



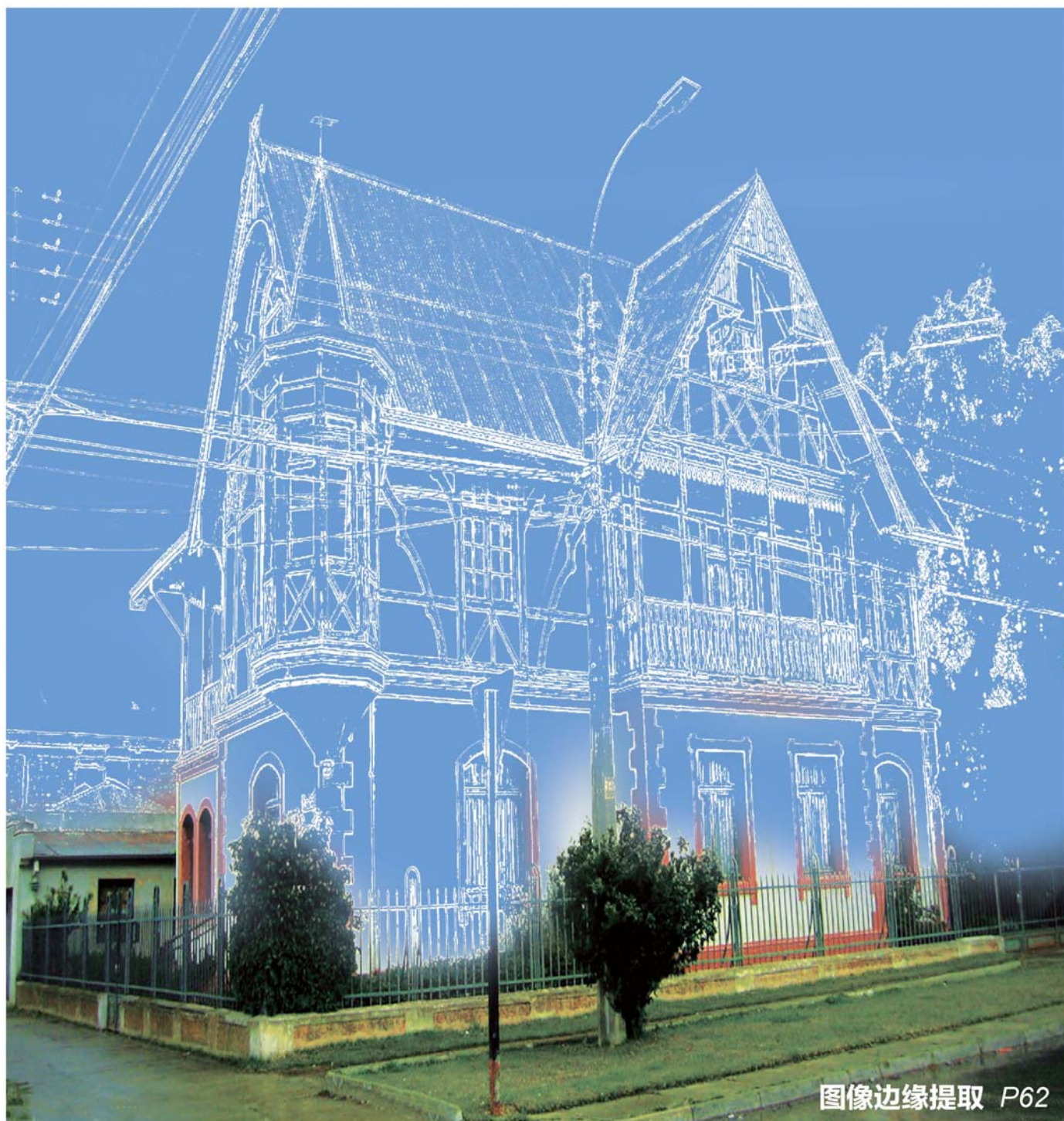
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

主办: 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

2014
01
VOL.19

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB



图像边缘提取 P62



第19卷第1期（总第213期）

2014年1月16日

中国精品科技期刊
中国国际影响力优秀学术期刊
中国科技核心期刊

版权声明

凡向《中国图象图形学报》投稿，均视为同意在本刊网站及CNKI等全文数据库出版，所刊载论文已获得著作权人的授权。本刊所有图片均为非商业目的使用，所有内容，未经许可，不得转载或以其他方式使用。

Copyright

2013 all rights reserved by Journal of Image and Graphics, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS. The content (including but not limited text, photo, etc) published in this journal is for non-commercial use.

主管单位 中国科学院

主办单位 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

主 编 李小文

编辑出版《中国图象图形学报》编辑出版委员会

邮政信箱 北京9718信箱

邮 编 100101

电子信箱 jig@irsa.ac.cn

电 话 010-64807995

网 址 www.cjig.cn

广告经营许可证 京朝工商广字第0361号

总 发 行 北京报刊发行局

订 购 全国各地邮局

海外发行 中国国际图书贸易集团有限公司
(邮政信箱：北京399信箱 邮编：100048)

印刷装订 北京科信印刷有限公司

Journal of Image and Graphics

Title inscription: Song Jian

Monthly, Started in 1996

Superintended by Chinese Academy of Sciences

Sponsored by Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS
China Society of Image and Graphics

Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

Editor-in-Chief LI Xiaowen

Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of
Image and Graphics

P.O.Box 9718, Beijing, P.R.China

Zip code 100101

E-mail jig@irsa.ac.cn

Telephone 010-64807995

Website www.cjig.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals

Domestic All Local Post Offices in China

Overseas China International Book Trading Corporation
(P.O.Box 399, Beijing 100048, P.R.China))

Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

CN 11-3758/TB

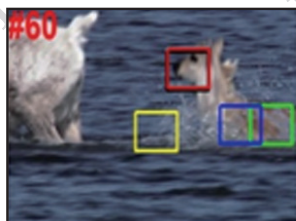
ISSN 1006-8961

CODEN ZTTXFZ

国外发行代号 M1406

国内邮发代号 82-831

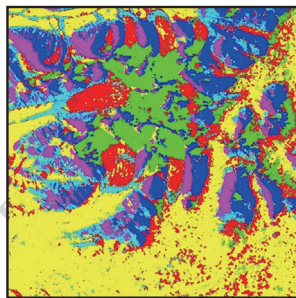
国内定价 50.00元



基于 L_2 范数最小化的实时目标跟踪(第36页)



数字地球渲染中单精度浮点数误差改正(第119页)



全极化合成孔径雷达影像地形纠正及其在雪冰制图中的应用(第150页)

图像处理和编码

图像阈值化的自适应粗糙熵方法

吴涛 0001

利用局部极值点特性的多聚焦图像快速融合

杨达, 王孝通, 徐冠雷, 吴俊波 0011

摄像机位姿的高精度快速求解

李书杰, 刘晓平 0020

整数变换实现大容量图像无损信息隐藏

邱应强 0028

图像分析和识别

基于 L_2 范数最小化的实时目标跟踪

齐美彬, 杨勋, 杨艳芳, 陆磊, 蒋建国 0036

利用七宫格的遮挡车辆凹性检测与分割

刘万军, 陈虹宇, 姚雪, 曲海成 0045

基于体素的人手结构自动估测

姚争为, 潘志庚 0054

结合高斯加权距离图的图像边缘提取

贾迪, 孟祥福, 孟琰, 董娜, 方金凤 0062

基于标定的任意半径柱面上2维条形码畸变校正

王伟, 何卫平, 郭改放, 牛晋波, 曹西征 0069

面向惯性约束聚变实验靶图像的快速椭圆检测

吴倩, 邹伟, 徐德, 张峰 0076

融合MBP和EPMOD的人脸识别

闫海婷, 王玲, 李昆明, 刘机福 0085

遮挡目标的分片跟踪处理

张彦超, 许宏丽 0092

图像理解和计算机视觉

多尺度分析的运动注意力计算

刘龙, 樊波阳 0101

多尺度空间判别性概率潜在语义分析的场景分类

季海峰, 高隽, 郑鹏, 王婧 0109

计算机图形学

数字地球渲染中单精度浮点数误差改正

李尚林, 郑利平, 张静, 杨柳青 0119

医学图像处理

小波与双边滤波的医学超声图像去噪

张聚, 王陈, 程芸 0126

Contourlet变换系数加权的医学图像融合

张鑫, 陈伟斌 0133

遥感图像处理

滑坡高分辨率遥感多维解译方法及其应用

鲁学军, 史振春, 尚伟涛, 周和颐 0141

全极化合成孔径雷达影像地形纠正及其在雪冰制图中的应用

符思涛, 李震, 田帮森 0150

结合邻域相关影像与最大相关性最小冗余性特征选择的面向对象变化检测

邹利东, 潘耀忠, 朱文泉, 周公器, 李宜展 0158

CONTENTS

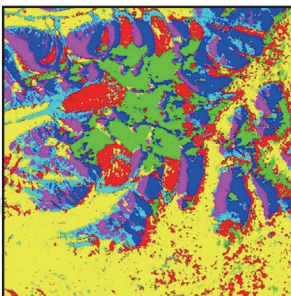
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Real-time object tracking based on L_2 -norm minimization(P36)



Correction method of single-precision floating-point error for digital Earth rendering(P119)



Topographic correction of polarimetric synthetic aperture radar and its application in snow and ice mapping(P150)

Image Processing and Coding

- Adaptive rough entropy method for image thresholding
Wu Tao 0001
- Multi-focus image fusion based on properties of local extrema
Yang Da, Wang Xiaotong, Xu Guanlei, Wu Junbo 0011
- An accurate and fast algorithm for camera pose estimation
Li Shujie, Liu Xiaoping 0020
- Large capacity lossless information hiding in images using integer transform
Qiu Yingqiang 0028

Image Analysis and Recognition

- Real-time object tracking based on L_2 -norm minimization
Qi Meibin, Yang Xun, Yang Yanfang, Lu Lei, Jiang Jianguo 0036
- Detection and segmentation of occluded vehicles based on seven grids
Liu Wanjun, Chen Hongyu, Yao Xue, Qu Haicheng 0045
- Automatic calibration of hand structures based on voxel data
Yao Zhengwei, Pan Zhigeng 0054
- Image edge extraction combined with a Gaussian weighted distance graph
Jia Di, Meng Xiangfu, Meng Lu, Dong Na, Fang Jinfeng 0062
- Restoration of distorted 2D barcode marked on arbitrary radius cylinder based on calibrated camera
Wang Wei, He Weiping, Guo Gaifang, Niu Jinbo, Cao Xizheng 0069
- Fast ellipse detection for target images in ICF experiment
Wu Qian, Zou Wei, Xu De, Zhang Feng 0076
- Face recognition by fusing MBP and EPMOD
Yan Haiting, Wang Ling, Li Kunming, Liu Jifu 0085
- Fragments tracking under occluded target
Zhang Yanchao, Xu Hongli 0092

