

分辨率 LBP 的掌纹特征提取

李倩颖, 阮秋琦

(北京交通大学 计算机学院, 北京 100044)

摘要: 为了研究 NSCT 变换(nonsubsampled contourlet transform, NSCT) 和局部二值模式(local binary pattern, LBP) 在掌纹识别应用方面的可行性和性能, 提出了一种基于 NSCT 变换与局部二值模式相结合的掌纹特征提取算法. 该方法能够较好地提取皱褶、乳突纹等掌纹的细节特征, 并且能够有效减少掌纹识别中由于图像的平移、旋转和光照对识别结果造成的影响. 使用 NSCT 变换可以稀疏地表示二维奇异曲线并且变换本身具有平移不变性; 而 LBP 算子是一种有效的纹理描述算子并且该算子具有很好的灰度和旋转不变性. 首先对掌纹图像进行 NSCT 变换, 然后对变换后的掌纹子图提取局部多分辨率和多尺度的 LBP 特征. 实验结果表明, 该算法能够更好地表达掌纹纹线的细节和结构特征, 对掌纹图像有更高的鉴别性.

关键词: 掌纹识别; NSCT 变换; LBP; 平移不变性; 旋转不变性

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2010)06-0482-05

Palmpoint feature extraction based on multiresolution LBP

LI Qian-ying, RUAN Qiu-qi

(Department of Computer Science and Technology, Northern Jiaotong University, Beijing 100044, China)

Abstract: In order to study the feasibility and performance of the nonsubsampled contourlet(NSCT) and local binary pattern(LBP) operation in palm recognition, this paper presented a palmpoint identification approach, which was the combinations of NSCT and LBP operation. It can effectively extract detail features of palmpoint and reduce the influence on the shift, rotation and illumination of palmpoint identification. The NSCT provides sparse representation at both spatial and directional resolution and is a fully shift-invariant. LBP is a powerful texture descriptor that is gray-scale and rotation invariant. In this paper, we extracted multiresolution and directional local binary pattern histogram to represent the local features of a palmpoint image after NSCT. The results of experiments illustrate that this identification approach is efficient and effectively extract details and structure of palmpoint.

Keywords: palmpoint identification; NSCT; LBP; shift-invariant; rotation invariant

近些年来,随着信息技术的飞速发展,人们对系统安全性的要求日益提高.传统的身份认证方式渐渐不能满足人们的需求了.生物特征识别相比于传统的身份认证方式不但具有惟一性,而且具有不会被丢失或者遗忘的特点,因此相关生物特征识别技术受到了广泛关注.掌纹识别技术对用户没有侵犯性,比其他生物特征识别技术更容易被用户接受,而且其采集设备要求不高,容易实现^[1].

目前掌纹识别算法大体上可以分为4类,包括

基于掌纹线结构特征的识别算法^[2-3]、基于正交变换的识别算法^[4-5]、基于子空间的识别算法^[6-7]和基于统计特征^[8-9]的识别算法.其中大部分的算法都是通过借鉴其他生物特征识别方法而得到的,所以还存在很多缺点,其中一个共同的缺点就是不能很好地支持图像平移和旋转不变的性质.

Fourier 算法^[4]和小波算法^[5]都是经典的正交变换算法,都曾经应用在掌纹特征提取方面.小波变换与 Fourier 变换相比具有时间局域化的能力,能够精准地提供时域和频域的定位,但是其只能有效地表示图像中的点奇异信息,无法很好地表示二维图像的线奇异性,所以本文将采用 NSCT 变换解决这个问题. NSCT 变换可以在不同分辨率和不同方向

收稿日期:2010-03-24.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(60973060);高等学校博士学科点专项科研基金资助项目(20080004001).

通信作者:李倩颖. E-mail: kim128910@sina.com.

