

[19] 中华人民共和国国家知识产权局

[51] Int. Cl.

G06K 9/00 (2006.01)

G06K 9/80 (2006.01)



[12] 发明专利说明书

专利号 ZL 200710072580.5

[45] 授权公告日 2009 年 5 月 27 日

[11] 授权公告号 CN 100492400C

[22] 申请日 2007.7.27

[21] 申请号 200710072580.5

[73] 专利权人 哈尔滨工程大学

地址 150001 黑龙江省哈尔滨市南岗区南通大街 145 号 1 号楼哈尔滨工程大学科技处知识产权办公室

[72] 发明人 王科俊 冯伟兴 付 斌 袁 智 熊新炎

[56] 参考文献

CN1527247A 2004.9.8

CN101004789A 2007.7.25

US2002/0028004A1 2002.3.7

US6668071B1 2003.12.23

图像特征抽取的奇异值分解方法. 王文胜, 杨静宇, 陈伏兵. 计算机工程, 第 32 卷第 8 期. 2006

审查员 崔朝利

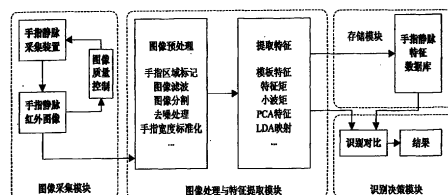
权利要求书 2 页 说明书 15 页 附图 4 页

[54] 发明名称

手指静脉特征提取与匹配识别方法

[57] 摘要

本发明提供的是一种手指静脉特征提取与匹配识别方法。(1)图像采集装置进行手指静脉图像的采集;(2)对采集的静脉图像进行预处理,预处理包括:采用加权平均值法来进行灰度化、采用迭代的方法求取最佳阈值来对图像进行分割、采用组合滤波器来滤除噪声、采用局部动态阈值法进行图像分割、采取面积消除法进行分割后的去噪处理、对分割后的静脉图像进行高度标准化处理;(3)通过将静脉图像分割成特定大小的图像块,采用小波分解算法对子图像进行小波分解及小波矩的提取,进行 PCA 及 LDA 变换步骤提取特征;(4)采用模糊化的阈值方法进行匹配与识别。本发明的方法的误识率和拒识率都很低,识别速度快。



1、一种手指静脉特征提取与匹配识别方法，其特征是：

(1) 图像采集装置进行手指静脉图像的采集；

(2) 对采集的静脉图像进行预处理，预处理包括：采用加权平均值法来进行灰度化、采用迭代的方法求取最佳阈值来对图像进行分割、采用组合滤波器来滤除噪声、采用局部动态阈值法进行图像分割、采取面积消除法进行分割后的去噪处理、对分割后的静脉图像进行高度标准化处理；所述的采用组合滤波器来滤除噪声，组合滤波器总共由椒盐噪声检测、选择滤波器、消除椒盐噪声和消除高斯噪声 4 个模块组成，先对输入的原始静脉图像进行椒盐噪声检测，对受椒盐噪声影响的像素可以选择相应的滤波器进行椒盐噪声的消除，而对未受椒盐噪声影响的像素则选择相应的滤波器进行高斯噪声的消除，最后将两个结果合并得到消噪后的手指静脉图像；

(3) 通过将静脉图像分割成特定大小的图像块，采用小波分解算法对子图像进行小波分解及小波矩的提取，进行 PCA 及 LDA 变换步骤提取特征；

(4) 采用模糊化的阈值方法进行匹配与识别。

2、根据权利要求 1 所述的手指静脉特征提取与匹配识别方法，其特征是：所述的采用迭代的方法求取最佳阈值来对图像进行分割是：首先在初始条件中假设一个阈值，而在对图像的迭代运算中不断地更新这一假设阈值，初始阈值一般取灰度平均值，以平均灰度值分割图像后，计算分割后的 2 类区域的平均值，低于初始阈值区域的平均值记为 T_b ，另一区域的均值记为 T_0 ，然后计算 $(T_b + T_0)/2$ ，并以此值作为新的阈值，然后重复上述步骤，直到 2 次计算的阈值不再变化，这时即得到了最佳阈值，迭代停止。

3、根据权利要求 1 所述的手指静脉特征提取与匹配识别方法，其特征是：所述的采用局部动态阈值法进行图像分割是对图像中的每一点，在它的 $r \times r$ 邻域内，计算邻域里像素点的均值和标准差，然后用下式计算阈值进行二值化：

$$T(x, y) = m(x, y) + k \times s(x, y)$$

其中，对于每一个像素点 (x, y) ， $T(x, y)$ 为该点的阈值， $m(x, y)$ 为该点的

$r \times r$ 邻域内像素点的均值, $s(x, y)$ 为该点的 $r \times r$ 邻域内像素点的标准差, k 为修正系数。

手指静脉特征提取与匹配识别方法

（一）技术领域

本发明涉及的是一种生物特征身份识别技术，特别是一种手指静脉特征身份认证技术。

（二）背景技术

随着信息化时代的到来，信息的安全性与保密性引起了人们普遍的高度重视。人体丰富的生理特征，使得生物特征识别技术成为身份认证领域的一项重要手段。

生物特征识别技术 (Biometric Identification Technology) 是指利用人体生物特征进行身份认证的一种技术。与传统的方法不同在于，生物特征识别方法的依据是我们人体本身所拥有的东西，是我们的个体特性。事实上，任何生理上的特征都可以用来进行识别。生物特征分为基于身体特征和基于行为特点两类。身体特征包括：指纹、掌型、眼睛（视网膜和虹膜）、人体气味、脸型、皮肤毛孔、手腕/手的血管纹理和 DNA 等；行为特点包括：签名、语音、行走的步态、击键的力度等。