Image Understanding and Computer Vision

- Multi-scale analysis based motion attention computation
Liu Long, Fan Boyang 0101
- Scene classification based on multi-scale spatial discriminative probabilistic latent semantic analysis
Ji Haifeng, Gao Jun, Zheng Peng, Wang Jing 0109

Computer Graphics

- Correction method of single-precision floating-point error for digital Earth rendering
Li Shanglin, Zheng Liping, Zhang Jing, Yang Liuqing 0119

Medical Image Processing

- Despeckling for medical ultrasound images based on wavelet and bilateral filter
Zhang Ju, Wang Chen, Cheng Yun 0126
- Medical image fusion based on weighted Contourlet transformation coefficients
Zhang Xin, Chen Weibin 0133

Remote Sensing Image Processing

- The method and application of multi-dimension interpretation for landslides using high resolution remote sensing image
Lu Xuejun, Shi Zhenchun, Shang Weitao, Zhou Heyi 0141
- Topographic correction of polarimetric synthetic aperture radar and its application in snow and ice mapping
Fu Sitao, Li Zhen, Tian Bangsen 0150
- The object-oriented change detection based on neighborhood correlation images and the minimum-redundancy-maximum-relevance feature selection
Zou Lidong, Pan Yaozhong, Zhu Wenquan, Zhou Gongqi, Li Yizhan 0158

中图法分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2014)01-0085-07

论文引用格式: 闫海停, 王玲, 李昆明, 刘机福. 融合 MBP 和 EPMOD 的人脸识别[J]. 中国图象图形学报, 2014, 19(1): 85-91. [DOI:10.11834/jig.20140111]

融合 MBP 和 EPMOD 的人脸识别

闫海停, 王玲, 李昆明, 刘机福

湖南大学电气与信息工程学院, 长沙 410082

摘要: 目的 单演信号分析在人脸识别中得到了日益广泛的应用,然而其中的单演方向作为一种极为重要的几何信息却未能得到充分的利用。为此,提出了一种新的增强型单演方向差分算子对单演方向进行特征提取,进而提出了融合 MBP(单演二值模式)和 EPMOD(增强型单演方向差分模式)的人脸识别方法。**方法** 首先对图像进行多种尺度的单演滤波并分别提取图片的 MBP 特征和 EPMOD 特征,然后使用 BFLD(基于分块的 Fisher 线性判别)分别对两种特征进行降维并增强两种特征的分类能力。最后,在得分级别上对两种特征进行融合并进行分类识别。**结果** 在 ORL 和 CAS-PEAL 人脸库上的实验表明,本文提出的 EPMOD 算法具有更小的时间复杂度和空间复杂度的前提下具有与 MBP、LGBP 相当甚至更好的识别效果。**结论** 本文提出了一种有效的人脸特征提取方法,实验表明本文提出的将 EPMOD 和 MBP 特征进行融合的方法能够显著地提高算法的最终识别率。

关键词: 人脸识别; 单演滤波; 单演局部二值模式(MBP); 增强型单演方向差分模式(EPMOD); 分块 Fisher 线性判别(BFLD)

Face recognition by fusing MBP and EPMOD

Yan Haiting, Wang Ling, Li Kunming, Liu Jifu

College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China

Abstract: **Objective** Monogenic signal analysis has been increasingly used in face recognition. However, the monogenic orientation has not been fully utilized which as an extremely important geometric information. In this paper, a novel coding method named EPMOD (enhanced patterns of monogenic orientation difference) is proposed to extract the local orientation features. Then a new face recognition method fusing MBP (monogenic binary pattern) and EPMOD is proposed. **Method** First, MBP feature and EPMOD feature are extracted by using multi-scale monogenic filter; then, BFLD (block-based Fisher linear discrimination) is used to reduce the dimensionality of the two descriptors. Finally, the two kind of feature is fused at score level. **Result** The experimental results on the ORL and CAS-PEAL face databases validate that the proposed algorithm has better performance than or comparable performance than LGBP and MBP but with lower time and space complexity. **Conclusion** An effective facial feature extraction method is proposed in this paper, and the experimental results also show that our fusion approach can improve the recognition rate significantly.

Key words: face recognition; monogenic filter; monogenic binary pattern (MBP); enhanced pattern of monogenic orientation difference (EPMOD); block-based Fisher linear discriminant (BFLD)

收稿日期: 2013-04-09; 修回日期: 2013-06-25

第一作者简介: 闫海停 (1988—), 男, 湖南大学电气与信息工程学院硕士研究生, 主要研究方向为图像处理, 模式识别。E-mail: yanhaiting1988@126.com

通信作者: 王玲, E-mail: wl_hunu@163.com

0 引言

人脸识别技术由于具有友好、自然、易于为用户接受等优点,具有广泛的应用前景,从而也吸引了国内外众多的研究者^[1]。目前应用较广泛的人脸识别方法大致上可以分为基于局部特征和基于全局特征的方法。基于局部特征的方法中典型的如尺度不变特征转换(SIFT)^[2]、局部二值模式(LBP)^[3]等;基于全局特征的方法主要有主成分分析法(PCA)^[4]、Fisher线性判别法(FLD)^[5]等。

