

文章编号: 1007-4619(2007)02-0241-06

基于 Mallat 算法遥感图像去云雾处理的改进方法

朱锡芳, 吴 峰, 庄燕滨
(常州工学院, 江苏 常州 213002)

摘 要: 遥感图像云雾处于相对低频、景物处于相对高频。根据小波变换多分辨率的特点, 分析云雾和景物在小波系数中的分布, 得出景物信息包含于低层细节系数, 而云雾信息包含于高层细节系数和近似系数。本文通过增大图像的低层细节系数, 减小高层细节系数, 并适当减小近似系数, 达到去除云雾的目的。最后评价了图像处理结果, 并与同态滤波做比较, 表明本文方法是有效的。
关键词: 遥感成像; Mallat 算法; 薄云薄雾; 小波系数
中图分类号: TP751.1/P407 **文献标识码:** A

An Improved Approach to Remove Cloud and Mist from Remote Sensing Digital Images Based on Mallat Algorithm

ZHU Xi-fang WU Feng ZHUANG Yan-bin
(Changzhou Institute of Technology, Jiangsu Changzhou 213002, China)

Abstract In remote sensing images the frequency of thin cloud and mist is lower than that of sceneries. The frequency distribution characteristics of the remote sensing image influenced by the thin cloud and mist are analyzed based on the multi-resolution of the wavelet function. We conclude that the information of the sceneries are in the detail coefficients of lower levels while the information of the cloud and mist are in those approximate and detail coefficients of higher ones. By increasing the detail coefficients of lower levels and decreasing those of higher ones and approximate coefficients, the goal for removing the thin cloud and mist is achieved. The experimental results of the proposed algorithm, being evaluated and compared with the homomorphism filtering method, are proved to be satisfying.
Key words remote sensing imaging; mallat algorithm; thin cloud and mist; wavelet coefficient

1 引 言

遥感技术为林业、地质、农业、资源、气象、环境和工程选址等领域提供了丰富的遥感图像信息, 成为国民经济和社会可持续发展不可缺少的推动力量。遥感成像过程中, 云雾 (主要是薄云、薄雾) 是最常见的一种噪声, 使获得的遥感图像模糊, 分辨率下降, 有用遥感信息相对贫乏。因此, 运用图像处理

技术, 研究如何有效去除云雾的影响、提高遥感数据利用率具有重要意义。
去除云雾的方法主要有: 多光谱图像去云、多幅图像叠加去云^[1,2]、多传感器图像融合去云^[3,4]和单幅图像去云。其中单幅图像去云难度最高, 是本文研究的内容。
受云雾影响的遥感图片, 云雾信息主要分布在低频, 景物信息占据相对高频。通常采用的同态滤波方法, 使用巴特沃斯高通滤波器, 损失了图像背景

的低频成分,使深色的背景变淡,甚至反转。同时也去除了部分有用的高频信息,使图像细节变得模糊^[5-7]。

小波变换具有多分辨率分析的特点,在时间、频率域都具有局部分析的能力,广泛应用于信号分析、图像处理、医学成像与诊断、地震勘探数据处理等领域^[8,9]。图片经多层小波变换,得到最高层的近似系数和每一层的细节系数。近似系数代表图片的背景,频率最低,细节系数代表了图像的高频信息,层数大的细节系数频率较低。

基于小波变换的特点,本文将图片进行适当层次的小波变换,增大低层细节系数,突出景物信息,减小高层细节系数,适当减小近似系数,去除云雾。实验结果表明,该方法明显优于同态滤波,去除薄云薄雾取得了满意的效果。

2 基本原理

设 $\phi(t)$ 和 $\varphi(t)$ 分别为 $L^2(R)$ 空间的尺度函数和小波函数,将它们进行尺度伸缩和位移得到函数集合:

$$\Phi = \{\phi_{j,k} = 2^{-\frac{j}{2}} \phi(2^{-j}t - k), j, k \in Z\} \tag{1}$$

$$\Psi = \{\varphi_{j,k} = 2^{-\frac{j}{2}} \varphi(2^{-j}t - k), j, k \in Z\} \tag{2}$$

