

文章编号 1004-924X(2016)04-0937-08

基于 TV-L¹ 分解的红外云图超分辨率算法

符冉迪, 周 颖*, 颜 文, 尹曹谦

(宁波大学 信息科学与工程学院, 浙江 宁波 315211)

摘要:提出一种基于 TV-L¹ 分解的红外云图超分辨率算法。该方法采用原始-对偶算法求解 TV-L¹ 图像分解模型, 将低分辨率云图分解为结构部分和纹理部分; 对结构部分采用软决策自适应插值(SAI)处理; 对纹理部分则基于非下采样 Contourlet 变换(NSCT)具有多方向和平移不变的特性, 构造非线性增益函数对其 NSCT 变换域系数进行处理, 然后对处理后的变换系数进行 NSCT 逆变换实现纹理增强。最后, 将处理后的结构部分和纹理部分组合起来得到重构的高分辨率云图。实验结果表明, 所提出的算法在视觉效果以及图像质量定量评价上均优于传统插值方法, 在实现两倍超分辨率时, 其峰值信噪比(PSNR)和结构相似度(SSIM)平均值分别提高了 1.316 2~4.591 9 dB 和 0.007 1~0.020 6; 实现三倍超分辨率时 PSNR 和 SSIM 平均值分别提高了 0.338 7~4.58 dB 和 0.001 8~0.041 7。由于 SAI 插值和非下采样 Contourlet 变换准确表示了云图的不同形态特征, 故所提算法的超分辨率结果不但准确重建了云图中的结构部分, 而且有效保持了红外云图纹理和边缘。

关键词:TV-L¹ 分解模型; 红外云图; 非下采样 Contourlet 变换(NSCT); 图像增强; 超分辨率

中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20162404.0937

Infrared nephogram super-resolution algorithm based on TV-L¹ decomposition

FU Ran-di, ZHOU Ying*, YAN Wen, YIN Cao-qian

(Institute of Information Science and Engineering, Ningbo University, Ningbo 315211, China)

* Corresponding author, E-mail: zhouying9264@163.com

Abstract: A super-resolution algorithm based on TV-L¹ decomposition was proposed. In the algorithm, the original-dual algorithm was used to solve the TV-L¹ image decomposition model, and the low resolution image was decomposed into the structure and the texture parts. The structure part was processed with a soft decision adaptive interpolation. For the texture part, the Nonsubsampled Contourlet Transform (NSCT) characterized by multi-direction and shift-invariance was used to construct the nonlinear gain function to process the NSCT transform domain coefficients, then the processed transform coefficients were enhanced their textures by the NSCT inverse transform. Finally, the reconstructed high resolution image was obtained by combining the processed the structure and texture parts. Experimental results show that the proposed algorithm in both visual effect and the quantitative evaluation on image quality is better than the traditional interpolation method. For realizing twice su-

收稿日期: 2015-12-02; 修订日期: 2016-02-02.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No. 61471212); 浙江省信息与通信工程重中之重学科资助项目(No. XKXL1306); 浙江省教育厅科研项目(No. Y201224557)

per-resolution, its peak signal-to-noise ratio (PSNR) and Structural Similarity (SSIM) average value are increased by 1.316 2—4.591 9 dB and 0.007 1—0.020 6. For realizing three super-resolution, the PSNR and the SSIM are increased by 0.338 7—4.58 0 dB and 0.001 8—0.041 7, respectively. Because of the accurate representation of the different morphological features of the cloud image, the SAI interpolation and NSCT not only reconstruct the smooth component, but also maintain the texture and edge of the infrared nephogram.

Key words: TV-L¹ decomposition model; infrared nephogram; Nonsubsampled Contourlet Transform (NSCT); image enhancement; super-resolution

1 引言

卫星云图是由气象卫星观测到的显示地球上的云层覆盖和陆地表面特征的图像,是研究天气系统的有效工具^[1]。卫星云图主要包括红外云图和可见光云图,红外云图可以反映云层的温度分布,常用于判断云顶高度,能实现 24 小时连续观测,在实际应用中比可见光云图的利用率高。然而从目前气象卫星发展情况来看,由红外通道采集到的数据所生成图像的分辨率比由可见光通道生成图像的分辨率低,两者相差 4 倍左右,且红外云图与可见光云图所反映的云层信息各有侧重,为了综合应用红外云图与可见光云图的有效信息,需要提高红外云图分辨率。

近年来,图像超分辨率技术得到了广泛推广,并在遥感图像处理中得到了应用。图像超分辨率技术可以突破图像传感器分辨率低的限制,从一幅或几幅低分辨率图像中,重构出原始高分辨率图像^[2-6]。然而,红外云图的纹理结构复杂,且不规则,目前遥感图像超分辨率算法在提高图像分辨率时,对于不同的形态分量,采用相同的方法进行处理,容易导致处理后的平滑部分边缘出现伪影,纹理部分出现细节过于平滑现象,使得对云图的超分辨率结果性能受限。

