯方向、差分激励和LBP算子的分类能力,有效地从多个方向和多个尺度提取图像特征;WODP采用差分二值编码,统计了中心点和邻域点的方向相似度,有效提取了局部图像的方向信息.相对于传统的基于Gabor滤波的方法, WLODEAP和WODP不仅体现在能够有效提取图像特征,而且在识别速度上要快将近5倍,同时空间消耗也仅仅是LG-BP的1/8.融合两种特征后的WLODEAP_WODP_BFLD更能进一步提高系统的识别性能.

2 韦伯局部算子

韦伯定律指出,只要激励改变量和原始激励的比值足够大,人就可以觉察出变化.受韦伯定律启发,陈杰在文献[10]提出了WLD.韦伯局部算子引入两个比值来描述图像的纹理特征,分别是差分激励和方向.

2.1 差分激励

所谓差分激励就是通过模拟人的感知来寻找图像中显著变化的地方.针对特定的图像通过计算当前像素点和其邻域像素点之间的差值和与当前像素点之商来表示图像的变化.差分激励具体表述如下:

I_0	I_1	I_2
I_7	I_c	I_3
I_6	I_5	I_4

图1 3×3图像块

Fig. 1 3×3 image patch

给定一幅静态图像 I ,令 I_c 当前中心像素点的灰度值,如图1所示 $I_i(i=0,1,\dots,P-1)$ 为当前中心像素点 I_c 的 P 个邻域像素点的灰度值.这里取 $P=8$.那么差分激励 $DE(I_c)$ 可通过(1)式计算:

$$DE(I_c) = \arctan\left(\alpha \times \frac{v_s^{00}}{v_s^{01}}\right) \quad (1)$$

其中 $\arctan(\cdot)$ 表示反正切函数, α 是差分激励加权参数,用于放大或缩小 v_s^{00}, v_s^{01} 的对差分激励的影响,提高韦伯局部算子的分类能力.差分激励范围为 $(-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2})$.

2.2 方向(Orientation)

所谓的韦伯方向,其实就是图像中每个像素点相对于邻域像素点的梯度方向.可通过(2)式计算:

$$\theta(I_c) = \arctan\left(\frac{v_s^{11}}{v_s^{01}}\right) \quad (2)$$

$$v_s^{11} = I_5 - I_1, \quad v_s^{01} = I_3 - I_7$$

由于方向 $\theta(I_c) \in (-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2})$,为了方便后续的量化和简单直观描述,同时也为了获取更多的纹理信息,进一步将 $\theta(I_c)$ 映射为 $\theta'(I_c)$,其中 $\theta'(I_c) \in [0, 2\pi]$ 上.

$$\theta'(I_c) = \arctan(v_s^{11}, v_s^{10}) + \pi$$

$$\arctan(v_s^{11}, v_s^{10}) = \begin{cases} \theta, & v_s^{11} > 0 \text{ 且 } v_s^{10} > 0 \\ \pi - \theta, & v_s^{11} > 0 \text{ 且 } v_s^{10} < 0 \\ \theta - \pi, & v_s^{11} < 0 \text{ 且 } v_s^{10} < 0 \\ -\theta, & v_s^{11} < 0 \text{ 且 } v_s^{10} > 0 \end{cases} \quad (3)$$

3 本文的方法-局部方向差分激励累积模式

在文献[10,12]中,韦伯局部描述方法已经被证实能够有效提取图像中的纹理信息,而且非常符合人的主观视觉感受,对噪声的鲁棒性非常好.而鉴于LBP在纹理分类和人脸识别方面的成功应用,同时受梯度直方图(Histogram Of Gradient, HOG)的启发,本文提出基于韦伯局部算子差分激励和方向的改进方法-韦伯局部方向差分激励累积模式和韦伯方向差分模式.韦伯局部方向差分激励累积根据韦伯方向对差分激励进行多方向分解,并且对分解后的韦伯差分激励进行块累积,然后采用LBP编码.而韦伯方向差分则通过计算方向差分,并进一步进行二值编码.