Gabor变换是一种较好的人脸表示,采用Gabor变换的特征进行人脸识别,在增强算法对于光照、表情和姿态等变化鲁棒性方面,确实有着较为明显的效果。基于Gabor滤波的典型的算法如文献[6]中提出的Gabor局部二值模式(LGBP)方法。但是基于Gabor滤波的方法也存在一定的缺点^[7]:Gabor滤波器的最大带宽被限制在1倍频,而且对于得到具有最大空间局部化的尽可能宽的谱信息目标来说并不是最优秀的;另外基于Gabor滤波的方法最大的缺点在于其巨大的时间复杂度和空间复杂度。因而在实际应用中基于Gabor的方法往往受到限制。而Felsberg等人^[8]提出的单演信号分析可以很好地解决这些问题,因为单演信号本身就是一种只有很少信息损失的压缩特征描述,而且也不需要可控的滤波器组来产生多方向特征。

文献[7]中将单演方向和幅度进行组合建模的单演二值模式取得了很好的识别效果。然而,单演方向代表了局部图像变化的主方向,在人脸识别中是一种很重要的特征。单演局部二值模式(MBP)对某一点的方向信息进行编码时仅考虑该像素点处的方向信息,并未考虑中心像素点的单演方向与邻域像素点单演方向的关系,而且对每一点的方向编码后仅有[00,01,10,11]4种模式,这种对方向的编码方式过于粗糙,并不能对单演方向中包含的图像信息进行充分利用。文献[9]中提出了针对梯度方向进行编码的梯度方向差分模式(POD),取得了很好的效果。受此启发,本文对文献[9]中的差分编码方式进行改进并运用改进的差分编码方式对单演方向进行编码,进而提出了一种新的编码方式——增强型单演方向差分模式(EPMOD)。与POD采用两级差分量化的方式不同,提出的EPMOD对单演方向信息进行三级差分量化,同时对差分量化后获

得的三元码用分裂三元码(split ternary coding)^[10]的方式进行编码。这样既能提高量化精度,又避免了模式数目因量化级别增加而呈指数级膨胀的问题。随后,应用BFLD(基于分块的Fisher线性判别)^[11]对MBP和EPMOD提取的特征进行降维并在得分级别上对两种算法融合。在ORL和CAS-PEAL人脸库上的实验表明,提出的EPMOD具有较好的识别效果和较低的时间和空间复杂度。而EPMOD和MBP的融合可以进一步显著提升算法的识别率。

1 单演局部二值模式

1.1 单演信号理论

单演信号是一个各向同性的2维分析信号,它以一种旋转不变的方式来描述图像的局部幅度、局部方向和局部相位信息。近年来,单演信号分析被广泛应用于人脸识别、纹理分类、尺度空间分析等领域并取得了很好的效果。

若定义图像坐标 $z=(x,y)$,则2维空间的Riesz变换核为

$$(R_x, R_y) = \left(\frac{x}{2\pi \|z\|^3}, \frac{y}{2\pi \|z\|^3} \right) \quad (1)$$

设输入图像为 $I(z)$,则其2维单演信号可以表示为

$$I_M(z) = (I, R_x, R_y) = (I, R_x * I, R_y * I) \quad (2)$$

$$I = I(z) * F^{-1}(G(\omega)) \quad (3)$$

式中, F^{-1} 表示傅里叶逆变换。 $G(\omega)$ 表示频域的Log-Gabor滤波器,其数学表达式为

$$G(\omega) =$$

$$\exp\{-[\log(\omega/\omega_0)]^2/2[\log(\sigma/\omega_0)]^2\} \quad (4)$$

$$\omega_0 = (\lambda_{\min}\mu^{S-1})^{-1} \quad (5)$$

式中, ω_0 为中心频率, $\lambda_{\min}$ 为最小波长, σ 为带宽比例因子, μ 为波长的倍增系数。 S 为单演信号的空间尺度变量。则原始信号可由单演幅度 A ,单演方向 T 和单演相位 P 来描述,其数学表达式分别为

$$A = \sqrt{I_x^2 + I_y^2} \quad (6)$$

$$T = \arctan(I_y/I_x), T \in [0, \pi) \quad (7)$$

$$P = \frac{-\operatorname{sgn}(I_x)}{\arctan(\sqrt{(I_x^2 + I_y^2)}/I)} \quad (8)$$

$$P \in [0, 2\pi)$$

式中, I_x, I_y 分别表示图像在单演信号描述中水平或垂直方向的Riesz变换。

1.2 单演局部二值模式

单演局部二值模式^[7]的建模方式是对某个像素点单演滤波后的幅度值进行统一模式的环形 8 点 LBP 采样, 然后将该点的统一模式 LBP (uniform LBP)^[12]值转化为 6 位二进制数并将其作为 MBP 模式二进制数的低 6 位, 表示为 $B_A(Z)$; 将该点的单演方向转化为 2 位二进制数作为 MBP 模式二进制数的高 2 位, 其编码方式为

$$B_T^U(Z) = \begin{cases} 0 & I_U(Z) > 0 \\ 1 & I_U(Z) \leq 0 \end{cases} \quad U \in \{x, y\} \quad (9)$$

式中, $I_U(Z)$ 表示图像在单演信号描述中水平或垂直方向的 Riesz 变换, $B_T^U(Z)$ 表示对图像 Z 点单演方向量化编码后的值。最后将对幅值采样获得的 6 位二进制码 $B_A(Z)$ 和对方向采样获得的 2 位二进制码进行串联, 得到一个 8 位的二进制数 $MBP = (B_T^x(Z), B_T^y(Z), B_A(Z))$, $B_T^x(Z)$ 、 $B_T^y(Z)$ 同式(9)中 $B_T^u(Z)$ 。将此 8 位二进制数转化为十进制数, 即为 Z 点最终的 MBP 模式编码。对单演滤波后每种尺度下的幅度和方向按照上述方式进行编码, 则可以得到每种尺度下的 MBP 模式图。

