

# 多光谱掌脉和掌纹离焦图像融合方法

汤永华 苑玮琦

(沈阳工业大学视觉检测技术研究所, 沈阳, 110870)

**摘要:** 非接触条件下单模态手部图像纹理信息有限, 不利于识别。本文提出利用同一装置在多光谱下分时快速获取掌纹和掌脉图像。通过掌纹图像在静脉图像中进行掌纹主线增强处理, 达到增加纹理信息、改善识别效果的目的。控制掌纹、掌脉两幅图像获取间隔小于 0.1s, 忽略手掌细微空间移位, 对获取的掌纹图像进行感兴趣区域(Region of interest, ROI)提取, 并利用掌纹 ROI 坐标参数进行静脉图像的 ROI 提取。然后对两个 ROI 区域进行预处理, 通过多层小波分解得到的掌纹高频信息快速定位掌纹主线。最后根据掌纹主线归一化后的高频分量, 进行掌纹和掌脉小波系数的融合, 最终得到在静脉纹理图像中增强掌纹主线纹理的融合图像。实验结果表明, 融合后的图像中在保持静脉纹理信息原有状态下, 掌纹主线纹理信息明显增加, 识别效果得到改善。

**关键词:** 掌脉和掌纹数据融合; 非接触成像; 高低频混合; 多光谱

**中图分类号:** TP391      **文献标志码:** A

## Multispectral Palm-Vein and Palmprint Defocused Image Fusion Method

Tang Yonghua, Yuan Weiqi

(Computer Vision Group, Shenyang University of Technology, Shenyang, 110870, China)

**Abstract:** Texture information of the single mode hands image is not sufficient for recognition in non-contact condition. A single device under the multi-spectrum is put forward to rapidly capture the images of palm print and palm vein. The texture information is enhanced and the recognition performance is improved through enhancing the palm print mainlines of the vein image. Firstly, the interval of acquiring the palm print and palm vein images are limited to less than 0.1 s, and the tiny displacement of palm is ignored. And the ROI of the palm print image is determined, whose coordinates are used to determine the ROI of palm vein image. Then, the preprocessing of the two ROI regions are performed, and the palm print mainlines are rapidly determined via the palm print high-frequency information from multi-layer wavelet decomposition. Finally, wavelet coefficients of palm print and palm vein are fused according to the high frequency component of palm print mainline normalized, and the blended texture image with the enhanced palm print mainline in the vein texture image is acquired. The experiment results show that the information of palm print mainline texture is significantly enhanced in the fusion images in the condition of keeping the original state of the vein texture, and the recognition performance is improved.

**Key words:** palm-vein and palmprint fusion; un-contacted imaging; high and low frequency mixing; multispectral

## 引 言

手在人们日常工作和生活中使用最频繁也最习惯,同时由于单一个体手掌掌纹和手掌静脉纹理特征的唯一性和相对稳定性,通过包括掌纹和手掌静脉在内的手部特征进行身份识别或身份验证已经成为当前研究的热门课题之一。早期针对手部生物特征图像主要通过扫描仪,或者是具有手部固定装置的高清摄像设备等方式获取。这些方式可以获取到高清晰度、高分辨率、高信息量等高质量的图像,便于后期处理,但存在诸如卫生隐患、舒适性差、装置体积较大、难以普及使用等问题。因此对手进行自然非接触条件下(没有固定栓等手掌固定装置,只要求用户将手掌自然张开,距离镜头特定距离范围内,如20~30 cm,并自然平行于镜头即可)的手部各模态生物特征识别显得十分必要。非接触方式的图像获取克服了原有方式的诸多不足,但同时也造成图像质量较差,影响识别效果等问题。为了解决非接触手部识别的这一关键问题,本文利用多光谱分别获取近红外光下的手掌静脉图像和蓝光下的掌纹图像,如图1,融合为同时包含掌纹和掌脉信息特征以及由此产生的新特征的待识别图像。