3.1 韦伯差分激励预处理

尽管韦伯局部算子已经被证明对噪声具有很好的鲁棒性,但是在本方法中,为了进一步减少噪声的影响,提高差分激励的判别能力,拟先对图像采用高斯低通滤波器进行平滑降噪.设输入图像为 I ,那么高斯滤波后的图像表示为:

$$I' = I * G(x, y, \delta) \quad (4)$$

其中符号 $*$ 表示卷积运算,而滤波器 $G(x, y, \delta)$ 可通过式子(5)计算得到:

$$G(x, y, \delta) = \frac{1}{2\pi\delta^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\delta^2}\right) \quad (5)$$

在(5)式中 δ 表示高斯滤波函数的标准差.

经过高斯滤波后,由于按照(1)式计算的差分激励范围为 $DE(I_c) \in (-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2})$,为了方便后续处理,需要将差分激励 $DE(I_c)$ 统一映射为正值,一个简单的方法就是对差分激励 $DE(I_c)$ 取绝对值,但是这样会使得 $DE(I_c)$ 的变化范围缩小,从而减少了图像中的可区分性信息.因此,为了保留图像中的可区分信息,本文采用线性平移的方式进行 $DE(I_c)$ 映射.令映射后的韦伯差分激励为 $DE'(I_c)$,那么可得:

$$DE'(I_c) = DE(I_c) + \frac{\pi}{2} \quad (6)$$

按照(6)式平移后的韦伯差分激励范围为 $DE'(I_c) \in (0, \frac{\pi}{2})$.

3.2 韦伯方向分解和差分激励累积

韦伯差分激励反映了邻域像素点和中心像素点的差异关系,与文献[12,13]求取二维直方图不同,本文依据韦伯方向对韦伯差分激励进行多方向累积分解,进一步提取某一方向上的韦伯差分激励。韦伯差分激励是统计一个小块(比如 3×3)的差分信息,虽然对光照、表情等有一定的鲁棒性,但其尺度过小,鲁棒性有待进一步提高。为了改变这种情况,本文在方向累积分解后的韦伯差分激励上进一步采用 LBP 编码,从这个意义上讲,本文提出的 WLODEAP 是一个多尺度多方向的特征描述算子,韦伯差分激励提出小范围内的信息,方向累积分解得到多方向大范围信息,在此基础上的 LBP 编码则从更大范围内提取图像特征。

由式(3)可得出韦伯方向 $\theta' \in [0, 2\pi]$,为了简化起见,同时也为了将差分激励进行多方向累积分解,故进一步将 θ' 分解成 D 个主要方向。令 $f_d(\cdot)$ 为量化分解函数,那么

$$\Phi_d = f_d(\theta') = \frac{2d}{D} \pi \quad (7)$$

$$d = \text{mod}(\lfloor \frac{\theta'}{2\pi/D} + \frac{1}{2} \rfloor, D)$$

在(7)式子中,符号 $\lfloor x \rfloor$ 表示取仅大于 x 的整数。比如, $D=6$,那么 6 个主要方向是 $\Phi_d = d\pi/3, d=0, 1, 2, \dots, D-1$ 。也就是说,在 $[-\pi/D + \Phi_d, \pi/D + \Phi_d]$ 范围内的方向值将会被量化分解为 Φ_d 。