指纹是目前用得最广的生物认证方式，但是却存在一定的隐忧。其最大的隐忧就是容易复制造假，因为指纹是身体外层的特征，不法分子容易取得指纹的印迹。另外，指纹识别系统是采用光学玻璃或塑料棱镜读取指纹图，在手指与指纹采集器之间要克服许多技术问题。如：人突然失去可用指纹，指纹被外界如过湿，过干的物质覆盖。当指纹过湿，指纹图像会破损或模糊，这样成功比对的可能性就会降低。另外这种接触式的采集仪器是不卫生的。

而手指静脉识别相对于指纹识别及其他识别技术的优势如下：

（1）活体识别

用手指静脉进行身份认证时，获取的是手指静脉的图像特征，是手指活体时才存在的特征。非活体的手指是得不到静脉图像特征而无法识别的，从而也就无法造假。

（2）内部特征

用手指静脉进行身份认证时,获取的是手指内部的静脉图像特征,而不是手指表面的图像特征。因此不存在任何由于手指表面的损伤,磨损,干燥或太湿等带来的识别障碍。完全可以克服指纹的这些缺点。

(3) 非接触式

用手指静脉进行身份认证,获取手指静脉图像时,手指无须与设备接触。手指轻轻一伸,即可完成识别。没有像指纹识别的接触设备时的不卫生、手指表面特征可能被复制所带来的安全问题,并避免了被当作审查对象的心理不适。

(4) 安全等级高

因为有了前面的活体识别,内部特征和非接触式三个方面的特征,确保了使用者的手指静脉特征很难被伪造,所以安全等级高,特别适合于安全要求高的场所使用。据日立公司提供的试验结果,他们研制的产品拒真率为 0.01%,误判率为 0.0001%,已经用于银行、安检等领域。

很明显,手指静脉识别克服了指纹识别等的诸多缺点,有着广阔的应用前景。因此近几年来国内外在手指静脉识别方面的研究逐渐增多。

在静脉识别的领域内,研究较多的是手背和手掌的静脉。在这方面,韩国的 NEXTERN 公司最早开展研究,并且已有成型的产品在销售。该套静脉识别系统识别时快速且准确,解决了在生物识别界通用的通过生物统计 ID 号进行的比对识别问题。采用红外线 CCD 摄像头采集图像,分析手背静脉图对人的身份进行识别,操作界面友好且坚实,此系统使生物识别安全级别向前更进一步。

日本富士通公司在 2003 年 3 月,宣布了他们研究的手掌静脉识别装置。这种技术通过红外线对手掌皮下的静脉影像进行记录和分析,并据此进行身份验证。2005 年 12 月,该公司又宣布新型的手掌静脉识别产品。

在 2005 年,新加坡的南洋理工大学也有关于静脉方面的研究,并发表了一些论文。与日本和韩国的产品不同的是,他们采用的是拍取手背的红热图像来提取手背的静脉,据称 FAR 和 FRR 都为 0.0%,但环境的温度及湿度对其识别率有很大的影响。

在国内,台湾的国立中央大学在静脉方面也有所研究。Kuo-Chin Fan 等人 2004 年在发表的论文中描述了一种采用手背的红热图像来获取静脉图像,文中给出的 FRR=1.5% 及 FAR=3.5%。

清华大学的林喜荣、庄波等人利用自行设计的近红外血管图像采集仪提取血管的原始图像，对采集到的图像样本做归一化、增强、图像分割、细化等处理后，提取端点、交叉点等特征来进行特征比对。文献给出了 65 个小范围样本的匹配实验结果，在拒真率为 4.6%条件下，误识率为 0%。

哈尔滨工程大学的王大振、庄大燕、丁宇航等人也在其文献中也有关于手背静脉识别的研究，并发表了一些文献。

以上都是基于手掌手背静脉识别的研究，在手指静脉识别方面，在国外仅有日本的日立公司有所研究，并已产品化。

日立制作所最初开发的产品是将手指伸进认证设备中进行出入管理，已 2003 年 9 月开始销售。产品结构是：上方设置 LED 光源照射手指，在手指下方用摄影元件拍摄静脉图像如附图 5 所示。

日立制作所于 2004 年 10 月推出了用于银行窗口认证本人的开放型设备，只在室内使用。以静脉图像周围的光量为准调节灵敏度，日立制作所又将阳光做为红外线的光源对设备进行了改进。阳光与以前的 LED 光源不同，其强度在不同的时间与场合有很大的差别。该公司通过随着阳光强度改变摄影元件灵敏度来将阳光当作光源使用，使得设备可以在室外使用。

在 2005 年 10 月举行的东京汽车展上，日立公司对外展示了这套安全系统。安装在车把手后的一个传感器利用近红外线识别一个人手指上的静脉纹理图案。车把手的独特设计能引导司机的手正好进入他们每次打开车门的位置，保证系统每次读取数据时手指静脉都在同一位置。2005 年 12 月日立公司又将这套系统应用于笔记本电脑上面。

另外，日立公司还开发出火柴盒大小的便携式手指静脉阅读器。关于日立公司的这一系统，Naoto Miura 等人也在其论文中对采集装置的研制以及提取血管、识别对比的算法又很详细的阐述。采用高精度 CCD 摄像头采集红外图像，由于成像质量好，因而识别对比算法采用了最简单的模版匹配算法。

