

基于多通道 Gabor 滤波与 CS-LBP 的人脸识别方法

何中市 卢建云 余 磊

(重庆大学计算机学院 重庆 400030)

摘 要 近来,局部二值模式(Local Binary Pattern,LBP)在人脸识别中取得了成功应用。然而,LBP 提取的特征维数通常很高。而中心对称局部二值模式(Center-Symmetric Local Binary Pattern,CS-LBP)采用中心对称思想对图像进行编码,能够显著降低提取的特征的维数。为此,将 CS-LBP 应用于人脸图像特征提取,并结合多通道 Gabor 滤波,提出了基于多通道 Gabor 滤波与 CS-LBP 的人脸识别算法。在 Yale,ORL,FETER 标准人脸库上的实验结果表明,相比局部二值模式,CS-LBP 以提取更少的特征维数取得了相当的识别率,并且,基于多通道 Gabor 滤波的 CS-LBP 能显著提高识别精度。

关键词 中心对称局部二值模式,多通道 Gabor 滤波,特征提取,人脸识别

中图法分类号 TP391.41 **文献标识码** A

Face Recognition Method Based on Multi-channel Gabor Filtering and Center-Symmetric Local Binary Pattern

HE Zhong-shi LU Jian-yun YU Lei

(College of Computer Science,Chongqing University,Chongqing 400030,China)

Abstract In recent years,Local Binary Pattern (LBP) has been successfully applied to face recognition. However, the dimensionality of the feature vector extracted by LBP is usually very high. On the contrary,Center-Symmetric Local Binary Pattern (CS-LBP) encodes the image with the technique of Center Symmetry. As a result,CS-LBP can largely reduce the extracted feature dimension. Therefore,in this paper,CS-LBP was employed to extract features from facial images,and then a new face recognition algorithm based on multi-channel Gabor filtering (MCGF) and CS-LBP was brought forward. Experimental results on Yale,ORL and FETER face databases demonstrate that compared with LBP, CS-LBP can achieve the comparable performance in terms of recognition rate with lower feature dimensionality. Additionally,CS-LBP based on MCGF can increase the accuracy obviously.

Keywords Center-symmetric local binary pattern,Multi-channel Gabor filtering,Feature extraction,Face recognition

1 引言

自动人脸识别技术是机器视觉领域的重要研究内容^[1]。相对于指纹、虹膜等其它生物特征识别方法,人脸识别具有采集方便、非侵扰性等特殊优势,因而具有非常广泛的应用前景,正在引起学术界和商业界越来越多的关注。在信息检索领域,人脸识别可帮助检索人物图片资料;在自动监控系统、人机交互以及智能系统等领域,人脸识别研究及应用都具有十分重要的意义。

经过近几十年的发展,人脸识别研究取得了很大的进步,各种各样的人脸识别算法也相继被提出^[2]。归纳起来,这些算法大致分为 3 类:(1)基于人脸局部特征的识别方法,如弹性图匹配^[3]、局部二值模式(Local Binary Pattern,LBP)^[4]等;(2)基于人脸整体特征的识别方法,如主元分析法(Principle Component Analysis,PCA)^[5]、线性判别分析法(Linear Discriminant Analysis,LDA)^[6]等;(3)基于人脸整体与局部特征融合的识别方法,如基于特征脸与特征眼、鼻和嘴融合的方法^[7]等。

基于局部特征的人脸识别算法,如 LBP,其提取的局部特征对表情、光照、遮挡等变化较全局人脸模式具有更好的鲁棒性,因此取得了很好的识别效果,但 LBP 提取的特征维数通常很高。而采用中心对称局部二值模式^[8](Center-Symmetric Local Binary Pattern,CS-LBP)能够极大降低特征维数,本文将用来提取人脸特征。由于 Gabor 滤波对人脸图像变化具有鲁棒性,因此,我们结合多通道 Gabor 滤波与 CS-LBP,提出了基于多通道 Gabor 滤波的 CS-LBP 人脸图像鲁棒性特征提取算法。在公共测试人脸库 Yale,ORL 与 FERET 上的实验结果表明,CS-LBP 在提取更少特征维数的同时,取得了与 LBP 相当的识别率,而且与多通道 Gabor 滤波结合所提取的特征对人脸表情、光照、遮挡等变化具有更好的鲁棒性,明显提高了识别精度。