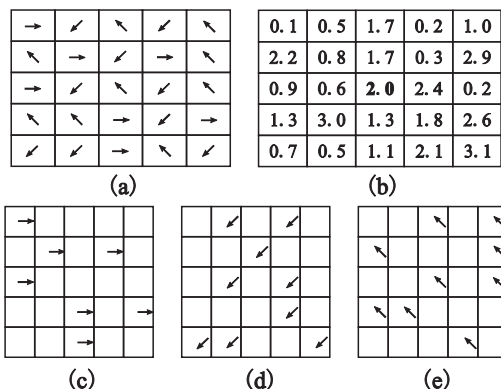


图2 (a)量化后的 Block 方向图,(b)表示对应图像块的差分激励,(c)、(d)、(e)分别是 Block 内像素点的方向
Fig.2 (a) Quantization maps of orientation,(b) difference excitation,(c)(d)(e) the orientation of every pixels in Block

根据公式(7)对方向进行量化分解后,将会得到一个分解后的方向图 Φ 。令 \bar{M} 为线性平移后的韦伯差分激励,那么在 \bar{M} 中以当前像素点 I_c 为中心取一个大小为 $n \times n$ 的块(Block),并对该 Block 按方向进行分解,简而言之就是将块内方向量化结果相同的差分激励像素点累加,作为中心像素点在该点的某一方向累积分解值。如图2所示(此时 $D=3$),可将差分激励分解成 D 个方向的差分激励分解图,如图2(c)、(d)、(e)所示,然后对每个分解后的图按 Block 大小进行累加即可。在 Block 内可用(8)式进行方向差分激励累积。

$$M_d^c = \sum_{i=0}^{n \times n} \bar{M}^i \times f(\Phi^i) \quad (8)$$

其中:

$$f(\Phi^i) = \begin{cases} 1, & \Phi^i = \Phi_d \\ 0, & \Phi^i \neq \Phi_d \end{cases} \quad d=0, 1, 2, \dots, D-1$$

其中 Φ^i 表示以 I_c 为中心的 Block 内某一点像素点的方向量化值, \bar{M}^i 为 Block 内某一点的差分激励。那么,对于差分激励内的每一点,根据公式(8)都可以用一个 $1 \times D$ 维的向量 $[M_0^c, M_1^c, \dots, M_{D-1}^c]$ 来描述其特征。比如,图2中幅值为 2.0 的像素点的方向差分激励累积直方图为 $[7.1, 1.5, 16.4]$ 。为了实现快速的计算,方向差分激励累积图像也可以采用积分图的方法进行快速计算。

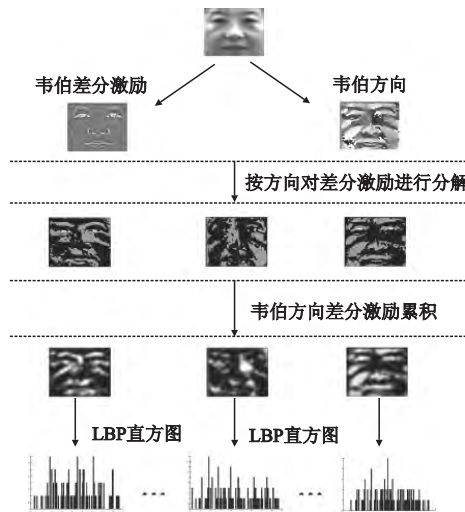


图3 WLODEAP 计算过程

Fig.3 Overview of the computation of WLODEAP

得到差分激励方向累积分解图后,为了从更大范围内提出图像特征,对方向累积分解后的差分激励图像进行 LBP 编码。设方向为 d 的差分激励累积图为 M_d ,可按(9)式计算其局部二值编码模式(LBP)。然后将(9)式得到的结果按文献[6]的方法统一映射到 59 个显著模式中。其中 P 为采样点数, d 为方向指示值。那么方向差分激励累积模式为:

$$WLOEAP_d^c = [B_d^{P-1}, \dots, B_d^0]_{binary} = [\sum_{p=0}^{P-1} \xi(M_d^c, M_d^p) \cdot 2^p]$$

$$B_d^p = \xi(M_d^c, M_d^p) = \begin{cases} 0 & M_d^c - M_d^p < 0 \\ 1 & M_d^c - M_d^p \geq 0 \end{cases} \quad (9)$$

