

基于小波变换和信息熵的掌纹特征提取方法

Palmprint feature extraction based on wavelet transform and entropy

谢平 周志丰 (燕山大学自动化仪表系 河北秦皇岛 066004)

摘要: 本文将小波图像分解和信息熵特征提取相结合,提出一种新的掌纹特征提取算法。该算法首先对掌纹灰度图像进行二维小波分解,再利用多分辨信息熵分别计算不同尺度下的能谱熵作为特征向量,从而实现掌纹特征提取。该算法不但避免了图像增强和纹理细化等预处理过程,而且运用多分辨信息熵的自适应计算方法来调节分解级数,使得到的特征向量长度远小于传统算法。

关键词: 掌纹 特征提取 小波变换 多分辨信息熵

1 引言

与常见的指纹、虹膜、人脸等生物特征识别技术相比,掌纹识别具有涵括的信息量丰富、主要特征稳定且明显、不易受到噪声干扰等优势^[1],因此是目前得到广泛研究和关注的身份认证技术之一。如何有效地在高维特征空间中选取一定特征进行分类是掌纹识别的关键,掌纹特征提取的主要方法有基于结构的特征提取,基于空频分析的特征提取和基于统计的特征提取方法等,其中具有代表性的有:Jane You等^[2]使用包含兴趣值概念的 Moravec 算子进行掌纹结构特征提取;Pang等^[3]通过对原始掌纹图像计算统计特征正交矩阵来提取掌纹特征;苏晓生^[4]研究运用小波分解实现对原始灰度图像的特征向量提取。但是,由于掌纹的复杂性和多样性,相对于其它生物特征识别技术,目前的掌纹特征提取方法并不完善,各自存在着一定的局限性,如结构特征提取方法的实现需要以图像的高分辨率为前提,且特征点的数量较多时需要较大的计算消耗;基于统计的特征提取方法虽然计算简便,但会忽略掉一些具体的结构特征故难以精确识别;小波变换提供了图像在空域和频域的定位属性,可将多分辨率下的掌纹图像特征有效分离,但如何将不同变换尺度下的图像特征进行有效提取和识别,仍有待进一步研究。多种特征提取方法的有效融合将是掌纹特征提取的发展方向之一。

信息熵^[5]作为一种能够定量评价信号和系统不确定度的统计指标,逐渐被研究并应用于信号特征的定

量描述和模式识别等领域,如张雨^[6]、何正友^[7]等分别提出的振动信号信息熵特征提取方法,但在图像处理 and 掌纹识别领域还少有应用。为此,本文将小波分解和信息熵结合并用于掌纹特征提取,即基于对复杂掌纹图像的空-频转换后,进行频域内图像的能量分布复杂程度的定量描述,得到图像不同变换尺度的信息熵值作为特征向量。实验证明,该方法经小波变换后直接对有效特征频带进行局部分析,减小了计算消耗,同时不用提取图像的结构特征,因此对分辨率较低的掌纹图像同样可有效识别。

2 掌纹图像特征提取方法

对掌纹图像进行特征提取主要有 3 个步骤:首先,为了提高算法的有效性和快速性,需确定掌纹的有效区域,并对掌纹图像进行校准。

其次,由于掌纹图像是一种近似的纹理性周期图像,不同区域的纹线方向和空间频率代表掌纹图像的内在特征,因此再对掌纹图像进行阶的二维小波分解实现掌纹图像特征的有效分离,得到幅子图像。最后通过求取不同尺度下的信息熵作为特征值,可以得到个特征向量进行识别。特征提取算法的流程如图 1。

2.1 掌纹图像校准

掌纹图像采集过程中可能会由于定位角度和中心位置的偏移等因素,影响特征提取的有效性,因此需要根据图像灰度在空间分布上的因此需要根据图像灰度在空间分布上的相关性,对掌纹图像进行校准。手掌

上的皮肤纹路比较复杂,以 3 种不同形态的结构布满整个手掌面,即:屈肌线、皱纹和乳突纹。屈肌线是掌纹的最主要的特征,并且具有终身不变性,结合掌纹分布的自然状态,以第一屈肌线和第三屈肌线的起点为

