

# 抗混叠轮廓波 HMT 模型的医学图像融合

金 炜 励金祥 杨任尔

(宁波大学信息科学与工程学院, 宁波 315211)

**摘 要** 为了更好地对医学图像进行融合, 提出了一种利用抗混叠轮廓波 HMT 模型的图像融合新算法。该算法首先对原始轮廓波变换的频谱混叠问题展开研究, 明确 LP 分解中的两个低通滤波器不满足 Nyquist 抽样定律是造成混叠的主要原因。接着, 在对低通滤波器考虑带限约束条件下, 设计了一种能抑制混叠的利用双通道滤波器组结构的多尺度分解方案, 用于代替原始轮廓波变换的 LP 分解, 结合方向滤波器组, 实现了一种抗混叠的轮廓波变换。在此基础上, 提出一种采用隐马尔可夫树 (HMT) 来刻画变换系数尺度间相关性的医学图像成像模型, 并以期望最大化算法估计模型参数, 得到融合图像。CT 与 MR 图像以及 MR-T1 与 MR-T2 图像的融合实验表明, 该算法的融合结果无论在视觉质量及定量指标上都明显优于基于小波变换和原始轮廓波变换的方法。

**关键词** 抗混叠轮廓波变换 滤波器组 隐马尔可夫模型 医学图像融合

中图分类号: TP391 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2010)02-0321-07

## Medical Image Fusion Using HMT Model in Aliasing-free Contourlet Domain

JN Wei, LI Jin-xiang, YANG Ren-er

(Faculty of Information Science and Technology, Ningbo University, Ningbo 315211)

**Abstract** A novel fusion algorithm for medical images using HMT model in aliasing-free contourlet transform (AFCT) domain is presented. First, the frequency aliasing of the original contourlet transform is investigated, and we make sure that the main reason of aliasing is the two lowpass filters of laplacian pyramid (LP) do not satisfy the nyquist-shannon sampling theorem. Then, instead of using LP, a new multiscale decomposition using two channel filter banks by considering a band limiting constraint on the low-pass filter is designed, and combined with directional filter banks, the AFCT is realized. On this basis, a medical image formation model using hidden Markov tree (HMT) to capture the correlations between the coefficients across decomposition scales is proposed. Finally, based on this image formation model, the expectation-maximization (EM) algorithm is used to estimate the model parameters and produce the fused image. The fusion experiments have been made on CT/MR and MR-T1/MR-T2, comparing with the traditional fusion methods which is based on wavelet transform and contourlet transform, the proposed algorithm can provide a more satisfactory outcome in terms of visual quality and quantitative criterion.

**Keywords** aliasing-free contourlet transform, filter banks, hidden markov model, medical image fusion

## 0 引 言

随着医学影像工程和计算机技术的发展, 医学成像在临床诊断和治疗中日益发挥重要的作用。由

于不同医学图像的成像原理不同, 所反映人体脏器和病变组织的信息各有侧重, 并存在各自的适应范围和优缺点, 因此, 在临床应用中, 单一方式成像所获得的图像往往不能提供医生所需要的足够信息<sup>[1]</sup>。比如 CT 图像具有较强的空间分辨率和几何

基金项目: 浙江省自然科学基金项目 (Y1080778); 宁波市自然科学基金项目 (2008A610012); 宁波大学人才工程项目 (x130710008)

收稿日期: 2008-10-13 改回日期: 2008-12-04

第一作者简介: 金 炜 (1969—), 男, 副教授。2006 年于重庆大学获光学工程博士学位。主要研究方向为多尺度分析、数学图像处理。E-mail: jw1969@hotmail.com

特性,对骨骼成像非常清晰,可以为病灶定位提供良好的参照,但是,它对软组织的对比度则较低;MR图像可清晰反映软组织、器官、血管等的解剖结构,有利于病灶范围确定,但对钙化点不敏感;MR-T1(T1加权)图像上各种软组织间的差别明显,有利于观察解剖结构,而MR-T2(T2加权)图像则能较好地显示病变组织。医学图像融合就是利用信息技术,将多源图像的信息综合起来,提供更加全面的反映生理、病理变化的图像,从而帮助医生做出更加准确的诊断或制定出更加合适的治疗方案。

