

文章编号: 1672-8785(2015)08-0012-06

一种基于变分的红外和微光遥感 图像融合模型

孟 勇 周则明* 胡宝鹏 胡 彪

(解放军理工大学气象海洋学院, 江苏南京 211101)

摘要: 为了充分利用红外和微光遥感图像中的互补信息, 使其便于目视解译, 提出了一种基于变分的图像融合方法。该变分模型定义了细节注入项和结构保真项, 在保持红外和微光图像光谱特性的同时, 还改进了融合图像的空间细节和结构特性; 引入了正则化能量项, 保证了泛函最优解的平滑性。基于梯度下降流, 通过数值迭代获得了融合图像。实验结果表明, 该模型能够获取兼具丰富细节信息和光谱信息的融合图像。与 Laplacian 金字塔分解方法和多孔小波方法相比, 本文方法具有更佳的融合性能。

关键词: 红外图像; 微光图像; 图像融合; 变分方法

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1672-8785.2015.08.004

A Fusion Model of Infrared and Low-light Remote Sensing Images Based on Variation

MENG Yong, ZHOU Ze-ming *, HU Bao-peng, HU Biao

(College of Meteorology and Oceanography, PLA University of Science & Technology, Nanjing 211101, China)

Abstract: To make full use of the complementary information in infrared and low-light remote sensing images and make it more convenient for visual interpretation, an image fusion method based on variation is proposed. In this variation-based mode, both the detail injection term and the structure fidelity term are defined. The spatial detail and structure characteristics of the fused images are also improved while the spectral characteristics of the infrared and low-light images are kept. A regularity energy term is incorporated into the fusion model so as to ensure the smoothness of the solution. On the basis of gradient descent flow, the fused images are obtained by numerical iteration. The experimental results show that the model can obtain the fused images containing abundant spatial and spectral information. Compared with the Laplacian pyramid decomposition-based and undecimated wavelet transform-based methods, the proposed model exhibits better fusion performance.

Key words: infrared image; low-light image; image fusion; variational approach

收稿日期: 2015-07-10

基金项目: 国家自然科学基金项目(41174164; 61473310)

作者简介: 孟勇(1990-), 男, 安徽芜湖人, 硕士研究生, 主要研究方向为模式识别与图像处理。

* 通讯作者: 周则明(1966-), 男, 江苏南京人, 副教授, 博士, 主要从事模式识别、图像处理、智能系统和卫星遥感等方面的研究。E-mail: zhous_zeming@yahoo.com

0 引言

作为美国第二代中分辨率影像辐射计, 可见光/红外辐射成像仪 (Visible Infrared Imaging Radiometer Suite, VIIRS) 主要用于监测陆地、大气、冰和海洋在可见光和红外波段的辐射变化, 从而为监测火、植被、海洋水色、洋面温度以及其他地表变化提供相应数据^[1]。VIIRS 传感器共有 22 个波段: 可见光和近红外波段 9 个, 中红外和远红外波段 12 个, 微光波段 (Day/Night Band, DNB) 1 个。它的每个像元均采用 12 bit 量化^[2]。其中, DNB 波段不仅能够进行昼夜 24 h 的连续对地观测, 而且在夜间还具有很强的识别能力, 能够监测到由云层反射回来的月光以及由地表上的人造物发射的可见光。在红外波段获取的图像中, 云层纹理丰富。通过红外图像可以分析目标物的温度分布。为了充分利用红外与微光图像互补的特点, 使图像更加便于目视解译, 人们需要研究红外与微光图像的融合方法。

传统的图像融合方法主要有亮度 - 色调 - 饱和度 (Intensity-Hue-Saturation, IHS) 变换^[3,4]、塔形分解^[5]和高通滤波方法^[6]等。这些方法均存在融合图像的光谱特性保真问题。近年来, 以小波变换^[7-10]为代表的图像融合方法已经得到了广泛应用, 但是该方法所得到的融合图像会出现明显的振铃现象 (也称 Gibbs 现象)。针对这一问题, 研究人员相继提出了脊波 (Ridgelet)^[11]、曲波 (Curvelet)^[12] 和轮廓波 (Contourlet) 等多尺度几何分析理论^[13]。然而, 这些方法普遍存在着计算复杂度高和效率低等缺点。

