融合 LBP 和 LPQ 的人脸识别

朱长水,丁 勇,袁宝华,曹红根

(南京理工大学泰州科技学院,江苏泰州 225300)

[**摘要**] 空域和频域分析是图像分析的重要方法,提出一种融合空域的局部二值模式(local binary pattern,LBP) 和频域的局部相位量化(local phase quantization,LPQ)进行人脸识别的方法.该方法首先对人脸图像分别在空域提取 LBP 特征和频域提取 LPQ 特征,然后融合成 LBP/LPQ 直方图,进行直方图相似性比较,最后根据最近邻原则进行识别.在 YALE 和 AR 标准人脸数据库上的实验表明,该方法得到的结果比单个方法效果更好,鲁棒性更高. [关键词] 局部二值模式,局部相位量化,人脸识别

[中图分类号]TP [文献标志码]A [文章编号]1001-4616(2015)01-0104-04

Face Recognition Based on Local Binary Pattern and Local Phase Quantization

Zhu Changshui, Ding Yong, Yuan Baohua, Cao Honggen

(Taizhou Institute of Science and Technology, Nanjing University of Science and Technology, Taizhou 225300, China)

Abstract: Spatial and frequency domain analysis is an important method of image analysis. This paper presents a method of face recognition based on local binary pattern and local phase quantization. First, LBP operator is used to extract LBP feature in the spatial domain and LPQ operator is used to extract LPQ feature in the frequency domain from block grey-level face images. Then fused into LBP/LPQ histograms and evaluated the goodness between tow LBP/LPQ histograms. Finally, Face recognition based on the nearest neighbor principle. The simulation experiments illustrate that this method has better recognition rate and more robust than single method on the YALE and AR face database. **Key words**; local binary pattern, local phase quantization, face recognition

人脸识别是计算机视觉、模式识别领域内一个活跃的研究课题^[1],广泛应用于监控布控、公安照片搜 索系统、门禁出入、身份识别等领域.

人脸识别主要有基于局部特征、整体特征及局部与整体融合等方法. LBP 算法是对图像纹理特征的空域 描述,具有尺度、旋转和灰度不变等特点. Ahonen 等将 LBP 算法^[2]引入了人脸识别,他们将人脸图像划分为 几个互不重叠的区域,并分别求取其 LBP 直方图,并将各区域的直方图连接起来作为人脸鉴别特征. 该方法 在 FERET 人脸库上取得了较好的实验效果. LPQ 算法是一种对图像频域进行的人脸表示方法,2008 年 Ahonen 等又将 LPQ 算法^[3]应用于模糊人脸的识别,在 CMU PIE 人脸库上取得较好的识别效果.

对人脸识别时,将图像空域和频域的特性结合起来进行分析.本文提出一种基于 LBP 和 LPQ 的人脸 识别算法,首先将人脸经过一系列的预处理,然后在空域图像上提取 LBP 纹理特征和在频域图像上提取 LPQ 纹理特征,将 LBP 和 LPQ 特征进行融合,最后利用基于距离的相似性度量的方法进行判别分类.在 YALE 和 AR 数据库上,表明该实验方法的有效性和可行性.

1 相关知识

1.1 LBP

LBP 算法描述了图像中的像素与其邻域值之间的关系. 在灰度图像中,用像素的灰度表示其值. 基本

收稿日期:2014-08-20.

基金项目:国家自然科学基金(61101197/F010402).

通讯联系人:朱长水,讲师,硕士,研究方向:虚拟现实、图像处理. E-mail:shui_zc@163.com

的 LBP 算法^[4,5]作用于一个大小固定为 3×3 的矩形 块, 如图 1 所示.

通过以下步骤得到图像中该像素的取值,首先 将图像中每个像素及其邻域看作 3×3 的矩形,然后 将该像素值与其邻域像素值比较,当邻域像素值大 于或等于该像素值时,将其设置为1,否则设置为0, 这样可以得到原始像素对应的二进制值,最后将得 到的二进制转换为其十进制对应值.再以直方图的 形式统计出整幅图像中的每个像素的数值,以此作 为人脸图像纹理特征的描述.



