

## 手掌静脉图像增强算法研究

黎 蔚, 李继杰, 陈家新, 李 艳

(河南科技大学 电子信息工程学院, 河南 洛阳 471003)

**摘 要:** 为了解决手掌静脉图像质量局部不均问题, 提出一种新的手掌静脉增强算法, 将受约束的局部直方图均衡算法(CLAHE)和非下采样的 Contourlet 变换(NSCT)相结合进行图像增强. 对图像进行非下采样 Contourlet 变换, 在近似分量上进行 CLAHE 处理提高图像对比度, 在细节分量上根据各尺度不同方向子带上的能量分布自适应地确定阈值, 并利用所提出的非线性增强算法进行细节增强; 然后通过 Gabor 滤波器增强手掌静脉纹路. 实验表明, 该算法提高了静脉图像对比度, 增强了手掌静脉的轮廓细节, 并且有效地抑制了噪声.

**关键词:** 局部直方图均衡化; 非下采样 Contourlet 变换; 图像增强

**中图分类号:** TP391.41

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1000-7180(2010)07-0237-05

## Research of Enhanced Algorithm of Palm Vein Image

LI Wei, LI Ji-jie, CHEN Jia-xin, LI Yan

(Electronic Information Engineering College, Henan University of Science & Technology, Luoyang 471003, China)

**Abstract:** This paper presents a new methods that enhance the image of palm vein based on Contrast Limited Local Histogram Equalization (CLAHE) and Nonsubsampled Contourlet Transform (NSCT) to overcome the influence of the uneven quality of local area. After making NSCT in the original image, CHLHE is used to enhance image contrast in the approximate coefficient, and in the detail coefficient, the threshold is determined adaptively according to the energy distribution of the different scale sub-pass directions, the details are enhanced by means of the non-linear enhancement algorithm. At last, the lines of the palm vein are enhanced by Gabor filter. The experiments show that this algorithm can improve the contrast of the vain images and the details of the outlines, and in addition it can effectively reduce the noise.

**Key words:** CHLHE; NSCT; image enhancement

### 1 引言

手掌静脉识别是一种新型的生物识别技术,但在图像采集过程中,受各种因素的影响图像质量分布不均,进行后续处理之前需对图像进行增强处理.图像增强是指改善图像质量、丰富图像信息、加强图像识别效果,以使图像主观上看起来更好的一种图像处理办法.

已有的图像增强方法分为两大类:基于图像灰度值统计的方法和基于图像空间频率的方法.利用图像灰度级统计进行图像增强的方法主要包括直方图处理、主分量分析、排序滤波器等.基于空间频率

的方法主要有基于傅里叶变换算法、基于小波变换算法、Contourlet 变换算法等.

小波变换<sup>[1]</sup>具有良好的时频特性,对图像的平稳性不作要求,但小波只能反映信号的零维奇异性并且变换核为各向同性,不能表示图像沿边缘的特性;Contourlet 变换<sup>[2]</sup>在图像去噪等诸多领域有广泛应用,但由于下采样过程存在,小波变换和 Contourlet 变换都缺乏平移不变性,图像增强效果会产生伪 Gibbs 失真;A. L. Cunha 等提出的非抽样 Contourlet 变换<sup>[3]</sup>具有平移不变性,可以从一定程度上抑制这种失真.为了在提高手掌静脉图像对比度的同时,增强图像的边缘细节,文中提出了一种将

收稿日期: 2009-05-25; 修回日期: 2009-08-28

基金项目: 河南省科技厅自然科学基金项目(0411010200); 河南科技大学人才科学研究基金(09001121)

CLAHE 和 NSCT 变换相结合的静脉图像增强算法. 对图像进行非下采样 Contourlet 变换, 在近似分量上采用受约束的局部直方图均衡化方法进行对比度增强, 细节分量上利用提出的增强算法进行细节增强, 然后对增强的手掌静脉图像通过 Gabor 滤波器进行手掌静脉纹路增强. 实验表明, 本算法提高了图像质量, 增强后的手掌静脉轮廓清晰, 并且有效地去除了噪声.

