

文章编号: 1672-8785(2009)09-0006-06

基于最小一乘的遥感图像融合

窦 闻¹ 陈云浩²

(1. 东南大学交通学院, 江苏 南京 210096 ;

2. 北京师范大学资源学院地表过程与资源生态国家重点实验室, 北京 100875)

摘 要: 基于全色数据与多光谱数据之间的线性关系进行遥感图像融合是一种可行并被广泛应用的思路。本文利用 GCOS 模型对 GS 方法进行了分析, 发现 GS 法可通过最小二乘法进行线性回归。由于最小一乘与最小二乘相比更为稳健, 因此预期采用最小一乘法的融合方法具有更好的性能。本文提出了一种基于最小一乘融合方法的构建, 并对 IKONOS 数据进行了对比试验。试验结果表明, 基于最小一乘的融合方法是对 GS 方法的一种有效改进。

关键词: 遥感; 图像融合; 线性回归; 空间细节调制参数

中图分类号: TP751.1 **文献标识码:** A

Fusion of Remotely Sensed Image Based on Least Absolute Deviation

DOU Wen¹, CHEN Yun-hao²

(1. Transportation College, Southeast University, Nanjing 210096, China;

2. State Key Laboratory of Earth Surface Processes and Resource Ecology,
Beijing Normal University, Beijing 100875, China)

Abstract: Image fusion based on the linear relationship between panchromatic and multispectral data is feasible and widely used for the fusion of remotely sensed images. The GS method is analyzed by using a GCOS model. It is found that the GS method can estimate the linear relationship through least squared regression. Since the least absolute deviation is more robust than the least square, it is expected that the fusion method based on the least absolute deviation is better than the least square in performance. A novel image fusion method based on the least absolute deviation is proposed and is tested for the IKONOS images. The experimental result shows that this novel method is an effective modification for the common GS method.

Key words: remote sensing; image fusion; linear regression; modulation coefficient of spatial detail

1 引言

多源遥感数据融合包括像素级、特征级和决策级三个层次^[1,2], 其中像素级融合通常称为图像融合。像素级融合能够充分应用原始数据

中包含的数据和信息量, 综合集成多源遥感信息的优越性, 尽可能多地保持对象的原始信息, 充分利用现有数据, 获取更高质量的数据, 因此不仅是遥感信息处理研究的一个重要方向, 也是

收稿日期: 2009-04-18

基金项目: 霍英东教育基金(111017); 国家自然科学基金(40671122); 北京市自然科学基金(4072016)

作者简介: 窦闻(1980-), 男, 安徽和县人, 东南大学讲师, 主要研究方向为遥感数据融合和遥感信息提取。E-mail: 210096douw@seu.edu.cn

近十年来图像工程研究和应用领域的热点, 到目前为止, 已出现了大量有关遥感图像融合技术、方法与应用的文献报道^[2,3]。

多源遥感数据的像素级融合属于多传感器信息融合的范畴, 是指对不同传感器获得的同一景物的图像或同一传感器在不同时刻获得的同一景物的图像进行去噪、时间配准、空间配准和重采样后, 再运用某种融合技术得到一幅合成图像的过程。通过对多幅图像的融合, 可克服单一传感器图像在几何、光谱和空间分辨率等方面存在的局限性和差异性, 提高图像的质量, 从而有利于对物理现象和事件进行定位、识别和解释。由于目前人们已提出了众多具体的融合方法, 并且形式各异, 为了对这一研究领域的主体和术语进行规范, Wald 曾经提出: “数据融合是一个对综合不同来源数据的工具和方法进行表达的框架, 旨在获得更高质量的信息; ‘更高质量’ 的定义依赖于具体应用”^[1]。这一定义保证了数据融合适当的外延, 因而在很大程度上得到了人们的认可。但遥感图像融合技术的研究仍然缺乏理论指导。为此, Dou 等人提出了基于正交变换的分量替换法的一般数学模型 GCOS^[4], 用以分析分量替换融合 (COS), 并指导此类方法的设计与开发。GCOS 的数学模型为

