

基于回归克里金的高分-1 影像融合

王书涛¹, 康旺^{1*}, 孔德明¹, 王铁柱¹, 李瑞祥²

¹燕山大学电气工程学院河北省测试计量技术及仪器重点实验室, 河北 秦皇岛 066004;

²河南理工大学测绘与国土信息工程学院, 河南 焦作 454003

摘要 针对遥感数据很难同时满足高空间分辨率和高光谱分辨率的问题,提出了一种基于四叉树自适应分块的面到点的回归克里金法(QAATPRK),对高分-1(GF-1)的全色(PAN)和多光谱(MS)数据进行融合。所提方法基于面到点的回归克里金法,将整个影像分割为多个独立的融合单元并分别融合,然后将结果拼接。对于每个融合单元,使用高分辨率 PAN 影像的空间信息回归建模,使用回归克里金法处理残差。将所提方法与 Principal Component Analysis (PCA)法、小波变换法、Intensity-Hue-Saturation and Gram-Schmidt (IGS)法、密集连接网络法进行了比较。均方根误差(RMSE)、结构相似性系数(SSIM)、通用图像质量指数(UIQI)、全局综合误差(ERGAS)和光谱角(SAM)等指标表明,所提方法的融合影像质量最好,且保持了 MS 影像的光谱特性。

关键词 遥感; 影像融合; 回归克里金; 高分卫星影像; 图像处理

中图分类号 TP751.1

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202259.0828005

GF-1 Image Fusion Based on Regression Kriging

Wang Shutao¹, Kang Wang^{1*}, Kong Deming¹, Wang Tiezhu¹, Li Ruixiang²

¹Key Laboratory of Measurement and Measurement Technology and Instruments, Electrical Engineering College, Yanshan University, Qinhuangdao, Hebei 066004, China;

²School of Surveying and Land Information Engineering, Henan Polytechnic University, Jiaozuo, Henan 454003, China

Abstract Aiming at the problem that it is difficult for remote sensing data to achieve both high spatial and spectral resolution, a quadtree-based adaptive block area-to-point regression Kriging method (QAATPRK) is proposed to fuse the panchromatic (PAN) and multispectral (MS) data of GF-1. The proposed method is based on the area to point regression Kriging method, where the whole image is segmented into several independent fusion units and fused, splicing the results. For each individual fusion unit, spatial information of high-resolution PAN images were used for regression modeling and the residuals were treated by the regression Kriging method. The proposed method is compared with the Principal Component Analysis (PCA) method, wavelet transform method, Intensity-Hue-Saturation and Gram-Schmidt (IGS) method, and DenseNet. Root mean square error (RMSE), structure similarity (SSIM), universal image quality index (UIQI), relative global-dimensional synthesis error (ERGAS), and spectral angle mapper (SAM) demonstrate that the fusion image quality of the proposed method is the best and the spectral properties of the MS image are maintained.

Key words remote sensing; image fusion; regression Kriging; GF satellite image; image processing

1 引言

遥感系统可用于植被、土壤、水体和森林等地

表覆盖特征的分类、制图,而影像分类的准确程度相当部分取决于影像的质量^[1-2]。对于大部分卫星,空间分辨率、时间分辨率、光谱分辨率之间存在着

收稿日期: 2021-07-22; 修回日期: 2021-08-22; 录用日期: 2021-09-13

基金项目: 国家自然科学基金(61771419)

通信作者: *18392989267@163.com

权衡,迄今为止,没有可以同时提供高空间分辨率和高光谱分辨率影像的卫星^[3-4]。将高空间分辨率粗光谱分辨率影像和低空间分辨率精光谱分辨率影像进行融合的技术称为空间-光谱融合技术,该技术可以重建出结合高空间分辨率和光谱信息的影像^[5-6]。

基于地质学的统计分析法为遥感影像的空间-光谱融合提供了一系列的新方法,除降尺度的协同克里金法(DSCK)外,Ribeiro等^[7]在2013年提出了一种带有外部漂移的克里金法(KED)。相比于DSCK,KED简化了半变异函数建模的过程,更容易实现,但KED依然需要计算每个像素的克里金权重,计算成本高。DSCK和KED都使用了全色(PAN)影像的空间信息,并且可保留多光谱(MS)影像的光谱信息。这些方法在数学上是完美的,但计算成本过大,且未能充分使用PAN影像的空间信息^[8]。Liu等^[9]在2008年提出了一种面到点的残差克里金插值法,相比于传统的克里金插值法,该方法使得计算变得简单。在此基础上,面到点的回归克里金法(ATPRK)^[10]被提出,且被用于提高中分辨率光谱成像仪(MODIS)影像空间分辨率。

ATPRK包含线性回归建模和残差降尺度两个步骤。ATPRK建立线性回归模型时基于全局模型考虑空间的异质性和研究区域内场景变化,但线性模型无法准确表示高分辨率影像与低分辨率影像之间的关系。由地理学第一定律可知,地面任何事物都是空间相关的,距离近的事物比距离远的事物的空间相关性^[11]更大。对于遥感影像上的像素,距离越近的像素点之间的相关性越强,反之则越弱。

针对ATPRK线性回归时,全局模型无法精确表示两组数据之间关系的问题,本文提出了一种基于四叉树自适应分块的ATPRK方法(QABATPRK)对影像进行局部建模,使回归建模阶段的模型更准确。所提方法包括3个部分:四叉树自适应分块、局部回归建模、残差降尺度。在四叉树自适应分块部分,通过四叉树分解,对MS影像和PAN影像进行分割。局部回归部分,使用对应的MS和PAN影像小块建立线性回归模型。残差降尺度部分的主要作用在于保留输出结果影像中原始MS影像的光谱信息。相较于传统基于像素的克里金插值法,如DSCK、KED,所提方法计算效率更高;且所提方法保留了ATPRK的优点,可以充分利用高分辨率PAN影像的空间信息和纹理,提高了回归部分的准