4 韦伯方向差分二值模式

韦伯方向反映了局部图像变化的主要方向,据此,本文提出一种韦伯方向差分二值模式,该模式没有对韦伯方向进行主方向量化,转而求取更加稳定的方向差分信息,并进一步进行二值编码。由公式(3)可以得知 θ' 为分解前的方向图,那么可以通过以下方式来构造韦伯方向差分模式(Weber Orientation Different Pattern, WODP)。令 θ_c 为一个 $r \times r$ 的方向图像块中心点, θ_s 为其邻域点,方向差分二值模式定义为:

$$WODP_c = \sum_{s=0}^{S-1} f(\theta_c, \theta_s) \times 2^s \quad (10)$$

其中 S 为邻域采样点数,为了最大限度地保留中心点和邻域点图像变化的相似度信息,本文采用差分绝对值的模式来进行编码。即:

$$f(\theta_c, \theta_s) = \begin{cases} 0, & |\theta_c - \theta_s| \geq T \\ 1, & |\theta_c - \theta_s| < T \end{cases} \quad (11)$$

其中 T 是经验阈值, 与中心点相似度高的邻域点编码为 1, 相似度低的邻域点编码为 0. WODP 能够有效避免类似公式(7)中方向量化带来的相似特征损失, 比如, 两个方向分别为 0.59π 和 0.61π , 按照(7)式进行量化就量化成两个不同的方向, 但是按(11)式差分就是同一个方向, 从而避免了相似度信息的损失. 本文中, 采用 WODP 特征作为 WLODEAP 特征的互补特征, 弥补因方向量化分解带来的信息损失. 实验也将证明, 融合 WLODEAP 和 WODP 模式能够有效增强系统的识别性能.

5 WLODEAP 和 WODP 特征融合

在本文提出的 WLODEAP 和 WODP 基础上, 本文提出在特征层融合这两种特征, 并进一步利用基于分块的线性判别方法进行特征降维, 然后采用各个块的相似度累加的方法作为两张图片的总的相似度. 融合多特征的方式能够有效地提高系统的识别性能.

5.1 基于分块的 Fisher 线性判别

Fisher 线性判别通过最大化类间散度最小化类内散度的方法来达到最佳分类效果^[15]. 在线性假设的前提下, 虽然能够获得较好的判别能力和降维效果, 但在高特征维度的情况下, 往往会出现“3S”问题, 因此, 本文采用基于分块的线性判别 BFLD 来降低特征维数, 增强 WLODEAP 和 WODP 的判别能力.

针对传统线性判别中的高维特征向量, BFLD 采用“各个击破”的策略, 即将高维特征向量进行分段, 这样就将一个高维特征划分为有限个低维特征段, 然后对每一段特征独立应用独立主元分析 (PCA) 和 Fisher 准则. 这也就是所谓的“各个击破”的策略. 具体算法如下:

1. 将图像分为 K 块 (以下称为母块), 然后将每个母块再次分为 N 个子块, 并求取各子块的直方图特征 H_n , 然后按照一定的规律串接成该母块的特征向量 H_k^l .

2. 在训练集中, 抽取所有图像母块的特征向量 H_k^l , 形成 K 个训练特征集 $H_i = [H_k^1, H_k^2, \dots, H_k^L]$. L 为训练集图片张数.

3. 对每个训练特征集 H_i 独立应用 PCA 进行降维, 并且对应降维后的特征应用 Fisher 准则得出最佳投影向量矩阵 W_i .

假设图像大小为 100×100 , 7×7 分块, 方向分解参数 $D = 5$. 在传统的线性判别中, 每一张图片的 WLODEAP 特征长度为 $49 \times 5 \times 59 = 14455$ 维, 如果在进一步串合 WODP 的 12544 维特征, 图片的特征长度为 26999 维. 而采用基于分块的线性判别方法, 母块数目为 16, 子块数目为 9, 原始图像块特征维数为 4959 维, 那么原始图像特征可以分为 16 个 4959 维的低维特征, 所以同一时间要处理的特征维度大大减少, 这就有效避免了小样本问题.

