

基于 Haar 小波变换的快速指纹识别算法

刘伟 杨圣

(中国科学技术大学精密机械与精密仪器系, 合肥 230027)

摘要 指纹中不同的空间频率和纹理方向代表了指纹图像的内在特征。为了提取这些特征,提出了基于 Haar 小波变换的快速指纹识别算法。该算法在提取指纹特征有效区域的基础上,直接对指纹灰度图像进行 Haar 小波变换以获取指纹特征向量。与传统的基于指纹细节特征的识别算法相比大大减少了计算量。另外,还将指纹识别算法移植到嵌入式安全领域。在基于 Arm7 处理器(主频 100MHz)架构的嵌入式平台上,对 FVC2000 标准指纹数据库进行了实验,得到了很好的 FAR, FRR 关系图,并且整个识别过程耗时在 1s 左右。实验结果表明,本文算法在快速指纹识别方面是成功的。

关键词 指纹识别 Haar 小波变换

中图分类号: TP242.6 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2007)04-0673-05

Fast Algorithm for Fingerprint Identification Based on Haar-wavelet Transform

LIU Wei, YANG Sheng

(The Department of Precision Machinery and Precision Instrumentation, University of Science and Technology of China, Hefei 230027)

Abstract Ridge orientations and ridge spatial frequencies in various regions of fingerprints represent its intrinsic characteristics. In this paper, we proposed a new fast algorithm for fingerprint identification based on Haar-wavelet, which accurately extracted the fingerprint features based on the original gray scale image. The proposed algorithm requires less computational effort than conventional algorithms which are based upon minutia features extraction. The algorithm can achieve high recognition rates when tested in the standard FVC2000 fingerprint database, and complete a whole process of identification in about one second on an embedded platform based on Arm-7 (Primary Frequency: 100MHz) CPU.

Keywords fingerprint identification, Haar-wavelet transformation

1 引言

目前用于鉴别身份的人体生物特征主要包括指纹、掌纹、声纹、虹膜、DNA 等等^[1]。在现有的各种生物特征鉴别中,指纹识别具有指纹采集装置简单、系统小、鉴别速度快等特点,因而易于在多种平台上方便实现。现有的指纹识别技术主要分为两大类:基于指纹细节特征识别和基于指纹纹理特征识别。前者是在对指纹图像拓扑的脊终点和分叉点提取的基础上,对两幅指纹图像的点模式进行匹配。

Seonjoo^[2]等人提出了有效的特征提取及删除虚假信息算法。该算法利用了细节特征的距离和连接关系,还使用了方向图和脊方向作为处理依据,取得了比较好的效果。指纹除了具有细节特征点之外,还包含了大量的纹理信息。Jain^[3]等人利用 Gabor 滤波器将输入的指纹图像分解到不同的频率和方向上,从而求得了指纹的纹理特征表达。

以上两类算法在实际的指纹识别系统中都获得了比较好的 FAR (false accept rate) 和 FRR (false reject rate)。但是,这两类算法都存在着运算量开销较大的缺点,因而限制了指纹识别的应用范围。

收稿日期:2005-09-10;改回日期:2005-12-16

第一作者简介:刘伟(1981~),男。现为中国科学技术大学精密机械与精密仪器系硕士研究生。主要研究方向为医学图像处理。
E-mail: weilu@ustc.edu

现有的指纹识别系统大多数只能应用于 PC 平台。本文提出了一种基于 Haar 小波变换的快速指纹识别算法。目的是在使指纹识别算法拥有高识别率 (FAR, FRR) 的前提下, 提高指纹识别的速度, 将指纹识别应用到更广阔的领域。实验结果表明, 该算法在基于 Arm7 (主频 100MHz) 芯片的嵌入式开发平台上取得了很好的效果。