2 CS-LBP 描述

CS-LBP 是在传统 LBP 基础上,引入中心对称思想对图

到稿日期:2009-07-15 返修日期:2009-09-30 本文受国家 863 计划项目(2007AA01Z423)与重庆市自然科学基金项目(CSTC,2007BB2134)资助。

何中市(1965—),男,教授,博士生导师,CCF 会员,主要研究方向为图像处理、机器学习、自然语言处理,E-mail:zshe@cqu.edu.cn;卢建云(1982—),男,硕士生,主要研究方向为图像处理、机器学习;余磊(1980—),男,博士生,主要研究方向为图像处理、人脸识别。

像进行编码。在所定义的邻域内,CS-LBP 算子重新定义了像素值之间比较的规则,即仅仅比较邻域内以中心像素值为中心对称的像素值对,大于等于则为 1,反之为 0。然后,按顺序得到一个二进制串,并转换为十进制数作为该中心像素值的编码。CS-LBP 原理如图 1 所示。

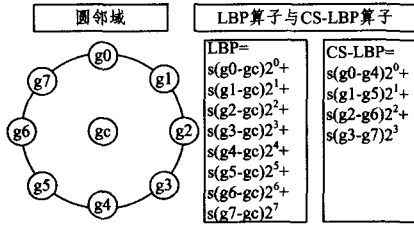


图 1 CS-LBP 原理

在图 1 中,左侧图表示所定义的圆邻域(8,1),右侧图表示对邻域中心像素值 g_c 分别进行 LBP 编码和 CS-LBP 编码^[8]。其中,LBP 编码规则如式(2)和式(3)所示,CS-LBP 编码规则如式(1)和式(3)所示。

$$CS-LBP_{(P,R)}(x,y) = \sum_{i=0}^{(N/2)-1} s(g_i - g_{i+(N/2)}) 2^i \quad (1)$$

$$LBP_{(P,R)}(x,y) = \sum_{i=0}^{N-1} s(g_i - g_c) 2^i \quad (2)$$

$$s(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

式(1),式(2)中, (P,R) 表示圆邻域, R 是圆周半径, P 是圆周上的像素点个数, $N=P$ 。在 (P,R) 邻域内,LBP 算子是比较中心像素值与其周围其它像素值的大小,得到一个长度为 P 的二进制模式串,然后转换成十进制数;而 CS-LBP 是比较以中心像素值为中心对称的像素值对,得到一个长度为 $P/2$ 的二进制模式串,同样转换成十进制数。由上述分析可知,采用 CS-LBP 算子进行编码,得到的二进制模式串长度变成了原来的一半,然而 CS-LBP 提取特征的维数降低至原来的 $1/2^{P/2}$ 。因此将其用于人脸图像的特征提取,可以减少存储空间的需求及计算时间开销。

3 基于多通道 Gabor 滤波的 CS-LBP

由于多通道 Gabor 滤波能提取人脸图像在多尺度、多方向下的局部细节信息,对外界环境如光照、表情等变化具有较强的鲁棒性,因此提出了基于多通道 Gabor 滤波的 CS-LBP 来提取人脸图像鲁棒性特征。

3.1 Gabor 滤波

Gabor 小波变换由一组不同尺度、不同方向的滤波器组成,可分析各个尺度和各个方向上图像的灰度变化。Gabor 小波具有良好的时频局部化特性和多分辨率特性,具有提取图像局部细微变化的能力。因此,Gabor 小波变换对光照变化、图像旋转和变形具有一定的鲁棒性。Gabor 小波的核函数^[9]表示如下:

$$\psi_{\mu,\nu}(z) = \frac{||K_{\mu,\nu}||^2}{\sigma^2} e^{(-||K_{\mu,\nu}||^2 ||z||^2 / 2\sigma^2)} [e^{iK_{\mu,\nu}z} - e^{-\sigma^2/2}]$$

式中, $z=(x,y)$, $||\cdots||$ 表示范数运算, $K_{\mu,\nu} = k_v e^{i\mu}$, $K_v = \frac{K_{\max}}{f^v}$, $\phi_\mu = \frac{\pi\mu}{8}$, $\phi_\nu \in [0,\pi)$, μ 和 ν 分别表示滤波器的方向和尺度。通过调整 μ 和 ν 来选择滤波器的方向和尺度。通常情况下, $\nu \in \{0,1,2,3,4\}$, $\mu \in \{0,1,2,3,4,5,6,7\}$, $K_{\max} = \pi/2$, $f = \sqrt{2}$ 。图 2 显示了一幅图像的 Gabor 幅值图谱,相关参数