确度,同时不损失原始MS影像的光谱信息。

2 四叉树自适应分块 ATPRK

2.1 四叉树分解后 MS 影像和 PAN 影像回归

高分-1(GF-1)卫星的高分相机 Panchromatic Multispectral (PMS)传感器输出的影像包含空间分辨率为2 m的PAN影像及空间分辨率为8 m的MS影像。光学传感器在可见光、近红外及短波红外范围内均可以产生PAN和MS影像。不同材料具有不同的光谱反射吸收特征和反射特征,在数字影像上的表现为不同的像素、不同的灰度值^[12-13]。遥感影像信息模型可表示为

$$Z(x, y) = k_l \rho_l(x, y) \cos[\gamma(x, y)] + O_l, \quad (1)$$

式中: $Z(x, y)$ 为对应 (x, y) 地区影像的灰度值; k_l 为增益系数; ρ_l 为地表反射率; $\gamma(x, y)$ 为像素 (x, y) 对应地区地表的太阳天顶角; O_l 是传感器标定的偏移量因子。Wang等^[14]依据遥感影像的信息模型指出: PAN影像和MS影像的灰度值之间存在线性关系。

$$Z^{\text{pan}}(x_i) = kZ^l(x_i) + b \quad (2)$$

式中: $Z^l(x_i)$ 表示MS影像 l 波段对应 x_i 点的灰度值; $Z^{\text{pan}}(x_i)$ 表示PAN影像对应 x_i 的灰度值; k 和 b 分别为对应的拟合系数和偏移量。即可以通过PAN影像和MS影像,以线性回归的方式近似预测对应区域MS 4个波段的灰度值,达到利用PAN影像空间信息增强原始MS影像的目的。

假设 $Z_v^l(x_i)$ 是分辨率为8 m的MS影像第 $l(l=1, 2, 3, 4)$ 波段上以 x_i 为中心的随机变量 V (对应像素点灰度值),其中 $i=1, \dots, N, N$ 是MS影像第 l 波段的像素数量。 $Z_v(x_j)$ 是分辨率为2 m的PAN影像上以 x_j 为中心的随机变量 v ,其中区域内像素编号 $j=1, \dots, 16 \times N$,像素数量为同区域内MS影像的16倍。对四叉树分解后的MS影像降尺度的目的是预测对应MS影像4个波段的像素灰度值 $\hat{Z}_v^l(x)$ 。在传统基于地理学统计的回归克里金法图像融合过程中,最终输出结果 $\hat{Z}(s_0)$ 可表示为

$$\hat{Z}(s_0) = \hat{m}(s_0) + \hat{e}(s_0), \quad (4)$$

式中: $\hat{m}(s_0)$ 是对应像素的线性回归部分; $\hat{e}(s_0)$ 是对应像素的残差。拟合过程可描述为

$$\hat{Z}(s_0) = \sum_{k=0}^p \beta_k \cdot q_k(s_0) + \sum_i^n \omega_i \cdot e(s_i), \quad (5)$$

式中: β_k 是第 k 个估计回归系数; $q_k(s_0)$ 是第 k 个像素

预测值; ω_i 是半变异函数权重; $e(s_i)$ 是回归残差。所提方法中随机变量 $\hat{Z}_v^l(x)$ 的表达式为

$$\hat{Z}_v^l(x) = Z_{v1}^l(x) + Z_{v2}^l(x), \quad (6)$$

式中: $Z_{v1}^l(x)$ 是线性回归结果; $Z_{v2}^l(x)$ 是 ATPK 结果。线性回归获取的是 2 m 分辨率的 PAN 影像高空间分辨率纹理信息, 线性回归后所得的结果同 8 m 分辨率的 MS 影像存在一定误差, 可通过 ATPK 缩小回归过程中产生的残差。

使用克里金插值法进行图像融合, 即降尺度操作, 理论基础是空间内影像的相关性。相关性包含同一波段内不同像素之间的自相关和不同波段之间的互相关。影像上指定经纬度的点 $S(x_{lon}, y_{lat})$ 与其附近像素的相关性会随着距离的增加而减小。随着影像范围扩大, 像素点之间的空间异质性增强。GF1 卫星完整的一景分辨率为 2 m 的影像范围

大约在 $60 \text{ km} \times 60 \text{ km}$, 地表特征变化较大。使用 ATPRK 对影像进行降尺度操作提高空间分辨率时, 在线性回归阶段, 针对全局进行回归模型构建, 所有像素共享一个回归系数。单独的回归模型随着局部空间变化会产生较大误差, 无法得到满意的结果。De 等^[15-16]在解决多聚焦影像融合的问题时, 对影像进行四叉树分割, 将其分为聚焦区域和非聚焦区域, 再进行融合操作。所提方法对待融合 MS 影像和 PAN 影像进行分块, 然后对每个小块局部线性建模。相比于整景影像直接融合, 在较小的区域, 影像相关性更强, 局部建模结果更加精确。四叉树分割过程中, 相邻小块存在小部分重叠区域, 约 2~4 个像素, 使得拼接叠加后输出的结果更加自然。重叠部分的存在可以补偿被分割小块边缘信息的损失并减少拼接影像的错位。所提方法流程如图 1 所示。