2 小波变换

2.1 小波分解指纹图像

小波分析是一种窗口大小固定但其形状、时间窗和频率窗都可以改变的时频局部化分析方法。相比傅里叶变换、Gabor 变换, 它在时域和频域同时具有良好的局部化性质。

一幅大小为 $N \times M$ 像素的原始指纹图像用 $C_{0,(i,j)}^0$ 表示, 对其进行标准的 2D-DWT (discrete wavelet transform) 分解:

$$C_{0,(i,j)}^{p+1} = \sum_m \sum_n h(m) h(n) C_{0,(m+2i,n+2j)}^p \quad (1)$$

$$C_{1,(i,j)}^{p+1} = \sum_m \sum_n h(m) g(n) C_{0,(m+2i,n+2j)}^p \quad (2)$$

$$C_{2,(i,j)}^{p+1} = \sum_m \sum_n g(m) h(n) C_{0,(m+2i,n+2j)}^p \quad (3)$$

$$C_{3,(i,j)}^{p+1} = \sum_m \sum_n g(m) g(n) C_{0,(m+2i,n+2j)}^p \quad (4)$$

这里, h 和 g 分别代表低通和高通滤波器; p 是小波分解的级数 ($p \leq \min(\log_2 N, \log_2 M)$)。从中可以看出, 在每一级小波分解中, 上一级分解得到的低通分量 C_0^p 再一次被分解成 4 个尺寸相同的图像分量 C_0^{p+1} 、 C_1^{p+1} 、 C_2^{p+1} 、 C_3^{p+1} [4-6]。这样, 经过 J 级这样的分解, 得到了 $3J+1$ 幅子图像:

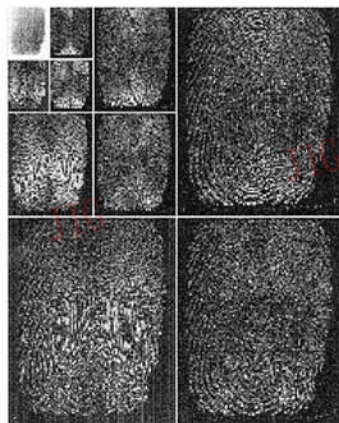
$$\{C_{0,(i,j)}^J, [C_{1,(i,j)}^K, C_{2,(i,j)}^K, C_{3,(i,j)}^K]_{K=1,2,\dots,J}\} \quad (5)$$

式中, $C_{0,(i,j)}^J$ 是原始指纹图像 $C_{0,(i,j)}^0$ 的低分辨率图像, 它代表了指纹图像水平和垂直方向的低频分量; $C_{1,(i,j)}^K$ 则表示了比例因子为 2^K 的水平方向低频分量和垂直方向高频分量; $C_{2,(i,j)}^K$ 表示比例因子为 2^K 的水平方向高频分量和垂直方向低频分量; $C_{3,(i,j)}^K$ 表示比例因子为 2^K 的水平和垂直方向的高频分量。

图 1 是采集到的大小为 256×300 的指纹图像和经历 3 级小波分解后的子图像, 后者包含了原始指纹图像在 3 个不同层次上的低频分量 (粗略信息) 和高通分量 (细节信息)。这些信息反映了原始指纹在不同尺度和方向上的指纹特征。用不同的小波基分解会得到不同的图像分量, 本文所采用的是基于 Haar 小波基的小波分解。



(a) 原始指纹图像



(b) 3 级小波分解后的图像

图 1 指纹图像及其 Haar 小波分解图

Fig. 1 Fingerprint image and its Haar-wavelet transforming image

2.2 Haar 小波基

在小波变换中有许多常用的小波基可供选取, 例如, Daubuchies 小波基、Mexican Hat 小波基和 Morlet 小波基。这些小波基具有良好的分辨率和光

滑特性, 但是它们的共同缺点是计算量大。因此在本文所提出的算法中, 选用了 Haar 小波基, 原因是:

- (1) Haar 小波基实现简单;
- (2) 使用 Haar 小波基进行小波分解, 运算速

度快;

