论 文

基于混合像元分解的遥感图像融合实用算法

杨伟^①, 陈晋^{①*}, 松下文经^②, 沈妙根^①, 陈学泓^①^① 地表过程与资源生态国家重点实验室(筹), 北京师范大学资源学院, 北京 100875^② 日本筑波大学地球科学系, 筑波, 日本

* 通信作者. E-mail: chenjin@ires.cn

收稿日期: 2008-10-09; 接受日期: 2009-04-10

国家高技术研究发展计划(批准号: 2006AA12Z103)资助项目

摘要 传统的图像融合算法, 如 IHS 变换、合成变量比、主成分替换等方法所得到的融合图像通常存在不同程度的光谱扭曲现象. 一种基于混合像元分解的图像融合算法 (FSMA) 可以很好地保持图像的光谱信息, 但该算法仅在以终端端元为先验知识的模拟数据中得到了成功的应用. 分析表明, 由于全色波段与多光谱波段光谱响应函数不同以及多光谱波段通常不能覆盖整个全色范围, 原有的 FSMA 算法并不能直接应用到真实遥感数据中. 文中提出了一种改进的基于混合像元分解的图像融合算法 (IFSMA). 该算法通过重构原有算法中优化问题的目标函数, 降低了对利用多光谱数据模拟全色波段亮度值的难度, 使得基于混合像元分解的图像融合算法可以推广应用到真实遥感数据中. 实验结果表明, IFSMA 算法在光谱信息和空间信息的保持方面均优于 IHS 变换、合成变量比、主成分替换以及原有的 FSMA 等算法.

关键词

图像融合

混合像元分解

约束非线性最优化

1 引言

遥感影像的空间分辨率和光谱分辨率通常是互相制约的, 高空间分辨率的影像一般具有较低的光谱分辨率, 而高光谱分辨率的图像则具有较低的空间分辨率. 具有高空间分辨率的影像适于精确地识别目标地物, 而高光谱影像则可以提供关于地物更为丰富的信息. 图像融合是一种继承全色图像 (PAN, panchromatic image) 的空间信息和多光谱图像 (MS, multispectral image) 的光谱信息, 得到同时具有较高空间分辨率和光谱分辨率的图像的方法^[1]. 图像融合已被广泛应用于图像锐化、特征增强、图像分类、变化检测和图像可视化等等方面^[1,2]. 常用的图像融合算法包括 IHS 变换法 (intensity, hue, saturation, IHS)^[3,4]、合成变量比法 (synthetic variable ratio, SVR)^[5]、小波分析^[6] 以及主成分替换法 (principle component substitute, PCS)^[7~9] 等等. 这些方法均要求高分辨率的全色波段与多光谱波段的光谱响应范围要一致或相近, 且在光谱信息的保持方面具有较大程度的信息损失^[10,11].

Gross 和 Schott 首先提出了一种基于混合像元分解的图像融合算法 (fusion method based on spectral mixture analysis, FSMA). 这种方法在线性光谱混合模型的基础上利用约束非线性优化技术来获取高空间分辨率像元内终端端元的盖度, 将盖度与端元光谱相结合得到具有高空间分辨率与高光谱分

分辨率的融合图像^[12,13]. 研究结果表明此方法在光谱信息的保持方面具有显著的优势. 但现有的研究均是在模拟数据中进行, 并未应用到真实的遥感数据中. FSMA 算法中要求全色波段的反射率与利用多光谱模拟的全色波段反射率严格相等, 这在真实遥感影像中是很难实现的. 这一方面是由于全色波段和多光谱波段的光谱响应函数并不一致, 另一方面是由于多光谱波段通常不能覆盖整个全色范围. 所以, 原有的基于混合像元分解的图像融合算法并不能直接推广到真实遥感影像的应用中.