为: $\nu \in \{0,1,2\}$, $\mu \in \{0,1,2,3,4,5,6,7\}$, $\sigma = 2\pi$, $K_{\max} = \pi/2$, $f = \sqrt{2}$ 。

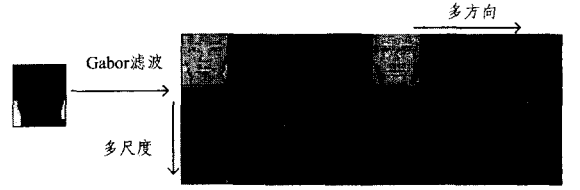


图 2 Gabor 滤波

3.2 多通道 Gabor 特征图像

为了降低 Gabor 特征的维数,按如下两种方法组合 Gabor 滤波图像,所得多通道 Gabor 特征图像减少了 Gabor 滤波图像数目,并保持了原 Gabor 滤波图像在多尺度下、多方向上的局部细节信息。Gabor 滤波图像的两种组合方法如下:

(1) 不同尺度下的多通道 Gabor 特征图像

将每个尺度下的各方向 Gabor 滤波图像叠加,得到多尺度 Gabor 特征图像 (Multi-Frequency Gabor Channel, MF-GC),如图 3 所示。

(2) 不同方向上的多通道 Gabor 特征图像

将每个方向上的各尺度 Gabor 滤波图像叠加,得到多方向 Gabor 特征图像 (Multi-Orientation Gabor Channel, MOGC),如图 4 所示。

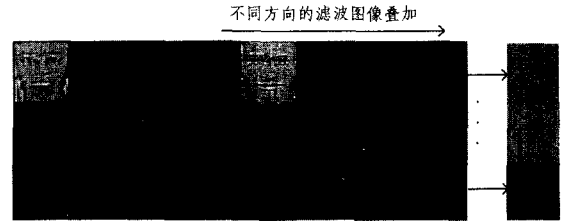


图 3 MF-GC 特征图像

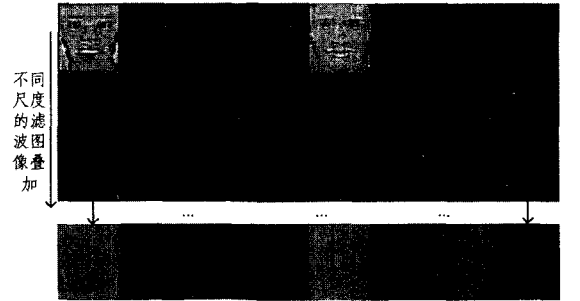


图 4 MOGC 特征图像

3.3 多通道 Gabor 滤波的 CS-LBP 算法描述

基于多通道 Gabor 滤波与 CS-LBP 的人脸图像特征提取算法主要包括以下几个步骤:(1)用 Gabor 小波对灰度图像进行滤波,并按 3.2 小节所提方法对 Gabor 滤波图像进行组合,即得到 MF-GC 与 MOGC;(2)采用 CS-LBP 算子对 MF-GC 与 MOGC 进行图像编码;(3)将每个 CS-LBP 编码图像分成互不重叠的子图像,并统计子图像 CS-LBP 直方图;(4)将每个统计直方图拼接成一维的直方图特征向量。

经过上述 4 个步骤的特征提取,得到每个训练样本的特征向量。在人脸识别阶段,采用 χ^2 距离函数^[10]来计算测试样本与训练样本的特征相似度。 χ^2 距离函数如式(4)所示。

$$\chi^2(T,S) = \sum_{i=1}^P \sum_{j=1}^P \frac{(T(i) - S(i))^2}{T(i) + S(i)} \quad (4)$$

式中, T 表示训练样本的一维直方图特征向量, S 表示测试样本的一维直方图特征向量, P 表示子图像个数, Q 表示子图像直方图的 bins 数。 r 和 i 分别是 P 和 Q 的索引。

4 实验结果与分析

为了验证本文提出的人脸图像特征提取算法的有效性, 在 Yale, ORL, FERET 标准人脸库上对比了 LBP, CS-LBP, 基于 MFGC 与 MOGC 的 CS-LBP 4 种算法的识别性能, 在实验过程中, 将所有图像裁减并采用双线性插值将其大小调整到 64×64 。