(3) 内存开销小, Haar 小波分解过程可以在自身位置上完成小波变换。

以上这些特点, 十分符合快速指纹识别算法的要求。

3 基于 Haar 小波变换的快速指纹匹配算法

3.1 指纹有效区域提取

一幅大小为 256×300 像素的 256 级灰度指纹原始图像, 数据量是 76.8 K Bytes。因此, 利用整幅原始图像来提取指纹特征, 运算量相当大; 而且考虑到采集指纹时, 手指用力不均匀, 会造成采集到的指纹图像边缘部分不够清晰, 因此, 在提取指纹特征之前, 先找到指纹的中心点, 然后选取中心点附近的一块指纹区域作为特征提取的有效区域是必要的^[7]。

指纹图像用矩阵 $A(i, j)$ 表示, 首先利用 3×3 高斯低通模板 M_c , 对 $A(i, j)$ 进行低通滤波,

$$M_c = \frac{1}{16} \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix} \quad (6)$$

得到消除噪声后的指纹图像 $A'(i, j)$ 。

然后用水平、垂直 Sobel 算子模板 M_{s_x}, M_{s_y} :

$$M_{s_x} = \begin{pmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix} \quad (7)$$

$$M_{s_y} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 2 & 0 & -2 \\ 1 & 0 & -1 \end{pmatrix}$$

求出 $A'(i, j)$ 的方向场矩阵 $G_A(i, j)$ 。

再将 $G_A(i, j)$ 划分成大小为 8×8 的非重叠区域块: $W_k(i, j) |_{k=0,1,2,\dots}$ 。对每一块 $W_k(i, j)$ 进行如下处理, 求得 $\theta_k (0 \leq \theta_k < \pi)$ 作为该 $W_k(i, j)$ 图像块的方向:

$$\theta_k = \tan^{-1} \frac{\sum_{i=1}^8 \sum_{j=1}^8 2G_x(i, j)G_y(i, j)}{\sum_{i=1}^8 \sum_{j=1}^8 (G_x^2(i, j) - G_y^2(i, j))} + \frac{\pi}{2} \quad (8)$$

在由 θ_k 构成的矩阵中, 对每一个矩阵元素做如下操作: 从选中的元素块出发, 跟踪 θ_k 小于 $\pi/2$ 的块, 直到 θ_k 大于 $\pi/2$ 停止, 并且标记停止位置。最后, 在由 θ_k 构成的方向场矩阵中, 被标记次数最多的那个块, 就是该幅指纹图像的中心点位置 p 。图 2 是根据方向场矩阵找指纹中心点以及裁剪有效区域示意图。