本文提出了一种改进的基于混合像元分解的图像融合算法 (improved fusion method based on spectral mixture analysis, IFSMA), 将原有的 FSMA 算法推广应用到了真实遥感数据中. IFSMA 算法被应用于一幅覆盖北京市城区的 ETM+ 全色图像与多光谱图像的融合, 并与原有的 FSMA 算法、IHS 变换法、合成变量比法以及主成分替换法的融合结果进行了对比分析.

2 研究方法

2.1 线性光谱混合模型

光谱混合现象广泛存在于中低分辨率的遥感影像之中. 人们已经提出了多种光谱混合模型, 其中以线性光谱混合模型 (linear spectral mixtures model, LSMM) 的应用最为广泛^[12,13]. 在线性模型中, 像元反射率 R_b 可以表示为该像元内包含的终端端元 (endmember) 反射率及其所占面积比例乘积的代数和:

$$R_b = \sum_{i=1}^N f_i R_{i,b} + e_b, \quad (1)$$

其中, R_{ib} 为终端端元 i 在波段 b 的反射率, f_i 是端元在像元中所占的面积比例, N 是端元数目, e_b 是残差项. 端元比例 f_i 满足如下约束条件:

$$\sum_{i=1}^N f_i = 1.0, \quad f_i \geq 0. \quad (2)$$

上述方程通常以残差项的均方根误差最小为目标函数, 通过最小二乘法拟和求解. 残差项的均方根误差定义为

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{b=1}^M e_b^2}{M}}, \quad (3)$$

其中 M 为波段数, e_b 是波段 b 对应的残差. 需要说明的是由于像元的亮度值与反射率成线性关系, 所以亮度也适用于 (1) 式. 故本文直接应用图像的亮度值进行运算, 而不将其转换成表现反射率.

2.2 基于混合像元分解的融合算法 (FSMA)

Gross 和 Schott 提出了一种在混合像元分解基础上, 采用约束非线性最优化技术的图像融合算法 (FSMA). 为便于算法的描述, 我们假定有 MS 图像中的一个像元 A , 与其对应的 4 个 PAN 图像中的像元分别为 B_1, B_2, B_3 和 B_4 (PAN 比 MS 图像空间分辨提高一倍), 通过图像融合, 得到具有 MS 图像光谱分辨率和 PAN 图像空间分辨率的 4 个像元 C_1, C_2, C_3 和 C_4 (图 1). 由线性光谱混合模型可知, 像元 A 的光谱可以由 M 个终端端元 ($E_1, \dots, E_M$) 线性混合而成. 假定第 k 类终端端元 E_k 在像元 A 中的盖度为 f_k , 在像元 C_i ($i = 1, 2, 3, 4$) 中的盖度为 f_k^i .

图 1 融合过程示意图

FSMA 算法中, 融合模型被归结为一个约束非线性最优化问题, 并通过迭代约束优化算法求解高分辨率像元 (即 C_1, C_2, C_3, C_4) 中各类终端端元的面积比例. 优化问题的目标函数如下:

$$\varepsilon = (d - \hat{d})^2, \quad (4)$$

其中, d 是对应于 4 个高空间分辨率的全色图像像元 (B_1, B_2, B_3, B_4) 的表观反射率向量, $\hat{d}$ 是利用终端端元得到的 4 个高空间分辨率像元 (C_1, C_2, C_3, C_4) 的模拟反射率向量, 且 $\hat{d}$ 可以利用下式计算:

$$\hat{d}_j = \sum_{k=1}^M R'_{\text{pan},k} f_k^j, \quad j = 1, \dots, 4. \quad (5)$$

