

文章编号:1004-4213(2011)06-0955-6

## 抗混叠轮廓波域采用压缩感知的云图融合方法

符冉迪,金炜,叶明,励金祥,尹曹谦

(宁波大学 信息科学与工程学院,浙江 宁波 315211)

**摘 要:**提出一种采用压缩感知的云图融合方法.该方法针对传统轮廓波存在频谱混叠的缺点,结合抗混叠塔式滤波器组和方向滤波器组,构造出一种抗混叠的轮廓波变换,并将其引入压缩感知中的稀疏表示环节,将云图分解成稠密和稀疏两部分;对稠密成份采用传统方法进行融合,而对稀疏成份,则在压缩感知框架下,通过少数线性测量的融合,并采用二步迭代收缩的图像重构算法,在迭代时利用前面两个估计值更新当前值,得到融合结果.实验表明,该方法的融合结果无论在视觉质量及定量指标上都明显优于传统方法,有利于揭示全面的天气信息.

**关键词:**气象云图;图像融合;抗混叠轮廓波;压缩感知;二步迭代收缩

**中图分类号:**TP391

**文献标识码:**A

**doi:**10.3788/gzxb20114006.0955

### 0 引言

不同通道的气象云图往往蕴含不同角度的天气信息,比如:可见光云图通过探测地表和云体对太阳辐射的散射或反射来成像,图像灰度取决于地表或云顶的反射率;而红外云图通过探测红外辐射来成像,图像灰度取决于地表或云顶的温度<sup>[1-2]</sup>.传统基于视觉观察对不同通道云图分别进行分析的方法较为繁琐,而且是一种因人而异的手段.采用数据融合技术将不同通道的卫星云图进行融合,在后续处理中既可以减少人为的外界干预,仅根据融合云图自身的特征就有可能实现云检测、云类识别、降雨预估等基本的云图分析功能,又便于实现机器的自动处理,从而提高云图分析的准确性及处理效率.

目前,图像融合技术已广泛应用于遥感成像中,研究主要集中在以小波分析为基础的像素级融合<sup>[3]</sup>.然而,常用的二维小波只具有有限的方向,并不能“稀疏”表示二维图像;以轮廓波(Contourlet)变换为代表的多尺度几何分析能够有效地“跟踪”图像中的线奇异和面奇异特征<sup>[4]</sup>,其优越的“稀疏”逼近能力使图像融合的效果得到了提高.另一方面,为了获取高分辨率的云图,势必增加云图的数据量,制约了图像融合技术在云图处理中的应用.受“稀疏”逼近思想的启发,近年来出现了一种新颖的理论:压缩感知(Compressed Sensing, CS).它指出只要信

号是可压缩的或在某个变换域是“稀疏”的,那么可以用一个与变换基不相关的测量矩阵将原始高维信号投影到一个低维空间上,得到若干测量值,通过求解一个优化问题就可以从这些少量的测量中以高概率重构出原信号<sup>[5-6]</sup>.由于从理论上讲卫星云图具有可压缩性,因此只要能找到其相应的稀疏表示空间,就可以在不丢失所需信息的情况下,用最少的观测次数来对云图采样,实现降维处理.因此,将Contourlet与CS相结合,有望为卫星云图融合的研究提供一种新思路.

考虑到原始Contourlet各方向子带之间存在频谱混叠,往往会在重构图像中引入严重的伪影<sup>[7]</sup>,本文将抗混叠塔式滤波器组(Aliasing-Free Pyramidal Filter Bank, AFPFB)和方向滤波器组(Directional Filter Bank, DFB)结合,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,实现了一种抗混叠的轮廓波变换(Aliasing-Free Contourlet Transform, AFCT),用于将云图分解成稠密和稀疏两部分;对稠密成份采用传统方法进行融合,而对稀疏成份,则在CS框架下,通过少数线性测量的融合,依据 $L_1$ 范数最小化,采用二步迭代收缩的重构算法,在迭代时利用前面两个估计值更新当前值,得到融合结果.将所提出的融合算法应用于红外与可见光云图的融合实验中,并从主观视觉

**基金项目:**浙江省自然科学基金(No. Y1080778)、浙江省公益性技术应用研究计划(No. 2010C33104)和国家教育部科学技术研究重点项目(No. 209155)资助

**第一作者:**符冉迪,(1971-),男,副教授,硕士研究生,主要研究方向为数字图像处理、模式识别和GIS. Email: furandi@nbu.edu.cn

**收稿日期:**2010-12-09; **修回日期:**2011-04-01

效果和客观参量评价两方面与传统算法作了比较.