通常图像融合分像素级融合、特征级融合和决策级融合 3 个层次,其中以小波分析为基础的像素级融合是图像融合的研究热点<sup>[2-3]</sup>。但是,常用的 2 维小波只具有有限的方向,用它来对图像进行分析,可以说是以“点”为单位来捕捉图像的特征,不能“稀疏”表示含“线”或“面”奇异的 2 维图像,制约了融合效果的提高。为了解决这一问题,多尺度几何分析的思想应运而生,它致力于构建最优逼近意义下的高维函数表示方法。其中 Do 等人<sup>[4]</sup>提出的轮廓波变换 (Contourlet) 就是典型代表,它将拉普拉斯塔形分解 (LP) 与方向滤波器组 (DFB) 结合,能够有效地“跟踪”图像中的线奇异和面奇异特征。然而,在实际应用中,轮廓波变换会在重构图像中引入严重的“划痕”,文献 [5] 将其归因为轮廓波变换各方向子带之间存在频谱混叠,导致变换系数不够稀疏,但并未指出频谱混叠的来源,亦未提出解决的办法。

本文首先探讨了原始轮廓波变换频谱混叠的成因,并采用 Parks-McClellan 算法<sup>[5]</sup>设计满足 Nyquist 抽样定律的滤波器,结合方向滤波器组,实现了一种抗混叠的轮廓波变换 (AFCT); 基于此,采用隐马尔可夫树 (HMT) 模型刻画变换系数尺度间的相关性,提出一种医学图像融合新方法。实验结果表明,本文方法反映了医学成像的特点,能取得比传统方法更好的融合效果。

## 1 轮廓波混叠现象分析及 AFCT 构造

轮廓波变换由 LP 变换和 DFB 分解构成,LP 变换将原始图像分解为低频子带和高频子带,DFB 则通过  $l$  级二叉树结构的钻石形五株抽样滤波器组的级联,进一步将高频子带划分成  $2^l$  个楔形方向子带;对低频子带重复上述过程就实现了 2 维图像的多尺度、多方向分解<sup>[4]</sup>。设轮廓波变换通过 1-D 低通滤波器  $h_L[n]$  的张量积将图像迭代分解成一系列带通图像,其频域支撑为  $[-\pi, \pi]^2 \setminus [-\omega_c, \omega_c]^2$ 、 $\{[-\omega_c/2^{i-1}, \omega_c/2^{i-1}]^2 \setminus [-\omega_c/2^i, \omega_c/2^i]^2\}$  ( $i=1, 2, 3, \dots, S-1$ ) 及  $[-\omega_c/2^{S-1}, \omega_c/2^{S-1}]^2$ , 这里“ $\setminus$ ”表示频域支撑区间的差运算, $S$  是分解层次, $\omega_c$  是  $h_L[n]$  的截止频率。由于  $h_L[n]$  往往采用带宽大于  $\pi/2$  的双正交“9/7”滤波器,根据 Shannon 抽样定理,对滤波后图像进行隔行隔列下抽样将会产生频谱混叠。频谱混叠往往使得变换在空域不具平移不变性,从而给重构图像带来 Pseudo-Gibbs 现象。下面以轮廓波变换的一个方向子带为例来分析混叠现象。

图 1(a) 为轮廓波变换中实现某一方向子带的滤波器组结构,应用等效易位关系,图 1(a) 可转换成图 1(b) 所示的等效结构。图 1(a) 中,  $H_L^{2-D}(z_0, z_1)$  是 LP 环节的等效 2-D 低通滤波器,  $H_B^{2-D}(z_0, z_1)$  是生成 LP 变换带通图像的等效带通滤波器,  $H_D^{2-D}(z_0, z_1)$  是 DFB 分解生成某一方向子带的滤波器;其中  $H_B^{2-D}(z_0, z_1)$  可按式 (1) 由  $H_L^{2-D}(z_0, z_1)$  逼近。 $H_B^{2-D}(z_0, z_1) = 1 - 0.25^* |H_L^{2-D}(z_0, z_1)|^2$  (1)

因此,  $H_B^{2-D}(z_0, z_1)$  的通带为  $[-\pi, \pi]^2 \setminus [-\pi/2, \pi/2]^2$ 。

图 1(b) 中,等效滤波器  $H_{SD}^{2-D}(z_0, z_1)$  的响应为  $H_{SD}^{2-D}(z_0, z_1) = H_L^{2-D}(z_0, z_1) H_B^{2-D}(z_0^2, z_1^2) H_D^{2-D}(z_0^2, z_1^2)$  (2) 式中,  $H_B^{2-D}(z_0^2, z_1^2) H_D^{2-D}(z_0^2, z_1^2)$  用于生成方向子带,图 2 给出其在 2 层 LP 分解并且第 2 层作 8 方向分解时某一方向子带的频率响应。