$\hat{d}_j$ 是向量 $\hat{d}$ 对应于高空间分辨率像元 j 的分量 (模拟反射率), f_k^j 是终端端元 E_k 在像元 j 中的比例, $R'_{\text{pan},k}$ 是从终端端元光谱库中得到的端元 E_k 的反射率. 这是一个非定常最小平方问题, 可以通过求解最小化平方误差来得到 f_k^j . 同时每一类端元在高空间分辨率像元 (C_1, C_2, C_3, C_4) 中所占面积比例的平均值应等于对应于相同空间区域的低空间分辨率像元 (A) 中的比例:

$$\frac{1}{4} \sum_{j=1}^4 f_k^j = f_k, \quad k = 1, \dots, M. \quad (6)$$

已有的研究在终端端元光谱作为先验知识的模拟数据中得到了很好的结果. 但该结果是在目标函数 (4) 中真实反射率与模拟反射率严格相等时得到的最优解, 这在真实遥感影像中是很难实现的. 一方面因为全色波段与多光谱波段的光谱响应函数一般并不相同, 另一方面由于多光谱波段通常不能覆盖整个全色波段, 所用利用 (5) 式得到的模拟反射率与真实反射率并不能相等, 从而导致最优化的求解产生偏差.

2.3 改进的 FSMA 算法 (IFSMA)

IFSMA 算法主要包含以下两部分: (1) 一种简单的利用多光谱波段亮度模拟全色波段亮度值的方法; (2) 通过约束非线性最优化中目标函数的改进来获取高分辨率像元中终端端元的比例.

图 2 全色波段亮度模拟示意图

2.3.1 利用多光谱模拟全色波段亮度

Munecilkka 等^[5]和 Zhang^[14]分别提出了利用修正的大气传输模型和多元回归分析来模拟全色波段的亮度值. 然而前一种方法计算过于复杂, 后一种方法则不具有明确的物理意义.

本文提出的模拟算法基于如下假设: 全色波段的亮度值可以认为是在相应波段上亮度曲线的积分. 如果将亮度曲线的积分部分分解, 那么模拟全色波段亮度就等于所有在全色范围内的多光谱波段的亮度之和加上多光谱波段之间的间隔区域的面积. 如图 2 所示, 灰色区域为已知多光谱波段的亮度, 将空缺波长范围内的亮度曲线近似地看作直线, 白色梯形区域的面积则可以当作空缺波段的亮度值. 所有矩形和梯形的面积之和就是模拟全色波段的亮度值. 针对图 2 所示的例子, 模拟全色波段亮度可由下式计算:

$$R'_{\text{Synpan}} = \frac{(r_2 - r_1) \cdot R_{\text{band}_1} + (r_4 - r_3) \cdot R_{\text{band}_2} + (r_6 - r_5) \cdot R_{\text{band}_3}}{r_6 - r_1} + \frac{(R_{\text{band}_1} + R_{\text{band}_2}) \cdot (r_3 - r_2) / 2 + 2(R_{\text{band}_2} + R_{\text{band}_3}) \cdot (r_5 - r_4) / 2}{r_6 - r_1}, \quad (7)$$

其中, R_{band_1} , R_{band_2} , R_{band_3} 分别为在全色波段范围内的多光谱波段亮度, 可根据遥感图像确定. 对于不同的像元, 它们是不同的. $r_1, \dots, r_6$ 为 3 个多光谱波段的波长范围.

本方法计算简单, 且具有明确的物理含义. 对于相同的传感器, 不需要在多次应用中反复计算系数, 也不需要利用先验知识. 但由于全色与多光谱波段光谱响应函数的不同以及对多光谱空缺位置的近似处理, 本方法得到模拟亮度值一般情况下并不能严格等于真实的全色波段亮度, 但可以反应其相对强度的大小.

