

# 基于卡通-纹理分解的遥感图像融合方法

潘多 周雪梅

(四川工商职业技术学院信息工程系 四川 都江堰 611830)

**摘要** 针对当前遥感图像融合算法在全色图像与多光谱图像融合过程中存在光谱失真和模糊等问题,提出一种基于卡通-纹理分解的融合方法。通过特征分解将遥感图像分解为具有光谱信息的卡通空间和包含空间信息的纹理空间;采用全色纹理分量替换多光谱纹理分量,对遥感图像进行全色锐化;利用全色卡通元素的梯度,在保持光谱质量的同时,强化图像的边缘信息和一些重要细节。实验结果表明,该方法可以在保留光谱特征的同时获得高分辨率的多光谱图像,而且该方法在空间和光谱质量方面的性能表现明显优于其他方法。

**关键词** 卡通-纹理分解 全色锐化 图像分解 遥感图像融合

中图分类号 TP391

文献标志码 A

DOI:10.3969/j.issn.1000-386x.2020.09.027

## REMOTE SENSING IMAGE FUSION METHOD BASED ON CARTOON-TEXTURE DECOMPOSITION

Pan Duo Zhou Xuemei

(Department of Information Engineering, Sichuan Technology Business College, Dujiangyan 611830, Sichuan, China)

**Abstract** Aiming at the problems of spectral distortion and ambiguity in the fusion process of the panchromatic image and multi-spectral image, this paper proposes a new fusion method based on cartoon-texture decomposition. The remote sensing image was decomposed into cartoon space with spectral information and texture space with spatial information by feature decomposition; the panchromatic texture component was replaced by the multispectral texture component to sharpen the remote sensing image; the gradient of panchromatic cartoon elements was used to enhance the edge information and some important details while maintaining the spectral quality. The experimental results show that the proposed method can obtain high-resolution multispectral images while retaining spectral features, and its performance in spatial and spectral quality is significantly better than other methods.

**Keywords** Cartoon-texture decomposition PAN-sharpening Image decomposition Remote sensing image fusion

## 0 引言

遥感图像分为高空间(低光谱)分辨率全色图像(PAN)和低空间(高光谱)分辨率多光谱图像(MS)<sup>[1]</sup>。由于现有技术的局限,许多遥感卫星很难同时获取具备高空间分辨率和高光谱分辨率的遥感图像。目前可用的是具有高空间分辨率的全色图像和多个具有高光谱分辨率的多光谱图像。随着对同时具备高空间分辨率和高光谱分辨率图像的需求的增加,研究人员提出一种泛锐化的图像融合方法<sup>[2]</sup>。因为具有丰富光谱信

息的多光谱图像和具有高空间分辨率的全色图像在特性上具有互补性,全色锐化图像融合方法就是通过分解变换的方式将全色图像的空间信息融合到多光谱图像中,产生具有高空间分辨率和高光谱分辨率的融合图像。

全色锐化方法主要可分为两类:多分辨率分析方法和成分替代方法<sup>[3]</sup>。多分辨率分析方法采用多尺度分解方式,对目标图像进行多分辨率分解,将提取到的全色图像中的高频信息及相关细节注入多光谱图像。最常用的多分辨率分析方法如小波变换<sup>[4]</sup>、拉普拉斯金字塔(LP)<sup>[5]</sup>等在融合时会引入较多的人为噪声。