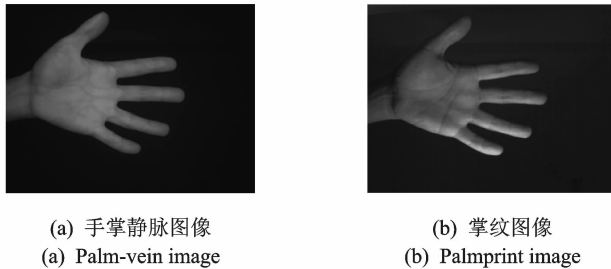


图1 掌纹掌脉全手图像

Fig. 1 Palmprint and palm-vein hand image

目前,已经有不少机构和研究人员进行了红外图像和可见光图像的融合工作的研究。Wang<sup>[1]</sup>等人直接进行像素级融合,然后进行特征提取等后续工作。时域融合方法简单直观,但峰谷效应等中和或削弱了许多源图像原有的细节信息。文献[2,3]等首先分别提取纹理线特征,然后对提取到的骨骼线进行融合,这种方法可以把源图像纹理骨骼较好地保留到融合图像中,但全局特征丢失殆尽。叶传奇<sup>[4,5]</sup>等利用区域特性对红外和可见光高分辨率图像进行融合。刘斌<sup>[6,7]</sup>等利用小波进行多聚焦图像融合,得到细节比较丰富的融合效果。郑红<sup>[8]</sup>等利用剪切波变换,实现对可见光与红外图像的融合。文献[9,10]在频域进行数据融合。张环<sup>[11]</sup>利用感受野和响尾蛇双模式机理分别进行了掌纹增强静脉和掌脉增强掌纹等形式的掌纹和静脉的融合。上述方法的一个共同的特点是处理图像比较清晰,分辨率比较高,细节比较丰富的图像或成像结构相同。而本文所处理的图像来自于无约束条件下获取的掌纹和手掌静脉图像,手掌与镜头之间的距离具有一定的不确定性,即离焦状态,图像不同程度存在模糊变形等问题,细节信息匮乏,图像质量难以保证,且掌纹和掌脉成像纹理结构相异。

由于掌纹图像在可见光下成像,受手掌角度、位置以及手掌表面的凹凸性等的影响,光源入射角度和强度等的差异,使得掌纹主线以外的区域的灰度分布等具有较高的不稳定性,利用其进行身份识别的困难较大,因此非接触条件下获取的掌纹图像能够有效利用的纹理主要是掌纹主线部分。而静脉图像则由于在近红外光下透过皮肤成像,手掌本身凹凸曲面对其成像影响很小,成像稳定性较高,利于进行身份识别,但不同个体成像效果差异巨大,甚至部分人群难以成像,因此难以单独使用。

为了能够适应该类图像融合的问题,本文利用多层小波分解,通过多层分解后的高频信息快速搜索掌纹主线,并以其作为小波系数融合的基础,达到在基本不改变手掌静脉纹理清晰程度及掌纹主线外全

局信息的情况下融入掌纹主线纹理信息,且融入的掌纹主线信息与源掌纹图像中掌纹主线信息的变化规律保持一致,即在静脉图像中按照掌纹主线原有信息进行主线增强,以此达到掌脉与掌纹图像融合的目的。

### 1 多光谱掌脉、掌纹图像融合

由于掌纹纹理和掌脉纹理在位置上具有相对固定性,不同时刻获取的掌纹纹理和掌脉纹理相对位置不会发生变化,因此经过图像配准可以将掌纹纹理和掌脉纹理融合到一幅图像中,既可以增加手掌的有效纹理信息,同时还会产生新的信息,如掌纹纹理与掌脉纹理的交叉点等,这是本文融合思想的基础。

本文基于多光谱手部图像采集装置,装置配备处于同一发光面的多光谱光源(本文使用近红外光和蓝光),同时通过光源控制电路和图像获取电路实现合理配合。在小于 0.1 s 内分别点亮近红外光和蓝光,分别得到全手掌静脉图像和掌纹图像,从包含掌纹的全手图像中找出手掌外轮廓线,进而搜索到食指中指谷点和无名指小拇指谷点,并以此两点连线作为此后感兴趣区域(Region of interest, ROI)的参考线。

通过在手掌平面对包含掌纹的全手掌进行旋转,使 ROI 参考线处于竖直状态,按照投影原理进行尺寸归一化,然后从参考线向手掌一侧确定一个正方形区域作为掌纹 ROI,并将此区域图像进行灰度归一化。

由于掌纹和掌脉图像在小于 0.1 s 内完成,本文认为掌纹图像和掌脉图像在整个图像中的空间位置没有发生变化,因此掌纹 ROI 所在的区域就是掌脉的 ROI 区域。即将包含静脉图像的全手掌图像在手掌平面进行与掌纹相同方向和角度的旋转,并以掌纹 ROI 区域坐标对掌脉进行同步 ROI 提取,由此实现掌脉 ROI 提取与图像配准的同步完成。本文基于多层小波分解的掌脉掌纹图像数据融合处理流程如图 2 所示。

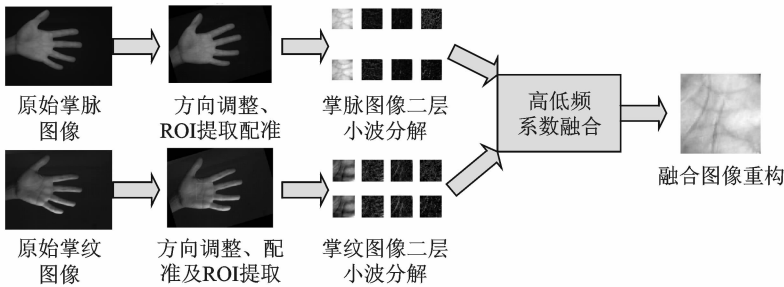


图 2 基于小波分解的掌脉掌纹图像融合过程

Fig. 2 Palmprint and palm-vein image fusion based on wavelet decomposition

## 2 高低频图像融合理论及方法

### 2.1 二维小波变换及数据融合过程

数字图像是二维数字信号,对应于图像处理的小波变换为二维离散小波变换。应用于图像的二维离散小波分解过程如下式所示

$$\begin{aligned}
 A_j f(x_1, x_2) &= (f(x_1, x_2), \Phi_{jk_1}(x_1) \Phi_{jk_2}(x_2)) \\
 H_j f(x_1, x_2) &= (f(x_1, x_2), \Phi_{jk_1}(x_1) \Psi_{jk_2}(x_2)) \\
 V_j f(x_1, x_2) &= (f(x_1, x_2), \Psi_{jk_1}(x_1) \Phi_{jk_2}(x_2)) \\
 D_j f(x_1, x_2) &= (f(x_1, x_2), \Psi_{jk_1}(x_1) \Psi_{jk_2}(x_2))
 \end{aligned}
 \tag{1}$$

