

采用形态学分量分析的红外云图插值

周 峰, 金 炜*, 符冉迪

(宁波大学 信息科学与工程学院, 浙江 宁波 315211)

摘要: 提出一种基于形态学分量分析的红外云图插值重建方法. 利用平稳小波变换和轮廓波变换在表示平滑分量和纹理分量时各自的优势, 将得到的低分辨率红外云图通过形态学分量分析方法分解为平滑分量和纹理分量; 并针对小波插值使低频能量损失问题, 采用先插值后变换的方法改进平稳小波插值效果, 分别用平稳小波变换和轮廓波变换对平滑分量和纹理分量进行插值; 最后将插值后的平滑分量和纹理分量重新组合实现红外云图的超分辨率重建. 结果表明, 解决了重建图像中的平滑和伪影问题, 在视觉效果和 PSNR 等指标上均优于其他插值算法.

关键词: 云图; 超分辨率; 形态学分量分析; 平稳小波变换; Contourlet 变换

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1001-5132 (2017) 01-0110-06

气象卫星云图是相关部门预测和分析天气的重要气象资料. 它在检测云演变过程, 反演大气温、湿度廓线, 分析天气系统, 研究降水量和降水过程中起到了不可替代的作用, 为提高天气预报准确率提供依据. 卫星云图分为红外卫星云图及可见光卫星云图. 其中红外云图能够反映目标的热辐射特征, 可以全天候、全时段获得, 有较高利用价值. 但是, 红外通道数据分辨率往往较低, 例如我国风云 FY-2E 卫星接收的云图每个像素点表示 5 km 陆地范围, 这对提高天气预报的准确度带来了困难^[1]. 因此, 提高红外云图的空间分辨率有利于提高天气预报的准确性.

提高红外云图分辨率最直接的方法是提高卫星热红外传感器精度, 但它受到制造工艺和制造成本限制, 所以急需寻找其他解决方案. 目前, 超分辨率重建技术已经成为学术界热门的研究方向, 图像超分辨率技术是指由低分辨率的图像重建出高分辨率图像的过程, 最早是在 20 世纪 60 年代由 Harris 和 Goodman 以单帧图像复原的概念和方法提出的^[2-3]. 此后其他一些插值方法被提出, 传统插值方法有最近邻域值^[4]、Bilinear 插值^[5]、Bicubic

插值^[4]等方法, 这些插值算法能有效地重建出平滑区域, 但边缘模糊^[6]. 近些年来, 针对图像边缘的特征, 一些新插值算法包括小波方法^[7]、边缘导向插值方法(New Edge-directed Interpolation, NEDI)^[8]、混合稀疏估计方法^[9]被提出. 但这些方法都未考虑到不同形态分量的特征差异, 仅利用图像的邻域信息对图像进行插值, 不能准确捕捉图像的纹理细节.

本文在形态学分量分析(Morphological Component Analysis, MCA)图像超分辨率基础上^[10], 提出基于形态学分量分析的红外云图插值方法, 用形态学分量分析方法将低分辨率红外云图分解为平滑部分和纹理部分, 然后利用平稳小波变换(Stationary Wavelet Transform, SWT)和 Contourlet 变换分别对平滑分量和纹理分量表示的优势, 对两部分红外云图分别插值重建以得到高分辨率云图, 相比于其他插值方法, 改善了红外云图的视觉效果和 PSNR、SSIM 指标.

1 形态学分量分析原理

一般情况下, 通过卫星接收的云图由不同的

收稿日期: 2015-10-19.

宁波大学学报(理工版) 网址: <http://journal.lg.nbu.edu.cn/>

基金项目: 国家自然科学基金(61271399, 61471212); 宁波市科技创新团队研究计划(2011B81002); 浙江省自然科学基金(LY16F010001); 宁波市自然科学基金(2016A610091); 浙江省信息与通信工程重中之重学科项目(XKXL1306, XKXL1425).

第一作者: 周峰(1990-), 男, 安徽岳西人, 在读硕士研究生, 主要研究方向: 图像超分辨率. E-mail: hefeizhoufeng@yeah.net

*通信作者: 金炜(1969-), 男, 浙江宁波人, 副教授, 主要研究方向: 数字图像处理. E-mail: jinwei@nbu.edu.cn

基本信源和成分组成, 每类基本信源或成分具有不同的特征信息. 盲信源分解就是不利用任何先验知识来获取各信源成分, 即利用接收到的观测信号来分解出每类源信号的特征或信息, 盲信源分离技术可应用在医学成像、数字通信、卫星遥感、生物医学工程、图像恢复与理解等领域^[11].