5.2 相似度计算规则

本文采用余弦距离来衡量特征相似度, 余弦距离计算如下:

$$S_i = \frac{F_i^g \cdot F_i^p}{\|F_i^g\| \cdot \|F_i^p\|} \quad (12)$$

其中 S_i 为第 i 块图像的相似度, F_i^g, F_i^p 分别是注册集和测试集第 i 块的低维特征矢量. $\| \cdot \|$ 表示向量的 2-范数.

计算出每一块的相似度后, 采用多块相似度累加的方式来求取两张图片的最终相似度:

$$S = \sum_{j=1}^K S_j \quad (13)$$

融合 WLODEAP 和 WODP 特征的算法如下:

1) 分别按照 2.2 节和 2.3 节介绍的方法计算 WLODEAP 和 WODP 特征, 并且串合相应块的特征形成复合块特征 $H_j, j = 1, \dots, K$.

2) 在训练集上, 利用 BFLD 求取最佳的投影矩阵 W_j .

3) 在测试集和注册集上, 分别利用对应的最佳投影矩阵 W_j 进行投影, 获取低维特征向量 F_j .

4) 按照(12)式计算图像块的余弦相似度, 并且按照(13)式计算总的相似度.

6 实验结果及其分析

实验环境: Matlab 7.8.0, 台式计算机: XP32 位, 双核 2.60 GHz, 2GB 内存.

实验对象: ORL 人脸库包括一系列表情、光照、姿态、遮挡变化的人脸图像. 人脸库中共有 40 人, 每人 10 幅图像. 实验中每人随机抽取 1-5 张图像构成注册集, 剩下图片作为测试集. 在 ORL 人脸库上, 为消除图片选取的随机性, 本次实验独立随机选取图片重复进行 5 次实验, 取平均识别率.

表 1 在 ORL 上的识别率对比

Table 1 Recognition rate on ORL database

	LBP	LGBP	LGXP	WLODEAP	WODP
ORL(1)	0.71	0.76	0.67	0.73	0.69
ORL(2)	0.81	0.85	0.80	0.84	0.82
ORL(3)	0.87	0.94	0.90	0.94	0.87
ORL(4)	0.95	0.95	0.93	0.95	0.93
ORL(5)	0.96	0.97	0.97	0.98	0.96
时间(s)	0.06	2.6	2.3	0.34	0.10

CAS-PEAL 人脸数据库是由中国科学院构建的包括光照、姿态、背景、表情、饰物变化的人脸库. 该人脸数据库共有 1 040 人, 其中训练集包含 300 人的 1 200 幅图像, 注册集包含 1 040 人的 1 040 张图像. 背景集由不同的背景颜色变化共 553 张图像组成; 饰物集包括戴不同帽子和眼镜的 2 285 张图像组成; 光照集包括 2243 张不同光照下的图像; 表情集合包含不同表情的 1 570 张图像; 年龄集合包含 66 张时间跨度为半年的图像; 距离集合包含 275 张不同距离变化的图片. 在实验开始前, 所有图片都以眼睛为坐标对齐, 并且全部裁剪成 100×100 大小.

实验结果及其分析: 为了体现本文算法的有效性, 在 ORL 和 CAS-PEAL 上本文分别采用了 LBP, LGBP, LGXP, Eigenface, Fisherface, GFC, AGFC 作为对比算法.

表 1 中的所有方法都是采用直方图特征, 最后用直方图交计算特征相似度. ORL(n) 表示该次实验有 n 张注册图像.

从表 1 可以看出, WLODEAP 性能随着注册图像张数增加而增强, 最终达到并超越了 LGBP. WODP 效果大体跟 LBP 效果相当, 但是作为互补特征, 其优势将在 CAS-PEAL 上体现.

