

两种改进小波算法的卫星多波段数据融合^①



许晨¹, 康雪¹, 张春同¹, 徐洋², 吕达仁³

¹(成都市气象局, 成都 611130)

²(四川省气象局, 成都 610072)

³(中国科学院大气物理研究所, 北京 100029)

通讯作者: 许晨, E-mail: 40632960@qq.com

摘要: 本文采用两种改进的算法: 基于 HSV 的小波融合算法 (HSV-WT)、基于区域特征的自适应小波包融合算法 (AWP) 分别对多光谱 LandSat TM 数据与全色 SPOT-5 数据、TM 数据与 ERS-2 的合成孔径雷达 SAR 数据进行融合。融合结果表明两种改进算法融合后的数据在保持光谱信息和提高空间细节信息两方面均得到提高。当应用两种方法对同一组数据进行处理时, AWP 的性能参数优于 HSV-WT。这两种算法相对传统小波算法, 能克服对高频信息处理的缺陷, 突破待融合数据的分辨率比值限制, 实现分辨率之比非 2^n 的数据融合。

关键词: 改进算法; 数据融合; 小波算法; HSV; 自适应小波包

引用格式: 许晨, 康雪, 张春同, 徐洋, 吕达仁. 两种改进小波算法的卫星多波段数据融合. 计算机系统应用, 2021, 30(3): 43-51. <http://www.c-s-a.org.cn/1003-3254/7837.html>

Multi-Band Satellite Data Fusion Based on Two Improved Wavelet Algorithms

XU Chen¹, KANG Xue¹, ZHANG Chun-Tong¹, XU Yang², LYU Da-Ren³

¹(Chengdu Meteorological Office, Chengdu 611130, China)

²(Sichuan Provincial Meteorological Service, Chengdu 610072, China)

³(Institute of Atmospheric Physics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100029, China)

Abstract: Two improved fusion algorithms have been constituted, wavelet fusion based on HSV color model (HSV-WT) and an Adaptive Wavelet Packet (AWP) based on region features, which were applied to processing satellite data, MultiSpectral (MS) LandSat TM & Panchromatic (P) SPOT-5, and LandSat TM MS & Synthetic Aperture Radar (SAR). The proposed HSV-WT & AWP algorithms enhance the fused image's ability to express the spatial details while preserving spectral information of the MS data. Experimental results demonstrate that AWP performs better than HSV-WT in fusing the same data. These two algorithms, compared with traditional wavelet algorithms, can help to overcome defects when processing high-frequency signals, and they are appropriate for fusing data if the ratios of spatial resolution between the two images to be fused are not in 2^n relationships.

Key words: improved algorithms; data fusion; WT; HSV; AWP

基于卫星多波段数据融合算法, 将多传感器和多信息源的数据、信息加以联合、相关和组合, 以获得精确的位置估计和一致性估计。基本策略是由低层到高层对多源信息进行整合、抽象的信息处理过程^[1]。通过多源信息的互补, 消除观测对象的不确定性、减小

数据冗余, 可改善待观测对象的精确性和定量可靠性, 从而有效提高数据利用率。

现有融合算法主要有以下几类^[1]:

(1) 彩色空间变换融合法。将低分辨率的 RGB 影像数据经过变换映射至 HIS 空间, 然后采用特定的融

① 收稿时间: 2020-07-08; 修改时间: 2020-08-11, 2020-08-25; 采用时间: 2020-09-01; csa 在线出版时间: 2021-03-03

合算法使其与高分辨率数据进行融合处理,进而置换相应的部分,最后经过逆变换重构融合数据.根据映射的颜色空间不同,彩色空间融合法可分为 HIS 变换、YIQ 变换、HLS 变换融合法等.

(2) 加权融合或基于信息量的融合.可根据经验值或相关系数设置权重函数,以减少冗余.此算法的优点在于简单易行,可结合基于特征的融合方法,针对不同要求,灵活改变信息特征提取方法.

(3) 高通滤波融合 (High-Pass Filter, HPF). 通过将高分辨率数据中的几何信息逐像素叠加到低分辨率数据中而进行.先对高分辨率的全色数据和低分辨率的多光谱数据各波段进行直方图匹配,对匹配后的全色数据进行高通滤波,再将其加入多光谱的各个波段,最后将多光谱各个波段的数据进行彩色合成.

(4) 主成分变换融合 (Principal Component Analysis, PCA). 通过该变换,使多光谱数据在各波段具有统计独立性,便于在各波段采用相应的融合策略.

(5) 小波融合 (Wavelet Transforms, WT). 小波变换作为新兴的数学分析方法日益受到广泛重视,是分析和处理非平稳信号的一种有效工具.小波变换以局部化函数所形成的小波基作为基底而展开,是一种窗口大小固定不变但其形状可改变的时频局部化分析方法.它已在图像编码领域、计算机视觉、语音信号处理等领域取得了突破性进展.