2.3.2 高分辨率像元中终端端元盖度的获取

IFSMA 基于图像的亮度值进行运算, 而非反射率. 对于如图 1 所示的融合过程, 假定已知的像元 B_i 的全色波段亮度值为 R_{pan}^i ; 利用终端端元及其对应的覆盖度即可以表示出像元 C_i 的混合光谱曲线, 从而根据 (7) 式就可以计算出像元 C_i 在全色波段辐射亮度模拟值 R_{SynPan}^i . 正如前文所述, R_{pan}^i 与 R_{SynPan}^i 的值并不严格相等, 但可以反应其相对强度的大小. 因此, 我们设计如下的非线性规划来求解端元在高分辨率像元中的覆盖度 f_k^i :

图 3 IFSMA 算法基本流程

$$\min \text{Obifum} = 1.0 - \frac{\sum_{i=1}^4 (R_{\text{SynPan}}^i \times R_{\text{pan}}^i)}{\left(\sum_{i=1}^4 R_{\text{SynPan}}^i\right) \times \left(\sum_{i=1}^4 R_{\text{pan}}^i\right)}. \quad (8)$$

其中, R_{pan}^i 是像元 B_i 全色波段的亮度, R_{SynPan}^i 是利用 (7) 式得到的模拟全色亮度. R_{pan}^i 和 R_{SynPan}^i ($i = 1, \dots, 4$) 可以看作两条 4 波段的光谱曲线 $\mathbf{R}_{\text{pan}}$ 和 $\mathbf{R}_{\text{SynPan}}$, 目标函数 (8) 式的数学含义是使得这两条光谱曲线的形状最相近, 从而不须要求模拟的全色亮度值严格等于真实的全色亮度. (8) 式中 $\mathbf{R}_{\text{SynPan}}$ 的计算需要利用 (5) 式, 其中包含相应决策变量 f_k^i (即端元 E_k 在像元 C_i 中的比例), 同时, 决策变量 f_k^i 满足如下的约束条件:

$$\sum_{k=1}^M f_k^i = 1 \quad (i = 1, 2, 3, 4), \quad \frac{1}{4} \sum_{j=1}^4 f_k^j = f_k \quad (k = 1, \dots, M). \quad (9)$$

由 (5) 和 (8) 式可知, 决策变量的个数等于终端端元的个数与图像空间分辨率提高倍数的乘积. 端元越多, 图像分辨率提高倍数越大, 非线性优化的规模越大, 求解越复杂. 本文利用软件 MATLAB 7.0 优化工具箱提供的序列二次规划算法对上述约束非线性优化问题进行求解获取了具有高空间分辨率和高光谱分辨率的融合图像. 图 3 为 IFSMA 算法的基本流程.

图 4 从多光谱图像中选取的终端端元的亮度变化特征

3 实例分析

3.1 Landsat ETM+ 多光谱与全色波段的融合

获取于 1999 年 7 月的 Landsat ETM+ 图像 (包括 MS 和 PAN) 被用于检验 IFSMA 算法的融合效果. 图像覆盖区域为北京市城区, 地表覆盖类型包括商业用地、居住用地、交通用地、植被和水体. 通过选取地面控制点 (ground control points, GCPs) 对图像进行几何纠正, 配准误差在半个像元以内. 并将图像 DN 值图像转换成辐射亮度, 为便于检验与比较融合效果, 根据 Wald 等^[15] 的检验指标要求, 使用软件 ENVI 4.3 中的最近邻采样法将 MS 和 PAN 图像的空间分辨率分别退化为 60 m 和 30 m, 并进行图像融合, 然后将融合图像与原始多光谱图像进行比较. IFSMA 算法在一定程度上依赖于终端端元的选取. 本文通过对退化后的 MS 亮度图像 (60 m) 进行最小化噪声变换 (minimum noise fraction, MNF), 结合目视解译在最小化噪声变换后的 MS 亮度图像上确定各类终端端元若干典型像元, 从而求取各类终端端元的均值作为对应于 60 m 空间分辨率的终端端元的亮度曲线. 城市环境的终端端元包括: (1) 高反照度物体, 包括水泥地、玻璃和云等等; (2) 低反照度物体, 包括水体、沥青和阴影等; (3) 绿色植被, 包括草地和林地; (4) 裸露土壤. 由于研究区域内没有裸露土壤的存在, 本文选取了 3 类终端端元: 高反照度、低反照度物体和绿色植被 (图 4). 需要说明的是, 本文并未对遥感影像进行大气订正. 这主要是由于 Landsat ETM+ 的 MS 和 PAN 图像为同一时间产生, 其所包含的大气噪声是一致的, 在融合过程中并不会对结果产生影响. 该融合结果中也包含了相应的大气噪声. 但当使用的 MS 和 PAN 含有不同的大气噪声时, 则必须分别进行大气订正后才能使用本算法进行图像融合.