2 增强型单演方向差分模式

文献[9]中提出了针对梯度方向的 POD 模式, 其编码方法是用中心点的方向角与其若干个邻域像素点的方向角做差, 绝对值小于门限值的则编码为 1, 否则为 0。与通常的标准圆形采样方式不同, 其采样方式采用椭圆形采样, 由于人的眼睛及嘴巴同样都是接近扁平形的, 这种椭圆形的采样方式能够较好与人的眼睛和嘴巴形状相契合因而其识别性能优于标准圆形的采样方式。图 1 以 6 点采样为例说明了椭圆形采样的方式。

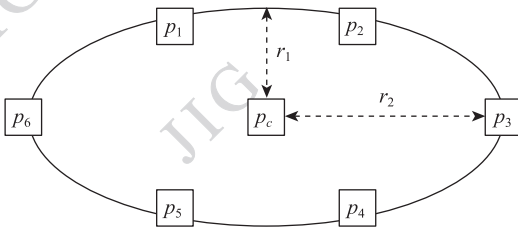


图 1 方向差分模式采样示意图

Fig. 1 Illustration of the POD sampling

差分模式具体编码方式为

$$POD(p_c) = \sum_{i=1}^n f(T(p_c), T(p_i)) 2^i \quad (10)$$

$$f(x_1, x_2) = \begin{cases} 1 & |x_1 - x_2| \leq \tau \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (11)$$

式中, $T(p_c)$ 、 $T(p_i)$ 分别为像素点 p_c 、 p_i 对应的方向角。 τ 为量化门限, 通过改变 τ 的大小可以减小干扰或图像失真所带来的影响。

由上述 POD 的编码方式可以看出, POD 采用两级差分量化。这样的量化方式同样过于粗糙。为了提高量化精度, 本文算法中对单演方向采用三级量化的方式, 通过增加差分量化级别来获得更具分辨力的局部方向特征。同时, 考虑到椭圆形采样的优势, 本文算法中同样采用图 1 中所示的椭圆形采样。然而, 如果对差分量化后的三元码直接进行编码的话将产生 3^n 种模式 (n 为采样点个数), 模式种类的增多会导致最终特征长度的迅速膨胀而不利存储和匹配。因而本文对差分量化后获得的三元码运用文献[10]中提出的分裂三元模式将三元码分裂为两个二进制码, 这样既能提高差分量化精度, 又能有效解决因量化级别增加而导致模式种类数过多的问题。增强型单演方向差分模式差分量化方式为

$$EPMOD_i(p_c) = f_E(T(p_c), T(p_i)) \quad (12)$$

式中, $EPMOD_i(p_c)$ 为像素点 p_c 邻域内第 i 个像素点的方向与 p_c 处的单演方向差分量化后的值, $f_E(\cdot)$ 为增强型差分量化算子, 其表达式为

$$f_E(x_1, x_2) = \begin{cases} 1 & (x_1 - x_2) > \tau \\ 0 & |x_1 - x_2| \leq \tau \\ -1 & (x_1 - x_2) < -\tau \end{cases} \quad (13)$$

式中, τ 为差分阈值。图 2 以方型 8 点采样为例说明了 EPMOD 差分量化的过程。

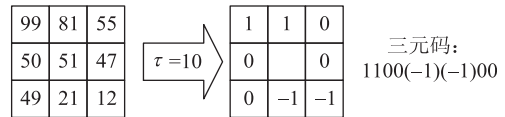


图 2 EPMOD 差分量化示意图

Fig. 2 Illustration of the EPMOD quantization

分裂三元码则是将量化后的三元码分裂为两个正码和负码两个二进制码, 将两个二进制码分别转化为十进制数即为为中心像素点在两幅 EPMOD 模式图中的模式值。三元码分裂方式如图 3 所示。

以 8 点采样为例, 如果直接对三元码进行编码会产生 $6561(3^8)$ 种模式, 而采用分裂三元码则仅有 $512(2 \times 2^8)$ 种模式。可见, 提出的 EPMOD 模式既能有效地提高差分量化的精度, 又解决了因差分级

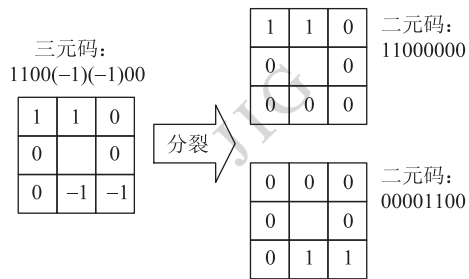


图3 差分三元码分裂过程示意图

Fig. 3 Illustration of the splitting of an LTP code

别增加而导致的模式数目迅速膨胀的问题。

一幅图像在某尺度下的单演方向图经过 EP-MOD 编码后可以分解为两幅 EPMOD 模式图,将这两幅模式图分别提取直方图特征后串联即为该尺度下最终的 EPMOD 特征向量。

3 融合 MBP 和 EPMOD 的人脸识别

3.1 基于分块的 Fisher 线性判别 (BFLD)