近年来, 变分方法已成为图像处理领域的研究热点, 有一些基于变分的图像融合算法也已显示出了较好的性能。Socolinsky D A 等人^[14]提出了一种基于对比度的图像融合方法。该方法利用输入图像的梯度信息定义了融合图像的对比度, 并通过最小化泛函得到了融合结果。Piella G^[15]结合图像增强技术对以上工作进行了改进, 有效改善了融合图像的视觉效果。Wang

W W 等人^[16]针对多聚焦图像提出了一种基于变分的图像融合与去噪方法。该方法能够在图像融合过程中一并去除噪声。Zhou Z M 等人^[17]提出了一种基于变分的多聚焦彩色图像融合模型, 其融合图像能够较好地保持原始图像的细节特征。

本文根据红外和微光图像的特点, 提出一种新的用于红外和微光图像融合的变分模型。基于图像梯度构造能量泛函以抽取原始图像的细节; 定义结构保真能量项以保持原始图像的结构信息; 为了保证能量泛函解的平滑性, 引入正则化能量项。实验结果表明, 该方法可以生成高质量融合图像。

1 基于变分的红外与微光图像融合模型

设 $f_m: \Omega \rightarrow [0, 255]$ 为定义在空间域 $\Omega \subset \mathbf{R}^2$ 上的第 m 幅图像 ($m=1, 2$)。对于图像中的任意一点 $p = (x, y) \in \Omega$, p 点处的结构张量定义如下:

$$\chi^2(p) = \begin{bmatrix} \sum_{m=1}^2 \left(\frac{\partial f_m}{\partial x} \right)^2 & \sum_{m=1}^2 \frac{\partial f_m}{\partial x} \frac{\partial f_m}{\partial y} \\ \sum_{m=1}^2 \frac{\partial f_m}{\partial x} \frac{\partial f_m}{\partial y} & \sum_{m=1}^2 \left(\frac{\partial f_m}{\partial y} \right)^2 \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中, $\frac{\partial f_m}{\partial x}$ 为点 p 在 x 方向上的偏导数; $\frac{\partial f_m}{\partial y}$ 为点 p 在 y 方向上的偏导数。该矩阵的最大特征值所对应的特征向量即为点 p 的广义梯度。

融合图像的对比度场 V 为

$$V = \sqrt{\lambda_p^+} \theta_p^+ \operatorname{sign} \left(\theta_p^+ \cdot \sum_{m=1}^2 c(m) \nabla f_m \right) \quad (2)$$

$$c(m) = |\nabla f_m| / \left(\sum_{m=1}^2 |\nabla f_m|^2 \right)^{1/2} \quad (3)$$

$$\operatorname{sign}(t) = \begin{cases} 1, & t \geq 0 \\ -1, & t < 0 \end{cases} \quad (4)$$

式中, λ_p^+ 为 $\chi^2(p)$ 的最大特征值; θ_p^+ 为 λ_p^+ 所对应的特征向量。

对比度场抽取了红外和微光图像的梯度信息, 其细节注入能量项的定义为

$$E_D(u) = \frac{1}{2} \int_{\Omega} |\nabla u - V|^2 dp \quad (5)$$

式中, u 为融合后的图像。通过极小化能量泛函, 融合图像的梯度场即为对比度场。因此, 融合图像同时具有红外和微光图像的细节信息。

图像融合的目的是为了得到一幅具有红外和微光图像互补信息的融合图像。式(5)仅根据广义梯度重构图像, 因此该融合图像无法保持原有图像的结构特性。为了避免融合图像产生结构失真, 本文将结构保真项定义为

$$\begin{aligned} E_s(u) = & \frac{1}{2} \left[\int_{\Omega} (L * u - L * f_1)^2 \right. \\ & \left. + \int_{\Omega} (L * u - L * f_2)^2 \right] dp \end{aligned} \quad (6)$$