 $LBP_{P,R}^{u_2}$ ^[6]表示在半径为 R 的邻域内,使用 P 个相邻采样点,均匀模式的 LBP 算法, u_2 表示均匀模式. 对于图像 f(x, y)的直方图可定义如下:

$$H_{i} = \sum_{x,y} I\{f(x,y) = i\}, i = 0, 1, \cdots, n-1, I(X) = \begin{cases} 1, & X \ \exists \downarrow \downarrow, i = 0, 1, \cdots, n-1, I(X) = \\ 0, & X \ \exists \downarrow \downarrow, i = 0, 1, \cdots, n-1, I(X) = \\ 0, & X \ \exists \downarrow \downarrow, i = 0, 1, \cdots, n-1, I(X) = \\ 0, & X \ \exists \downarrow \downarrow, i = 0, 1, \cdots, n-1, I(X) = \\ 0, & X \ \exists \downarrow \downarrow, i = 0, 1, \cdots, n-1, I(X) = \\ 0, & X \ \exists \downarrow \downarrow, i = 0, 1, \cdots, n-1, I(X) = \\ 0, & X \ \exists \downarrow \downarrow, i = 0, 1, \cdots, n-1, I(X) = \\ 0, & X \ \exists \downarrow \downarrow, i = 0, 1, \cdots, n-1, I(X) = \\ 0, & X \ \exists \downarrow \downarrow, i = 0, 1, \cdots, n-1, I(X) = \\ 0, & X \ \exists \downarrow \downarrow, i = 0, 1, \cdots, n-1, I(X) = \\ 0, & X \ \exists \downarrow \downarrow, i = 0, 1, \cdots, n-1, I(X) = \\ 0, & X \ \exists \downarrow \downarrow, i = 0, 1, \cdots, n-1, I(X) = \\ 0, & X \ \exists \downarrow \downarrow, i = 0, 1, \cdots, n-1, I(X) = \\ 0, & X \ \exists \downarrow \downarrow, i = 0, 1, \cdots, n-1, I(X) = \\ 0, & X \ \exists \downarrow \downarrow, i = 0, 1, \cdots, n-1, I(X) = \\ 0, & X \ \exists \downarrow \downarrow, i = 0, 1, \cdots, n-1, I(X) = \\ 0, & X \ \exists \downarrow \downarrow, i = 0, 1, \cdots, n-1, I(X) = \\ 0, & X \ \exists \downarrow \downarrow, i = 0, 1, \cdots, n-1, I(X) = \\ 0, & X \ \exists \downarrow \downarrow, i = 0, 1, \cdots, n-1, I(X) = \\ 0, & X \ \exists \downarrow \downarrow, i = 0, \dots, n-1, I(X) = \\ 0, & X \ \exists \downarrow \downarrow, i = 0, \dots, n-1, I(X) = \\ 0, & X \ \exists \downarrow \downarrow, i = 0, \dots, n-1, I(X) = \\ 0, & X \ \exists \downarrow \downarrow, i = 0, \dots, n-1, I(X) = \\ 0, & X \ \exists \downarrow \downarrow, i = 0, \dots, n-1, I(X) = \\ 0, & X \ \exists \downarrow \downarrow, i = 0, \dots, n-1, I(X) = \\ 0, & X \ \exists \downarrow \downarrow, i = 0, \dots, n-1, I(X) = \\ 0, & X \ \exists \downarrow \downarrow, i = 0, \dots, n-1, I(X) = \\ 0, & X \ \exists \downarrow \downarrow, i = 0, \dots, n-1, I(X) = \\ 0, & X \ i = 0, \dots, n-1, \dots, n-1, I(X) = \\ 0, & X \ i = 0, \dots, n-1, \dots,$$

其中,n是LBP 算法产生的不同二值模式.

两个人脸直方图的相似性度量通过求取直方图X²距离^[7]来度量,即:

$$\chi^{2}(H1,H2) = \sum_{i} \frac{(H1_{i} - H2_{i})^{2}}{H1_{i} + H2_{i}}.$$
(2)

该值距离越小,表示两个人脸越相似.

1.2 LPQ

对于图像 f(x), $M \times M$ 邻域 N_x 采用离散的短时傅立叶变换^[8-11], 如式所示:

$$F(u,x) = \sum_{y \in N_x} f(x-y) e^{-j2\pi u^{T_y}}.$$
 (3)

式中 u 表示频率.