FLD 称为线性判别分析,也是一种较为常用的降维方法。Fisher 准则函数就是为了找到一个使样本达到最大的类间离散度和最小的类内离散度^[13]的投影方向。然而传统的线性判别分析仅考虑了在全局坐标系内的线性变换,而人脸图像存在全局与局部变化,因而不能被线性判别分析很好地表示。文献[14]指出全局非线性数据结构可以被看做是局部线性的,且局部结构可以被线性拟合。因而本文将图像分成若干个块,分别对每个块的直方图做线性判别分析。该策略可以很好地解决局部变形对识别带来的影响。

另外,由于训练样本数往往小于每个样本所包含的像素个数,在 FLD 训练过程中易出现样本类内散布矩阵奇异^[15]的问题。因而先将每一块的特征用 PCA 降维,再将降维后的数据映射到 Fisher 特征脸空间。

BFLD 的具体步骤如下:

1) 将一幅图像分为 M 个块,此处称为母块,进而将每个母块分为 K 个子块,将每个母块下的 K 个子块的直方图串联作为母块的特征向量。

2) 对训练集中的图像,分别抽取相同位置母块的特征向量,构成 M 个训练集 X_i 。

3) 对训练集运用 PCA 降维,然后对降维后的特征应用 FLD 得到 M 个投影矩阵 W_i 。

4) 对于注册集和测试集按照相同的分块方式进行分块,并将每个母块的特征在 W_i 上投影,获得每个母块在 Fisher 空间的低维向量 F_i 。

5) 计算人脸之间的相似度并进行匹配。

用余弦距离来衡量两个母块间的相似度,并将 M 个母块的相似度累加作为最终两幅图像间的相似度。其计算公式为

$$S(I^g, I^p) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \frac{F_i^g \cdot F_i^p}{\|F_i^g\| \cdot \|F_i^p\|} \quad (14)$$

式中, I^g, I^p 分别表示注册集图像和测试集图像, F_i^g, F_i^p 分别表示注册集图像和测试集图像第 i 个母块的特征向量。

3.2 基于 BFLD 的特征融合

本文算法中先分别对 MBP 特征和 EPMOD 特征运用 BFLD 获得图像两种类型的相似度,然后在得分级别上对相似度进行融合,具体步骤如下:

1) 对图像进行多尺度的单演滤波,并分别应用 MBP 算子和 EPMOD 算子获得每种尺度下的若干幅模式图。

2) 按照 3.1 节中 BFLD 的方法分别获得每幅图像 MBP 特征的图的 M 个母块在 Fisher 空间的低维特征向量,进而用式(14)计算出两幅图像的 MBP 特征相似度 S_{MBP} 。相应的,用相同的方法计算两幅图像 EPMOD 特征的相似度 S_{EPMOD} 。

3) 对两种相似度进行融合,考虑到两种特征在识别中的不同贡献,赋予两种特征不同的识别权重。融合方式为

$$S_F(I^g, I^p) = \omega S_{MBP} + (1 - \omega) S_{EPMOD} \quad (15)$$

式中, $S_F(I^g, I^p)$ 表示两幅图像特征融合后的相似度, ω 为权重因子。

4 实验结果及分析

实验在 Windows XP, Matlab 平台下实现,运行环境是 Intel 双核处理器,2 GB 内存。使用 ORL 人脸库和中科院 CAS-PEAL 人脸库作为实验数据。

4.1 ORL 库实验

首先探讨本文算法中参数对识别率的影响,在 ORL 人脸库上进行实验。ORL 人脸库由 40 个人组成,每个人有 10 幅图像,共 400 幅图像,图像分辨率为 112×92 ,灰度级为 256,图像包含姿态、表情、光照和面部装饰物的变化。

实验中分别测试了方向角 T 处于 $[0^\circ, 180^\circ)$ 以

及将方向角拉伸至 $[0^\circ, 360^\circ)$ 区间时的识别率,发现将方向角区间拉伸至 $[0^\circ, 360^\circ)$ 区间时能够进一步提高 EPMOD 算法的识别性能,因而固定将方向角拉伸至 $[0^\circ, 360^\circ)$ 区间。另外对于采样半径 r_1 和 r_2 ,同样测试了 $r_2/r_1 \in [0.5, 2]$ 区间时的识别率(当 $r_2/r_1 = 1$ 时即为标准圆形),当 r_2/r_1 取值在1.5左右时取得最佳识别率,因而实验中固定 $r_2/r_1 = 1.5$ 。

为了找到椭圆采样半径 r_1 以及差分阈值 τ 的最佳取值范围,分别测试了在 $r_1 = \{1, 2, 3, 4\}$, 阈值 $\tau = \{30^\circ, 60^\circ, 90^\circ, 120^\circ\}$ 时的识别率,其识别率曲线如图4所示。实验中取每个人的前3幅作为注册集,剩余7幅作为测试集。分块方式固定为 4×4 (16)块。其中单演滤波器的参数设置为: $\lambda_{\min} = 4$, $\mu = 1.7$, $\sigma/\omega_0 = 0.64$, $S = 3$, MBP 中的 LBP 算子半径为1。

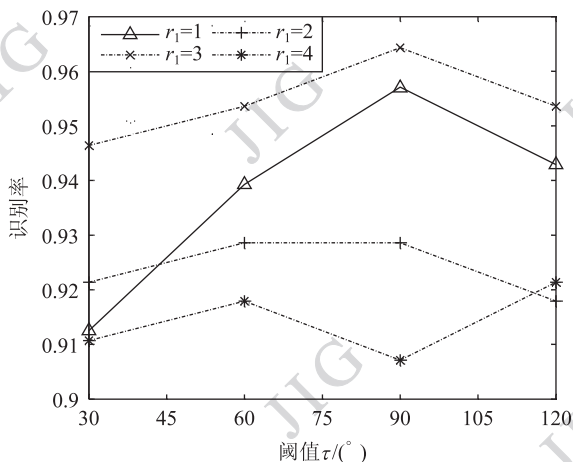


图4 不同采样半径和量化阈值时的识别率

Fig. 4 Recognition rate with different sampling radius and quantization threshold value

