



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

2015
01
VOL.20

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB



图像模糊测量 P20



第20卷第1期（总第225期）

2015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

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@radi.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

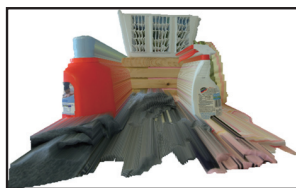
ISSN 1006-8961

CODEN ZTTXFZ

国外发行代号 M1406

国内邮发代号 82-831

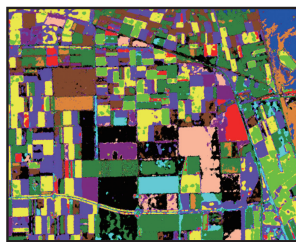
国内定价 50.00元



结合同场景立体图对的高质量深度图像重建(第0001页)



全局和局部结构内容自适应正则化的单幅图像超分辨模型(第0011页)



极化SAR相干斑抑制的非局部加权最小均方误差滤波算法(第0140页)

图像处理和编码

结合同场景立体图对的高质量深度图像重建

杨宇翔, 高明煜, 尹克, 吴占雄 0001

全局和局部结构内容自适应正则化的单幅图像超分辨模型

唐松泽, 肖亮, 黄伟, 刘鹏飞 0011

基于BP神经网络的图像局部模糊测量

黄善春, 方贤勇, 周健, 沈峰 0020

基于投影轮廓的文本图像倾斜检测

程立, 姚为, 李波 0029

图像分析和识别

稀疏表示和贪婪搜索的人脸分类

刘梓, 宋晓宁, 唐振民 0039

分块LBP的素描人脸识别

周汐, 曹林 0050

随机场中运动一致性的多线索目标跟踪

陈晨树, 张骏, 谢昭, 高隼 0059

融合背景权重直方图的目标跟踪

田浩, 巨永锋, 孟凡琨, 李涪帆 0072

英文字母特征的双面碎纸拼接

周一凡, 王松静, 黄永斌 0085

图像理解和计算机视觉

融合特征的快速SURF配准算法

罗天健, 刘秉瀚 0095

垂直交叉双向搜索策略的自适应窗口匹配算法

符立梅, 彭国华 0104

针对重复模式图像的成对特征点匹配

罗楠, 孙权森, 陈强, 纪则轩, 夏德深 0113

医学图像处理

量子衍生PDE医学超声图像去斑

付晓薇, 王奕, 陈黎, 田菁 0125

遥感图像处理

PCA与移动窗小波变换的高光谱决策融合分类

叶珍, 何明一 0132

极化SAR相干斑抑制的非局部加权最小均方误差滤波算法

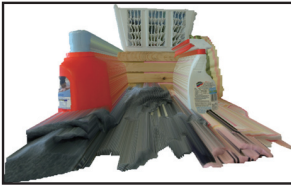
马晓双, 沈焕锋, 杨杰, 张良培 0140

数据筛选的低频UWB SAR图像快速可视化

李超, 李悦丽, 安道祥, 王广学 0151

CONTENTS

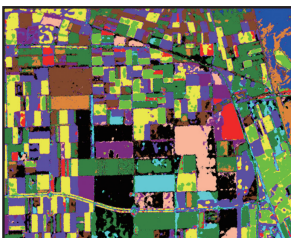
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



High-quality depth map reconstruction combining stereo image pair(P0001)



Global and local structural content adaptive regularization model for single image super-resolution(P0011)



PCA and windowed wavelet transform for hyperspectral decision fusion classification (P0140)

Image Processing and Coding

- High-quality depth map reconstruction combining stereo image pair
Yang Yuxiang, Gao Mingyu, Yin Ke, Wu Zhanxiong 0001
- Global and local structural content adaptive regularization model for single image super-resolution
Tang Songze, Xiao Liang, Huang Wei, Liu Pengfei 0011
- Image local blur measurement based on BP neural network
Huang Shanchun, Fang Xianyong, Zhou Jian, Shen Feng 0020
- Improved projection profile based algorithm for skew detecting in document images
Cheng Li, Yao Wei, Li Bo 0029

Image Analysis and Recognition

- Sparse representation based face recognition classification algorithm using greedy search strategy
Liu Zi, Song Xiaoning, Tang Zhenmin 0039
- The sketch face recognition combining with AdaBoost and blocking LBP
Zhou Xi, Cao Lin 0050
- Multi-cues object tracking based on motion consistence in random field
Chen Chenshu, Zhang Jun, Xie Zhao, Gao Jun 0059
- Improved tracking algorithm with background-weighted histogram
Tian Hao, Ju Yongfeng, Meng Fankun, Li Fufan 0072
- Double-sided shreds restoration based on English letters feature
Zhou Yifan, Wang Songjing, Huang Yongbin 0085

Image Understanding and Computer Vision

- Fast SURF key-points image registration algorithm by fusion features
Luo Tianjian, Liu Binghan 0095
- Cross-based bidirectional adaptive window for stereo matching
Fu Limei, Peng Guohua 0104
- Pair-wise feature points based matching algorithm for repetitive patterns images
Luo Nan, Sun Quansen, Chen Qiang, Ji Zexuan, Xia Deshen 0113

Medical Image Processing

- Quantum-inspired partial differential equation-based medical ultrasound image despeckling method
Fu Xiaowei, Wang Yi, Chen Li, Tian Jing 0125