## 2 非下采样的 Contourlet 变换

非下采样的 Contourlet<sup>[4]</sup>分解变换的实现由两部分构成: 非下采样的拉普拉斯金字塔 (NSP) 分解和非下采样的方向滤波器组 (NSDFB) 滤波. NSCT 首先通过对图像进行非下采样的金字塔分解后, 产生高频和低频子带, 然后利用非下采样的方向滤波器将低频子带分割成多个频带, 并不断地对低频子带进行迭代处理. 可以看到 NSCT 随着频率的增加方向数也增加, 图 1 为分解结构图. NSCT 具有平移不变性, 提供了一个灵活的多分辨率多方向的图像分解方法, 它可以在同一个尺度上把图像分解成任意方向的子带.

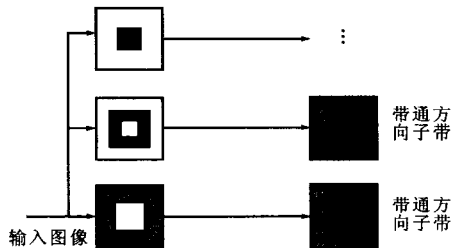


图 1 NSCT 变换结构图

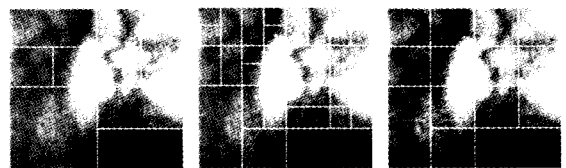
## 3 受约束的局部直方图均衡算法

对于一幅数字图像, 图像的直方图是图像中任意一个像素分布在某个灰度等级上的概率密度, 其离散的表达形式为  $P_r(r_k) = \frac{n_k}{n}; 0 \leq r_k \leq 1, k = 0, 1, \dots, L-1$ ,  $P_r(r_k)$  为第  $k$  级灰度级的概率,  $L$  为灰度级数目,  $n_k$  为图像中出现第  $k$  级灰度级的次数,  $n$  为图像中像素数. Pizer 等提出的局部直方图均衡化的方法 (LAHE) 采用一个滑动窗口, 在该窗口中进行直方图均衡化, 通过该滑动窗口完成对整幅图像的灰度增强, 该算法仅考虑了局部区域的像素, 忽略了其他区域的像素. S. M. Pizer 等提出一种受约束的局部直方图均衡化 (CLAHE), 既考虑到了窗口内的直方图, 又考虑到窗口外的直方图, 即  $h_L(r) =$

$\alpha h_w(r) + (1 - \alpha) h_B(r)$ , 其中  $h_w(r)$  是窗口内归一化直方图,  $h_B(r)$  是窗口外的归一化直方图,  $0 \leq \alpha \leq 1$ . 设  $A_w$  和  $A_B$  分别代表区域  $W$  和区域  $B$  的面积, 如果  $\alpha = A_w / (A_B + A_w)$ , 那么  $h_L(r) = h(r)$ , 这意味着局部直方图就等于全局直方图; 如果  $\alpha > A_w / (A_B + A_w)$ , 则局部直方图强调局部信息. 这种情况下通过  $\alpha$  局部直方图来模拟周围环境对相关区域的影响.

对于采集到的静脉图像, 由于受到各种因素的影响图像质量分布不均, 采用固定大小窗口进行均衡化不能起到很好的增强效果. 文中根据图像的信息量分布自适应确定窗口大小. 设图像的总信息量为  $\sigma_{\text{sum}}$ , 将原始图像分为四块, 计算各分块图像的信息量, 如果各相邻分块间的信息量的差值小于  $\sigma_{\text{sum}} / (4^n + 1)$ , 其中:  $n$  为进行该子块进行分块的次数, 将相邻分块进行合并, 否则将分块图像作为原始图像继续执行上述操作. 图像进行均衡化过程中, 图像窗口过大, 均衡效果不明显; 窗口过小, 均衡后图像会出现明显的分块痕迹; 文中采取分块大小控制在原图像大小的四分之一和十六分之一之间.