基于统计独立性和互相关性的独立成分分析 (Independent Component Analysis, ICA) 是盲信源分解问题求解的经典方法^[12]. Starck 等^[13]于 2010 年提出了形态学分量分析的方法 (MCA), MCA 方法假定每个信号由多层形态成分的线性组成, 其两个重要依据是图像稀疏性和形态多样性, 每个形态成分是在一个特定变换域的稀疏表示, 一旦该变换被确定, MCA 就成为信号分解的一个迭代阈值算法, 相关算法描述如下.

假设 $\mathbf{x}$ 是 K 类形态学成分的线性叠加, 云图 $\mathbf{y}$ 包含有噪声 ε , 混合模型为:

$$\mathbf{y} = \sum_{k=1}^K \mathbf{x}_k + \varepsilon, \sigma_\varepsilon^2 = \text{Var}[\varepsilon] < +\infty. \quad (1)$$

形态学分量分析方法 (MCA) 的目的是从云图 $\mathbf{y}$ 中分解出不同的形态成分 $\mathbf{x}_k$ ($k=1, 2, \dots, K$).

MCA 方法假设每类形态学分量 $\mathbf{x}_k$ 都可以在对应的字典 Φ_k 上进行稀疏重建, 即:

$$\mathbf{x}_k = \Phi_k \alpha_k, \quad (2)$$

其中, α_k 为稀疏系数向量, Φ_k 为每个形态分量 $\mathbf{x}_k$ 的字典, 对于每个形态分量 $\mathbf{x}_k$, 它在字典 Φ_k 上表示是稀疏的, 而各个字典间 ($\Phi_1, \dots, \Phi_K$) 互不相关.

由于式(2)的求解是一个病态问题, 它可通过求解如下的约束问题^[14-15]来求出形态学分量 $\mathbf{x}_k$:

$$\min_{\alpha_1, \dots, \alpha_K} \sum_{k=1}^K \|\alpha_k\|_0 \quad \text{s.t.} \quad \left\| \mathbf{y} - \sum_{k=1}^K \Phi_k \alpha_k \right\|_2 \leq \tau, \quad (3)$$

其中, $\|\alpha_k\|_0$ 为向量 α_k 中非零元素的个数, τ 一般选定为与噪声 ε 相关的常数 σ_ε .

解决式(3)高度非平滑问题的方法有匹配追踪算法 (Matching Pursuit, MP) 以及基追踪算法 (Basis Pursuit, BP) 等. 基追踪算法虽然有较大的计算量, 但它能在一个过完备函数集中得到信号的最稀疏表示, 所以它比 MP 方法具有更好的分解性能^[16]. 由于非下采样离散小波变换没有量化噪声以及具有平移不变性, 适合表达纹理图像的细节信息, 而曲波变换对平滑分量各向同性特点有很好的表达.

因此, 使用 BP 方法并选用合理的平滑部分字典 Φ_c 和纹理部分字典 Φ_t , 式(3)可进一步转化为如下无约束优化问题^[17]:

$$\{\alpha_c, \alpha_t\} = \underset{\{\alpha_c, \alpha_t\}}{\text{Argmin}} \|\alpha_c\|_1 + \|\alpha_t\|_1 + \lambda \|\mathbf{y} - \Phi_c \alpha_c - \Phi_t \alpha_t\|_2^2, \quad (4)$$

式中, λ 为控制参数, $\mathbf{x}_i = \Phi_i \alpha_i$, 故 α_i 可以用 $\alpha_i = \Phi_i^+ \mathbf{x}_i + \rho_i$ 求解出来, 其中, ρ_i 为 Φ_i 非零空间的任意向量, Φ_i^+ 为 Φ_i 的逆矩阵. 为减少计算复杂度, 令 ρ_i 为 0^[15]. 则式(4)可表示为:

$$\{\mathbf{x}_c, \mathbf{x}_t\} = \underset{\{\alpha_c, \alpha_t\}}{\text{Argmin}} \|\Phi_c^+ \mathbf{x}_c\|_1 + \|\Phi_t^+ \mathbf{x}_t\|_1 + \lambda \|\mathbf{y} - \mathbf{x}_c - \mathbf{x}_t\|_2^2, \quad (5)$$

对于一个给定云图 $\mathbf{y}$, 通过对式(5)问题的求解可以得到图像对应的平滑部分 $\mathbf{x}_c$ 和纹理部分 $\mathbf{x}_t$.