## 1 AFCT 的构造

轮廓波变换利用拉普拉斯塔形 (Laplacian Pyramid, LP) 变换对图像进行多尺度分解, 再用 DFB 对各尺度的高频子带进行多方向分解, 实现图像的多尺度几何分析. 其最大缺点是: LP 变换时所采用的低通滤波器并非理想, 在通带区域之外仍然存在非零的频率响应, 使得变换的低频子带包含混叠成分; 而高频子带则是通过上一精细尺度的低频子带减去其低通成份获得, 混叠也就因此不可避免地带入高频子带中, 这些混叠成分与 DFB 频域支撑的交叠, 导致了严重的频率混叠现象, 使得基函数在空域中沿主脊方向不够光滑, 从而破坏重构图像中边缘和轮廓的正则性.

为抑制混叠效应, 本文采用双通道的 AFPFB 来替代 LP 变换, 以此实现图像的多尺度分解, 并结合 DFB 实现一种 AFCT. 图 1 为 AFCT 的分解示意图 (重构过程与分解过程完全对称).

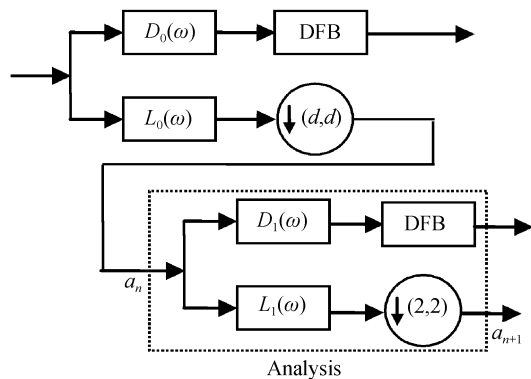


图 1 抗混叠轮廓波变换的分解示意图

Fig. 1 The diagram of aliasing-free contourlet transform (only the analysis part)

可以看出, AFCT 仍然采用 DFB 进行多方向分解, 但与原始轮廓波不同, 它采用 AFPFB 代替了 LP 变换, 且在运用 AFPFB 实现多尺度分解时, 第一级的低通滤波不是固定以 2 进行下抽样, 而是以  $d$  ( $d=1, 3/2, 2$ ) 进行可控下抽样, 同时采用严格带限的低通滤波器以降低与 DFB 的频谱交叠. 此外, 当  $d=1$  时变换的抗混叠性能最好, 但不同的  $d$  值和滤波器参量与冗余度有直接的关系,  $d=1$  时的冗余度约为 2.33, 大于原始轮廓波变换; 由于本文对冗余度的要求不高, 因此采用  $d=1$  的方案.

在 AFPFB 中, 本文使用了两个不同的滤波器组:  $L_0(\omega)$ 、 $D_0(\omega)$  和  $L_1(\omega)$ 、 $D_1(\omega)$ , 其中  $D_0(\omega)$ 、 $D_1(\omega)$  表示高通滤波器,  $L_0(\omega)$ 、 $L_1(\omega)$  表示低通滤波器; 根据多抽样率理论可以推导出 AFPFB 的完全重构条件为

$$|D_0(\omega)|^2 + |L_0(\omega)|^2 = 1 \quad (1)$$

$$D_1^2(\omega) + L_1^2(\omega)/4 = 1 \quad (2)$$

因此, 只要设计出  $L_0(\omega)$ 、 $L_1(\omega)$ , 则根据式 (1)、(2) 就可求得  $D_0(\omega)$ 、 $D_1(\omega)$ . 为了获得满足理想频率响应的滤波器, 以及方便调节相关频率参量, 我们直接在频率域定义滤波器, 具体方法是首先定义一维低通滤波器, 二维滤波器通过对一维滤波器的可分离扩展获得, 即