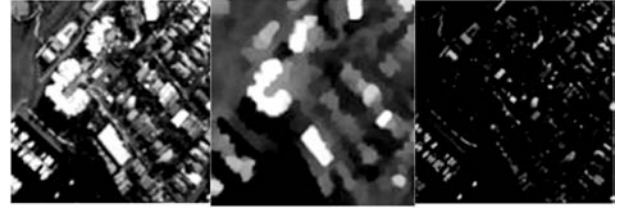
成分替代方法是将多光谱图像变换到空间成分与光谱成分分离的新空间上,利用经过处理的全色图像对空间分量进行增强,然后经过逆变换得出具有高空间分辨率的多光谱图像。最广泛使用的成分替代方法主要是主成分分析(PCA)<sup>[6]</sup>和适应性 IHS(AIHS)方法<sup>[7]</sup>等,这些方法操作简单,可以有效地消除部分冗余,但是存在容易产生光谱扭曲、空间分辨率不高的问题。基于纹理和卡通的几何特征分解也属于成分替代方法的一种。常莉红<sup>[8]</sup>利用卡通和纹理空间特征的差异性,通过学习获得的卡通字典和纹理字典对源图像进行融合。Lotfi 等<sup>[9]</sup>提出一种基于卡通和纹理分解的全色锐化方法,将 PAN 图像和 MS 图像分解成卡通和纹理分量,在融合过程中使用了 PAN 图像中的纹理分量替换多光谱纹理分量,对遥感图像进行锐化。徐金东等<sup>[10]</sup>提出一种图像多尺度稀疏分解的新方法,利用离散余弦变换和曲波变换将遥感图像分解为纹理和卡通两部分,通过提取有效尺度下 PAN 图像的纹理成分和 MS 图像的卡通成分,采取稀疏重建的方式将两者进行融合。Gupta 等<sup>[11]</sup>采用纹理检测和平滑样条插值的方式将图像分解为动画部分和纹理部分,有效地保存边缘信息。杜凯敏等<sup>[12]</sup>提出一种将图像块分类与图像卡通纹理分解相结合的图像重建算法,通过纹理类用形态成分分析算法将图像分解为卡通部分和纹理部分,然后对其分别训练高低分辨率字典,最后运用稀疏系数与高分辨率字典重建图像块。王一棠等<sup>[13]</sup>提出一种基于形态成分分析的多源图像融合方法,通过分离源图像中不同形态结构的卡通-纹理成分,设计卡通纹理判别字典学习模型,然后引入非局部均值相似性的一致性正则项来约束稀疏编码系数的解空间,最终获得性能更优的融合图像。

目前,大多数遥感图像的全色锐化方法都存在图像光谱失真的现象,只是在失真量上有所不同而已。减少光谱失真的方法是在图像融合过程中选择合适的像素和细节注入量。针对遥感图像全色锐化时光谱失真的问题,本文提出一种基于卡通-纹理分解的遥感图像融合方法。该方法首先通过特征分解将空间信息和光谱信息进行适当分离,然后采用全色纹理分量替换多光谱纹理分量,对遥感图像进行全色锐化。最后利用基于全色卡通分量的梯度能量函数来强化图像的边缘信息和空间内容。

## 1 基于卡通-纹理分解的图像融合方法

在图像处理中一个重要的问题就是将图像的不同特征进行区分,一幅图像  $f$  可以分解为卡通( $u$ )和纹理

( $v$ )两部分,表示为  $f = u + v$ ,其中卡通分量由边缘和边界的尖锐部分构成,纹理分量由图像的振荡或小尺度的特殊图案构成。图 1 给出了利用卡通-纹理进行图像分解的例子,卡通分量包括边界清晰的平滑区域和保留光谱信息,纹理分量表示空间信息。



(a) 遥感图像 (b) 卡通部分 (c) 纹理部分

图 1 多光谱图像分解

根据光谱图像数据中具有最少的几何细节这一特性,可以用卡通空间来描述光谱信息,空间信息可以通过卡通空间的正交补,即纹理空间来表述。由于纹理空间并不能完全描述空间信息,比较尖锐的边缘和边界信息会被弱化,但是在这个过程中,光谱信息可以完全被表征出来,不会出现信息丢失的现象。本文提出一种新的基于平移图像卡通分量的分解模型,在卡通和纹理空间中都进行全色锐化。

### 1.1 基于平移图像卡通分量的锐化模型

考虑到将锐化的边缘投影到卡通空间后,在全色锐化过程中将不会再被锐化。因此,本文提出新的分解模型是将空间分量投射到卡通空间中,同时强化边缘等重要细节。图像的空间信息一般可以通过测量梯度场来表达,所以利用全色卡通分量的梯度可以提取出图像的边缘和边界。

鉴于上述分析,本文提出的新的图像分解模型如下:

$$\min_{u \in \mathbf{R}^n, g \in \mathbf{R}^n \times \mathbf{R}^n} \left\{ \tau \| \nabla u \|_1 + \frac{1}{2} \| u + \text{div}(g) - f \|_2^2 + \mu \| g \|_p + \gamma E(u, u_p) \right\} \quad (1)$$