式中:  $J$  代表信号第  $j$  级分解,  $x_1, x_2$  分别代表不同方向;  $A_j f(x_1, x_2)$  为第  $j$  级平滑逼近, 即第  $j$  级低频分量;  $H_j f(x_1, x_2), V_j f(x_1, x_2), D_j f(x_1, x_2)$  分别为第  $j$  级各方向高频分量;  $\Phi_{jk}$  为第  $j$  级低通滤波器,  $\Psi_{jk1}$  第  $j$  级高通滤波器; 对于特定目标图像的小波分解需要选择合适小波基(滤波器组)和合适分解层数, 本文将根据所处理目标图像结构及特点进行分析选择。

由于图像的小波变换也是一种多尺度、多分辨率的分解<sup>[12]</sup>, 因此基于小波分解的图像融合方式就是对配准后的目标分别进行多层小波分解, 分别得到相应的各方向高频分量和低频分量, 然后根据实际情况采用不同的融合策略分别对各层小波系数进行融合, 最后将融合后的结果进行图像重构, 得到融合图像的过程。问题关键在于采用什么小波基进行分解, 进行几级分解合适, 特别是小波系数的融合方法等问题。

## 2.2 掌脉掌纹 ROI 区域提取及配准

本文所研究的掌纹掌脉的图像融合针对的是 ROI 区域, 而非整个手掌, 所以在进行融合前还需要对掌纹和掌脉分别进行 ROI 区域的提取和配准。

首先, 在进行 ROI 提取前先提取手掌外轮廓线, 本文采用方向梯度极值<sup>[13]</sup>的方法提取首先能够满足需要的掌纹图像中手掌外轮廓线。其次, 在得到手掌外轮廓线的情况下, 利用文献[14]寻找指跟指尖点, 并以此建立新坐标系的方法在掌纹图像建立新坐标, 并进而提取得到掌纹图像中手掌中心  $256 \times 256$  的矩形区域作为 ROI 区域。最后, 由于本文所研究掌脉和掌纹图像为同一手掌(文中使用左手掌)在同一时刻分别在 850 nm 近红外光和蓝光下连续拍摄获取。总体获取时间小于 0.1 s, 因此本文认为在图像获取过程中手掌没有空间移位, 即手掌在物理空间上摆放位置、姿势、张开程度等均没有发生变化, 如图 3 所示。这是本文对掌脉和掌纹图像进行 ROI 提取和配准的基础。本文将掌脉图像以与掌纹 ROI 相同位置和相同大小的区域作为掌脉 ROI, 而不再进行单独的 ROI 提取, 这样可以避免由于图像差异造成 ROI 区域提取的偏差, 如图 4 所示。经 ROI 提取, 并经灰度归一化后的掌纹和掌脉图像如图 5 所示。

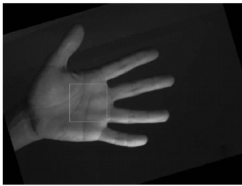


图 3 掌纹 ROI 提取

Fig. 3 Palmprint ROI extraction

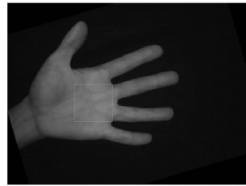


图 4 掌脉 ROI 区域

Fig. 4 Palm-vein ROI region

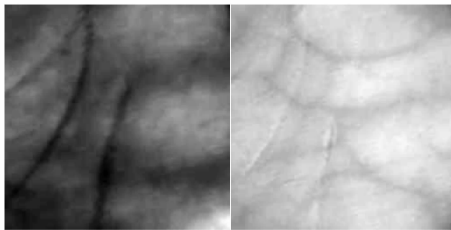


图 5 ROI 同步提取后的掌脉、掌纹图像

Fig. 5 Palm vein and palmprint ROI image

### 2.3 小波系数融合方法

设经过 ROI 提取和灰度归一化后的掌脉图像和掌纹输入图像分别记为  $X_1(x, y)$  和  $X_2(x, y)$ ,  $x, y \in [1, 256]$ 。经过方向旋转后的掌纹图像主线高频信息主要处于竖直方向,如图 6 所示,因此经过竖直高频滤波后的高频信息中最大程度地保留了掌纹主线的信息位置和相对变化强度,且经过大量实验也验证该方向的高频信息对掌纹主线的反映程度和抗伪主线纹理的能力均好于其他方向。ROI 图像为  $256 \times 256$ ,经过三级分解后的图像为  $32 \times 32$ ,分辨率过低,融合后的信息量等都有下降,如表 1 所示。因此本文只考虑一级和二级分解。本文以经小波分解后的竖直高频信息分量为基础,完成对掌纹主线和静脉图像的融合。