根据 ETM+ 的参数设置 (表 1) 和所选取的端元亮度, 利用带全约束的最小二乘算法可以得到各类端元的盖度图像, 并运用 IFSMA 算法将退化的全色和多光谱波段图像进行融合. 为进行对比分析, PCS, SVR, IHS 和原始的 FSMA 算法也用于相同的图像的融合 (图 5), 并对各种融合算法的结果进行定量评价. 需要说明的是, SVR 和 IHS 只能得到三波段的融合图像, 而其他算法均可得到六波段的融合图像.

3.2 融合结果的评价

根据 Wald 等^[15], 面向分类的融合方法合成的图像应具有如下 3 种性质: (1) 合成图像抽样到低

表 1 ETM+ 多光谱和全色波段的参数

图像	波段范围 (um)	空间分辨率
ETM+ 多光谱	band ₁ : 0.45–0.52	30 m
	band ₂ : 0.52–0.60	
	band ₃ : 0.63–0.69	
	band ₄ : 0.76–0.90	
	band ₅ : 1.55–1.75	
	band ₇ : 2.08–2.36	
ETM+ 全色	0.52–0.90	15 m

图 5 各种算法的融合图像 (分别以波段 4、3、2 作为红、绿、蓝波段的输入)

分辨率后, 应该尽可能等同于原始多波段低分辨率图像; (2) 每个波段的合成图图像应尽可能与相应的传感器获得的高分辨率图像相同; (3) 多波段合成图像应尽可能与相应的传感器获得的高分辨率多波段图像相同.

为定量描述融合图像的以上性质, 我们选取了如下统计指标: 偏差 (bias)、标准偏差 (SD, standard deviation)、均方根误差 (RMSE, root mean square error) 和 ERGAS (来自法语 “erreur relative globale adimensionnelle de synthese”, 意即 “合成图像无方向性全局相对误差”). 各种指标的计算公式如下:

$$\left\{ \begin{array}{l} D_k = B_{Lk}^* - B_{Lk}, \quad \text{Bias}_k = \frac{\overline{D}_k}{\overline{B}_{Lk}} \times 100, \quad \text{SD}_k = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^N (D_k - \overline{D}_k)^2 / (N - 1)}}{\overline{B}_{Lk}} \times 100, \\ \text{RMSE}_k = \frac{\sqrt{(\overline{D}_k)^2}}{\overline{B}_{Lk}} \times 100, \quad \text{ERGAS} = 100 \times \frac{h}{l} \times \sqrt{\frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \frac{\text{RMSE}_k^2}{M_k^2}}, \end{array} \right. \quad (10)$$

表 2 各种融合方法的统计检验结果

波段	融合方法	Bias	SD	RMSE	相关系数
1	IFSMA	0.01	3.6	3.6	0.67
	FSMA	0.7	4.6	4.6	0.6
	PCS	0.06	4.1	4.1	0.62
2	IFSMA	0.06	5.3	5.4	0.72
	FSMA	1.6	6.5	6.8	0.67
	PCS	0.05	6.3	6.3	0.64
	IHS	68.9	71.9	99.6	0.04
	SVR	-19.4	7.2	20.7	0.64
3	IFSMA	-0.06	8.9	8.9	0.73
	FSMA	-1.4	10.7	10.8	0.66
	PCS	0.05	10.5	10.5	0.64
	IHS	68.9	77.4	103.6	0.04
	SVR	-19.5	8.8	21.4	0.74
4	IFSMA	0.01	7.1	7.1	0.84
	FSMA	0.6	13.6	13.6	0.64
	PCS	0.01	9.4	9.4	0.77
	IHS	69.6	79.1	105.3	0.03
	SVR	-19.6	8.6	21.4	0.76
5	IFSMA	-0.04	13.7	14.3	0.78
	FSMA	-9.8	13.8	16.9	0.77
	PCS	0.07	17.4	17.4	0.7
7	IFSMA	-0.06	20.3	21.4	0.69
	FSMA	-14.7	20.8	25.5	0.68
	PCS	0.07	23.8	23.8	0.65