式中:  $\tau, \mu$  是卡通分量  $u$  和纹理分量  $\text{div}(g)$  的平衡参数,  $g$  是非增光滑扩散函数即关于扩散图像的梯度强度的单调递减函数,  $\gamma$  是调整边缘强度的参数。  $E(u, u_p)$  表示能量函数:

$$E(u, u_p) = \frac{1}{2} \| \nabla u - \alpha_i \nabla u_p \|_2^2 \quad (2)$$

式中:  $u_p$  是 PAN 图像的卡通分量。系数  $\alpha_i$  ( $i = 1, 2, \dots, L$ ) 是采用 MS 频带线性组合的方式对 PAN 图像进行近似,这些系数可以通过自适应的方法来获得。用这种方法计算得到的系数,可以提高 PAN 锐化图像的光谱质量。

本文提出的分解模型中,首先将 PAN 的图像分解成其卡通分量和纹理分量。然后利用式(1)分别对

MS 图像的光谱波段进行处理,利用 PAN 图像卡通分量的梯度增强 MS 卡通分量的边缘。最后将增强的 MS 图像的卡通分量转移到融合后的图像中,并且将纹理分量替换为 PAN 纹理分量。融合算法如下:

$$\hat{M}(k) = u_M(k) + v_p \quad k=1,2,\dots,L \quad (3)$$

式中: $\hat{M}(k)$ 是第  $k$  光谱波段的融合图像, $u_M(k)$ 是第  $k$  光谱波段的 MS 图像的卡通分量, $v_p$ 是 PAN 图像的纹理分量, $L$ 是多光谱波段的数目。

图2为基于卡通-纹理分解思路进行图像融合的示意图。

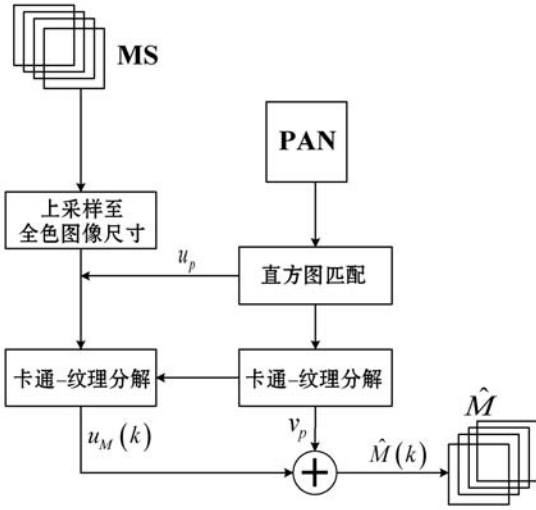


图2 基于卡通-纹理思路的图像融合示意图

## 1.2 锐化模型的数值算法

通过引入辅助变量的方式,将式(1)改为具有线性约束可分离的凸优化问题:

$$\min \left\{ \tau \|x\|_1 + \frac{1}{2} \|y - f\|_2^2 + \mu \|z\|_p + \frac{\gamma}{2} \|x - \alpha_i \nabla u_p\|_2^2 \right\} \quad (4)$$

式中:辅助变量  $x = \nabla u$ ,  $y = u + \text{div}(g)$ ,  $z = \vec{g}$ 。

式(4)中优化问题的增广拉格朗日函数定义为:

$$\begin{aligned} L(x, y, z, u, g, \lambda) = & \tau \|x\|_1 + \frac{1}{2} \|y - f\|_2^2 + \\ & \mu \|z\|_p + \frac{\gamma}{2} \|x - \alpha_i \nabla u_p\|_2^2 + \frac{\beta_1}{2} \left\| \nabla u - x - \frac{\lambda_1}{\beta_1} \right\|_2^2 + \\ & \frac{\beta_2}{2} \left\| u + \text{div}(g) - y - \frac{\lambda_2}{\beta_2} \right\|_2^2 + \frac{\beta_3}{2} \left\| z - g - \frac{\lambda_3}{\beta_3} \right\|_2^2 \end{aligned} \quad (5)$$

式中: $\lambda = (\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3)$ 是拉格朗日乘子, $\beta_i > 0 (i=1, 2, 3)$ 是函数中的惩罚参数。式(4)中的凸优化问题可以通过采用分离变量法进行求解。本文采用带高斯回归的交替方向乘子法(ADMM-GBS)快速求解模型:

1)  $\vec{g}$ -子问题对应的优化问题如下:

$$\tilde{g}^k = \arg \min_g \frac{\beta_2}{2} \left\| u^k + \text{div}(g) - y^k - \frac{\lambda_2^k}{\beta_2} \right\|_2^2 +$$

$$\frac{\beta_3}{2} \left\| z^k - \vec{g} - \frac{\lambda_3^k}{\beta_3} \right\|_2^2 \quad (6)$$