从图 2 可以看到, 图像左边部分比较清晰质量分布相对比较均匀, 而图像右上部分出现明显的曝光过度图像很亮, 右下部分却曝光不足图像较暗, 图像质量较差. 图 2(a) 为采用固定值进行分块的结果, 不同质量区域已经分块, 但是固定分块需要每次估计最优参数, 并且不同图像分块效果不同; 图 2(b) 是没有约束图像窗口大小的自适应分块效果, 不同质量区域分块过细, 均衡结果会出现明显分块痕迹; 图 2(c) 为根据本算法进行图像分块的效果图, 根据各区域的不同质量分布对图像进行了合理的分块.



(a) 固定值分块效果 (b) 无约束分块效果 (c) 自适应分块效果

图 2 图像分块

图 3(a) 为近似分量直方图. 图 3(b) 为全局均衡化后图像直方图, 由于采用全局直方图均衡化时每个灰度值区间范围内像素数有限, 在灰度区间拉伸时, 区间内的像素没有增加, 变换产生的概率密度不均匀, 全局均衡化后的直方图的图像像素的分布不合理; 图 3(c) 为采用自适应窗口的 CLAHE 方法处

理后图像直方图,相比全局均衡化方法图像像素的分布比较均匀。

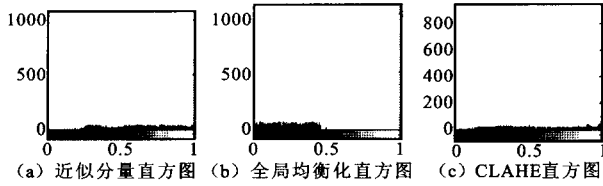


图 3 近似分量分析

## 4 手掌静脉图像增强算法

### 4.1 NSCT 变换中均衡化实现

图 4 为一维信号模拟 NSCT 变换后近似分量上 CLAHE 的实现。a 是原始信号,  $\hat{a}$  是空间域进行均衡化结果。原始信号 a 经 NSCT 分解变换后,被独立的分解为两个分量:近似分量 b 和细节分量 c,近似分量 b 蕴含着图像的基本特征,而细节分量 c 给出了信号的细节。对近似分量 b 进行有约束的局部直方图均衡化后可以得到一个独立的均衡近似分量  $b'$ ,虽然进行 CLAHE 会造成一些近似分量上细节的丢失,但是不会影响细节分量 c,重构均衡近似分量  $b'$  和细节分量 c 得到重构信号 d,可以看到重构信号 d 从细节分量 c 中重新找回丢失的信息,从而保留了所有细节信息。对手掌静脉图像进行 NSCT 变换后,在近似分量上进行均衡化,重构图像在提高图像对比度的同时,可以有效地保留图像细节信息。

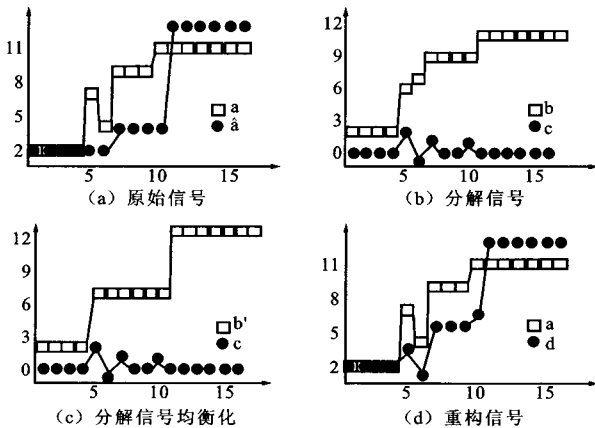


图 4 信号重构

NSCT 变换后近似分量上受约束的局部直方图均衡化算法描述如下:

(1) 由于系数数值类型的原因,NSCT 变换后系数是浮点类型,有些可能会是负值,不可能直接将受约束的局部直方图均衡算法运用到近似分量中,为实现图像的均衡化,将参数转化为整数型。

