

基于 Directionlets 和 PCA 的多光谱与全色图像融合

张 健 陈孝威

(贵州大学计算机科学与信息学院 贵阳 550025)

摘 要 基于数字化线段理论和整数栅格理论的 Directionlets 不仅继承了小波变换维数可分性的特点,而且通过选择变换方向和队列方向来获得灵活的多方向性,从而得到能够更好地捕获图像方向信息的方向各向异性的基函数。首先基于 Directionlets 和 PCA 的全色和多光谱图像融合方法,对多光谱图像进行线性 PCA 变换,并提取出其主分量;然后使用 Directionlets 提取高空间分辨率的全色图像的空间细节信息,将其“注入”到多光谱图像的主分量中。因此,得到的融合图像具有更多的多光谱图像的光谱信息和全色图像的空间信息。实验结果表明,在 UIQI 指数、整体图像质量指数 Q4、平均梯度等主观视觉效果和客观评价指标上,新方法均优于基于小波变换的方法。

关键词 图像融合,全色图像,多光谱图像,Directionlets

Multispectral and Panchromatic Images Fusion Based on Directionlets

ZHANG Jian CHEN Xiao-wei

(College of Computer Science & Information, Guizhou University, Guiyang 550025, China)

Abstract The directionlets based on digital segments and integer grids theory can not only inherit the characteristics of dimension-dependable wavelets, but also obtain the flexible multi-directional characteristic by changing the directions of transform and sequences. A novel fusion method for panchromatic and multispectral images based on directionlets transform(DT) and PCA was presented. Firstly, a linear principle component analysis(PCA) was performed on the multispectral images to extract its first principle component, then we used DT to extract the spatial detail information of high-resolution panchromatic image. Therefore, the fused image can carry more spatial and spectral information. Experimental results show the new fusion method has a better performance, such as universal image quality index(UIQI), unique score index Q4 and average gradient, than wavelet based methods.

Keywords Image fusion, Panchromatic image, Mutispectral images, Directionlets

1 引言

全色与多光谱图像是不同成像系统得到的、分别具有高空间分辨率和高光谱分辨率的图像。全色影像反映了空间结构信息,能够详尽地表达地物的细节特征,但缺少光谱信息;多光谱影像光谱信息丰富,有利于对地物的识别与解译,但空间分辨率较低。具有高空间分辨率的全色图像可以准确地获得目标的细节信息,而具有高光谱分辨率的图像可以方便地辨识不同的地物。将两者进行融合可以获得更高空间和光谱分辨率的遥感影像。

为了更好地利用不同空间和光谱分辨率的图像信息,目前已经出现了不少全色和多光谱图像融合方法^[1-6],如 IHS (Intensity-Hue-Saturation) 方法^[1]、主分量分析法(Principal Component Analysis, PCA)^[2],以及 M. González-Audiicana 提出的改进的 IHS 方法和 PCA 方法^[3]等。IHS 和 PCA 法的主要思想是通过线性变换将多光谱图像的空间信息和光谱信息最大程度地分离开,然后再用全色图像去代替被分离开的空间信息。以 PCA 为例,PCA 是将一组相关变量转化为一组

原始变量的不相关线性组合的正交变换,从而将多波段的图像信息压缩或综合在一幅图像上,产生一个新的图像,即其含有大部分原始信息的第一主分量(PC^1)。一般地,第一主分量中富含空间信息,而光谱信息大都包含在其他分量中,这使得 PCA 成为一种融合全色和多光谱图像的可行方法。

PCA 融合算法的优点在于它适用于多光谱图像的所有波段,但是在融合算法中只是用高分辨率图像来简单替换低分辨率多光谱图像的第一主分量 PC^1 ,因此 PC^1 中一些反映光谱特性的信息会有损失,使得融合结果图像的光谱分辨率会受到一定的影响。只有当多光谱图像和全色图像是由同一时间获取,并且全色图像的波段包含了多光谱图像的各个波段,才能使 PC^1 与全色图像保持高相关性。两条件中任何一个缺失,融合结果都会很差。实际上,PCA 变换并不能把光谱信息和空间信息完全分离, PC^2, \dots, PC^N 含有一定的空间信息,而 PC^1 也含有一定的光谱信息,因此,融合后的图像会产生一定的光谱扭曲。如果融合后的图像用来对其中特定光谱进行分析,那么这种光谱扭曲是不可接受的。在文献[5]中, M. González-Audiicana 提出了改进的 PCA 融合方法,把