Remote Sensing Image Processing

- PCA and windowed wavelet transform for hyperspectral decision fusion classification
Ye Zhen, He Mingyi 0132
- Polarimetric SAR speckle filtering using a nonlocal weighted minimum mean squared error filter
Ma Xiaoshuang, Shen Huanfeng, Yang Jie, Zhang Liangpei 0140
- Fast visualization method for UWB SAR images based on 3σ measurement
Li Chao, Li Yueli, An Daoxiang, Wang Guangxue 0151

中图法分类号: 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2015)01-0050-09

论文引用格式: Zhou X, Cao L. The sketch face recognition combining with AdaBoost and blocking LBP[J]. Journal of Image and Graphics, 2015, 20(1): 0050-0058. [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): 0050-0058.] [DOI: 10.11834/jig.20150106]

分块 LBP 的素描人脸识别

周汐, 曹林

北京信息科技大学通信工程系, 北京 100101

摘要: 目的 素描人脸识别属于异质人脸识别范畴, 是刑侦领域的研究热点。根据素描人脸识别的特点, 采用分块局部二值模式(LBP)特征, 并用 AdaBoost 算法提取能有效鉴别素描人脸图像和可见光人脸图像对应关系的特征块。方法 对素描图像和可见光图像配准后, 进行分块处理, 计算每块的 LBP 直方图, 将 LBP 直方图作为 AdaBoost 待选择特征。计算素描图像子块与可见光图像子块之间的 Log 概率统计, 利用 AdaBoost 算法进行特征提取, 逐步挑选能有效识别的特征子块, 并把这些优选特征子块用于未知素描人脸识别。结果 利用现有的素描人脸库, 分别进行非交叉和交叉实验验证, 识别率分别达到 99% 以及 100%, 证明了本文算法的有效性。结论 该算法经优化后, 可用于素描人脸识别。

关键词: 素描人脸识别; 分块 LBP; AdaBoost 算法; 特征提取

The sketch face recognition combining with AdaBoost and blocking LBP

Zhou Xi, Cao Lin

Department of Communication Engineering, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100101, China

Abstract: **Objective** Sketch face recognition, which belongs to heterogeneous face recognition, is a difficult research area in criminal investigation. Blocking local binary pattern (LBP) features are used according to the characteristics of sketch face recognition, and the features that can discriminate the sketch face image and visible face image are extracted by using AdaBoost algorithm. **Method** After registering the sketch image and visible image, the image is blocked, and the LBP histogram of each block is calculated. This LBP histogram is used to select the features of each block. The log probability statistics of the sketch and visible images is calculated, and features are extracted by using AdaBoost algorithm. Features that can recognize effectively are chosen step by step and are used in unknown sketch face recognition. **Result** Crossover and non-crossover experiments are tested by using the existing sketch database, and the recognition rates are 99% and 100%, respectively. Results prove that the proposed algorithm is an effective sketch face recognition approach. **Conclusion** This method can be used in sketch face recognition after optimization.

Key words: sketch face recognition; blocking LBP; AdaBoost algorithm; feature extraction

收稿日期: 2014-06-24; 修回日期: 2014-09-25

基金项目: 北京市属高校青年拔尖人才培养计划基金项目(CIT&TCD201304119); 国家科技重大专项(2011ZX05039-004-02); 北京市学科与研究生教育水平提高项目

第一作者简介: 周汐(1988—), 男, 北京信息科技大学信号与信息处理专业在读硕士研究生, 主要研究方向为图像处理, 智能视频分析等。E-mail: 332734530@qq.com

通信作者: 曹林, E-mail: CharLin26@163.com

Supported by: National Science and Technology Major Project of the Ministry of Science and Technology of China (2011ZX05039-004-02)

0 引言

异质人脸识别^[1],是人脸识别领域的一个分支,也是近年来人脸识别领域的一个新的研究热点和难点。区别于一般人的人脸识别,异质人脸识别是指识别库中的图像和待识别目标图像,获取方式不同,在这个基础上进行的一种人脸识别,比如识别目标为红外图像、深度图像、素描图像等,而识别库为可见光图像等。异质人脸识别在国内外已经有一些学者进行研究,目前研究成果集中在红外人脸识别,即识别目标源为红外获取的人脸图像,识别目标库为可见光人脸图像,这种识别的应用主要在门禁系统中。素描人脸识别^[2],也是异质人脸识别的一种,是指将一个人的可见光照片和其对应的素描照进行识别,最终达到通过输入素描照寻找到对应人的可见光照片的过程,是刑侦领域的研究热点,关于这个领域,国外 Klare 博士^[1]的研究比较成熟,研究成果比较多,而在国内这方面的研究还比较缺乏。

素描人脸识别分为两大类,第1类是画师在可以见到目标的可见光照片的情况下,进行素描,以这种素描照作为待识别目标对其他可见光图像进行识别的过程,称为可见素描人脸识别;第2类则是由人对目标进行脸部特征描述,由法医根据描述对目标进行素描重现,以这种方式获取的素描照作为待识别目标对其他可见光图像进行人脸识别,称为法医素描人脸识别^[3]。由于数据库的限制,主要是缺乏专业法医以特征描述重现人脸的素描照数据库,本文目前只研究了第1类的素描人脸识别。在今后的研究中,将会以目前的研究成果作为研究基础,进一步探究在法医素描人脸识别中,算法的优化问题,使本文算法可以推广到实际的刑侦中使用。

和传统的人脸识别相比,素描人脸识别的重点有所改变,传统的人脸识别问题^[4]主要集中在光照、姿态、饰物、表情等条件限制,影响了识别率,这主要是因为传统的人脸识别更多的是应用在一般大众场合,不可能对识别目标有动作、穿着、表情等硬性要求,因此识别要求有更高的鲁棒性。而素描人脸识别由于应用的方面主要就是刑侦,因此,一般来说,识别库中的图像都是面部清晰,没有饰物遮挡或者特殊表情的标准证件照,同时,画师或者法医的素描照也会是正面人脸素描照,无饰物或者其他遮挡。