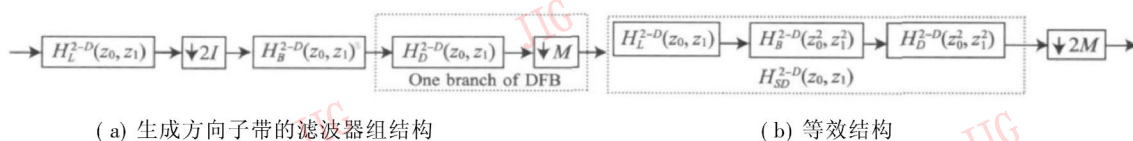


图 1 轮廓波变换中实现某一方向子带的滤波器组

Fig 1 Filter bank for one of the directional subbands of contourlet transform

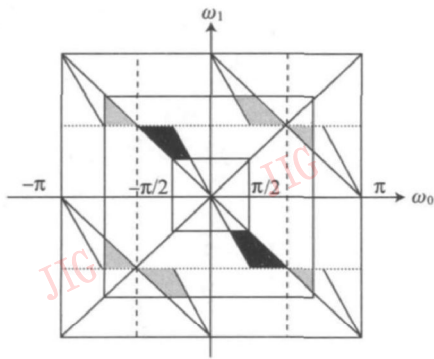


图 2 轮廓波变换方向子带的频率响应

Fig 2 Frequency response for one of the directional subbands of contourlet transform

可以看出, 轮廓波变换第 2 层分解某一方向子带的理想通带为图 2 中的黑色区域, 然而, 文献 [4] 提出的轮廓波变换所采用的低通滤波器  $H_L^{2-D}(z_0, z_1)$  并非理想, 也就是说其在通带区域  $[-\pi/2, \pi/2]^2$  之外仍然存在非零的频率响应, 使得 LP 变换的逼近子带包含混叠成分, 而细节子带则是通过上一精细尺度的低频子带减去其低通成分获得, 混叠也就因此不可避免地带入细节子带中, 这些混叠成分与 DFB 频域支撑的交叠 (如图中的灰色区域), 导致了严重的频率混叠现象, 影响方向分辨率, 并引起 Pseudo-Gibbs 现象。

为避免上述混叠的产生, 利用双通道滤波器组结构来代替 LP 变换。首先采用 Parks-McClellan 算法<sup>[5]</sup>设计低通滤波器  $H_L$ , 通过改变  $H_L$  的通带截止频率  $\omega_p$  和阻带截止频率  $\omega_s$ , 使其满足 Nyquist 抽样定律, 避免由于下抽样所导致的频谱混叠并减小乃至消除混叠成分与 DFB 频域支撑的交叠; 然后根据完全重构条件构造出对应的高通滤波器  $H_H$ , 实现图像的多尺度分解。图 3 为抗混叠轮廓波变换的分解示意图 (重构过程与分解过程完全对称, 就不再给出)。

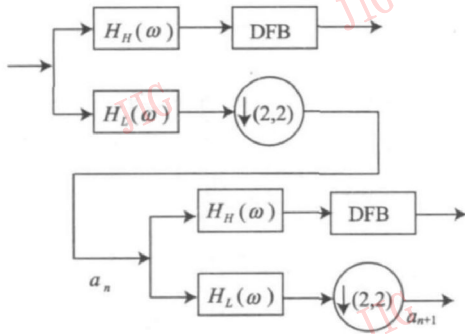


图 3 抗混叠轮廓波变换的分解示意图

Fig 3 The diagram of aliasing-free contourlet transform (Only the analysis part)

根据抗混叠轮廓波变换的分解示意图, 可以得出, 为了获得类似 LP 变换的倍频分解, 有如下约束条件:

$$\frac{\omega_p + \omega_s}{2} = \frac{\pi}{3} \quad (3)$$

同时, 为了消除混叠成分与 DFB 频域支撑的交叠, 要求  $\omega_s \leq (\pi - a) / 2$  其中,  $a$  是 DFB 分解时混叠成分的最大宽度, 根据文献 [6],  $a \leq \pi / 21$ , 因此  $\omega_s \leq (\pi - a) / 2 = 10\pi / 21$ , 结合式 (3), 可得  $\omega_p = 4\pi / 21$ 。

