

一种基于小波变换的指纹特征提取算法^①

李峰岳, 李星野

(上海理工大学 管理学院, 上海 200090)

摘要: 提出了一种基于小波变换的指纹纹理特征提取算法。首先以指纹图像的核心点为中心分割出一片有效的矩形区域, 然后对分割后的有效区域做二维小波分解, 提取小波分解后各通道的能量值作为特征值来进行识别。与传统的基于指纹细节点的识别算法相比该算法一定程度上减少了计算量, 对指纹图像的质量要求也不高, 并且识别精度也得到了保证。

关键词: 指纹识别; 核心点; 纹理特征; 小波变换

A Fingerprint Feature Extraction Algorithm Based on Wavelet Transform

LI Feng-Yue, LI Xing-Ye

(Business School, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200090, China)

Abstract: A fingerprint feature extraction algorithm based on wavelet transform was proposed. Firstly, the paper centered on the core-points, then divided the fingerprint image into an effective area. Next, the area was analyzed by two-dimension wavelet transform, and the energy of every passage was accurately extracted as the fingerprint features. The proposed algorithm required less computational effort than conventional algorithms which were based upon minutia features extraction. In addition, this algorithm did not need the high quality fingerprint image. Besides, the correct recognition rate also reached a high level.

Key words: fingerprint identification; core-point; fingerprint feature; wavelet transform

目前主要用于身份鉴定的人体生物学特征主要包括指纹、掌纹、声音、虹膜、DNA 等等^[1]。在现有的生物特征识别体系中, 指纹识别由于有着系统识别装置简单, 采集指纹数据方便, 识别算法快速等优点而被广泛采用。现有的指纹技术主要分为两大类: 基于指纹细节特征识别和基于指纹图像的纹理识别两大类。基于细节点的指纹识别方法存在着对指纹图像质量要求较高, 且识别系统计算量开销大的缺点, 因此近些年来基于指纹纹理识别方法越来越受到人们的重视^[2]。

奇异点检测在指纹图像的处理过程中意义重大, 由于它周围包含着丰富的指纹信息, 周围方向场特征明显, 因此奇异点在指纹的分类, 匹配等环节中有着至关重要的作用^[3]。指纹图像的奇异点是指纹图像中

周围纹理变化比较剧烈的点, 奇异点主要分为核心点和三角点两类。本文提出了一种基于小波变换的指纹特征提取算法, 该方法对目前流行的指纹提取算法有了较大的改进: 首先在指纹有效区域选取方面没有采用全局处理的方法, 而是采用局部图像处理方法, 因此有效的降低了系统在识别时所需的计算量; 其次在特征提取时选取了基于图像纹理特征的特征提取方法, 采取各通道小波分解后的平均能量值作为特征值进行识别, 从而避免了分割带来的信息丢失而造成的误差, 充分利用了奇异点周围纹理信息丰富的特点, 并且分析了各通道的特征值对识别所做的贡献。试验证明, 该算法取得较好的识别效果。

1 Poincare Index 方法提取图像的奇异点:
检测奇异点的主流方法是 Poincare Index 方法, 是

① 基金项目:国家自然科学基金(71071098)

收稿时间:2011-05-09;收到修改稿时间:2011-06-06

由 Kawagoe 和 Tojo 在 1984 年提出来的^[4]。该方法是以指纹图像的方向场为基础，通过计算 Poincare Index 值来确定指纹图像中三角点和核心点的位置和数目。近些年来，许多学者对该方法提出了很多改进^[5,6]，增强了该方法识别的准确性，但是由于 Poincare Index 方法简单，实现速度快，依然是奇异点检测中最常用的办法。

1.1 指纹图像方向场的计算

这里我们采用了结构张量方法^[7]计算指纹图像的方向场，对于指纹图像，结构张量计算指纹方向场的方法如下：

$$s = \begin{bmatrix} a & b \\ b & c \end{bmatrix} = g_\rho * \nabla v \otimes \nabla v = g_\rho * \begin{bmatrix} v_x^2 & v_x v_y \\ v_x v_y & v_y^2 \end{bmatrix}$$