的子带中对图像的边缘进行提取,与传统的小波变换相比能够更好地捕捉线的奇异性;NSCT 变换还具有很好的平移不变的性质,因为在图像的采集阶段,手掌放置的位置和方向每次都不同,尽管在预处理阶段会对图像进行对准和归一化,但仍然无法完全避免图像的平移和旋转,这种平移会使得不同尺度的小波系数的分布出现比较大的变化,而传统的小波变换却不具备平移不变的性质.在对掌纹图像进行 NSCT 变换后,如果直接计算掌纹子图的均值和方差作为特征向量,会大量地丢失掌纹中的纹线细节特征和结构特征,例如皱褶、乳突纹等,这样会降低算法的识别效率,所以本文将对经过 NSCT 变换的掌纹子图提取 LBP 特征矢量作为掌纹的特征. LBP 算子是图像纹理的描述算子,不但计算简单,能够表示图像的局部特征,而且具有很强的灰度单调和旋转不变性,可以减少光照对识别结果的影响;由于不同方向和尺度的掌纹主线和乳突纹等特征包含了更多可以区分不同掌纹的信息,所以在 NSCT 变换的基础上,再计算各个尺度和方向的掌纹子图的 LBP 特征,然后利用直方图来描述得到的 LBP 值,连接各个尺度和各个方向子图的直方图特征,通过直方图的相似度计算 2 幅待识别掌纹图像的相似度.该方法不但能增强 LBP 算子对掌纹纹线细节特征和结构特征表示能力,同时可以避免平移、旋转和光照变化对识别结果的影响.实验证明,本方法可以有效地提高掌纹的识别率.

1 多分辨率的 LBP 特征提取

1.1 掌纹图像的 NSCT 变换

传统的正交变换包括 Fourier 和小波变换等. Fourier^[4]是一种全局变换,虽然能够完成时域到频域的变换,但却不能具体知道每个时刻附近的频率成分,无法做到时间局域化;小波变换^[5]克服了 Fourier 不能时间局域化的缺点,能够提供精确的时频域定位,并且能够有效地表示图像中的点奇异信息,但由于其只对水平、垂直和对角 3 个有限方向进行分离,所以小波变换只能表示点奇异信息.因为掌纹图像中大量的有效信息都为纹线类的信息,所以小波变换无法高效地表示掌纹图像的特征.

Contourlet 变换^[10]是 M. N. Do 和 M. Vetterli 于 2002 年提出的一种新的多方向和多尺度的真正的二维意义上的正交变换,由拉普拉斯金字塔滤波器组(Laplacian pyramid, LP)和方向滤波器组(DFB)连接构成.原始图像经过 LP 分解得到一个低通图像和一个差值带通图像,对得到的带通图像使用

DFB 将 LP 捕捉到的同一方向的奇异点合成一个系数,对得到的低通图像继续 LP 分解得到下一层的低通图像和差值带通图像,如此下去,就可以得到图像的多分辨率和多尺度分解,如图 1 所示. Contourlet 变换的支撑区间为“长条形”,这种结构实际是方向性的一种体现,所以其可以使用比小波变换更少的系数表示线奇异性.但是由于为 Contourlet 变换设计好地滤波器是十分困难的,并且在拉普拉斯金字塔和方向滤波器组中都存在上采样和下采样滤波器,使得 Contourlet 变换不具有平移不变性.

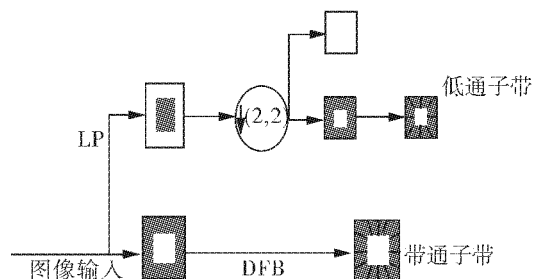


图 1 NSCT 变换

Fig. 1 Nonsubsampled contourlet transform

NSCT^[11]变换与 Contourlet 变换相比去掉了上采样和下采样功能,因此具有平移不变的性质,克服了因为平移的影响而使得各个尺度的能量系数分布产生较大变化的缺点. NSCT 变换由 2 部分组成,包括:非采样的金字塔结构(nonsampled pyramid, NSP)和非采样的方向滤波器组(nonsampled DFB, NSDFB). NSP 保证了图像的多分辨率分析,由一组非采样的双通道滤波器组实现,其余各层的滤波器可以通过对第 1 层滤波器进行插值获取;NS-DFB 保证了图像的多方向性,是一种双通道非采样滤波器组,由于是由去掉了上采样和下采样的 DFB 构成,有平移不变的性质.