在国际上，关于静脉识别申请专利方面，主要有 11 个。其中韩国有 4 个，主要是基于手背静脉、手掌静脉的设备或系统。剩下的主要是日本申请的关于手指静脉方面的设备的一些专利。其中有一个专利是同时采集指纹和手指静脉的一个综合设备，融合了指纹和静脉两种生物特征信息，值的我们去借鉴。

（三）发明内容

本发明的目的在于提供一种误识率和拒识率低，识别速度快的手指静脉特征提取与匹配识别方法。

本发明的目的是这样实现的：

1、图像采集装置进行手指静脉图像的采集；

2、对采集的静脉图像进行预处理，预处理包括：采用加权平均值法来进行灰度化、采用迭代的方法求取最佳阈值来对图像进行分割、采用组合滤波器来滤除噪声、采用局部动态阈值法进行图像分割、采取面积消除法进行分割后的去噪处理、对分割后的静脉图像进行高度标准化处理；所述的采用组合滤波器来滤除噪声，组合滤波器总共由椒盐噪声检测、选择滤波器、消除椒盐噪声和消除高斯噪声4个模块组成，先对输入的原始静脉图像进行椒盐噪声检测，对受椒盐噪声影响的像素可以选择相应的滤波器进行椒盐噪声的消除，而对未受椒盐噪声影响的像素则选择相应的滤波器进行高斯噪声的消除，最后将两个结果合并得到消噪后的手指静脉图像；

3、通过将静脉图像分割成特定大小的图像块，采用小波分解算法对子图像进行小波分解及小波矩的提取，进行PCA及LDA变换步骤提取特征；

4、采用模糊化的阈值方法进行匹配与识别。

本发明提供的技术方案是一种基于小波矩融合PCA及LDA变换的识别方法。其主要设计思路与特点为：

1 手指静脉图像的采集

通过图像采集装置来采集图像。

2 静脉图像的预处理

2.1 彩色位图与灰度图像的转化

采用加权平均值法来进行灰度化，减少运算和存储的数据量。

2.2 手指区域的定位

要提取的是手指中的血管，对于手指轮廓及轮廓以外的部分，不必加以考虑，所以首先要标记出手指的轮廓。本发明采用迭代的方法求取最佳阈值来对图像进行分割。

2.3 图像的滤波

由于采集到的图像含有不同程度的噪声,为了去除这种点、块状的椒盐噪声,需要对这幅灰度图像进行滤波操作。本发明采用组合滤波器来滤除噪声。

2.4 图像的分割

采用了一种局部动态阈值算法。

2.5 分割后的去噪处理

采取的方法是面积消除法。即计算每一块黑色背景或白色背景,如果背景面积小于给定的面积,则是此块为噪声,将其去除。

2.6 手指区域的切割与手指宽度的标准化

由于图像采集的随机性及样本个体的差异,最后提取到的手指血管模型的尺寸、比例往往不一致,而且为了能方便进一步研究,需要对分割后的静脉图像进行高度(即手指的宽度)标准化处理。

3 特征提取

3.1 手指静脉图像的分块

由于不同的人的手指的长度长短不一,就是同一个人的手指,在不同时刻采集的长度也不一定是相同的。因此如果直接对图像求取小波矩、进行PCA变换来提取特征的话,势必使特征所代表的个体的误差加大,从而使识别率降低。本发明将静脉图像分割成特定大小的图像块的方法来解决上述问题。

3.2 子图像的小波分解及小波矩的提取

小波矩是一个很好的描述图像特征的不变量。小波矩有对图像的旋转、平移及缩放不变性的特点,故在模式识别中有很多成功的应用。所以在本发明中也采用小波分解算法。

3.3 PCA 及 LDA 变换

作为线性方法,PCA 方法是最小均方误差意义上的最优维数压缩技术,亦即在相同的维数下,使用主分量分析方法对原数据进行变换所得的数据中将包含最多的原数据的信息。本发明提出了基于小波矩融合 PCA 及 LDA 的特征提取方法。

4 匹配与识别

本发明采用了一种模糊化的阈值方法,对待识别与数据库中的样本进行匹配。最后采用最近邻分类器进行分类,达到识别的目的。

本发明的方法通过如下的实验进行了验证:

以手指（考虑使用者的方便，主要是采集每个人的食指和中指）为单位，一共采集 287 个（类）手指的静脉图像，每个手指采集 5 次（每类样本数为 5 个），一共采集了 $287 \times 5 = 1435$ 幅静脉图像，由此来构成手指静脉识别的静脉库。另外每个手指再采 2 幅共 $287 \times 2 = 574$ 幅组成验证库，供验证算法的有效性。

先对静脉库的每一样本进行一层小波分解，高频分量提取矩特征，而低频分量进行 PCA 分解，当然前提是我们已经利用静脉库中的样本求得了 PCA 分解的转换矩阵。

在用 PCA 进行降维的时候，压缩后的维数 k 的选取与其所能代表的分量的比重 w_k 的关系如表 1 所示：

$$w_k = \sum_{i=1}^k \lambda_i / \sum_{i=1}^N \lambda_i$$

表 1 压缩后的维数与其所能代表的分量的比重的关系

压缩维数 k	215	240	276	299	338	368	380	392
所占比重 w_k	0.75	0.80	0.86	0.90	0.95	0.98	0.99	1.00