可以看出, 以上设计的  $H_L$  满足 Nyquist 抽样定律, 多尺度分解时由于下抽样所导致的频谱混叠可以消除; 而且通过双通道滤波器组结构, 图像经过高通滤波后直接级联 DFB, 使得各方向子带的混叠现象也得到了有效地抑制。

## 2 AFCT 域基于 HMT 的医学图像融合

### 2.1 AFCT 域 HMT 模型

隐马尔可夫树模型 (HMT) 最早是用于描述图像小波系数非高斯性和持续性的统计模型<sup>[7]</sup>, 该模型一般利用一个两状态、零均值的高斯混合模型来近似单一小波系数的分布, 并根据小波系数父子之间的相关性, 建立二叉树结构, 通过系数中隐状态之间的相关性而获取系数之间的相关性, 它不仅较好地体现了小波系数高峰度和长拖尾的特征, 而且将小波系数分布的求解问题转化为 HMT 中对应的隐状态确定问题。受小波域 HMT 模型的启发, Duncan 等人研究了自然图像轮廓波变换系数的分布规律, 发现轮廓波系数有着与小波系数类似的分布特征, 因此将小波域 HMT 模型推广到轮廓波变换域, 并在图像降噪与图像检索中得到了初步的应用<sup>[8]</sup>。由于 AFCT 变换与原始轮廓波变换的系数结构完全相同, 本文根据 AFCT 系数的“父-子”关系, 定义了 AFCT 域 HMT 模型的四叉树结构。

### 2.2 AFCT 域基于 HMT 的医学图像模型分析

根据医学成像模型, 医学图像可看成是组织器官在成像系统中的感应以及满足高斯混合分布的噪声两部分共同作用<sup>[3]</sup>。因此, 假设要对  $Q$  幅图像进行融合处理, 则先将各图像都进行 AFCT 变换, 并将变换系数组成  $K$  棵四叉树 (每棵四叉树包含  $P$  个 AFCT 系数); 设  $c_{i,k}(j)$  表示第  $i$  幅图像第  $k$  棵树的第  $j$  个系数, 则在 AFCT 域可得到如下成像模型:

$$c_{i,k}(j) = \beta_{i,k}(j)w_k(j) + \epsilon_{i,k}(j) \quad (4)$$

式中,  $c_{i,k}(j)$  是观测图像的 AFCT 系数,  $w_k(j)$  是实际组织器官场景的 AFCT 系数,  $\beta_{i,k}(j) = \pm 1$  或  $0$  表示成像系统的敏感因子, 当  $\beta_{i,k}(j) = 1$  时, 表示系统能感应出该位置的组织器官场景,  $\beta_{i,k}(j) = 0$  时表示该位置的组织器官不能被成像系统感应,  $\beta_{i,k}(j) = -1$  表示系统以负像反映出组织器官场景;  $\epsilon_{i,k}(j)$  是非高斯分布的随机噪声, 这里用 2 状态高斯混合分布来表示<sup>[7]</sup>。因此, 多源医学图像的融合过程实际上就是对模型 (4) 中实际组织器官场景的 AFCT 系数  $w_k(j)$  的估计过程。由于  $c_{i,k}(j)$  的分布由  $\epsilon_{i,k}(j)$  决定, 因此  $c_{i,k}(j)$  也可用 2 状态高斯混合分布来刻画。为了建立 HMT 模型, 给每个观测系数关联一个状态变量  $s_{i,k}(j)$ , 用  $L$  (large) 和  $S$  (small) 分别代表系数的大、小状态, 其状态概率为

$$p_{s_{i,k}(j)}(m) = p(s_{i,k}(j) = m); m = L \text{ 或 } S \quad (5)$$

这里  $s_{i,k}(j) = m$  表示第  $i$  幅源图像第  $k$  棵树的第  $j$  个系数处于状态  $m$ , 由于对于同一组织器官场景的不同源图像, 在同一尺度下, 不同位置的 AFCT 系数具有类似的统计特性, 因此状态概率与  $i, k$  近似无关, 可表示为  $p_{s(j)}(m)$ ; 根据 HMT 模型, 可以得到状态转移概率:

$$\alpha_{j, \rho(j)}^{m,n} = p\{s(j) = m | s(\rho(j)) = n\} \quad (6)$$

式中,  $\rho(j)$  是  $j$  的父系数, 式 (6) 表示子系数状态为  $m$ , 父系数状态为  $n$  的转移过程, 因此尺度间 AFCT 系数的马尔可夫依赖性就可由状态转移概率来描述。这样, 观测图像 AFCT 系数  $c_{i,k}(j)$  的高斯混合分布函数就可表示为

$$f_{c_{i,k}(j)}(c_{i,k}(j)) = \sum_{m=L,S} \frac{p(s_{i,k}(j) = m)}{\sqrt{2\pi\sigma_m^2(j)}} \exp\left[-\frac{(c_{i,k}(j))^2}{2\sigma_m^2(j)}\right] \quad (7)$$

由于 AFCT 系数的状态概率  $p_{s(j)}(m)$ 、状态转移概率  $\alpha_{j, \rho(j)}^{m,n}$ 、方差  $\sigma_m^2(j)$ 、成像系统敏感因子  $\beta_{i,k}(j)$  以及实际组织器官场景的 AFCT 系数  $w_k(j)$  都是未知的, 因此可以把这些参数归为一个模型参数集, 记为

$$\Theta_{\text{HMT}} = \{p_{s(j)}(m), \alpha_{j, \rho(j)}^{m,n}, \sigma_m^2(j), \beta_{i,k}(j), w_k(j)\} \quad (8)$$

通过模型训练, 估计这些参数, 获得  $w_k(j)$  然后作 AFCT 重构, 就可得到融合结果。

### 2.3 使用 EM 算法的模型参数估计及融合实现

从前述已知, 多源医学图像的融合可通过对模型 (4) 中  $w_k(j)$  的估计实现, 因而可看成是一个信号

估计问题, 可以用期望最大化算法 (EM) 训练出模型参数, 进而得到融合后的图像。

#### 2.3.1 模型参数估计

设  $C$  表示源图像的 AFCT 系数, 训练的目标是使对数似然函数  $\ln f(C | \Theta_{\text{HMT}})$  极大化。EM 算法是实现参数似然估计的常用方法, 它由两个步骤组成: E 步和 M 步。E 步计算对数似然函数的期望, 可反映出描述  $C$  的模型参数  $\theta$  的好坏程度, M 步极大化似然函数来获得更新的模型参数。具体算法如下:

1) 初始化。选择初始模型参数, 其中两状态系数方差的初始值依各子带 AFCT 系数的方差而定; 各节点状态变量的初始状态概率和状态转移概率均设为 50%; 初始真实场景采用平均各源图像的方法; 成像系统敏感因子的初始值设为 1; 设置迭代计数器  $l = 0$ 。

2) E 步骤。使用上向下向算法 (upward-downward), 对于  $i = 1, \dots, Q; k = 1, \dots, K; j = 1, \dots, P$  计算 HMT 模型的联合后验概率密度函数:

$$p(s_{i,k}(j) = m | C, \theta); p(s_{i,k}(j) = m, s_{i,k}(\rho(j)) = n | C, \theta)$$

3) M 步骤。经过 E 步计算, 状态分布概率已知后, 参数  $\theta^{l+1}$ :

(1) 更新状态概率与状态转移概率。

$$(p_{s(j)}(m))^{l+1} = \frac{\sum_{i=1}^Q \sum_{k=1}^K p(s_{i,k}(j) = m | C, \theta)}{K \cdot Q} \quad (9)$$

$$(\alpha_{j, \rho(j)}^{m,n})^{l+1} = \frac{\sum_{i=1}^Q \sum_{k=1}^K p(s_{i,k}(j) = m, s_{i,k}(\rho(j)) = n | C, \theta)}{K \cdot Q \cdot p_{s(\rho(j))}(n)} \quad (10)$$

(2) 更新二状态方差。

$$(\sigma_m^2(j))^{l+1} = \frac{1}{K \cdot Q \cdot p_{s(j)}(m)} \sum_{i=1}^Q \sum_{k=1}^K (C_{i,k}(j) - \beta_{i,k}(j)w_k(j))^2 \cdot p(s_{i,k}(j) = m | C, \theta) \quad (11)$$