从表 2 可知, 在 CAS-PEAL 人脸数据库上, 本文提出的 WLODEAP 方法取得比较好的实验效果, 其识别性能要比传统的二值模式 LBP, 特征脸方法 Eigenface, Fisherface 的识别效果要好, 特别是在饰物子集, WLODEAP 要高出几十个百分点, 比基于 Gabor 滤波和线性判别的 GFC 方法要出色, 与基于 Gabor 的局部二值模式方法 LGBP 识别性能基本相当, 甚至优于 LGBP. 与 LGBP 相比, 尽管 Gabor 小波能够有效捕获对局部变化鲁棒的特征, 对光照的鲁棒性要强于韦伯差分激励中简单的像素差之和与中心像素点的比值这样的模式, 但是本文提出的 WLODEAP 在光照集合的性能也并不比 LGBP 差, 且比实验中的其他方法识别性能要好, 在其余集合上, 特别是在表情和遮挡子集, WLODEAP 的性能相对 LGBP 来说优势是明显的, 这表明, 本文提出的 WLODEAP 能够有效提取图像特征, 提供足够的判别信息, 同时其在时空复杂度上是占据绝对优势是毋庸置疑的. 而 WODP 模式尽管识别性能上不及基于 Gabor 滤波的方法, 但相对与具有相似时空复杂度的 LBP 方法来说, 其识别性能要略优于 LBP 和特征脸的方法, 这反映了方向局部差分二值模式提取的特征要优于传统基于纹理的二值模式. 由此可得出, 基于韦伯局部方向差分激励累积模式 WLODEAP 和方向差分模式 WODP 能够有效地提取图像中有利于分类的信息, 尽管采用最为简单的最邻近分类器, 所取得的效果也是较为出色的.

表 2 CAS-PEAL 人脸库上的识别结果

Table 2 Recognition rate on CAS-PEAL database

方法	识别率					
	表情	光照	饰物	距离	年龄	背景
LBP	91	15	78	98	97	98
LGBP	96	35	84	98	100	98
Eigenface ^[16]	53	18	37	74	50	80
Fisherface ^[16]	67	18	57	96	90	91
GFC ^[16]	76	33	68	94	91	94
WLODEAP	97	35	88	99	100	100
WODP	93	27	86	98	97	99
WLODEAP +						
WODP +	98	46	94	100	100	100
BFLD						

从表 2 中可以看出, 融合了 WLODEAP 和 WODP 特征的方法其在识别性能上远远胜于其实验中所采用的其他方法, 就算在 WLODEAP 和 WODP 单个模式表现稍为不佳的光照子集, 融合这两种特征的方法依然取得比 LGBP 要好的效果. 这说明了, 多特征融合的方法是有效, 由此可知 WLODEAP 和 WODP 提取的特征形成互补, 能够有效弥补任何单一特征的不足, 两者形成的复合特征能够有力地表征图像特征, 提供足够的有用信息. 同时采用 BFLD 方法能够有效地避免了传统线性判别中出现的小样本问题, 增强复合特征的判别能力, 降低复合特征的特征维度, 减小时空复杂度.

在时间复杂度上, WLODEAP 仅需要一次高斯滤波, 两次反三角和三次积分图计算, 而众所周知, 积分图的计算是十

分方便快捷的. 由表 3 可知进行一次识别所耗费的时间大概 4.95s. 融合了 WLODEAP 和 WODP 特征的方法速度稍慢, 但得益于 BFLD 训练是采用离线训练的方式, 因此其在线识别增加的时间复杂度仅仅是做一次特征线性映射, 因此所消耗的时间是微乎其微的, 实验中, 该方法也仅需要大约 6.99s, 而基于 Gabor 滤波的方法, 本次实验均采用 5 个尺度 8 个方向的 Gabor 滤波器组, 那么就至少需要 40 次滤波过程, 显然, 这时一个十分耗时的过程, 实验中 LGBP 平均耗时为 37.7s. 也就是说, 基于韦伯方向和差分激励的方法至少要比基于 Gabor 滤波的方法快 5 倍, 而且识别性能要好于基于 Gabor 滤波的方法.