局部傅立叶系数通过4个频点 $u_1 = [a,0]^T$, $u_2 = [0,a]^T$, $u_3 = [a,a]^T$, $u_4 = [a,-a]^T$ 来计算,a表示很 小范围,a = 1/M.对于每个像素位置,通过向量表示:

$$F(x) = [F(u_1, x), F(u_2, x), F(u_3, x), F(u_4, x)]$$

傅立叶系数相位可以通过每个部分的实数和虚数的符号来表示.

$$\eta_{j} = \begin{cases} 1, & g_{j} \ge 0, \\ 0, & g_{j} < 0. \end{cases}$$
(4)

 g_i 是向量 $G(x) = [Re{F(x)}, Im{F(x)}]$ 的第j个部分. 然后 q_i 对其进行二进制编码, 如式(5) 所示.

$$f_{LPQ}(x) = \sum_{j=1}^{\infty} q_j 2^{j-1}.$$
 (5)

LPQ_M表示窗口大小为 M×M 的算法,图 2 所示窗口是 5×5 的 LPQ 算法.



Fig. 2 LPQ operator

2 LBP 与 LPQ 融合算法

对图像信号而言,空域处理的对象是图像像素本身,反映图像灰度的变化;频域处理的对象是变换域 中图像的变换系数,反映图像梯度的分布.不管空域和频域在进行纹理分析时,都会忽略一部分信息,因 此将两者相结合,能够相互补充,如图3所示.



图 3 LBP 和 LPQ 图像 Fig. 3 LBP and LPQ image

本文提出一种融合 LBP 和 LPQ 算法,对人脸图像进行 Gamma 校正,差分高斯滤波(Dog) 和直方图均衡 化等一系列的预处理,然后对预处理后的人脸进行分块,分别采用 LBP 和 LPQ 算法对每个分块提取直方图, 联合成 LBP 和 LPQ 直方图,将在空域提取的 LBP 直方图和频域提取的 LPQ 直方图融合成 LBP/LPQ 直方 图,进行直方图相似性比较,最后通过最近邻分类器进行分类识别,算法如图 4 所示.



3 实验结果

为了验证本文算法的性能,分别在 Yale 与 AR 人脸库上进行人脸识别实验. 设原始人脸图像的大小为 *M*×*N*,分块数目为 *p*×*q*,则把图像分为块 *p*×*q*,每个人脸图像子块的大小为(*M*/*p*)×(*N*/*q*). 实验测试环 境为 Pentium D 3.20 GHz,1 GB 内存, Matlab 7.0. 为了评测分块数量对方法的影响,图像的分块数目分别 为 10×10、5×5、4×4、2×2.

Yale 人脸库中包含 15 人,每人 11 幅图像,共有 165 幅图像,且每幅图像分辨率均为 100×80 像素,该 人脸库中人脸面部表情、人脸姿态以及光照条件变化较大.本实验首先在 Yale 库中选取 15 人的图像,并 任意选取一幅作为训练集,剩余的图像作为测试集,实验结果取不同训练集识别率的平均值.

AR 人脸库包含了 126 个人的不同面部表情、光照不均匀及有遮盖等条件下的人脸图像,其图像用手 工定位的方法确定每张图像中眼睛坐标,然后由眼睛坐标将图像剪切、旋转、缩放至分辨率为 40×50.本实 验首先在 126 人的人脸图像中任意选取一幅作为训练集,剩余的图像作为测试集,实验结果取不同训练集 识别率的平均值.

-106 -





实验表明,图像分块对识别率有一定的影响,分 块数量过多,子块不能描述图像较大区域的整体特 征;分块数量过少,子块不能描述图像的局部细节特 征,因此选择合适的分块,才能得到较高的识别率. 很多文献已说明空域的 LBP 算法的识别率与 P、R 有 关,本文实验结果表明 LPQ 算法的识别率与窗口 M



图 6 不同方法在 AR 人脸库识别率

Fig. 6 The recognition rate of different identification on the AR face database

表1 不同算法在 YALE 和 AR 识别率



方法	YALE 识别率	AR 识别率
LBP	0.960	0.880
LPQ	0.953	0.816
LBP/LPQ	0.980	0.927

的大小相关,选择合适的窗口 M,能够得到较高的识别率,在 AR 人脸库的实验,窗口 M 为5 时的识别率比 7 要高. LBP/LPQ 融合的方法识别率与 P、R 和窗口 M 有关,在参数设置相同的条件下,LBP/LPQ 融合的方法识别率要高于 LBP 或 LPQ 方法.

