

文章编号:1004-4213(2010)08-1383-5

基于 Contourlet 域隐马尔可夫树模型的图像融合算法*

刘坤¹, 郭雷², 陈敬松³

(1 上海海事大学 信息工程学院, 上海 200135)

(2 西北工业大学 自动化学院, 西安 710072)

(3 中国航空无线电电子研究所, 上海 200233)

摘要:针对多尺度几何变换统计信号处理这一领域的优势,提出一种基于 Contourlet 域隐马尔可夫树模型的图像融合算法.由于 Contourlet 变换能克服小波变换在处理高维信号时的不足,它比小波变换具有更好的方向性、较高的逼近精度和更好的稀疏表达性能.而隐马尔可夫树模型能有效捕获尺度间、尺度内的 Contourlet 系数特性.因此将 Contourlet 域隐马尔可夫树模型应用于图像融合领域,能充分挖掘数据之间的相关性,更好的提取图像边缘特征,为融合提取更多的特征信息.实验结果表明基于 Contourlet 域隐马尔可夫树图像融合算法获得的融合图像视觉效果良好,是一种有效且可行的融合算法.

关键词:图像处理; 图像融合; Contourlet 变换; 隐马尔可夫树模型

中图分类号: TP391

文献标识码: A

doi: 10.3788/gzxb20103908.1383

0 引言

目前随着多尺度几何分析工具的研究日益深入,多分辨率分析已经在图像处理领域得到了广泛的应用.多尺度几何工具良好的时频分析方法和方向特性为图像融合领域提供了一系列有用性质.目前,基于多尺度几何变换的图像融合算法是图像融合研究领域的热点方向,基于各种多尺度变换的算法大都已经成功地应用于图像融合^[1-3].但是目前的大部分算法都忽略了分解系数间的相关性,Crouse 等人将最早小波变换与隐马尔可夫模型(Hidden Markov Model, HMM)联系起来,提出了小波域隐马尔可夫树(Hidden Markov Tree, HMT)模型^[4-5],开辟了多尺度变换统计信号处理这一新的研究领域.2006年,Duncan D. Y. Po 等人将小波域 HMT 模型推广到 Contourlet 变换域,构造了 Contourlet 域 HMT 模型^[6].目前已经有学者开始对这一新兴的领域进行更深入细致的研究,并将其应用于图像融合等领域^[7-9].

根据 Contourlet 域 HMT 模型可以很好地描述 Contourlet 系数的分布以及系数间的相关性,且 Contourlet 能有效提取图像的特征信息,本文将 Contourlet 域 HMT 应用于图像融合领域,为融合图像提供更多更全面的特征信息.根据 Contourlet

域 HMT 的优势本文研究了有效的图像融合规则,提出了一种基于 Contourlet 域 HMT 图像融合算法.通过两组图像融合的实验,结果表明本文提出的算法是一种有效可行的图像融合算法.

1 Contourlet 域 HMT 模型

1.1 Contourlet 变换的原理

Contourlet 变换是 2002 年 M. N. Do 和 M. Vetterli 提出的一种“真正的”二维图像表示方法,这种变换可以很好地抓住图像的几何结构^[10-13].Contourlet 变换是将尺度分解和方向分解分开进行,利用拉普拉斯金字塔和方向滤波器组实现多分辨率、多尺度进行以及多方向的图像表述方法.由一维小波张成二维小波基的支撑区间是正方形的,因此在逼近奇异曲线时最终表现为用“点”来逼近的过程.当尺度变细时,非零的小波系数的数目以指数形式增长,出现了大量不可忽略的系数,最终表现为不能“稀疏”地表示原函数. Contourlet 基的支撑区间具有随尺度而长宽比变化的“长条形”结构,这种结构可达到用最少的系数来逼近奇异曲线,因此“稀疏性”比小波更好,而这种结构实际上是方向性的一种表征,因此 Contourlet 变换的每个尺度可以有不同数目的方向. Contourlet 变换的最终结果是用类似于线段的基结构来逼近图像,这也是之所以称之为 Contourlet 变换的原因^[10].