2 基于混合多分辨率分析的红外云图插值重建

多分辨率分析是在不同尺度上对云图进行局部化分析, 它对表达云图边缘信息具有良好的适应性. 云图是由不同形态成分构成, 既包括了平滑分量, 也有边缘信息. 在云图的超分辨率重建过程中, 一般方法是将整个云图视为一个整体, 即不考虑云图中不同形态特点的情况下, 采用单一的多分辨率分析方法, 所以对云图的重建效果并不理想, 导致平滑部分出现伪影现象, 而对纹理部分的重建又比较模糊. 为解决不同形态分量超分辨率重建问题, 本文提出了一种基于形态学分量分析的混合多分辨率分析方法, 先用形态学分量分析方法对低分辨率云图进行分解, 得到不同形态下的云图分量, 然后采用不同的多分辨率分析方法对不同形态分量进行插值重建.

通过形态学分量分析方法可以将低分辨率云图分解为平滑分量和纹理分量, 平滑分量代表了云图的结构信息, 而纹理分量代表了云图的边缘信息. 平稳小波变换是一种非正交的小波变换, 没有在变换过程中采用下采样处理, 即每次得到的细节系数长度和原图像相同, 从而保持了云图处理过程中的平移不变性^[18], 避免了正交小波变换出现的 Gibbs 现象, 在平滑云图的表达上具有一定的优势. 而 Contourlet 变换^[19]能对云图进行多分辨率多尺度分解, 有效地表达云图中具有方向性的纹理特征, 可以较好地保留云图的边缘和轮廓. 利

用平稳小波变换及 Contourlet 变换在表达平滑分量和纹理分量上的互补性,采用平稳小波变换和 Contourlet 变换分别对各形态分量插值重建,最终获取重建后的高分辨率云图.相关混合多分辨率分析方法框图如图 1 所示.

根据图 1,低分辨率云图经过 MCA 方法分解为平滑分量和纹理分量.对平滑分量而言,笔者采用先插值后变换方法,这样可避免信息不足产生的混叠,增加云图信息量.此外,用 Haar 小波对云图进行插值等价于对云图进行邻域插值,将原图进行邻域插值后再进行小波变换,就可使原图转化为低频系数,由此得到的高频信息为零.这样就解决了变换后云图整体偏暗的问题.

对于纹理图像,则采用 Contourlet 域的插值迭代算法,然后对系数进行 Contourlet 逆变换,得到重建后的纹理图像.

最后将重建后的平滑部分和纹理部分进行相加就可以得到高分辨率的输出云图.

2.1 原始低分辨率云图的形态学分量分解

对于要重建的低分辨率云图 X ,利用形态学分量分析方法,按照迭代方法求解式(5),得到平滑部分 x_c 和纹理部分 x_t .求解步骤如下:

(1)参数设置及初始化.输入信号为 X ,字典 Φ_i ,初始阈值 T_0 ,停止阈值为 $T_{\min}$,迭代次数 N ,初始分量 $x_c = x_t = 0$,残差 $\gamma = X$.

(2)迭代求解 N 次.平滑部分, x_t 固定,更新 x_c .计算残差 $\gamma = X - x_t$;根据残差 γ 计算稀疏系数 $\alpha_c = \Phi_c^+ \gamma$;通过软阈值方法(阈值为 T)对稀疏系数 α_c 进行处理得到 $\hat{\alpha}_c$;利用 $x_c = \Phi_c \hat{\alpha}_c$ 计算得到 x_c .

纹理部分, x_c 固定,更新 x_t ;计算残差 $\gamma = X - x_c$;根据残差 γ 计算稀疏系数 $\alpha_t = \Phi_t^+ \gamma$;通过软阈值方法(阈值为 T)对稀疏系数 α_t 进行处理得到 $\hat{\alpha}_t$;利用 $x_t = \Phi_t \hat{\alpha}_t$ 计算得到 x_t .