为了结合图像中不同形态的特点,Jing^[7]等提出利用 ROF(Rudin,Osher and Fatemi)模型将低分辨率图像分解成结构和纹理两部分,对不同形态分量分别处理。然而,ROF 模型用 L² 范数来约束纹理分量,这会丢失一些小尺度信息,使得结构分量中往往存在大量的纹理信息;Vincent^[8]等提出利用 TV-L¹ 模型分解图像,再使用原始对偶算法求解该模型。TV-L¹ 图像分解模型能够

很好地保持图像的几何特征,还能避免 ROF 模型处理后图像对比度丢失的问题。Zhang X J^[9]提出基于二维自回归(PAR)模型的软判决自适应插值(Soft-decision Adaptive Interpolation,SAI)算法,通过非线性优化算法估计 PAR 模型参数和未知像素值。使用 SAI 算法对结构部分插值,能够很好地保持图像的边缘以及特征。考虑到纹理部分包含小尺度的细节信息,而非下采样轮廓波变换(NSCT)具有多方向和平移不变的特性^[10],适合表示图像中线和轮廓特征,用 NSCT 进行图像增强能够准确表示纹理分量中的细节和方向信息。

鉴于以上分析,本文提出了一种基于 TV-L¹ 分解的红外云图超分辨率算法,先利用 TV-L¹ 模型将低分辨率红外云图分解为结构部分和纹理部分,从而使云图中的不同形态特征分离开,同时,充分考虑卫星云图结构纹理的不同形态特点,用 SAI 算法对结构部分插值,NSCT 对纹理部分实现增强,最后将结构部分和纹理部分合成高分辨率图像,提高红外云图的分辨率。

2 TV-L¹ 图像分解模型

图像分解是计算机视觉和图像处理领域的一个重要分支。图像分解问题可以描述为:将输入图像 f 分解为 u 和 v 两部分,即 $f = u + v$,其中 u 称为图像的结构分量,其包含图像中重要的几何信息,由平滑区域的子图像组成; v 称为纹理分量,由图像中具有相似周期性和重复性的小尺度分量组成。

1992 年,L. Rudin 等人提出将全变分(TV 能量)作为正则项进行图像分解(称为 ROF 或 TV-L² 模型)^[11]:

$$\min_{f=u+v, u \in BV(\Omega)} \|u\|_{TV} + \lambda \|f-u\|_{L^2}^2, \quad (1)$$

其中结构分量 u 属于有界变差空间 $BV(\Omega) = (u \in L^1(\Omega) : \int_{\Omega} |Du| < \infty)$, 式(1)中的第一项 $\|u\|_{TV}$ 为正则项, 是图像的全变分, 其值的大小依赖于图像的变差幅度; 第二项是拟合项/保真项, 用 L^2 范数控制原图像和结构分量的差异, 表示结构分量 u 对原图 f 的符合程度。 $\lambda > 0$ 是拉格朗日乘子加权系数, 在正则项和拟合项之间起平衡作用。图像分解问题实质是全局最小化问题, 即式(1)为一个凸优化问题。

Chan 等人分析认为 ROF 模型进行图像分解过程中用 L^2 范数作为拟合项来约束纹理分量, 会造成结构分量 u 的几何特征发生改变, 对比度丢失^[12]。为了克服这个缺点, 在 ROF 模型的基础上, 提出了 TV-L¹^[12] 图像分解模型:

$$\min_{f=u+v, u \in BV(\Omega)} \|u\|_{TV} + \lambda \|f-u\|_{L^1}, \quad (2)$$

式(2)也是一个凸优化问题, 式中用 L^1 范数代替 ROF 模型中的 L^2 范数作为逼近项, 来约束

纹理分量, 使得 TV-L¹ 模型能较好地保持图像的几何特征, 避免处理后的图像对比度丢失。本文采用 Chambolle 提出的原始对偶算法^[8,13] 实现式(2)的求解, 将输入图像分解为结构部分和纹理部分。

3 基于 TV-L¹ 分解模型的超分辨率算法

红外云图的细节信息丰富, 纹理错综复杂, 对比度较低^[14], 然而一般的超分辨率方法由于未能考虑云图中不同形态的特点, 使处理后的图像容易出现边缘模糊和过度平滑。为了克服这个缺点, 本文有效结合结构分量和纹理分量的不同形态学特征和 SAI 插值、非下采样轮廓波变换的互补性, 合理地设计红外云图超分辨率方法, 提出了基于 TV-L¹ 分解模型的超分辨率算法, 如图 1 所示。