如果由相同 j 的所有 $\phi_{j,k}$ 构成 V_j 尺度空间的一组标准化正交基,由相同 j 的所有 $\varphi_{j,k}$ 构成 W_j 小波空间的一组标准化正交基,则由多分辨率分析的理论可知,各个尺度空间、小波空间满足以下关系:

$$\cdots \subset V_2 \subset V_1 \subset V_0 \subset V_{-1} \subset V_{-2} \cdots \tag{3}$$

$$V_{m-1} = V_m \oplus W_m, \text{ 且 } W_m \perp V_m \tag{4}$$

由 (3) 和 (4) 式得到

$$\phi_{m,0} \in V_{m-1}, \varphi_{m,0} \in V_{m-1} \tag{5}$$

对于 $\forall f(t) \in V_{m-1}$, 有

$$f(t) = \sum_k C_{m-1,k} \phi_{m-1,k} \tag{6}$$

或者

$$f(t) = \sum_k C_{m,k} \phi_{m,k} + \sum_k D_{m,k} \varphi_{m,k} \tag{7}$$

式中, $C_{m-1,k}$ 称为 $f(t)$ 在 V_{m-1} 尺度空间的近似系数, $C_{m,k}$ 和 $D_{m,k}$ 称为 $f(t)$ 在 V_m 尺度空间的近似系数和细节系数。

根据 Mallat 算法, 得到

$$C_{m,k} = \sum_n C_{m-1,n} h_0(n-2k)$$

$$D_{m,k} = \sum_n C_{m-1,n} h_1(n-2k)$$

式中, h_0 和 h_1 只与尺度函数、小波函数有关,而与具体的尺度无关,分别称为低通滤波函数和高通滤波函数。由上式可见, $f(t)$ 在 V_m 尺度空间的近似系数、细节系数可以由 V_{m-1} 尺度空间的近似系数得到。为方便起见将 $C_{m-1,k}$ 写为 $C_{m-1}(k)$, 其他类似。具体方法如下:

先作卷积, 即对 $C_{m-1,k}$ 滤波, 得到

$$X(k) = C_{m-1}(k) * h_0(-k) = \sum_n C_{m-1}(n) h_0(n-k) \tag{9}$$

$$Y(k) = C_{m-1}(k) * h_1(-k) = \sum_n C_{m-1}(n) h_1(n-k) \tag{10}$$

然后二抽取, $C_{m,k} = X(2k)$, $D_{m,k} = Y(2k)$ 。图 1 表示了这个过程。

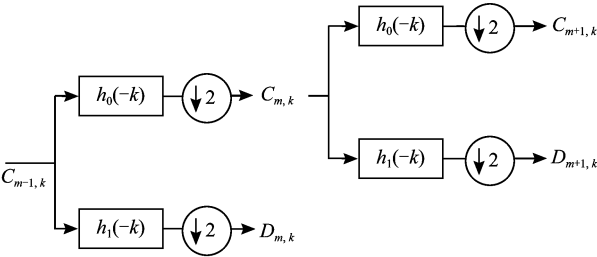


图 1 一维小波变换 Mallat 算法
Fig 1 Mallat algorithm of 1-D wavelet transform

数字图像是二维离散的,具有有限分辨率。若 $f(x,y) \in V_{m-1}$, $f(x,y)$ 表示图像在 V_{m-1} 空间的近似系数。小波变换时需分别进行行和列方向的滤波,首先将 $f(x,y)$ 沿行方向滤波,然后再沿列方向滤波,如图 2 所示。可见得到的 C_m 是两次低通滤波的结果,是 V_m 空间的近似系数,其余结果 D_m^H , D_m^V , D_m^D 分别称为水平细节系数、垂直细节系数和对角细节系数。第二层小波变换,用同样的方法对 C_m 滤波。

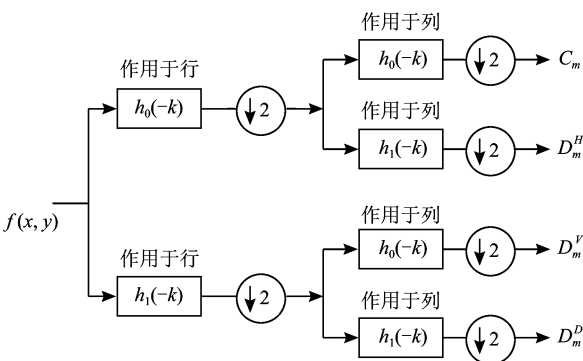


图 2 二维小波变换 Mallat 算法
Fig 2 Mallat algorithm of 2-D wavelet transform

3 云雾去除方法

由以上分析可知,二维图像作多层小波变换后,同一层的细节系数比近似系数频率高,低层的近似系数比高层的近似系数频率高,最高层的近似系数频率最低。某一层的细节系数是低一层的近似系数高通滤波的结果,而该层的近似系数通过高通滤波得到高一层的细节系数,因此高一层的细节系数比这层的细节系数频率低。由此可推出,高层的细节系数频率低于低层细节系数。

