

基于云影距离模型的遥感图像多尺度融合算法

柴勇, 何友, 曲长文

(海军航空工程学院信息融合技术研究所, 烟台 264001)

摘要: 为了对含云及云影遥感图像上的云影进行有效消除, 首先构建了遥感云影成像距离模型, 并依据遥感云影距离模型, 提出了一种新的云影识别算法, 用来对有云遥感图像中的云层和阴影进行检测与识别, 并生成融合区域图; 然后在融合区域图的基础上, 提出了一种多尺度图像融合算法, 用来消除云影, 即先对源图像进行多尺度几何分解, 得到源图像的粗糙和细节分量, 然后对云影区域和非云影区域分别采用不同的融合策略进行处理得到融合图像。仿真实验结果表明, 该新融合算法不仅对薄云的消除效果非常好, 而且对厚云及阴影的消除效果也非常好, 且不会产生衔接边缘。

关键词: 图像融合; 多尺度几何分析; 遥感图像; 云覆盖

中图分类号: TP751 **文献标志码:** A **文章编号:** 1006-8961(2010)09-1398-08

Remote sensing image fusion using MGA based on cloud and shadow distance model

CHAI Yong, HE You, QU Changwen

(Research Institute of Information Fusion, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai 264001)

Abstract: In order to remove clouds and shadows more effectively, cloud and shadow distance model is established in this paper at first. And a novel method is proposed for detecting and distinguishing clouds and shadows to form a fusion region map based on this model. After getting the fusion region map, a new image fusion method based on MGA (multiscale geometric analysis) is proposed for removing clouds and shadows. This new image fusion method decomposes the source images and obtains the coarse and detail band parts, then fuses the different regions by using different fusion rules. Experiments show that this new image fusion method can not only remove thin clouds and shadows, but also have much better performance for thick clouds and shadows without any join edge.

Keywords: image fusion; multiscale geometric analysis(MGA); remote sensing image; cloud cover

0 引言

遥感图像融合中的一个棘手问题是处理遥感影像上的云层和由云层产生的阴影(本文在不特别说明的情况下, 云影均指云层和由云层产生的阴影), 云层和云影给目标的识别、测量和判读带来了极大的不便。到目前为止, 对云层的消除研究比较多, 特

别是对薄云的去除, 但还是有很多问题需要解决, 对较厚云层的研究也不是很深入, 对阴影的消除更缺乏研究^[1-3]。

目前直接去除云影的方法主要有替换法、主成分分析法(PCA, 又称缨帽变换法)、同态滤波和高通滤波^[4-5]。这些方法各有优缺点, 替换法是将图像上有云影的部分用同一地区的历史数据(可能来自同一传感器, 也可能来自不同的传感器)中无云影

基金项目: 国家自然科学基金项目(60672140); 教育部新世纪优秀人才支持计划项目(NCET-05-0912)。

收稿日期: 2009-06-19; **改回日期:** 2009-10-19

第一作者简介: 柴勇(1979—), 男, 工程师, 海军航空工程学院信号与信息处理专业博士研究生。主要研究方向为图像融合。

E-mail: chai_yong@sohu.com。

的同一部分来替换,替换法虽可以完全消除云影,但是误差较大,且容易产生拼接边缘。PCA 是根据遥感多/超光谱图像信息结构分析,进行正交线性变换,虽能够较好地分离土壤和植被,但这种方法依赖于传感器的波段。同态滤波法是依据照度/反射率模型对遥感图像进行滤波处理,适合于反映阴影区域的细节分量,虽对地物阴影消除非常有效,但对云层的阴影消除效果甚微^[6]。

基于融合的去云影算法不仅能消除遥感图像中的云影,而且可以获得更精确、更全面和更可靠的图像,并可消除多传感器信息之间可能存在的冗余和矛盾,优势互补,从而不仅降低了信息的不确定性和减小了模糊度,而且增强了图像中信息的透明度和改善了图像解译的精确度、可靠性。

1 云影距离模型

遥感成像中,卫星、地球和太阳的关系如图1所示。

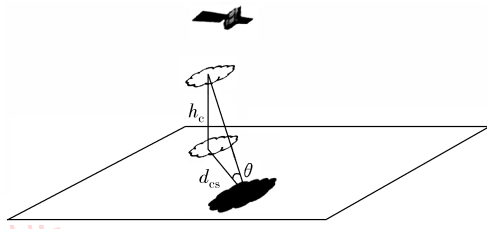


图1 云影成像距离模型

Fig. 1 Cloud and shadow distance model

由于太阳距离地球非常远,太阳光可以被看作是平行光,设太阳光与地面的夹角为 θ ,云层距地面的高度为 h_c ,遥感图像中云层与阴影之间的实际距离为

$$d_{cs} = h_c / \tan(\theta) \quad (1)$$

从式(1)可以看出,遥感图像中云层与阴影之间的真实距离不仅与太阳光和地面的夹角有关,而且还与云层的高度有关。

2 云影识别与融合区域图

现有的云检测技术主要有缨帽变换法和波段比值法^[7-9]。但现有云检测技术通常只是用来判断有云或有影,而且对地面类似云和阴影的区域还存在误判,因为这些方法割裂了云层和阴影之间的联系。