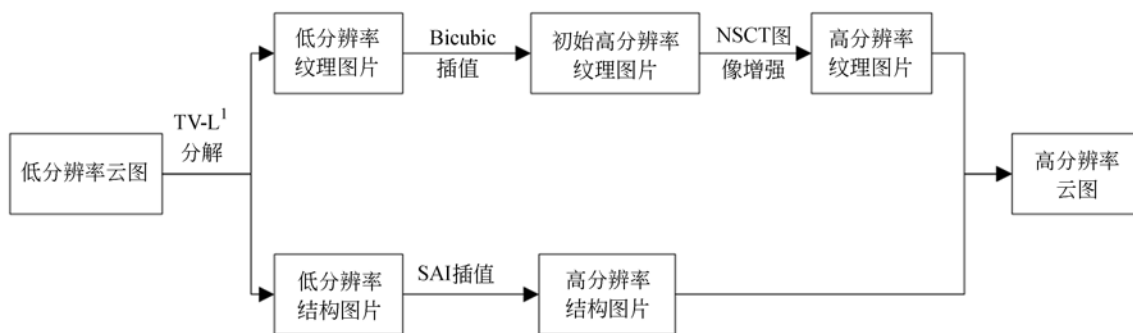


图 1 本文算法流程

Fig. 1 Flowchart of proposed algorithm

首先用 TV-L¹ 模型将低分辨率云图分解为低分辨率结构分量和低分辨率纹理分量, 其中结构分量包含图像中重要的几何信息, 较为平缓, 使用 SAI 插值后可得到高分辨率结构图片; 纹理分量是纹理和噪声组成的振荡成分, 对纹理分量使用 Bicubic 插值得到初始高分辨率纹理图片, 利用 NSCT 适合区分纹理中具有不同几何结构的强弱边缘的特点, 对初始高分辨率结构图片进行 NSCT 变换, 利用非线性映射函数处理 NSCT 高频系数, 使纹理中的强边缘得到保留、弱边缘得到增强、噪声得到抑制, 将处理后的系数进行 NSCT 逆变换, 得到高分辨率纹理分量。最后将两种形

态的高分辨率图像叠加得到高分辨率云图。

3.1 图像分解

使用 Chambolle 提出的原始对偶算法求解 TV-L¹ 分解模型中的凸优化问题, 将低分辨率云图 f 分解为低分辨率结构分量 u 和纹理分量 v 。

3.2 基于 SAI 插值的结构分量超分辨率

传统图像插值方法如最近邻插值、双线性插值、双三次方插值等, 这些算法的优点在于计算复杂度较低, 但缺点是容易使图像产生边缘失真、锯齿、模糊等效应, 影响视觉效果。而 SAI 插值可以依据像素结构自适应地调整插值的加权值, 使插值效果更加符合实际的像素结构, 能较好地保

护图像的边缘特征,避免了由于跨越边缘插值所导致的边缘细节退化现象。因此本文对低分辨率结构分量 u 进行 SAI 插值得到高分辨率结构分量 \hat{u} ,下面介绍 SAI 插值。

3.2.1 分段自回归模型(PAR)

对二维图像信号 $X(i, j)$ 建立分段自回归模型:

$$X(i, j) = \sum_{(m, n) \in T} \alpha(m, n) X(i + m, j + n) + \epsilon_{i, j}, \quad (3)$$

其中 T 为自回归过程使用的空间模板, W 为局部窗, $\epsilon_{i, j}$ 是随机且独立于图像信号的噪声。由图像的分段统计平稳特性可知,模型参数 $\alpha(m, n)$ 在小的局部窗口内保持不变,从而可用 PAR 模型学习低分辨率图像的像素结构,再用求解出的模型参数估计未知像素值。

3.2.2 基于分段自回归模型的 SAI 插值

在 PAR 模型基础上介绍 SAI 算法,SAI 算法分为两步,如图 2 所示。其中黑点表示已知的低分辨率图像像素点,灰点和白点表示待插值的高分辨率图像像素点。第一步,插值得到图 2 灰点的像素值;第二步插值得到图 2 白点的像素值。