式中, f_1 为微光图像; f_2 为红外图像; L 为拉普拉斯滤波器; $*$ 为卷积运算。通过对式(6)进行最小化处理可以使得融合图像同时包含微光图像和红外图像的结构特性。

为了保证解的平滑性, 在模型中引入正则化能量项:

$$E_R(u) = \int_{\Omega} \|\nabla u\|_{TV} dp \quad (7)$$

式(7)即为融合图像的全变分, 该项还可用于去除图像中的噪声。

对细节注入项、结构保真项和正则化能量项进行组合, 得到总的能量泛函:

$$E(u) = \lambda_1 E_D(u) + E_s(u) + \lambda_2 E_R(u) \quad (8)$$

式中, λ_1 和 λ_2 分别为细节注入项和正则化能量项的权重系数。

计算式(8)的一阶变分:

$$\begin{aligned} \delta E(u) = & L^* * (L * u - L * f_1) + L^* * (L * u - L * f_2) \\ & + \lambda_1 (div V - div \nabla u) - \lambda_2 div \frac{\nabla u}{|\nabla u|} \end{aligned} \quad (9)$$

为最小化能量泛函, 采用梯度下降流法进行求解:

$$\frac{\partial u}{\partial t} = -\delta E(u) \quad (10)$$

定义初始融合图像:

$$u^0 = \sum_{m=1}^2 c(m) f_m \quad (11)$$

式中, $c(m)$ 为基于红外和微光图像梯度得到的自适应权重系数。利用 $c(m)$ 得到的初始融合图像同时包含了红外和微光图像的光谱特性。

式(8)的数值迭代格式为

$$\left\{ \begin{array}{l} u_{i,j}^0 = \sum_{m=1}^2 c(m) f_{m,i,j} \\ u_{i,j}^{k+1} = u_{i,j}^k + \Delta t \cdot \Delta u \\ \Delta u = L^* * (L * f_{1,i,j} - L * u_{i,j}^k) \\ \quad + L^* * (L * f_{2,i,j} - L * u_{i,j}^k) + \lambda_1 \\ \quad \times (div \nabla u_{i,j}^k - div V) + \lambda_2 div \frac{\nabla u_{i,j}^k}{|\nabla u_{i,j}^k|} \end{array} \right. \quad (12)$$

式中, k 为迭代次数; Δt 为时间步长; i 、 j 为图像坐标。梯度 $\nabla u_{i,j}^k$ 和散度 $div u_{i,j}^k$ 的定义为

$$\nabla u_{i,j}^{k_x} = u_{i,j+1}^k - u_{i,j}^k \quad (13)$$

$$\nabla u_{i,j}^{k_y} = u_{i+1,j}^k - u_{i,j}^k \quad (14)$$

$$div u_{i,j}^k = u_{i,j}^k - u_{i,j-1}^k + u_{i,j}^k - u_{i-1,j}^k \quad (15)$$

式中, $\nabla u_{i,j}^{k_x}$ 和 $\nabla u_{i,j}^{k_y}$ 分别为 x 和 y 方向上的梯度。

2 实验结果及分析

为了验证本文方法的有效性, 选择 VIIRS 于 2013 年 9 月 26 日和 2013 年 9 月 27 日两天在近红外 (Near Infrared, NIR) 波段和 DNB 波段获取的同一场景的图像进行了融合实验, 并将其结果与采用 Laplacian 金字塔分解方法^[5] 和多孔小波方法^[7] 得到的融合结果进行了比较。其中, DNB 和 NIR 波段图像的分辨率均为 750 m。我们选取了 4 组图像数据 (见表 1)。DNB 图像和 NIR 图像已完成几何配准。

在实验过程中, 参数选取对融合结果有着重要的影响。为了取得最优的融合结果, Laplacian 金字塔方法进行 5 层分解, 多孔小波方法中小波分解为 3 层。本文模型中, λ_1 与图像的细节成分有关。 λ_1 增大, 融合图像的细节增加, 所包含的