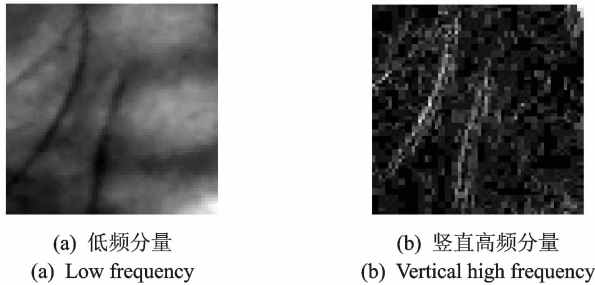


图 6 小波分解后低频和竖直高频

Fig. 6 Low frequency and vertical high frequency after wavelet decomposition

首先对掌纹小波分解后的垂直高频  $V_2$  进行中值滤波,即

$$FV_2(x, y) = \text{Med}\{V_2(x, y) = \text{Med}[V_2(x - u, y), \dots, V_2(x, y), \dots, V_2(x + u, y)]\} \quad (2)$$

式中: $V_2(x, y)$ 为二级小波分解后  $V$  分量在重构图像中坐标为  $(x, y)$  的小波系数,  $x, y \in [1, N/4]$ ,  $N$  为图像宽和高的大小(所处理目标图像宽高相等)。 $u$  值的选取应达到即能有效去除干扰点,又不影响正常细节的目的,应  $wz \leq u < wx/2$ ,  $wz$  为欲去除点像素宽度,  $wx$  为欲保留点像素宽度。由于在  $V_2(x, y)$  中欲去除目标宽度一般  $wz < 2$ , 细节点  $wx \geq 4$ , 因此取  $u = 1$  能够满足处理要求。然后将滤波后的垂直高频  $FV_2(x, y)$  分量归一化为  $[0, 1]$ , 即

$$GFV_2(x, y) = \frac{FV_2(x, y) + \text{abs}(\min(FV_2(x, y)))}{\max(FV_2(x, y))} \quad (3)$$

$FV_2(x, y)$  存在正负数, 因此通过  $FV_2(x, y) + \text{abs}(\min(FV_2(x, y)))$  进行数值平移, 以消除负数。掌纹二级小波分解低频系数  $X_2A_2$  与掌脉二级小波分解低频系数  $X_1A_2$  按照以下模型进行系数融合

$$RA_2 = GFV_2(x, y) \times X_2A_2 + (1 - GFV_2(x, y) \times c) \times X_1A_2 \quad (4)$$

式中:  $x, y \in [1, N/4]$ ,  $c \in [0, 1]$  为强化系数, 用于调节  $X_1A_2$  在相应点的影响能力, 且与影响能力成反比, 即  $c$  越大则  $X_1A_2$  影响能力越小。为确保融合后的图像中掌纹和静脉纹理信息和全局尽可能的丰富, 且忠实于原始图像, 因此根据融合后的信息量和图像平滑度进行选取。小波分解中的高频系数反映了掌纹和静脉所包含的细节信息, 其系数采取对应取绝对值最大值的方式实现。

## 3 融合实验结果比较及分析

### 3.1 实验图库

图像融合实验在 Matlab 2012a 平台进行, 实验图像来自作者所在研究所自主开发的双 CCD 多光谱无约束手部图像采集装置所拍摄的自建图库, 原始图像为  $1024 \times 768$ , 尺寸归一化后的 ROI 为  $256 \times$

256。该图像采集装置同时配备 470 nm(蓝光), 760, 850, 890, 940 nm 等多个波长的 LED 均匀光源, 可灵活组合且光强可调, 利用该装置可以在 0.04 s 内获取上述任一波段图像, 且可连续采集。本文所用掌纹图像为波长 470 nm 蓝光下获得, 掌脉图像为 850 nm 近红外光下获得。

### 3.2 实验结果评价指标

由于本文所研究对象为同一手掌的掌脉和掌纹的图像融合问题, 而融合的目的在于希望利用融合后的图像在进行身份识别时能够更加可靠、准确和安全。而基于掌纹掌脉的身份识别利用的是不同人、不同手掌所含有的纹理的差异性等个体辨别, 因此融合图像效果的优劣也应以融合后的图像是否有效保留或突出了掌纹掌脉原有纹理作为最终评判依据。如果融合后的图像削弱甚至淹没了原有纹理, 则融合将失去意义。因此, 本文从以下几个方面进行融合图像效果的比较和评价, 即图像信息量、互信息量、图像的平滑度、纹理清晰度(包括掌纹和静脉)。