(3) 在  $\{-1, 0, 1\}$  中选择成像系统敏感因子, 将其更新为  $(\beta_{i,k}(j))^{l+1}$ , 使式 (12) 的值最大。

$$F = -\frac{1}{2} \sum_{m=L,S} \left[ \ln(\sigma_m^2(j))^{l+1} + \frac{(C_{i,k}(j) + (\beta_{i,k}(j))^{l+1}w_k(j))^2}{(\sigma_m^2(j))^{l+1}} \right] \cdot p(s_{i,k}(j) = m | C, \theta) \quad (12)$$

(4) 重新计算条件概率密度, 更新真实场景的

AFCT 系数  $w_k(j)$ 。

$$(w_k(j))^{l+1} = \frac{\sum_{i=lm=S.L}^Q \sum_{l=1}^L \frac{(\beta_{ik}(j))^{l+1} C_{ik}(j)}{(\sigma_m^2(j))^{l+1}} \cdot p(s_{ik}(j) = m | C, \theta)}{\sum_{i=lm=S.L}^Q \sum_{l=1}^L \frac{(\beta_{ik}(j))^{l+1}}{(\sigma_m^2(j))^{l+1}} \cdot p(s_{ik}(j) = m | C, \theta)} \quad (13)$$

4)  $l = l + 1$ , 如果收敛或达到最大迭代次数则停止, 否则返回 E 步骤。

### 2.3.2 融合实现及融合效果的评价

利用 EM 算法, HMT 模型收敛到对数似然函数  $\ln f(C | \theta_{\text{HMT}})$  的局部极大值, 将收敛后的参数  $w_k(j)$  作为融合结果的方向子带系数, 和低频子带相结合, 进行 AFCT 逆变换即可得到融合结果。对于低频子带, 由于包含了原始图像的基本特征, 采用如下的融合方法: 比较两幅图像对应点的值, 如果两个值的差小于阈值, 则取两个值的平均作为融合值, 如果两个值的差大于阈值, 则取大值为融合值, 该阈值由待融合图像的灰度平均值确定。

对图像融合效果的评价包括主观评价和客观评价。前者依靠观察者的主观感受, 主要是指视觉效果。客观评价常根据某些可计算的指标来判断, 本文采用下面的客观评价指标:

1) 熵: 一幅图像的熵反映了图像中信息量的丰富程度, 如果融合图像的熵越大, 则说明融合效果越好。

2) 标准差: 图像的标准差反映了各灰度相对于灰度均值的离散情况, 如果一幅图像的标准差越大, 则表明图像的反差越大, 可观察到的信息越多, 因此可根据融合后图像标准差的大小来说明融合效果的好坏。

3) 平均梯度: 平均梯度  $\bar{g}$  的计算公式为

$$\bar{g} = \frac{1}{(M-1)(N-1)} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} \left( \left| \frac{\partial f(x_i, y_j)}{\partial x_i} \right|^2 + \left| \frac{\partial f(x_i, y_j)}{\partial y_j} \right|^2 \right)} / 2 \quad (14)$$

式中,  $M$  和  $N$  分别为图像的行列数。平均梯度可以反映图像表达微小细节的能力, 平均梯度越大, 说明图像细节越丰富, 因此可以用来间接评价融合图像所包含的细节信息量, 其值越大, 说明融合效果和质量越好。

## 3 实验结果及分析

为了说明 AFCT 及提出的基于 HMT 模型的融合算法的正确性和有效性, 给出了两类医学图像的融合实验, 并与文献 [3] 所提出的小波域 HMT 模型融合法及基于原始轮廓波变换的融合方法进行了比较。实验中, AFCT 所使用的低通滤波器  $H_L$  为采用 Parks-McClellan 算法设计的等波纹滤波器 (按最小化希望频响和实际频响之间的最大误差原则), 其通带截至频率为  $4\pi/21$ , 阻带截至频率为  $10\pi/21$ , 过渡带为  $[4\pi/21, 10\pi/21]$ ; 而传统轮廓波变换的多尺度分解则通过“9/7”滤波器实现; 它们的方向分解均采用文献 [4] 提供的方法。