1.2 Contourlet 域 HMT 模型

同小波系数的统计特性相同,Contourlet 系数

* 国家自然科学基金(60802084)资助

Tel:13679274362

Email:cc_liukun@163.com

收稿日期:2008-12-10

修回日期:2009-02-08

分布也具有持续性和聚集性. 持续性是沿尺度方向的相关性, 如在同一尺度内, 某一系数较大或者较小, 则与其相邻系数很可能较大或较小. 聚集性表明了尺度内沿时间方向的相关性, 如同在同一尺度内, 某一系数较大或较小, 则与其相邻的系数很可能较大或较小^[4-6]. Contourlet 变换的系数中由少数大系数和多数小系数组成, 信号信息主要集中在大系数中. 通过大量实验, 自然图像的 Contourlet 系数的分布满足广义高斯分布, 且能用混合高斯函数较好的逼近这个分布.

Contourlet 域 HMT 模型中每个系数的非高斯边缘分布都通过高斯混合模型建模, 每个 Contourlet 系数 c_i 都和一个不可观测的隐状态 s_i 相关联. 对于尺度共分解 J 层, 在第 j 层尺度上分解方向为 m_j 的 Contourlet 分解, 其 Contourlet 域的 HMT 模型包含以下参量^[6]: (a) $P_{1,k}$ ($k = 1, \dots, m_1$) 为最粗尺度上的每个方向子带的根状态概率矢量; (b) $A_{j,k}$ ($j = 2, \dots, J; k = 1, \dots, m_j$) 为方向为 k , 父尺度 ($j-1$) 转移到子尺度 j 的状态转移矩阵; (c) $\sigma_{j,k}$ ($j = 1, \dots, J; k = 1, \dots, m_j$) 为尺度为 j , 方向为 k 子带的方差. 可以将上面的模型参量合成一个参量集 $\Theta = \{P_{1,k}, A_{j,k}, \sigma_{j,k}\}$, 然后可用 EM 算法^[5] 通过训练得到. 两状态零均值的混合模型是简单、稳定的, 可通过一个两状态高斯混合模型将可以逼近 Contourlet 的非高斯分布, 即 Contourlet 系数边缘概率密度函数 $f(c_i)$ 为

$$f(c_i) = \sum_{m=1,2} p_{s_i} f(c_i | s_i = m) \quad (1)$$

式中, $\sum_{m=1,2} p_{s_i} = 1$, s_i 表示系数对应的隐状态变量, p_{s_i} 表示该 Contourlet 系数 c_i 对应于状态 s_i 的概率. 当 $s_i = 1$ 和 $s_i = 2$, 分别表示系数 c_i 的状态为大和小.

Contourlet 域 HMT 模型不但可以描述尺度间和子带内系数之间的相关性, 而且可以同时描述不同方向间系数的相关性. 图 1(a) 为 Contourlet 系数

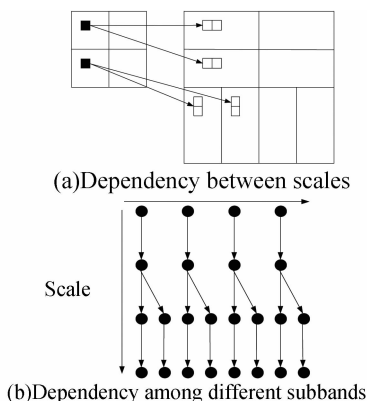


图 1 Contourlet 变换分解系数的相关性
Fig. 1 Dependencies of the Contourlet transform decomposition coefficients

不同尺度间的相关性, 其表示系数的状态传递在尺度间相关的方向子带进行. 其中, 黑色方块为父节点, 对应的四个白色方块为其子节点. 为了减少计算量, 将相同子带中的 Contourlet 系数“绑定”使其共享相同模型参量集合. 图 1(b) 描述了 4 个尺度分解, 尺度从粗到细上方向分解分别为 4, 4, 8, 8 的 Contourlet 系数各个子带的相关性. 因此图 1 表明了 Contourlet 域 HMT 模型能有效地获取尺度间、尺度内和方向间的相关性^[6].