权衡计算量和所占的权重，取分解后的维数为 300。在 1：1 的验证模式下，用验证库中的 574 个样本来进行验证，实验结果如表 2 所示。

表 2 1：1 情况下拒识率判别结果

匹配次数	通过次数	拒识次数	通过率(%)	拒识率(%)
574	568	6	98.95	1.05

对于 1：n 的识别模式下，用验证库中的 574 个样本来进行识别实验，实验结果如表 3 所示。

表 3 1：n 情况下误识率判别结果

匹配次数	误识次数	误识率(%)
574	4	0.7

从识别的结果可以看出，基于小波，PCA 结合 LDA 的方法的误识率和拒识率都很低。在识别速度方面，就是在 1：n 的模式下也能满足要求，在我们的静脉库基础上(n=287)的每识别一次的时间大约是 0.1s。

（四）附图说明

图 1 是本发明的手指静脉识别系统框图；

图 2 是组合滤波器的设计框图；

图 3 是图像分割后的效果；

图 4 是去噪后的效果；

图5是手指宽度标准化后的图像；

图 6 是手指抽取子图像块方法的示意图；

图 7-1、图 7-2 是抽取的图像子块及小波分解的结果；

图8是矩阵改造为向量示意图；

图 9 是 PCA 变换中样本分类示意图。

（五）具体实施方式

下面结合附图举例对本发明做更详细地描述：

手指静脉特征提取与匹配识别的方法，通过静脉采集装置来采集图像，然后对采集到的图像进行灰度转化、手指区域的定位、滤波、图像的分割、去噪、手指区域的切割与手指宽度的标准化等预处理步骤后，再通过小波矩融合 PCA 及 LDA 变换的方法提取特征，最后完成识别。结合图 1，本发明的方法含有以下步骤：

（1）手指静脉图像的采集

选用的手指静脉采集装置的基本原理是利用近红外线照射手指，并由图像传感器感应手指透射过来的光线。其中的关键在于流到静脉红血球中的血红蛋白因照射会失脱氧份，而这个还原的血红蛋白对波长760nm附近的近红外线会有吸收，本实施方式中采用的是850nm的红外光源，导致静脉部分的透射较少，在成像设备上就会产生静脉图案。所以，选用的手指静脉采集器就是利用透射的近红外线的强弱来凸现静脉血管的。

（2）静脉图像的预处理

采集到的静脉图像由于受噪声的影响，若直接对图像进行分割的话，很难准确地提取血管的模型。为此，在图像分割前，先对图像进行滤波来去除噪声。经过实验证明，采用组合滤波方法后再对图像分割效果比较好。所述的组合滤波方法包括：

（2.1）彩色位图与灰度图像的转化

经过灰度化，图像的数据量仅为原来的 $1/3$ ，从而减少了后续处理的计算量，

也便于以后向 ARM 嵌入式设备的移植。

我们通常说的颜色，可以由 RGB、HIS、YIQ、YUV (YCbCr) 等颜色模型来表示。在 RGB 颜色模型中，由颜色 (R, G, B) 三种颜色来表示彩色信息。通过计算 (R, G, B) 来转换得到 256 色的灰度图像。

采用加权平均值法来进行灰度化：根据重要性或其他指标给 R, G, B 赋予不同的权值，并使 R, G, B 的值加权，即：

$$Gray = (W_R R + W_G G + W_B B) / (W_R + W_G + W_B)$$

式中， W_R, W_G, W_B 分别为 R, G, B 的对应的权值， W_R, W_G, W_B 取不同的值，加权平均值法将形成不同的灰度图像。由于人眼对蓝色的敏感度最高，对红色分量次之，对蓝色的敏感度最低，因此使 $W_G > W_R > W_B$ 将得到比较合理的灰度图像。实验和理论推导证明，当 $W_R = 0.30, W_G = 0.59, W_B = 0.11$ 时，能得到最合理的灰度图像，即：

$$Gray = 0.30 \times R + 0.59 \times G + 0.11B$$

在本发明中就是采用上式进行灰度化的。

(2.2) 手指区域的定位

本发明中，要提取的是手指中的血管，对于手指轮廓及轮廓以外的部分，我们将不加以考虑，所以首先要标记出手指的轮廓。本发明采用迭代的方法求取最佳阈值来对图像进行分割。

这种方法首先在初始条件中假设一个阈值，而在对图像的迭代运算中不断地更新这一假设阈值，以得到最佳阈值。初始阈值一般取灰度平均值，这样，以平均灰度值分割图像后，计算分割后的 2 类区域的平均值，低于初始阈值区域的平均值记为 T_b ，另一区域的均值记为 T_0 ，然后计算 $(T_b + T_0)/2$ ，并以此值作为新的阈值，然后重复上述步骤，直到 2 次计算的阈值不再变化，这时即得到了最佳阈值，迭代停止。以 T_0 作为初始阈值的估计，则迭代中阈值的第 k 次估计为：

$$T_k = \frac{\sum_{i=0}^{T_{k-1}} i \times h[i]}{2 \sum_{i=0}^{T_{k-1}} h[i]} + \frac{\sum_{j=T_{k-1}+1}^N i \times h[i]}{2 \sum_{j=T_{k-1}+1}^N h[i]}$$

(2.3) 图像的滤波

由于采集到的图像含有不同程度的噪声,为了去除这种点、块状的椒盐噪声,需要对这幅灰度图像进行滤波操作。本发明采用一种组合滤波器来滤除噪声。

结合图2,组合滤波器总共由4个模块组成:椒盐噪声检测、选择滤波器、消除椒盐噪声和消除高斯噪声。对于我们给定的图像,先用椒盐噪声监测器检测出受椒盐噪声影响的像素,对这些像素可用中值滤波器一类的滤波器进行噪声消除,对其余的像素则可用平滑滤波器一类的滤波器进行噪声的滤除,最后将两部分结果组合起来得到对高斯噪声和椒盐噪声都滤除的结果。