到稿日期:2011-04-23 返修日期:2011-07-15 本文受贵州省优秀教育科技人才省长专项资金项目(200714)资助。

张 健(1977-),男,博士生,讲师,主要研究方向为数字图像处理, E-mail: zjgz@qq.com; 陈孝威(1945-),男,教授,博士生导师,主要研究方向为数字图像处理、计算机视觉。

PC^1 和全色图像进行小波变换,然后替换 PC^1 的高频系数,再进行小波逆变换。这样可减少对上述两条件的依赖,并能减少光谱扭曲。但是随着 UWT (Undecimated Wavelet Transform)层数的提高,高频分量中带有平滑区域增多,若 UWT 提取的源全色图像的高频分量中掺杂的平滑区域不能和多光谱图像中提取的高频信息中的平滑区域保持强度一致,则将导致融合图像光谱信息的扭曲。

Directionlets 变换是一种基于边缘的图像表示方法,能自适应地跟踪图像的几何正则方向,最初于 2004 年由 Valdan Velisavljevic 和 Baltastar Beferull-Lozano 等提出^[7]。Directionlets 采用基于格的最佳重构(PR)和临界抽样来构造各向异性的多方向小波变换。该变换保留了可分滤波、下采样、计算简单性和经由标准的二维小波变换设计的滤波器的特性^[8]。相应的各向异性基函数(Directionlets)沿着任意两个有理斜率方向具有方向消失矩(DVM),该变换提供了一种高效的非线性逼近工具,逼近速率为 $o(N^{-1.55})$ 。

针对全色与多光谱图像,本文构造了基于 Directionlet 和 PCA 的融合方法,以克服小波变换中“振铃效应”和边缘模糊等现象。实验结果表明,在 UIQI 指数、整体图像质量指数 Q4、平均梯度等主观视觉效果和客观评价指标上,该方法均优于基于小波变换的方法。

2 基于 Directionlets 和 PCA 的全色与多光谱图像融合方法

2.1 Directionlet

Directionlets 是一种基于整数栅格的各向异性的多方向小波变换。标准二维小波基函数在空间架构上是各向同性的,即在同一尺度上滤波和子采样同等地应用于水平和垂直方向。在各向异性的小波变换(AWT)中,变换的数目在水平方向和垂直方向是不一样的。这就是说,在一个尺度上有 $n1$ 个水平方向的变换和 $n2$ 个垂直方向的变换, $n1$ 不一定等于 $n2$ 。然后仿照标准小波变换在低通带继续迭代,这样的各向异性的变换记为 $AWT(n1, n2)$ 。各向异性率为 $\rho = n1/n2$,其决定了 $AWT(n1, n2)$ 基函数的延伸率。因此,Directionlets 可以克服方向交叉效应,从而能够对自然图像达到较高的逼近阶。一个满秩的整数栅格由两个线性无关的向量的线性组合所构成,组合中的向量和系数都为整数。即

$$\Lambda = \{x; x = u_1 \vec{v}_1 + u_2 \vec{v}_2, u_i \in \mathbf{Z}, i = 1, 2\} \quad (1)$$

Λ 可由一个矩阵 M_Λ 表示,矩阵不唯一,其余矩阵可通过变换 $U \cdot M_\Lambda$ 得到, U 为幺模矩阵(unimodular matrix),即矩阵的元素皆为整数,且 $|\det(U)| = 1$ 。

$$M_\Lambda = \begin{pmatrix} a_1 & b_1 \\ a_2 & b_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} d_1 \\ d_2 \end{pmatrix} \quad (2)$$

式中, a_1, b_1, a_2, b_2 都为整数。由点阵理论,满秩整数栅格 Z^2 可以分解成 $|\det(M_\Lambda)|$ 个陪集,每一个陪集由平移向量 $S_k, k=0, 1, 2, \dots, |\det(M_\Lambda)| - 1$ 决定,陪集可表示为

$$B_{\Lambda, S_k} = \Lambda + S_k, k = 0, 1, 2, \dots, |\det(M_\Lambda)| - 1 \quad (3)$$

因此栅格 Λ 对应的生成矩阵 M_Λ 把数字直线 $L(r_1 = b_1/a_1, n)$ 分成一系列子线(co-line)。一条子线(co-line)就是陪集和一条数字直线的交集。沿着子线应用一维小波变换(包括一维滤波和下采样操作)。在每一个陪集上各自使用滤波和下采样。以第一个矢量 d_1 (斜率 $r_1 = b_1/a_1$) 为变换方向,矢量

d_2 为拟合方向。由于滤波和下采样在不同的陪集中是独立应用的,下采样后的像素点在子线上沿拟合方向拟合成一条直线,因而避免了方向交叉效应。

2.2 基于 Directionlets 和 PCA 的全色与多光谱图像融合算法

传统的 PCA, IHS 方法中,图像经小波变换提取出的高频信息并不能最优地表示空间细节信息,且小波分解还会带来振铃效应。换言之,小波对高维信息的方向性不敏感,因此不能很好地表征图像的边缘、轮廓与纹理信息。随着小波变换尺度的增大,提取的源全色图像的高频系数中会混有一些低频信息,这将导致融合图像光谱信息的扭曲。