因此素描人脸识别需要解决的主要是素描人脸如何与光学照片相匹配的问题,其他外部条件暂且不予考虑。而素描人脸图像和可见光人脸图像的最大区别是素描人脸没有色彩信息,面部特征清晰^[5],这一点类似于灰度图像。另外,由于素描图像的匮乏,一个人只能有一张对应的素描图像作为训练使用,因此素描人脸识别还是基于单幅图像的人脸识别算法。而单幅图像的人脸识别算法本身是人脸识别的一大难题,这也造成了传统人脸识别算法,如 PCA, GABOR 等效果不佳。

基于上述情况,本文提出采用 LBP^[6]算子来刻画素描图像和可见光图像的相似性。LBP 图像的特点是可以有效刻画图像纹理^[7],同时放弃颜色信息,符合素描人脸照和可见光人脸照的共同特性,再结合图像分块算法,利用 AdaBoost 算法进行特征提取,寻找到能有效识别素描照和可见光照相似性的特征,并使用 CUHK 的素描人脸数据库 (<http://mmlab.ie.cuhk.edu.hk/facesketch.html>) 对算法进行测试,验证了算法的有效性。

1 LBP 识别算法

1.1 LBP 基本算子

LBP 算子^[8]是对图像纹理进行描述的一种有效手段,将图像信息的颜色信息去除后,保留了图像的变化信息,如亮度和色度的变化规律。基本的 LBP 算子是一个 3×3 的矩阵,以中心点的像素值作为阈值,其他周围 8 个点和中心点进行比较,若大于中心点,则为 1,若小于中心点则为 0。设中心点坐标为 $(0,0)$,阈值为 θ ,且周围 8 点位于坐标 $(1,1)$, $(1,0)$, $(1,-1)$, $(0,-1)$, $(-1,-1)$, $(-1,0)$, $(-1,1)$, $(0,1)$,则有

$$f(x,y) = \begin{cases} 1 & f(x,y) > \theta \\ 0 & f(x,y) < \theta \end{cases} \quad (1)$$

这样一来,将一个 3×3 的子块以中心点周围 8 个点按照上述坐标顺序,进行排序,将组成一个 8 位二进制数,将这个二进制数转换为 10 进制数替代中心点原数据,即是这个算子的 LBP 值,如图 1 所示。

如图 1 所示,以上文给出的坐标顺序读取二进制数,则 LBP 值为 $(10100110)_2 = 166$ 。对于任意矩阵,将边缘部分补一行 0,一列 0,按照上述处理方法即可得到这个矩阵的 LBP 矩阵,如果矩阵为图像矩

56	20	34
128	22	12
6	18	78

→ 阈值

1	0	1
1		0
0	0	0

图1 基本 LBP 算子

Fig. 1 Basic operator of LBP

阵,则得到这个图像对应的 LBP 图像。图 2 为一幅可见光人脸照片的灰度图像及其对应的 LBP 图像。



图2 原图像和 LBP 图像的对比

Fig. 2 Comparison between original image and LBP image

图像数据都是 CUHK 素描人脸数据库所提供,训练数据都经过面部特征位置的配准,如眼睛鼻子嘴巴等关键特征,均基本在同一坐标位置,像素值差距不大于 10,图像大小均为 250×200 像素。

1.2 LBP 人脸识别

LBP 识别一般以 LBP 直方图进行识别,即将 LBP 图像进行直方图统计,由 1.1 所述可知,以基本 LBP 算子生成的 LBP 图像,所有像素值应该是 $0 \sim 255$ 范围之内,以这个图像做直方图统计,可以知道各个数值的分布范围。若把直方图看做一个向量,则是一个 256 维的行向量,以 α_i 表示。对于每一个人脸图像,都可以经过 LBP 处理得到其对应的 LBP 向量,通过计算两个图像 LBP 直方图的距离,判断两者的相似性。最初, Kullbackt 提出用交叉熵的方法进行 LBP 的统计测定,之后 Sokal 和 Rohlf 将这个算法称为 G 统计,也叫做 Log 概率统计^[9],经过化简后,其表达式为

$$L(\mathbf{S}, \mathbf{M}) = \sum_{b=1}^B S_b \lg M_b \quad (2)$$

式中, $\mathbf{S}, \mathbf{M}$ 分别为 2 个样本的 LBP 向量, $b = 1,$

$2, \dots, 256, S_b$ 和 M_b 分别为某像素值出现的概率,距离 L 即反映了 $\mathbf{S}, \mathbf{M}$ 向量之间的相似度,后文中,没有特意说明的情况下, LBP 距离即指式(2)中的距离。当有数个样本的情况下,距离最小的 2 个即认为是同一类样本。

1.3 LBP 算法分析

实际实验过程中,传统的 LBP 识别算法在测试中,识别率并不理想,当识别目标超过 5 个之后,识别率就已经下降到了 30% 以下,可见光图像和素描图像的 LBP 图像对比实验分析结果如图 3 所示。