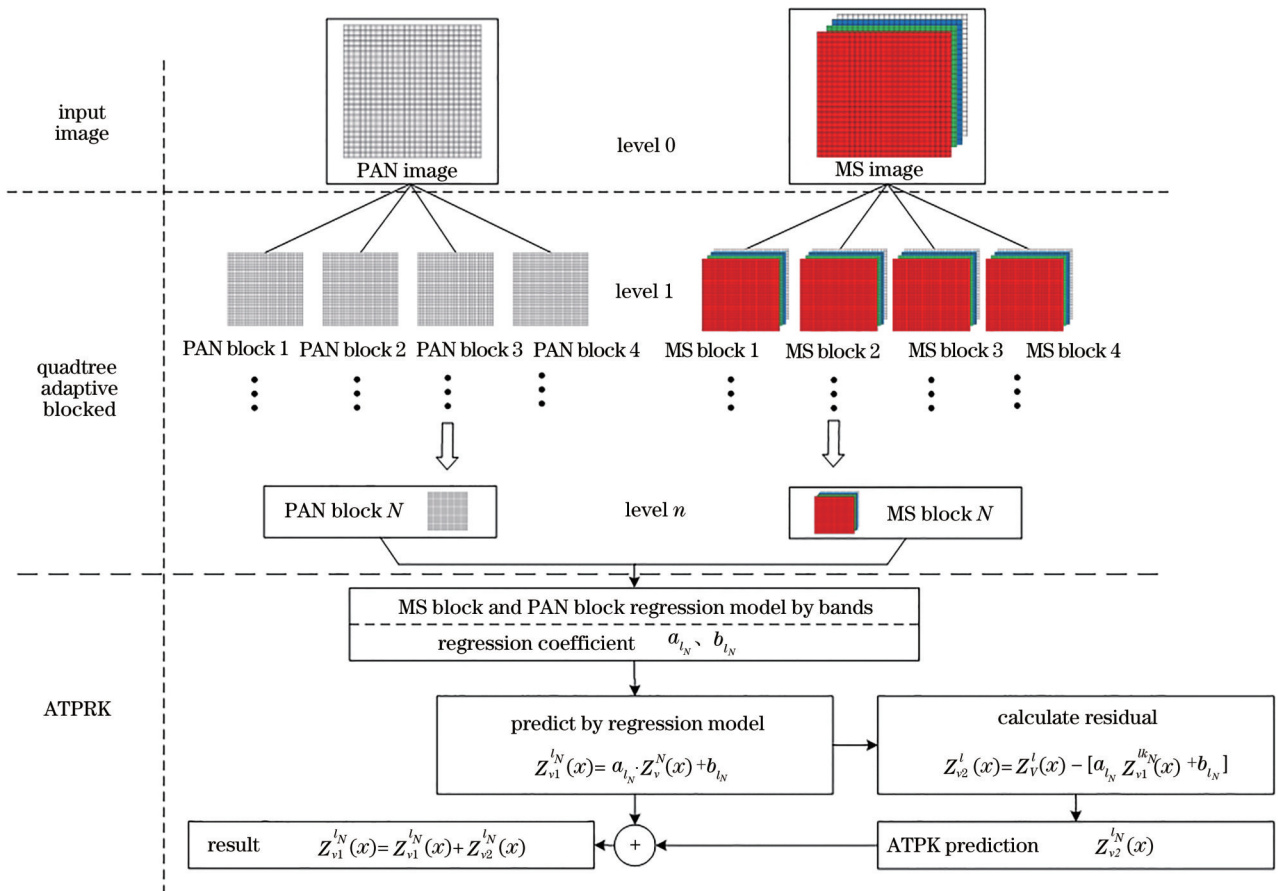


图 1 所提方法流程图

Fig. 1 Flow chart of proposed method

分解后的 MS 影像块逐个波段与对应的 PAN 影像块回归建模。第 N 个 MS 影像块第 l 波段, 回归建模

后预测结果表示为 $Z_{v1}^{i_N}(x)$, 对应位置的 PAN 影像块为 $Z_{v1}^{i_N}(x)$, 回归系数为 a_{i_N} 和 b_{i_N} 。 $Z_{v1}^{i_N}(x)$ 的表达式为

$$Z_{v1}^{lN}(x) = a_{lN} \cdot Z_v^{lN}(x) + b_{lN} \quad (7)$$

$Z_v^{lN}(x)$ 是 PAN 影像块降尺度到与 MS 影像相匹配的空间分辨率的结果,可描述为

$$Z_v^{lN}(x) = h_v^{lN}(x) * Z_v^{lN}(x) = \int h_v^{lN}(x-y) Z_v^{lN}(y) dy \quad (8)$$

式中: $h_v^{lN}(x)$ 是相应 MS 影像块的点扩展函数;* 是卷积算子。

所提方法的关键在于求解第 N 个 MS 影像块第 l 波段对应的系数 a_{lN} 和 b_{lN} ,假设(7)式中的线性关系在不同的分辨率下都是成立的, $Z_{v1}^{lN}(x)$ 和 $Z_v^{lN}(x)$ 分别表示第 N 个 MS 影像块 l 波段和降尺度后的第 N 个 PAN 影像块,有

$$Z_{v1}^{lN}(x) = a_{lN} \cdot Z_v^{lN}(x) + b_{lN} \quad (9)$$

在 $Z_{v1}^{lN}(x)$ 和 $Z_v^{lN}(x)$ 已知的情况下,可以通过最小二乘法拟合估计系数 a_{lN} 和 b_{lN} 。为简化算法过程,提高计算速度,采用普通最小二乘法对系数 a_{lN} 和 b_{lN} 进行求解。