(2) 根据文中提出的自适应窗口方法进行

CLAHE。

(3) 计算整数型系数变化前后的差值。

(4) 将差值按照浮点型系数比例关系添加到原始系数中。

### 4.2 NSCT 变换的细节增强算法

NSCT 具有平移不变性,每个原始图像中的像素对应着变换域中相同的位置系数,通过 NSCT 系数就可以将图像的系数分为:强边缘、弱边缘、噪声。强边缘对应所有方向子带中的大系数;弱边缘在某些方向上对应的是大系数,而在相同尺度的其他子带方向上则可能是小系数;噪声在所有方向子带对应的都是小系数。为了增强图像弱边缘的同时,对强边缘采取保护以免失真,并且对噪声有效抑制,在增强算法中应选取合适的阈值和增强函数。

Donoho 提出的尺度分解去噪阈值<sup>[5]</sup>的选取方法:  $\sigma_k = \delta \sqrt{2 \ln(N)} \times 2^{(k-K)/2}$ ,  $k = 0, \dots, K$ , 其中  $N$  是图像的像素个数,  $K$  是 Contourlet 分解的总尺度数,  $\delta$  是噪声大小,  $k$  是尺度等级。从阈值选取方法可以看到,阈值的选取仅仅考虑了系数所在的尺度等级,而没有考虑相同尺度下不同方向能量的分布。

文中根据各尺度不同方向子带的能量分布自适应的调整阈值的大小。如果某个方向上能量分布较大,也就是说图像在此方向的细节比较多,相应的应该降低该方向上的阈值,从而可以保留较多的轮廓细节;反之,能量分布小的方向子带轮廓细节比较少,可以相应的提高该方向上的阈值。引入因子  $\beta_i$  对  $\sigma_k$  进行修正。

$$\beta_i = \frac{1}{2} \sqrt{\frac{1}{MN} (c_j^i(m, n) - \text{mean}_g)^2} \quad (1)$$

其中,  $c_j^i(m, n)$  为  $j$  尺度  $i$  方向子带在  $(m, n)$  处的变换系数,  $\text{mean}_g$  为该子带内系数的均值,  $(M, N)$  为图像大小,也是该子带图像的大小。  $\beta_i$  随着系数能量分布的强弱变化,通过  $\sigma_k = \sigma_k \times \beta_i$  对阈值进行修正后,可以在不同尺度不同方向上自适应的调整图像的阈值,在保留更多的有用信息的同时有效地去除噪声<sup>[6]</sup>。

根据边缘的划分原理,引入因子  $m_l$  实现弱边缘的增强。

$$m_l = 1 + k \sqrt{\frac{c_j^i(m, n)}{\text{mean}_c}} \quad (2)$$

其中,  $c_j^i(m, n)$  为  $j$  尺度  $i$  方向子带在  $(m, n)$  处的变换系数,  $\text{mean}_c$  为  $j$  尺度内  $2^l$  个方向系数的均值,  $k$  为系数波动值。在特定尺度下系数和各方向均值

的有比较大的变化时,根据系数与方向子带的差值确定  $k$  的取值,系数较大确定为边缘时为增强算子,系数较小确定为噪声时为减弱算子.

对系数  $f_j$  进行阈值处理得到  $\tilde{f}_j$ ,增强算法如下:

$$\tilde{f}_j = \begin{cases} f_j; & \text{mean} \geq c\sigma_k \\ f_j \times m_l; & \text{mean} < c\sigma_k, \text{max} \geq c\sigma_k \\ 0; & \text{mean} < c\sigma_k, \text{max} < c\sigma_k \end{cases} \quad (3)$$

其中,mean 是系数  $f_j(m,n)$  在特定尺度下对应的各个再带系数的均值;max 是系数  $f_j(m,n)$  在特定尺度下对应的各个再带系数的最大值; $c$  的取值范围为 1~5,通过实验验证  $c=3.0$  时对手掌静脉图像增强效果最佳.

4.3 Gabor 滤波器

由于 Gabor 滤波器具有频率选择和方向选择的特性,文中采用 Gabor 滤波器对特定的频率和方向选择滤波,去除图像噪声的同时将静脉纹路不失真地保留下来.