具体的步骤是先对输入的原始静脉图像进行椒盐噪声检测,对受椒盐噪声影响的像素可以选择相应的滤波器进行椒盐噪声的消除,而对未受椒盐噪声影响的像素则选择相应的滤波器进行高斯噪声的消除,最后将两个结果合并得到消噪后的手指静脉图像,便于我们下一步的图像分割。

(2.4) 图像的分割

仔细观察给定的静脉图像,会发现图像的灰度分布极其不均匀,有的血管区域灰度值和其他地方的背景域的灰度值相同,所以用单纯一个阈值的方法是根本不能准确地提取出血管的。所以本发明对滤波后的图像采用逐点阈值的方法来提取血管。这是一种比较简单有效的局部动态阈值算法,这种算法的基本思想是对图像中的每一点,在它的 $r \times r$ 邻域内,计算邻域里像素点的均值和标准差,然后用下式计算阈值进行二值化:

$$T(x, y) = m(x, y) + k \times s(x, y)$$

其中,对于每一个像素点 (x, y) , $T(x, y)$ 为该点的阈值, $m(x, y)$ 为该点的 $r \times r$ 邻域内像素点的均值, $s(x, y)$ 为该点的 $r \times r$ 邻域内像素点的标准差, k 为修正系数。

这样,经过图像分割以后就可以得到血管的模型了,但同时也混杂着不少点块状的噪声。如图3所示,所以还要去除这些噪声。

(2.5) 分割后的去噪处理

本发明采取的方法是面积消除法。即计算每一块黑色背景或白色背景，如果背景面积小于给定的面积，则是此块为噪声，将其去除，如图4所示。

(2.6) 手指区域的切割与手指宽度的标准化

最后结合上节的提取的手指区域数组，就可以裁减出手指的区域，从而得到血管的模型。

由于图像采集的随机性及样本个体的差异，最后提取到的手指血管模型的尺寸、比例往往不一致，而且为了能方便进一步研究，需要对分割后的静脉图像进行高度（即手指的宽度）标准化处理。标准化后的图像如图5所示。在实验中，我们将图像的高度都标准化为80像素。

(3) 特征提取

(3.1) 手指静脉图像的分块

由于不同的人的手指的长度长短不一，就是同一个人的手指，在不同时刻采集的长度也不一定是相同的。因此如果直接对图像求取小波矩、进行PCA变换来提取特征的话，势必使特征所代表的的个体的误差加大，从而使识别率降低。本发明采用将静脉图像分割成特定大小的图像块的方法来解决上述问题。

在实际操作中，分成的图像的子块的大小是 80×80 的。如果直接对图像拆分的，给定的图像的长度一般为 200 像素左右，只能分成 2 块完整的子图像。特征的数量过少在一定程度上会影响识别率的。在发明针对原图像，每隔一定的长度（实验中取的是 20 像素），抽取取一个图像子块（大小为 80×80 ），这样原图就可以拆分为 6-7 个子图像，从而有足够的特征量以供识别。

设标准化后的图像 $f(x, y)$ 用矩阵形式 $A_{m \times n}$ 来表示：

$$A_{mn} = [A_0, A_1, A_2, \dots, A_{n-1}]$$

式中： A_i 为列向量， $i \in [0, n-1]$ 。

在此定义图像的子块的宽度为 w 、高度为 h 取标准化后的图像的高度（实验中 $w = 80$ ， $h = 80$ ）。抽取子图像的时候，取的间隔是 r （实验中 $r = 20$ ）。

这样就可以得到子图像的矩阵：

$$\begin{aligned}
B_1 &= [A_0, \dots, A_{w-1}] \\
B_2 &= [A_r, \dots, A_{w-1+r}] \\
&\dots \\
B_k &= [A_{kr}, \dots, A_{w-1+kr}]
\end{aligned}$$

式中 $k = \left\lceil \frac{n-w}{r} + 1 \right\rceil$; $[x]$ 为取小于 x 的最大整数。

这样就得到了 $B_1, B_2, \dots, B_k$ 共 k 个子图, 且每个子图像的大小均为 $w \times h$ 。后面提取特征的时候都是针对每一个子图像 B_i 来完成的。整个手指的分块如附图 5 所示。

(3.2) 子图像的小波分解及小波矩的提取

小波矩是一个很好的描述图像特征的不变量。小波矩有对图像的旋转、平移及缩放不变性的特点, 故在模式识别中有很多成功的应用。

本发明中, 对于每一个子图像 $B_i(x, y)$, 其大小为 $w \times h$ 。采用二维 Mallat 分解算法, 可以对 $B_i(x, y)$ 进行小波分解, 如附图 7 所示。

设 $f(x, y) = B_i(x, y) \in L^2(R^2)$ 为待分析的静脉子图像块, 其一层小波分解为:

$$f(x, y) = A_1 + D_1^1 + D_1^2 + D_1^3$$

其中, A_1 为这一尺度下的低频分量 (也即逼近分量), 而 D_1^1, D_1^2, D_1^3 则是该尺度下的水平、垂直和斜向的细节分量。如下:

$$\begin{aligned}
A_1 &= \sum_{(m,n)} c_1(m, n) \phi_1(m, n), \\
c_1(m, n) &= \langle f(x, y), \phi_1(m, n) \rangle \\
D_1^k &= \sum_{(m,n)} d_1^k(m, n) \psi_1^k(m, n), \\
d_1^k(m, n) &= \langle f(x, y), \psi_1^k(m, n) \rangle
\end{aligned}$$