表 1 中比较不同方法的识别率,YALE 实验中分块数为 $10 \times 10 \times P = 8 \times R = 2 \times M = 7$ 识别率和 AR 实验中分块数 $5 \times 5 \times P = 8 \times R = 2 \times M = 5$ 的识别率.

4 结束语

图像的空域分析和频域分析是图像分析的两种重要方法,但是这两种方法均有局限性.因此本文提出一种基于空域 LBP 算法和频域 LPQ 算法的人脸识别算法,增强了对光照变化和噪声的鲁棒性.从仿真结果看出,通过将 LBP 特征和 LPQ 特征的融合,能够获得比 LBP 或 LPQ 更好的识别率.

[参考文献]

- Zhao W, Chellappa R, Phillips P J, et al. Face recognition: a literature survey [J]. Acm Computing Surveys (CSUR), 2003, 35(4):399-458.
- [2] 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): 2 037-2 041.
- [3] Ahonen T, Rahtu E, Ojansivu V, et al. Recognition of blurred faces using local phase quantization [C]//19th International Conference on Pattern Recognition. Tampa: IEEE, 2008:1-4.
- [4] Ahonen T, Pietikäinen M. Image description using joint distribution of filter bank responses [J]. Pattern Recognition Letters, 2009, 30(4): 368-376.
- [5] Heikkilä M, Pietikäinen M, Schmid C. Description of interest regions with local binary patterns [J]. Pattern Recognition, 2009,42(3):425-436.
- [6] Zhang B, Gao Y, Zhao S, et al. Local derivative pattern versus local binary pattern: face recognition with high-order local pattern descriptor[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(2):533-544.
- [7] Guo Z, Zhang L, Zhang D. Rotation invariant texture classification using LBP variance(LBPV) with global matching[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(3):706-719.

Machine and Human Science. Nagoya, Japan: IEEE Press, 1995: 39-43.

- [6] Shi Y H, Eberhart R C. A modified particle swarm optimizer [C]//IEEE International Conference on Evolutionary Computation. Anchorage. Alaska: IEEE Press, 1998:69-73.
- [7] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization [C]//Proc IEEE International Conference on Neural Networks. Perth: IEEE Press, 1995:1 942-1 948.
- [8] 郭通,兰巨龙. 自适应的分数阶达尔文粒子群优化算法[J]. 通信学报,2014,35(4):130-140.
- [9] 胡旺, GaryGYEN, 张鑫. 基于 Pareto 熵的多目标粒子群优化算法[J]. 软件学报, 2014, 25(5): 1 025-1 050.
- [10] 高尚,杨静宇. 群智能算法及其应用[M]. 北京:中国水利水电出版社,2006:112-117.
- [11] 高尚,杨静宇. 混沌粒子群优化算法研究[J]. 模式识别与人工智能,2006,19(2):266-270.

[责任编辑:黄 敏]

(上接第107页)

- [8] Ojansivu V, Heikkilä J. Blur Insensitive Texture Classification Using Local Phase Quantization [M]//Image and Signal Processing. Heidelberg, Berlin: Springer, 2008;236-243.
- [9] Heikkila J, Ojansivu V, Rahtu E. Improved blur insensitivity for decorrelated local phase quantization [C]//20th International Conference on Pattern Recognition. Istanbul: IEEE, 2010;818-821.
- [10] Lei Z, Ahonen T, Pietikainen M, et al. Local frequency descriptor for low-resolution face recognition [C]//IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition and Workshops. Shanghai, China; IEEE, 2011;161–166.
- [11] Chan C H, Tahir M A, Kittler J, et al. Multiscale local phase quantization for robust component-based face recognition using kernel fusion of multiple descriptors [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(5): 1 164-1 177.

[责任编辑:黄 敏]