在小波融合算法中,最常用到二进制小波变换,常用来处理来自同一传感器的遥感数据,通过对数据进行分解、重构,在高、低频采用相应的融合策略来实现数据融合^[2].但在实际应用中,常需要融合来自不同传感器的数据,需要扩展到多进制小波算法,但为保证融合处理速度,小波分解的阶数取得并不高,这时融合结果空间细节的表现受到影响.考虑到 HSV 融合法能突出空间信息表达能力、小波包融合法能克服小波变换对高频信息处理的缺陷,所以构建两种改进算法:基于 HSV 的小波融合法和基于区域特征的自适应小波包融合算法分别实现不同传感器的数据融合.

1 基于 HSV 的多进制小波融合 (HSV-WT)

多进制小波可理解为频率域的分解问题,二进制小波把频率域分解成两个通道,多进制小波把频率域分解成多个通道,分别对每个分解层次的低、高频部分按各自的融合策略进行处理,综合各组数据的特征

信息,最后根据多进制小波重构公式进行小波逆变换,重构融合数据^[3].因此它能突破待融合数据的分辨率比值限制,实现分辨率之比非 2ⁿ 的数据融合.

1.1 HSV 融合法

HSV 分别代表 Hue (色调)、Saturation (饱和度)、Value (亮度),融合模型为一圆锥体,如图 1 所示,圆锥底面对应色调 H,表示所处的颜色位置,以绕 V 轴的旋转角度来表示不同颜色,0°对应红色,120°对应绿色,240°对应蓝色,互补色之间相差 180°;饱和度 S 从低到高表示为由轴心向锥体圆周过渡,表示所选颜色的纯度和该色最大纯度之间的比率,范围为 0-1.当 S=0 时,只有灰度;明度 V 表示色彩明亮程度,范围为 0-1^[4,5].

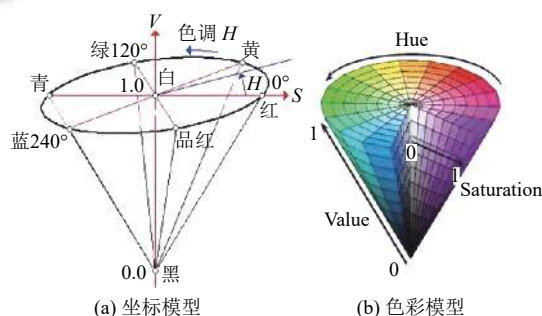


图 1 HSV 变换模型

从 RGB 空间转换到 HSV 空间^[6]: 首先,归一化 RGB 色彩空间的值,求其最大值和最小值.

令 $m = \text{MAX}(R, G, B)$, $n = \text{MIN}(R, G, B)$, 其转换公式为式 (1).

$$\begin{cases} H = \begin{cases} 60(G - B) / (m - n), & R = m \text{ 且 } G \geq B \\ 360 + 60(G - B) / (m - n), & R = m \text{ 且 } G < B \\ 120 + 60(B - R) / (m - n), & G = m \\ 240 + 60(R - B) / (m - n), & B = m \\ 0, & S = 0 \end{cases} \\ S = \begin{cases} \frac{m - n}{m}, & m \neq 0 \\ 0, & m = 0 \end{cases} \\ V = m \end{cases} \quad (1)$$

1.2 数据配准

由于各传感器通过的光路不同或成像机制不同等原因,多源遥感数据间可能出现相对平移、旋转或比例缩放等现象,必须先对图像进行配准.配准的关键在于从多个图像中找到具有共性特征的控制点,包括相对配准和绝对配准^[1].

(1) 相对配准: 先在两幅待配准图像上选择同名控制点, 用二次多项式模型建立两个同名像素的关系, 最后重采样成相同分辨率的图像。

(2) 绝对配准: 在统一地理坐标系下对待配准图像进行几何纠正, 常用多项式纠正法, 再重采样为相同分辨率图像。

多项式纠正法的关键是采用一定数量的具有空间坐标的地面控制点, 利用这些点对应的坐标, 通过平差原理计算多项式系数, 数学模型如下^[7]:

$$\begin{cases} x = a_0 + (a_1X + a_2Y) + (a_3X^2 + a_4XY + a_5Y^2) \\ \quad + (a_6X^3 + a_7X^2Y + a_8XY^2 + a_9Y^3) + \dots \\ y = b_0 + (b_1X + b_2Y) + (b_3X^2 + b_4XY + b_5Y^2) \\ \quad + (b_6X^3 + b_7X^2Y + b_8XY^2 + b_9Y^3) + \dots \end{cases} \quad (2)$$

式中, (x, y) 是图像中的坐标, (X, Y) 是对应的地面坐标, 多项式控制点个数 N 与多项式次数 n 之间的关系为:

$$N = \frac{(n+1)(n+2)}{2} \quad (3)$$

根据上式计算多项式系数: $a_0, a_1, a_2, a_3, \dots$, 通过变换关系式计算原影像上的坐标, 将该点亮度值替换为输出影像的坐标^[8]。

1.3 融合算法实现

将两种算法相结合, 具体处理流程如图2所示^[9-11]。

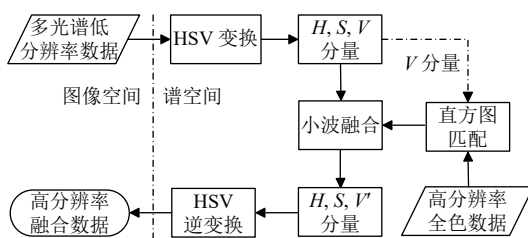


图2 基于HSV的小波融合法实现框图

(1) 将待融合的高分辨率数据 I_1 和多光谱数据 I_2 配准, 用三次卷积内插法采样。在配准过程中, 先通过控制点法进行相对配准, 再通过多项式纠正法进行绝对配准。