#### (1) 图像信息量

进行图像融合的一个很重要的目的在于信息量的增加, 这也是本文进行掌脉、掌纹融合的主要目的之一。熵是衡量图像信息丰富程度, 即信息量的一个重要指标<sup>[15-17]</sup>, 图像熵的定义为

$$H = - \sum_{i=0}^{L-1} P_i \log P_i \quad (5)$$

其中  $L$  为图像总灰度级数, 在实验图像中  $L=256$ ,  $P_i$  表示灰度值为  $i$  的概率密度。

#### (2) 图像互信息量

互信息量用来表述两个事件集合之间的相关性, 融合后的图像与原始图像之间的互信息量越大表明融合图像从原始图像中获取的原始信息越多<sup>[11, 18]</sup>, 融合的效果相对越好。因此融合图像与原始图像间互信息量的大小可以作为衡量融合效果优劣的一个参考指标。互信息量定义为

$$MI(A, B) = \sum_{i=0}^{L-1} P_i(a, b) \log P_i(a, b) - \sum_{i=0}^{L-1} P_i(a) \log P_i(a) - \sum_{i=0}^{L-1} P_i(b) \log P_i(b) \quad (6)$$

#### (3) 图像平滑度

利用小波分解进行图像融合, 实际就是对不同层次不同频率小波系数的选择合成问题, 由此可能造成重构后的融合图像存在断层。因此, 本文认为可以利用平滑度来衡量融合后的图像的断层程度, 平滑度定义为

$$Smh = \frac{\sum_{y=1}^N \sum_{x=1}^{M-1} (RF(x, y) - RF(x+1, y))}{M * N * G} \quad (7)$$

$$Smv = \frac{\sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^{N-1} (RF(x, y) - RF(x, y+1))}{M * N * G} \quad (8)$$

式中:  $RF$  为融合图像,  $Smh$  为融合图像水平平滑度,  $Smv$  为垂直平滑度,  $Sm$  为平均平滑度,  $M, N$  分别为图像的宽度和高度,  $Sm$  越小, 代表图像的平滑性越好。  $G$  为平滑归一化参数, 由于实验图像为 256 灰度级, 因此  $G=256$ 。

#### (4) 纹理清晰度

掌纹掌脉的根本特征在于纹理, 因此纹理的清晰程度是衡量掌纹、掌脉图像质量的重要依据。本文利用局部灰度极值法进行快速纹理查找<sup>[13]</sup>, 但由于局部灰度极值可能产生伪前景, 因此还需进行后续调整。纹理清晰程度计算公式为

$$Cor = \frac{|\overline{Pr(x, y)}| - |\overline{Ba(x, y)}|}{M \times N} \times 100\% \quad (9)$$

式中:  $\overline{Pr(x, y)}$  为纹理平均灰度值,  $\overline{Ba(x, y)}$  为背景图像平均灰度值,  $Cor$  为图像对比度,  $M, N$  为图像宽

度和长度。图像对比度的大小反应了图像纹理的清晰程度,对比度越大,则纹理越清晰突出,越有利于后续的特征提取和识别。

### 3.3 实验结果及分析

图 7 为依据文献[19]分析所选择的 Haar 小波,db,sym 小波、时域平均融合所得结果。图 8 为 db 小波基下取不同消失矩所得融合结果,图 9 为 db1 小波基下不同  $c$  值所得融合结果。

本文使用二维主成分分析(2 Dimensional principal component analysis, 2DPCA)<sup>[11]</sup>对 50 人在不同时间分别采集 10 幅手掌静脉和掌纹图像进行特征提取,通过计算欧氏距离进行识别处理,并与未进行融合的原 ROI 图像,以及其他融合方法进行识别的结果的比较,如表 6 所示。

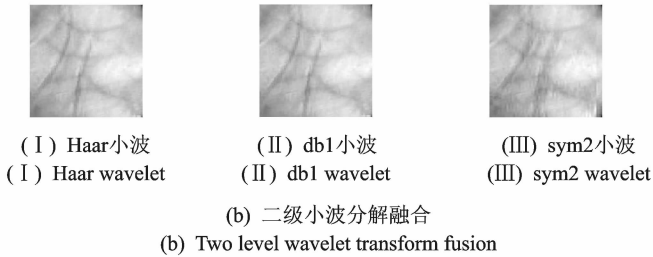
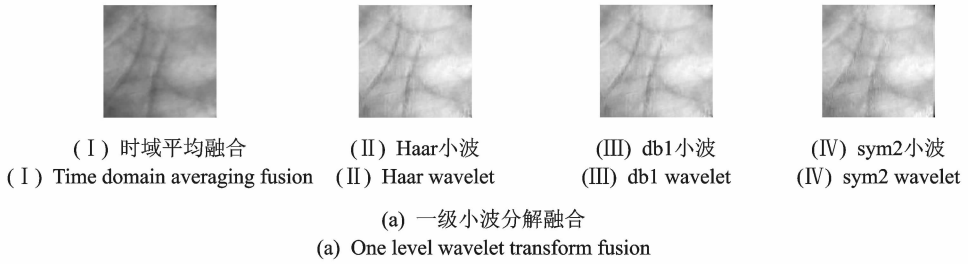