表 1 实验数据说明

	第 1 组	第 2 组	第 3 组	第 4 组
图像大小	856×984	528×424	336×472	784×568

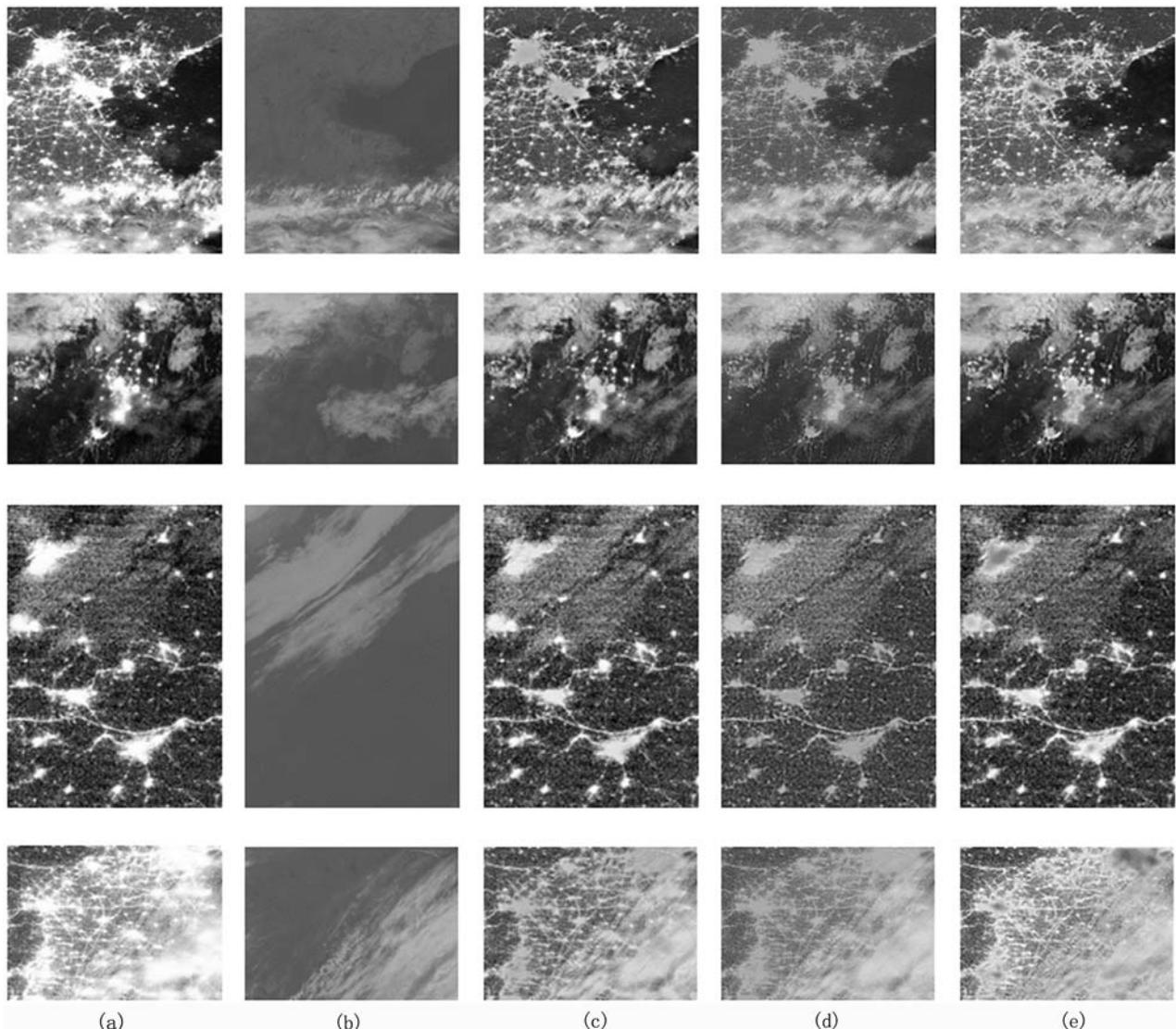


图 1 各种方法的融合结果: (a) DNB 图像; (b) NIR 图像; (c) Laplacian 金字塔方法; (d) 多孔小波方法; (e) 本文方法

光谱信息减少; λ_1 减小, 融合图像的细节减少, 所包含的光谱信息增加。为了在增加融合图像细节与保持其光谱特性之间达到平衡, 4 组实验的 λ_1 分别取 4、5、2 和 10。由于 λ_2 用于保证解的平滑性, 本文设定 $\lambda_2=0.1$ 、时间步长 $\Delta t=0.005$ 。