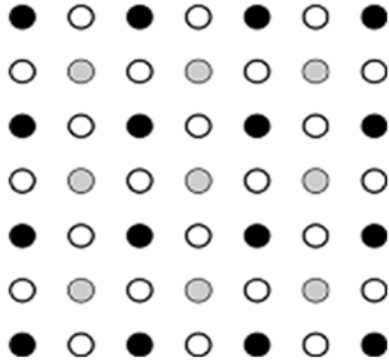
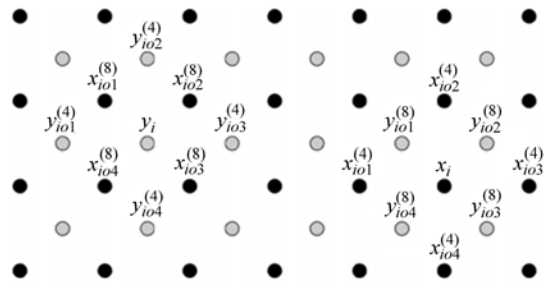


图 2 像素点分布图

Fig. 2 Distribution of pixel points

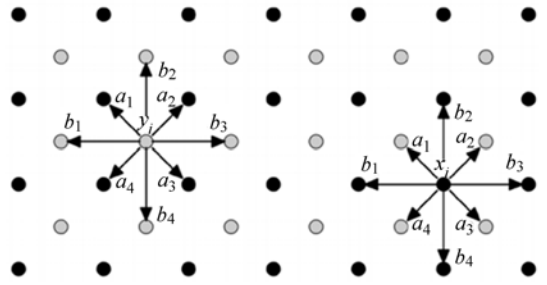
首先介绍第一步插值过程:以图 3(a)为例介绍插值过程中的像素配置, $y_i \in I_h$ 表示待插值的高分辨率图像中的像素点, y_i 的 4 个 8 邻域像素点标记为 $x_{i \otimes t}^{(8)} \in I_l, t=1,2,3,4$, 4 个 4 邻域像素点标记为 $y_{i \otimes t}^{(4)} \in I_h, t=1,2,3,4$, 点 $x_i \in I_l$ 为低分辨率图像中的像素点,其邻域像素点配置与 y_i 类似。

建立分段自回归模型,如图 3(b)所示,模型参数 $a=(a_1, a_2, a_3, a_4)$ 表示局部窗 W (正八角形窗)中信号在对角线方向上的关系, $b=(b_1, b_2, b_3,$



(a)插值过程中的像素点位置配置

(a) Spatial configuration in interpolation process



(b)PAR 模型参数和像素点的空间关系

(b) Spatial relationship between PAR model parameters and pixels

图 3 基于分段自回归模型的 SAI 插值处理过程

Fig. 3 Process of SAI interpolation method based on piecewise autoregressive model

$b_4)$ 表示局部窗 W 中信号在水平、垂直方向上的关系。则依据 PAR 模型可知,待插值像素点 y_i 可表示为:

$$y_i = \sum_{1 \leq t \leq 4} a_t x_{i \otimes t}^{(8)} + \mu_i, \quad (4)$$

$$y_i = \sum_{1 \leq t \leq 4} \| b_t y_{i \otimes t}^{(4)} \| + \mu_i. \quad (5)$$

在插值过程中加入反馈过程,即由未知的插值像素 y_i 得到已知像素 x_i 的过程,即满足 $x_i = \sum_{1 \leq t \leq 4} a_t y_{i \otimes t}^{(8)} + \mu_i$ 。使用软判决估计法求解局部窗 W 中 n 个未知像素 y_1, y_2, \dots, y_n , 引入拉格朗日乘数 θ 来约束软判决估计,此时整个插值过程可以表示为有约束的最优化块估计问题:

$$J(\lambda) = \min_y \left\{ \sum_{i \in W} \left\| y_i - \sum_{1 \leq t \leq 4} a_t x_{i \otimes t}^{(8)} \right\| + \sum_{i \in W} \left\| x_i - \sum_{1 \leq t \leq 4} a_t y_{i \otimes t}^{(8)} \right\| + \theta \sum_{i \in W} \left\| y_i - \sum_{1 \leq t \leq 4} b_t x_{i \otimes t}^{(4)} \right\| \right\} \quad \text{s. t.}$$

$$\sum_{i \in W} \left\| y_i - \sum_{1 \leq t \leq 4} b_t y_{i \otimes t}^{(4)} \right\| \approx \sum_{i \in W} \left\| x_i - \sum_{1 \leq t \leq 4} b_t x_{i \otimes t}^{(4)} \right\|, \quad (6)$$

θ 的取值为 $0.2 \sim 0.7$, 满足约束条件, 对于大多数自然图像, θ 取 0.5 。此时, 关键问题是求解 PAR 模型参数 a, b , 由已知的低分辨率图像像素 $x_i \in I_1$, 用线性最小二乘法估计得到 a 和 b :

$$\hat{a} = \arg \min_a \sum_{i \in W} \left(x_i - \sum_{1 \leq l \leq 4} a_l x_i^{(l)} \right)^2, \quad (7)$$

$$\hat{b} = \arg \min_b \sum_{i \in W} \left(x_i - \sum_{1 \leq l \leq 4} b_l x_i^{(l)} \right)^2. \quad (8)$$