图 7 不同小波基及时域图像融合效果

Fig. 7 Different wavelet base and time domain image fusion

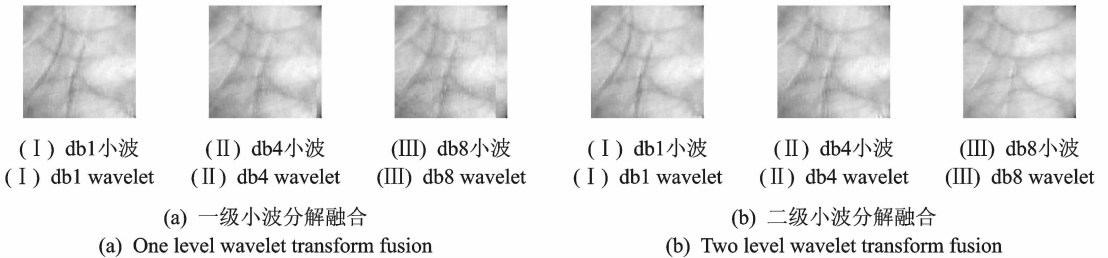


图 8 db 小波融合

Fig. 8 db wavelet fusion

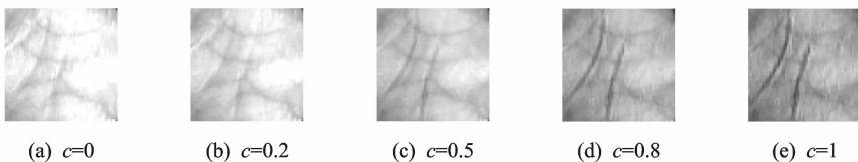


图 9 不同  $c$  下融合图像比较

Fig. 9 Comparison of fusion image with different  $c$

表 1 表明,无论时域直接平均融合还是频域小波参数融合,融合后的图像信息熵都有相应增加,证明了进行掌脉掌纹图像融合的必要性的。同时,可以看出,基于 db1 的二级小波分解系数融合所得融合图像信息熵最大,信息量和与掌脉掌纹的互信息量也最大,说明其从原始图像获取的信息最多。

表 1 不同融合信息熵及互信息

Table 1 Different fusion information entropy and mutual information

类别	原始掌纹	原始静脉	时域融合	Haar 一级	db1 一级	Sym2 一级
	5.369 2	4.867 0	6.481 9	6.582 6	6.729 4	6.590 3
MI(掌纹)			1.42	1.03	1.21	1.27
MI(掌脉)			0.95	1.82	1.85	1.92
	Haar 二级	db1 二级	Sym2 二级	Haar 三级	db1 三级	Sym2 三级
H	6.583 3	6.746 5	6.592 1	6.514 6	6.701 2	6.574 5
MI(掌纹)	1.12	1.38	1.31	1.08	1.16	1.24
MI(掌脉)	1.91	2.05	2.01	1.79	1.74	1.87

表 2 表明,采用不同小波基,以及进行不同层次小波系数融合都将影响到融合图像的平滑度和掌脉掌纹在图像中的清晰度。从表 2 可以看出,db1 小波二次分解在垂直方向的平滑度不及域融合和 sym2 一级融合,但总体平滑效果好于其他融合方式,且掌纹和掌脉在图像中的清晰度最佳。

表 2 时域及不同小波基下融合评价参数

Table 2 Fusion evaluation parameters of time domain and different wavelet base

类别	时域融合	Haar 一级	Haar 二级	db1 一级	db1 二级	Sym2 一级	Sym2 二级
Smh	0.007 0	0.010 1	0.008 3	0.011 8	0.006 3	0.011 4	0.009 3
Smv	0.008 3	0.009 1	0.009 5	0.007 2	0.008 5	0.007 8	0.009 4
Sm	0.007 6	0.009 6	0.008 9	0.009 5	0.007 4	0.009 6	0.009 4
WCor/%	0.022 9	0.111 2	0.112 3	0.120 7	0.130 2	0.122 4	0.125 8
MCOR/%	0.022 8	0.120 1	0.110 1	0.121 1	0.131 0	1.120 9	0.128 2

表 3 表明,db1 小波二层分解融合效果好于 db4 和 db8,这与前文理论分析结果一致。表 4 表明, $c$  取不同值时会明显影响融合后的图像质量,随着  $c$  值的增大,掌纹在图像中的清晰程度逐渐增加,但掌脉则在 0.5 取得最佳效果,同时考虑到平滑度的优劣, $c$  取 0.5 相对比较合适。

表 3 db 小波下不同消失矩下融合评价参数

Table 3 Fusion evaluation parameters of different vanishing moments of db wavelet

类别	db1 一级	db1 二级	db4 一级	db4 二级	db8 一级	db8 二级
Smh	0.011 8	0.006 3	0.011 2	0.008 7	0.010 2	0.010 3
Smv	0.007 2	0.008 5	0.009 0	0.006 3	0.007 4	0.009 7
Sm	0.009 5	0.007 4	0.010 1	0.007 5	0.008 8	0.010 0
WCor/%	0.120 7	0.130 2	0.082 4	0.092 1	0.082 1	0.082 0
MCOR/%	0.121 1	0.131 0	0.102 7	0.110 5	0.125 9	0.128 6