Gabor 滤波器对应的频率域实现为:

$$H(u,v,\lambda,\theta,\sigma_X,\sigma_Y) = c \cdot \exp \left\{ 2\pi^2 \left[ \sigma_X^2 \cdot \left( \frac{F_1}{\lambda} \right)^2 \right] + \sigma_X^2 \cdot (F_2)^2 \right\}$$

其中, $c$  为常量; $\sigma_X$ 、 $\sigma_Y$  为  $x$ 、 $y$  方向的频率选择度量;不同的  $\sigma_X$ 、 $\sigma_Y$  对应不同的频率选择; $\theta$  对应方向选择,滤波器将在此方向上对图像进行增强,于此垂直的方向则减弱; $\lambda$  为滤波器对应方向的滤波器增强宽度; $u$ 、 $v$  分别为水平垂直方向的坐标度量.

根据文中提出的分块方法对图像进行分块后,对各子块进行傅里叶变换将图像从空域变换到频域,利用 Gabor 滤波器在频域内对子块在其主方向上进行滤波,增强静脉纹线信息,处理后再将图像进行傅里叶变换在空间域上重建.实验中, $\theta$  参数由各子块主方向决定, $\lambda$ 、 $\sigma_X$ 、 $\sigma_Y$  取值与整个静脉图像有关,为全局设定值,实验中分别取: $c=1$ 、 $\lambda=20$ 、 $\sigma_X=\sigma_Y=0.01$ .

5 实验结果

为验证文中算法的正确性和有效性,实验中对尺寸大小为  $210 \times 210$  的手掌静脉图像进行处理,各种算法的实验结果如图 5 所示. OR 为设备采集到的手掌静脉图像;EQ 是对原始图像进行全局直方图均衡化得到的结果;CLAHE 是对原始图像进行受约束的局部直方图均衡化得到的结果;WAVE 是传统小波变换增强效果;WT 是在小波变换的近似分量进行 CLAHE 后得到的结果;CT 是在 Con-

tourlet 变换的近似分量上进行 CLAHE,细节分量上采用 Donoho 阈值的增强算法得到的结果;NSCT 是在非下采样 Contourlet 变换的近似分量上进行 CLAHE,细节分量上采用文中细节增强算法得到的结果;CC 是对 NSCT 的结果进行 Gabor 滤波器后的实现结果.实验中,小波变换采用“db8”小波对图像进行两层分解;下采样和非下采样的 Contourlet 变换采用“9-7”塔式分解进行 2 层分解,尺度分解结构为[3 3].

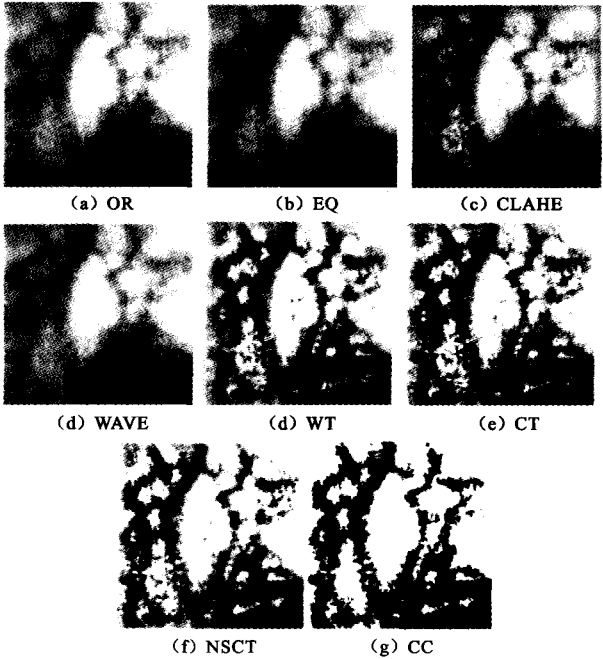


图 5 增强图像

从图 5 可以看到,EQ 的结果虽然整体对比度比较好,但是图像中曝光不足部分的分辨率依然很低,很难看出图像细节,增强效果不明显,同时还放大了背景杂波;CLAHE 与 EQ 相比整个图像的对比度明显加强,但是图像中静脉纹路细节比较模糊,噪声也比较重;WAVE 的效果有效地去除了噪声,增强了部分图像细节,但是图像对比度比较低,视觉效果改善不明显;WT 效果提高了图像对比度,增强了图像细节信息,图像视觉效果更好,但是增强后图像被过平滑,边缘等许多细节模糊甚至丢失,而且出现了一些不希望的斑点;CT 明显改善了过平滑现象,图像细节也比较清晰,但是由于下采样过程缺乏平移不变性,图像增强过程中增强了斑点和噪声;NSCT 采用文中的细节增强算法,相比前几种算法比较明显的去除了噪声,图像纹路细节更加明显,但是图像中依然存在斑点和噪声;CC 为文中最终实验结果,在 NSCT 增强效果的基础上,通过 Gabor 滤波