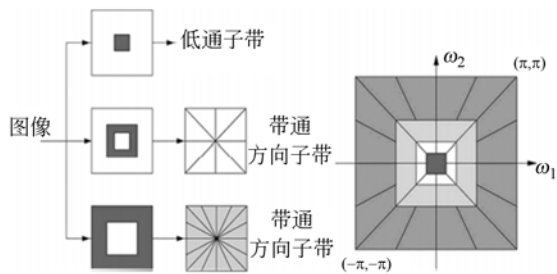
将 a 和 b 的值代入式(6), 再通过软判决插值方法可以一次性估计出局部窗 W 中 12 个未知像素的像素值 y 。

第二步与第一步插值过程类似, 这里不再赘述。

3.3 基于 NSCT 的纹理分量超分辨率重构

3.3.1 NSCT 原理

NSCT 是 Da^[15]等在 Contourlet 变换^[16,17]基础上提出的一种多分辨率、多方向变换。NSCT 原理如图 4 所示, 采用非下采样金字塔结构(NPS)对图像进行多尺度分解, 分解后得到一个低频子带和多个高频子带。再利用非下采样方向滤波器组(NSPFB)对高频子带进行多方向分解, 得到不同的方向子带。NSCT 是一种具有高度冗余性的多尺度几何分析方法, 其采用具有各向异



(a)非下采样滤波器 (b)理想频率分解

(a)Nonsubsampled filter (b)Desired frequency decomposition

图 4 NSCT 的分解示意图

Fig. 4 Schematic diagram of NSCT's decomposition

$$\hat{G}_{i,j}(m,n) = \begin{cases} G_{i,j}(m,n), & \text{当 } p_{i,j}(m,n) \in \text{强边缘} \\ \max \left\{ \left[\frac{G_{i,j}(m,n)}{k\sigma_{i,j}} \right]^p, 1 \right\} G_{i,j}(m,n), & \text{当 } p_{i,j}(m,n) \in \text{弱边缘}, \\ 0, & \text{当 } p_{i,j}(m,n) \in \text{噪声} \end{cases} \quad (10)$$

其中: $G_{i,j}(m,n)$ 为像素 $P_{i,j}(m,n)$ 对应的 i 尺度 j 方向的 NSCT 域系数, $\hat{G}_{i,j}(m,n)$ 为利用非线性函数处理后的 NSCT 域系数, p 为系数增益且有 $0 < p < 1$ 。

将处理后的所有 NSCT 系数 $\hat{G}_{i,j}(m,n)$ 进行

性的 Contourlet 基作为图像的分解基元, 继承了其多方向选择性的优点, 适合于表示图像中的线和轮廓特征; 同时由于分解过程中未进行下采样, 因此, 分解后的图像尺寸不发生变化, 使 NSCT 具有平移不变性, 能够较好地保持图像细节。

3.3.2 基于 NSCT 的纹理分量增强

一般的, 在进行 NSCT 变换后强弱边缘以及噪声的系数在不同尺度不同方向子带中的分布有明显区别^[15,18]: 强边缘在所有方向子带中具有较大系数, 弱边缘在同一尺度的某些方向子带中具有较大系数, 而在其他方向子带中的系数较小, 噪声在所有子带中系数均较小。NSCT 利用这些特性可以有效区分纹理分量中的强弱边缘, 为 NSCT 增强提供了理论依据。

低分辨率纹理分量包含丰富的方向和细节信息, 本文用 Bicubic 插值获得初始高分辨率纹理部分 \hat{v}_0 。然后将 \hat{v}_0 进行 NSCT 分解, 得到一个低通子带和 i 个不同尺度, 每个尺度包含 2^i 个方向的带通方向子带。方向子带系数用于表示纹理部分的高频信息, 即纹理方向信息。根据方向子带系数中的局部方向均值和最大值, 将每个像素点 $p_{i,j}(m,n)$ 归类为强弱边缘, 判定准则^[18]如下:

$$\begin{cases} p_{i,j}(m,n) \in \text{强边缘}, & \text{若 } \text{mean} \geq k\sigma_{i,j} \\ p_{i,j}(m,n) \in \text{弱边缘}, & \text{若 } \text{mean} < k\sigma_{i,j}, \text{max} \geq k\sigma_{i,j} \\ p_{i,j}(m,n) \in \text{噪声}, & \text{若 } \text{mean} < k\sigma_{i,j}, \text{max} < k\sigma_{i,j} \end{cases} \quad (9)$$