NSCT 变换不但能够很好地提取掌纹的主线信息,因为其多尺度的性质更能够有效地提取皱褶和乳突纹等细节特征,并且 NSCT 变换具有很好的平移不变性质,可以有效减小平移对能量系数分布的影响,所以利用 NSCT 变换来提取掌纹图像在不同分辨率和不同方向的系数矩阵.对掌纹图像进行 3 层 NSCT 分解,最多可以达到 8 个方向,所以 3 层分解已经可以满足掌纹纹线的方向性表达,过多的分解层数则只会使数据量过大.为了更好地说明 NSCT 变换的效果,图 2 是对一幅 ZONEPLATE 图像进行 3 层的 NSCT 分解,得到的 12(1+1+2+8)个不同尺度和不同方向的掌纹子图.

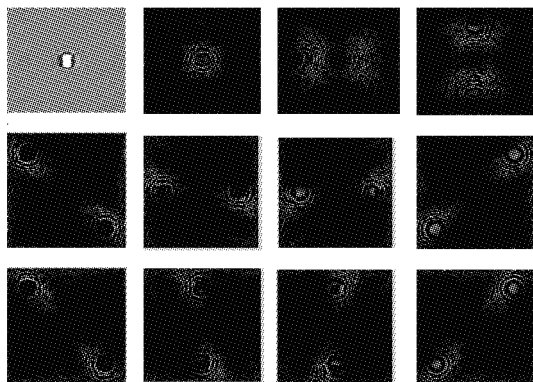


图2 NSCT 3层分解

Fig. 2 The three levels decomposition of NSCT

1.2 掌纹子图的多分辨率 LBP 掌纹特征表示

掌纹图像经过 NSCT 变换后得到各个尺度和各个方向的掌纹子图后,采用 LBP 算子来描述掌纹子图的细节特征和纹线结构特征,并使用统计直方图的形式作为掌纹的特征向量。

局部二进制模式(local binary pattern, LBP)^[12]最早由 Ojala 等人提出,是一种有效的纹理描述算子。LBP 算子定义为:在一幅图像的任何 3×3 的邻域内,包括 9 个点,1 个中心点灰度值设为 g_c 和 8 个相邻点灰度值设为 $(g_0, g_1, g_2, g_3, g_4, g_5, g_6, g_7)$,用 8 个相邻点灰度值的与中心点值相比较,大于等于中心点灰度值 g_c 的用 1 表示,反之用 0 表示,从左上角顺时针读出得到一个 8 位的二进制串,转换成十进制作为该点的 LBP 编码值。

LBP 值计算过程如图 3 所示:

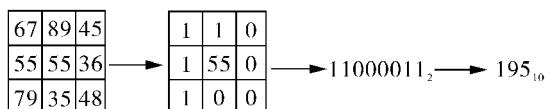


图3 LBP 值计算过程

Fig. 3 Computation process of LBP operator

后来 Ojala 等人通过对标准 LBP 算子的扩展,得到统一模式的 LBP 算子 $LBP_{P,R}^{riu2}$ ^[13],这种算子有着很强的旋转不变性和灰度不变性,可以减小由于掌纹图像的旋转和光照不均匀带来的影响,其中 P, R 表示在中心点周围半径 R 的范围内均匀取 P 个相邻点的灰度值,上标 $riu2$ 表示旋转不变的模式。

在本方法中将会对经过 NSCT 变换的掌纹子图计算 $LBP_{P,R}^{riu2}$ 的值, $LBP_{P,R}^{riu2}$ 算子的公式定义如下:

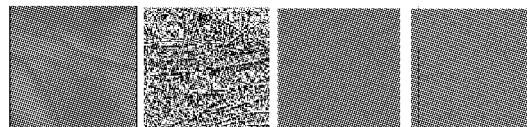
$$LBP_{P,R}^{riu2} =$$

$$\begin{cases} \sum_{p=0}^{P-1} (NSCT(g_p) - NSCT(g_c)), & \text{if } U(LBP_{P,R}) \leq 2; \\ P+1, & \text{其他.} \end{cases}$$

$$S(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0; \\ 0, & x < 0. \end{cases}$$

式中: (x_c, y_c) 为中心点坐标, NSCT 表示经过 NSCT 变换的掌纹子图, $NSCT(g_c)$ 为中心点的灰度值, $NSCT(g_p)$ ($p = 0, \dots, P-1$) 为相邻 P 个点的灰度值, U 为二进制串中 0/1 之间的变换次数,最多的变换次数为 2。

$LBP_{8,1}$ 、 $LBP_{16,2}$ 和 $LBP_{24,3}$ 统一模式的特征维数分别为 10、18 和 26。下图显示的分别是掌纹的原始图像,以及分别计算 $LBP_{8,1}$ 、 $LBP_{16,2}$ 和 $LBP_{24,3}$ 算子的图像。

图4 计算掌纹图像的 $LBP_{8,1}$ 、 $LBP_{16,2}$ 和 $LBP_{24,3}$ 算子的图像Fig. 4 $LBP_{8,1}$, $LBP_{16,2}$ and $LBP_{24,3}$ of palmprint through compute

1.3 基于直方图的相似度计算

本文将对经过 NSCT 变换得到的各个尺度和各个方向的掌纹子图计算 $LBP_{P,R}^{riu2}$ 特征,如果在一整幅掌纹图像提取 LBP 特征,则只能表征掌纹图像的全局轮廓特征,而不能表现掌纹图像局部特征,并且掌纹上的主线、乳突纹和皱褶等特征也与它们在空间位置上的分布密切相关,也不能很好表示;所以在计算直方图特征向量前,首先应该将每幅掌纹子图分成 m 块,再用直方图描述所有分块的 $LBP_{P,R}^{riu2}$ 特征,连接所有掌纹子图的分块直方图特征作为掌纹的特征向量。

计算出图像的 $LBP_{P,R}^{riu2}$ 值之后,需要统计图像的直方图特征,计算公式如下:

$$H_i = \sum I(f(x, y) = i), i = 0, 1, \dots, P+1,$$

$$I(x) = \begin{cases} 1, & x \text{ 为真;} \\ 0, & x \text{ 为假.} \end{cases} \quad (1)$$

连接 12 幅掌纹子图的 $12 \times m$ 块直方图特征,作为一幅掌纹特征的最终的表示 $(H_{1,1}, H_{1,2}, \dots, H_{1,m}, \dots, H_{12,m})$ 。

计算待识别样本直方图特征与其他掌纹的直方图相似度如式(2):

$$\chi^2(S, M) = \sum_{ij} \frac{(S_{ij} - M_{ij})^2}{S_{ij} + M_{ij}}. \quad (2)$$

式中: S 和 M 为式(1)中的统计的直方图特征, $\chi^2_{\min}(S, M)$ 中样本的类别即为待识别样本所属类别。

本文提出的多分辨率 LBP 特征的提取方法,主要包括如下几个步骤:

1) 对原始掌纹图像进行 NSCT 变换,得到各个尺度和各个方向的掌纹子图。其中对原始掌纹图像进行 3 层 NSCT 分解,共产生 12 幅掌纹子图。

2) 对每幅掌纹子图进行分块,计算各个分块区域的 $LBP_{P,R}^{riu2}$ 值,并统计各个子块的直方图,连接所有子块的直方图得到掌纹子图的 LBP 特征矢量。