其中, $k=1, 2, 3$, $c_1(m, n)$ 为低频分量 A_1 的系数, $d_1^k(m, n)$ 为 3 个高频子图的系数, m, n 为各个系数矩阵的横纵坐标序号, $\phi_1(m, n)$ 为小波分解的尺度函数, $\psi_1^k(m, n)$ 小波函数。

根据实验, 最终选择 Daub4 小波基来进行小波分解, 识别效果较其他小波基为最佳。可以利用小波分解的逼近系数 $c_1(m, n)$ 和高频系数 $d_1^k(m, n)$ 来求取图像

的小波矩。设 $w_{p,q}^0$ 表示 $f(x,y)$ 的小波变换后的低频系数表达的 $(p+q)$ 阶小波矩， $w_{p,q}^k$ ($k=1,2,3$) 为各高频系数表达的 $(p+q)$ 阶小波矩，具体如下：

$$\begin{cases} w_{p,q}^0 = 2^{-(p+q+1)j} \sum_{m,n \in \mathbb{Z}} m^p n^q c_1(m,n) \\ w_{p,q}^k = 2^{-(p+q+1)j} \sum_{m,n \in \mathbb{Z}} m^p n^q d_1^k(m,n) \end{cases}$$

这里取用的小波矩向量是 $w_{22} = [w_{22}^0, w_{22}^1, w_{22}^2, w_{22}^3]$ 。

(3.3) PCA 变换

在发明采用小波变换的另一个优点是减少计算量。对于每一子图像 B_i ，若直接进行PCA变换，不仅提取的特征分类能力差，而且计算量也不小。小波变换后的低频子图像集中了原图像的大部分能量，而图像大小仅为原始的1/4，故采用低频子图像再进行PCA分解，则可以很大程度地减少计算量。

(3.3.1) 转换矩阵的求取

将 B_i 的一层小波分解的低频子图 A_i 作为分析的对象。为了进行 PCA 变换，我们先得将 A_i 进行改造，使其成为单列的 $wh/4$ 维图像向量 $\xi = \text{Vec}(A_i)$ ，如附图 8 所示。

在这里，为了说明问题，假设的共有 c 个人的手指静脉样本，每个人的同一手指样本有 5 幅图像，如图 9 所示，第 m 个人的第 n 个样本图像可以分割为 $k_{m,n}$ 个子图像块（图 9 仅仅是为了简单说明问题，用间隔 $r=80$ 来抽取图像子块，实际中是用 $r=20$ ），对于每个样本图像，只取前 $k_{\min}$ 个子图参与计算：

$$k_{\min} = \min(k_{1,1}, k_{1,2}, \dots, k_{1,5}, k_{2,1}, \dots, k_{c,5})$$

参照图 9，本实施方式中分类是以“图像子块的小波变换后的低频子图”为单位来分类的。为了叙述方便，我们这里以“图像子块”为单位来进行分类。

例如，1#手指的 5 幅图像，每幅图像的第 1 个子块合起来构成第 1 类（一共有对应的 5 个图像子块），每幅图像的第 2 个图像子块构成第 2 类，……，每幅图像的第 $k_{\min}$ 个子块构成第 $k_{\min}$ 类，所以 1#手指就可以形成 $k_{\min}$ 个类。

然后，2#手指接着以子图像块进行分类，可以分出来第 $k_{\min}+1$ 类，第 $k_{\min}+2$ 类，……，第 $k_{\min}+k_{\min}$ 类。

以此类推，这样， c 个人的手指可得到的模式类别一共有 $C = c \times k_{\min}$ 类，即

$\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_i, \dots, \omega_C$ 。第 i 类中有 5 个对应的样本记为: $\xi_{i,1}, \xi_{i,2}, \xi_{i,3}, \xi_{i,4}, \xi_{i,5}$, 且都为 $wh/4$ 维的列向量。训练样本总数 $N = 5C$ 。

第 i 类训练样本的均值为:

$$\bar{\xi}_i = \frac{1}{5} \sum_{j=1}^5 \xi_{i,j}$$

全体训练样本的均值为:

$$\bar{\xi} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^5 \xi_{ij}$$

则各类的总体散布矩阵 S_i 为:

$$S_i = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^{n_i} (\xi_{ij} - \bar{\xi})(\xi_{ij} - \bar{\xi})^T$$

容易证明总体散布矩阵 S_i 为非负定矩阵。

那么我们可以求得 S_i 的特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \dots$, (这些特征值已经按从大到小的顺序排好序了的 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots$,) 及其对应的特征向量 $\varphi_1, \varphi_2, \dots$ 。取前 d 个最大特征值所对应的标准正交的特征向量构成变换矩阵 $P = [\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_d]$ 。

(3.3.2) 特征的提取

对于每一子图像块 B_i , 经过小波分解后的低频子图 A_i , 将 A_i 依照前面的方法转化为列向量 ξ , 在利用上节中求得的转换矩阵 P 来抽取特征, 如下式子:

$$e = P^T \xi$$

这样 $e = [e_1, e_2, \dots, e_d]$ 就作为子图像块 B_i 的 PCA 抽取的特征向量。

实验证明 $d = 120$ 时就可以取得很不错的效果, $d = 300$, 即压缩为 300 维时, 识别效果最佳。

(3.3.3) LDA 映射

一般来说, PCA 方法得到的特征是最佳描述特征, 而不是最佳分类特征。为了取得更好的分类效果, 本发明采用 LDA 方法对 PCA 特征进一步分类。

对于前文中利用 PCA 投影矩阵 P 将每一样本转化为降维后的 d 维空间中的

特征向量 $e_i = [e_1^i, e_2^i, \dots, e_d^i]$ ，其中 $i = 1, 2, \dots, N$ 为样本序号。那么这里我们的分类器的设计就是再由降维后各个样本的 PCA 特征向量 $e_1, e_2, \dots, e_N$ 来构成类内散布矩阵和类间散布矩阵 S_w 和 S_b 。然后计算对应矩阵 $S_w^{-1}S_b$ 的前 l 个最大特征值对应的特征向量 $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_l$ 。由这 l 个最大特征值对应的特征向量构成 LDA 转换矩阵 $W_{LDA} = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_l]$ 。接下来就可以利用 LDA 转换矩阵 W_{LDA} 将 PCA 降维后的特征向量再进行 LDA 投影变换了。即： $z_i = [z_1^i, z_2^i, \dots, z_l^i] = W_{LDA}^T e_i$ ， $i = 1, 2, \dots, N$ 为样本序号。

这样，我们可以用最佳分类特征 z 特征向量来代替上述的 e 特征向量来进行识别分类了。

(4) 匹配与识别

通过上面的小波分解及 PCA 变换，针对每一子图像 B_i ，都可以得到小波矩 w_{22} 和 PCA 及 LDA 抽取的特征向量 z 。所以 B_i 的特征为 $v_i = [w_{22}; z]$ 。

为了识别匹配，现在以手指 1 的特征向量组 $V = [v_1, v_2, \dots, v_k]$ 和手指 2 的特征向量组 $V' = [v'_1, v'_2, \dots, v'_{k'}]$ 为例来分析。

首先要做的是， V 和 V' 的长度可能是不一样的，即 k 和 k' 不一定相同。这里我们定义：

$$K = \min(k, k')$$

即 V 和 V' 中取前 K 个向量做对比。

先来分析对应子图像块 v_i 和 v'_i 得匹配情况。

$$v_i = [w_{22}; z] \quad , \quad v'_i = [w'_{22}; z']$$

根据实验，设定两个阈值向量 w_t ， z_t 。定义 δ_i 为 V 和 V' 对应 B_i 子图像的两个特征向量 w 和 w' 间的欧氏距离。

定义 V 和 V' 对应的 B_i 子图像的小波矩特征 w_{22} 匹配分数为：

$$w_mark_i = \begin{cases} \frac{w_t - \delta_i}{w_t} & \text{if } \delta_i < w_t \\ 0 & \text{else} \end{cases}$$

最后可以求得整个手指的小波矩特征匹配分数为：

$$w_mark = \sum_{i=0}^K w_mark_i$$

同理我们可以求取 V 和 V' 的 z 特征向量匹配分数 z_mark 。

最后，综合的分数：

$$total_mark = s_1 \times w_mark + s_2 \times z_mark$$

s_1, s_2 为两种特征匹配分数所占的比重，且 $s_1 \geq 0, s_2 \geq 0, s_1 + s_2 = 1$ 。

这样，对于手指静脉 1 和 2 是否匹配就转化为 $total_mark$ 的值的大小，如果大于给定的匹配分数阈值，那么两个手指是匹配的，否则不匹配。当然了，也可以最小距离分类器进行分类，即用待识手指静脉特征与数据库中各个手指静脉特征逐一对比，寻找匹配分数 $total_mark$ 最高的且大于给定阈值的，就是要识别对象，从而完成了识别任务。