(2) 将低分辨率多光谱数据 I_2 由RGB空间转换到HSV空间, 得到数据 I_2 的 H, S, V 三分量信息。

(3) 将 V 分量和高分辨率数据 I_1 进行直方图匹配, 使 V 分量数据和 I_1 的幅度值保持一致。

(4) 利用多进制小波融合算法对 V 分量信息和高分辨率数据 I_1 进行小波融合从而得到新的 V' 分量。

(5) 将得到的 V' 分量和前面的 H, S 分量数据进行HSV逆变换, 输出高分辨率的融合后数据。

2 基于区域特征的自适应小波包融合算法(AWP)

小波包融合算法通过对不同分辨率的高频部分进一步划分, 进行递归分解, 突出高分辨率数据的细节层次信息。该算法能突出细节区域特征, 且采用自适应算法, 故称之为基于区域特征的自适应小波包融合算法^[12] (Adaptive Wavelet Packet based on region features, AWP)。

2.1 算法介绍

多分辨率分析可以对信号进行有效的时效分解, 但由于其尺度函数时按二进制变化的, 因此在高频段其频率分辨率较差, 只能对信号的频段进行指数等间隔划分。小波包分解为信号提供一种更加精细的分解方法, 通过把频带进行多层次划分, 对多分辨分析中没有细分的高频部分进一步分解, 并根据被分析信号特征, 自适应地选择相应频段, 使之与信号频谱相匹配, 从而提高时频分辨率, 因此具有更广泛的应用价值^[13]。

这种算法可同时数据的高、低频部分进行任意尺度的递归分解和融合处理, 克服了传统小波融合算法对高分辨率数据高频细节信息处理的不足, 突出高分辨率数据细节层次信息, 获取高分辨率的多光谱融合数据, 从而提高数据可用度和研究对象解译的可靠性^[1]。

2.2 算法实现

首先对配准的遥感数据进行小波包分解, 分解时, 对上一层的各高、低频部分进行全方位递归分解, 采用基于自适应能力和区域特征的融合策略对子数据融合, 最后逆变换重构数据。一般情况下, 小波包分解层次越多, 融合结果中包含的细节信息就越丰富。但随着分解层次的增多, 计算量增加, 而且易造成顶层融合数据损失增大^[14]。因此折中考虑两点, 一般分解层次取3-5之间。本文的分解层次取3, Haar小波基。

如图3, 基于自适应能力和区域特征的融合策略为: 按照不同融合策略分别对每一级小波系数上的高、低频信息进行处理, 并合并系数。加权平均法的基本原理是^[1]:

$$C_F(m, n) = \alpha \times C_A(m, n) + (1 - \alpha) \times C_B(m, n) \quad (4)$$

其中, C_A, C_B, C_F 分别表示源数据 A, B 及融合后数据

F 的在最后一个分解层的子数据, m, n 为最后一个分解层子数据的像素位置, α 为权值, 值在 0-1 之间.

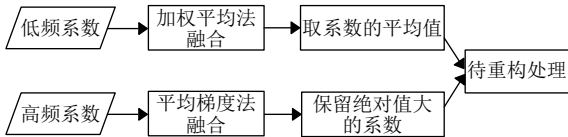


图3 融合策略

平均梯度法的融合规则为^[1]: 利用该像素的局部平均梯度确定融合后高频子数据的像素值. 设待融合数据为 $A(x, y), B(x, y)$, 由不同分辨率的高频子数据得到的梯度数据分别为 $GA_j^k(x, y), GB_j^k(x, y)$, 则不同分辨率上的高频子数据 $F_j^k(x, y)$ 为:

$$\begin{cases} \text{当 } GA_j^k(x, y) > GB_j^k(x, y) \text{ 时, } F_j^k(x, y) = GA_j^k(x, y) \\ \text{当 } GA_j^k(x, y) < GB_j^k(x, y) \text{ 时, } F_j^k(x, y) = GB_j^k(x, y) \end{cases} \quad (5)$$

最后使用重构滤波器逆向逐层二插值重构数据, 获取融合后数据.

算法步骤^[15,16] 如图 4.