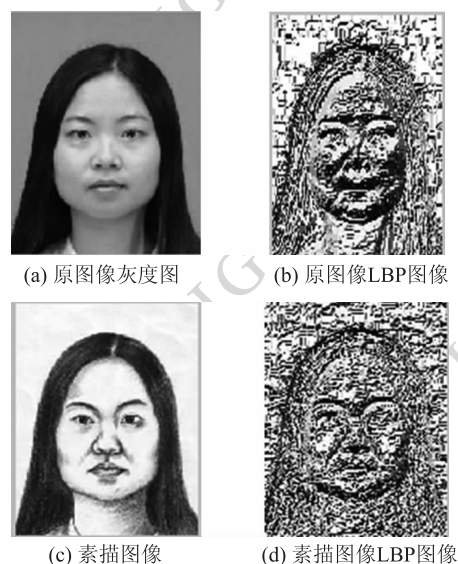


图3 原图像和素描图像的对比

Fig. 3 Comparison between original image and sketch image

从图 3 可以看出,尽管 LBP 图像能够将图像的纹理信息凸显出来,但是由于素描照本身的特性,素描照的 LBP 图像噪声明显多于可见光图像的 LBP 图像,效率并不理想。从图 4 可见,在素描照 LBP 直方图中,低灰度值统计数量较大,在 $0 \sim 50$ 灰度值范围内尤其明显,而灰度值为 0 的数量很多,这说明了素描图像黑色噪点偏多,从图 3(d)中可以清楚地看到许多黑点噪声,而后续滤波器的处理,将会减少图像噪声点,增强纹理信息。

1.4 滤波器分析

直接使用 LBP 算法进行识别效果十分糟糕,因为当图像转换为 LBP 图像后,图像中纹理并不清晰,噪点也非常多, LBP 直方图特征也不明显。因此,对图像进行必要的预处理,使用滤波器进行滤波是一种有效的手段。

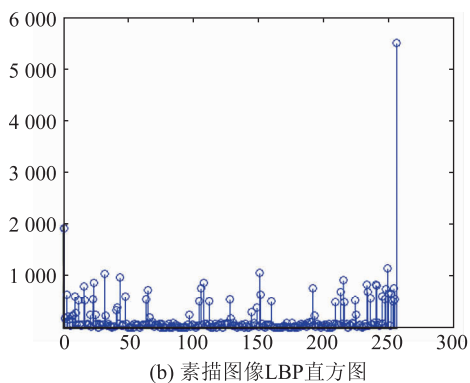
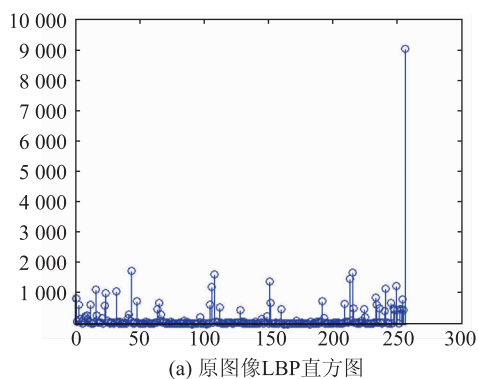


图4 LBP直方图对比

Fig. 4 Comparison between LBP images

使用3种滤波器进行实验,分别是中值滤波器^[10],高斯滤波器^[11],DOG^[12] (different of gaussian)滤波器进行尝试。各个滤波器处理后的图像以及其对应LBP图像如图5所示。



(a) 中值滤波器对比图



(b) 高斯滤波器对比图



(c) DOG滤波器对比图

图5 滤波器处理效果

Fig. 5 Effect of filters

由图5可以看出,高斯滤波器和DOG滤波器都大大增强了LBP图像的效果,而中值滤波器效果则不明显,没有提升图像效果。经过实验验证,在目前数据库中测试,DOG滤波器的效果是最佳的。

2 基于AdaBoost的分块LBP算法

2.1 训练过程

LBP算法在识别过程中有一定效果,并且利用DOG滤波器对图像加强后,效果进一步加强,然而用整幅图像计算LBP直方图,用Log概率统计计算两个图像间的相似程度,识别结果依然不能达到理想的结果,因此,提出分块的LBP算法。在之前的许多人脸识别研究中发现,尽管使用整个人脸的信息量远大于使用局部特征,然而这样同时会带来更多的噪声,反而影响到识别效果,而在使用面部的局部有效特征时,识别率可以有所提升^[13],如眼睛、鼻子、嘴巴等人脸的明显特征。分块LBP算法对图像进行分块,之后将每一个小块作为一个可识别特征,利用AdaBoost^[14]算法训练,逐步将特征块进行选取,最后将识别能力最强的特征块取出进行线性组合,最终提升了识别率。具体算法过程如下:

1) 对于 N 个人,每人拥有一幅可见光图像,一幅素描图像,可见光和素描图像一一对应。

2) 对于所有 $2N$ 个样本,进行DOG滤波器处理,得到对应 $2N$ 幅DOG处理后的图像,之后,再对所有样本进行LBP处理,得到对应的 $2N$ 幅LBP图像。

3) 对图像进行分块处理,块状为方形,边长为 l ,每个块平移长度为 $step$,一旦 l 和 $step$ 确定,则每个图像分出的小块数量可以确定,假设为 y 。分块示意图如图6所示。

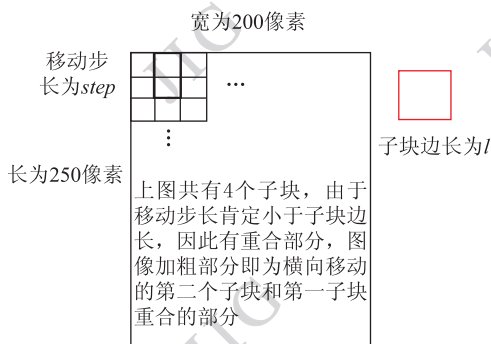


图6 分块示意图

Fig. 6 Schematic diagram of blocking

4) $photo_i$ 表示某个照片的图像, $sketch_i$ 表示某个素描照的图像, $i = 1, 2, \dots, N$, 对于某个人照片图像中的一个子块, 以 $photo_{i,m}$ 表示, 素描子块以 $sketch_{j,n}$ 表示, 其中 $i, j = 1, 2, \dots, N, m, n = 1, 2, \dots, y$ 。