$$L_i(\omega) = L_i^{2D}(\omega) = L_i^{1D}(\omega_0) \otimes L_i^{1D}(\omega_1) \quad (3)$$

for  $i = 0, 1$

其中一维低通滤波器  $L_i^{1D}(\omega)$  定义为

$$L_i^{1D}(\omega) = \begin{cases} 1 & \text{for } |\omega| \leq \omega_{p,i} \\ \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \cos \left[ \frac{(|\omega| - \omega_{p,i})\pi}{\omega_{s,i} - \omega_{p,i}} \right] & \text{for } \omega_{p,i} \leq |\omega| \leq \omega_{s,i} \\ 0 & \text{for } \omega_{s,i} \leq |\omega| \leq \pi \end{cases} \quad (4)$$

式中,  $\omega_{p,0}$ 、 $\omega_{s,0}$  表示  $L_0(\omega)$  的通带截止频率和阻带截止频率;  $\omega_{p,1}$ 、 $\omega_{s,1}$  表示  $L_1(\omega)$  的通带截止频率和阻带截止频率. 式 (4) 说明,  $L_i^{1D}(\omega)$  在通带区域内频率响应保持一致, 在阻带区域内, 频率响应为零; 通带和阻带之间, 有一平滑的过渡带, 其频率响应在  $[0, 1]$  之间. 不难看出, 式 (4) 中  $\omega_{p,i}$  及  $\omega_{s,i}$  的选择决定了 AFPFB 的抗混叠特性. 由于 AFPFB 第二层以后的分解均存在下抽样, 为避免下抽样带来的混叠, 首先要求  $\omega_{s,1} < \pi/2$ ; 同时, 为了获得类似 LP 变换的倍增分解, 有如式 (5) 的约束条件

$$\frac{\omega_{p,0} + \omega_{s,0}}{2} = \frac{\pi}{2} \text{ 且 } \frac{\omega_{p,1} + \omega_{s,1}}{2} = \frac{\pi}{4} \quad (5)$$

其次, 为了消除混叠成分与 DFB 频域支撑的交叠, 要求  $\omega_{s,0} \leq \pi - a$ ,  $\omega_{s,1} \leq (\pi - a)/2$ ; 其中,  $a$  是 DFB 的最大过渡带宽, 根据文献 [5],  $a \leq \pi/3$ , 因而  $\omega_{s,0} \leq \pi - a = 2\pi/3$ ,  $\omega_{s,1} \leq (\pi - a)/2 = \pi/3$ , 代入式 (5), 可得  $\omega_{p,0} = \pi/3$ ,  $\omega_{p,1} = \pi/6$ .

可以看出, 所设计的  $L_0(\omega)$ 、 $D_0(\omega)$  和  $L_1(\omega)$ 、 $D_1(\omega)$  满足 Nyquist 抽样定律, 可以消除多尺度分解时由于下抽样所导致的频谱混叠; 而且通过双通道滤波器组结构, 图像高通滤波后直接级联 DFB, 使得各方向子带的混叠现象也能得到有效抑制. 因此, 采用图 1 所示的结构, 就能实现 AFCT, 本文尝试将其与压缩感知 CS 相结合, 用于卫星云图的融合处理.

## 2 CS 理论

CS 理论认为, “稀疏”信号能由少量的随机线性测量 (Random linear measurements), 通过求解一个优化问题而高概率地重构. 在该理论框架下, 采样

速率不再取决于信号带宽,而决定于信息在信号中的结构和内容,这样就有可能在信号处理中突破香农(Shannon)采样定理的限制,从而有望给信号处理的诸多领域带来广泛的应用前景. CS 可以用如下的数学形式进行描述:

设长度为  $N$  的信号  $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^N$  能被某组正交基或紧框架  $\psi$  “稀疏”表示,即该信号在  $\psi$  域的系数  $\mathbf{C} = \psi^T \mathbf{X}$  只有  $K$  项非零 ( $K \ll N$ ),称  $\mathbf{X}$  为  $\psi$  域的  $K$  “稀疏”信号,可以构造  $M \times N$  ( $M \ll N$ ) 的测量矩阵  $\Phi$ ,对  $\mathbf{X} = \psi \mathbf{C}$  进行线性变换,得到线性测量  $\mathbf{Y} \in \mathbb{R}^M$

$$\mathbf{Y} = \Phi \psi \mathbf{C} \quad (6)$$

有了这  $M$  个线性测量  $\mathbf{Y}$  及  $\Phi$ ,就可以高概率重构出原始信号;事实上,由于  $M \ll N$ ,因此该问题为欠定方程组的求解,可通过最优化方法完成

$$\min \|\mathbf{C}^c\|_{L_0} \text{ subject to } \mathbf{Y} = \Phi \psi \mathbf{C}^c \quad (7)$$

其中  $L_0$  范数表示对应向量中非零元素的个数;求解该优化问题就可得到信号在  $\psi$  域系数的估计  $\mathbf{C}^c$ ,对  $\mathbf{C}^c$  进行反变换便可得到原始信号  $\mathbf{X}$  的精确或近似逼近.

可以看出,CS 理论主要涉及三个方面的内容:1)如何找到正交基或紧框架  $\psi$ ,使得信号在  $\psi$  域上是“稀疏”的;2)如何构造测量矩阵  $\Phi$ ,它应该满足什么样的性质,使得“稀疏”向量降维后重要信息不遭破坏;3)如何从少量的线性测量重构原始信号,即应该用什么方法来快速得到最优解.对于第 1 个问题,为了实现信号的“稀疏”表示,经常使用的有傅里叶变换、DCT 变换、小波变换、多尺度几何分析、基于完备原子库的“稀疏”分解等.虽然以 Contourlet 变换为代表的多尺度几何分析能在最优逼近意义下表示二维函数,但 Contourlet 的基函数在频域不够局部化,各方向子带之间存在频谱混叠,影响了变换系数的“稀疏”性,因此本文采用 AFCT 作为图像“稀疏”分解的工具.对于第 2 个问题,Candes 指出测量矩阵  $\Phi$  与稀疏变换基  $\Psi$  必须极端不相似,并且要满足有限等距性质 (Restricted Isometry Property, RIP),这样  $\Phi$  很大程度上具有随机性,满足高斯分布的白噪声矩阵或贝努利分布的  $\pm 1$  矩阵 (即 Noiselet) 都可作为测量矩阵<sup>[6]</sup>,但它们均需巨大的存储空间,不适合大数据量的图像压缩感知测量,文献[8]采用扩展的有向图邻接矩阵理论,构造了一种满足 RIP 关系的稀疏测量矩阵,极大地提高了图像压缩感知测量的效率.对于第 3 个问题,由于  $L_0$  范数优化是一个 NP 难问题,在多项式时间内难以求解,并无法验证解的可靠性,文献[9]认为,求解一个更加简单的  $L_1$  优化问题能产生同等的解,因此上述优化问题就变成

$$\min \|\mathbf{C}^c\|_{L_1} \text{ subject to } \mathbf{Y} = \Phi \psi \mathbf{C}^c \quad (8)$$

这显然是一个凸优化问题,可以利用基追踪 (Basis Pursuit, BP) 进行求解,但其计算量较大,且重构准确度不高.文献[10]指出,对于凸优化问题也可以用迭代收缩 (Iterative Shrinkage/Threshold, IST) 解决,而且为了提高 IST 的收敛速度.文献[11]提出了一种二步迭代收缩算法 (Two-step Iterative Shrinkage/Threshold, TwIST),与 IST 不同,迭代过程中新的估计值取决于前两次的估计值,从而可以在重构中更快地得到目标解,因此本文采用 TwIST 实现信号重构.另一方面,由于 CS 的性能取决于信号的“稀疏”性,图像经 AFCT 分解后,其低频子图包含了大部分的能量,是原始图像的逼近表示,不具有“稀疏”性,可看成是图像的稠密成份,不适合于用 CS 进行处理;而各方向子图,由大量接近于 0 的系数及少数大幅值系数组成,具有“稀疏”性,可看成是图像的稀疏成份.因此可在 CS 框架下进行处理,这样做一方面可发挥 CS 的优势,另一方面也可进一步提高优化运算的速度.