$$V_{MS,b}^h(i, j) = V_{MS,b}^l(i, j) + \omega_b \delta(i, j) \quad (1)$$

式中, $V_{MS,b}^h(i, j)$ 为 b 波段 (i, j) 位置的融合结果, $V_{MS,b}^l(i, j)$ 为在相应波段位置上采样的待融合低分辨率多光谱数据, ω 为空间细节调制参数向量, ω_b 为 b 波段的空间细节调制参数, $\delta(i, j)$ 为从高分辨率全色数据中提取的空间细节, 即 $\delta(i, j) = V_{PAN}^h(i, j) - V_{PAN}^l(i, j)$, V_{PAN}^l 为通过 MS 数据线性组合得到的低分辨率亮度分量。为了行文方便, 下文在不引起误会的情况下, 省略 i 、 j 、 b 的标注。

GCOS 模型指出, 用分量替换法得到的图像融合结果, 实际上是两部分信息叠加而成的: 第一部分 V_{MS}^l 是以某种方式表达的原始的低分辨率多光谱数据; 第二部分 $\omega\delta$ 代表的是在更高的空间分辨率下多光谱数据应该包含的空间细节

信息向量, 其中 ω 由 PAN 和 MS 在同等尺度下的空间细节分量之间的关系决定, 表示由 PAN 的细节估计同等分辨率下 MS 应包含细节的方法, 因此被称为空间细节调制参数。从 GCOS 模型可以看出, 具体的分量替换融合法是由空间细节调制参数和空间细节信息 δ 的不同构建方法来刻画的, 有利于通过问题分解进行深入研究。

在分量替换的过程中, 高分辨率 PAN 数据与低分辨率亮度分量有时是不匹配的, 此时需要对 PAN 数据进行直方图匹配以获取有意义的空间细节, 一般采用均值 - 方差拉伸的方法。由于直方图匹配过程的有无及具体方法无法在 GCOS 模型中得到表达, 而这一过程实际上也是对空间细节进行调制的过程, 因此造成了 δ 的定义的模糊性。为了解决这一问题, 窦闻提出了在 GCOS 模型中规定 V_{PAN}^h 为未经直方图匹配的高分辨率全色数据的理论^[5]。这样, 一个具体的分量替换融合法就由 ω 和 V_{PAN}^l 唯一确定, 直方图匹配过程就可对两者都产生影响。

GS 融合法是一种性能较好的分量替换融合法^[6]。利用 GCOS 模型对 GS 方法进行分析, 发现 GS 方法的空间细节调制参数为 PAN 与 MS 之间基于最小二乘的回归系数。本文首先介绍 GS 方法及其在 GCOS 框架下的分析, 在此基础上提出基于最小一乘回归的空间细节调制参数构建, 并对所提出的融合方法进行试验验证。

2 GS 融合法

GS 融合法是一种广泛应用的分量替换融合法, 由美国柯达公司发明^[7]。其基本思想如下:

- (1) 构建与原始 PAN 数据相同尺寸的低分辨率 PAN 数据 V_{PAN}^l ;
- (2) 对 MS 数据重采样至 PAN 数据尺寸, 并与 V_{PAN}^l 一起进行 GS 变换, 构造一组正交影像。变换过程中以 V_{PAN}^l 为 GS 的第一分量 GS_0 ;
- (3) 对原始 PAN 数据进行直方图拉伸, 以匹配低分辨率 PAN 数据, 并以调整后的 PAN 数据替换 GS_0 ;
- (4) 对替换后的正交影像集进行 GS 逆变换, 去除第一波段, 获取融合结果。