表 4 db1 小波下不同 c 融合评价参数

Table 4 Different c fusion evaluation parameters of db1 wavelet

c	0	0.2	0.5	0.8	1
Smh	0.011 1	0.011 0	0.006 3	0.013 1	0.014 7
Smv	0.010 6	0.010 4	0.008 5	0.012 0	0.012 7
Sm	0.010 9	0.010 7	0.007 4	0.012 6	0.013 7
WCor/%	0.036 0	0.038 1	0.130 2	0.182 5	0.213 6
MCor/%	0.047 2	0.065 4	0.131 0	0.083 2	0.065 2

包含以上 3 种方法在内的用于可见光和近红外光融合的方法从整体或区域特性出发,对于细节(纹理)本身比较丰富的场合,应用效果较好,对于无约束条件下,细节信息相对缺失的情况,则没有显示出优势。本文则从无约束条件下获取的掌纹和静脉特定图像的特点出发,在最大限度不影响静脉原有纹理和全局信息的情况下着重突出掌纹主线所包含的信息,因此虽然信息量相对于其他方法没有明显增加,但在与静脉图像的互信息以及掌纹掌脉纹理的清晰程度方面有明显增加,但也正由于本方法对掌纹主线的着重融合,相对增大了掌纹主线相关区域小波系数在融合中的比重,使得融合后的图像整体平滑程度下降,不及其他 3 种方法,如表 5 所示。

表 5 其他方法与本方法融合比较

Table 5 Fusion comparison of other methods and this paper method

类别	原始掌纹	原始静脉	时域融合	本文方法	NSCT	剪切波法	感受野响尾蛇
H	5.369 2	4.867 0	6.481 9	6.746 5	6.674 0	6.737 6	6.728 4
MI	(掌纹)		1.42	1.38	1.39	1.21	1.38
MI	(掌脉)		0.95	2.05	1.21	1.35	1.32
Sm			0.007 6	0.007 4	0.003 2	0.004 1	0.004 6
WCor/%	0.110 2	0.050 2	0.022 9	0.130 2	0.102 1	0.097 3	0.101 4
MCor/%	0.085 1	0.131 4	0.022 8	0.131 0	0.086 5	0.097 2	0.093 7

表 6 表明,由于在不同时间进行图像采集,手掌摆放姿势发生一定变化,本文所用方法回避了其中受影响最大的掌纹全局特征,只利用了稳定性最好的掌纹纹理变化特征和掌脉全局特征。本文方法相对单模态手掌静脉识别率提高 0.43%,主要是由于非接触条件下掌脉纹理本身依然比较丰富,但部分个体手掌静脉难以成像,识别效果存在较高的不稳定性,因此一般不单独利用手掌静脉进行身份识别。相对于其他融合方法,识别率分别提高了 0.13%到 0.27%。张环<sup>[15]</sup>利用感受野和响尾蛇双模式机理进行的掌纹和静脉融合,虽然所处理对象存在差异,造成本方法与其在应用环境上的差异,但其实验结果同样表明在静脉图像中融合掌纹图像优于其他方式,取得了与本文一致的结论。

表 6 不同方法的识别率

Table 6 Recognition rate of different methods

识别方式	掌纹识别	静脉识别	本文方法	NSCT	剪切波法	感受野响尾蛇
识别率/%	97.82	99.21	99.64	99.37	99.51	99.47

#### 4 结束语

通过理论分析和实验表明,利用 db1 小波进行二层小波分解后,进行本文所述系数融合的方式得到

的融合图像中掌纹主线对比度明显增强,主线以外包括静脉纹理等对比度没有受到影响。相对于单纯的掌纹和掌脉图像以及其他融合方法,本文融合后的图像识别率相对均有提高。证明利用多层小波分解进行非接触条件下的静脉图像中增强掌纹主线的方式实现掌脉掌纹的融合是有效的,且相对于其他融合方法更适合于非接触条件下掌纹和静脉图像的融合。