其中 $v(x,y) = g_\sigma * u(x,y)$

$$g_\sigma(x,y) = (\sqrt{2\pi}\sigma)^{-1} \exp[-(x^2 + y^2) / (2\sigma^2)]$$

式中 g_σ 和 g_ρ 分别表示两个高斯模版， $u(x,y)$ 表示原始图像 (x,y) 处的灰度值。从而 (x,y) 处的方向场可以由矩阵 S 最大特征值所对应的特征向量来估计：

$$O(x,y) = \arctan[2b / (c - a - \sqrt{(c-a)^2 + 4b^2})]$$

1.2 使用 Poincare index 提取指纹的奇异点

Poincare index 法使用当前像素的八个临域点。将其按顺时针方向排列，相邻方向场差值的变化反映了该像素是否为奇异点。PI 值是相邻的 8 临域点方向场差值的代数和，根据 PI 的值判定像素点的类型：

$PI(x,y) = 1/2$, (x,y) 点为核心点； $PI(x,y) = -1/2$, (x,y) 点为三角点；否则 (x,y) 点为非奇异点。

图 1 表示了 (x,y) 为奇异点的情况，该点 8 临域的方向分别为 $d_k (k=0..7)$ ， d_0 表示 (x,y) 左下点的方向， $d_k (k=0..7)$ 分别按照顺时针方向表示 8 临域的点的方向， $\Delta(d_k, d_{k+1})$ 表示两个方向的夹角，其值小于或等于 90° 。Poincare index 值可以用下面表达式计算：

$$PI(i,j) = \sum_{k=0}^7 \Delta(d_k, d_{(k+1) \bmod 8})$$

这里由于本文的需要，我们以 Poincare Index 方法选取的指纹图像的核心点为中心，在经配准后的指纹图像上选取 $128*128$ 的指纹图像子块用来作为指纹图像特征提取和识别的依据。

2 基于小波变换的指纹提取

2.1 小波变换

小波变换是一种常用的图像分析手段，以其多尺

度的分析能力近些年来越来越受到人们的重视，在图像纹理特征提取以中有着较多的应用^[8]。

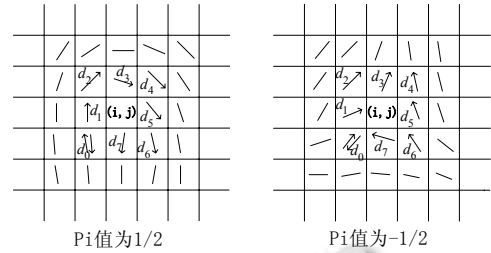


图 1 奇异点临域的方向场

度小波变换使用多分辨率分析对图像进行分解，从而将图像分解成为不同频率和空间的子图像(图 2)。图像经过一次小波分解后变成四幅子图：水平低频、垂直低频、对角高频和双低频子图。其中双低频子图可用于下一层的小波分解。

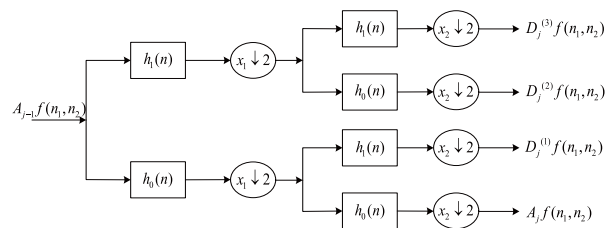


图 2 多分辨滤波器族

其中 $x_1 \downarrow 2$ 表示在 x_1 方向上做下采样， $x_2 \downarrow 2$ 表示在 x_2 方向上做下采样。对于图像进行 J 层小波分解可以得到 $3J+1$ 幅子图像。图 3 给出了使用二维可分离正交小波对图像做三层小波示意图，其中 LL 通道代表了图像在水平低频和垂直低频下(双低频)的信息；LH1 通道代表了图像在水平低频和垂直高频下的信息；HL1 通道代表图像在水平高频和垂直低频下的信息。HH1 通道代表了图像在水平高频和垂直高频(双高频)下的信息。当图像在某一频率和方向下具有较明显的纹理特征时，与之对应的小波通道的输出就具有较大的能量。