表 3 在 CAS-PEAL 上的识别时间(s)

Table 3 Running time on CAS-PEAL(s)

LBP	LGBP	WLODEAP	WODP	WLODEAP_ ODP
0.92	37.7	4.95	1.61	6.99

在空间复杂度上, WLODEAP 的特征长度为 $49 \times 59 \times D$, 而由图 4 可知, 显然当 $D = 5$ 时, 识别效果最好, 对于 WLODEAP 来说, 其特征维度为 14455 维. 而采用 7×7 分块时基于 Gabor 滤波的 LGBP 维度则为 $40 \times 59 \times 49 = 115640$ 维, 大约相当于 WLODEAP 的 8 倍. 而 GFC 的特征维度在采用下采样因子为 16 时, 其原始特征维度仍然高达 25000 维, 由此可知, WLODEAP 方法相对于 Gabor 滤波方法在空间消耗方面是有很大优势的. 而从文中分析可知, WLODEAP 避免了采用高复杂度的训练, 同时也就避免训练带来的泛化能力问题. 尽管融合 WLODEAP 和 WODP 后用 BFLD 进行降维也需要训练, 但是实验结果表明, 融合 WLODEAP 和 WODP 特征采用 BFLD 降维的方法在 CAS-PEAL 人脸库上各个子集上的识别性能都能得到有效的提升, 这说明该方法有较强的泛化能力.

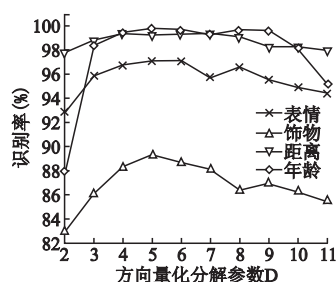


图 4 方向分解数目和识别率的关系

Fig. 4 Relations curves between quantization numbers and recognition rates

在本文提出的 WLODEAP 及其和 WODP 融合的方法中, 方向分解数目是影响该方法识别性能的一个重要因素, 为此本文着重考查方向分解数目和识别性能之间的关系, 如图 4 所示, 当方向分解数目 $D = 5$ 时, 该算法取得了最优的效果. 实际上, 参数 D 也是影响算法时间和空间复杂度的主要因素之一, 当方向分解数目 D 过大的时候, 该方法对局部变化因素(比如表情变化)的敏感性提高, 其对噪声的容忍能力下降, 从而导致鲁棒性降低, 识别性能也会下降, 同时算法时空复杂度将会急剧上升; 当 D 过小的时候, 尽管此时该方法的

时空复杂度都较小,但其抽取有效特征的能力不足,不能提供足够的可区分信息,导致其识别性能不佳,因此,选择一个合适的参数 D 是权衡识别性能和时空复杂度尤为关键的要素之一。

7 结 论

本文提出一种基于韦伯局部特征改进模式的人脸识别方法, WLODEAP 首先根据韦伯方向对韦伯差分激励进行多方向分解和累积,然后采用局部二值模式进行编码,从多个方向和尺度提取图像特征; WODP 则是韦伯方向的差分二值编码,从实验来看,这两种方法的时间复杂度和空间复杂度远远小于基于 Gabor 滤波的方法,且没有采用复杂的训练过程,避免了由于训练带来的泛化能力问题,同时,在多个脸库上的实验结果表明,这两种方法不但能够快速方便地提取人脸图像中有利的纹理信息,而且能够有效地扩大类间差异,缩小类内差异。而融合 WLODEAP 和 WODP 特征,充分利用了两种特征形成互补的复合特征,从而增强特征的信息携带能力,进而采用 BFLD 进行降维,不仅避免了传统线性判别中的小样本问题,而且进一步降低特征维度。