在第 1 步中, 低分辨率 PAN 数据的构建可以有不同的方法, ENVI 软件包为 GS 融合方法提供了两个选项, 分别以 MS 数据的像素均值和用户提供的低分辨率 PAN 数据为 GS_0 。实际上, GS_0 的构建根据其数据来源应该分为两类: 第一类方法采用 MS 数据各波段的线性组合; 第二类方法采用对 PAN 数据进行低通滤波。严格来讲, 只有采用第一类方法的 GS 融合过程才能称为分量替换融合, 但如果将 GS_0 和 MS 一道看作待融合数据, 第二类方法也可以被视为属于 COS 方法。因此可以采用 GCOS 模型对 GS 融合法进行分析。

如果将低分辨率 PAN 与 MS 构成的图像集作为待融合数据, 则在不进行直方图拉伸的情况下, 对图像集进行 GS 逆变换的矩阵可表达为

$$\begin{bmatrix} V_{PAN}^h \\ V_{MS,1}^h \\ \vdots \\ V_{MS,n}^h \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \cdots & 0 \\ \Phi(V_{MS,1}^l, GS_0) & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \Phi(V_{MS,i}^l, GS_0) & \cdots & \cdots & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} GS_0 \\ GS_1 \\ \vdots \\ GS_n \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中, $V_{MS,j}^h$ 为 MS 第 j 波段的融合结果, V_{PAN}^h 为 PAN 数据, GS_i 为待融合数据经 GS 变换获得的正交分量, $\Phi(V_{MS,j}^l, GS_i) = \frac{\sigma(V_{MS,j}^l, GS_i)}{\sigma^2(GS_i)}$ 。

由 GCOS 模型可知, 分量替换融合法的空间细节调制参数向量为逆变换矩阵的第一列。由式 (2) 可知, MS 第 i 波段的空间细节调制参数为

$$\omega_i = \frac{\sigma(V_{MS,i}^l, GS_0)}{\sigma^2(GS_0)} = \rho_i \frac{\sigma(V_{MS,i}^l)}{\sigma(V_{PAN}^l)} \quad (3)$$

式中, ρ_i 为 MS 第 i 波段与 V_{PAN}^l 的相关系数, $\sigma(\cdot, \cdots)$ 为协方差, $\sigma(\cdot)$ 为标准差。可以看出, 在进行直方图拉伸的情况下, $\omega_i = \rho_i \frac{\sigma(V_{MS,i}^l)}{\sigma(V_{PAN}^h)}$, 此时空间细节 δ 相应发生改变。

由式 (3) 可以看出, GS 方法所采用的空间细节调制参数, 是 V_{PAN}^l 对 $V_{MS,i}^l$ 进行基于最小二乘的线性回归的增益系数。由此可见, GS 方法以 PAN 与 MS 之间的线性关系作为两者空间细节之间的线性关系的估计。通过 GCOS 模型对

现有融合方法的分析可以看出, 几乎所有的融合方法都是基于这一思想的^[5], 但大部分经典方法, 如 IHS^[8], 直接对二者之间的线性关系作出假设, 主成分分析 (PCA) 方法^[9,10] 以第一主成分 PC1 作为低分辨率 PAN 估计的思想, 也内在的规定了二者之间的线性关系。相比之下, GS 方法以低分辨率 MS 和 PAN 之间的线性回归系数作为二者线性关系的估计方法, 采用的假设条件较弱, 因此更为合理, 可以获得更好的融合性能。

3 基于 PAN 与 MS 线性关系的空间细节调制参数构造方法

给定由某种方式获得的低分辨率全色数据 V_{PAN}^l 和低分辨率多光谱数据第 i 波段 $V_{MS,i}^l$, 若两者相关性较强, 可以式 (4) 定义二者之间的关系, 其中 a 、 b 为线性回归参数。假设不同来源数据之间的线性关系与数据分辨率无关, 则可以根据式 (5) 通过高分辨率全色数据 V_{PAN}^h 估计高分辨率多光谱数据 $V_{MS,i}^h$ 。将式 (5) 减去式 (4), 再对比式 (1), 可知回归系数 a 即为空间细节调制参数 ω 。