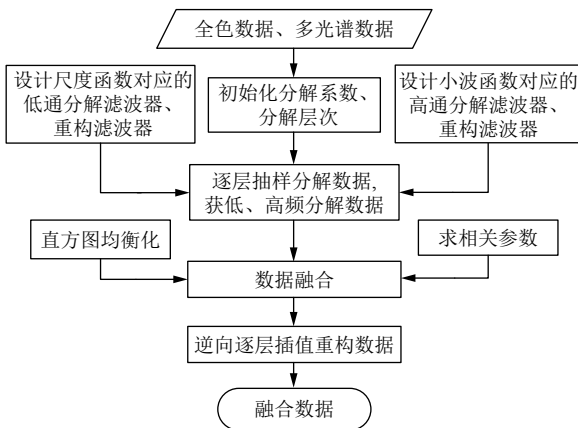


图4 基于区域特征的自适应小波包融合算法

算法步骤具体说明如下:

- (1) 输入高分辨率的全色数据和多光谱数据.
- (2) 初始化分解系数、分解层次数目等参数.
- (3) 设计尺度函数 $\phi(x)$ 对应的低通分解滤波器和尺度函数 $\psi(x)$ 对应的高通分解滤波器, 以及相应的重构滤波器.
- (4) 根据小波包分解算法, 使用分解滤波器逐层抽样分解全色和多光谱数据, 获取高、低频分解数据.
- (5) 对小波包分解后的多光谱数据和全色数据进行融合.

融合. 采用基于区域特征的自适应小波包融合算法, 通过直方图均衡化, 求分解窗口的方差、能量和信息熵, 计算像素权值, 按照公式获取融合子数据.

设小波分解后的多光谱数据为 $A(x, y)$, 全色数据为 $B(x, y)$, 将多光谱数据进行色彩分离, 得到三波段的子数据分别为 $A_j^k(x, y) (k = 1, 2, 3), j$ 是尺度函数, 将全色数据分别对多光谱数据的 3 个波段进行直方图均衡化.

对三波段的子数据 $A_j^k(x, y) (k = 1, 2, 3)$ 以及全色数据 $B(x, y)$ 开辟 $M \times N$ 的处理窗口, 本章选用 3×3 矩阵, 求每个窗口的方差 D_i , 窗口能量 E_i , 窗口的信息熵 S_i .

$$S_i = - \sum_{i=0}^L P(i) \log_2 P(i) \quad (6)$$

其中, $P(i)$ 表示一像元 i 在数据中的出现概率, 其范围是 $[0, 1, \dots, L]$.

$$D_i = \frac{\sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} [G(i, j) - \bar{G}]^2}{MN} \quad (7)$$

其中, $G(i, j)$ 为像元灰度值, \bar{G} 为均值.

$$E_i = - \sum_{i, j \in Z} P[i][j] G(i, j) \quad (8)$$

其中, $P[i][j]$ 是特征提取算子, 本文取经验值.

$$P[i][j] = \{\{0, 1, 0\}, \{1, 2, 1\}, \{0, 1, 0\}\}.$$

计算子数据 $A_j^k(x, y) (k = 1, 2, 3)$ 以及全色数据 $B(x, y)$ 的像素权值.

$$W_i = a \times E_i + b \times D_i + c \times S_i \quad (9)$$

其中, a, b, c 为各特征的权值, 默认为 1.

按照式 (10) 获取融合后数据 $F_j^k(x, y)$:

$$F_j^k(x, y) = \frac{A_j^k(x, y) \cdot W_a + B^k(x, y) \cdot W_b}{W_a + W_b} \quad (10)$$

(6) 根据上述的小波包重构滤波器逆向逐层插值重构数据, 获取融合后数据.

3 数据介绍

3.1 多光谱 LandSat TM 数据

LandSat 是美国陆地探测卫星系统, TM (Thematic Mapper) 是 LandSat-4、LandSat-5 携带的专题绘图仪^[17], LandSat TM 波段信息如表 1 所示. 本文采用 Level 1T 标准地形校正产品, 选用 Band 4、Band 3、Band 2 进行融合, 有利于分辨植被、土壤和道路等信息^[18].

表1 LandSat TM 波段信息

通道	波段	波长(μm)	分辨率(m)	主要作用
Band 2	绿色	0.52-0.60	30	分辨植被
Band 3	红色	0.63-0.69	30	处于叶绿素吸收区域, 观测道路、裸露土壤和植被种类
Band 4	近红外	0.76-0.90	30	用于估算生物量, 尽管此波段可从植被中区分出水体, 可分辨潮湿土壤, 但对道路的辨认效果不如Band 3

3.2 全色 SPOT-5 数据

SPOT 卫星是法国空间研究中心 (CNES) 研制的地球观测卫星系统, SPOT-5 星上载有 2 台高分辨率几何成像装置 (HRG)、1 台高分辨率立体成像装置 (HRS)、1 台宽视域植被探测仪 (VEG) 等, 前后模式实时获得立体像对^[19], 其波段信息如表 2 所示. 本文选用 SPOT-5 星的全色波段 PAN 的 10 m 分辨率 HRS 数据.

表2 SPOT-5 卫星的波段信息

波段	波长(μm)	分辨率		
		HRG (m)	VEG (km)	HRS (m)
PAN	0.49-0.69	2.5/5	—	10
B	0.43-0.47	—	1	—
G	0.49-0.61	10	—	—
R	0.61-0.68	10	1	—
NIR	0.78-0.89	10	1	—
SWIR	1.58-1.78	20	1	—

3.3 合成孔径雷达 SAR 数据

合成孔径雷达 SAR (Synthetic Aperture Radar) 采用搭载在飞机或卫星上的移动雷达, 达到和大型天线同样精度的雷达系统. 特点是分辨率高, 能全天候工作, 能有效地识别伪装和穿透遮盖物^[20]. 本文选用欧洲空间局的 ERS-2 (the second European Remote sensing Satellite) 雷达数据, 平均轨道高度为 780 km, 其参数如表 3 所示^[20].