### 3 结合 AFCT 及 CS 的气象云图融合实现

设两幅待融合气象云图 A 和 B 经过  $J$  层 AFCT 分解后,得到  $\{L_{j,A}, C_{j,A}^d\}$ 、 $\{L_{j,B}, C_{j,B}^d\}$ ,其中  $L_{j,A}$  和  $L_{j,B}$  为低频子图,  $C_{j,A}^d$  和  $C_{j,B}^d$  为  $j$  尺度的方向子图 ( $d$  方向).为了获得视觉特性更佳、细节更丰富的融合效果,本文对低频子图和方向子图分别采用不同的融合规则.

#### 3.1 低频子图融合

低频子图可看成原始图像的逼近,不具有“稀疏”性,不适合于用 CS 进行处理,本文将其看成图像的稠密成份,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.这样做主要是基于以下考虑:

1) 低频子带系数的融合,常用方法是简单平均,但简单平均没有考虑图像的边缘等特性,并会在一定程度上降低图像的对比度,因此本文采用选择与平均相结合的方法:如果两幅待融合图像对应系数的相关性大,则表示相应特征在两幅图像中都有所反映,选用平均的方法;如果相关性较弱,则选用能量较大的系数值做为融合结果.

2) 对于相关性的判断,本文计算对应系数的差值,如果差值小于阈值,表明对应系数比较接近,认为相关性大,否则认为相关性小;关于阈值的确定,

我们将待融合图像对应系数的灰度平均值作为阈值,这主要考虑到人眼对较显著的差异比较敏感,因此对图像中较亮的位置选较高的阈值,较暗的位置选较低的阈值。

### 3.2 方向子图融合

对于各方向子图,本文将其看成是图像的稀疏成份,在 CS 框架下进行融合处理:

Step 1:构造去除稠密成份的待融合云图  $X_k^o = \psi C_k$  (其中,  $k=A, B$ ,  $\psi C_k$  表示将原始图像 AFCT 系数的低频子图置 0,与各方向子图  $C_{j,k}^o$  结合,进行 AFCT 反变换);

Step 2:构造  $M \times N$  ( $M \ll N$ ,  $N$  为图像的像素数)的测量矩阵  $\Phi$ ,对  $X_k^o$  进行线性测量,得到测量值  $Y_k$ ;

Step 3:采用融合策略进行融合:

$$Y_F = Y_M \text{ with } M = \operatorname{argmax}_{k=A,B} (|Y_k|) \quad (9)$$

Step 4:解  $L_1$  优化问题,重构融合图像的各方向子带系数  $C_F^c$

$$\min C_{F,L_1}^c \text{ subject to } Y_F = \Phi \psi C_F^c \quad (10)$$

Step 5:根据 AFCT 的分解结构,将各方向子带的融合系数  $C_F^c$  与低频子图的融合结果结合,进行 AFCT 反变换,得到融合图像。

在解  $L_1$  优化问题时,本文采用 TwIST 算法进行信号重构.根据凸集优化理论,式(10)可表示为

$$f(C_F) = \frac{1}{2} Y_F - \Phi \psi C_{F,2}^2 + \lambda C_{F,L_1} \quad (11)$$

式中,  $f(x)$  为目标函数,参量  $\lambda$  的作用是折衷目标函数两部分的比重,将  $f(x)$  最小化就可得到最优解  $C_F^c$ .文献[11]指出,该问题可采用 TwIST 算法求解,其核心是利用前两个估计值更新当前值,其迭代更新过程为

$$C_F^{(1)} = S_T(C_F^{(0)}) \quad (12)$$

$$C_F^{(i+1)} = (1-\alpha)C_F^{(i-1)} + (\alpha-\beta)C_F^{(i)} + \beta S_T(C_F^{(i)}) \quad (13)$$