(3)更新阈值 T . $T = T - (T_0 - T_{\min}) / N$.

(4)判断阈值.当 $T > T_{\min}$ 返回步骤 2,否则,分解完成.

运用以上的分解步骤,可以将云图 X 分解为平滑部分 x_c 和纹理部分 x_t ,其中,平滑部分为原始云图的大尺度结构,纹理部分为原始云图的边缘信息.

2.2 SWT 实现平滑分量超分辨率重建

在小波实现云图超分辨率的研究过程中,一般都选用离散小波变换,但其在变换过程中的下采样使云图处理过程丧失了平移不变性,而且也会使重建后的云图产生变形、模糊和 Gibbs 现象;而 SWT 能克服这些缺点,可以保留云图更多的原始细节信息.另一方面,笔者在对小波系数进行插值处理时,常用插值方法是使原始云图作为低频系数来进行重建,没有考虑原始云图向低频系数转换的过程,造成插值后的云图出现高低频系数不匹配的现象,且云图低频能量损失,重建后的图像变暗.由于用 Haar 小波对图像进行插值等同于对图像进行邻域插值,因此如果先对图像进行邻域插值,然后进行小波变换,就可将原始图像的能量完全转化到低频系数,从而能补偿重建图像的能量损失而修复一部分偏差^[20].因此本文首先对平滑分量 x_c 分别进行双三次方插值和邻域插值,再对双三次方插值后的图像做 SWT 变换,取其高

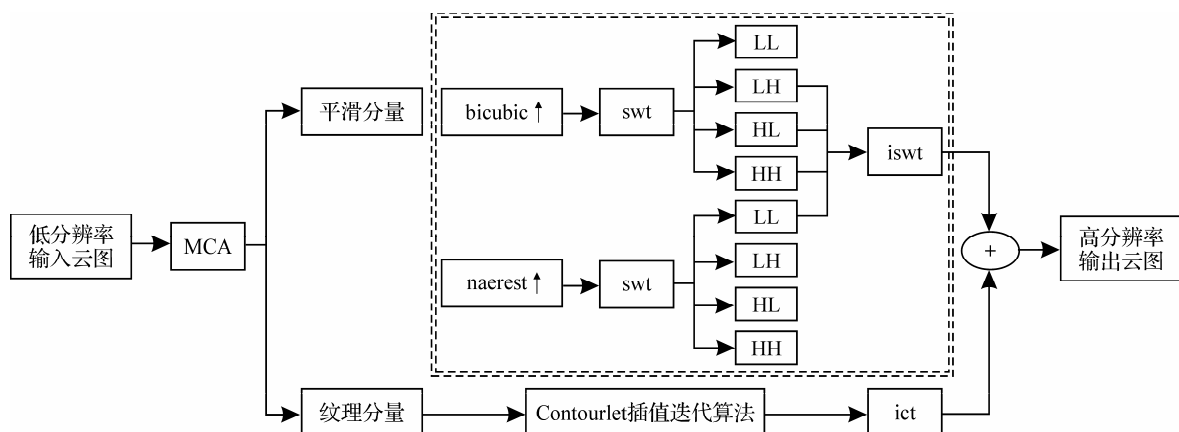


图 1 混合多分辨率分析方法框图

频系数 LH、HL、HH. 对邻域插值后的图像做 SWT 变换, 取其低频系数 LL, 最后组合两部分系数实施平稳小波逆变换, 就可得到重建后的平滑图像 Y_c . 平滑图像的插值重建如图 1 虚线框内所示.

2.3 Contourlet 变换实现纹理分量超分辨率重建

小波变换在图像多方向信息表达方面(如纹理、边缘等)不具有良好的效果, 因此本文对 MCA 分解得到的纹理图像是使用 Contourlet 变换的图像插值算法, 本插值算法主要分为两步.