4 结果分析

本文采用 HSV-WT、AWP 算法对两组数据进行处理, 选取的滤波器窗口为 3×3 , 小波变换法采用了 3 层小波分解和重构算法, Haar 小波基.

4.1 多光谱 LandSat TM 数据和全色 SPOT 数据融合

采用 HSV-WT 和 AWP 对两组数据进行融合.

4.1.1 读取源数据

先选择 TM 的 Band 3 与 SPOT 进行配准, 可发现两图左边部分的山脉区域清晰可见, 图 5(b) 中有一块白云区.

表3 合成孔径雷达成像模式特性参数

参数	值
波段宽度	15.55±0.1 MHz
脉冲重复频率范围	1640-1720 Hz
长脉冲	37.12±0.06 μs
压缩脉冲长度	64 ns
峰值功率	4.8 kW
天线尺寸	10 m×1 m
极化方式	线性-垂直
模拟/数字复合取样	18.96×10 ⁶ 点/s
取样窗	296 μs , 99 km 遥测宽度
数字化	51, 5Q (地面压缩) 61, 6Q (星上压缩)
空间分辨率	30 m×30 m
辐射分辨率	2.5 dB
照射带偏距	250 km (至卫星轨道轨迹边)
照射带宽度	100 km
视场角(入射角)	23°(在照射带中间)
频率	5.3 GHz (C波段)
数据率	<105 Mb/s

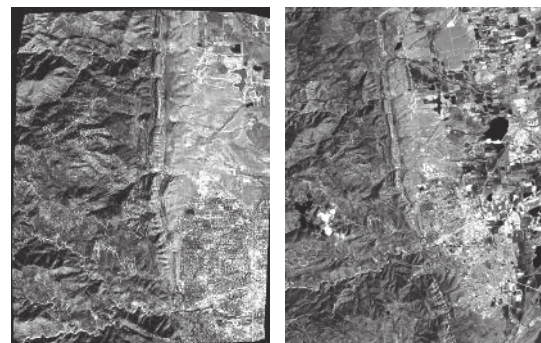


图5 源数据

4.1.2 数据配准校正

将图 5(a) 作为基准数据, 对图 5(b) 数据进行校正. 通过控制点位法进行相对配准, 再通过二次多项式纠正法进行绝对配准, 如图 6 所示. 同理校正另外两个波段数据.

采用多项式纠正法时, 误差如表 4. 由表 4 所知, 采用一次多项式纠正时误差较大, 因为一次项纠正仅对旋转、平移、缩放带来的误差进行了纠正, 并没有对非线性变化引起的误差进行改正. 采用二次多项式时, 中误差明显变小, 不仅纠正了线性变形, 还进一步改正了非线性变形.

4.1.3 融合 TM Band 4、Band 3、Band 2

采用二进制小波变换法融合校正后的 TM 三通道数据, 如图 7 所示.



图6 校正后的 TM Band 3

表4 多项式纠正误差 (单位: m)

纠正方法	中误差	最大残差	最小残差
一次多项式	11.67	23.58	3.75
二次多项式	4.53	8.28	1.39

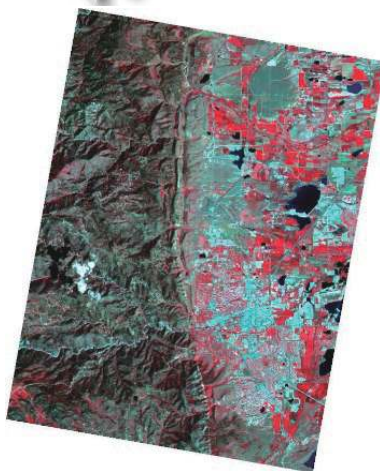


图7 TM Band 4、Band 3、Band 2 融合结果

分析融合结果, 左边区域为山脉, 左边有一块白色区域为云, 旁边与其形状相似的黑色区域为云影. 卫星观测的角度以及山脉的凸凹不平等因素导致云和云影之间的位置差异; 深色区域为水体.

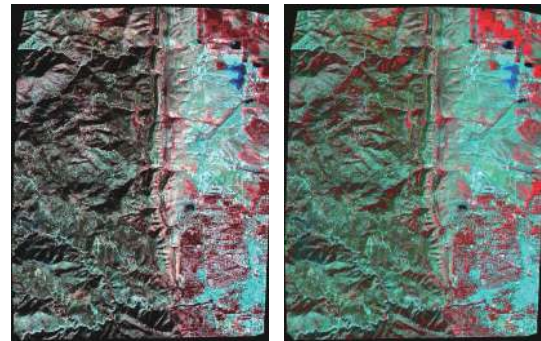
4.1.4 融合 TM 和 SPOT 数据

分别采用 HSV-WT、AWP 对图 5(a) 和图 7 进行融合, 如图 8 所示.