其中 mean 和 max 分别为在当前 i 尺度下, 不同子带中的同一位置 (m,n) 系数的均值和最大值, k 为分类控制参数, 其值介于 $1 \sim 5$ 之间, $\sigma_{i,j}$ 为当前 i 尺度 j 方向子带的噪声标准差。

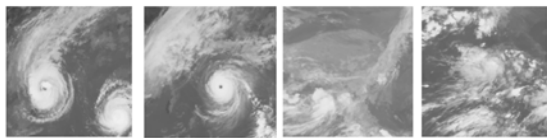
依据判定准则, 用非线性增益函数处理 NSCT 变换后的系数, 对强边缘对应的系数保留, 弱边缘对应的系数进行增强, 对噪声进行抑制, 见公式(10):

逆 NSCT 变换得到重构的高分辨率纹理分量 \hat{v} 。

4 实验及分析

为了验证所提出算法的性能, 本文选取 MT-

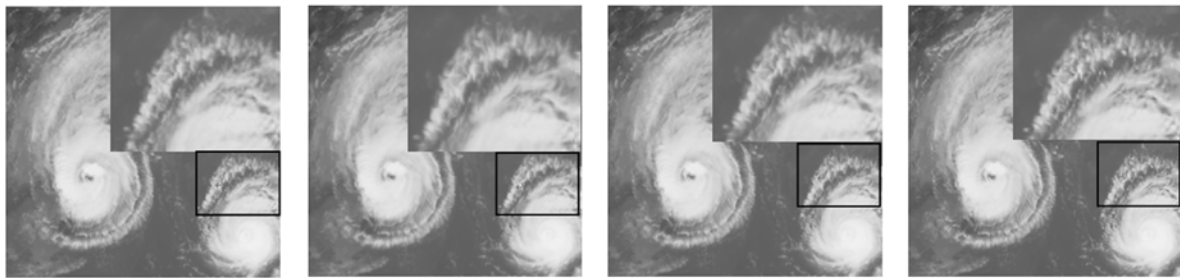
SAT 卫星在 4 个不同时刻拍摄的 IR1 红外通道卫星云图,截取大小为 $600 \text{ pixel} \times 600 \text{ pixel}$ 的子云图作为测试云图,如图 5 所示。测试云图 1、2 分别为包含台风云系的红外云图,其纹理信息较丰富,对其进行 2 倍下采样处理得到低分辨率云图,分别采用双三次方插值、NEDI、SAI 插值和本文算法对云图进行重构,实现两倍超分辨率重建。实验中参数设置如下:TV- L^1 模型中拉格朗日乘子加权系数 λ 取 1.6,纹理分量增强中,NSCT 分解尺度设为 3,每个尺度方向数均为 16,选取非下采样塔式滤波器‘9-7’和非下采样方向滤波器‘pkva’进行滤波,分类控制参数 k 设为 1,增益系数 p 设为 0.36。



(a)云图 1 (b)云图 2 (c)云图 3 (d)云图 4
(a)Image 1 (b) Image 2 (c)Image 3 (d)Image 4

图 5 测试的红外云图

Fig. 5 Tested infrared nephogram



(a)Bicubic 算法 (b)NEDI 算法 (c)SAI 算法 (d)本文算法
(a)Bicubic algorithm (b)NEDI algorithm (c)SAI algorithm (d)Proposed algorithm

图 6 2 倍超分辨率重建的云图 1

Fig. 6 Reconstruction results of 2-time super-resolution of infrared nephogram 1

下面用两种客观评价指标即峰值信噪比 (PSNR)、结构相似度 (SSIM) 来定量评价各算法的性能。PSNR 通过计算重建云图与参考高分辨率云图之间的均方误差来衡量重建云图的质量;SSIM 从结构相似度角度来衡量重建效果,PSNR 和 SSIM 的值越大,表明重建效果越好。从表 1 可以看出,Bicubic 的 PSNR 及 SSIM 值最低,说明其重构效果最差,NEDI、SAI 插值方法的

测试云图 1 的仿真实验结果如图 6 所示,其中图(a)~(d)分别为 Bicubic、NEDI、SAI 插值和本文算法结果。从重构云图的视觉效果来看,相比其他 3 种方法的重构图像,本文算法重构图像的细节保持较好。图 6 中局部放大区域为台风外围的低云部分,纹理较丰富。由局部放大区域可以看出,Bicubic 算法重构云图的细节部分较模糊,视觉效果较差,NEDI 重构云图的细节部分有较明显的伪迹,并且图像边缘出现了块效应,SAI 重构云图有更好的视觉效果,减少了边缘锯齿现象,但有明显的人工痕迹,而本文算法较好地重建了云图的平滑分量,重建出的边缘更加合理,而纹理细节也更清晰、正确,在视觉效果上优于其他几种方法。