式(6)求解等价于求解如下线性方程式:

$$(\beta_2 \text{div}^T \text{div} + \beta_3 I) g = \text{div}^T [\beta_2 (y^k - u^k) + \lambda_2^k] + \beta_3 z^k - \lambda_3^k \quad (7)$$

式(7)可由离散的余弦变换(DCT)或者快速傅立叶变换(FFT)求解。

2)  $u$ -子问题对应的优化问题如下:

$$\begin{aligned} \tilde{u}^k = \arg \min_u & \frac{\beta_1}{2} \left\| \nabla u - x^k - \frac{\lambda_1^k}{\beta_1} \right\|_2^2 + \\ & \frac{\beta_2}{2} \left\| u + \text{div}(\tilde{g}^k) - y^k - \frac{\lambda_2^k}{\beta_2} \right\|_2^2 \end{aligned} \quad (8)$$

式(8)求解等价于求解如下线性方程式:

$$(\beta_1 \nabla^T \nabla + \beta_2 I) u = \nabla^T (\beta_1 x^k + \lambda_1^k) + \lambda_2^k + \beta_2 (y^k - \text{div} \tilde{g}^k) \quad (9)$$

当边界条件应用一阶导数算子 $\nabla$ 时,式(9)可由FFT或DCT求解。

3)  $(x, y, z)$ -子问题对应的优化问题如下:

$$\begin{aligned} (\tilde{x}^k, \tilde{y}^k, \tilde{z}^k) = \arg \min_{x, y, z} & \tau \|x\|_1 + \frac{1}{2} \|y - f\|_2^2 + \mu \|z\|_p + \\ & \frac{\beta_1}{2} \left\| \nabla u^k - x - \frac{\lambda_1^k}{\beta_1} \right\|_2^2 + \frac{\beta_2}{2} \left\| \tilde{u}^k + \text{div}(\tilde{g}^k) - y - \frac{\lambda_2^k}{\beta_2} \right\|_2^2 \\ & \frac{\gamma}{2} \|x - \alpha_i \nabla u_p\|_2^2 + \frac{\beta_3}{2} \left\| z - \tilde{g} - \frac{\lambda_3^k}{\beta_3} \right\|_2^2 \end{aligned} \quad (10)$$

式(10)中每一个子问题可以分别解决, $x$ -子问题的优化问题如下:

$$\begin{aligned} \tilde{x}^k = \text{shrink}_{\frac{\tau}{\beta_1}} \left( \nabla \tilde{u}^k - \frac{\lambda_1^k}{\beta_1} \right) = \arg \min_x & \frac{\tau}{\beta_1} \|x\|_1 + \\ & \frac{1}{2} \left\| x - \nabla \tilde{u}^k + \frac{\lambda_1^k}{\beta_1} \right\|_2^2 + \frac{\gamma}{2\beta_1} \|x - \alpha_i \nabla u_p\|_2^2 \end{aligned} \quad (11)$$

式中: $\text{shrink}$ 是收缩算子,对于任意的参数 $c > 0$ ,收缩算子定义为:

$$\text{shrink}_c(g) := g - \min\{c, |g|\} \frac{g}{|g|} \quad \forall g \in \mathbf{R}^n \times \mathbf{R}^n \quad (12)$$

$y$ -子问题的优化问题如下:

$$\tilde{y}^k = \arg \min_y \frac{1}{2} \|y - f\|_2^2 + \frac{\beta_2}{2} \left\| \tilde{u}^k + \text{div}(\tilde{g}^k) - y - \frac{\lambda_2^k}{\beta_2} \right\|_2^2 \quad (13)$$

可由下列线性方程求解:

$$(\mathbf{K}^T \mathbf{K} + \beta_2 \mathbf{I}) y = \mathbf{K}^T f + \beta_2 (\tilde{u}^k + \text{div} \tilde{g}^k) - \lambda_2^k \quad (14)$$

式中: $\mathbf{K}$ 表示线性算子,一般取 $\mathbf{K} = \mathbf{I}$ 或 $\beta \mathbf{I}$ 表示单位算子; $\beta$ 表示与空间不变点扩展函数相关的模糊矩阵。

$z$ -子问题的优化问题如下:

$$\tilde{z}^k = \arg \min_z \frac{\mu}{\beta_3} \|z\|_p + \frac{1}{2} \left\| z - \tilde{g}^k - \frac{\lambda_3^k}{\beta_3} \right\|_2^2 = \text{prox}_{\frac{\mu}{\beta_3} \|\cdot\|_p} \left( \tilde{g}^k + \frac{\lambda_3^k}{\beta_3} \right) \quad (15)$$