4.1.5 融合评价

观察图 8 发现, 使用两种方法融合后的结果既融入了全色 SPOT 数据的细节信息, 又保留了 TM 数据的光谱信息. 融合后数据在保持光谱信息和增强空间

信息两方面得到提高. 对比图 8(a)、图 8(b) 发现, 图 8(a) 的光谱失真较大, 视觉效果不如图 8(b). 在图 8(b) 中, 山脉的纹理特性和右边部分的细节特征更加丰富, 更有利于地物判别. 比较两种融合结果的性能参数如表 5.



(a) HSV-WT

(b) AWP

图8 融合结果

表5 TM 和 SPOT 融合后数据的参数结果

融合数据	方差	信息熵	清晰度	扭曲程度	偏差指数	相关指数
源数据						
TM	31.8697	7.0250	4.9756	—	—	—
SPOT	53.6247	6.1571	16.2586	—	—	—
融合结果						
图8(a)	48.7596	7.4573	17.8521	26.4562	0.2961	0.7697
图8(b)	50.7763	7.5369	20.4552	21.8952	0.2874	0.8014

从表 5 可看出, 融合结果图 8(a)、图 8(b) 在多光谱 TM 数据的基础上, 提高了方差, 其信息熵和清晰度都比源数据大; 对比融合结果图 8(a)、图 8(b), 在方差、信息熵、清晰度和相关指数 4 项指标上, 图 8(b) 较大, 且图 8(b) 的扭曲程度、偏差指数较小. 说明采用 AWP 方法较 HSV-WT 法更优, 采用 AWP 法处理过的图像更加清晰, 纹理信息更丰富, 对象的几何特征更完整.

4.1.6 融合另一组伦敦地区数据

对另一组伦敦地区的数据采用相同方法进行处理, 选用 TM 的 R、G、B 波段合成彩色影像.

图 9(a) 采用 TM 的 R、G、B 波段融合表示彩色图像, 图像色彩更接近自然色彩, 更符合人的视觉特性. 图中, 黑色区域为水体, 绿色区域为地表. 放大观察图 9(c)、图 9(d), 图像的细节信息得到明显改善, 光谱信息的增加提高地物的纹理特性. 目视观察比较图 9(c)、图 9(d), 图 9(d) 的色彩更为自然, 纹理细节更丰富, 目视效果更加清楚. 表 6 列出图 9 融合结果的性能参数,

综合比较, 图 9(d) 数据优于图 9(c), 说明采用 AWT 效果较好.

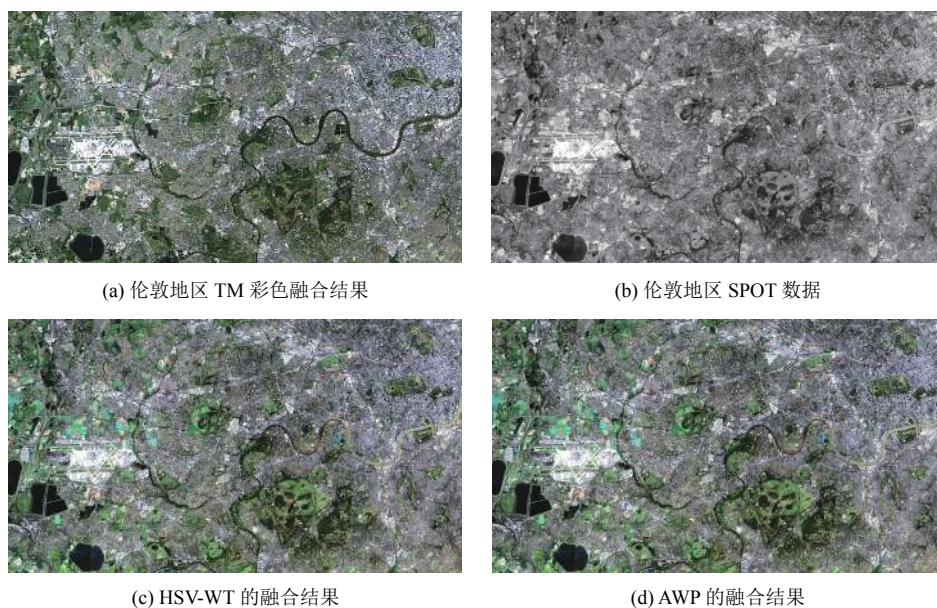


图9 伦敦地区的数据融合结果

表6 图9融合后数据的参数结果

融合数据	方差	信息熵	清晰度	扭曲程度	偏差指数	相关指数
源数据	图9(a)	54.2796	7.8486	39.8526	—	—
	图9(b)	57.0569	7.5299	54.3126	—	—
融合	图9(c)	57.2569	7.9165	56.9571	19.9568	0.2594
结果	图9(d)	59.6357	8.2410	59.4562	16.5972	0.2314
					0.8159	0.8861

4.2 多光谱 LandSat TM 数据和 SAR 数据融合

对意大利罗马地区的 TM 和 ERS-2 SAR 数据进行融合,使用 AWP 实现.

4.2.1 读取源数据

读取罗马地区的源数据,将 TM Band 4、Band 3、Band 2 进行二进制小波融合,如图 10 所示, SAR 数据有一定的立体视觉性,图 10(b) 中黑色区域为水体.