本文上一节建立了遥感图像中云层和阴影之间距离的模型,本文将在此模型基础上,提出一种新的云层和阴影识别算法,新算法不仅可以检测云层和阴影,而且可以区分云层与阴影。由于新算法利用了云层与阴影之间距离的模型,因而减少了对云层和阴影的误判。

源图像中包括云层、阴影和非云影区域3类区域。识别时,首先依据像素和边缘对图像进行划分。

设图像的大小为 $M \times N$, T_c 为云层灰度值阈值,若像素点的灰度值 $I(m, n)$ 满足

$$I(m, n) \leq T_c, m \in [0, M], n \in [0, N] \quad (2)$$

则将其划归为图像的云层区域。同理, T_s 为阴影区域灰度值阈值。

设 V 是图像中提取的满足下式的像素点的集合:

$$V = \{I_i \mid (I_i \leq T_c) \cup (I_i \geq T_s), i \in K\} \quad (3)$$

其中, $K = \{(m, n) \mid 1 \leq m \leq M \cap 1 \leq n \leq N\}$ 。

$s(I_i, I_j)$, $i \in K, j \in K$ 是集合 V 中存在相邻关系的两个像素灰度值 I_i 和 I_j 之间的相似性度量。

根据相似性度量将图像划分为云影区域集合 R_{cs} 和非云影区域 R_u 两类区域, R_{cs} 中元素的个数为 $|R_{cs}|$ 。这里值得注意的是,云影区域集合 R_{cs} 包含云层区域和阴影区域的集合,而将所有非云影区域划归为一个区域 R_u 。

通常,人们希望所划分的区域不能太小,为此需要将一些相似,且相邻的过小区域合并成更大的区域。定义 $S(r_i, r_j)$, $1 \leq i, j \leq |R_{cs}|$ 为区域 r_i 与 r_j 之间的相似性度量

$$S(r_i, r_j) = \begin{cases} 1 & D(r_i, r_j) > D_{\min}(r_i, r_j) \\ 0 & D(r_i, r_j) \leq D_{\min}(r_i, r_j) \end{cases} \quad (4)$$

式中, $D(r_i, r_j)$ 是区域 r_i 与 r_j 之间差异的度量, $D(r_i, r_j)$ 定义为区域 r_i 与 r_j 之间像素相似性的最小值,即

$$D(r_i, r_j) = \min s(I_i, I_j) \quad I_i \in r_i, I_j \in r_j \quad (5)$$

$D_{\min}(r_i, r_j)$ 为区域内差异的最小值,定义如下:

$$D_{\min}(r_i, r_j) = \min (s_{\max}(r_i) + k/|r_i|, s_{\max}(r_j) + k/|r_j|) \quad (6)$$

式中, k 是常数, $|r_i|$ 是区域 r_i 的大小。 $s_{\max}(r_i)$ 是区域 r_i 中最大的 $s(I_i, I_j)$, $I_i, I_j \in r_i$, $k/|r_i|$ 和 $k/|r_j|$ 分别表示两个区域之间的差异与两区域内部差异的比值。

经过上述区域划分,一些相邻且相似的区域被合并,但是对于不存在相邻关系或者差异较大的小区域还没有处理。接下来是对上一步还没有处理的小区域进行进一步处理。设 T 为区域大小阈值,当 $|r_i|$ 满足 $|r_i| < T, r_i \in R_{cs}$ 时,则将区域 r_i 合并到集合 R_u 中,这样处理的目的是为了对地面上一些小的疑似云影区域的误判。