针对该问题,本文提出了一种采用 Directionlets 提取图像细节信息的策略。此方法结合了 Directionlets 和传统的 PCA 方法,比传统 PCA 和小波方法的图像融合方法具有更少的光谱信息扭曲,得到的融合图像具有更多的多光谱图像的光谱信息和全色图像的空间信息。

算法的基本步骤如下。

Step1 对多光谱图像进行 PCA 变换,得到第一主分量 PC^1 和其余主分量 PC^2, \dots, PC^N 。

Step2 利用 Directionlet Transform(DT)对 PC^1 和全色图像进行变换,分别对 PC^1 和 PAN 提取高频分量 dPC 和 $dPAN$ 。

Step3 计算新的第一主分量 PC^1 ; $PC^{1'} = PC^1 - dPC + dPAN$ 。

Step4 用新的 PC^1, PC^2, \dots, PC^N 进行逆主分量变换,得到融合图像 f 。

基于 Directionlets 和 PCA 的多光谱 (MS) 与全色图像 (PAN) 融合的流程见图 1。

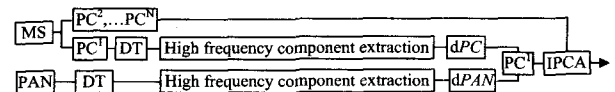


图 1 基于 Directionlets 和 PCA 的多光谱与全色图像融合流程图

3 仿真试验

实验采用大小为 512×512 的 QuickBird 图像数据, QuickBird 能生成 4 个波段的多光谱图像:蓝色波段 (450~520nm);绿色波段 (520~660nm);红色波段 (630~690nm);近红外波段 (760~900nm),分辨率为 2.44m。几何配准的全色图像 (450~900nm) 分辨率为 0.61m。源多光谱图像和源全色图像见图 2,其中源多光谱图像只显示红、绿、蓝 3 波段。

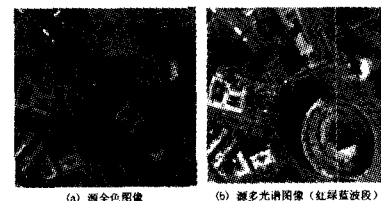


图 2 QuickBird 图像

UIQI 指数(Universal Image Quality Index)^[8]、全局融合质量评价指标(Q4)、平均梯度等指标常被用来客观评估融合质量,本文采用这些指标对融合后的图像进行客观评价。分别对源图像使用 IHS 法、PCA 法、基于 UWT 的改进的 PCA 法^[9],以及本文方法进行融合。小波变换和 Directionlet 变换

(下转第 264 页)

数性能的1.3~5倍。

参考文献

- [1] NVIDIA Corporation. NVIDIA CUDA C Programming Guide version 4.0[R]. 2011
- [2] KHRONOS group. OpenCL-The open standard for parallel programming of heterogeneous systems [OL]. <http://www.khronos.org/opencl/>
- [3] Udeepa D. Bordoloi. Optimization Techniques: Image Convolution [R]. 2011
- [4] Andrade D. Case study: High performance convolution using OpenCL __local memory [OL]. http://www.cmssoft.com.br/index.php?option=com_content&view=category&layout=blog&id=142&Itemid=201
- [5] Kong Jing-fei, Dimitrov M, Yang Yi, et al. Accelerating MATLAB Image Processing Toolbox Functions on GPUs [M]. Pittsburgh, 2010: 75-85

- [6] OpenCV: Open Source Computer Vision library [OL]. <http://opencv.willowgarage.com/wiki/>
- [7] NVIDIA Corporation. NVIDIA OpenCL Best Practices Guide version 3.2[R]. 2010
- [8] AMD Corporation. AMD Fusion™ Family of APUs: Enabling a Superior, Immersive PC Experience [R]. 2010
- [9] Khronos OpenCL Working Group. The OpenCL Specification Version 1.1 [R]. 2010
- [10] AMD Corporation. AMD Accelerated Parallel Processing OpenCL™[R]. 2011
- [11] NVIDIA Corporation. NPP; NVIDIA Performance Primitives library [OL]. <http://developer.nvidia.com/npp>
- [12] AMD上海研发中心. 跨平台的多核与众核编程讲义 OpenCL的方式[M]. 2010: 59
- [13] Sanders J, Kandrot E. CUDA by Example: An Introduction to General-Purpose GPU Programming [M]. 北京: 清华大学出版社, 2010: 115-137