当  $c > 0$  时,  $\text{prox}_{\frac{\mu}{\beta_3} \|\cdot\|_p}(\cdot)$  函数是  $c \|\cdot\|_p$  函数的邻域函数, 当  $p=1, 2$  时,  $\tilde{z}^k$  可以由式(15)求解出来。

### 1.3 分解模型的算法流程

- (1) 选定合适的参数  $\tau, \mu, \beta_i, \gamma$  输入;
- (2) 初始化,  $k=0, \lambda_i=0$ ;
- (3) 迭代;
- (4) 依次更新分量  $\tilde{g}^k, \tilde{u}^k, \tilde{x}^k, \tilde{y}^k, \tilde{z}^k$ ;
- (5)  $\tilde{\lambda}_1^k = \lambda_1^k - \beta_1 (\nabla \tilde{u}^k - \tilde{x}^k)$   
 $\tilde{\lambda}_2^k = \lambda_2^k - \beta_2 (\tilde{u}^k + \text{div}(\tilde{g}^k) - y^k)$   
 $\tilde{\lambda}_3^k = \lambda_3^k - \beta_3 (\tilde{z}^k - \tilde{g}^k)$
- (6) 输出  $g^{k+1} = g^k - \alpha M^{-T} H(g^k - \tilde{g}^k)$   
 $u^{k+1} = \tilde{u}^k$ ;

算法中矩阵  $M$  和  $H$  的定义为:

$$M = \begin{bmatrix} \beta A_1^T A & 0 & 0 \\ \beta A_2^T A_1 & \beta A_2^T A_2 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{\beta} I \end{bmatrix} \quad (16)$$

$$H = \begin{bmatrix} \beta A_1^T A & 0 & 0 \\ 0 & \beta A_2^T A_2 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{\beta} I \end{bmatrix} \quad (17)$$

$$\text{式中: } A_1 = \begin{bmatrix} -I & 0 \\ 0 & \text{div} \\ 0 & -I \end{bmatrix}, A_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ -I \\ 0 \end{bmatrix}.$$

## 2 实验

所有实验在一台配置为 Intel (R) Core (TM) i5-3320 CPU @ 2.60 GHz 和 4 GB RAM 的笔记本电脑上进行, 所有测试均在 MATLAB 2014a 环境下实现。采用来自 Pléiades 卫星<sup>[1]</sup> 和 WorldView-2 卫星<sup>[14]</sup> 两组不同的遥感数据用以评价本文提出方法的性能, 并将本文方法与主流全色锐化算法如基于 SR 的方法<sup>[1]</sup>、基于 GIF 的方法<sup>[7]</sup>、基于 MWT 的方法<sup>[13]</sup> 和基于 MO 的锐化方法<sup>[14]</sup> 等进行性能比较。

### 2.1 锐化结果评价方法

为客观评价锐化结果, 采用常用的评价指标进行评价<sup>[15]</sup>: (1) 评价两幅图像相似度的相关系数值

(Correlation Coefficient, CC); (2) 全面反映锐化结果质量的合成图像无方向性全局相对误差 (Erreur Relative Globale Adimensionnelle de Synthèse, ERGAS); (3) 综合反映锐化结果相关度损失、亮度失真和对比度失真的通用图像质量指标 (Universal Image Quality Index, UIQI); (4) 计算参考图像和锐化结果之间角度向量绝对值的波谱角度映射表 (Spectral Angle Mapper, SAM); (5) 反映所有通道平均光谱表现的相对平均光谱误差 (Relative Average Spectral Error, RASE); (6) 直接计算两幅图像像素值差异的均方根误差 (Root Mean Square Error, RMSE)。其中 CC 和 UIQI 的理想值为 1, 而 ERGAS、SAM、RASE 和 RMSE 的理想值为 0。

### 2.2 Pléiades 卫星数据

Pléiades 卫星可以提供 0.8 m 分辨率的单波段 PAN 图像和 3.2 m 分辨率的 4 波段 MS 图像。本文方法与其他方法的融合结果如图 3 所示。分解 PAN 图像时, 选择参数为  $\tau=0.1, \mu=5 \times 10^{-4}, \beta_1=6, \beta_2=\beta_3=5, \gamma=0.01$ ; 分解 MS 图像时, 选择参数为  $\tau=2 \times 10^{-2}, \mu=5 \times 10^{-2}, \beta_1=10, \beta_2=5, \beta_3=1, \gamma=0.1$ 。通过 80 次迭代后获取 PAN 和 MS 的图像组件并采用不同方法进行图像融合。从图 3 中可以看出, 本文算法和大多数对比算法的锐化图像在光谱方面取得较好的效果, 均提高了 MS 图像的分辨率, 只有基于 MO 的算法在锐化过程中出现了光谱失真的现象, 锐化结果颜色偏白。