其中 B_{Lk}^* 和 B_{Lk} 分别为对应于第 k 波段的融合图像和原始 MS 图像, D_k 是差值图像, $\overline{D_k}$, $\overline{B_{Lk}}$ 和 $\overline{(D_k)^2}$ 分别为 D_k , B_{Lk} 和 $(D_k)^2$ 的平均值, N 为总像元数目; h/l 是 PAN 与 MS 像元尺度大小的比值 (对于 ETM+PAN 和 MS, $h/l = 1/2$), M_k 是第 k 波段亮度的均值, K 是波段序号. 此外, Zhou 等^[16] 利用融合图像与原始图像之间的相关系数作为评价融合结果空间信息保持程度的指标. 故本文也将相关系数也作为评价指标之一. 上述各类评价指标的物理意义为: Bias, SD 和 RMSE 的理想取值均为“0”, 值越小表明融合结果在光谱信息保持方面效果越好; 相关系数的理想值为“1.0”; ERGAS 的值大于 3 表明融合图像质量差, 而小于 3 则表明融合图像质量较好.

根据各种融合算法得到的图像的 Bias, SD, RMSE 和相关系数的计算结果如表 2 所示. 结果表明, 除了 IHS, 其他算法各个波段的偏差、标准偏差均较小, 相关系数则都在 0.7 左右. 进一步的分析会发现, IFSMA 算法的 Bias, SD, RMSE 在各个波段均小于其他 4 种融合算法, 而相关系数则大于其他算法. 这表明 IFSMA 算法在光谱信息和空间信息的保持方面均优于 IHS, SVR, PCS 和原始的 FSMA 算法. ERGAS 反应的是上述融合图像性质中的第三条, 值越小表明融合图像的质量越好. 各种融合算法对应的 ERGAS 如表 3 所示. 由于 SVR 和 IHS 的融合图像为 3 个波段, 而 FSMA 和 PCS 的融合图像为 6 个波段, 所以对 IFSMA 的融合结果分别计算了针对于三波段和六波段的 ERGAS 值. 所有

表 3 各种融合算法的 ERGAS 指标

	IFSMA	FSMA	PCS	SVR	IHS	IFSMA ^{a)} (3 波段)
ERGAS	1.65	1.96	1.84	0.19	0.91	0.06

a) IFSMA 算法融合结果中与 SVR 和 IHS 对应的三个波段的 ERGAS 值.

融合图像 ERGAS 均小于 3, 说明这些融合图像都能满足分类的要求. 然而 IFSMA 在三波段和六波段中对应的 ERGAS 值均小于另外几种融合方法, 这表明 IFSMA 的融合图像的质量好于另外四种融合算法.

4 结论与讨论

混合像元分解已经在遥感技术中得到了广泛的应用, 且在遥感图像融合中具有极大的潜力. Gross 和 Schott 首先提出了基于混合像元分解的图像融合算法 (FSMA). 此算法在以终端端元为先验知识的模拟数据中取得了很好的结果, 但是并不能将其直接推广应用到真实遥感数据之中. 为克服此问题, 本文提出了一种改进的基于混合像元分解的图像融合算法 (IFSMA). 该算法通过重构原有算法中的目标函数, 降低了模拟全色波段亮度值的难度, 从而使得基于混合像元分解的图像融合算法可以应用到实际的遥感影像中. 通过对比分析表明, IFSMA 算法在光谱信息和空间信息的保持方面均优于 PCS, SVR, IHS 和原有的 FSMA 算法.