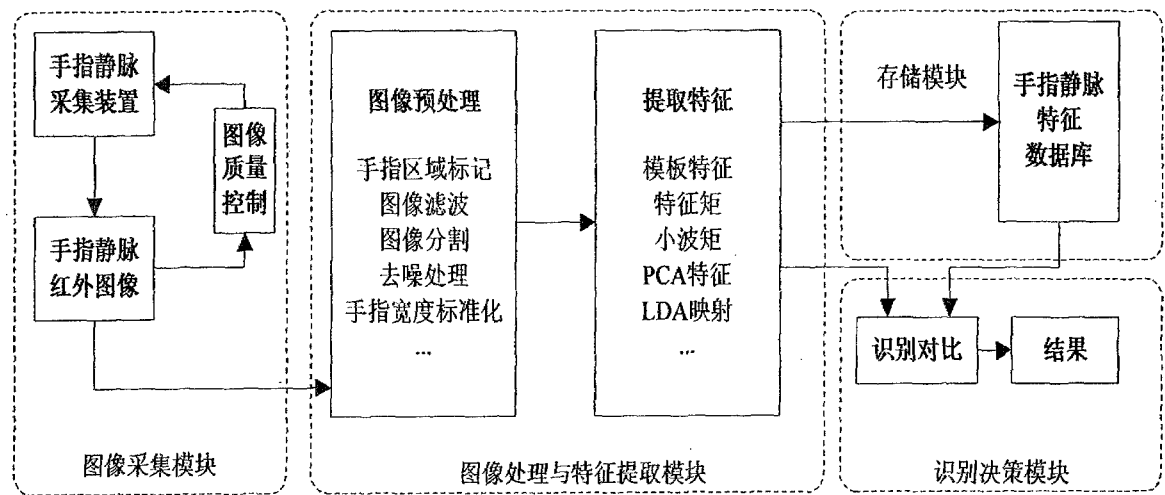


图 1

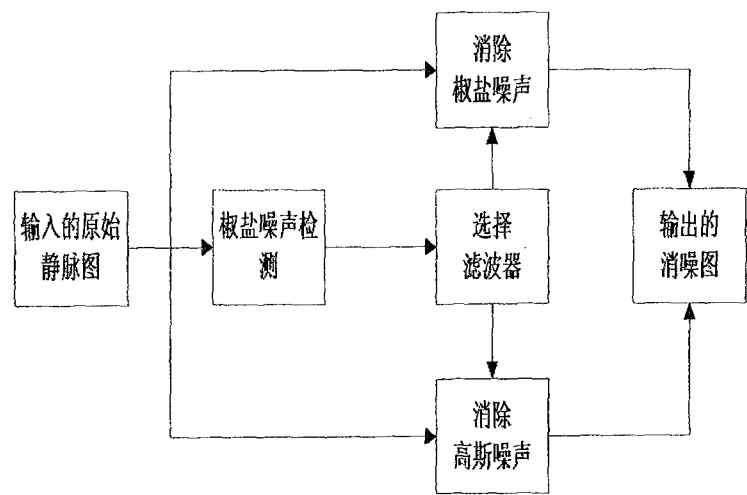


图 2



图 3



图4



图 5

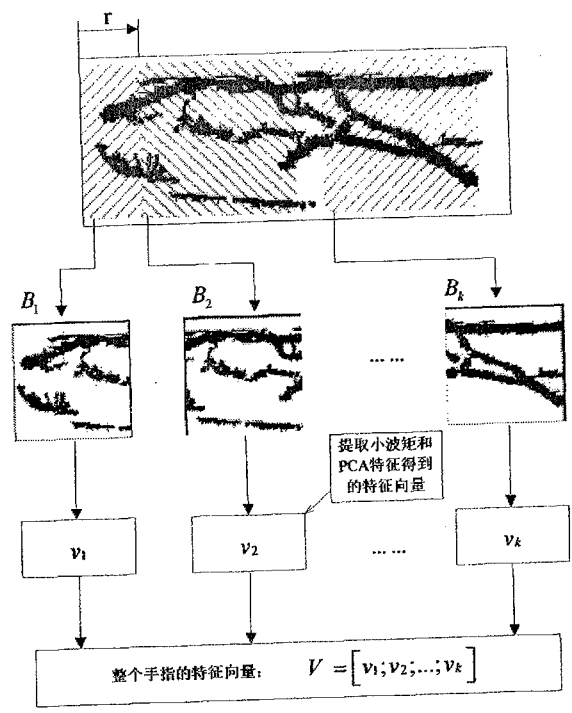


图 6



图7-1

图7-2

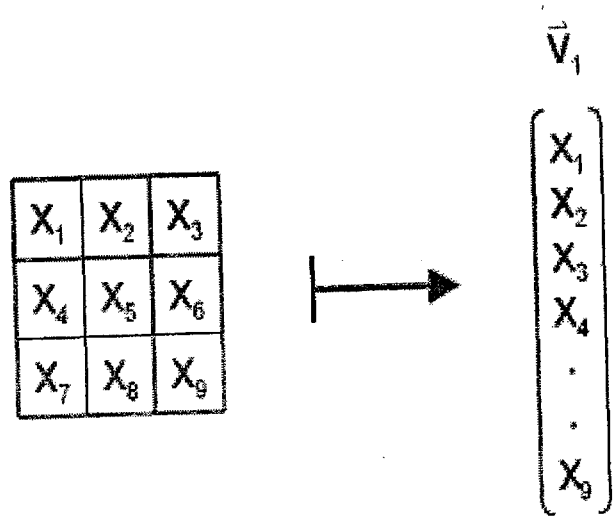


图 8

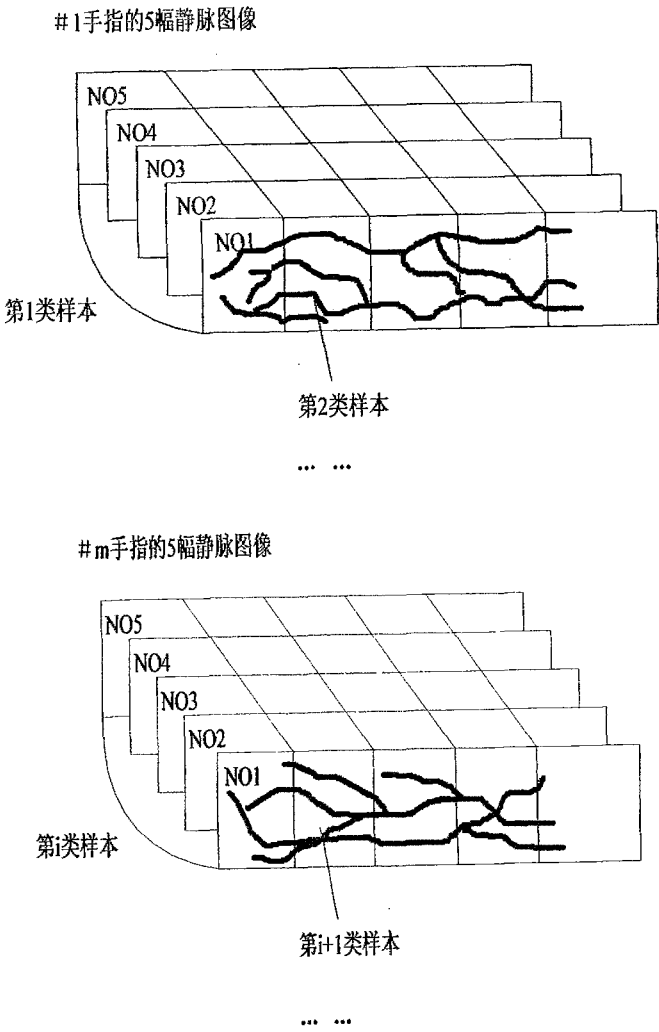


图 9