表 1 不同算法重建云图 1,2 的 PSNR 和 SSIM 值

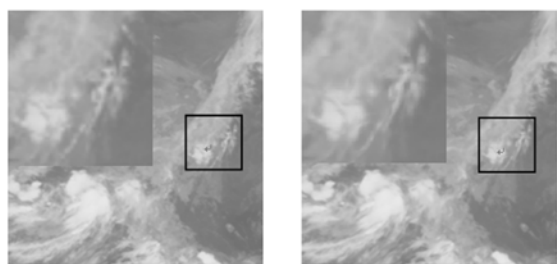
Tab. 1 PSNRs and SSIMs of reconstructed image 1,2 by different algorithms

Algorithm	云图 1		云图 2	
	PSNR/dB	SSIM	PSNR/dB	SSIM
Bicubic	38.040 9	0.961 7	38.273 4	0.962 3
NEDI	40.986 9	0.975 5	41.424 9	0.977 1
SAI	41.005 4	0.974 6	41.860 3	0.976 4
Proposed algorithm	41.927 6	0.982 0	43.570 6	0.983 3

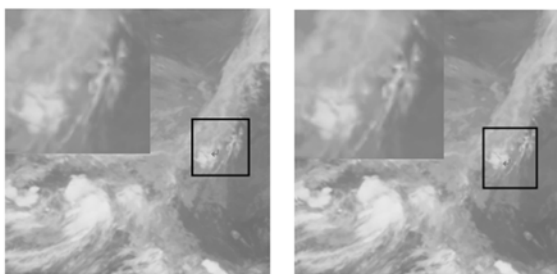
PSNR 和 SSIM 值要比 Bicubic 高,说明它们的重建效果稍好,而本文算法的 PSNR 和 SSIM 指标最优,说明本文方法的重建效果最好。本文算法与 Bicubic 算法相比,PSNR 值平均提高了 4.591 9 dB,SSIM 值平均提高了 0.020 6;较 NEDI 算法 PSNR 值平均提高了 1.543 2 dB,SSIM 值平均提高 0.006;较 SAI 算法的 PSNR 值平均提高了 1.316 2 dB,SSIM 值平均提高了 0.007。因此,

从客观评价指标上也可以看出本文算法的性能明显优于 Bicubic、NEDI、SAI 算法。

为了验证本文算法的普适性,选取普通云图进行重建,对测试云图 3、4 进行三倍下采样处理后,分别采用 Bicubic、NEDI、SAI 算法和本文算法进行重构,实现三倍超分辨率重建。图 7 给出了云图 3 在不同算法下的重建结果,从视觉效果来看,与其他 3 种算法相比,本文方法更好地重建出了图像的边缘,恢复的细节更多。表 2 展示了不同算法的 PSNR 和 SSIM,由表 2 可以看出本文



(a)Bicubic 算法 (b)NEDI 算法
(a)Bicubic algorithm (b)NEDI algorithm



(c)SAI 算法 (d)本文算法
(c)SAI algorithm (d)Proposed algorithm

图 7 3 倍超分辨率重建的云图 3

Fig. 7 Reconstruction results of 3-time super-resolution of infrared nephogram 3

参考文献:

- [1] 李秀馨,王敬东,徐焯晔. 基于改进 FCM 算法的卫星云图聚类方法研究[J]. 红外技术, 2013, 35(3): 150-154.
LI X X, WANG J D, XU Y Y. Satellite image clustering research based on improved FCM algorithm [J]. *Infrared Technology*, 2013, 35(3): 150-154. (in Chinese)

表 2 不同算法重建云图 3、4 的 PSNR 和 SSIM 值

Tab. 2 PSNRs and SSIMs of reconstructed image 3, 4 by different algorithms

Algorithm	云图 3		云图 4	
	PSNR/dB	SSIM	PSNR/dB	SSIM
Bicubic	39.193 1	0.969 1	31.607 5	0.886 1
NEDI	43.684 0	0.980 3	34.721 2	0.932 6
SAI	43.895 2	0.981 4	35.388 0	0.953 6
Proposed algorithm	44.433 6	0.983 6	35.527 0	0.955 1

算法的 PSNR 和 SSIM 值最高,这说明本文算法的超分辨率重建效果更好。究其原因,卫星云图纹理细节较丰富,本文算法能有效分离云图中的结构分量和纹理分量,并结合云图的不同形态特点,运用不同超分辨率方法准确重建出云图平滑分量,可较好地表达云图的纹理特征。