## 参考文献:

- [1] Wang Jianggang, Yau Weiyun, Suwandy A, et al. Fusion of palmprint and palm vein image for person recognition based on Laplacianpalm[C]//Feature, Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR'07. [S.l.]: IEEE, 2007:1-8.
- [2] Wang Jianggang, Yau Weiyun, Suwandy A. Feature-level fusion of palmprint and palm vein for person identification based on a "Junction Point" representation[J]. Image Processing, ICIP 2008. [S.l.]: IEEE, 2008:253-256.
- [3] 李志超. 掌纹与掌静脉融合算法研究与实现[D]. 北京:北京交通大学,2011.  
Li Zhichao. The research and realization of palmprint and palm vein fusion algorithm[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2011.
- [4] 叶传奇, 王宝树, 苗启广. 一种基于区域特性的红外与可见光图像融合算法[J]. 光子学报, 2009, 38(6):1498-1503.  
Ye Chuanqi, Wang Baoshu, Miao Qiguang. Fusion algorithm of infrared and visible images based on region feature[J]. Acta Optica Sinica, 2009, 38(6):1498-1503.
- [5] 叶传奇, 王宝树, 苗启广. 一种基于区域的 NSCT 域多光谱与高分辨率图像融合算法[J]. 光学学报, 2009, 29(5):1240-1246.  
Ye Chuanqi, Wang Baoshu, Miao Qiguang. Fusion algorithm of multi-spectral and high-resolution images based on region feature in NSCT domain[J]. Acta Optica Sinica, 2009, 29(5):1240-1246.
- [6] 刘斌, 刘维杰, 马嘉利. 基于三通道不可分对称小波的多聚焦图像融合[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(5):1110-1116.  
Liu Bin, Liu Weijie, Ma Jiali. Multi-focus image fusion based on three channel nonseparable symmetrical wavelets[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(5):1110-1116.
- [7] 刘斌, 彭嘉雄. 基于非下采样三通道不可分对称小波的多光谱图像融合[J]. 电子学报, 2011, 39(5):1094-1099.  
Liu Bin, Peng Jiexiong. Multi-spectral image fusion method based on nonsubsampling three channels nonseparable symmetrical wavelets[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(5):1094-1099.
- [8] 郑红, 郑晨, 闫秀生, 等. 基于剪切波变换的可见光与红外图像融合算法[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(7):1613-1619.  
Zhen Hong, Zheng Chen, Yan Xiusheng, et al. Visible and infrared image fusion algorithm based on shearlet transform[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(7):1613-1619.
- [9] 王志慧, 赵保军, 沈庭芝. 基于多小波域对比度的图像融合算法[J]. 系统工程与电子技术, 2008, 30(10):1860-1863.  
Wang Zhihui, Zhao Baojun, Shen Tingzhi. Image fusion algorithms based on contrast in multivariate domain[J]. Systems Engineering and Electronics, 2008, 30(10):1860-1863.
- [10] 赵晓雷, 薛弘晔. 基于小波分解下多源图像融合[J]. 煤炭技术, 2010, 29(9):189-191.  
Zhao Xiaolei, Xue Hongye. Multi-source image fusion based on wavelet decomposition[J]. Coal Technology, 2010, 29(9):189-191.
- [11] 张环. 掌纹掌脉及其融合识别技术研究[D]. 长沙:国防科学技术大学, 2011.  
Huan Zhang. Research on recognition technology of palmprint, palmvein and its fusion[D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2011.
- [12] 闫晓伟, 崔勇, 刘国辉. 一种基于最优小波包基的信号消噪算法[J]. 数据采集与处理, 2012, 27(S1):31-34.  
Yan Xiaowei, Cui Yong, Liu Guohui. Signal denoising algorithm based on optimal wavelet packet[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2012, 27(S1):31-34.
- [13] 苑玮琦, 董茜, 桑海峰. 基于方向梯度极值的手形轮廓跟踪算法[J]. 光学精密工程, 2010, 18(7):1675-1683.  
Yuan Weiqi, Dong Qian, Sang Haifeng. Hand shape contour tracking method based on directional gradient extremum[J]. Optics and Precision Engineering, 2010, 18(7):1675-1683.
- [14] 林森, 苑玮琦. 基于 Demons 算法的变形掌纹归一化方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2012, 33(1):62-67.  
Lin Sen, Yuan Weiqi. Research on the image normalization method of deformed palmprint based on Demons algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 33(1):62-67.
- [15] 陈洪波, 王强, 张孝飞, 等. 基于小波系数邻域特征的图像融合[J]. 光学精密工程, 2003, 11(5):516-522.  
Chen Hongbo, Wang Qiang, Zhang Xiaofei, et al. Image fusion based on neighborhood features of wavelet coefficients[J]. Optics and Precision Engineering, 2003, 11(5):516-522.

- [16] 黄洪琼,温军燕. 基于小波变换的图像融合[J]. 上海海事大学学报, 2006, 27(1): 58-61.  
Huang Hongqiong, Wen Junyan. Image fusion and it's evaluation based on wavelet transform[J]. Journal of Shanghai Maritime University, 2006, 27(1): 58-61.
- [17] 孙即祥, 史慧敏, 王宏强. 信息融合中的有关熵理论[J]. 计算机学报, 2003, 26(7): 796-801.  
Sun Jixiang, Shi Huimin, Wang Hongqiang. The theory relative to entropy in information fusion[J]. Chinese Journal of Computers, 2003, 26(7): 796-801.
- [18] Yuan W Q, Lin S, Tong H B, et al. A detection method of palmprint principal lines based on local minimum gray value and line following[C]//International Conference on Hand-Based Biometrics. USA: IEEE, 2011: 74-78.
- [19] 李月琴, 栗苹, 闫晓鹏, 等. 无线电引信信号去噪的最优小波基选择[J]. 北京理工大学学报, 2008, 28(8): 723-726.  
Li Yueqin, Li Ping, Yan Xiaopeng, et al. Selection of optimal wavelet basis for radio fuze signal denoising[J]. Transactions of Beijing Institute of Technology, 2008, 28(8): 723-726.

作者简介: 汤永华(1980-), 男, 博士研究生, 研究方向: 模式识别, 生物特征识别, 嵌入式系统 E-mail: sdsqtyh@163.com; 苑玮琦(1960-), 男, 博士, 教授, 研究方向: 机器视觉, 生物特征识别, 嵌入式系统。