4.1 分块子图像大小与直方图 bins 的选择

分块子图像的大小对识别性能有一定的影响: 如果分块过大(其极端情况是原图像大小), 则无法体现图像局部区域分析的优势; 如果分块过小(其极端情况是像素级分析), 将增强图像的配准敏感性, 且提取的特征容易引入图像噪声^[11]。同时, 对直方图 bins 数目的选取也会对识别性能有一定影响。为合理选取分块大小和直方图 bins 数目, 在 Yale 标准人脸库上进行实验, 以选择出最适合 CS-LBP 和 LBP 的分块子图像大小和直方图 bins 数目。

Yale 标准人脸库包含 15 个人, 每个人有 11 幅图像, 共有 165 幅正面人脸图像。其中, 包含了人脸表情、光照、遮挡等变化。Yale 中一个人的部分图像如图 5 所示。



图 5 Yale 中一个人的部分图像

在实验过程中, 随机选取 5 幅图像做训练, 将余下的图像做测试, 重复 10 次实验, 结果取 10 次实验的平均值。分块子图像大小和直方图 bins 数目对 CS-LBP 和 LBP 的影响的实验结果分别如图 6 和图 7 所示。

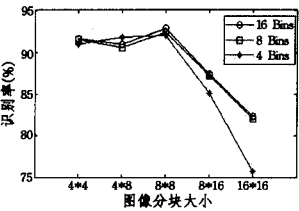


图 6 图像分块大小和 bins 对 CS-LBP 的影响

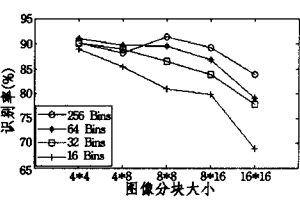


图 7 图像分块大小和 bins 对 LBP 的影响

从图 6 可以看出, 当图像分块不大时, bins 数目对识别率的影响不是很大; 反之, bins 数目越少, 识别率越低。无论 bins 是 16, 8 或 4, 识别率都在图像分块大小为 8×8 时达到了最高, 而当 bins 是 16 和 8 时, 两个识别率曲线很接近, 所以为 CS-LBP 算法参数选择图像分块大小为 8×8 , bins 数目为 8。

图 7 中, 只有图像分块大小是 4×4 时, bins 数目对识别率的影响不是很大。当 bins 数目是 256 时, 识别率曲线整体最优, 而且在图像分块大小是 8×8 时达到了最高, 所以为

LBP 算法参数选择图像分块大小为 8×8 , bins 数目为 256。此时, 分别为 LBP 和 CS-LBP 算法选定了最优参数, 用于下面的实验。

4.2 Yale 人脸库上的实验结果

在上面 4.1 小节详细介绍了 Yale 标准人脸库的基本情况, 在此就不再赘述。实验方案如下, 分别随机选取每个人的 3, 4, 5, 6, 7 幅图像作为训练样本, 将余下的图像作为测试样本, 重复 10 次实验, 结果取 10 次实验的平均值。上述 4 种算法的实验对比结果如表 1 所列。

表 1 Yale 上 4 种算法识别率(%)的实验结果

训练样本个数	3	4	5	6	7
LBP	88.17	89.33	90.78	92.40	93.00
CS-LBP	88.83	90.67	92.33	93.33	93.50
MFGC+CS-LBP	85.50	88.19	90.56	93.00	93.83
MOGC+CS-LBP	90.08	91.43	93.22	94.27	95.00

表 1 显示: (1) 在不同的训练样本下, CS-LBP 算法相比 LBP 算法取得了相当的识别率, 在训练样本为 4, 5, 6 时, 识别率都提高了近 1%; (2) MFGC+CS-LBP 算法与 CS-LBP 算法相比, 在训练样本为 3, 4, 5 时, 识别率有所下降, 而与 LBP 算法相比, 识别率差别不大; (3) 在各种情况下, MOGC+CS-LBP 算法都取得了最好的识别率, 相比 LBP 算法识别率提高了 2% 左右, 较 CS-LBP 算法识别率提高了 1% 左右。