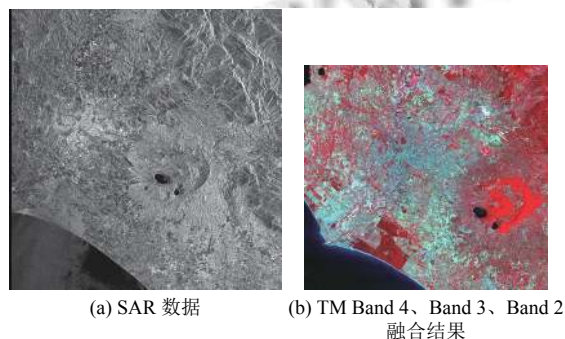


图10 意大利罗马地区的源数据

4.2.2 数据配准

将图 10(a) 的 SAR 数据作为基准数据,对图 10(b)

进行校正.校正法同上,图 11 所示为校正后的 TM 数据.

4.2.3 数据融合

由 4.1.5 节和 4.1.6 节知,基于自适应小波包融合算法较优,故采用此算法融合图 10 的 SAR 数据以及图 11 的校正后 TM 数据,融合结果如图 12.

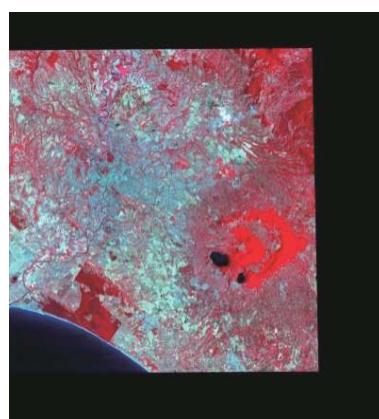


图11 校正后的 TM 数据

4.2.4 融合评价

由图 12,融合后影像具有 SAR 数据的立体视觉性,在融入 TM 的光谱信息后,增加了纹理的清晰度,有助于进一步区分地表的覆盖类型.表 7 列出图 12 融合结果的性能参数,

由表 7 知,融合后的方差、信息熵均高于源数据,说明融合丰富了信息量.融合后的清晰度提高较为明显,说明融合后数据增强了细节特征.

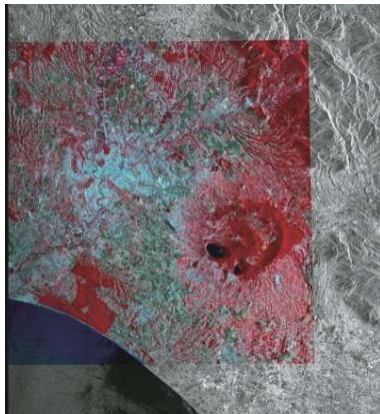


图 12 SAR 和 TM 融合结果

表 7 图 12 融合后数据的参数结果

融合数据		方差	信息熵	清晰度	扭曲程度	偏差指数	相关指数
源数据	TM	54.6958	7.7233	43.6005	—	—	—
	SAR	56.5624	7.4261	52.1896	—	—	—
融合结果	图12	57.3057	7.7281	55.4782	18.6324	0.2591	0.8006

4.3 与其他融合算法的对比分析

基于 4.1.1 节的多光谱 LandSat TM 数据和全色 SPOT 数据, 分别采用常用融合算法 HSV 变换、主成分变换 (PCA)、多进制小波变换 (WT) 对同一组数据进行融合, 与采用本文算法 HSV-WT、AWP 的融合结果进行比较, 如表 8 所示。

从表 8 可看出, 融合结果均在 TM 数据的基础上, 提高了方差, 其信息熵和清晰度都比源数据大; 对比各项参数, 本文算法 AWP、HSV-WT 在各项指标上, 均优于其他 3 种传统算法, 验证了本文改进算法的有效性。

表 8 不同融合算法的参数结果

融合数据		方差	信息熵	清晰度	扭曲程度	偏差指数	相关指数
源数据	TM	31.8697	7.0250	4.9756	—	—	—
	SPOT	53.6247	6.1571	16.2586	—	—	—
融合结果	HSV	35.9702	7.1298	16.5276	34.0218	0.3684	0.6124
	PCA	39.8291	7.1986	16.9873	32.9762	0.3585	0.6523
	WT	40.3285	7.2142	17.0289	30.0652	0.3326	0.7018
	HSV-WT	48.7596	7.4573	17.8521	26.4562	0.2961	0.7697
	AWP	50.7763	7.5369	20.4552	21.8952	0.2874	0.8014

5 结论

本文将低分辨率数据的多光谱信息、全色数据的高分辨率信息或 SAR 数据的高空间信息有机结合起

来, 关注在尽可能保持原光谱信息的同时, 提高融合结果的空间分辨率。主要结论如下:

(1) 两种改进算法均优于传统融合算法, 融合后的数据在保持光谱信息和提高空间细节信息两方面均得到提高。这两种算法相对传统小波算法, 能克服对高频信息处理的缺陷, 突破待融合数据的分辨率比值限制, 实现分辨率之比非 2ⁿ 的数据融合。