式中,迭代初值取待融合系数  $C_A$  和  $C_B$  的均值,  $S_T$  为迭代阈值算子,参量  $\alpha, \beta$  取<sup>[11]</sup>

$$\alpha = p^2 + 1 \quad (14)$$

$$\beta = \frac{2\alpha}{1+10^{-4}} \quad (15)$$

$$p = \frac{1-10^{-2}}{1+10^{-2}} \quad (16)$$

在迭代过程中,迭代阈值算子  $S_T$  的形式为

$$S_T(C_F^{(i+1)}) = \operatorname{threshold}\left(C_F^{(i)} + \frac{\Phi^T(Y_F - \Phi \psi C_F^{(i)})}{s}\right) \quad (17)$$

式中,  $s$  为迭代步长,  $\operatorname{threshold}$  为硬阈值函数,阈值  $T^{(i)}$  取  $\sigma^{(i)} \sqrt{2 \log N}$ ,  $\sigma^{(i)}$  由鲁棒的中值估计器确定

$$\sigma^{(i)} = \frac{\operatorname{median}(|C_F^{(i)}|)}{0.6745} \quad (18)$$

迭代终止条件通过目标函数确定,设终止函数为

$$E(C_F^{(i)}, C_F^{(i-1)}) = \frac{|f(C_F^{(i)}) - f(C_F^{(i-1)})|}{f(C_F^{(i-1)})} \quad (19)$$

若  $E(C_F^{(i)}, C_F^{(i-1)}) < \delta$ ,则停止迭代,  $C_F^{(i)}$  即为方向子带的融合系数  $C_F^c$ .

## 4 实验结果及分析

利用本文所提出的融合方法对红外云图与可见光云图进行融合实验.实验图像取自 MTSAT 卫星 2009 年 8 月 6 日 12 时 06 分的红外 IR1 通道和可见光通道,为了便于处理,本文从原始图像中剪切  $512 \times 512$  像素的区域(我国东南部海域及沿海地区,剪切的原则是保证图像上系统云系相对完整),如图 2.当时台风莫拉克已经生成,从图中可清楚地看到台风气旋.由于红外云图的像素值代表的是物体热辐射温度的高低,越白的区域代表越冷的物体,而可见光云图的像素值代表的是物体在阳光反射下的反射率之高低,越白的区域代表明亮光滑反射强的物体,因此红外云图和可见光云图所反映的云层特征各有侧重,将它们融合处理的目的就是为后续的云团分割及自动识别提供包含更多信息的图像数据,尤其是使融合后的图像具有更丰富的纹理特征,同时弥补红外和可见光云图各自的不足和缺陷。

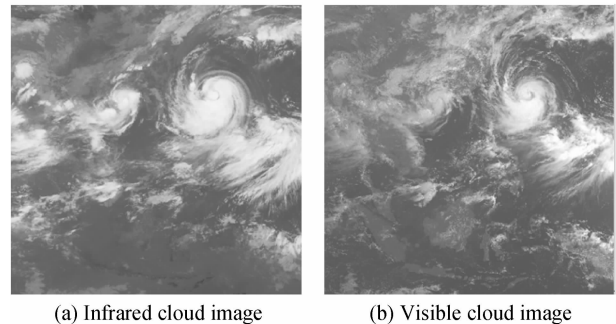


图 2 待融合云图

Fig. 2 Cloud images to be fused

实验中,AFCT 的分解层次为 3 级,依尺度从细到粗,分解方向数分别为[16,8,4].关于分解层次及每层方向数的选取方法,本文的主要依据是针对 MTSAT 云图,在空域运用动态阈值法<sup>[12]</sup>进行云检测时像素邻域的选取经验.实际融合处理时,低频子图按 4.1 节所述的方法进行融合,在对方向子图采用 CS 策略融合时,测量矩阵选用测量率为  $M/N = 0.5$  的稀疏矩阵[8].为了彰显本文所提融合方法的合理性,我们也尝试实现了基于 Contourlet 变换的同类方法(Contourlet-based method),并与 Rockinger Oliver 所提供的像素平均融合法(Simple pixel average method)及小波变换融合法(Wavelet-based method)进行了对比<sup>[13]</sup>,结果如图 3.