然后, 对 4 种算法提取 1 个样本的特征维数, 以及利用它们训练 5 个样本和用最近邻分类器测试 1 个样本所需的时间进行了实验对比。训练和测试样本所需时间取 10 次实验的平均值。实验结果如表 2 所列。实验机器配置如下: CPU Pentium Dual-Core T2080, 主频 1.73GHz, 内存 1.5G。

表 2 4 种算法提取特征维数及训练和测试时间的实验结果

	特征维数	训练时间(s)	测试时间(s)
LBP	16384	14.30	0.06
CS-LBP	512	0.27	0.03
MFGC+CS-LBP	1536	12.32	0.11
MOGC+CS-LBP	4096	17.10	0.27

从表 2 可知: (1) CS-LBP 算法提取的特征维数是 LBP 的 $1/32$, 基于 MFGC 和 MOGC 的 CS-LBP 算法提取的特征维数也远远低于 LBP 算法, 分别是其的 $1/10$ 和 $1/4$; (2) 在训练样本所需时间上, CS-LBP 具有较大优势, 所需时间大约是其它 3 种算法的 $1/50$; (3) 在测试时间方面, CS-LBP 算法仍处于优势地位, 所需时间是 LBP 的 $1/2$, 测试所需时间最长的是 MOGC+CS-LBP 算法, 不过也只需 0.27s。因此, CS-LBP 比 LBP 在提取特征维数、训练和测试样本所需时间上更有优势, 能更加有效地提取人脸图像特征。

4.3 ORL 人脸库上的实验结果

ORL 人脸库包含 40 个人, 每个人有 10 幅图像, 共 400 幅人脸图像。其中, 每个人的图像包含了表情、轻微姿态偏转、遮挡等变化。图 8 为 ORL 人脸库中一个人的 10 幅人脸图像。

在实验中, 分别随机选取每个人的 3, 4, 5, 6 幅图像作为训练样本, 余下的图像作为测试样本。重复 10 次实验, 结果取 10 次实验的平均值。上述 4 种算法的实验对比结果如表 3 所列。

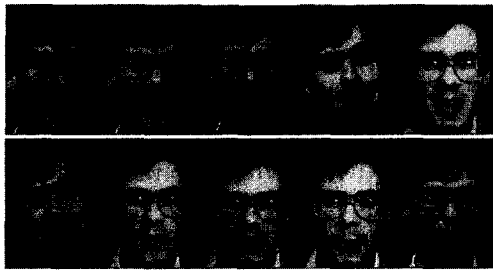


图8 ORL 中一个人的 10 幅图像

表3 ORL 上的 4 种算法识别率(%)的实验结果

训练样本个数	3	4	5	6
LBP	86.93	91.08	94.10	96.00
CS-LBP	88.90	91.07	94.40	96.00
MFGC+CS-LBP	88.36	91.79	93.50	94.69
MOGC+CS-LBP	90.32	93.54	95.65	97.00

表3显示:(1)在不同训练样本下,CS-LBP 算法相比 LBP 算法以提取更少的特征获得了相当的识别率;(2)MFGC+CS-LBP 算法较 LBP,CS-LBP 算法,获得了相近的识别率;(3)从整个表3可以看出,MOGC+CS-LBP 算法取得了最好的识别率。

4.4 FERET 人脸库上的实验结果

从 FERET 标准人脸库中选取 120 个人,每人选取 6 幅图像,共 720 幅人脸图像。每人所选取的图像包含有人脸的表情、光照及年龄的变化。图9是从 FERET 标准人脸库中选取的一个人的 6 幅图像。

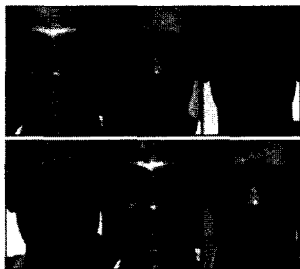


图9 从 FERET 中选取一个人的 6 幅图像

在实验中,分别随机选取每个人的 2,3,4 幅图像作为训练样本,余下的图像作为测试样本。重复 10 次实验,结果取 10 次实验的平均值。上述 4 种算法的实验对比结果如表4所列。