2.2 面-点克里金法缩小残差

对原始影像分块后再局部回归的操作,尽管使回归预测精度提高,减少了残差,但结果与原始影像之间的残差 $R_{lN}(x)$ 依然存在。

$$Z_{v2}^{lN}(x) = Z_v^{lN}(x) - [a_{lN} \cdot Z_v^{lN}(x) + b_{lN}], \quad (10)$$

式中:残差 $R_{lN}(x)$ 用 $Z_{v2}^{lN}(x)$ 表示。理论上无法通过建立理想的回归模型保留原始影像的全部信息,即无法消除残差 $R_{lN}(x)$,因此需要对回归预测结果进行残差补偿,以减小误差。

在 ATPK 方法中,最终需要补偿的残差 $Z_{v2}^{lN}(x)$ 是 N 个低空间分辨率残差 $Z_{v2}^{lN}(x)$ 的线性组合。

$$\begin{cases} Z_{v2}^{lN}(x) = \sum_{i=1}^{N_0} \lambda_i \cdot Z_{v2}^{lN}(x) \\ \sum_{i=1}^{N_0} \lambda_i = 1 \end{cases}, \quad (11)$$

式中: λ_i 是以为中心的像素残差的权重; N_0 个残差来自以 x 为中心的 N_0 个像素,譬如 $N_0 = 5 \times 5$ 的窗口。ATPK 考虑到了在回归部分未利用到的,原本低空间分辨率像素之间相关性。ATPK 缩小残差的目标是求解(11)式中的克里金权重 λ_i ,相应的克里金系统可表示为

$$\begin{bmatrix} C_{VV}^{lN}(x_1, x_1) & \cdots & C_{VV}^{lN}(x_1, x_{N_0}) & 1 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ C_{VV}^{lN}(x_{N_0}, x_1) & \cdots & C_{VV}^{lN}(x_{N_0}, x_{N_0}) & 1 \\ 1 & \cdots & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \lambda_1 \\ \vdots \\ \lambda_{N_0} \\ \mu \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C_{vV}^{lN}(x, x_{N_0}) \\ \vdots \\ C_{vV}^{lN}(x, x_{N_0}) \\ 1 \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$C_{vV}^{lN}(x_i, x_j) = \frac{1}{F^2} \sum_{m=1}^{F^2} C_{vv}^{lN}(s_m), \quad (13)$$

$$C_{VV}^{lN}(x_i, x_j) = \frac{1}{F^4} \sum_{m=1}^{F^2} \sum_{m'=1}^{F^2} C_{vv}^{lN}(s_{mm'}), \quad (14)$$

式中: $C_{VV}^{lN}(x_i, x_j)$ 是第 N 个 MS 影像块 l 波段以 x_i 和 x_j 为中心像素之间的残差协方差; $C_{vV}^{lN}(x_i, x_j)$ 是高分辨率像素和低分辨率像素之间的残差协方差; μ 是拉格朗日乘数; $s_{mm'}$ 是低分辨率像素 x_i 和 x_j 之间的欧氏距离; s_m 高分辨率像素 x_0 和低分辨率像素 x_j 之间的欧氏距离; $C_{vv}^{lN}(s)$ 可以通过残差影像 $Z_{v2}^{lN}(x)$ 的区域半变异函数反卷积来导出,详细推导细节可在文献[10]中找到。

2.3 影像块拼接输出融合结果

在完成对分解后的影像块回归建模和 ATPK 残差降尺度后,根据(3)式将他们的结果 $Z_{v1}^{lN}(x)$ 和 $Z_{v2}^{lN}(x)$ 叠加,生成最终的预测结果 $\hat{Z}_v^{lN}(x)$ 。整张原始影像分解 n 层之后,块数总共为 4^n 个,将 4^n 个预测得到的小块 $\hat{Z}_v^{lN}(x)$ 依照在原始影像中的位置进行拼接^[17],输出最终的融合结果。所提方法具体步骤如下。

1) 设定分解层数 n ,将原始 MS 影像和 PAN 影像分解成具有小部分重叠区域的小块。

2) 对每个小块回归建模,由(9)式求出对应线性模型的两个系数 a_{lN} 和 b_{lN} 。

3) 由式(7)得回归部分的预测值 $Z_{v1}^{lN}(x)$ 。

4) 建立(11)、(12)式中的克里金系统,求出克里金权重 λ_i 。

5) 由(10)式计算残差 $Z_{v2}^{lN}(x)$ 。

6) 由(6)式计算得到对应每个小块最终结果 $\hat{Z}_v^{lN}(x)$ 。

7) 将全部小块拼接,输出融合结果。

3 实验结果分析

3.1 实验区域、数据和实验

所选研究区域的影像数据来源于 GF-1 卫星的高分相机 PMS 传感器。实验区域位于东经 116.2°、北纬 40.3°北京市附近,影像获取时间是 2017 年 5 月。影像中地物特征包含居民区和山区,整景影像幅宽大约 40 km,选取其中 3 块区域数据进行算法实验。3 块实验区域的相对位置如图 2 所示,区域 1 地物特征包含居民区和山地,区域 2 地物特征主要为居民区,区域 3 地物特征主要为山地。