$$V_{MS,i}^l = a V_{PAN}^l + b \quad (4)$$

$$V_{MS,i}^h = a V_{PAN}^h + b \quad (5)$$

利用 GCOS 模型进行的分析指出, 基于 PAN 与 MS 之间线性关系构造空间细节调制参数, 是迄今为止遥感图像融合方法的最主要的思路。这样, 空间细节调制参数的构造问题就转化成了 PAN 与 MS 之间一元线性回归参数的估计问题。实际上, Price 在 GS 方法之前就已经提出了基于最小二乘法的图像融合方法^[11,12], 而且其方法与 GCOS 模型一样采用解析式表达, 因此与 GS 的分量替换方式相比效率更高; 但由于缺乏图像融合的理论框架指导, 二者之间的关系一直未能得以揭示, 导致商业软件包 ENVI 中采用了速度较慢的 GS 方法。图像融合领域发展中的这一事件充分说明了理论框架 / 模型的重要性。

上面指出, GS 方法与 Price 方法都采用最小二乘法估计 PAN 与 MS 的线性关系, 以回归的增益系数作为空间细节调制参数, 其主要原

因在于最小二乘法是估计回归参数的最基本的方法。最小二乘法在方法上较为成熟, 在理论上较为完善, 更重要的是其解可以用简单明了的表达式表示, 便于实现, 因此是最常用的最优拟合方法。尽管如此, 最小二乘法也存在一定的局限性, 主要表现在两个方面^[13]: ①误差正态分布的假设往往不能符合实际情况; ②稳健性相对较低, 当数据中夹杂异常点时, 回归结果的失真较大。这导致了一些稳健回归算法的出现, 其中最简单的是最小一乘法^[14]。

假设样本数据为 $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$, 其中 $y_n \in R^1$, $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iP}) \in R^P$ 是 P 维行向量。现将这些数据拟合成一条曲线 $y = f(x)$, 最小二乘法的目标函数为

$$S = \sum_{i=1}^n [y_i - \hat{f}(x_i)]^2 = \sum_{i=1}^n e_i^2 \quad (6)$$

当使用最小一乘准则时, 采用的目标函数为

$$S = \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{f}(x_i)| = \sum_{i=1}^n |e_i| \quad (7)$$

对比式 (6) 和式 (7) 可以看出, 与最小二乘法不同, 最小一乘法采用累计绝对偏差 (SAE) 作为其目标函数, 因此又称为最小绝对偏差 (LAD) 回归、最小绝对误差 (LAE) 回归或 L_1 估计问题; 相应地, 最小二乘法称为最小方差 (LS) 回归。最小一乘法最主要的优势在于它可以获得更为稳健的回归结果, 不容易受到异常值和噪声的干扰。虽然最小一乘法是 Boscovich 在 1757 年提出的, 早于最小二乘法近 50 年, 但由于最小一乘回归属于不可微问题, 与最小二乘相比具有较大难度, 因此研究相对缓慢。随着数值分析研究和计算机技术的发展, 最小一乘法有了很多快速求解方法^[15]。

从用 GCOS 模型对 GS 方法进行的分析中可以看出, 采用最小一乘回归获得的增益系数来构建空间细节调制参数是合理的。本文以最小一乘法构建的空间细节调制参数, 结合以 PAN 与其退化版本的差值表示的空间细节信息, 构成一种新的图像融合方法 GS-LAD, 鉴于最小二

乘法与最小一乘法的性能对比, 可以预见本文提出的方法应该优于 GS 方法。

4 试验与结果

本研究采用的试验数据为北京市区 IKONOS 影像的子集, 全色图像的空间分辨率为 1m, 多光谱图像的空间分辨率为 4m, 包含蓝 (b)、绿 (g)、红 (r) 和近红外 (nir) 四个波段。全色图像的大小为 2048×2048 像素。