(上接第 250 页)

的分解层数均为 5, 各方法得到的融合结果如表 1 所列, 局部放大结果见图 3。

表 1 融合结果的客观指标比较

	波段	IHS 法	PCA 法	小波	本文方法
UIQI	蓝	0.7730	0.8416	0.9057	0.9099
	绿	0.8615	0.9129	0.9464	0.9475
	红	0.6790	0.9548	0.9716	0.9797
	近红外	0.8917	0.9605	0.9726	0.9728
	均值	0.8013	0.9175	0.9491	0.9501
Q4	全部波段	0.6722	0.7228	0.7370	0.7382
平均 梯度	蓝	6.5379	6.9354	7.0113	7.2491
	绿	6.3583	6.9047	7.0047	7.2392
	红	5.8647	6.9699	7.0976	7.2008
	近红外	11.1818	9.9872	9.9261	9.9923
	均值	7.4857	7.6993	7.7599	7.7702

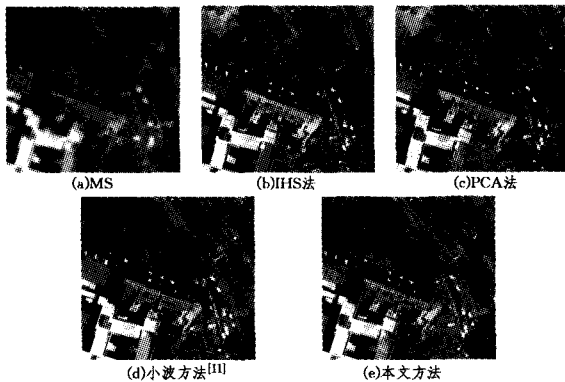


图 3 融合结果局部放大图

从图 3 可以看出, 提出的融合方法能得到富含空间细节信息的比较清晰的融合图像。而 IHS 法和 PCA 法存在一定的光谱扭曲, 对光谱分析不利; 而小波变换的空间分辨率差于本文提出的方法。

表 1 的客观评估结果证实了我们的主观评估, 即本文方法在光谱信息的保留程度和空间清晰度方面都优于其余几种方法。

结束语 作为多尺度几何分析工具之一的 Directionlets 已经被证明能够比小波变换更好地捕获图像的方向信息。本

文提出了一种新的基于 Directionlets 和 PCA 的全色和多光谱图像融合方法。将待融合的低空间分辨率多光谱图像与低光谱分辨率的全色图像均进行线性 PCA 变换之后, 使用 Directionlets 提取全色图像的空间细节信息, 将其“注入”到多光谱图像的主分量中, 从而能够得到更加清晰并且光谱分辨率较高的融合图像。实验结果表明, 在 UIQI 指数、整体图像质量指数 Q4、平均梯度等主观视觉效果和客观评价指标上, 该方法均优于基于小波变换的方法。

参考文献

- [1] 王建梅, 李德仁. QuickBird 全色与多光谱数据融合方法用于土地覆盖分类中的比较研究[J]. 测绘通报, 2005(10): 37-40, 43
- [2] 陈蜜. 基于独立分量分析的影像信息融合方法与应用研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2006
- [3] Audicana M G, Saleta J L, Catalan R G, et al. Fusion of Multispectral and Panchromatic Images Using Improved IHS and PCA Mergers Based on Wavelet Decomposition [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2004, 42(6): 1291-1299
- [4] Wang Z J, Ziou D M, Armenakis C, et al. A comparative analysis of image fusion methods[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2005, 43(6): 1391-1402
- [5] Leung H H, Li Z Z. Fusion of multispectral and panchromatic images using a restoration-based method: geoscience and remote sensing[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2009, 46(5): 1482-1491
- [6] Zheng S, Shi W Z, Liu J, et al. Remote sensing image fusion using multiscale mapped LS-SVM[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2008, 46(5): 1313-1322
- [7] Velisavljevi V, Beferull-Lozano B, Vetterli M, et al. Low-rate reduced complexity image compression using Directionlets[C]// IEEE International Conference on Image Processing, ICIP'06. Atlanta, GA USA, 2006: 1601-1604
- [8] Velisavljevi V, Beferull-Lozano B, Vetterli M. Space-frequency quantization for image compression with Directionlets[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(7): 1761-1773