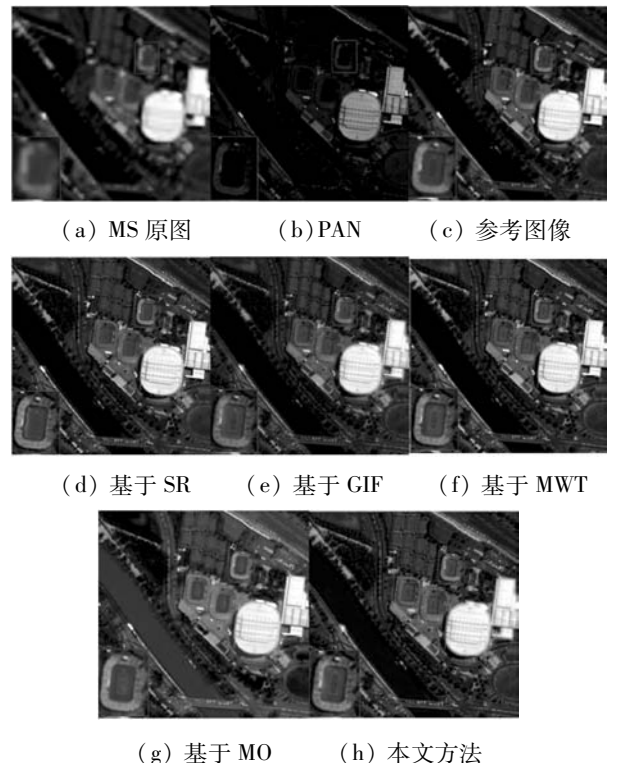


图3 不同方法处理 Pléiades 卫星数据的锐化结果

表 1 给出了图 3 中结果的质量指标。从表 1 可见,本文算法在 CC 和 UIQI 指标中的结果最高,在 ERGAS、SAM、RASE、RMSE 指标中的结果最低,因此本文方法在 Pléiades 卫星数据的锐化结果明显优于其他方法。

表 1 Pléiades 卫星实验数据的评价指标

算法	CC	SAM	ERGAS	RMSE	RASE	UIQI
SR	0.935 5	0.064	4.473 0	57.701	20.803	0.941 4
MWT	0.940 3	0.063	4.690 0	56.293	19.791	0.933 5
MO	0.926 7	0.069	5.067 5	60.167	20.330	0.926 2
GIF	0.962 1	0.063	4.599 6	59.962	18.251	0.962 1
本文算法	<b>0.967 9</b>	<b>0.061</b>	<b>4.384 5</b>	<b>56.187</b>	<b>17.940</b>	<b>0.966 9</b>

### 2.3 WorldView-2 卫星数据

WorldView-2 卫星可以提供 0.46 m 分辨率的单波段 PAN 图像和 1.8 m 分辨率的 8 波段 MS 图像。该方法与其他方法的融合结果如图 4 所示。分解 PAN 图像时,选择参数为  $\tau = 1.3 \times 10^{-3}, \mu = 10^{-3}, \beta_1 = 20, \beta_2 = \beta_3 = 5, \gamma = 0.01$ ;分解 MS 图像时,选择参数为  $\tau = 3 \times 10^{-2}, \mu = 1.25 \times 10^{-2}, \beta_1 = 16, \beta_2 = 4.5, \beta_3 = 1, \gamma = 0.1$ 。从图 4 可以看出,在所有方法中都可以观察到光谱失真的现象,在近视图中的草地区域产生不自然的颜色,所提出的方法获得的结果在整体性能上最接近参考图。