2 基于 Contourlet 域 HMT 模型的图像融合算法

常用的图像融合算法都是将所有的 Contourlet 系数看成是不相关的, 而忽略了尺度之间的持续性. 由于 Contourlet 变换具有良好的多分辨率、局部定位、多方向性以及各向异性等性质, 对图像中的特征信息能有效的稀疏表达. HMT 作为一种重要的统计建模数学工具, 将其建立在 Contourlet 系数之上来捕获系数之间的相关性. 将 Contourlet 域 HMT 模型引入图像融合领域充分挖掘多尺度分解系数不同尺度间、不同方向、不同区域内的系数相关性, 增强了图像源提取特征的准确性和可靠性, 提高了融合图像的视觉质量.

基于此 Contourlet 域 HMT 的图像融合算法具体实现过程为:

1) Contourlet 分解: 将配准好的待融合图像源 A 和 B, 分别进行 Contourlet 分解, 其中尺度分解 J 层, 在第 j 尺度 ($j=1, 2, \dots, J$) 上方向分解的个数为 k . 分别得到各自的分解系数 $\text{CoA} \{H_{j,k}^A, L^A\}$ 和 $\text{CoB} \{H_{j,k}^B, L^B\}$, 其中, L 为低频信息, $H_{j,k}$ 表示第 j 尺度上第 k 个方向的高频系数子带.

2) HMT 建模: 分别对分解系数 CoA 和 CoB 进行训练得到训练后 Contourlet 域 HMT 模型参量集 Θ_A, Θ_B .

3) 融合规则设计: 由于 Contourlet 变换分解后的低频信息和高频信息具有不同的物理意义, 因此在融合过程中, 需要对图像的高频细节信息和低频近似信息加以区分, 采用不同的融合算子和融合规则.

a. 低频信息融合规则: HMT 建模仅是针对 Contourlet 系数的高频子带信息, 因此低频子带信息需要独立处理. 由于 Contourlet 分解过程中的需要采样, 因此经过多层分解后低频子带图像的大小成倍缩小, 为使融合图像中保留的更多的两幅图像中的原始信息, 故低频信息选择加权平均的融合策略.

b. 高频信息融合规则: 根据式 (1) 计算

Contourlet 高频系数的边缘概率函数值 $f(c_i)$. 以区域能量 E 为度量标准, 计算每个子带 $f(c_i)$ 的能量作为融合图像 Contourlet 高频系数的调节因子 ω ,

$$H_{j,k}^F(i,j) = \begin{cases} \frac{H_{j,k}^A(i,j) \times \sigma_{j,k}^A + H_{j,k}^B(i,j) \times \sigma_{j,k}^B \times \omega}{\sigma_{j,k}^A + \sigma_{j,k}^B \times \omega} & E_A \geq E_B \quad \omega = E_B/E_A \\ \frac{H_{j,k}^A(i,j) \times \sigma_{j,k}^A \times \omega + H_{j,k}^B(i,j) \times \sigma_{j,k}^B}{\sigma_{j,k}^A \times \omega + \sigma_{j,k}^B} & E_A < E_B \quad \omega = E_A/E_B \end{cases} \quad (2)$$

其中, 区域大小为 $M \times N$ 的区域能量的定义为

$$E(i,j) = \sum_{m=-(M-1)/2}^{(M-1)/2} \sum_{n=-(N-1)/2}^{(N-1)/2} |f(c_i)_{j,k}(i+m,j+n)|^2 \quad (3)$$

4) Contourlet 重构: 根据上述步骤确定的新的融合图像 Contourlet 系数 COF $\{H_{j,k}^F, L^F\}$ 进行 Contourlet 变换重构, 得到最终的融合图像 F .