图 4 为原始 MR 和 CT 图像; 图 5 为 T1 加权 (Gd-DTPA 增强) 和 T2 加权 MR 图像; 可以看出, 由于不同成像方式反映人体组织的信息各有侧重, 单一图像所包含的信息往往是不全面的, 将经过配准的同一组织器官场景的不同源图像融合起来, 可以提供更加全面的反映生理、病理变化的信息。

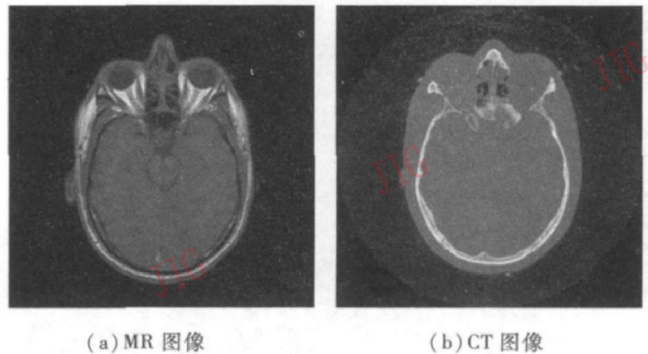


图 4 原始 MR 和 CT 图像  
Fig. 4 Original MR and CT image

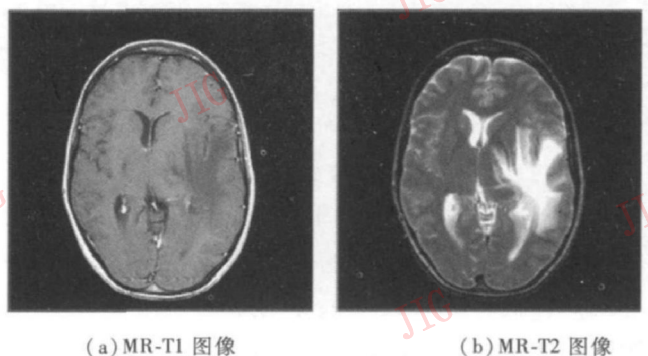
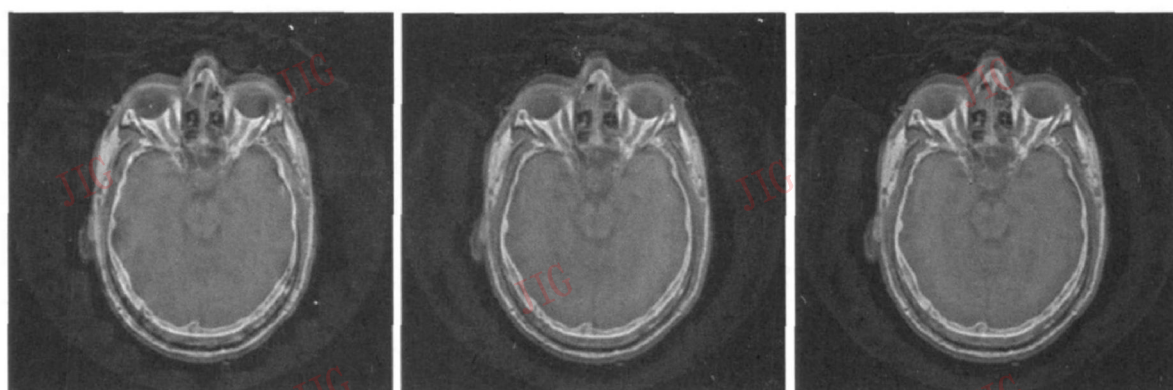


图 5 原始 MR-T1 和 MR-T2 图像  
Fig. 5 Original T1-weighted and T2-weighted MR image

图 6 图 7 分别为 MR 和 CT 图像以及 MR-T1 和 MR-T2 图像采用不同方法的融合结果。可以看出, 融合图像将不同源图像的信息有效地结合起来, 达到了将解剖结构信息和病理信息融合在一幅图像中显示的目的。对比来看, 文献 [3] 基于小波域 HMT 模型的方法所得融合图像略显模糊, 不能很好表达原始图像的纹理细节信息; 基于原始轮廓波变换的

融合图像中出现了“划痕”干扰, 特别是在不同组织的边缘附近 (这种现象在局部放大的图像上是很明显的, 限于篇幅, 不再给出); 而采用提出的融合算法得到的融合图像更好地保留了输入图像中的边缘细节信息和轮廓信息, 而且“划痕”现象也得到了很好地消除, 视觉效果更好。