第一步, 小波变换实现抗混叠约束. 对低分辨率纹理部分云图进行插值以获取高分辨率云图的初步估计 x_0 , 然后对其进行小波变换. x_L 是经过小波变换后的低频系数, 让变换后的高频系数零填充, 保留低频系数 x_L 不变, 然后进行小波逆变, 换获取高分辨率云图新的估计值 $\hat{x}_0$ (图 1). 这样在重建过程中就无需考虑图像的抗混叠操作, 相比其他插值算法具有一定优势. 对一个输入图像 y , 进行抗混叠约束后, 得到 y 的最佳逼近. 用 W 和 W^{-1} 分别代表小波变换和小波逆变换, P 表示保留低频系数让高频系数零填充, 且 $P^\perp = 1 - P$. 给定图像 y 使用正交小波变换的约束设置为:

$$\hat{y} = W^{-1}(P^\perp W y + P W \hat{x}_0). \quad (6)$$

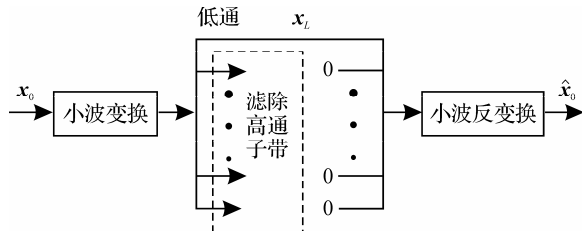


图 2 抗混叠约束原理框图

第二步, 硬阈值实现稀疏约束. 因 Contourlet 变换能很好地对云图的边缘等细节信息实现稀疏表示, 所以对重建云图起重要作用的是较大的系数值, 而稀疏约束就是滤除 Contourlet 变换后的小系数值. 对图像进行稀疏约束可降低图像插值带来的噪声, 较好地表示图像边缘的信息. 用 C 和 C^{-1} 分别表示 Contourlet 变换和 Contourlet 逆变换, D_T 是一个对角矩阵, 它由给定阈值 T 所产生, 作用是滤除绝对值小于 T 的系数. $\hat{x}$ 是带有噪声的高分辨率图像, $\tilde{x}$ 是去除噪声后的图像(图 3). 则稀疏约束就可以表示为:

$$\tilde{x} = C^{-1} D_T C \hat{x}. \quad (7)$$

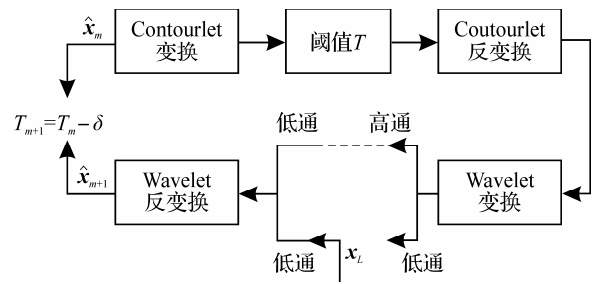


图 3 基于 Contourlet 插值算法框图

综上所述, 抗混叠约束和稀疏约束的算法步骤如下:

(1) 对输入低分辨率纹理图像 x_i 用小波插值算法插值得到 x_0 , 作为初始的高分辨率图像.

(2) 对 x_0 进行抗混叠约束以及稀疏约束, 降低纹理图像插值后的噪声, 更好地保留图像的边缘和纹理信息. 通过 m 步循环得到新的估计值 x_m , 则新估计值公式表达如下:

$$\hat{x}_{m+1} = W^{-1}(P^\perp W C^{-1} D_{T_m} C \hat{x}_m + P W \hat{x}_0). \quad (8)$$

(3) 经过 m 次循环, 不断减小阈值 T , 每次减小值大小为 δ :

$$T_{m+1} = T_m - \delta. \quad (9)$$

(4) 返回到第 2 步, 不断进行迭代处理, 直到阈值减小到预定值, 迭代结束. 最后得到插值重建后的纹理图像 Y_t .

在得到平滑部分的插值重建图像 Y_c 及纹理细节部分的插值重建图像 Y_t 后, 将两部分相加, 即得到最终的高分辨率图像.

3 实验结果与分析

实验在 MATLAB(R2011b)编程环境下进行, 实验平台为 Windows 7, CPU: Pentium(R)Dual-Core CPU E5400 2.70 GHz, RAM: 2 GB. 实验数据来自 FY-2D 卫星 2012 年 8 月 4 日红外 1 通道云图和 2015 年 7 月 10 日 16:30 分实拍的台风“灿鸿”红外 1 通道云图.

首先, 使用 MCA 算法对低分辨率云图进行分解, MCA 算法中平滑分量和纹理分量字典分别使用离散余弦变换和曲线波变换. MCA 迭代次数为 500 次, 迭代阈值 $\lambda_{\min} = 10^{-6}$. 小波变换使用的小波均为 Haar 小波, Contourlet 变换的分解层数为 5, 方向分别为 32、16、16、8、8.