3 实验结果与分析

在以往的研究中, 基于 Contourlet 变换的图像融合多采用基于像素点或者基于窗口的融合策略, 因此本文通过两组实验将其与基于 Contourlet 域 HMT 融合算法进行比较和分析. 为了验证算法的有效性, 选择相同的分解方式: Contourlet 变换均分解 4 个尺度, 尺度从粗到精的方向分解个数分别为 4, 4, 8, 8 个. 尺度滤波器为 '9-7', 方向滤波器组为 'pkva'. 其中, 基于低频融合规则均为加权平均的策略; 基于像素点融合算法的高频融合策略为绝对值最大法; 基于窗口策略的融合算法的高频融合策略为以区域能量为度量标准取能量较大区域的策略.

首先, 我们选取一组经过严格配准的红外与可见光图像进行融合实验, 如图 2(a) 和 (b). 图 2(c) 和 (d) 分别为基于 Contourlet 变换像素点 (算法 1) 和窗口策略 (算法 2) 的融合图像. 图 2(e) 为基于 Contourlet 域 HMT 模型的融合图像 (算法 3). 从主观视觉观察, 图 2(c) 有大量的噪声, 由于基于像素点的方法仅对独立像素点处理, 没有考虑领域像素点的关系. 因此融合图像表面出现大量噪声, 降低了后续处理图像数据的可靠性. 自然图像中的特征信息不是由独立像素点组成, 而是由某一区域内的多个像素点共同体现和表征. 图 2(d) 基于窗口策略的融合规则, 考虑到相邻区域内的信息, 增强了图像区域内像素点的相关性. 因此图 2(d) 比图 2(c) 表面更为光滑, 图像的失真也相对较小. 图 2(e) 的主观视觉效果最好, 背景部分与可见光图像最为接近且融合图像表面光滑, 尤其是对树木、道路、房屋等具有丰富纹理特征的信息的表述比图像 2(c) 和 (d) 更加细腻和清晰, 融合图像为进一步的识别和分析提供了保障. 基于 Contourlet 域 HMT 的图像融合算法增强了尺度间、尺度内的像素点的相关性, 因此主观

不同尺度不同方向的方差 $\sigma_{j,k}$ 作为加权因子, 根据式 (2) 计算融合图像的高频系数 $H_{j,k}^F$.

视觉评价图 2(e) 具有最好的主观视觉效果.