为了获得对试验结果更为准确的评价, 本试验将全色数据退化到与多光谱数据相同的空间分辨率, 并将多光谱数据也按照同样的方式进行退化, 这样, 原始多光谱数据就可以作为对退化数据进行融合的结果的评价标准^[16]。考虑到传感器调制传递函数 (MTF) 对成像过程有影响^[17], 首先对原始的全色和多光谱数据分别进行 9×9 高斯低通滤波, 然后根据 IKONOS 全色与多光谱数据的空间分辨率比例, 对滤波后的数据进行向下 4 倍重采样, 获得了空间分辨率分别为 4m 和 16m 的全色和多光谱试验数据 (见图 1(a) 和图 1(b))。融合结果为空间分辨率为 4m 的 4 波段影像, 以原始多光谱图像 (见图 1(c)) 作为参考图像进行定量分析。定量分析指标包括相关系数 (CC)、相对偏差 (RD) 和 UIQI^[18]。对于有参考图像的检验而言, 相关系数越大越好, 理想值为 1。相对偏差定义为

$$D = \frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \frac{|F(x_i, y_j) - A(x_i, y_j)|}{A(x_i, y_j)} \quad (8)$$

式中, A 和 F 分别代表参考图像和待检验的融合结果。UIQI 是一个综合指标, 用于反映图像之间的相关性以及均值和对比度的差异。相对偏差应尽可能小, 理想值为 0。UIQI 的展开形式为

$$UIQI = \frac{\sigma_{AB}}{\sigma_A \sigma_B} \frac{2\mu_A \mu_B}{\mu_A^2 + \mu_B^2} \frac{2\sigma_A \sigma_B}{\sigma_A^2 + \sigma_B^2} \quad (9)$$

式中, 下标 A 和 B 表示两幅图像, σ_{AB} 为 AB 之间的协方差, σ 为标准差, μ 为均值。UIQI 展开式的第一项为 A 、 B 之间的相关系数, 第二项表示两者均值的差异, 第三项反映两者之间对比度的差异。根据柯西不等式可知, 当两幅图像完全相同时, 后两项达到最大值 1, 因此 UIQI 也是越大越好, 理想值为 1。

本文采用 IDL 提供的 `ladfit` 函数进行最小一乘回归, 该函数使用文献 [19] (15.7.3 节, p822) 提供的方法; 同时本文采用 GS 方法作为对照。表 1 为用两种方法获得的各波段的空间细节调制参数, 融合结果见图 1。从图 1 来看, 两种方法融合的视觉效果都比较理想, 没有明显的色彩偏差和伪边缘, 而且空间增强程度较高。总体而言, 二者的视觉差异不大。

表 2 为 GS-LAD 和 GS 方法与参考图像之间

的相关系数、相对偏差和 UIQI 的计算结果。相关系数和相对偏差的结论是一致的, GS-LAD 在前三个波段中的性能均好于 GS 方法, 而在第四波段中则略有下降; 而 GS-LAD 的 UIQI 则在所有四个波段上均超过基于最小二乘的 GS 方法。从表 1 和 UIQI 定义式 (9) 可知, 在细节增强不足的情况下, 适当地提高细节调制参数可提高 UIQI 值, 使其在光谱保持性能和细节增强能力之间获得一个较好的平衡。值得注意的是, 与 GS 相