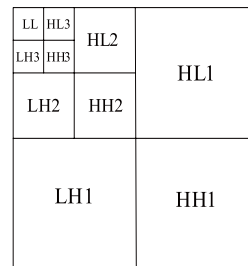


图 3 三层小波分解示意图

2.2 特征提取

对于分割后的指纹图像, 可以进行标准的图像处理操作, 以便提取指图像的纹理特征。考虑到图像纹理空间的分布相对复杂, 难以把握。大都数算法都是从变换域提取图像特征, 而离散余弦变换和 Fourier 变换的混叠作用会模糊某些特征, 使这些特征不足以用来分类。小波变换具有多分辨率分析的能力, 随着小波分解的进行可以以任意精度逼近图像, 并产生多幅不同层次的分解子图, 因此小波变换就成为了比较好的选择。小波变换能在维持纹理分布的同时提取出有效的纹理特征^[9]。为了有效的进行分类和满足指纹识别系统的实时性要求, 合理的选取特征值很重要。特征值过多, 则计算量较大, 难以满足实时性要求; 特征值过少, 则不能进行有效的分类。本文采用各尺度小波变换通道的平均能量作为特征值, 分析了不同数量特征值对分类效果的影响, 也说明了经二维小波分解后各通道特征对识别所做的贡献。各通道小波能量表示为:

$$E = \frac{\sum_{i=1}^{G_1} \sum_{j=1}^{G_2} (z(i, j))^2}{G_1 \times G_2}$$

其中 $G_1 \times G_2$ 为各小波通道的尺寸, 其中 G_1 与 G_2 分别表示当前通道的行数和列数并随分解级数的变化而变化 (若为 2 级分解, 则可由整个特征矩阵和所有小波通道的能量得到 7 个特征值)。 i 和 j 分别代表各通道中元素的行值和列值, $z(i, j)$ 是该通道中小波分解系数。

3 实验结果分析

为了验证本文算法的有效性, 本文使用加权最小距离分类器^[10]对本文的算法进行测试, 我们从 FVC2000 的指纹数据库中选取了 20 个手指 6 幅指纹图像, 每个手机再经白噪声处理 (值为 0, 方差为 0.005) 产生 6 幅新的指纹图像, 共 600 幅指纹图像样本。本文使用的图像处理广泛使用的 Daubechies4 小波, 进行了多级数的小波分解, 实验结果如表 1 所示:

由实验结果可知, 双低频系数对识别准确率几乎没有贡献, 在特征提取时不予考虑。另外我们还发现高频部分对识别的准确度起着决定性的作用, 事实上, 这是由于图像的纹理是灰度的变化造成的, 所以它体现在变换域的高频部分。所以在对特征矩阵进行 5 级分解时应采集包括整个特征矩阵能量在内的所有双低频系数 HH, 水平低频和垂直高频系数 LH 与垂

直低频和水平高频系数 HL 在内的共 15 个特征值。同时发现识别的准确率随着分解级数的增加呈现出上升的趋势。试验中最好的识别率达到了 96.8%。

表 1 识别效果比较

变换方法	级数	特征值的选择	识别准确率
db4	5	全部 16 个特征值	96.8%
		除去 LL 的 15 个特征值	96.8%
		除去 HH 的 11 个特征值	95.7%
		只含有 LH 和 HL 的 10 个特征值	94.6%
		只含有 HH 的 5 个特征值	91.7%
db4	4	全部 13 个特征值	95.3%
		除去 LL 的 12 个特征值	95.2%
		除去 HH 的 9 个特征值	93.1%
		只含有 LH 和 HL 的 8 个特征值	91.9%
		只含有 HH 的 4 个特征值	90.3%
db4	3	全部 10 个特征值	94.1%
		除去 LL 的 9 个特征值	94.0%
		除去 HH 的 7 个特征值	91.7%
		只含有 LH 和 HL 的 6 个特征值	90.5%
		只含有 HH 的 3 个特征值	88.0%