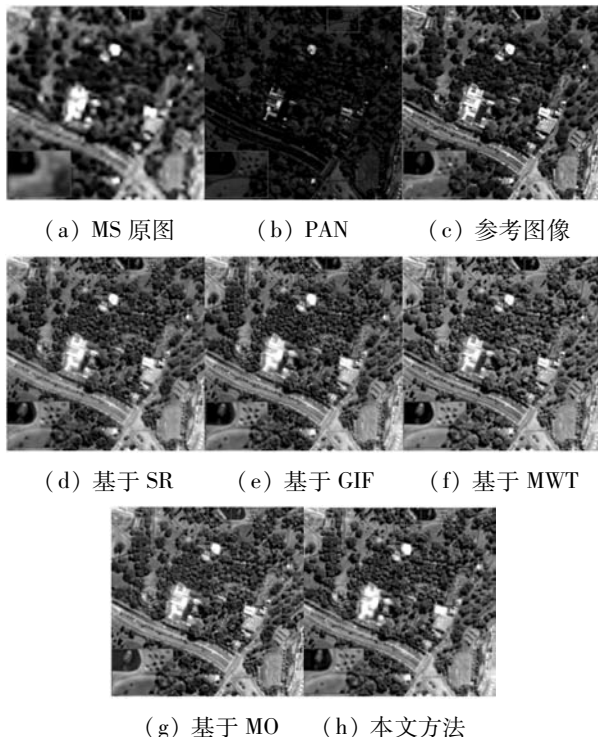


图 4 不同方法处理 WorldView-2 卫星数据的锐化结果

如表 2 所示,客观质量与主观评价一致,本文方法在 CC、ERGAS、UIQI、RASE 和 RMSE 指标方面表现出良好的客观效果。此外,SAM 值与图像的光谱类型有

关,因此,获得最佳值的方法不是固定的。

表 2 WorldView-2 卫星实验数据的评价指标

算法	CC	SAM	ERGAS	RMSE	RASE	UIQI
SR	0.908 4	0.103	6.013 0	60.103	22.001	0.881 4
MWT	0.899 3	0.099	6.190 0	58.699	21.870	0.877 5
MO	0.872 3	0.109	6.067 5	62.117	22.130	0.866 2
GIF	0.912 0	<b>0.090</b>	5.924 6	59.792	20.851	0.876 6
本文算法	<b>0.927 1</b>	<b>0.091</b>	<b>5.840 5</b>	<b>58.081</b>	<b>19.940</b>	<b>0.886 9</b>

### 3 结 语

针对当前遥感图像在锐化过程中存在光谱失真和模糊的问题,本文提出一种新的基于卡通-纹理分解的全色锐化方法,在保留光谱特征的同时提高空间信息。该方法首先利用特征分解将遥感图像分解为卡通、纹理空间,然后将全色纹理分量替换多光谱纹理分量,最后,利用全色卡通元素的梯度强化图像的边缘信息。实验结果表明,与其他经典的锐化方法相比较,本文方法在空间和光谱质量方面都有较好的性能。

### 参 考 文 献

- [1] 吴宗骏,吴炜,杨晓敏,等.改进的基于稀疏表示的全色锐化算法[J].计算机应用,2019,39(2):236-241.
- [2] 焦姣,吴玲达.形态学滤波和改进 PCNN 的 NSST 域多光谱与全色图像融合[J].中国图象图形学报,2019,24(3):435-446.
- [3] 曲家慧,李云松,董文倩,等.基于边缘保持滤波和结构张量的遥感图像融合[J].北京航空航天大学学报,2018,44(12):20-29.
- [4] Kulkarni J S, Bichkar R S. Comparative analysis of image fusion using DCT, DST, DWT, walsh transform and kekre's wavelet transform[C]//International Conference on Intelligent Computing and Applications(ICICA),2016:227-235.
- [5] 刘斌,辛迦楠,谌文江,等.不可分拉普拉斯金字塔构造及其在多光谱图像融合中的应用[J].计算机应用,2019,39(2):260-266.
- [6] 莫才健,田健榕,武锋强,等.基于加权小波分析的遥感图像融合算法[J].吉林大学学报(理学版),2018,56(3):155-162.
- [7] Jian L, Yang X, Wu W, et al. Pansharpening using a guided image filter based on dual-scale detail extraction[J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2018, 31(5): 1-15.
- [8] 常莉红.一种基于特征分解的图像融合方法[J].浙江大学学报(理学版),2018,45(4):29-32.