实验结果表明,融合 WLODEAP 和 WODP 特征后采用 BFLD 降维的方法,进一步地增强了两种特征的分类能力,提高系统的识别性能,而且其无论在时空复杂度还是识别性能上,都要较基于 Gabor 滤波的方法要好。

References:

- [1] Turk M, Pentland A. Face recognition using eigenfaces [C]. In Proceeding of Compute Society Conference on Vision and Pattern Recognition, 1991:586-591.
- [2] Belhumeur P N, Hespanha J P, Kriegman D J. Eigenfaces vs. fisherfaces: recognition using class specific linear projection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(7):711-720.
- [3] Chengjun Liu, Wechsler H. Gabor feature based classification using the enhanced fisher linear discriminate model for face recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 2002, 24(4):467-476.
- [4] Shan Shi-guang, Yang Peng, Chen Xin-lin, et al. AdaBoost gabor fisher classifier for face recognition [C]. In Proceeding of International Workshop Analysis and Modeling of Faces and Gestures, 2005:278-291.
- [5] Jiang Yan-xia, Wang Juan, Tang Cai-hong. Face recognition based on fusion of local Gabor phase characteristic and global intrinsicface [J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2012, 33(9):2091-2095.
- [6] Timo O, Pietikainen M. Multi-resolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 2002, 24(7):971-987.
- [7] Ahonen T, Harid A, Pietik M. Face description with local binary patterns: application to face recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(12):2037-2041.
- [8] Zhang Wen-chao, Shan Shi-guang, Gao Wen, et al. Local gabor binary pattern histogram sequence (LGBPHS): a novel non-statistical model for face representation and recognition [C]. In Proc of 5th International Conference on Computer Vision, Beijing, 2005:786-791.
- [9] Kong Rui, Han Ji-xuan. New fast face recognition algorithm based on Gabor filter [J]. Journal of Computer Applications, 2012, 32(4):1130-1132, 1136.
- [10] Chen Jie, Shan Shi-guang, He Chu, et al. WLD: a robust local image descriptor [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(10):1705-1720.
- [11] Wang Biao, Li Wei-feng, Yang Wen-ming, et al. Illumination normalization based on weber's law with application to face recognition [J]. IEEE Signal Processing Letter, 2011, 18(8):462-465.
- [12] Gong Da-yi, Li Shu-tao, Xiang Yin. Face recognition using the weber local descriptor [C]. The 1st Asian Conference on Pattern Recognition, Beijing, 2011:589-592.
- [13] Muhammad G, Hussain M, Alenezy F, et al. Face recognition from face images using weber local descriptor [C]. 19th International Conference on Systems, Signals and Image Processing, Vienna, Austria, 2012:421-424.
- [14] Dalal N, Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection [C]. In IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, San Diego, USA, 2005:886-893.
- [15] Richard O D, Peter E H, David G S Wrote, et al. Pattern classification [M]. Beijing: China Machine Press, 2003:96-102.
- [16] Shan Shi-guang. Study on some key issues in face recognition [D]. Beijing: Graduate University of Chinese Academy of Sciences, 2004.

附中文参考文献:

- [5] 江艳霞, 王娟, 唐彩虹. 融合局部 Gabor 相位特征和全局本征脸的人脸识别算法 [J]. 小型微型计算机系统, 2012, 33(9):2091-2095.
- [9] 孔锐, 韩估轩. 基于 Gabor 滤波器的快速人脸识别算法 [J]. 计算机应用, 2012, 32(4):1130-1132, 1136.
- [15] Richard O D, Peter E H, David G S 等著, 李宏东, 姚天翔等译. 模式分类 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2003:96-102.
- [16] 山世光. 人脸识别中若干关键问题的研究 [D]. 北京: 中国科学院研究生院, 2004.