图 1 所示为 4 组图像的融合结果。可以看出, 由于成像机理的不同, DNB 图像含有较多的地面对灯光信息, 而 NIR 图像则含有丰富的云

层纹理。用这三种方法得到的结果均可较好地融合 DNB 图像和 NIR 图像中的灯光及云层特性。在用多孔小波方法得到的融合图像中, 灯光与云层的对比度较差, 图像比较模糊; 而在用 Laplacian 金字塔变换方法和本文方法获得的融合结果中, 两者的视觉质量相近, 均取得了较好的融合效果。

为了客观评价融合效果, 本文采用平均梯

度 (Average Gradient, AG)、熵、互信息 (Mutual Information, MI)、结构相似性指数 (Structural Similarity, SSIM)^[18] 和空间相关系数 (Spatial Relation Coefficient, SCC)^[19] 作为定量评价标准。

平均梯度反映了图像中的微小细节反差与纹理变化特征,同时也反映了图像的清晰程度。图像的平均梯度越大,图像清晰度越高,其计算公式如下:

$$AG = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N \sqrt{\nabla I_x^2 + \nabla I_y^2} \quad (16)$$

式中, M 和 N 分别为图像的行数和列数; ∇I_x^2 和 ∇I_y^2 分别为 x 和 y 方向上的梯度。

熵是衡量图像信息丰富程度的一个重要指标。融合图像的熵越大,说明其信息量增加得越多,融合效果越好,其计算公式如下:

$$Entropy = - \sum_{i=0}^{L-1} P_i \cdot \log_2(P) \quad (17)$$

式中, P_i 为第 i 级灰度值的概率; L 为图像的总灰度级。

互信息通常用来描述两个系统之间的统计相关性,或者是一个系统中所包含的另外一个系统信息量的多少,它可以用熵来表示:

$$MI(A, B) = H(A) + H(B) - H(A, B) \quad (18)$$

表2 各种融合方法的定量评价结果

数据	方法	AG	Entropy	MI	SSIM	SCC
第一组	Laplacian	7.3003	7.5660	1.5051	0.6719	0.7157
	多孔小波	6.6941	7.3361	1.5126	0.6764	0.7223
	本文方法	7.3275	7.7297	1.6066	0.6587	0.7079
第二组	Laplacian	6.3419	7.3505	1.9193	0.6619	0.7701
	多孔小波	5.7933	7.1378	1.9256	0.6677	0.7878
	本文方法	6.3513	7.4893	1.9748	0.6600	0.7417
第三组	Laplacian	14.0721	7.05073	1.9914	0.5574	0.6277
	多孔小波	13.5863	7.1910	1.9465	0.5483	0.6295
	本文方法	14.1411	7.4990	2.1626	0.5524	0.6147
第四组	Laplacian	7.0293	7.2320	1.6474	0.6741	0.7792
	多孔小波	6.6141	7.0366	1.6527	0.6820	0.7721
	本文方法	7.9785	7.2614	1.6514	0.6347	0.7828

像中所获取的空间细节信息越多; SCC 的理想值为 1。

表 2 列出了 4 组实验结果中的平均梯度、熵、互信息、结构相似性指数和空间相关系数等数据。可以看出, 本文模型的融合指标 AG 、 $Entropy$ 和 MI 均较好, 表明该方法能够有效地提取出两幅图像的光谱特征和细节信息, 并能得到清晰的融合图像。多孔小波方法的 $SSIM$ 和 SCC 较高, 表明该方法能够更好地保持图像的空间结构相似性, 但其 AG 、 $Entropy$ 和 MI 较低, 表明其细节及光谱信息丢失较多。综合主观和客观评价结果可知, 本文方法在整体上优于其他两种方法。前者不仅能够较好地抽取出 DNB 和 NIR 图像的光谱特征, 而且还能有效保持图像中的细节及结构信息, 因此具有良好的目视解译效果。