5) 对图像进行分组处理, 方便后续的权重判定处理以及子块判定处理。将 1 号素描照和所有可见光图像作为第 1 组, 将 2 号素描照和所有可见光图像作为第 2 组, 以此类推, 可以得到 N 组图像。如图 7 所示, 图 7 中仅用连线表示了 1 组、2 组的关系, 其他组方法一致, 没有全部画出。

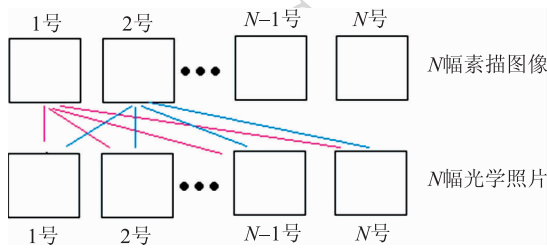


图 7 分组示意图

Fig. 7 Schematic diagram of grouping

对所有分好组的图像进行权重分配, 一般情况下, 使用平均权重分类, 即每组初始权重为 $w_x = 1/N, x = 1, 2, \dots, N$ 。

6) $w_x = 1/N$ 对所有分组进行循环训练:

(1) 初始化权重为 $w_{1,x} = w_x$, $w_{1,x}$ 为第 1 轮训练的初始化权重。

For $t = 1: T$

(2) 权重归一化

$$q_{t,x} = \frac{w_{t,x}}{\sum_{k=1}^N w_{t,k}} \quad (3)$$

(3) 对于每一组图像, 利用子块计算 LBP 向量进行判别, 比如对于第 1 组图像, 计算所有图像第 i 号子块的 LBP 向量, 接着可以得到所有第 1 组中所有可见光图像和素描图像第 i 号子块的 LBP 向量距离。若素描照和对应的可见光照片的 LBP 距离是最小的, 即第 N 组中, 素描照能匹配到第 N 张可见光图像, 则第 i 号子块对本组照片判断结果为正确, 反之为错误。将所有组的照片都如此处理, 可以得到第 i 号子块在 N 组照片中的识别能力。

(4) 对于每个子块 $i = 1, 2, \dots, y$, 计算加权错误率

$$\varepsilon_f = \sum_x q_{t,x} h(d) \quad (4)$$

式中, $h(d)$ 为子块 i 在 x 组照片中判断结果, 判断正确为 0, 判断错误为 1。

(5) 选取本轮最佳识别子块, 即

$$\varepsilon_t = \min_d (\varepsilon_f^i) \quad (5)$$

$\min_d q_x h(d)$ 为本轮加权错误率最低的子块。

(6) 根据这个子块结果, 调整各个组的权重

$$w_{t+1,x} = w_{t,x} \beta_t^{1-e_x} \quad (6)$$

式中, $e_x = 0$ 表示本组为正确识别, $e_x = 1$ 表示本组被错误分类, 而 $\beta_t = \frac{\varepsilon_t}{1 - \varepsilon_t}$ 。

End

7) 最终记录子块信息, 包括子块顶点坐标和 $\alpha_t, \alpha_t = \lg \frac{1}{\beta_t}$, 一般而言, 训练轮数决定了最终识别的准确程度, 轮数越多, 特征越多, 识别率相对会提升。训练流程图如图 8 所示。

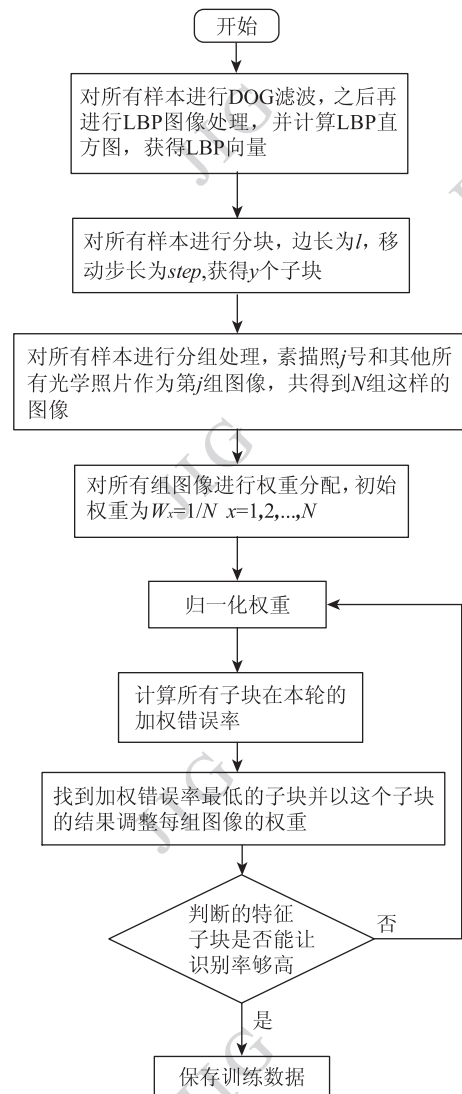


图 8 训练算法流程图

Fig. 8 Flow chart of training

2.2 识别过程

分块 LBP 算法的识别过程依赖预选好的有效子块进行判决,而由于每个子块在训练中表现出的识别能力也并不相同,因此,需要给每个子块设置判决权重,具体过程如下:

1) 设输入需要识别的素描图像为 X , 对识别备选普通照片的数量为 M , 用 O_i 表示, $i=1,2,\dots,M$ 。

2) 如 2.1 中所述,若有 n 个子块进行判决,且对应权重为 $\alpha_t, t=1,2,3,\dots,n$ 。对于输入样本 X ,同样可以找到对应的 n 个子块,这样一来,可以计算 X 和任意 O_i 之间的距离。

3) 对于 X 和任意 O_i , 以 X_t 和 $O_{i,t}$ 表示 2 个图像中的某个对应子块,则计算这两个子块间的 LBP 距离

$$L_t = F(X_t, O_{i,t}) = \sum_{b=1}^B X_{h_{t,b}} \lg O_{h_{t,b}} \quad (7)$$

式中, X_h, O_h 为两个子块对应的 LBP 向量。

4) 最后计算 2 幅图像间的总距离,即

$$L_f = \sum_{t=1}^n (L_t \alpha_t) \quad (8)$$

式中, α_t 为训练中所得到的子块权重。

5) 计算出所有 O_i 对应的 L_f , 则当 $I=i, i \in \min(L_f)$, 则 O_i 为 X 的匹配照片, 满足

$$j = \arg \min_i L_f \quad (9)$$

3 实验结果

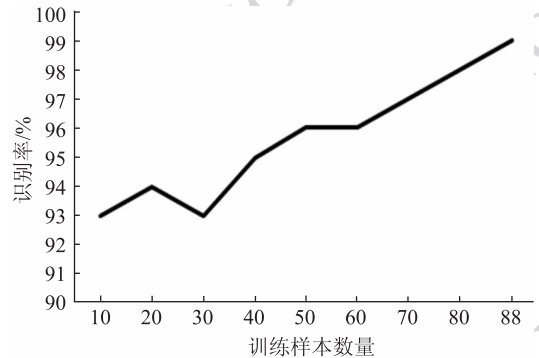
使用 CUHK 库中的人脸数据,其中有 188 个人,每个人各有 1 幅照片及 1 幅素描画。将前 88 人的照片及素描画作为训练样本,在后 100 人的照片中对后 100 人的素描画进行识别测试。

3.1 训练样本数量分析

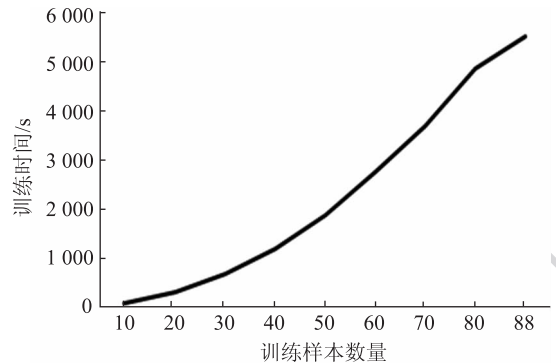
本文方法和传统人脸识别有所区别。传统识别中,比如利用 ORL 数据库训练,一个人对应 10 幅图像,以其中 8 幅作为训练集,测试集则是训练集中这个人剩下的 2 幅图像。而本文采用非交叉验证,训练图像和测试图像没有任何交集,比如,训练集中人是 A,B,C 作为训练集,测试集的人则是 D,E,F。因此训练样本数量的选择将直接影响到结果。理论上,训练样本数量越多,最终效果也会更好,然而样本数量增加也会大大增加训练所消耗的时间成本,

因此本文中验证了样本增加对算法效果提升的有效程度。

如图 9 所示,训练样本均使用 20×20 子块,步长为 10 的分块方法进行训练,并在识别过程中,对 100 个样本进行识别,并取有效子块数 100。可以看到,在提升训练数量过程中,识别率基本是以上升趋势提升,只有当 20 提升到 30 个样本的时候,出现了异常,可能原因是训练样本数量较小。对应的,随着训练样本的增加,训练时间也大大增加,88 个训练样本达到最佳效果的训练时间为 5 517 s,而使用 10 个样本训练所花时间为 78 s。从实验结果来看,提升训练样本后识别效果也有显著提升,正确率从 93% 提升到了 99%,而训练时间在实际的识别过程中,并不会影响识别速度,因此这个时间成本是值得,而实验也验证了提升训练样本可以有效提升识别效果。



(a) 训练样本数量和识别率的关系



(b) 训练样本数量和训练时间的关系

图9 训练样本影响

Fig.9 Influence of training samples

3.2 特征数量对识别效果的影响

识别过程中,特征数量的多少,对识别结果有着决定性的作用,不仅仅体现在识别正确率方面,也体

现在识别所需时间上面,使用子块数量越大,识别速度越慢,正确率则越高,反之,识别速度越快,正确率也会大大降低。

实际使用中,需要结合实际情况考虑,当系统对实时性要求较高时,必要的减少特征数量,减少识别时间是最为有效的手段,因此需要在识别率和时间中做出综合考虑。以 88 个样本训练结果为模板,测试样本集使用 100 个测试目标,测试了特征数量对识别结果的影响。