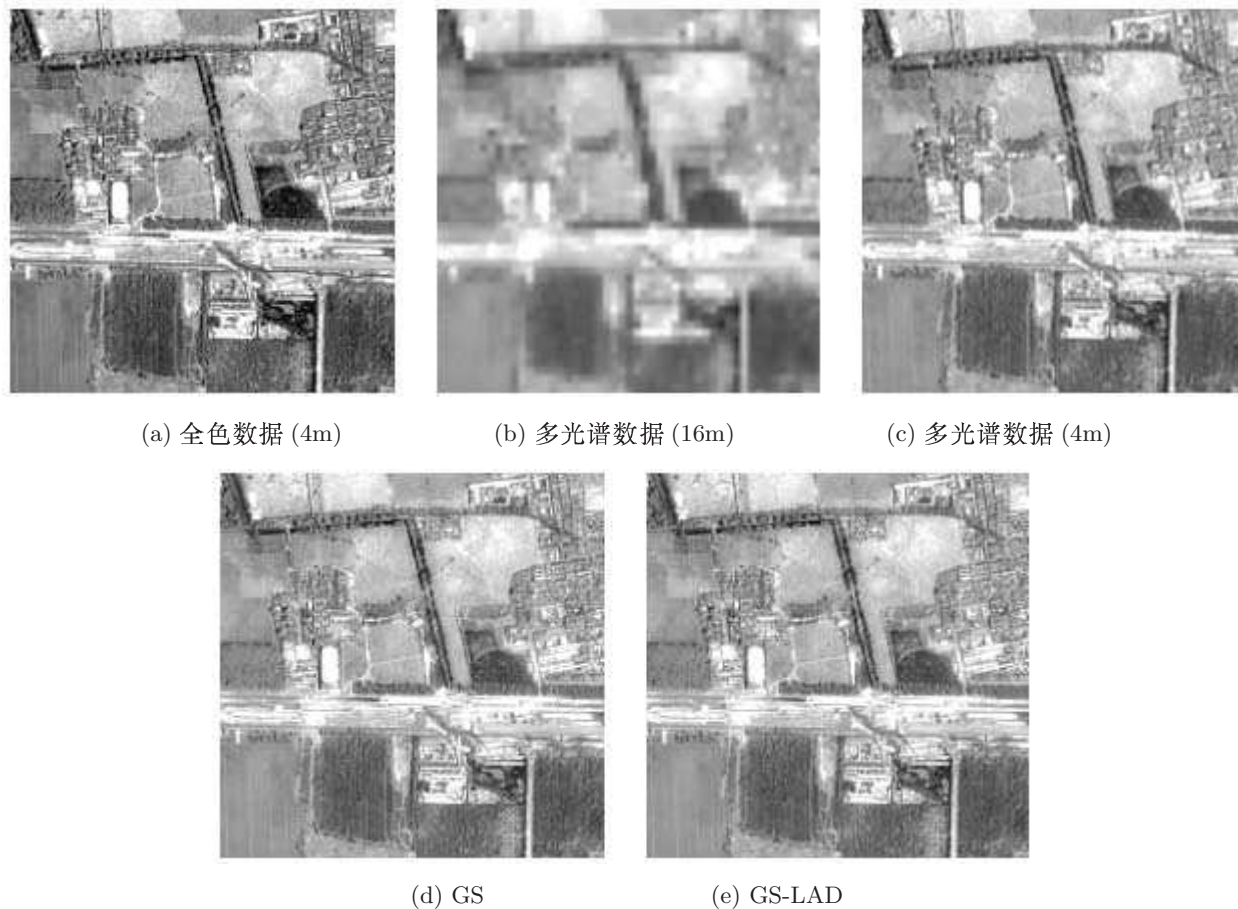


图 1 融合数据与结果

表 1 试验数据中各波段的空间细节调制参数

	B1	B2	B3	B4
GS	0.4973	0.8960	1.1826	0.7895
GS-LAD	0.4651	0.8657	1.1429	0.8460

表 2 融合结果与参考图像之间的定量分析

		B1	B2	B3	B4
CC	GS	0.9509	0.9540	0.9506	0.9467
	GS-LAD	0.9549	0.9563	0.9530	0.9461
RD(%)	GS	1.4133	2.0106	3.1464	2.5626
	GS-LAD	1.3586	1.9596	3.0636	2.5685
UIQI	GS	0.9509	0.9540	0.9505	0.9398
	GS-LAD	0.9547	0.9562	0.9530	0.9405

比, GS-LAD 在第一波段中的性能的提高最为显著, 而对于 IKONOS 和 Quickbird 数据而言, 由于第一波段与全色波段的光谱响应范围重叠最少, 因此是最难获得较好融合效果的波段^[20]。因此 GS-LAD 方法可以看作是对 GS 方法的一种有效改进。