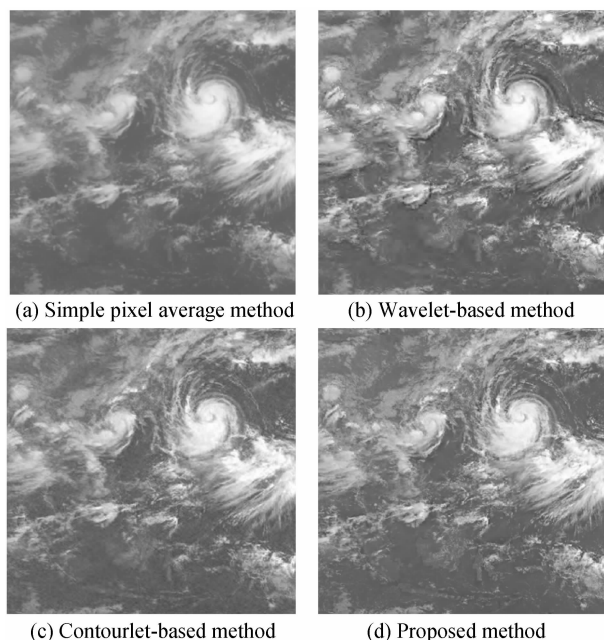


图3 云图的融合结果  
Fig. 3 Fused cloud images

可以看出,融合图像将不同通道的云图信息有效地结合起来,充分利用了红外波段和可见光波段的信息互补性,达到了有利于后续处理的目的.对比来看,简单像素平均融合法的融合后图像略得模糊,对纹理细节的表达能力不强.小波变换融合法的融合图像中出现了蚊状“伪影”,特别在气旋的外围边缘附近.基于原始 Contourlet 变换的融合结果中有较明显的发丝状“伪影”(这种现象在局部放大的图像中是很明显的,限于篇幅,不再给出).本文方法所生成的融合图像未造成图像模糊、不均匀等现象,并使红外和可见光云图的纹理信息及图像概貌都不同程度的体现在融合云图上,视觉效果更好.为定量评价融合效果,本文采用熵(Entropy)、标准差(Standard deviation)及平均梯度(Average gradient)作为客观评价指标.一般来说,图像的信息熵值是反映图像信息丰富程度的一个重要指标,熵的大小表示了图像所含平均信息量的多少,而图像的标准差及平均梯度可敏感地反映融合图像的清晰度,平均梯度越大,说明融合图像越清晰;由于云图融合的目的往往是在保持图像清晰度的前提下增加图像所蕴涵的纹理等细节信息,因此对于云图融合而言,它们的值越大,说明融合效果和质量越好,表1给出了具体的量化评价指标.

由表1可以看出,在不同的评价指标上,本文方法都明显优于简单像素平均法.因为气象云图多是纹理型的,局部的纹理细节比较丰富,本文所提出的 AFCT 能很好地表达沿纹理的图像奇异性,正好适合处理此类信号;而且对云图中的稠密成份和稀疏

表1 融合结果性能评价  
Table 1 Evaluation of fusion results

Fusion method	Entropy	Standard deviation	Average gradient
Simple pixel average method	6.813 9	31.212 7	12.736 4
Wavelet-based method	7.039 4	37.326 9	15.575 3
Contourlet-based method	7.023 3	37.045 8	15.324 1
Proposed method	7.047 2	38.018 8	15.588 2

成份采用不同的融合策略,发挥了 CS 技术的优势.虽然在定量指标上本文方法接近小波变换法及原始 Contourlet 变换法,但考虑到由于“伪影”干扰所造成的指标虚高,本文方法的优越性也是明显的.综合来看,本文所提出的融合方法不仅利用了 AFCT 的优良特性,而且可以发挥 CS 技术的优势,有望给图像融合带来一种新思路.