至此,融合区域图基本形成,但是地面上一些可能是非云影的大区域依然没有从 R_{cs} 中剔除,接下来是利用上一节中构建的云影成像距离模型,将疑似非云影的大区域合并到 R_u 中。 G_i 表示区域 r_i 中所有像素灰度值之和, $\bar{l}_i = G_i / |r_i|$ 是区域 r_i 中像素的平均灰度值,由于图像中与云层对应的是灰度值小的白色区域,而与阴影对应的是在遥感图像中灰度值大的深色区域,因此依据 \bar{l}_i 可将 R_{cs} 划分为以下 3 个区域集合:云层区域集合 R_c ,阴影区域集合 R_s 和非云影区域集合 \tilde{R}_u ,即

$$R_{cs} = \begin{cases} R_c & \bar{l}_i \leq T_c \\ R_s & \bar{l}_i \geq T_s \\ \tilde{R}_u & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

R_c 是云层区域的集合,集合中每个区域在地面上都会有一个与之对应的阴影。由云影成像距离模型可知,遥感图像中云层与阴影之间的真实距离不仅与太阳光和地面的夹角有关,还与云层的高度有关。在实际过程中,人们虽然能根据所获取遥感图像的地点和时刻得到太阳光与地面所成的角度,而且也可以通过在卫星上增加其他传感器来获取云层的高度,但这个过程不仅麻烦,而且会增加系统的复杂度。本文接下来将仅根据有云影的遥感图像来估计遥感图像中云影的平均距离 \bar{d}_{cs} 和水平面上的平移角度 θ_{cs} 。

设由集合 R_c 和 R_s 中所有区域构成的联合区域的中心分别为 (i_c, j_c) 和 (i_s, j_s) ,则 R_c 和 R_s 的平均距离为

$$\bar{d}_{cs} = \sqrt{(i_c - i_s)^2 + (j_c - j_s)^2} \quad (8)$$

R_c 和 R_s 在水平面上的平移角度 θ_{cs} 为

$$\theta_{cs} = \sin^{-1}((i_c - i_s) / \bar{d}_{cs}) \quad (9)$$

对于集合 R_c 中的任意一个元素 r_i ,若从 R_s 中找到一个 r_j ,且 r_i 与 r_j 之间的距离 $\bar{d}_{i,j}$ 满足

$$\bar{d}_{i,j} < (\bar{d}_{cs} + k_d) \quad (10)$$

且 r_i 与 r_j 之间的平移角度 $\bar{\theta}_{i,j}$ 满足

$$\bar{\theta}_{i,j} > (\theta_{cs} - k_\theta) \cap \bar{\theta}_{i,j} < (\theta_{cs} + k_\theta) \quad (11)$$

式中, k_d 和 k_θ 均为常数,则认为 r_i 为云层, r_j 为与云层 r_i 对应的阴影。若不能从 R_s 中找到一个合适的 r_j 满足式(10)和式(11),则将 r_i 划归为 \tilde{R}_u 。最后将 R_s 中未能与 R_c 匹配的区域划归到 \tilde{R}_u ,并将 \tilde{R}_u 合并到 R_u 中。最终就得到云层区域集合 R_c 、阴影区域集合 R_s 和非云影区域集合 R_u 。

3 云影区域图多尺度图像融合

小波变换是图像融合中最常用的成熟方法之一,也常常被用于遥感图像融合和遥感图像的去云处理^[10]。由于小波张成的可分离细节分量只有 3 个各向同性的方向,且小波基的支撑区间为不同尺寸大小的正方形,因此小波变换适合于描述各向同性的点状奇异性,但由于其不能“最优”表示含“线”或者“面”奇异性的高维函数,因此无法精确地表达图像边缘的方向信息^[11]。针对小波变换的缺点,已涌现出各种多尺度几何分析算法,如 Ridglet, Curvlet^[12], Bandlet, Brushlet, Shearlet^[13] 和 Contourlet^[14] 等。这些方法在图像融合领域应用最为广泛的是 Do 和 Vetterli 于 2002 年提出的一种“真正的”2 维图像表示方法——Contourlet 变换。Contourlet 变换的主要思想是生成图像的多分辨率多方向(MRMD)分解表示形式。由于 Contourlet 变换的基的支撑区间是随尺度而变化的“长条形”结构,因而能具有比小波变换更好的多分辨率、局部性、方向性和各向异性,并能更加有效地捕获图像的边缘信息。由于 Contourlet 变换更适合表示图像中曲线和轮廓等特征,因此使其应用于图像融合时,往往能得到比金字塔分析、小波变换和其他 MGA (multiscale geometric analysis) 分析工具更好的融合效果。遥感图像不仅纹理丰富,而且含有非常多的线型边缘,因而非常适合用多尺度图像融合算法进行融合处理^[15]。