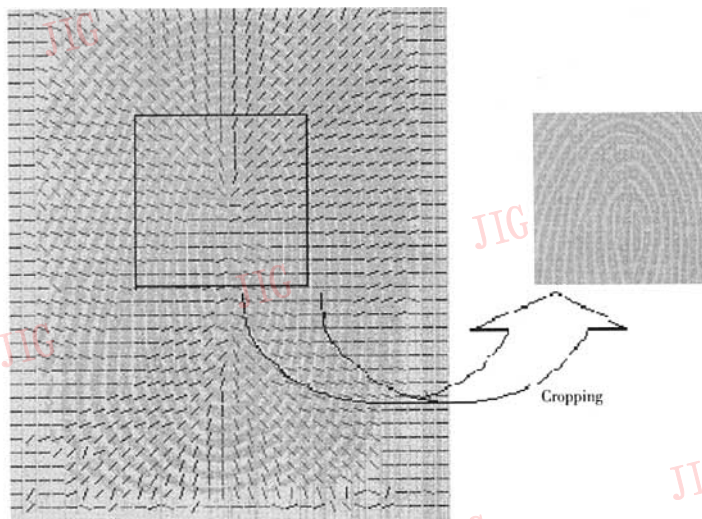


图2 根据方向场找中心点位置、有效区域裁剪

Fig. 2 Finding center point and cropping according to the direction field

最后, 以点 p 为中心, 从 $A(i, j)$ 中切割大小为 100×100 的图像块 $C(i, j)$ 作为有效区域进行指纹特征提取。

3.2 Haar 小波提取指纹特征

在提取完指纹有效区域 $C(i, j)$ 后, 对其进行 3 阶 Haar 小波分解, 这样指纹的空间频率和纹理方向

信息就被分解到 3×3 幅 Haar 小波子图 $\{CH_k, CV_k, CD_k\} \mid k=1,2,3$ 中。 H, V, D 分别代表水平、垂直和对角方向。

对每幅 Haar 小波子图求归一化的 Euclid 范数, 得到 $C(i, j)$ 的特征向量表示:

$$\{l_k^H, l_k^V, l_k^D\} \mid k=1,2,3 \quad (9)$$

其中,

$$l_k^H = \frac{\|CH_k\|_2}{\sum_{i=1}^3 (\|CH_i\|_2 + \|CV_i\|_2 + \|CD_i\|_2)} \quad (10)$$

$$l_k^V = \frac{\|CV_k\|_2}{\sum_{i=1}^3 (\|CH_i\|_2 + \|CV_i\|_2 + \|CD_i\|_2)} \quad (11)$$

$$l_k^D = \frac{\|CD_k\|_2}{\sum_{i=1}^3 (\|CH_i\|_2 + \|CV_i\|_2 + \|CD_i\|_2)} \quad (12)$$

这样,一幅指纹的信息就被提取到长度为 9 的特征向量,并且作为指纹匹配的依据保存在数据库中。

3.3 特征匹配

Haar 小波变换提取到的当前指纹特征向量 $C(H_k, V_k, D_k)$ 如式(9),与指纹库中的某个指纹特征向量 $D(H_k, V_k, D_k)$ 进行 Kullback-Leibler 运算,求得 K-L 距离:

$$dis = \sum_{k=1,2,3} C(H_k, V_k, D_k) \log \frac{C(H_k, V_k, D_k)}{D(H_k, V_k, D_k)} \quad (13)$$

在具体的识别系统中,设定距离门限 thr ,当 dis 小于该 thr 时,则此次匹配成功。

4 实验结果

4.1 指纹数据集与测试环境

利用 FVC2000 标准指纹数据库中指纹图像对本文算法进行测试。其中包括了 200 只不同手指采集到的 1200 幅指纹图像(6 幅/手指)。最终进行测试的环境是:基于 Arm7 处理器(主频 100MHz)架构的 Samsung2410CPU 嵌入式开发平台。

4.2 测试方法及数据分析

算法性能测试分为

(1) FRR(false refuse rate)测试 在每个手指采集到的 6 幅不同指纹中两两进行匹配,共进行 $200 \times C_6^2$ 次,记录下拒绝次数 N_{refuse} 。那么

$$FRR = \frac{N_{refuse}}{200C_6^2} \times 100\% \quad (14)$$

(2) FAR(false accept rate)测试 取出 200 只

不同手指采集到的各自第 1 幅指纹图像共 200 幅进行两两匹配,共计 C_{200}^2 次,记录下认可次数 N_{accept} 。那么

$$FAR = \frac{N_{accept}}{C_{200}^2} \times 100\% \quad (15)$$

在程序中设置不同的距离门限 thr ,用如上方法测试得到多组 FAR,FRR 数据,并绘制 FAR,FRR 关系图,如图 3 所示。在 FRR,FAR 共计 22 900 (即 $200 \times C_6^2 + C_{200}^2$) 次匹配中记录每次匹配所耗时间 t ,从中取样 200 个样本绘制匹配算法耗时图,如图 4 所示。