IFSMA 算法是一种简单易操作且具有明确物理意义的融合算法. 任意两幅具有相同光谱范围的图像均可进行融合, 且融合图像与原有多光谱图像具有相对一致的光谱分辨率. 此外, IFSMA 算法在提高高光谱数据的空间分辨率方面也具有很大的潜力. 但 IFSMA 算法仍存在一些缺点. 首先, 其融合精度在很大程度上依赖于混合像元分解的精度, 混合像元分解的误差会传递到融合图像中. 其次, 求解算法的约束非线性优化问题是一个复杂且较费时的的工作, 且其计算时间会随着端元个数和空间分辨率提高倍数的增加而增加. 最后, 对于混合像元现象并不明显的空间分辨率较高的多光谱数据 (如 IKNOS, Quickbird), 该算法的有效性还需要做进一步的检验.

参考文献

1 Zhang Y. Understanding image fusion. Photograph Eng Rem S, 2004, 70: 657-661

2 Pohl C, Genderen van J L. Multisensor image fusion in remote sensing: concepts, methods and applications. Int J Remote Sens, 1998, 19: 823-854

3 Pellemans A, Jardans R, Allewijn R. Merging multi-spectral and panchromatic SPOT image with respect to the radiometric proper ties of the sensor. Photogramm Eng Rem S, 1993, 12: 81-87

4 Jim V. Multispectral imagery band sharpening study. Photogramm Eng Rem S, 1996, 62: 1075-1083

5 Munechilka C K, Warinck J S, Salvaggio C, et al. Resolution enhancement of multispectral image data to improve classification accuracy. Photogramm Eng Rem S, 1993, 59: 67-72

6 Nunez J, Otazu X, Fors O. Multiresolution-based image fusion with additive wavelet decomposition. IEEE Trans Geosci Remote, 1999, 37: 1204-1211

7 Chavez P S, Stuart J, Sides C. Comparison of three different methods to merge multispectral and multi-resolution data: landsat TM and SPOT panchromatic. Photogramm Eng Rem S, 1991, 57: 295-303

8 Yesou H, Besnus Y, Rolet Y. Extraction of spectral information from landsat TM data and merger with SPOT panchromatic imagery: a contribution to the study of geological structures. ISPRS J Photogramm Rem S, 1993, 4:

23–36

- 9 Ehlers M. Multisensor image fusion techniques in remote sensing. *ISPRS J Photogramm Rem S*, 1991, 46: 19–30
- 10 Liu J G. Smoothing filter-based intensity modulating: a spectral preserve image fusion for improving spatial details. *Int J Remote Sens*, 2000, 18: 3461–3472
- 11 Sheffigara V K. A generalized component substitution technique for spatial enhancement of multispectral images using a higher resolution data set. *Photogramm Eng Rem S*, 1992, 58: 561–567
- 12 Gross H N, Schott J R. Application of spectral mixture analysis and image fusion techniques for image sharpening. *Remote Sens Environ*, 1998, 63: 85–94
- 13 Robinson G D, Gross H N, Schott J R. Evaluation of two applications of spectral mixing models to image fusion. *Remote Sens Environ*, 2000, 71: 272–281
- 14 Zhang Y. A new merging method and its spectral and spatial effects. *Int J Remote Sens*, 1999, 20: 2003–2014
- 15 Wald L, Ranchin T, Mangolini M. Fusion of satellite images of different spatial resolutions: assessing the quality of resulting images. *Photogramm Eng Rem S*, 1997, 6: 691–699
- 16 Zhou J, Civco D L, Ander J A. A wavelet transform methods to merge Landsat TM and SPOT panchromatic data. *Int J Remote Sens*, 1998, 19: 743–757