由于 Contourlet 变换的函数基的支撑区间具有随尺度变化而长宽变化的“长条形”结构,这种结构可以实现用最少的系数来逼近奇异曲线,而这种结构实际上是方向性的一种表征,因此 Contourlet 变换的每个尺度都可以有不同数目的方向。Contourlet 变换将多尺度分析和方向分析分开进行,首先由拉普拉斯金字塔(LP)变换对图像进行多尺度分解,以“捕获”点奇异;随后对由每一级金字塔分解的带通信号进行方向滤波,同时由方向滤波器组(DFB)将

分布在同一方向的奇异点合成一个系数。本文所提出的基于 Contourlet 变换的图像融合框架如图 2 所示。

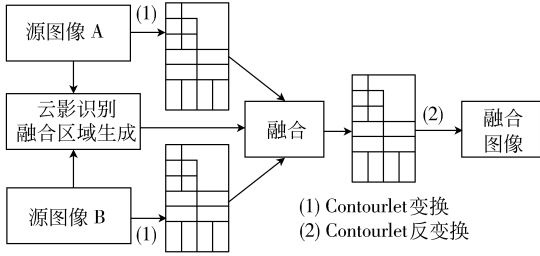


图2 图像融合框架

Fig.2 Framework of image fusion

融合算法分为以下 3 个步骤:

1) 对于输入图像 A 和 B 进行 LP 分解,得到的低通分量为

$$\begin{cases} \{C_l^A, l = 1, 2, \dots, N\} \\ \{C_l^B, l = 1, 2, \dots, N\} \end{cases} \quad (12)$$

带通分量为

$$\begin{cases} \{B_l^A, l = 1, 2, \dots, N\} \\ \{B_l^B, l = 1, 2, \dots, N\} \end{cases} \quad (13)$$

对于带通分量,再采用方向滤波器得到子带分量

$$\begin{cases} \{B_{l,k_l}^A, l = 1, 2, \dots, N\} \\ \{B_{l,k_l}^B, l = 1, 2, \dots, N\} \end{cases} \quad (14)$$

其中, k_l 是由方向滤波器分解得到的子带分量的下标表示。

2) 对于非云影的区域 R_u , 其融合后的低通分量取两图像的平均为

$$C_l^F(i, j) = (C_l^A(i, j) + C_l^B(i, j)) / 2 \quad (15)$$

不失一般性,假设图像 A 没有云影,图像 B 包含云层和阴影。对于属于云层区域集合 R_c 和云影区域集合 R_{cs} 的区域,采用下式对低通分量进行融合:

$$C_l^F(i, j) = w_{i,j}^A C_l^A(i, j) + w_{i,j}^B C_l^B(i, j) \quad (16)$$

其中, $w_{i,j}^A$ 和 $w_{i,j}^B$ 分别是图 A 和 B 对应点 (i, j) 处的加权重值,且满足 $w_{i,j}^A + w_{i,j}^B = 1$ 。 $w_{i,j}^A$ 和 $w_{i,j}^B$ 是由当前云影区域的云层厚度决定的,云层越厚, $w_{i,j}^A$ 越大, $w_{i,j}^B$ 越小。

对于非云影区域 R_u 的子带细节分量,常用的融合策略有两种,一种是基于像素的融合策略,另外

一种是基于区域特征的融合策略^[16]。其中基于像素的融合策略仅仅关注当前融合像素,而区域特征融合策略则考虑以当前像素为中心的某区域的特征(如区域能量特征、区域熵和区域清晰度等)。由于图像多尺度分解的高频分量包含图像的细节分量(如边缘和纹理信息等),而基于区域特征的融合规则对噪声没有基于像素的融合规则敏感,具有较强的抗干扰性能,因此本文采用基于区域能量作为融合规则,对于所有的子带高频分量,融合规则如下:

$$B_{l,k_l}^F(i, j) = \begin{cases} B_{l,k_l}^A(i, j) & E_{l,k_l}^A(i, j) \geq E_{l,k_l}^B(i, j) \\ B_{l,k_l}^B(i, j) & E_{l,k_l}^A(i, j) < E_{l,k_l}^B(i, j) \end{cases} \quad (17)$$

式中, $E_{l,k_l}^A(i, j)$ 和 $E_{l,k_l}^B(i, j)$ 分别是图像 A 和 B 在第 l 层和方向尺度为 k_l 的区域能量系数。这也就是说,对于图像中的某点,应选取区域能量大的对应系数作为融合后的系数。

采用式(17)能够有效地消除非云影区域 R_u 中包含的薄云。前面本文已提到直接去云的算法,其中就包括高通滤波。虽然高通滤波对厚云的消除效果很差,但对薄云的消除有很好的效果。采用式(17)对高频带通细节分量进行处理,实质上相当于一个高通滤波器。