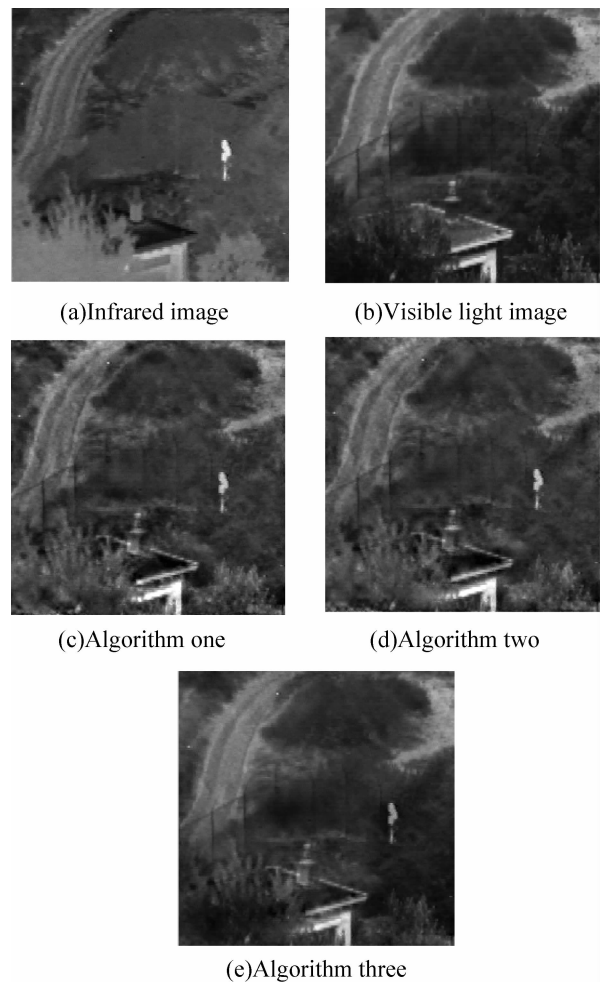


图 2 红外与可见光图像融合实验

Fig. 2 Infrared and visible light images fusion experiment

除了主观视觉的评价, 通过信息熵以及互信息^[14]定量评价不同方法用于红外与可见光图像融合的性能. 信息熵是衡量图像信息丰富程度的一个重要指标, 融合图像的信息熵越大, 说明融合图像的信息量越多. 互信息也称为相关熵, 用来评价源图像与融合图像之间的相似度, 互信息值越大, 说明融合的效果越好, 我们将融合图像分别与红外图像以及可见光图像源进行比较, 若互信息越大则表明融合图像从原始图像中提取的信息越多. 从表 1 中可以

看出,三种融合图像与红外图像的互信息相差不大,表明三种算法都能从红外图像提取出相当的信息,但由于红外图像灰度较大,若引入较多的红外图像信息将导致融合图像灰度信息失真;而本文融合算法获得的融合图像与可见光图像的互信息最大,表明融合图像保留了可见光图像源中丰富的特征,融合质量最优.因此基于 Contourlet 域 HMT 模型的图像融合算法能从源图像中提取更多的信息,使得融合图像包含更为全面的准确得信息,与主观分析一致.

表 1 红外与可见光融合图像性能客观评价

Table1 Objective evaluation of fusion performance about infrared and visual images

	Mutual information/ infrared image	Mutual information/ visual light image	Entropy
Algorithm one	0.581 7	0.871 1	6.468 1
Algorithm two	0.572 5	0.938 0	6.783 2
Algorithm three	0.577 6	1.923 7	7.016 5

为了进一步验证算法的有效性,利用 peppers 图像模拟多聚焦图像进行融合试验,如图 3(a)和(b)分别是待配准的图像,图 3(c)是参考标准图像.