如图 10 所示,随着使用特征的提升,识别效果大大增强。使用一个特征时,识别 100 个样本识别率只有 6%,当提升至 10 个特征时,识别率提升至 76%。而当特征增加到 20 个之后,识别率达到 92%,之后尽管随着特征数量的增大,识别效果有所提升,然而效果并没有开始提升得那么明显。使用 100 个特征时识别率为 99%,比 20 个特征的识别率高出 7%。从实际使用上来说,识别率提升虽然很多,但是时间成本的增加也不可忽视。因此,使用特征的数量多少需要根据实际需求来决定,如果实时程度要求低,可以使用更多的特征。如果实时程度要求高,则适当减少特征数量,在识别时间和识别率中寻找一个平衡点来达到目标。

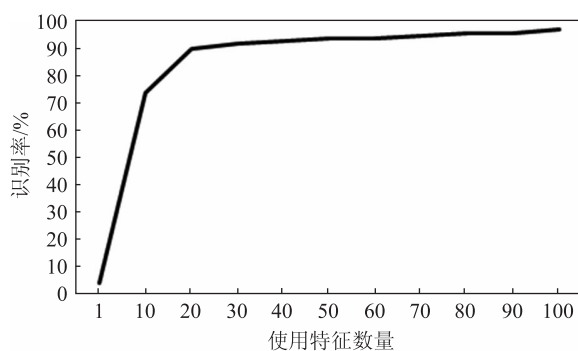


图 10 特征数量和识别率的关系

Fig. 10 The relationship between feature amounts and recognition rate

3.3 识别级别对识别结果的影响

在识别中,识别级别(Rank 值)也是一个很重要的标准。类似于检测中的虚警率,识别级别和识别精度是相互矛盾的一对数据,识别级别越低,识别精度越高,识别准确率会越低,反之识别级别越高,识别精度也越低,识别准确度会越高。如当 Rank = 1,则认为和待识别目标距离最小的图像为匹配对象;

若 Rank = N,则认为和待识别目标距离最小的 N 个图像都为匹配对象。其中,只有当待识别目标的真实匹配目标在匹配对象集时,判定为识别正确。显然,当 N 越大,识别正确的可能也越高,但是识别出来的干扰目标也越多。

而在实际应用中,提升识别级别可以在更加苛刻的环境中找到需要的识别目标,有效地减少识别范围,本文总结了在各个特征下,不同 Rank 值下的识别效果,同时,将原始的不分块 LBP 算法在不同 Rank 下的识别正确率进行比对。

如图 11 所示,随着 Rank 值的增加,各个数量的特征下,识别率是不断上升的,而原始 LBP 算法在不进行分块的情况直接使用,效果十分糟糕。可以发现在特征数量较大时,使用很少的阶数,就可以达到 100% 的识别率,如在 100 个特征下,使用 Rank = 2,即可以达到 100% 的识别率。由以上对比结果可以知道,分块 LBP 特征经过 AdaBoost 算法训练后,比原始 LBP 算法有效许多,同时,增加训练轮数并增加判断的特征数量,也能有效提升识别效果。

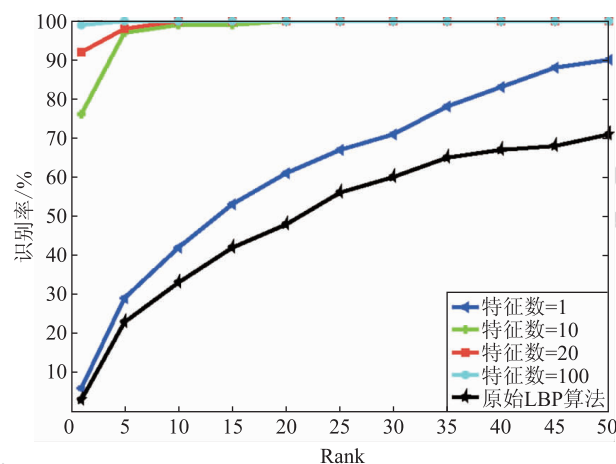


图 11 特征数量和 Rank 对正确率的影响

Fig. 11 Influence of feature amounts and Rank

3.4 和目前已存在算法的比较

目前在这项研究中,主要以 Klare 博士的研究成果最为显著^[1],Klare 将常见的各种算法均进行过仿真,并得出结论,之后将这些方法在更实际应用进行过测试。本文算法因缺乏相应的实验数据,不能全面地和 Klare 的各个算法进行对比,但目前本文中的实验数据仍可以证明本文算法还是行之有效的一个新方法。与 Klare 数据的详细的比对如表 1

所示。

表1 Rank = 1 时, 算法对比结果

Table 1 3D forward scan cell

滤波器 + 特征算法	特征数	样本数	正确率/%
DOG + MLBP ^[1]	59	202	96.3
CSDN + MLBP ^[1]	59	202	96.2
Gaussian + SIFT ^[1]	128	202	97.8
本文算法	50	100	96
本文算法	100	100	99

表1中, 前3个算法都是 Klare 博士的实验结果, 其中 + 号之前为滤波器算法, + 号之后为使用特征算法。本文算法部分的识别结果如图12所示, 最后一个打叉的图像(第3行最后一列)为本文算法在最好结果中未能识别出的图像。