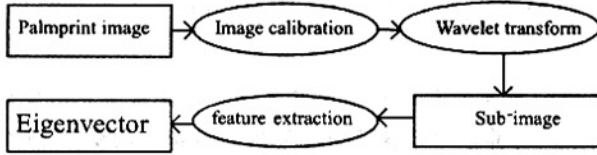


图 1 掌纹特征提取流程图

基准点,它们的中心为掌纹中心。通过图像旋转,使两基准点连线保持水平;通过图像平移,使掌纹中心在整幅图中的位置固定在水平和垂直处。这样就保证了掌纹在图像平面内的旋转不变性和平移不变性。

2.2 掌纹图像的二维小波分解

设 $f_0(x,y)$ 表示一幅掌纹灰度图像。对掌纹图像进行如下二维小波变换:

$$w_l(a,b_1,b_2) = \frac{1}{a} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} f(x,y) \psi\left(\frac{x-b_1}{a}, \frac{y-b_2}{a}\right) dx dy \quad (1)$$

其中 a 为尺度参数, b_1, b_2 为平移参数, $\psi(x,y)$ 为二维小波函数。

由于 Haar 小波具有正交性、紧致性及广义线性相位。本文采用如下二维 Haar 小波对原始的掌纹图像进行 l 阶的二维小波分解:

$$\psi_H(x,y) = \begin{cases} 1, 0 \leq x < \frac{1}{2}, 0 \leq y < 1; \\ -1, \frac{1}{2} \leq x < 1, -1 \leq y < 0; \\ 0, \text{else} \end{cases} \quad (2)$$

得到分解算法:

$$\left\{ \begin{aligned} d_k^0(l,j) &= \sum_Y \sum_X d_{k+1}^0(x,y) h(x-2l) h(y-2l) \\ d_k^1(l,j) &= \sum_Y \sum_X d_{k+1}^1(x,y) g(x-2l) h(y-2l) \\ d_k^2(l,j) &= \sum_Y \sum_X d_{k+1}^2(x,y) h(x-2l) g(y-2l) \\ d_k^3(l,j) &= \sum_Y \sum_X d_{k+1}^3(x,y) g(x-2l) g(y-2l) \end{aligned} \right. \quad (3)$$

其中 H 和 G 分别对应低通滤波器和带通滤波器。经分解后,得到低频子图像 $d_1^0(k,j)$ 和高频子图像 d_1^1

$(k,j), d_1^2(k,j), d_1^3(k,j)$, 即得到一系列不同分辨率的细节信号。图 2 所示为原始掌纹图像及 3 级 Haar 小波分解结果。

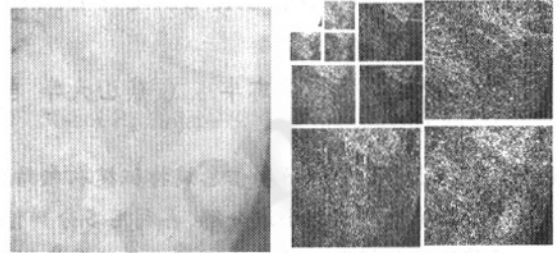


图 2 掌纹图像的二维 Haar 小波分解 ($j=3$)

图 2 的分解结果中: 右上角第 1 块是代表水平方向高频成分的图像, 右下角第 1 块是代表对角线方向高频成分的图像, 左下角第 1 块是代表垂直方向高频成分的图像, 其他依次类推。至此, 得到了 $3+1$ 幅子图像。

2.3 掌纹图像特征向量提取

在小波分解对掌纹图像特征的有效分离的基础上, 为进一步得到图像信号在频域空间能量分布特性的定量提取, 本文作者提出多分辨分析与信息熵相结合的多分辨信息熵^[8]计算方法, 并增加了自适应计算策略, 实现掌纹图像频谱特征的定量描述。