而对于属于云层区域集合 R_c 和云影区域集合 R_{cs} 的区域,则采用式(18)对高频带通细节分量进行融合,即

$$B_{l,k_l}^F(i, j) = \begin{cases} B_{l,k_l}^A(i, j) & E_{l,k_l}^A(i, j) \geq E_{l,k_l}^B(i, j) \\ w_{ABP} B_{l,k_l}^A(i, j) + (1 - w_{ABP}) B_{l,k_l}^B(i, j) & E_{l,k_l}^A(i, j) < E_{l,k_l}^B(i, j) \end{cases} \quad (18)$$

其中, $w_{ABP} = w(l, k_l, i, j)$ 是图像 A 第 l 层第 k_l 个带通分量对应点 (i, j) 处的加权重值, $w(l, k_l, i, j)$ 的大小由当前云影区域的云层厚度决定,云层越厚, $w(l, k_l, i, j)$ 越大。

3) 对融合系数,运用 Contourlet 反变换得到融合图像。

4 仿真与分析

为验证本文算法的正确性和有效性,本文对一组遥感图像进行了仿真实验。仿真环境是 XP +

MATLAB + E5200 + 2G RAM。源图像 A 和 B 如图 3 所示,大小均为 512×512 pixels,灰度级为 256,图像 A 是某地区 2000-05-18 成像的 Landsat7 全色 (PAN) 图,不包含云层和阴影。由于 Landsat7 的周期是 16 天半,所获得的有云图像 B 是该地区 2000-07-03 成像的 Landsat7 PAN 图,图中含有较多云层和阴影,其中既有薄云层,也有厚云层,两幅源图像已经经过严格配准。

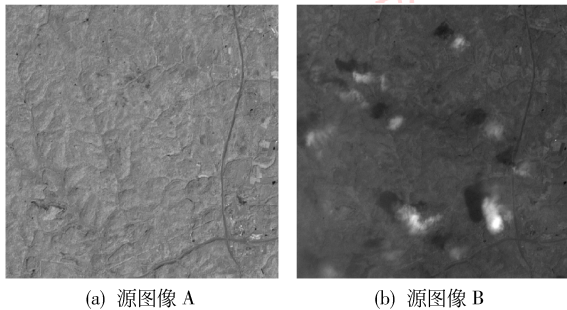


图 3 源图像 A 和 B

Fig. 3 Source image A and B

采用本文第 2 节中的新算法对有云影遥感图像 B 进行云影识别,所生成的融合区域图如图 4 所示。

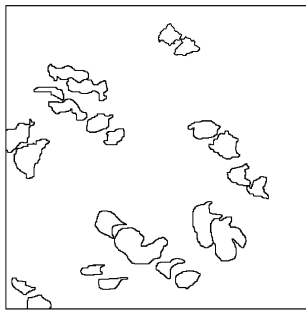


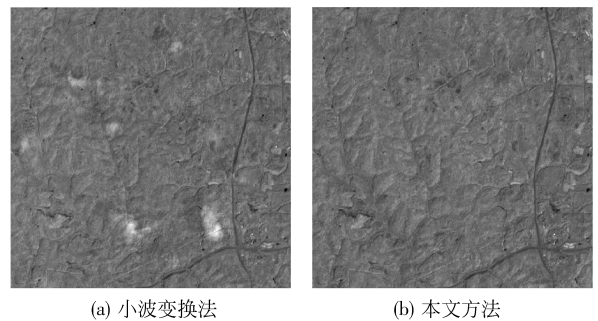
图 4 融合区域图

Fig. 4 Fusion region map

从图 4 可以看出,源图像 B 中的云层和阴影是成对出现的,较厚云层和阴影区域都能被准确地提取出来;对于源图像 B 中某些疑似云层或云影的区域,本文新算法并不会出现误判;对于源图像 B 左下部分存在一层较薄的云,由于与地面非常接近,也没有被误判为云层,对于此类薄云,本文在运用多尺度分析融合算法时,由于采用了类似于高通滤波器的融合策略,因而对薄云的消除效果非常好。受图像尺寸的限制,在源图像 B 的最底端,有两处阴影并没有被误判为云影,这是因为与之对应的云层在