由图4可以看出在采样半径 r_1 为3且阈值为 90° 时取得最优识别率,因而实验采样半径 r_1 固定为3,阈值为 90° 。

为了说明本文算法的有效性,选取 LBP、LGBP 方法作为对比。另外,同时计算了几种算法完成单幅样本识别所耗费的平均时间。所有方法测试时均取出每人的前3幅图像作为注册集,每人剩余的7幅图像作为测试集。分块策略均为 4×4 分块,单演滤波器参数设置与前文设置相同。BFLD 中 $M = 4$, $K = 4$,融合权重 $\omega = 0.5$ 。各种算法识别率及耗费平均时间如表1所示(平均时间指从提取特征到完成识别所用时间,由于投影矩阵的学习可以在线下进

行,因而时间复杂度均不包括投影矩阵训练所用时间)。其中 MBP_B + EPMOD_B 即表示将 MBP 和 EPMOD 两种特征用 BFLD 进行融合的方法。

表1 不同算法的识别率及识别平均时间

Table 1 The recognition rate and average time of different methods

方法	识别率	平均时间/s
LBP	0.878 6	0.038 3
LGBP	0.957 1	1.567 1
MBP	0.953 6	0.220 2
EPMOD	0.964 3	0.190 3
MBP + BFLD	0.964 3	0.166 8
EPMOD + BFLD	0.975 0	0.149 6
MBP_B + EPMOD_B	0.985 7	0.183 4

由表1可以看出,提出 EPMOD 方法在 ORL 人脸库上的识别效果比 LBP、LGBP 方法都要好,而且其识别性能甚至超过了同时利用单演幅度信息和单演方向信息进行编码的 MBP 方法。而且由表1中各种算法的平均时间可以看出,EPMOD 算法所用时间小于 MBP,更远小于 LGBP。充分说明了提出的 EPMOD 方法的有效性。同时,将 MBP 和 EPMOD 特征用 BFLD 进行融合的方法无论是识别率还是所用时间都比单独使用 MBP 和单独使用 EPMOD 有着一定的优势。

4.2 CAS-PEAL 库实验

CAS-PEAL 人脸图像数据库中包含了1040名中国人共99450幅头肩部图像。涵盖了姿态、表情、饰物、背景、年龄和光照6种主要变化条件。实验主要在表情、饰物和光照3个子库上进行,由于库中原图像较大,实验中将所有图像均以其眼部为基准裁剪为 100×100 像素。

在 CAS-PEAL 库上测试时,单演滤波器参数保持不变。对于 MBP 和 EPMOD 方法采取 $\{4 \times 4, 4 \times 5, 5 \times 4, 5 \times 5, 5 \times 6, 6 \times 5, 6 \times 6, 6 \times 7, 7 \times 6, 7 \times 7, 7 \times 8, 8 \times 7, 8 \times 8, 9 \times 9, 10 \times 10\}$ 的分块方式进行多组测试,并将取得的最佳识别效果作为算法的最终识别率。对于 MBP + BFLD、EPMOD + BFLD 以及 MBP_B + EPMOD_B 3种方法则固定母块数目 $M = 16$,子块数目 $K = 4$ 。另外对于 MBP_B + EPMOD_B 方法中的融合权重 ω ,则测试了 ω 取不同值时在3个子集上的识别率,如表2所示。

由表 2 看出,在表情、饰物及光照 3 个子集上 MBP 权重分别取 0.45、0.60 及 0.4 时融合算法能取得最优的识别率。在光照子集上 EPMOD 权重较高时获得最优识别率,说明 EPMOD 特征对光照具有一定的鲁棒性。

为了进行对比,同样列举了文献[16]中运用 LBP、LGBP 两种算法分别在表情、饰物以及光照 3 个子集上取得的最优识别率。各种方法在 CAS-PEAL 人脸数据库表情、饰物以及光照 3 个子集上识别率如表 3 所示。

表 2 不同权重下各个子集上的识别率
Table 2 The recognition rate under different weights on the three subsets of CAS-PEAL

子集	权重 ω								
	0.30	0.35	0.40	0.45	0.50	0.55	0.60	0.65	0.70
表情	0.976 4	0.976 4	0.975 2	0.987 1	0.975 2	0.974 5	0.975 2	0.974 5	0.975 2
饰物	0.925 6	0.929 1	0.932 2	0.933 0	0.933 9	0.934 8	0.937 0	0.934 8	0.933 9
光照	0.489 5	0.503 3	0.505 1	0.500 2	0.495 8	0.490 4	0.484 2	0.472 1	0.457 0

由表 3 可以看出,提出的 EPMOD 算法在表情和饰物两个子集上的识别率虽然比 LGBP 以及 MBP 稍低,但是 EPMOD 在光照子集上的识别率却比 MBP 高出 10 个百分点。通过运用 BFLD 融合 MBP 和 EPMOD 的方法比单独运用 MBP 和 EPMOD 的方法在 3 个子集上的识别率均得到了提升,融合算法在 3 个子集上的识别率均高于复杂度较大的 LGBP 算法。表明了提出的将 MBP 与 EPMOD 进行融合的方法的有效性。