掌纹图像的边缘信息主要体现在小波变换后的高频系数上, 因此, 为了快速有效的提取掌纹特征只需对高频系数进行计算。噪声的能量分布在所有的小波系数上, 这类小波系数幅值小, 数目较多; 而图像信号的小波系数幅值大, 数目较少; 因此, 采用固定阈值法对噪声系数进行滤除。本文选取的阈值为

$$\epsilon = k\sigma \sqrt{2 \log_2(l)} \quad (4)$$

这里 $k(k \geq 1)$ 为实系数, l 为信号长度。

设在尺度 l 下, 多分辨分析的高频小波系数为 $D = \{d_k, k=1, 2, \dots, N\} (D \geq \epsilon)$, 在此小波系数上定义一个滑动窗, 设窗宽为 $w \in N$, 滑动因子为 $\delta \in N$, 窗口移动次数为 m 。滑动窗移动的原则是: 首先计算各个窗口内的能量值

$$E_q = \sum_{q=1}^t d_q^2 \quad (5)$$

其中 $d_q, (q=1, 2, \dots, t)$ 落于窗口内的小波系数,

预先设定较大的滑动因子 δ , 若相邻两个窗口的能量值大于某一阈值 ϵ , 则继续减小滑动因子, 直到相邻两个窗口的能量值 E_q 小于此阈值。能量阈值的确定具体根据信号的能量分布情况而定。将滑动窗划分为如下 L 个区间

$$W(m, w, \delta) = \bigcup_{l=1}^L Z_l \quad (6)$$

式中, $\{Z_l = (S_{l-1}, S_l), l=1, 2, \dots, L\}$ 互不相交, 其中 $S_0 < S_1 < S_2 \dots S_L$ 。对于正交小波变换, 变换后各尺度的能量可直接由其小波系数的平方得到, 即

$$E_l = \sum_{k=1}^N d_k^2 \quad (7)$$

则可定义如下的多分辨率能谱熵

$$H_m = - \sum_{j=1}^M p^m \ln p^m, m=1, 2, \dots, M \quad (8)$$

其中 $p^m = E_q / E_l$, 按照公式(7), 可计算出每一尺度上的多分辨率能谱熵 $H_l(m)$, 实现各个尺度上的信号特性检测和定量分析。

多分辨率能谱熵刻画了掌纹图像在频域内的谱形结构情况, 当图像信号的频率组成较简单、谱线较少时, 其对应的组分概率越大, 计算得到的熵值越小, 表示掌纹图像的不确定性和复杂性越小; 若图像信号能量在整个谱形结构上分布的越均匀, 则能谱熵越大, 掌纹图像的复杂性和不确定性越大。

进一步, 由于多分辨率能谱熵的计算量和算法复杂性随着分解级数的增加而增加, 因此在掌纹图像有效识别的前提下尽量减少分解尺度更为有利。为此, 本文提出了多分辨信息熵的自适应计算方法: 即先按较小分解级数分解, 计算其不同尺度上的信息熵, 根据相邻尺度 j 上和 $j+1$ 上熵的相近程度来决定是否进一步实现小波分解, 即计算多分辨率能谱熵的差值。

$$\Delta H = H_{j+1} - H_j \quad (9)$$

若 ΔH 大于某一阈值 C , 则继续分解。反之则停止分解。

3 实验验证及分析

30 个不同手掌建立掌纹图像数据库, 每个手掌有 15 个样本, 掌纹图像大小为 256×256 像素的 256 级灰度图像。通过以上算法得到掌纹图像的特征值, 按照分解尺度自适应计算方法确定分解级数为 3 级。