3) 计算待识别样本与测试样本的直方图相似度,采用最近邻分类器进行分类识别。

基于多分辨率的 LBP 掌纹特征提取算法过程如图 5 所示。

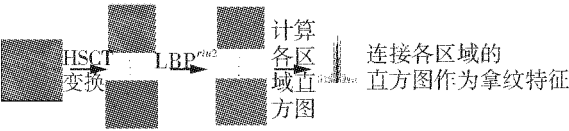


图 5 多分辨率 LBP 算法过程示意图

Fig. 5 The diagram of multiresolution LBP operator

2 实验结果及分析

为了验证算法的有效性,实验采用北京交通大学信息所掌纹图像数据库 V1.1。此数据库为每个人的左右手手掌分别采集了 10 幅图像,每幅图像经过预处理后得到大小为 128×128 的掌纹子图。本次实验取其中 60 个人的 600 幅掌纹图像进行验证,300 幅做训练样本,300 幅作为测试样本。

首先实验将测试掌纹图像的分块大小对算法识别结果的影响,对 NSCT 变换得到的掌纹子图进行不同尺度的分块,图像分块的数目为 1、2、4、8、16,对分块后的掌纹子图提取 LBP 特征,比较识别效果,实验结果如表 1。实验结果表明掌纹图像分成 8 块时识别就已经得到最佳效果,过少的分块无法很好地描绘掌纹图像的细节纹线特征和结构特征,而过多的分块只会增加特征向量的长度,对识别率却没有提高。

表 1 不同分块对多分辨率 LBP 算法的识别率影响

Table 1 Different blocks influence on recognition rate of multiresolution LBP

| 块数 | 特征维数 | 正确识别数 | 识别率/% |
|----|-------|-------|-------|
| 1 | 528 | 270 | 90.0 |
| 2 | 1 056 | 282 | 94.0 |
| 4 | 2 112 | 288 | 96.0 |
| 8 | 4 224 | 298 | 99.3 |
| 16 | 8 448 | 298 | 99.3 |

接下来实验将测试使用 3 种 $LBP_{P,R}^{riu2}$ 算子 $LBP_{8,1}$ 、 $LBP_{16,2}$ 、 $LBP_{24,3}$ 的识别效果。实验对 $LBP_{8,1}$ 、 $LBP_{8,1} + LBP_{16,2}$ 、 $LBP_{16,2} + LBP_{24,3}$ 和 $LBP_{8,1} + LBP_{16,2} + LBP_{24,3}$ 4 种组合方式特征矢量效果进行了比较,实验结果如表 2。实验结果表明 $LBP_{16,2} + LBP_{24,3}$ 已经可以较好地描述掌纹的特征,而 $LBP_{8,1} + LBP_{16,2} + LBP_{24,3}$ 增加了特征向量的长度,但

并没有提高识别效果。

表 2 不同 LBP 算子组合识别效果比较

Table 2 Different combination of LBP influence on LBP operator

| 算子 | 特征维数 | 正确识别数 | 识别率/% |
|---------------------------------------|-------|-------|-------|
| $LBP_{8,1}$ | 960 | 276 | 92.0 |
| $LBP_{8,1} + LBP_{16,2}$ | 2 688 | 288 | 96.0 |
| $LBP_{16,2} + LBP_{24,3}$ | 4 224 | 298 | 99.3 |
| $LBP_{8,1} + LBP_{16,2} + LBP_{24,3}$ | 5 184 | 298 | 99.3 |

表 3 给出了传统算法与本文提出的算法的识别率以及特征所需的维数。Fourier 变换把经过变换的图像分别提取 8 个不同半径和 8 个不同角度的能量作为特征值^[4];小波变换采用 Harr 小波来对掌纹图像进行分解,小波分解的总层数为 3,计算 WEF 时,每个细节图像均被分成 $16(4 \times 4)$ 个子块,将每一类小波能量特征的均值作为该掌纹类的模板^[5]。

表 3 与传统的正交变换算法比较

Table 3 Comparison with traditional orthogonal transform

| 方法 | 特征维数 | 正确识别数 | 识别率/% |
|------------|-------|-------|-------|
| Fourier 变换 | 16 | 249 | 83.0 |
| 小波变换 | 160 | 265 | 88.2 |
| NSCT 变换 | 192 | 270 | 90.0 |
| 本文算法 | 4 224 | 298 | 99.3 |