表3 27幅图像的平均均方误差

Trimap 类型	Closed Form	Robust	RobustKNN
巨大	802.35	944.50	625.66
大	543.25	532.77	472.67
小	332.13	335.88	188.71

表4 27幅图像的平均绝对误差

Trimap 类型	Closed Form	Robust	RobustKNN
巨大	8.44	8.23	6.67
大	5.45	5.18	4.71
小	3.53	3.46	2.82

## 5 结 语

本文在鲁棒抠图算法的基础上,采用KNN算法对采样得到的初级 $\alpha$ 进行后处理,算法弥补了以往使用传统仿射类算法做后处理时,使用单一的空间距离作为特征的缺陷,这会造成搜索范围较小。而在局部窗口中使用简单的颜色线性模型使得对于颜色分布较复杂的图片造成较大的误差。本文采用KNN搜索方法用作后处理,为每个未知点建立颜色特征和空间特征,使得未知点能找到与其颜色相近的一些近邻点,同时KNN类仿射算法具备采样范围较宽的特点,能搜索到较远处的像素。实验结果表明,使用KNN类仿射算法做后处理相较于传统的仿射类算法,无论在视觉方面还是准确性方面,其Alpha结果都有较大的提高。

## 参 考 文 献

- [1] Brinkmann R. The art and science of digital compositing[J]. The Art and Science of Digital Compositing, 2008, 5: 675 - 684.
- [2] 徐涛. 数字抠图方法研究[D]. 北京: 北京理工大学, 2015.
- [3] 姚桂林, 姚鸿勋. 基于仿射方法的图像抠图算法综述[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2016, 28(4): 677 - 692.
- [4] Ruzon M A, Tomasi C. Alpha estimation in natural images [C]//Proceedings of the 2000 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2000: 18 - 25.
- [5] Chuang Y Y, Curless B, Salesin D H, et al. A bayesian approach to digital matting [C]//Proceedings of the 2001 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2001: 264 - 271.
- [6] Wang J, Cohen M F. Optimized color sampling for robust matting [C]//Proceedings of the 2007 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2007: 1 - 8.
- [7] Gastal E S L, Oliveira M M. Shared sampling for real-time alpha matting [J]. Computer Graphics Forum, 2010, 29(2):

575 - 584.

- [8] He K M, Rhemann C, Rother C, et al. A global sampling method for alpha matting [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2011: 2049 - 2056.
- [9] Sun J, Jia J Y, Tang C K, et al. Poisson matting [J]. ACM Transactions on Graphics, 2004, 23(3): 315 - 321.
- [10] Grady L, Schiwietz T, Aharon S, et al. Random walks for interactive alpha-matting [C]//IASTED International Conference on Visualization, Imaging, and Image Processing, 2005: 423 - 429.
- [11] Levin A, Lischinski D, Weiss Y. A closed-form solution to natural image matting [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 30(2): 228 - 242.
- [12] Chen Q, Li D, Tang C K. KNN matting [C]//Proceedings of the 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2012: 2175 - 2188.
- [13] 姚桂林, 刘绍辉, 李敏, 等. 后处理在数字抠像中的应用与解析 [J]. 电子学报, 2017, 45(3): 719 - 729.
- [14] Shahrian E, Rajan D. Weighted color and texture sample selection for image matting [C]//Proceedings of the 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2012: 718 - 725.
- [15] Rhemann C, Rother C, Wang J, et al. A perceptually motivated online benchmark for image matting [C]//Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2009: 1826 - 1833.

## (上接第169页)

- [9] Lotfi M, Ghassemian H. A new pansharpening method based on cartoon + texture decomposition [C]//2016 8th International Symposium on Telecommunications (IST). IEEE, 2016.
- [10] 徐金东, 牟春晓, 范宝德, 等. 图像的多尺度稀疏分解及其在遥感图像融合上的应用 [J]. 烟台大学学报(自然科学与工程版), 2017, 30(1): 48 - 54.
- [11] Gupta B, Singh A K. A new cartoon—texture image decomposition approach with smoothing spline interpolation [J]. Optik, 2018, 159: 39 - 49.
- [12] 杜凯敏, 康宝生. 基于图像块分类的图像超分辨率重建 [J]. 计算机应用, 2019, 39(2): 273 - 277.
- [13] 王一棠, 张亚飞, 李华锋. 基于判别字典学习与形态成分分解的多源图像融合 [J]. 光学技术, 2019, 45(1): 65 - 71.
- [14] 石岩. 基于二维不可分形态小波变换的多光谱图像全色锐化方法 [J]. 北京交通大学学报, 2018, 42(5): 120 - 126.
- [15] Takeyama S, Ona S, Kumazawa I, et al. Robust and effective hyperspectral pansharpening using spatio-spectral total variation [C]//2018 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). IEEE, 2018: 1603 - 1607.