表4 FERET 上 4 种算法识别率(%)的实验结果

训练样本个数	2	3	4
LBP	82.79	88.86	92.33
CS-LBP	82.21	89.00	91.79
MFGC+CS-LBP	85.86	90.03	92.00
MOGC+CS-LBP	87.37	91.42	93.00

表4显示:(1)CS-LBP 算法较 LBP 算法取得了相近的识别率;(2)较 LBP,CS-LBP 两种算法,基于 MOGC 和 MFGC

结合 CS-LBP 的算法取得了较好的识别率;(3)而 MOGC+CS-LBP 算法仍取得了最高识别率。

综上实验对比分析表明:(1)CS-LBP 算法较 LBP 算法取得了相近的识别率,但 CS-LBP 提取的特征更少,训练和测试样本时间更短;(2)相比 LBP 和 CS-LBP 算法,MFGC+CS-LBP 算法识别性能不是很稳定,可能由于 MFGC 特征图像太少或者 Gabor 滤波图像叠加的方式不是很合理,引入了图像噪声;(3)MOGC+CS-LBP 算法相比其它 3 种算法取得了最好的识别率,提高了识别率的精度。由此可见,结合多通道 Gabor 滤波所提取的特征对人脸表情、轻微的姿态偏转、光照、遮挡等变化因素具有很好的鲁棒性,能够提高识别率精度。

结束语 本文将 CS-LBP 算法用于人脸图像的特征提取,极大地减少了 LBP 算法所提取特征的维数,并且将其与多通道 Gabor 滤波结合,以提取更鲁棒的人脸特征。在 Yale,ORL 和 FERET 标准人脸库上的实验表明,相对于 LBP,CS-LBP 算法在特征较少、训练和测试样本所需时间更短的情况下取得了相当的识别率。而且基于多通道 Gabor 滤波的 CS-LBP 算法,即 MOGC+CS-LBP 算法提取的特征对人脸图像变化具有较好的鲁棒性,相比 LBP 和 CS-LBP 算法,提高了识别率,证实了文中所提算法的可行性和有效性。

参考文献

- [1] 李耀东,崔霞,肖柏华,等.自动人脸识别技术综述[J].计算机科学,2002,29(12):1-11
- [2] Andrea F A,Michele N,Daniel R,et al. 2D and 3D face recognition:a survey[J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(14): 1885-1906
- [3] Wiskott L,Fellous J-M,Krüger N,et al. Face Recognition by Elastic Bunch Graph Matching[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(7)
- [4] Ahonen T,Hadid A,Pietikainen M. Face description with local binary patterns,application to face recognition[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(12):2037-2041
- [5] Turk M, Pentland A. Eigenfaces for recognition [J]. J. Cogn. Neurosci, 1991, 3(1):71-86
- [6] Belhumeur P N,Hespanha J P,Kriegman D J,et al. Fisherfaces: recognition using class specific linear projection [J]. IEEE Trans. on PAMI, 1997, 19(7):711-720
- [7] Moghaddam P A,Starner B T. View-based and modular eigenspaces for face recognition[C]//Proc. of IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition, 1994:84-91
- [8] Marko H, Matti P, Cordelia S. Description of interest regions with center-symmetric local binary pattern[C]//Conference on Computer Vision Graphics and Image Processing, 2006, 4338: 58-69
- [9] Lee T S. Image representation using 2 D Gabor wavelets [J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18(10):959-971
- [10] Marcel S,Rodriguez Y,Heusch G. On the recent use of local binary patterns for face authentication[J]. International Journal of Image and Video Processing, 2007
- [11] Zhang W C,Shan S G,Gao W,et al. Local gabor binary pattern histogram sequence (LGBPHS): a novel non-statistical model for face representation and recognition[C]//10th IEEE International Conference on Computer Vision, 2005:786-791

(上接第 253 页)

- [6] Xu Dong, Yan Shuicheng, Tao Dacheng, et al. Marginal fisher analysis and its variants for human gait recognition and content-based image retrieval [J]. IEEE Trans. on Image Processing, 2007, 16(11):2811-2821
- [7] 宋枫溪,程科,杨静宇. 最大散度差和大间距线性投影与支持向量[J]. 自动化学报, 2004, 30(6):890-896
- [8] 刘永俊,陈才扣. 最大散度差鉴别分析及人脸识别[J]. 计算机工

程与应用, 2006, 42(34):208-210

- [9] Yang Jian, Zhang D, Frangi A F, et al. Two-Dimensional PCA: A New Approach to Appearance-Based Face Representation and Recognition [J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(1):131-137
- [10] Yang Jian, Yang J Y. From image vector to matrix: a straightforward image projection IMPCA vs. PCA [J]. Pattern Recognition, 2002, 35(9):1997-1999