5 结论与讨论

本文利用 GCOS 模型对 GS 融合方法进行了分析, 指出 GS 方法的空间细节调制参数是全色数据与多光谱数据之间的线性回归参数, 采用的回归方法是最小二乘法; 进而指出基于全色数据与多光谱数据之间的线性关系进行图像融合是一种可行并被广泛应用的思路, 其中 GS 方法所采用的假设较弱, 融合性能较好。由于最小一乘与最小二乘相比更为稳健, 因此可以预期采用最小一乘法的融合方法具有更好的性能。对 IKONOS 数据进行的对比试验表明, 基于最小一乘的融合方法与 GS 方法相比, 前三波段的相关系数提高了, 相对偏差下降了, UIQI 则在所有四个波段均得到了提高。尤其值得注意的是, 本文提出的方法在第一波段融合的性能有较大提升, 说明该方法是对 GS 方法的一种有效改进。

但本文提出的方法也存在一定的缺陷, 最主要的问题是由于最小一乘法不存在解析解, 因此在处理大数据量的图像时, 计算效率较低, 不能适应实时融合的要求。这一问题的解决有赖于对最小一乘方法稳健性的研究, 深入了解分布中心值估计(均值、中值)和相关性估计(线性相关性、等级相关性)对回归稳健性的影响, 从而对本文提出的方法进行有效的改进和优化, 以提高运行效率。

参考文献

- [1] Wald L. Some terms of reference in data fusion [J]. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 1999, **37**(3): 1190–1193.
- [2] Pohl C, van Genderen J L. Multisensor image fusion in remote sensing: concepts, methods and applications [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1998, **19**(5): 823–854.
- [3] Ranchin T, Wald L, et al. Image fusion - The ARSIS concept and some successful implementation schemes [J]. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2003, **58**(1–2): 4–18.
- [4] Dou W, Chen Y, et al. A general framework for component substitution image fusion: An implementation using the fast image fusion method [J]. *Computers and Geosciences*, 2007, **33**(2): 219–228.
- [5] 窦闻. 多源遥感数据像素级融合统一理论框架研究 [D]. 北京: 北京师范大学, 2006.
- [6] Li C, Liu L, et al. Comparison of two methods of the fusion of remote sensing images with fidelity of spectral information [C]. *Proceedings of international geoscience and remote sensing symposium (igarss '04)* [C]. 2004: 2561–2564.
- [7] Laben C A, Brower B V. Process for enhancing the spatial resolution of multispectral imagery using pansharpening [J]. 2000, (): .
- [8] Haydn R, Dalke G W, et al. Application of the IHS color transform to the processing of multisensor data and image enhancement [C]. *Proceedings of international symposium on remote sensing of arial and semi-arid lands*. 1982: 599–616.
- [9] Chavez Jr P S, Kwarteng A Y. Extracting spectral contrast in Landsat Thematic Mapper image data using selective principal component analysis [J]. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 1989, **55**(3): 339–348.
- [10] Chavez Jr P S, Sides S C, et al. Comparison of three different methods to merge multiresolution and multispectral data: Landsat TM and SPOT panchromatic [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1991, **57**(3): 295–303.
- [11] Price J. Combining multispectral data of differing spatial resolution [J]. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, 1999, **37**(3): 1199–1203.
- [12] Price J C. Combining panchromatic and multispectral imagery dual resolution satellite instruments [J]. *Remote Sens. Environ.*, 1987, **21**(2): 119–128.
- [13] Bloomfield P, Steiger W. Least Absolute Deviations Curve-Fitting [J]. *SIAM Journal on Scientific and Statistical Computing*, 1980, **1**(2): 290–301.
- [14] Li Y, Arce G R. A maximum likelihood approach to least absolute deviation regression [J]. *EURASIP J. Appl. Signal Process.*, 2004 (1): 1762–1769.

(下转第 19 页)