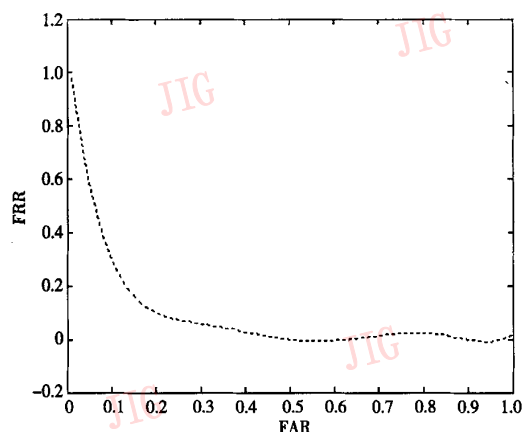


图 3 FAR,FRR 关系图

Fig. 3 The relationship between FAR and FRR

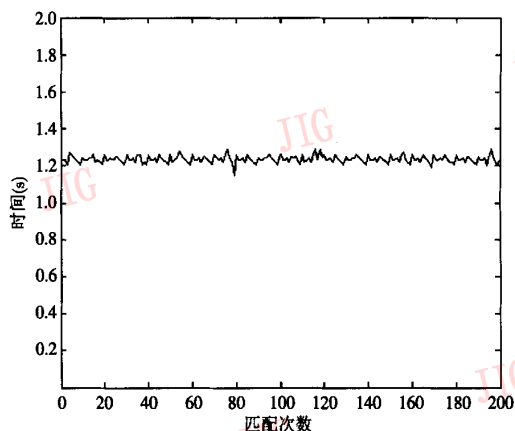


图 4 匹配时间序列

Fig. 4 The time-consuming sequence when feature matching

5 结论

随着嵌入式系统已经广泛深入到工业、通讯、网络等各个领域,安全领域问题也随之出现。传统的

密码输入方式存在诸如易泄漏等问题,因此,将生物认证引入嵌入式系统不失为一种好的解决方案。

本文所提出的基于 Haar 小波变换的快速指纹识别算法在以 Arm 处理器的嵌入式平台上运行, FAR, FRR 有良好的表现, 指纹匹配时间在 1s 左右, 完全符合实时性要求。实验结果证明, 只要调整 thr 到适当的阈值, 就可以满足不同情况下对 FAR/ FRR 的需求。

本文在寻找指纹中心点时所采用的跟踪方向场算法, 是以各图像块的灰度级别为基础, 这样不可避免地会带来伪脊线的问题。所以今后的工作应着重于寻找一种效率更高, 更准确的指纹中心点寻找算法上。

参考文献 (References)

- 1 Germain R S, Califano A, Colville S. Fingerprint matching using transformation parameter clustering[J]. IEEE Computational Science and Engineering, 1997, 4(4): 42 ~ 49.
- 2 Seonjoo K, Dongjae L, Jaihei K. Algorithm for detection and elimination of false minutia in fingerprint images[A]. In: Audio-and Video-Based Biometric Person Authentication, Third International Conference, AVBPA 2001[C], Halmstad, Sweden, 2001: 235 ~ 240.
- 3 Jain A K, Farrokhnia. Unsupervised texture segmentation using gabor filter[J]. Pattern Recognition, 1991, 24(12): 1167 ~ 1186.
- 4 Shapiro J. Embedded image coding using zerotress of wavelet coefficients[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1993, 41(12): 3445 ~ 3462.
- 5 Portilla J, Strela V, Wainwright M, et al. Image denoising using scale mixture of Gaussians in the wavelet domain[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2003, 12(11): 1338 ~ 1351.
- 6 Aujol J, Aubert G, Feraud L. Wavelet-based level set evolution for classification of textured images[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2003, 12(12): 1634 ~ 1641.
- 7 Adhiwiyogo M, Chong S, Huang J, et al. Fingerprint Recognition [EB/OL]. http://www.ece.cmu.edu/~ee551/Old_projects/projects/s99_19/finalreport.html, 2001-01-25.