器对手掌静脉纹路进行增强,视觉效果改善非常明显,增强后手掌静脉纹路清晰,而且有效抑制了噪声。

## 6 结束语

手掌静脉识别是一种有效地生物识别技术,受各种因素影响,采集到的原始图像质量分布不均,合理的图像增强效果便于特征提取。文中提出了一种新的手掌静脉图像增强算法,在非下采样 Contourlet 变换后的近似分量和细节分量上分别进行对比度增强和边缘细节增强,并通过 Gabor 滤波器增强手掌静脉轮廓信息。实验表明,文中算法在提高图像整体对比度的同时,增强了图像细节信息,增强图像的手掌静脉轮廓清晰,并且有效地去除了噪声,为后续的静脉识别提供了可靠的特征依据。

### 参考文献:

- [1] Brown TJ. An adaptive strategy for wavelet based image enhancement[C]//Proceedings of Irish Machine Vision and Image Processing Conference. Belfast, Northern Ireland, 2000:67-81.
- [2] 陈捷,孙继银.基于 Contourlet 变换的图像增强方法[J].

微电子学与计算机,2007,24(12):100-102.

- [3] Do M N, Vetterli M. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation[J]. IEEE Transactions Image, 2005,11(12):2091-2106.
- [4] Duncan D, Minh N DO. Directional multiscale modeling of image using the contourlet transform[J]. IEEE transactions Image, 2006,12(6):1610-1620.
- [5] 梁栋,殷兵,于梅,等.基于非抽样 Contourlet 变换的自适应阈值图像增强算法[J].电子学报,2008,36(3):527-530.
- [6] 张长江,王晓东,张浩然.红外图像全局和局部对比度增强的非线性增益法[J].计算机辅助设计与图形学学报,2006,18(6):844-848.

### 作者简介:

黎蔚女,(1960-),副教授.研究方向为计算机图形图像处理与虚拟现实。

李继杰男,(1984-),硕士研究生.研究方向为计算机图形图像处理。

陈家新男,(1962-),教授.研究方向为计算机图像图像处理,虚拟现实技术,智能控制。

李艳女,(1983-),硕士研究生.研究方向为数字图像处理、模式识别。

(上接第236页)

总线权,这样可能造成某些急待处理的中断等操作无法及时执行,造成系统错误,为此提出了三种不用 hlock 情况下的新的 master 间切换方法。对四种 AHB 总线上 master 切换方法进行仿真和结果对比,给在不同情况下选择合适的切换方法提供了详细的依据。

### 参考文献:

- [1] 吴欣龙. Introduce to AMBA bus system[M]. 台湾:台湾工业研究院,2004.
- [2] 刘军,郭立,段勃,等. AMBA2.0 总线 IP 核的设计与实现[J]. 微电子学与计算机,2005,22(6):42-44.
- [3] Janick Bergeron. Writing testbenches functional verification

of HDL models[M]. 2nd ed. New York:Kluwer Academic Publishers,2003:233-239.

- [4] 王彬,任艳颖. 数字 IC 系统设计[M]. 西安:电子科技大学出版社,2005:73-77.
- [5] 闻彬,沈泊. HDTV Soc 集成芯片的总线设计与验证[J]. 微电子学与计算机,2005,22(11):1-4.

### 作者简介:

韩少男男,(1984-),硕士研究生.研究方向为专用集成电路设计和应用。

黄璐女,(1985-).研究方向为通信工程。

李晓江男,(1972-),硕士生导师.研究方向为专用集成电路设计和应用。