图 3 所示为 3 个不同手掌的样本图像, 用本文算法得到不同掌纹在这 3 个尺度上的能谱熵, 即求得 45

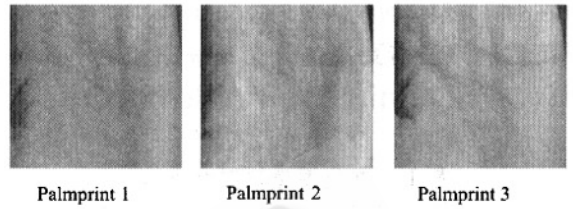


图 3 掌纹样本图像

个长度为 3 的特征向量, 并绘制成特征向量曲线如图 4。

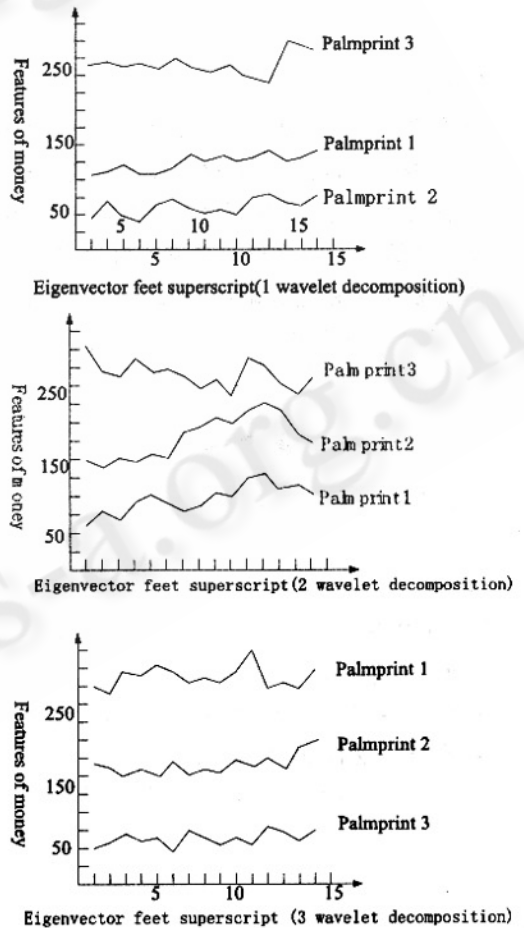


图 4 掌纹特征向量曲线图

由图 4 中可以看出, 特征向量值存在着明显的差异性(不同手掌)和足够的稳定性(相同手掌的不同样本)。

运用 k -近邻分类器^[9]进行特征向量识别。每个手掌取 k 个样本用来做训练集, 剩下的 $30 \times (15 - k)$ 个

样本用于识别测试。实验验证,如表 1 所示以上识别算法在相同分解级数的情况下较文献[4]中小波分解后求范数的方法有更高的分类正确率和更小的计算量。

表 1 掌纹图像识别对比

| 小波分解级数 | 识别正确率/% | | | 特征向量长度 | | |
|---------|---------|------|------|--------|----|----|
| | 1级 | 2级 | 3级 | 1级 | 2级 | 3级 |
| 本文方法 | 92.1 | 97.3 | 99.6 | 1 | 2 | 3 |
| 文献 4 方法 | 91.4 | 96.0 | 97.8 | 4 | 7 | 10 |

4 结论

本文提出了一种基于小波变换和信息熵结合的掌纹特征提取方法,实现了掌纹纹理特征的定量描述和识别。该方法不需要图像增强和纹线细化等传统预处理过程,并给出了多分辨率信息熵的自适应计算方法,与已有算法相比在提高掌纹图像识别正确率的基础上,有效减少了计算量。

参考文献

- 徐寒,基于掌纹的身份自动识别方法综述,淮阴工学院学报,长沙:2006,15(1).
- Jane You, Wenxin Li, etc. Hierarchical palmprint identification via multiple feature extraction. Pattern Recognition, 2002, (35).
- Ying. Han Pang, Andrew T. B. J, etc. Palmprint Verification with Moments. WSCG, 2004.
- 苏晓生、林喜荣、丁天怀等,基于小波变换的掌纹特征提取,清华大学学报(自然科学版),2003,43(8).
- 朱雪龙,应用信息论基础,北京:清华大学出版社,2001.
- 张雨、胡笃庆,基于符号树信息熵的机械振动瞬态信号特征提取,国防科技大学学报,2003,25(4).
- 何正友、陈小勤,基于多尺度能量统计和小波能量熵测度的电力暂态信号识别方法,中国电机工程学报,2006,26(10).
- 谢平、刘彬、林洪彬等,多分辨率奇异谱熵及其在振动信号监测中的应用研究,传感技术学报,2004,17(4).
- 陈爱萍、石跃祥,基于k-近邻分类匹配的虹膜识别技术与应用,湖南工程学院学报,2006,16(3).