GF-1 卫星高分相机 PMS 传感器可以获取两种

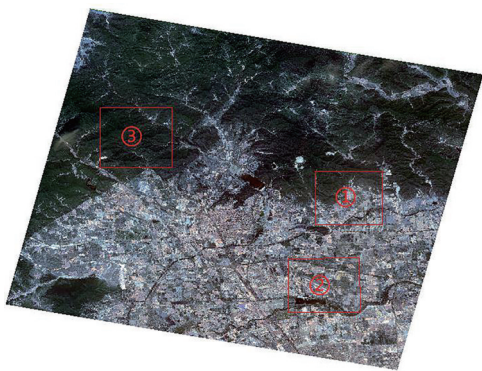


图 2 实验所用 GF-1 影像及选定实验区域位置

Fig. 2 Experiment GF-1 image and location of selected experimental area

类型的数据,分辨率为 8 m 的 MS 影像和空间分辨率为 2 m 的 PAN 影像。对每一块实验区域,按图 2 中的流程,得到每个小块的融合预测结果,再将其拼接。本实验中分解层数设定为 2。

3.2 实验结果评估和分析

为了验证所提算法的效果,将所提算法与 Intensity-Hue-Saturation and Gram-Schmidt (IGS)^[18-20]、主成分分析(PCA)^[21]、小波分解(WaveLets)^[22]、基于深度学习密集连接网络(DenseNet)特征融合法^[23-25]、ATPRK 等 5 种方法进行了对比。各种算法在选取的 3 个实验区域融合结果分别如图 3~5 所示。

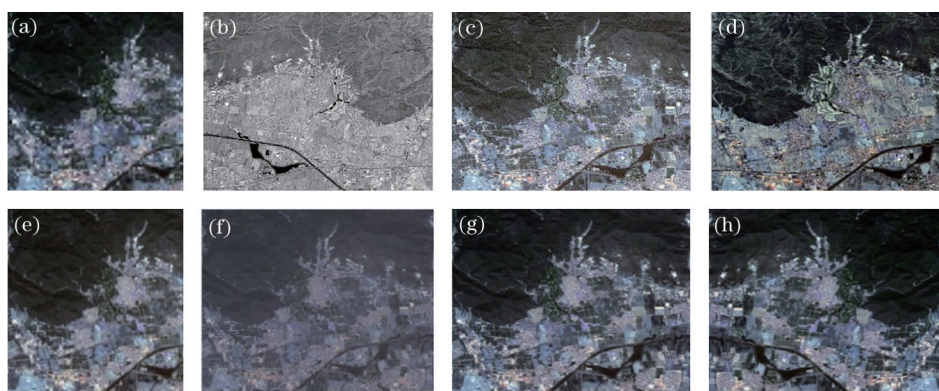


图 3 区域 1 各算法融合结果。(a)源数据;(b) PAN 影像;(c) IGS;(d) PCA;(e)小波分解;(f) DenseNet;(g) ATPRK;(h)所提算法

Fig. 3 Region 1 fusion results of each algorithm. (a) Source data; (b) PAN image; (c) IGS; (d) PCA; (e) WaveLets; (f) DenseNet; (g) ATPRK; (h) proposed algorithm

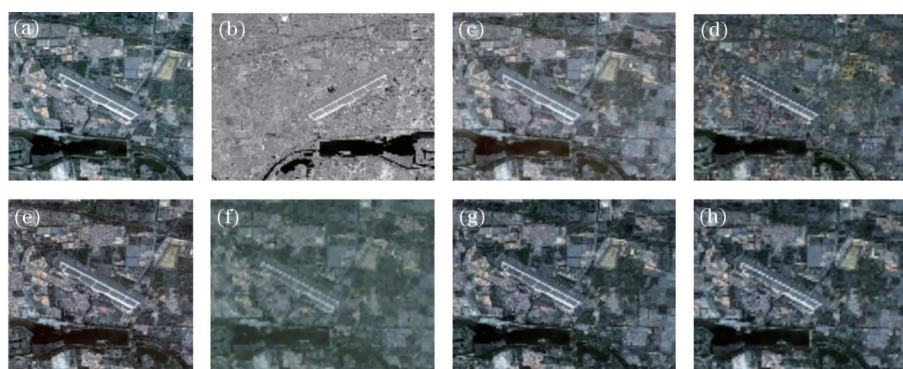


图 4 区域 2 各算法融合结果。(a)源数据;(b) PAN 影像;(c) IGS;(d) PCA;(e)小波分解;(f) DenseNet;(g) ATPRK;(h)所提算法

Fig. 4 Region 2 fusion results of each algorithm. (a) Source data; (b) PAN image; (c) IGS; (d) PCA; (e) WaveLets; (f) DenseNet; (g) ATPRK; (h) proposed algorithm

3.2.1 定性评价

将实验的结果与原始的多光谱影像进行对比,从目视效果上来看,6 种方法处理过的影像在空间细节上的提升明显,并且均可以在一定程度上反映

原始影像的光谱信息。为了可以观察到更清晰的空间细节,在区域 2 中选择一块子区域放大,结果如图 6 所示。在放大的子区域可以看出,IGS 方法和小波方法与源 MS 影像相比,在农田和居民建筑区