3 结束语

本文提出了一种新的用于红外和微光图像融合的变分模型。该模型的能量泛函包含细节注入项、结构保真项和正则化能量项等三项。基于 VIIRS 数据的融合实验结果验证了本文方法的有效性。通过实验设置模型中的参数时, 如何自适应地选取权重系数以及如何更加准确地抽取红外和微光图像的结构与光谱信息将是下一步深入研究的方向。

参考文献

- [1] 夏浪, 毛克彪, 孙知文, 等. Suomi NPP VIIRS 数据介绍及其在云监测上的应用分析 [J]. 地球资源遥感, 2013, 3: 271–276.
- [2] Steven D M, Robert E T. A Dynamic Lunar Spectral Irradiance Data Set for NPOESS/VIIRS Day/Night Band Nighttime Environmental Applications [J]. *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 2009, 47(7): 2316–2329.
- [3] Carper W J, Lillesand T M, Kiefer R W. The Use of Intensity-hue-saturation Transformations for Merging SPOT Panchromatic and Multi-spectral Image Data [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1990, 56(4): 459–467.
- [4] Tu T M, Huang P S, Hung C L, et al. A Fast Intensity-hue-saturation Fusion Technique with Spectral Adjustment for IKONOS Imagery [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2004, 1(4): 309–312.
- [5] Toet A. Multiscale Contrast Enhancement with Application to Image Fusion [J]. *Optical Engineering*, 1992, 31(5): 1026–1031.
- [6] Shettigara V K. A Generalized Component Substitution Technique for Spatial Enhancement of Multispectral Images Using a Higher Resolution Data Set [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1992, 58(5): 561–567.
- [7] 徐小军, 王友仁, 陈帅. 基于下采样分数小波变换的图像融合新方法 [J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(9): 2061–2069.
- [8] 刘哲, 南炳炳, 顾淑音, 等. 基于小波子树结构化采样的压缩图像融合方法 [J]. 光电子·激光, 2013, 24(11): 2218–2225.
- [9] 浦西龙, 吕建平. 一种基于小波变换的多分辨率图像融合算法 [J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(20): 65–67.
- [10] Zhang Y, Hong G. An IHS and Wavelet Integrated Approach to Improve Pan-sharpening Visual Quality of Natural Colour IKONOS and QuickBird Images [J]. *Information Fusion*, 2005, 6(3): 225–234.
- [11] Do M N, Vetterli M. The Finite Ridgelet Transform for Image Representation [J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 2003, 12(1): 16–28.
- [12] Candes E J, Donoho D L. Curvelets: A Surprisingly Effective Non-adaptive Representation for Objects with Edges [R]. Palo Alto: Stanford University, 2002.
- [13] Do M N, Vetterli M. Contourlets beyond Wavelets [C]. New York: Academic Press, 2003.
- [14] Socolinsky D A, Wolff L B. Multispectral Image Visualization through First-order Fusion [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2002, 11(8): 923–931.
- [15] Piella G. Image Fusion for Enhanced Visualization: A Variational Approach [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2009, 83(1): 1–11.
- [16] Wang W W, Shui L P, Feng X C. Variational Models for Fusion and Denoising of Multifocus Images [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2008, 15: 65–68.
- [17] Zhou Z M, Ma N, He C, et al. Color Image Fusion and Enhancement Based on Variational Model [C]. *IEEE International Congress on Image and Signal Processing*, 2010, 5: 2525–2579.
- [18] Wang Z, Bovik A C, Sheikh H R, et al. Image Quality Ssessment: from Error Visibility to Structural Similarity [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, 13(4): 600–612.
- [19] Zhou J, Civco D L, Silander J A. A Wavelet Transform Method to Merge Landsat TM and SPOT Panchromatic Data [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1998, 4(19): 743–757.