(a) 文献[3]方法 (b) 原始轮廓波变换方法 (c) 本文方法

图 6 MR 和 CT 图像的融合结果  
Fig. 6 Fusion results of MR and CT image



(a) 文献[3]方法 (b) 原始轮廓波变换方法 (c) 本文方法

图 7 MR-T1 和 MR-T2 图像的融合结果  
Fig. 7 Fusion results of MR-T1 and MR-T2 image

表 1 给出了具体的量化评价指标。可以看出, 在不同的评价指标上, 基于轮廓波变换的方法和本文方法一般都优于文献 [3] 的方法, 究其原因, 认为医学图像往往包含局部的纹理细节, 轮廓波变换及提出的抗混叠轮廓波变换能很好地表达沿轮廓的图像奇异性, 正好适合处理此类信号; 另一方面, 所采用的 HMT 模型较好地体现了变换系数的尺度间相关性, 可以满足信息互补的融合要求, 这与视觉观察

结果也完全一致。但是, 应该指出, 文献 [3] 方法及原始轮廓波方法都不可避免地会在重构图像中引入混叠干扰, 这些虚假波纹有时会导致评价指标的提高, 影响了客观评价。总的来说, 提出的基于抗混叠轮廓波 HMT 模型的医学图像融合算法, 能够从源图像中提取更多的有用信息并注入到融合结果中, 得到更高性能的融合图像。

表 1 图像融合结果性能评价

Tab 1 Evaluation of image fusion results

融合源图像	融合方法	熵	标准差	平均梯度
MR 和 CT 图像	文献 [3] 方法	5.783 9	46.604 4	4.307 8
	原始轮廓波	5.957 1	46.575 1	4.309 0
	本文方法	5.839 7	46.962 1	4.713 6
MR-T1 和 MR-T2 图像	文献 [3] 方法	5.303 0	65.373 4	7.040 2
	原始轮廓波	5.592 6	65.430 9	7.235 0
	本文方法	5.679 1	67.112 7	7.346 5

## 4 结 论

分析了传统轮廓波变换频谱混叠的原因, 通过构造满足 Nyquist 抽样定理的低通滤波器, 并结合双通道滤波器组及方向滤波器组, 实现了一种抗混叠的轮廓波变换 (AFCT); 在此基础上, 从医学成像的特点出发, 提出一种采用隐马尔可夫树 (HMT) 来刻画变换系数尺度间相关性的医学图像成像模型, 以期最大化算法估计模型参数, 实现了一种新颖的医学图像融合方法。实验表明, 本文的融合结果无论在视觉质量及定量指标上都优于基于小波变换和轮廓波变换的传统方法。下一步的工作包括进一步完善 AFCT 及其 HMT 模型的理论框架, 并将其推广应用到其他的图像处理领域。

志谢: 本文 MR-T1/MR-T2 实验图像来自哈佛医学院 Atlas 项目组, 特此表示感谢。

### 参考文献 (References)

[1] Wong A, Bisho W. Efficient least squares fusion of MRI and CT

images using a phase congruency model [J]. Pattern Recognition Letters 2008, 29(3): 173-180.

[2] Ma H, Jia C Y, Liu S. Multisource image fusion based on wavelet transform [J]. International Journal of Information Technology, 2005, 11(7): 81-91.

[3] Yang J Z, Blum R S. Image fusion using the expectation-maximization algorithm and a hidden markov models [C] // Proceedings of IEEE Vehicular Technology Conference, Piscataway, New Jersey, USA: IEEE Press, 2004, 7: 4563-4567.

[4] Do M N, Vetterli M. The contourlet transform: An efficient directional multiresolution image representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(12): 2091-2106.

[5] Cheng K O, Law N F, Siu W C. Multiscale directional filter bank with application to structured and random texture retrieval [J]. Pattern Recognition, 2007, 40(4): 1182-1194.

[6] Lu Y, Do M N. A new contourlet transform with sharp frequency localization [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing, Atlanta, USA: IEEE Press, 2006, 1629-1632.

[7] Crouse M, Nowak R, Baraniuk R. Wavelet-based statistical signal processing using hidden markov models [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1998, 46(4): 886-902.

[8] Po D D Y, Do M N. Directional multiscale modeling of images using the contourlet transform [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(6): 1610-1620.