插值前对云图进行降采样处理, 然后进行模

表1 红外云图不同插值重建结果的客观质量评价

方法	双三次方插值	小波插值	NEDI 方法	本文方法
PSNR/dB	33.390 9	33.357 5	33.561 6	34.152 9
SSIM	0.888 8	0.993 2	0.886 4	0.994 8
重建时间/s	0.060	0.322	22.516	18.177

糊,得到低分辨率的云图,通过参数设置,使用本文的方法对云图进行插值重建,用峰值信噪比(PSNR)和结构相似度(SSIM)对重建后的图像进行客观评价。

选取一幅纹理较多、比较理想的可见光云图作为测试图像,为方便处理,截取云系完整的相应区域,进行下采样和模糊处理,分别用双三次方插值、小波插值、NEDI 插值^[8]以及本文算法实现插值重建,比较插值后图像的 PSNR 和 SSIM 指标,由表 1 数据可见,本文的重建方法较其他方法在 PSNR 和 SSIM 指标上都有提高,重建耗时比 NEDI 方法也有所减短。

结构相似度定义为:

$$R_{SSIM} = \frac{(2\mu_x\mu_{\hat{x}} + c_1)(2\sigma_{x\hat{x}} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_{\hat{x}}^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_{\hat{x}}^2 + c_2)}, \quad (10)$$

其中, x 和 $\hat{x}$ 分别表示原始图像和重建图像; μ_x 和 $\mu_{\hat{x}}$ 为对应均值; $\sigma_{x\hat{x}}$ 为协方差; c_1 和 c_2 为保证分母非零的小常数。 R_{SSIM} 的取值范围在 0~1, 越接近于 1, 则表明重构图像的结构特征与原始图像越逼近, 重建算法效果越好。

如图 4 所示, 从 MTSAT 静止气象卫星选取一张第一通道的实际红外云图插值重建, 同样, 先进行下采样和模糊处理, 然后观察不同插值方法重建视觉效果。对图 4 的比较结果表明, 本文方法效果明显。

4 结论

云图图像含有不同形态特征, 一般的插值方法都是对不同形态用一种多分辨率插值方法, 不能很好地表现不同形态的特征信息。本文将云图用 MCA 方法分解后, 采用不同的多分辨率方法对不同形态特征分别插值, 很好地重建了图像的轮廓和边缘信息。从实验结果上看, 其重建后视觉效果均优于其他插值算法, 在 PSNR 和 SSIM 客观评价指标上, 也比其他的插值方法有明显的提升。

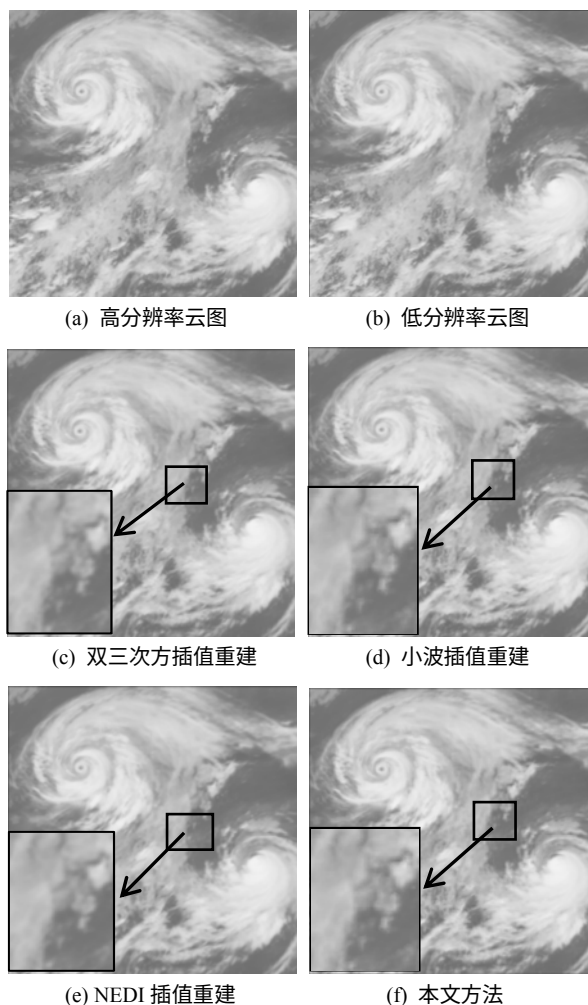


图4 不同算法红外云图插值重建视觉效果

参考文献:

- [1] GEORGIEV C G, KOZINAROVA G. Usefulness of satellite water vapour imagery in forecasting strong convection: A flash-flood case study[J]. Atmospheric Research, 2009, 93(1/3):295-303.
- [2] HARRIS J L. Diffraction and resolving power[J]. Journal of the Optical Society of America, 1964, 54(7):931-936.
- [3] GOODMAN J W. Introduction to Fourier Optics[M]. New York: McGraw Hill, 1968.
- [4] PARKER J, KENYON R V, TROXEL D E. Comparison

- of interpolating methods for image resampling[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1983, 2(1):31-39.
- [5] JAIN A K. Fundamentals of Digital Image Processing[M]. Englewood Cliffs: Prentice Hall, 1989.
- [6] JIANCHAO Y, JOHN W, THOMAS H, et al. Image super-resolution via sparse representation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(11):2861-2873.
- [7] NGUYEN N, MILANFAR P. A wavelet-based interpolation-restoration method for superresolution[J]. Circuits Systems & Signal Processing, 2000, 19(4):321-338.
- [8] LI X, ORCHARD M T. New edge-directed interpolation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(10): 1521-1527
- [9] MALLAT S, YU G. Super-resolution with sparse mixing estimators[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(11):2889-2900.
- [10] 李民, 李世华, 乐翔, 等. 基于形态分量分析的图像插值方法[C]. 亚太青年通信与技术学术会议, 昆明, 2010.
- [11] 刘宁. 盲信源分离的若干问题研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2012.
- [12] HYVÄRINEN A, OJA E. Independent component analysis: Algorithms and applications[J]. Neural Networks, 2000, 13(4/5):411-430
- [13] FADILI M J, STARCK J L, BOBIN J, et al. Image decomposition and separation using sparse representations: An overview[J]. Proceedings of the IEEE, 2010, 98 (6):983-994
- [14] STARCK J L, ELAD M, DONOHO D L. Image decomposition via the combination of sparse representations and a variational approach[J]. IEEE Transactions on Image Processing: A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2005, 14(10):1570-1582.
- [15] STARCK J L, ELAD M, DONOHO D. Redundant multiscale transforms and their application for morphological component separation[J]. Advances in Imaging & Electron Physics, 2004, 132(4):287-348.
- [16] CHEN S S, DONOHO D L, SAUNDERS M A. Atomic decomposition by basis pursuit[J]. Siam Review, 1998, 43(1):33-61.
- [17] DONOHO D L, ELAD M, TEMLYAKOV V N. Stable recovery of sparse overcomplete representations in the presence of noise[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(1):6-18.
- [18] 高仕博, 程咏梅, 赵永强. 基于张量的平稳小波变换红外图像去噪[J]. 光学学报, 2009, 29(7):1818-1823.
- [19] 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.
- [20] 林虹. 基于小波和插值的超分辨率图像重建算法研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2005.

Infrared nephogram interpolation based on morphological component analysis

ZHOU Feng, JIN Wei*, FU Ran-di

(Faculty of Electrical Engineering and Computer Science, Ningbo University, Ningbo 315211, China)

Abstract: An infrared nephogram interpolation reconstruction scheme is proposed based on morphology component analysis. Firstly, the available low resolution infrared nephogram is decomposed into a smooth component and a texture component using morphological techniques; Secondly, the smooth component and the texture component is represented by the stationary wavelet transform and the Contourlet transform respectively. To tackle the problem of low frequency energy loss by wavelet interpolation, the effect of stationary wavelet interpolation is first improved using the method of first interpolation, followed by the smooth component and texture component being interpolated using the stationary wavelet transform and the Contourlet transform respectively. Finally, the super resolution infrared nephogram is obtained by combining the smooth component and texture component. The results demonstrate that the problem of smoothing and artifact in the super resolution reconstructed image has been solved. Both the visual effect and the PSNR index are proven better than other interpolation algorithms.

Key words: nephogram; super resolution; MCA; SWT; Contourlet

(责任编辑 章践立)