进行配准与图像截图的时候并没有保留下来,这一点也从另外一个方面说明了本文算法的有效性,本文新算法并不会误判地面上的疑似云层或云影的区域。

仿真用 Contourlet 变换对源图像进行 4 层分解,方向尺度参数设为 $[3 \ 3 \ 3 \ 3]$ 。文献 [17] 研究了用小波等多分辨率分析算法进行遥感图像去云的效果,本文将新方法与小波变换方法进行了对比,图 5(a) 是采用小波变换方法的处理结果,图 5(b) 是采用本文方法的处理结果。从图 5(a) 可以看出,尽管小波变换方法对薄云的消除效果非常好,但是对较厚的云层和阴影消除效果却并不理想。从图 5(b) 可以看出,本文新算法不仅对图像上薄云有同样好的去除效果,并且对厚云和云影的消除作用也非常好,而且不会像直接替换法那样,在完全消除云影的情况下留下衔接缝隙。



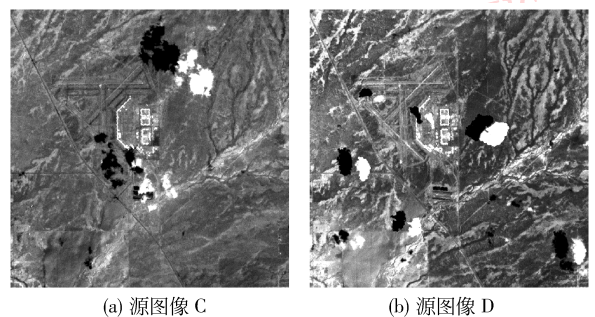
(a) 小波变换法

(b) 本文方法

图 5 小波变换法与本文方法处理的结果

Fig. 5 Fusion result of wavelet and the new method

为了进一步验证本文算法的有效性,下面将对两幅均包含有云影的遥感图像进行消除云影仿真实验,仿真环境与上一组仿真完全相同,参与处理的两幅源图像如图 6 所示,大小均为 512×512 像素。



(a) 源图像 C

(b) 源图像 D

图 6 源图像 C 和 D

Fig. 6 Source image C and D

采用本文第2节中的新算法对图6所示的两幅有云遥感图像进行云影识别,所生成的融合区域图分别如图7(a)和图7(b)所示。

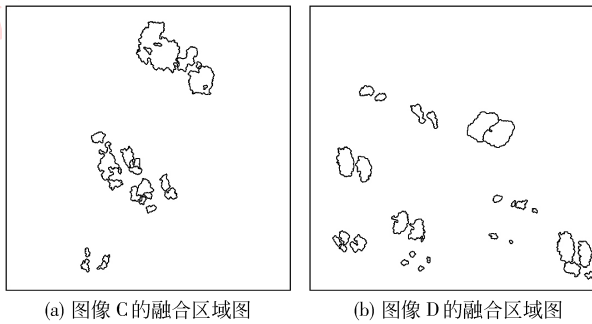


图7 源图像C和D的融合区域图

Fig. 7 Fusion region map of source image C and D

处理时,先对两幅图中均含有云层的区域图进行分析,在进行融合时,必须依据每幅源图像所生成的融合区域图来产生适合融合的联合融合区域图。如图8所示,图8(a)为某图像的融合区域图,图8(b)为另外一幅图像的融合区域图,图8(c)为采用下述4条规则^[18]生成的联合融合区域图。

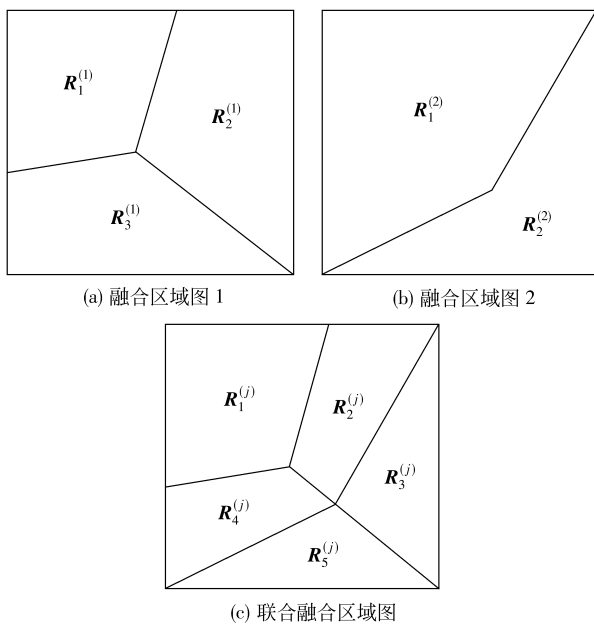


图8 融合区域图生成规则

Fig. 8 Rules of generating fusion region map

- 1) 如果 $R^{(1)}$ 和 $R^{(2)}$ 没有连接,则两个区域在联合区域图中保持不变,即 $R_1^{(j)} = R^{(1)}$, $R_2^{(j)} = R^{(2)}$ 。
- 2) 如果 $R^{(1)}$ 和 $R^{(2)}$ 部分重叠,则在联合区域图