## 5 结论

基于多尺度几何分析和压缩感知所蕴涵的先进思想,提出了一种新颖的气象云图融合算法.通过融合方案的实现及对融合云图的分析,不仅说明对气象云图进行融合处理是可行的和有效的,而且拓展了多尺度几何分析和压缩感知的应用范围.从融合云图中提取特征信息,进行云型分类及对流云团识别是下一步要做的工作.目前,多尺度几何分析的研究方兴未艾,而压缩感知作为一种新技术,其理论框架及算法实现都还在发展中,应用它来解决实际问题的研究才开始起步,但它是一种具有强大生命力的理论,有望给信号处理领域带来重大影响,希望本文的工作能抛砖引玉,使更多的同行来关注这一技术.

### 参考文献

- [1] PAO T L, YEH J H. Typhoon locating and reconstruction from the infrared satellite cloud image [J]. *Journal of Multimedia*, 2008, 3(2): 45-51.
- [2] KUBO M, MURAMOTO K. Classification of clouds in the Japan Sea area using NOAA AVHRR satellite images and self-organizing map [C]. Barcelona, Spain: IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Jun. 23-28, 2007: 2056-2059.
- [3] LI Liang-jun, WU Yan-bin. Application of remote-sensing-image fusion to the monitoring of mining induced subsidence [J]. *Journal of China University of Mining & Technology*, 2008, 18(4): 531-536.
- [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] DONOHO D L. Compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, **52**(4): 1289-1306.
- [6] CANDÈS E J, WAKIN M B. An introduction to compressive sampling[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2008, **48**(4): 21-30.
- [7] FENG Peng, WEI Biao, MI De-ling, *et al.* Novel denoising algorithm based on coefficient distribution model of non-aliasing contourlet transform [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2009, **30**(11): 2361-2365.  
冯鹏, 魏彪, 米德伶, 等. 基于抗混叠轮廓波变换系数分布模型的去噪算法研究[J]. *仪器仪表学报*, 2009, **30**(11): 2361-2365.
- [8] BERINDE R, INDYK P. Sparse recovery using sparse random matrices[EB/OL]. (2008-04-26) [2010-10-10]. <http://people.csail.mit.edu/indyk/report.pdf>.
- [9] DONOHO D L. For most large underdetermined systems of linear equations, the minimal  $\ell_1$  norm near-solution approximates the sparsest near-solution[J]. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 2006, **59**(7): 907-934.
- [10] DAUBECHIES I, DEFRIESE M, MOL C D. An iterative thresholding algorithm for linear inverse problems with a sparsity constraint [J]. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 2004, **57**(11): 1413-1457.
- [11] BIOUCAS-DIAS J M, FIGUEIRDO M A. A new TwIST: two-step iterative shrinkage/ thresholding algorithms for image restoration [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2007, **16**(12): 2992-3004.
- [12] ALAN V D, WILLIAN E. An automated, dynamic threshold cloud-masking algorithm for daytime AVHRR images over land[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2002, **40**(8): 1682-1694.
- [13] ROCKINGER O. Image fusion toolbox[DB/OL]. [2009-01-10]. <http://www.metapix.de/fusetool.zip>.

## Cloud Image Fusion Using Compressed Sensing in Aliasing-free Contourlet Domain

FU Ran-di, JIN Wei, YE Ming, LI Jin-xiang, YIN Cao-qian

(Faculty of Information Science & Technology, Ningbo University, Ningbo, Zhejiang 315211, China)

**Abstract:** A fusion method for meteorological cloud images based on compressed sensing (CS) was presented. Aiming at the frequency aliasing of the original contourlet transform, the aliasing-free pyramidal filter banks (AFPF) was combined with directional filter banks (DFB) to construct a new transform, called aliasing-free contourlet transform (AFCT). Then, AFCT was applied to the sparse representation stage of CS to decompose the cloud image into dense and sparse components. The dense components were fused using conventional approach while the sparse components were fused under the framework of CS via fusing a few linear measurements by solving the two-step iterative shrinkage/threshold reconstruction algorithm which uses two previous estimates to obtain a new one. The experiment results demonstrate that the proposed method outperforms the traditional methods in terms of visual quality and quantitative criterion, and the fusion results is propitious to reveal the comprehensive weather information.

**Key words:** Meteorological cloud image; Image fusion; Aliasing-free contourlet; Compressed sensing; Two-step iterative shrinkage/threshold