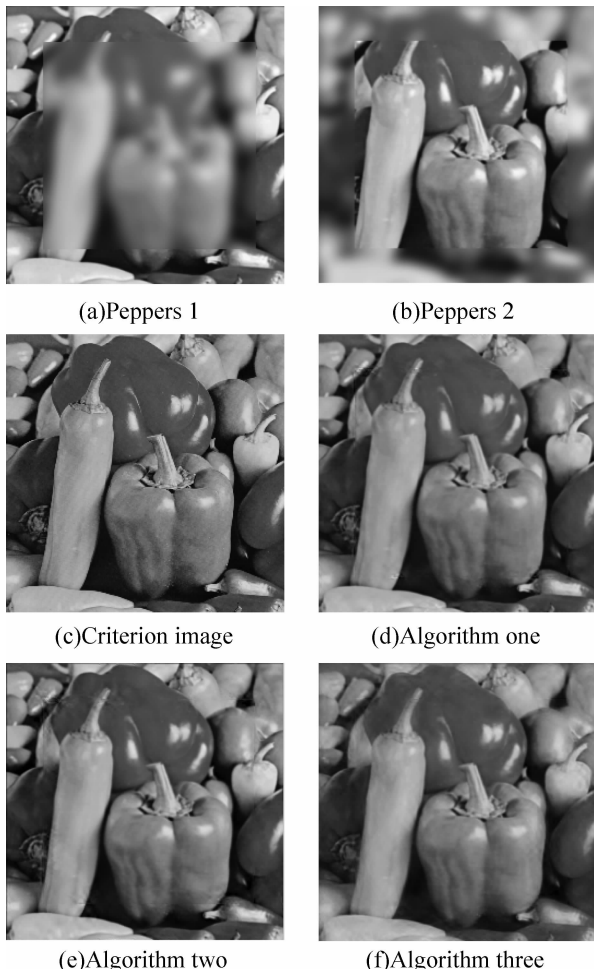


图 3 模拟聚焦图像融合实验

Fig. 3 Multi-focus images fusion experiment

图 3(d)~(f)是采用第一组实验中相应的三种对比

融合算法.主观目视可以得到以下评价:基于 Contourlet 域 HMT 模型的融合图像最为光滑,尤其是在模糊和清晰图像的边界处,图像灰度变化不剧烈且波纹现象较少,因此其主观视觉最优.

利用互信息、相关系数、清晰度以及标准差多个客观评价指标综合评价融合图像的质量,结果如表 2.本文提出融合算法获得的融合图像互信息和相关系数都是最优的.基于像素点的方法忽略了像素之间相关性,因而引入噪声导致灰度变化较剧烈,因此其平均梯度和标准差的值较大.通过主客观评价,再次证明了基于 Contourlet 域 HMT 模型的图像融合算法增强了 Contourlet 系数尺度间、尺度内的相关性,因此融合图像更加光滑特征信息也更为丰富.

表 2 多聚焦融合图像性能客观评价

Table2 Objective evaluation of fusion performance about multi-focus image

	Mutual information	Correlation coefficient	Average gradient	Square difference
Algorithm 1	2.703 6	0.984 5	5.908 0	51.923 4
Algorithm 2	2.936 9	0.990 2	5.823 6	50.998 2
Algorithm 3	3.259 9	0.992 3	5.814 5	50.398 2

4 结论

Contourlet 变换作为新的多尺度几何分析工具能有效的捕获图像的几何特征,Contourlet 域 HMT 模型能有效捕捉 Contourlet 系数间的相关性.本文通过两组实验,分别验证了将 Contourlet 域 HMT 模型引入图像融合能有效提取图像特征,且对特征信息的表述清晰光滑.且选择有效的融合规则是提高融合图像视觉效果的重要途径,针对多尺度特性选择有效的融合规则使得更能凸现多尺度变换的优势,提高融合图像的质量以及人眼的分辨能力.通过实验验证,本文的融合规则能提高图像的清晰度且能有效的提取原始图像中的信息,因此本文的融合算法是有效且可行的.

Contourlet 域 HMT 作为多尺度几何分析统计模型的一种新方法,仍有许多方面有待进行深入和广泛的研究.例如如何建立多尺度分析工具的精确模型,如何通过建模充分挖掘多尺度分解系数的相关性,如何根据模型特点以及系数相关性建立有效的融合规则等都将是未来的研究重点.

参考文献

- [1] LI Hui-hui, GUO Lei, LIU Hang. Research on image fusion based on the second generation curvelet transform [J]. *Acta Optica Sinica*, 2006, **26**(5): 657-662.
李晖晖,郭雷,刘航.基于二代 curvelet 变换的图像融合研究. *光学学报*, 2006, **26**(5): 657-662.
- [2] YANG Liu, GUO Bao-long, NI Wei. Multifocus image fusion algorithm based on region statistics in contourlet domain [J].

- Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2007, **41**(4):448-452.
- 杨蓼,郭宝龙,倪伟. 基于区域特性的 Contourlet 域多聚焦图像融合算法[J]. 西安交通大学学报, 2007, **41**(4):448-452.
- [3] ZHANG Qiang, GUO Bao-long. Fusion of multifocus images based on the nonsubsampling contourlet transform [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2008, **37**(4):838-843.
- 张强,郭宝龙. 一种基于非下采样 Contourlet 变换多聚焦图像融合算法[J]. 光子学报, 2008, **37**(4):838-843.
- [4] CROUSE M S, NOWARK R D. Hidden markov models for wavelet-based signal processing [C]. *Proceedings of the 30th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, 1996, **2**:1029-1035.
- [5] CROUSE M S, NOWARK R D. Wavelet-based statistical signal processing using hidden Markov models [J]. *IEEE Trans on Signal Processing*, 1998, **46**(4):886-902.
- [6] DUNCAN D Y P, MINH N D. Directional multiscale modeling of images using the contourlet transform [J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2006, **15**(15):1610-1620.
- [7] YANG J, BLUM R S. Image fusion using the expectation maximization algorithm and a hidden Markov models [C]. *IEEE Vehicular Technology Conference*, 2004, **6**:4563-4567.
- [8] LIAO Z W, HU S X, TANG Y Y. Region-based multifocus image fusion based on Hough transform and wavelet domain hidden markov models [C]. *Proceedings of the Fourth International Conference on Machine Learning and Cybernetics*, 2005, **9**:5490-5495.
- [9] MIN Wang, PENG Dong-liang, LIU Zhan-wen, YANG Shu-yuan. Image fusion using a contourlet HMT model [C]. *Proceedings of 2007 International Symposium on Intelligent Signal Processing and Communication Systems*, 2007: 678-681.
- [10] MINH N D, VETTERLI M. Contourlet: a new directional multiresolution image representation [J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2002, **11**(1):497-501.
- [11] LIU Sheng-peng, FANG Yong. A contourlet domain image denoising method based on mathematical morphology [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2008, **37**(1):197-201.
- 刘盛鹏,方勇. 基于数学形态学的 Contourlet 变换域图像降噪方法[J]. 光子学报, 2008, **37**(1):197-201.
- [12] CHEN Zhi-gang, Yin Fu-chang. Remote sensing image magnification and enhancement by the contourlet transform [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2008, **37**(10):2132-2135.
- 陈志刚,尹福昌. 基于 Contourlet 的遥感图像放大与增强. 光子学报, 2008, **37**(10):2132-2135.
- [13] XIANG Jing-bo, SU Xiu-qin, LU Tao. Image enhancement based on the contourlet transform and mathematical morphology [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2009, **38**(1):224-227.
- 向静波,苏秀琴,陆陶. 基于 Contourlet 变换和形态学的图像增强方法[J]. 光子学报, 2009, **38**(1):224-227.
- [14] MAES F, COLLIGNON A, VANDERMEULEN D, et al. Multimodality image registration by maximization of mutual information [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1997, **16**(2):187-198.

Image Fusion Algorithm Based on Contourlet Domain Hidden Markov Tree Models

LIU Kun¹, GUO Lei², CHEN Jing-song³

(1 School of Information Engineering, Shanghai Maritime University, Shanghai 200135, China)

(2 School of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

(3 China National Aeronautical Radio Electronics Research Institute, Shanghai 200233, China)

Abstract: A novel image fusion method based on Contourlet domain hidden Markov tree models is proposed. Contourlet transform provides a flexible multiresolution, local and directional image expansion, and also a sparse representation for two-dimensional piecewise smooth signals building images. Contourlet HMT can capture all inter-scale, inter-direction, and inter-location dependencies of the Contourlet coefficients. Aiming at the different frequency bands of Contourlet decomposition with different characteristics, different fusion rules are applied to different subbands. In the low-frequency information, the weighted average mean is used to obtain the fused low-frequency information. Contourlet HMT is applied to design low-frequency information rule, the fusion method has the ability to strengthen the relationship among the Contourlet coefficients, extract more detailed and exact information from the original images. The fused images by the proposed algorithm exhibit good performance both in subjective and objective standards. Experimental results also show the simplicity and effectiveness of the method and its advantages over the conventional approaches.

Key words: Image processing; Image fusion; Contourlet transform; Hidden Markov tree model



LIU Kun was born in 1982. She received the Ph. D. degree from Northwestern Polytechnical University in 2009. Now she is a lecturer, and her research interests focus on image fusion.