5 结 论

本文提出了一种基于 TV-L¹ 分解的红外云图超分辨率算法,利用 TV-L¹ 模型将低分辨率云图分解为结构分量和纹理分量,根据不同分量所包含的形态特征的特点,使用不同的超分辨率方法准确表示云图的不同形态特征,有效保持了卫星云图纹理和边缘,得到纹理信息更加丰富的重建云图。实验结果表明,所提出的算法在视觉效果以及定量评价指标上均优于传统插值方法,在实现两倍超分辨率时,PSNR 和 SSIM 平均值分别提高了 1.316 2~4.591 9 dB 和 0.007 1~0.020 6,实现三倍超分辨率时 PSNR 和 SSIM 平均值分别提高了 0.338 7~4.58 dB 和 0.001 8~0.041 7,说明本算法具有更好的重构效果,能较好地提高红外云图的分辨率。

- [2] GREENSPAN H. Super-resolution in MRI [C]. *Proceedings of the 2002 IEEE International Symposium on Biomedical Imaging*, 2002: 943-946.
[3] KENNEDY J A, ISRAEL O, FRENKEL A, et al. Super-resolution in PET imaging[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2006, 25(2): 137-147.
[4] ZHENG Z H, WANG B, SUN K. Single remote sensing image super-resolution and denoising via

- sparse representation [C]. 2011 *International Workshop on Multi-Sensor Remote Sensing and Mapping (M2RSM)*, 2011:1-5.
- [5] 翟海天,李辉,李彬. 基于区域划分的红外超分辨率重建[J]. *光学精密工程*, 2015, 23(10):2989-2996. ZHAI H T, LI H, LI B. Infrared super resolution reconstruction based on region division [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(10): 2989-2996. (in Chinese)
- [6] 龚卫国,潘飞宇,李进明. 用双层重建法实现单幅图像的超分辨率重建[J]. *光学精密工程*, 2014, 22(3):720-729. GONG W G, PAN F Y, LI J M. Single-image super-resolution reconstruction via double layer reconstructing [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(3): 720-729. (in Chinese)
- [7] JING G D, SHI Y H, LU B. Single-image super-resolution based on decomposition and sparse resolution[C]. 2010 *International Conference on Multimedia Communications (Mediacom)*, 2010: 127-130.
- [8] VINCENGT L G. Cartoon+Texture image decomposition by the TV- L^1 model[J]. *Image Processing On Line*, 2014, 4:204-219.
- [9] ZHANG X J, WU X L. Image interpolation by adaptive 2-D autoregressive modeling and soft-decision estimation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, 17(6):887-896.
- [10] 周妍,李庆武,霍冠英. 基于非下采样 Contourlet 变换系数直方图匹配的自适应图像增强[J]. *光学精密工程*, 2014, 22(8):2214-2222. ZHOU Y, LI Q W, HUO G Y. Adaptive image enhancement based on NSCT coefficient histogram matching [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(8): 2214-2222. (in Chinese)
- [11] RUDIN L, OSHER S, FATEMI E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms [J]. *Physica D*, 1992, 60(1-4):259-268.
- [12] CHAN T F, ESEDOGLU S. Aspects of total variation regularized L_1 function approximation [J]. *SIAM Journal on Applied Mathematics*, 2005, 65(5):1817-1837.
- [13] CHAMBOLLE A, POCK T. A first-order primal-dual algorithm for convex problems with applications to imaging [J]. *Journal of Mathematical Imaging and Vision*, 2011, 40(1):120-145.
- [14] 赵文达,赵建,韩希珍,等. 基于变分偏微分方程的红外图像增强算法研究[J]. *液晶与显示*, 2014, 29(2):281-285. ZHAO W D, ZHAO J, HAN X ZH. Infrared image enhancement based on variational partial differential equations [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2014, 29(2):281-285. (in Chinese)
- [15] da CUNHA A L, ZHOU J P, DO M N. The non-subsampled contourlet transform: Theory, design, and applications [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, 15(10): 3089-3101.
- [16] DO M N, VETTERLI M. The Contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2005, 14(12):2091-2106.
- [17] 杨桃,童涛,孟强强. 基于梯度加权的红外与可见光图像融合方法[J]. *红外与激光工程*, 2014, 43(8):2772-2779. YANG G, TONG T, MENG Q Q. Infrared and visible images fusion method based on gradient weighted [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2014, 43(8):2772-2779. (in Chinese)
- [18] ZHOU F, MA X L, LI Y. Medical image enhancement based on NSCT [C]. *International Communications Satellite Systems Conference*, 2013:166-169.

作者简介:



符冉迪(1971—),男,浙江余姚人,硕士,副教授,主要从事数字图像处理、模式识别方面的研究。E-mail: furandi@nbu.edu.cn



周颖(1992—),女,湖北黄冈人,硕士研究生,主要从事数字图像处理、超分辨率方面的研究。E-mail: zhouying9264@163.com