中产生3个区域,即 $R_0^{(j)} = R^{(1)} \cap R^{(2)}$, $R_1^{(j)} = R^{(1)} - R_0^{(j)}$ 和 $R_2^{(j)} = R^{(2)} - R_0^{(j)}$ 。

3) 如果 $R^{(1)}$ 和 $R^{(2)}$ 完全重叠,则在联合区域图中产生一个区域 $R^{(j)} = R^{(1)} = R^{(2)}$ 。

4) 如果 $R^{(1)}$ 和 $R^{(2)}$ 是包含的关系,例如, $R^{(1)} \subset R^{(2)}$,则在联合区域图中产生两个区域,即 $R_1^{(j)} = R^{(1)}$ 和 $R_2^{(j)} = R^{(2)} - R^{(1)}$ 。

采用上述联合区域图生成规则,由图7所示的两幅融合区域图生成的联合区域图如图9所示。

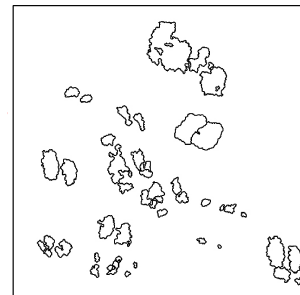
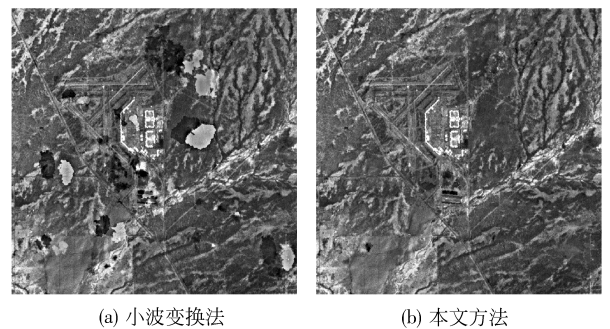


图9 联合融合区域图

Fig. 9 Joint fusion region map

分别采用小波变换法和本文方法对图6所示的遥感图像进行融合,得到的融合图像分别如图10(a)和图10(b)所示。



(a) 小波变换法

(b) 本文方法

图10 小波变换法与本文方法处理的结果

Fig. 10 Fusion result of wavelet and the new method

对比图6(a)和图10(a)可以看出,小波变换方法对薄云的消除效果非常好,对较厚的云层和阴影消除效果却并不理想,对厚云的处理效果则非常差,并容易形成块状斑。对比图10(a)和图10(b)可以看出,在两幅源图像均有云层,且云层很厚的情况下,本文算法的融合效果优势更加明显,本文算法不仅能有效消除两幅图像中不存在云层重叠区域中的

云层,而且不会像直接替换法那样,在完全消除云影的情况下留下衔接缝隙。

下面将从横向和纵向两个方面分析算法的性能差异,横向方面将对小波变换法和本文算法,纵向方面将分析影响本文算法性能的因素。

从横向来看,本文算法的执行时间比小波变换法要大(见表 1),出现这种结果的原因在于,本文算法的时间消耗包括两部分,其中一部分是为了得到融合区域图,另外一部分是执行基于 Contourlet 变换的图像融合算法的时间。由于小波变换法有快速实现算法,所以本文采用 Contourlet 变换算法的执行效率肯定不如小波变换法,但是由于基于小波变换的融合算法的性能要比基于 Contourlet 变换的融合算法的性能差,因此本文采用 Contourlet 变换作为融合处理算法。另外,本文算法还包含区域融合图生成算法,该算法在计算量上肯定是超过小波变换法,但是本文算法的融合性能远远优于小波变换法。

表 1 算法效率比较

Tab. 1 Compare of computing cost

	小波变换法	本文算法
图 3 仿真效率	0.825 3	1.532 7
图 6 仿真效率	0.824 9	2.310 8

从纵向来看,对于大小固定的源图像,小波变换法所需要的时间基本上是固定的,也就是说,小波变换法所耗时间主要受源图像大小影响。然而,本文算法所耗时间不仅与源图像大小有关,还与云层密集程度、杂乱程度,以及参与融合的多幅图像中是否均包含云层等因素有关。当源图像所包含的云层越密集、越杂乱,则生成融合区域图所需要的时间越长;当参与处理的两幅源图像中均包含云层,则生成融合区域图所需要的时间将会成倍增长。