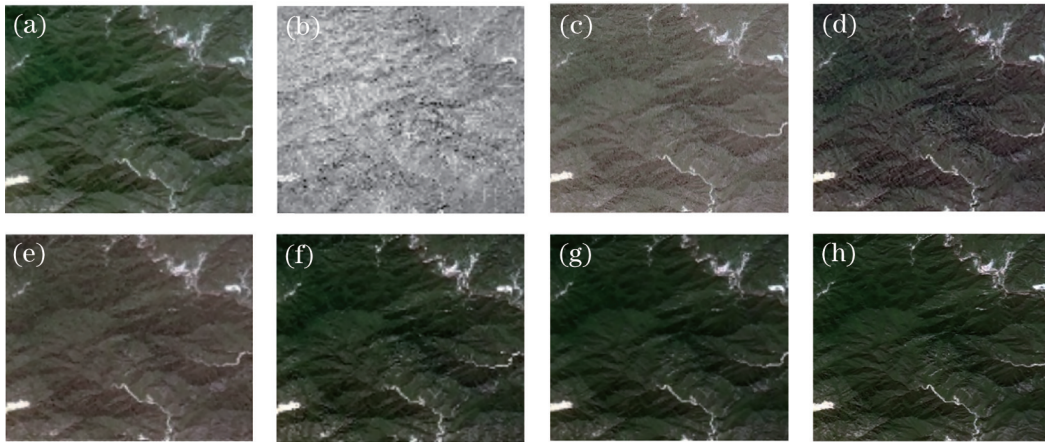


图 5 区域 3 各算法融合结果。(a)源数据;(b) PAN 影像;(c) IGS;(d) PCA;(e)小波分解;(f) DenseNet;(g) ATPRK;(h)所提算法

Fig. 5 Region 3 fusion results of each algorithm. (a) Source data; (b) PAN image; (c) IGS; (d) PCA; (e) WaveLets; (f) DenseNet; (g) ATPRK; (h) proposed algorithm

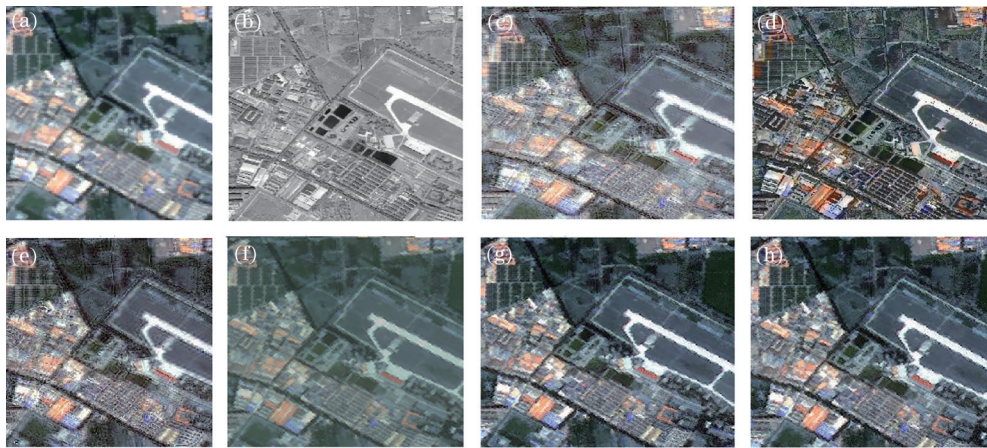


图 6 各算法融合结果的局部放大。(a)源数据;(b) PAN 影像;(c) IGS;(d) PCA;(e)小波分解;(f) DenseNet;(g) ATPRK;(h)所提算法

Fig. 6 Local amplification of fusion results of each algorithm. (a) Source data; (b) PAN image; (c) IGS; (d) PCA; (e) WaveLets; (f) DenseNet; (g) ATPRK; (h) proposed algorithm

域增加了原始 PAN 影像的空间纹理信息,但有明显的光谱失真,地物空旷的区域存在马赛克。PAC 法处理后的结果在空间细节上更加清晰,地物特征明显,但是与原始 MS 影像相比存在畸变。基于深度学习密集连接网络处理的影像,在山地区域的光谱特性得到了较好保留,但在居民区效果较差,空间细节较原始 MS 影像得到了提升。ATPRK 与所提算法均可以保持与源 MS 影像相近的光谱特征,同时增添了源 PAN 影像的空间纹理信息,能更清楚地观测到地物的纹理细节。

3.2.2 定量评价

为了进一步验证所提算法的融合效果,采用均方根误差(RMSE)、结构相似性系数(SSIM)、通用

图像评估指数(UIQI)、全局综合误差(ERGAS)、光谱角(SAM)等 5 种评估指标进行定量评价,结果如表 1~3 所示。

为了便于比较 6 种算法,表 1~3 中给出了各指标 4 个波段的值和均值。实验区域 1 包含多种地物特征、山地和居民区。从表 1 可以看出:在 RMSE、SSIM、UIQI 和 ERGAS 等 4 个指标中,ATPRK 法在近红外波段更靠近理想值,但所提算法的均值和其他波段更接近于理想值;IGS 法在 SAM 指标下表现最好,略好于所提算法,但是在 UIQI 上的表现与理想值相差较远。实验区域 2 地面特征主要是农田和居民区等较平坦地区,从表 2 可以看出,所提算法在 5 项指标上的表现均是最好的。实验区域 3 地形