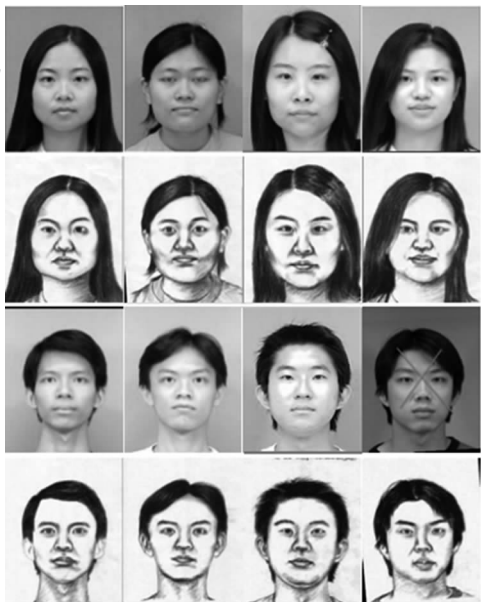


图12 素描人脸识别部分结果

Fig. 12 Some results of sketch face recognition

3.5 交叉实验验证

为了验证本文算法的有效性, 进行交叉与非交叉验证对比实验。由于 CUHK 数据库中每个人只有1幅光学图像和1幅与之对应的素描图像, 所以需利用作图工具(本文采用美图秀秀工具), 对后100人的光学图像进行处理, 生成额外的100幅近似素描图像, 简称美图素描脸。

对于非交叉验证, 如2.1节所述, 用前面88人的光学与素描人脸进行训练, 用后100人的美图素

描脸进行测试。对于交叉验证, 用后100人的光学图像和素描图像进行训练, 用后100人的美图素描脸进行测试。实验结果如表2所示。

表2 交叉与非交叉实验比对

Table 2 Comparison between crossover experiment and non-crossover experiment

特征数量	交叉实验正确率/%	非交叉实验正确率/%
10	96	95
20	98	96
30	100	100
100	100	100

由表2可以看到, 无论是交叉验证还是非交叉验证, 本文算法均保持了较高的准确率。在交叉验证中, 由于训练样本和测试样本来自同一个类别, 因此实验结果比非交叉验证略好, 但当特征子块数量达到30时, 两种验证方法的识别率都达到了100%。综上所述, 本算法在交叉与非交叉验证中, 取得良好的实验结果。

4 结论

本文提出了一种新的针对素描人脸识别算法, 该方法对素描图像和可见光图像进行 DOG 处理, 之后对图像进行分块, 并对每个小块进行 LBP 处理。以小块间 LBP 向量的距离估算每个小块的识别能力, 并以此作为弱分类器, 接着利用 AdaBoost 算法对特征进行选取, 最终计算出加权距离, 对素描图像进行识别。在实验过程中, 综合考虑了训练样本数量, 识别级别(Rank 值)等参数对结果的影响, 并和现有的一些算法进行对比。实验结果证明, 本算法在素描人脸识别中, 是一种新的行之有效的手段, 在今后的研究中, 还需要进一步提升算法识别速度, 并在法医人脸识别中测试并优化本算法, 使算法能在刑侦中得到实际应用。

参考文献(References)

- [1] Klare B. Heterogeneous face recognition [D]. Lansing: Michigan State University, 2012.
- [2] Akgul T. Can an algorithm recognize montage portraits as human faces [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2011, 28(1):

- 160-158.
- [3] Klare B, Jain A. Matching forensic sketches and mug shots to apprehend criminals [J]. IEEE Computer, 2011, 44(5): 94-96.
- [4] Shan S G. Study on some key issues in face recognition [D]. Beijing: University of Chinese Academy of Sciences, 2004. [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]
- [5] Klare B, Jain A. On a taxonomy of facial features [C]// Proceedings of IEEE International Conference on Biometrics Compendium Biometrics: Theory Applications and Systems. Washington DC: IEEE, 2010: 1- 8. [DOI: 10.1109/BTAS.2010.5634533].
- [6] Ahonen T, Hadid A, Pietikainen M. Face description with local binary patterns: application to face recognition [J]. IEEE Trans. on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2006, 28(12): 2037-2041.
- [7] Shan S G, Gao W, Chen X L. Facial feature extraction based on facial texture distribution and deformable template [J]. Journal of Software, 2001, 12(4): 570-577. [山世光, 高文, 陈熙霖. 基于面部纹理分布和变形模板的面部特征提取[J]. 软件学报, 2001, 12(4): 570-577.]
- [8] Huang F F. Study of face recognition based on LBP [D]. Chongqing: Chongqing University, 2009. [黄非非. 基于 LBP 的人脸识别研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2009].
- [9] Gao T, He M Y, Dai Y C, et al. Face recognition using multi-level histogram sequence local binary pattern [J]. Journal of Image and Graphics, 2009, 14(2): 202-207. [高涛, 何明一, 戴玉超, 等. 多级 LBP 直方图序列特征的人脸识别[J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(2): 202-207.] [DOI: 10.11834/jig.20090203]
- [10] Zhong L, Zhang Y. Vector median filter of ranked thresholds for color images [J]. Journal of Image and Graphics, 2011, 16(3): 330-335. [钟灵, 章云. 等级阈值的彩色图象适量中值滤波器[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(3): 330-335.] [DOI: 10.11834/jig.20110313]
- [11] Guan T, Li L L. Overview of gaussian mixture models, solving algorithms and visual applications [J]. Journal of Image and Graphics, 2012, 17(12): 1461-1471. [管涛, 李玲玲. 高斯混合模型、求解算法及视觉应用综述[J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(12): 1461-1471.] [DOI: 10.11834/jig.20121201]
- [12] Tan X, Triggs B. Enhanced local texture feature sets for face recognition under difficult lighting conditions [J]. IEEE Transaction on Image Processing, 2010, 19(6): 1635-1650.
- [13] Meyers E, Wolf L. Using biologically inspired features for face processing [J]. Journal of Computer Vision, 2008, 76(1): 93-104.
- [14] Viola P, Jones M J. Robust real-time face detection [J]. International Journal of Computer vision, 2004, 57(2): 137-154.