表 3 不同算法在 CAS-PEAL 人脸库识别率
Table 3 The recognition rate of different methods on CAS-PEAL face database

方法	表情	饰物	光照
LBP ^[16]	0.910 0	0.743 1	0.180 0
LGBP ^[16]	0.950 0	0.880 0	0.460 0
MBP	0.962 0	0.869 1	0.215 3
EPMOD	0.939 4	0.850 3	0.327 7
MBP + BFLD	0.968 8	0.918 6	0.321 1
EPMOD + BFLD	0.964 3	0.906 7	0.410 6
MBP_B + EPMOD_B	0.987 1	0.937 0	0.505 1

为了对比各种算法的计算复杂度,以 CAS-PEAL 光照子集为实验对象,在所有方法均采用相同的分块方式(8×8)的前提下计算了各个算法对一幅图像完成特征提取及特征匹配所需的平均时间和每种算法的特征长度(与 BFLD 相结合的方法中特征匹配时间包括特征投影时间及匹配时间)。各种方法每个阶段平均耗时及特征长度如表 4 所示。

表 4 各种算法平均耗时及特征长度
Table 4 The average time and features length of each methods

方法	平均时间/s		特征长度
	特征提取	特征匹配	
LBP	0.017 4	0.082 5	3 776
LGBP	1.281 0	2.233 7	151 040
MBP	0.115 2	0.905 5	48 384
EPMOD	0.081 4	0.606 3	24 576
MBP + BFLD	0.115 2	0.142 7	4 748
EPMOD + BFLD	0.081 4	0.130 2	4 748
EPMOD_B + MBP_B	0.148 8	0.265 7	9 496

由表 4 可知,在相同的分块方式下提出的 EPMOD 算法无论是各阶段所需时间还是特征长度都小于 MBP,而 LGBP 特征提取、匹配所需时间及特征长度则分别是 EPMOD 的 15.7 倍、3.7 倍及 6.1 倍。充分说明 EPMOD 算法比传统算法具有较小的时间和空间复杂度。同时根据文献[6],在进行单演滤波时只需要 3 个 Log-Gabor 滤波器卷积运算和 6 次的 Riesz 变换。相对于 LGBP 方法中运用 40(5 种中心频率,8 种方向)个 Gabor 核进行 40 次卷积运算而言,可以显著地降低算法的复杂度,表 4 中的实验结果也充分证明了这一结论。

5 结 论

在研究 MBP 的基础上,提出了一种新的对单演

方向进行编码的增强型单演方向差分模式,即 EPMOD。并运用 BFLD 将 MBP 特征和 EPMOD 特征融合用于人脸识别。实验结果表明,本文算法识别性能高于 LBP、LGBP 方法而且也高于单独使用 MBP 和 EPMOD 的方法。同时,本文算法可极大降低算法的时间复杂度,能在较短的时间内获得较高的识别率。

参考文献 (References)

- [1] Zhao W, Chellappa R, Rosenfel A, et al. Face recognition a literature survey [J]. ACM Computing 2003, 35(4):399-458.
- [2] Krizaj J, Struc V, Pavesic N. Adaptation of SIFT features for robust face recognition [C]//Proceeding of the 7th International Conference on Image Analysis and Recognition. Berlin:Springer-Verlag, 2010:394-404.
- [3] Ahonen T, Hadid A, Pietikainen 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.
- [4] Tang L, Xiong R, Chu J. Weighted modular 2SPCA-based face recognition from a single sample image per class [J]. Journal of Image and Graphics, 2008, 13(12):2307-2313. [唐亮, 熊蓉, 褚健. 单样本条件下权重模块 2DPCA 人脸识别[J]. 中国图象图形学报, 2008, 13(12):2307-2313.]
- [5] Belhumeur P N, Hespanha J P, Kriecman 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.
- [6] 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]//Proceeding of the 5th International Conference on Computer Vision. Washington DC: IEEE Computer Society, 2005:786-791.
- [7] Yang M, Zhang L, Zhang L, et al. Monogenic binary pattern (MBP): a novel feature extraction and representation model for face recognition [C]//Proceedings of 20th IEEE International Conference on Pattern Recognition. Washington DC: IEEE Computer Society, 2010:2680-2683.
- [8] Felsberg M, Sommer G. The monogenic signal [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2001, 49(12):3136-3144.
- [9] Ngoc-Son V U. Exploring Patterns of Gradient Orientations and Magnitudes for Face Recognition [J]. IEEE Transaction on Information Forensics and Security, 2013, 8(2):295-304.
- [10] Tan X, Triggs B. Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting conditions [J]. Image Processing, IEEE Transactions on, 2010, 19(6):1635-1650.
- [11] Xie S F, Shan S G, Chen X L, et al. Fusing local patterns of Gabor magnitude and phase for face recognition [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(5):1349-1361.
- [12] 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.
- [13] Swets D L, Weng J J. Using discriminant eigenfeatures for image retrieval [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18(8):831-836.
- [14] Roweist S T, Saul L K. Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding [J]. Science, 2000, 290(5500):2323-2326.
- [15] Raudys S J, Jain A K. Small sample size effects in statistical pattern recognition recommendation for practitioners [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1991, 13(3):252-264.
- [16] Zhang W C. Local gabor binary patterns for face representation and recognition [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2007. [张文超. 局部 Gabor 二值模式人脸表示与识别方法研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学, 2007]