通过表 3 可知,在使用相同测试样本数量的情况下,与传统的正交变换方法相比,因为 NSCT 变换有更好的捕捉线奇异的能力并且具有平移不变性,所以有更好的识别效果。本文提出的多分辨率的 LBP 掌纹特征提取算法,能够有效提取纹线的各个尺度和各个方向子图的细节特征和结构特征,并且有很强的平移、旋转和灰度不变性,对掌纹有更强的区分力。

3 结束语

本文提出的一种基于多分辨率的 LBP 掌纹特征提取算法,其具有很好的旋转、平移和灰度不变性。算法通过使用 NSCT 变换得到掌纹图像的多分辨率和多尺度的掌纹子图,这种变换不但能够更好地提取掌纹图像各个尺度的纹线特征并且具有平移不变性;然后使用统一模式的 LBP 算子对各个尺度和各个方向的子图分别提取 LBP 直方图特征,比单独使用 LBP 算子能够更准确描述掌纹纹线的结构特征和细节特征,并且 LBP 算子具有灰度和旋转不变性,很适合图像纹理的特征提取。实验结果表明,基于多分辨率的 LBP 的掌纹特征提取算法可以达到 99.3% 的识别率,比其他传统的掌纹识别算法有更高的识别率。由于掌纹算法提取的特征维数过高,数据量过大,所以接下来将研究使用子空间的方法

降低数据量。

参考文献:

- [1] 郭向前, 张大鹏, 王宽全. 掌纹识别技术[M]. 北京: 科学出版社, 2006: 10-30.
- [2] HAN C, CHEN H, LIN C, et al. Personal authentication using palmprint features[J]. Pattern Recognition, 2003, 36(2): 371-381.
- [3] KUMAR A, WONG D, SHEN H, et al. Personal verification using palmprint and hand geometry biometric[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2003, 2688: 668-678.
- [4] LI W, ZHANG D, XU Z. Palmprint identification by Fourier transform[J]. Pattern Recognition, 2002, 16(4): 417-432.
- [5] WU X, WANG K, ZHANG D. Wavelet based palmprint recognition[C]//Proceedings of the International Conference on Machine Learning Cybernetics. [S. l.], USA, 2002: 1253-1257.
- [6] WU X, ZHANG D, WANG K. Fisherpalms based palmprint recognition[J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(15): 2829-2838.
- [7] LU G, ZHANG D, WANG K. Palmprint recognition using eigenpalms features[J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(9/10): 1463-1467.
- [8] 竺乐庆, 张三元, 张引, 等. 基于概率化模板和模糊逻辑的掌纹识别算法[J]. 模式识别与人工智能, 2009, 22(3): 468-474.
ZHU Leqing, ZHANG Sanyuan, ZHANG Yin, et al. Palmprint recognition based on probability template and fuzzy logic[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2009, 22(3): 468-474.
- [9] PANG Y, Tee CONNIE, JIN A T B, et al. Palmprint authentication with Zernike moment invariants[C]//Proceedings of the 3rd IEEE International Symposium. [S. l.], 2003, 12: 199-202.
- [10] DO M N, VETTERLI M. Contourlets beyond wavelets[M]. New York: Academic Press, 2003: 83-105.
- [11] CUNHA A L, ZHOU Jianping, DO M N. The nonsubsampling contourlet transform: theory, design, and applications[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(10): 3089-3101.
- [12] OJALA T. Gray scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns[C]//Proc of 6th European Conference on Computer Vision. [S. l.], 2000, 1842: 404-420.
- [13] OJALA T. Multiresolution 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.

作者简介:



李倩颖, 女, 1985年生, 硕士研究生, 主要研究方向为计算机视觉、数字图像处理、信号与信息处理。



阮秋琦, 男, 1944年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为数字图像处理、模式识别等, 国务院学位委员会学科评议组成员, IEEE高级会员等。发表学术论文350余篇。