表 1 实验区域 1 影像质量评价结果

Table 1 Results of image quality evaluation in experimental region 1

Index	Band	Ideal	IGS	PCA	WaveLets	DenseNet	ATPRK	Proposed algorithm
RMSE	R	0	0.0184	0.0358	0.0174	0.0148	0.0121	0.0092
	G	0	0.0197	0.0424	0.018	0.016	0.0157	0.0125
	B	0	0.0193	0.0503	0.0179	0.0118	0.0174	0.0137
	NIR	0	0.0195	0.006	0.1148	0.0119	0.0113	0.0124
	Mean	0	0.0192	0.0336	0.0420	0.0136	0.0141	0.0118
SSIM	R	1	0.9353	0.1474	0.9573	0.9307	0.9808	0.9842
	G	1	0.9450	0.1777	0.9663	0.9014	0.9776	0.9787
	B	1	0.9540	0.1616	0.9727	0.9405	0.9797	0.9822
	NIR	1	0.9521	0.9918	0.827	0.8984	0.981	0.9805
	Mean	1	0.9466	0.3696	0.9308	0.9178	0.9798	0.9817
UIQI	R	1	0.4903	0.5269	0.8706	0.9345	0.913	0.9442
	G	1	0.5042	0.5415	0.8992	0.9163	0.9008	0.9304
	B	1	0.6137	0.5376	0.9316	0.9352	0.92	0.9513
	NIR	1	0.5455	0.9925	0.8119	0.9571	0.9372	0.9322
	Mean	1	0.5384	0.6496	0.8783	0.9358	0.9178	0.9394
ERGAS		0	9.9768	21.330	24.541	6.4678	7.7983	6.1853
SAM		0	1.2179	4.9176	13.380	1.2254	1.433	1.2354

表 2 实验区域 2 影像质量评价结果

Table 2 Results of image quality evaluation in experimental region 2

Index	Band	Ideal	IGS	PCA	WaveLets	DenseNet	ATPRK	Proposed algorithm
RMSE	R	0	0.0183	0.034	0.0179	0.0096	0.0114	0.0095
	G	0	0.0195	0.0412	0.0184	0.0136	0.0157	0.0125
	B	0	0.0192	0.0451	0.0182	0.0101	0.0159	0.0132
	NIR	0	0.0195	0.0119	0.094	0.0113	0.0176	0.0125
	Mean	0	0.0191	0.0330	0.0371	0.0112	0.0152	0.0118
SSIM	R	1	0.9584	0.2779	0.9803	0.9507	0.9722	0.9954
	G	1	0.9642	0.308	0.9851	0.9638	0.9677	0.9941
	B	1	0.9684	0.351	0.9877	0.9461	0.9706	0.9949
	NIR	1	0.9637	0.945	0.7077	0.9848	0.9651	0.9948
	Mean	1	0.9637	0.4705	0.9152	0.9614	0.9689	0.9949
UIQI	R	1	0.8903	0.4461	0.8687	0.9265	0.923	0.9428
	G	1	0.9177	0.4734	0.9071	0.9634	0.9057	0.9442
	B	1	0.9404	0.5184	0.9308	0.9368	0.928	0.9515
	NIR	1	0.9233	0.9653	0.8148	0.9769	0.893	0.9637
	Mean	1	0.9179	0.6008	0.8803	0.9509	0.9124	0.9503
ERGAS		0	9.6995	19.065	21.819	7.1079	7.7372	6.0844
SAM		0	1.2404	3.5079	9.8272	1.3506	1.6204	1.1741

较复杂,位于山地,从表 3 可以看出:DenseNet 法、ATPRK 和所提算法均在 UIQI 上表现较好,其中 DenseNet 法最优;在红、蓝部分波段,ATPRK 法在

RMSE 和 UIQI 上的表现略好于所提算法。定量评价结果表明,所提算法最接近于理想值。

综合来看,定量评价结果与视觉观察所得的

表 3 实验区域 3 影像质量评价结果

Table 3 Results of image quality evaluation in experimental region 3

Index	Bands	Ideal	IGS	PCA	WaveLets	DenseNet	ATPRK	Proposed algorithm
RMSE	R	0	0.0126	0.0071	0.0123	0.0074	0.0025	0.0026
	G	0	0.0133	0.0064	0.0125	0.0066	0.0046	0.0046
	B	0	0.0132	0.0097	0.0125	0.0088	0.0043	0.0048
	NIR	0	0.0182	0.0409	0.0819	0.0125	0.013	0.0101
	Mean	0	0.0143	0.0160	0.0298	0.0088	0.0061	0.0055
SSIM	R	1	0.8369	0.5515	0.9143	0.9814	0.9898	0.9964
	G	1	0.8874	0.8144	0.9551	0.9747	0.9847	0.9945
	B	1	0.8833	0.5889	0.9508	0.9921	0.9866	0.9954
	NIR	1	0.9368	0.2124	0.8426	0.9814	0.9833	0.9942
	Mean	1	0.8861	0.5418	0.9157	0.9824	0.9861	0.9952
UIQI	R	1	0.6344	0.7855	0.6318	0.9025	0.9254	0.9191
	G	1	0.6247	0.8933	0.7367	0.9256	0.9051	0.8983
	B	1	0.6576	0.8037	0.7656	0.8959	0.9176	0.922
	NIR	1	0.7637	0.6	0.6695	0.9387	0.936	0.9611
	Mean	1	0.6701	0.7706	0.7009	0.9157	0.9210	0.9248
ERGAS		0	10.232	9.8129	34.957	3.7847	3.8249	3.5724
SAM		0	1.7334	4.5052	27.873	1.1054	1.0947	0.8931

结论一致,所提算法在提升原始影像空间细节的同时,保持了原始影像的光谱信息,轮廓更加清晰。

4 结 论

基于 ATPRK 影像融合算法,提出了一种改进的算法,通过对目标融合影像进行四叉树分解,分成有小部分重叠的小块,分别建模以减小 ATPRK 方法在整体建模时的误差,从而提高精度,最后将每个小块拼接起来,得到融合结果。为验证所提算法的有效性,选择 GF-1 卫星数据进行融合,并对比了 IGS、主成分分析、基于小波变换和 ATPRK 法的融合结果。定量评价结果与视觉观察所得的结论表明,所提算法的融合影像质量最好,在继承 ATPRK 法优点的同时,在定量指标上的表现有所提升,既大幅度增强了原始影像的空间纹理信息,又保留了影像的光谱信息。

参 考 文 献

- [1] Simone G, Farina A, Morabito F C, et al. Image fusion techniques for remote sensing applications[J]. *Information Fusion*, 2002, 3(1): 3-15.
- [2] Li X D, Ling F, Foody G M, et al. Generating a series of fine spatial and temporal resolution land

cover maps by fusing coarse spatial resolution remotely sensed images and fine spatial resolution land cover maps[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 196: 293-311.