5 结 论

在遥感图像融合中,云影的消除是一个非常重要的问题,现有的去云影算法由于割裂了云层和阴影之间的联系,因此消除效果往往都不理想,不能同时完全消除薄云和厚云以及它们产生的阴影。本文首先建立了遥感图像中云影成像模型,并依据此模型,提出了一种新的云影检测和识别的算法,仿真结

果表明,新算法不仅能够非常有效地检测出遥感图像中包含的云层和阴影,而且能够正确的区分哪些是云层,哪些是阴影。在完成对云影的检测及识别之后,本文还提出了一种新的基于多尺度的云影遥感图像融合算法,新的融合算法对融合图像中的云影区域和非云影区域采取了不同的融合策略,通过仿真,实验表明,新算法不仅能更好地消除薄云、厚云和它们产生的阴影,而且融合效果非常好。

参考文献 (References)

- [1] Liang S L, Fang H L, Chen M. Atmospheric correction of landsat ETM + land surface imagery I: Methods [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2001, 39 (11): 2490-2498.
- [2] Liang S L, Fang H L, Morisette J T, et al. Atmospheric correction of landsat ETM + land surface imagery II: Validation and applications [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2002, 40(12): 2736-2746.
- [3] Chen Yao, Wang Jinliang, Li Shihua. The methods for removing the effects of cloud cover in remote sensing images [J]. Remote Sensing for Land & Resources, 2006, (1): 61-65. [陈姚,王金亮,李石华. 遥感图像中云层遮挡影响消除方法研究评述 [J]. 国土资源遥感, 2006, (1): 61-65.]
- [4] Cihlar J, Howarth J. Detection and removal of cloud contamination from AVHRR images [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1994, 32(3): 583-589.
- [5] Ma Jianwen, Gu Xingfa, Feng Chun, et al. Study on removing thin cloud of CBERS-02 satellite images [J]. Science in China (Series E), 2005, 35(B12): 89-96. [马建文, 顾行发, 冯春, 等. CBERS-02 卫星图像薄云的去除方法研究 [J]. 中国科学, E 辑, 2005, 35(B12): 89-96.]
- [6] Song Xiaoyu, Liu Liangyun, Li Cunjun, et al. Cloud removing based on single remote sensing image [J]. Optical Technique, 2006, 32(2): 299-303. [宋晓宇, 刘良云, 李存军, 等. 基于单景遥感影像的去云处理研究 [J]. 光学技术, 2006, 32 (2): 299-303.]
- [7] Gao B C, Yang P, Li R R. Detection of high clouds in polar regions during the daytime using the MODIS 1.375 μm channel [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2003, 41(2): 474-481.
- [8] Simpson J J, Jin Z H, Stitt J R. Cloud shadow detection under arbitrary viewing and illumination conditions [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2000, 38(2): 972-976.
- [9] Song Xiaoning, Zhao Ying. Cloud detection and analysis of MODIS image [J]. Journal of Image and Graphics, 2003, 18(9): 1079-1083. [宋小宁, 赵英. MODIS 图像的云检测及分析 [J]. 中国图象图形学报, 2003, 18(9): 1079-1083.]

- [10] Liu Bin, Peng Jiaxiong. Multi spectral image fusion based on two channel non separable wavelets [J]. Science in China (Series E), 2008, 38(12): 2273-2284. [刘斌, 彭嘉雄. 基于二通道不可分小波的多光谱图像融合 [J]. 中国科学, E 辑, 2008, 38(12): 2273-2284.]
- [11] Zhou Z F, Shui P L. Contourlet-based image denoising algorithm using directional windows [J]. Electronics Letters, 2007, 43(2): 92-93.
- [12] Starck J L, Candes E J, Donoho D L. The curvelet transform for image denoising [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, 11(6): 670-684.
- [13] Yi S, Labate D, Easley G R, et al. A shearlet approach to edge analysis and detection [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 18(5): 929-941.
- [14] Minh N D, Martin V. The contourlet transform: an efficient directional multiresolution image representation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(12): 2091-2106.
- [15] Petrovic V S, Xydeas C S. Gradient-based multiresolution image fusion [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(2): 228-237.
- [16] Ni W, Guo B L, Yang L. Data fusion of multisensor remote sensing images using region based contourlet contrast [J]. Journal of Astronautics, 2007, 28(2): 365-341.
- [17] Du Y, Guindon B, Cihlar J. Haze detection and removal in high resolution satellite image with wavelet analysis [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2002, 40(1): 210-217.
- [18] Yang J Z, Rick S B. A region-based image fusion method using the expectation-maximization algorithm [C] //Proceedings of 40th Annual Conference on Information Sciences and Systems. Princeton, New Jersey, USA; Princeton University Press, 2006: 468 - 473.