(2) HSV-WT 将 HSV 的空间信息表达能力与多进制小波变换的良好局部化性质有机结合, 从而使融合后的数据在保持光谱信息和提高空间分辨率两方面的综合性能达到平衡。实验证明此方法简单有效, 融合结果既融入了 SPOT 数据的细节信息, 又保留了 TM 数据的光谱信息。

(3) AWP 克服小波变换容易受分解阶数影响的缺陷, 对高频部分进一步划分, 通过递归分解突出高分辨率数据的细节层次信息。用此方法处理两组数据, 效果优于 HSV-WT。

(4) 下阶段应进一步探讨针对要突出的不同特征, 怎样选取波段组合; SAR 数据具有穿透云层、植被的能力, 它所获得的信息取决于物体的几何特性和介电特性, 可思考怎样发挥其优点, 最大限度地提取地物特征信息。

参考文献

- 张永生, 戴晨光, 张云彬, 等. 天基多源遥感信息融合——理论、算法与应用系统. 北京: 科学出版社, 2005.
- 刘春, 陈能. 基于小波变换的快鸟遥感影像数据融合. 同济大学学报(自然科学版), 2004, 32(10): 1371-1375. [doi: 10.3321/j.issn:0253-374X.2004.10.021]
- 张爱明, 李乃强. 多源遥感影像小波融合方法研究与分析. 现代测绘, 2009, 32(5): 39-41. [doi: 10.3969/j.issn.1672-4097.2009.05.013]
- 焦竹青, 徐保国. HSV 变换和同态滤波的彩色图像光照补偿. 计算机工程与应用, 2010, 46(30): 142-144.
- 石智, 张卓, 岳彦刚. 基于 Shearlet 变换的自适应图像融合算法. 光子学报, 2013, 42(1): 115-120.
- 秦绪佳, 程燕飞, 范颖琳, 等. 基于三边滤波的 HSV 色彩空间 Retinex 图像增强算法. 小型微型计算机系统, 2016, 37(1): 168-172. [doi: 10.3969/j.issn.1000-1220.2016.01.032]
- 李雷, 陈福江, 李峰. 环渤海地区 TM 影像图制作. 北京测绘, 2012, (5): 60-63. [doi: 10.3969/j.issn.1007-3000.2012.05.016]
- 李卫红, 周平华, 李琦, 等. “资源一号”02C 卫星影像几何

- 校正方法试验. 华北科技学院学报, 2015, 12(1): 99–102.
- 9 王蕾, 杨武年, 任金铜, 等. GF-2 卫星影像在土地变更监测中的适用性及潜力分析. 航天返回与遥感, 2017, 38(4): 96–105. [doi: [10.3969/j.issn.1009-8518.2017.04.012](https://doi.org/10.3969/j.issn.1009-8518.2017.04.012)]
- 10 张大明, 李璐, 符茂胜, 等. 基于小波变换的全色和多光谱遥感图像融合. 国土资源遥感, 2008, 20(1): 50–54.
- 11 常化文. 基于 HSV 变换与 \hat{a} trous 变换的图像融合. 计算机工程与设计, 2009, 30(4): 938–940.
- 12 董广军, 张永生, 戴晨光. 高分辨率遥感影像融合处理技术的对比分析研究. 光学技术, 2006, 32(6): 827–830. [doi: [10.3321/j.issn:1002-1582.2006.06.020](https://doi.org/10.3321/j.issn:1002-1582.2006.06.020)]
- 13 周伟, 桂林, 周林, 等. MATLAB 小波分析高级技术. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2006.9.
- 14 董广军, 张永生, 范永弘. PHI 高光谱数据和高空间分辨率遥感图像融合技术研究. 红外与毫米波学报, 2006, 25(2): 123–126. [doi: [10.3321/j.issn:1001-9014.2006.02.010](https://doi.org/10.3321/j.issn:1001-9014.2006.02.010)]
- 15 钱国栋, 邹珍军, 许宁. 遥感图像多模型融合处理与分析. 北京测绘, 2014, (5): 19–25. [doi: [10.3969/j.issn.1007-3000.2014.05.006](https://doi.org/10.3969/j.issn.1007-3000.2014.05.006)]
- 16 Hall DL, Llinas J. An introduction to multisensor data fusion. Proceedings of the IEEE, 1997, 85(1): 6–23. [doi: [10.1109/5.554205](https://doi.org/10.1109/5.554205)]
- 17 姚磊. 基于支持向量机的遥感影像分类研究 [硕士学位论文]. 济南: 山东师范大学, 2012.
- 18 周亦, 胡琨菠, 张亚亚. 资源一号 02C 与 SPOT5 在土地调查监测应用中的对比分析. 北京测绘, 2015, (6): 43–47. [doi: [10.3969/j.issn.1007-3000.2015.06.011](https://doi.org/10.3969/j.issn.1007-3000.2015.06.011)]
- 19 王彩霞. 也论现代测绘定位技术. 科技论坛, 2009, (35): 20.
- 20 Roy DP, Ju J, Lewis P, *et al.* Multi-temporal MODIS-Landsat data fusion for relative radiometric normalization, gap filling, and prediction of Landsat data. Remote Sensing of Environment, 2008, 112(6): 3112–3130. [doi: [10.1016/j.rse.2008.03.009](https://doi.org/10.1016/j.rse.2008.03.009)]