- [3] Zhang Y H, Foody G M, Ling F, et al. Spatial-temporal fraction map fusion with multi-scale remotely sensed images[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 213: 162-181.
- [4] Jiang Y C, Zhu B. Data augmentation for remote sensing image based on generative adversarial networks under condition of few samples[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(8): 0810022.
姜雨辰, 朱斌. 少样本条件下基于生成对抗网络的遥感图像数据增强[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(8): 0810022.
- [5] Ghamisi P, Rasti B, Yokoya N, et al. Multisource and multitemporal data fusion in remote sensing: a comprehensive review of the state of the art[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 2019, 7(1): 6-39.
- [6] Ghassemian H. A review of remote sensing image fusion methods[J]. *Information Fusion*, 2016, 32: 75-89.
- [7] Ribeiro S M H, Souza C M, Kyriakidis P C. Fusion of MODIS images using kriging with external drift [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote*

- Sensing, 2013, 51(4): 2250-2259.
- [8] Zhang Y H, Atkinson P M, Ling F, et al. Object-based area-to-point regression kriging for pansharpening [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2021, 59(10): 8599-8614.
- [9] Liu X H, Kyriakidis P C, Goodchild M F. Population-density estimation using regression and area-to-point residual kriging[J]. International Journal of Geographical Information Science, 2008, 22(4): 431-447.
- [10] Wang Q M, Shi W Z, Atkinson P M, et al. Downscaling MODIS images with area-to-point regression kriging[J]. Remote Sensing of Environment, 2015, 166: 191-204.
- [11] Tobler W R. A computer movie simulating urban growth in the Detroit region[J]. Economic Geography, 1970, 46(1): 234-240.
- [12] Joshi N, Baumann M, Ehammer A, et al. A review of the application of optical and radar remote sensing data fusion to land use mapping and monitoring[J]. Remote Sensing, 2016, 8(1): 70-93.
- [13] Wald L, Ranchin T. Smoothing filter-based intensity modulation: a spectral preserve image fusion technique for improving spatial details[J]. International Journal of Remote Sensing, 2002, 23(3): 593-597.
- [14] Wang Z J, Ziou D, Armenakis C, et al. A comparative analysis of image fusion methods[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43(6): 1391-1402.
- [15] De I, Chanda B. Multi-focus image fusion using a morphology-based focus measure in a quad-tree structure[J]. Information Fusion, 2013, 14(2): 136-146.
- [16] Bai X Z, Zhang Y, Zhou F G, et al. Quadtree-based multi-focus image fusion using a weighted focus-measure[J]. Information Fusion, 2015, 22: 105-118.
- [17] Gao X Q, Yang F, Fan H R, et al. Remote sensing image S-type fusion/stitching via low-error matching strategy[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2019, 56(21): 211005.
高晓倩, 杨帆, 范海瑞, 等. 低误差匹配策略下的遥感图像 S 型融合拼接[J]. 激光与光电子学进展, 2019, 56(21): 211005.
- [18] Liu C, Qi X D, Zang W Q, et al. Research of improved Gram-Schmidt image fusion algorithm based on IHS transform[J]. Engineering of Surveying and Mapping, 2018, 27(11): 9-14.
刘川, 齐修东, 臧文乾, 等. 基于 IHS 变换的 Gram-Schmidt 改进融合算法研究[J]. 测绘工程, 2018, 27(11): 9-14.
- [19] Carper W J, Lillesand T M, Kiefer R W. The use of intensity-hue-saturation transformations for merging SPOT panchromatic and multispectral image data[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1990, 56(4): 459-467.
- [20] Ranchin T, Wald L. Fusion of high spatial and spectral resolution images: the ARSIS concept and its implementation[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 2000, 66(4): 49-61.
- [21] Kwarteng P, Chavez A. Extracting spectral contrast in Landsat thematic mapper image data using selective principal component analysis[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1989, 55(3): 339-348.
- [22] Otazu X, Gonzalez-Audicana M, Fors O, et al. Introduction of sensor spectral response into image fusion methods. Application to wavelet-based methods [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43(10): 2376-2385.
- [23] Zhang Z H, Fang W, Du L L, et al. Semantic segmentation of remote sensing image based on encoder-decoder convolutional neural network[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(3): 0310001.
张哲晗, 方薇, 杜丽丽, 等. 基于编码-解码卷积神经网络的遥感图像语义分割[J]. 光学学报, 2020, 40(3): 0310001.
- [24] Wang S T, Cui K, Kong D M, et al. Application of densely connected network in SAR and multispectral image fusion[J]. Optics and Precision Engineering, 2021, 29(5): 1145-1153.
王书涛, 崔凯, 孔德明, 等. 密集连接网络在 SAR 与多光谱影像融合中的应用[J]. 光学精密工程, 2021, 29(5): 1145-1153.
- [25] Chang J X, Wang S X, Yang Y W, et al. Hierarchical optimization method of building contour in high-resolution remote sensing images[J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(10): 1010002.
常京新, 王双喜, 杨元维, 等. 高分遥感影像建筑物轮廓的逐级优化方法[J]. 中国激光, 2020, 47(10): 1010002.