4 结语

本文提出了一种基于小波变换的指纹图像特征提取算法。该方法结合小波多分辨率分析和指纹的纹型特征, 以指纹图像纹理变化最为丰富的核心点为中心点, 采用局部图像的多级小波分解的各通道的能量作为特征值来进行识别, 分析了各通道特征值对识别所做的贡献。通过实验可以发现此方法避免了对整个指纹图像进行处理, 节省了系统计算开销, 并且提取的图像特征具有一定的抗噪能力, 不要求很高的指纹质量, 可以避免前期复杂的预处理。另外在不同识别准确性的要求下我们可以选取适当的特征值类型和数目, 从而达到准确率和时间的统一。

本文在图像局部有效区域的分割上采用以图像奇异点(核心点)为中心点的方法, 采用的是传统的 Pincare Index 方法, 但是这种方法对于较低质量的指纹图像则难

以实现奇异点的精确定位,并且容易检测到虚假的奇异点。今后的工作应着重于改进这种奇异点的选取方法或者找到一种更精确的全新的方法。

参考文献

- 1 田启川,张润生.生物特征识别综述.计算机应用研究,2009,26(12):4401-4406.
- 2 方晨艳,杨凡.指纹图像质量评价方法.计算机系统应用,2008,17(11):62-65.
- 3 Adrew S. A Combination Fingerprint Classifier. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001,23(10): 1165-1174.
- 4 Kawagoe M, Tojo A. Fingerprint pattern classification. Pattern Recognition, 1984,17(3):295-303.
- 5 Zhang Qin-zhi, Yan Hong. Fingerprint classification based on extraction and analysis of singularities and pseudo ridges. Pattern Recognition,2004,37(11):2233-2243.
- 6 Li J, Yau WY, Wang H. Combining singular points and orientation image information for fingerprint classification. Pattern Recognition, 2008,41(1):353-356.
- 7 Lowe DG. Object recognition from local scale-invariant features. International Conference on Computer Vision, 1999: 1150-1157.
- 8 Aujol J, Aubert G, Feraudl. Wavelet-based level set evolution for classification of textured images. IEEE Trans. on Image Processing, 2003,12(12):1634-1641.
- 9 孟爱国,刘国彦,李峰.基于多层小波分解的虹膜识别算法.计算机工程与应用,2005,22:59-61.
- 10 任靖,李春平.最小距离分类器的改进算法—加权最小距离分类器.计算机应用,2005,25(5):92-95.

(上接第84页)

参考文献

- 1 白建坤.Web 服务安全架构研究.计算机应用,2005,25(11): 33-35.
- 2 沈寿忠,张玉清.基于爬虫的 XSS 漏洞检测工具设计与实现.计算机工程,2009,35(21):151-154.
- 3 Ismail O, Etoh M, Kadobayashi Y. A Proposal and Implementation of Automatic Detection/Collection System for Cross-site Scripting Vulnerability. Proc. of the 18th International Conference on Advanced Information Networking and Applications. Washington DC: IEEE Computer Society, 2004.
- 4 谢逸,余顺争.基于 Web 用户浏览行为的统计异常检测.软件学报,2007,18(4):967-977.
- 5 Kruege C, Vigna G, Robertson W. A multi-model approach to the detection of web-based attacks. Computer Networks, 2005,48(5):717-738.
- 6 张磊,王丽娜,王德军.一种网页防篡改的系统模型.武汉大学学报(理学版),2009,55(1):121-124.
- 7 互联网安全防护要求,YD/T 1736-2008,2008.