设原始遥感图像处于 V_{m-1} 空间,对图像进行层数为 n 的小波变换。如果取 $m=1$,并不影响分析结果,此时最高层代表 V_n 空间。近似系数 C_n 部分以及较高层的细节系数频率较低,可能包含了图像的云雾特征。而低层的细节系数代表图像的景物信息,是高频部分。因此以某一层为分界,令该层为 l 层,设置权重因子,对于层数不大于 l 的层,增大其细节系数,使图像轮廓突出,而层数大于 l 的层,减小其细节系数,减弱云雾的影响。图像的能量主要集中在近似系数 C_n 部分,如果 C_n 的权重因子设得过小,图像能量损失太多,信息丢失的就多。研究发现,对于薄云薄雾均匀覆盖的图片,小波分解层数适当, C_n 部分包含的云雾信息相当少,可以保留 C_n 不变。而薄云薄雾非均匀覆盖的图片, C_n 总包含大量的云雾信息,此时为保证能量损失较少,设置小于 1 大于 0.5 的权重因子。算法如下所示:

$$g_i^H(x,y) > 1, g_i^V(x,y) > 1, g_i^D(x,y) > 1 \quad \text{当 } 1 \leq i \leq l$$
$$g_i^H(x,y) < 1, g_i^V(x,y) < 1, g_i^D(x,y) < 1 \quad \text{当 } l+1 \leq i \leq n$$
$$g_n^C(x,y) \leq 1$$

(11)

式中, $g_i^H(x,y)$, $g_i^V(x,y)$, $g_i^D(x,y)$ 和 $g_n^C(x,y)$ 分别为第 i 层 (x,y) 处水平、垂直、对角细节系数以及第 n 层近似系数的权重因子。最后将所有系数重构,得到处理结果。整个过程可用图 3 的流程图表示。

对每个系数设置权重因子,随着图像尺寸和分解层数的增加,变得很复杂,并且每个系数设置多大的因子合适也是很难考虑的。因此具体处理时, $1-l$ 层、 $l+1-n$ 层的所有细节系数、近似系数 C_n 的权重因子分别设为同一个值。不断调整分界层数 l 的值,使得景物和云雾的信息能尽可能分别分布在 $1-l$ 层、 $l+1-n$ 层,以取得最佳处理结果。

图 3 小波处理流程图
Fig 3 The flowchart of wavelet transform

4 图像处理结果的评价方法

视觉评价图像处理结果带有主观性,本文采用均值、标准差、熵和平均梯度等方法客观地评价图像处理效果。

均值表示图像中所有像素的平均灰度,图像去除云雾之后,灰度将有所下降。

标准差反映了图像的细节信息,其值越大,细节越突出。标准差定义为

$$\text{std}(x,y) = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum \sum (f(x,y) - \overline{f(x,y)})^2}$$

(12)

式中, M, N 是图像的行和列数, $f(x,y)$ 为 (x,y) 坐标处的像素值, $\overline{f(x,y)}$ 是灰度均值。

熵的值反映了图像的信息含量,其值越大,信息越丰富。根据仙农 (Shannon) 信息论的原理,一幅灰度范围是 0—255 的图像,它的熵可用下式计算:

$$H = - \sum_{i=0}^{255} P_i \log_2 P_i$$

(13)

式中, P_i 为像素灰度级为 i 的出现概率。

平均梯度是指能够反映出图像细微反差的程度,值越大表明图像越清晰,计算公式如下:

$$g = \frac{1}{(M-1) \times (N-1)} \times \sum_{x=1}^{M-1} \sum_{y=1}^{N-1} \sqrt{\left(\frac{\partial f(x,y)}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial f(x,y)}{\partial y}\right)^2}$$

(14)

5 图像处理结果及其评价

本文选取两幅单波段航拍遥感图像进行实验。实验一为 200 像素 \times 200 像素,如图 4(a),在云雾覆盖下,远处景物无法分辨,图中只能依稀辨别出房屋、马路,但不能获得其细节信息,图片可读性很差。取小波函数为 sym8,将图像进行 8 层分解,由于图片云雾覆盖均匀,保持近似系数不变。实验发现,增大

1—5层细节系数,而减小 6—8层细节系数时,恢复的图像景物轮廓很突出,而景物的其余部分较模糊,说明 6—8层细节系数中包含了景物的信息,不能都减小。当增大 1—6层细节系数,减小 7,8层细节系数时,效果最好。实验中,为比较不同权重因子对处理结果的影响,1—6层权重因子分别取 2,3,4,5,6和 8。结果显示权重因子越大,去云效果越明显,景物分辨率越高。当权重因子很大时,高频信息能量超过了低频信息,反而使某些部分模糊。通过比较,本文认为当权重因子为 4时,处理效果较好,如图 4(b)。

实验二图像如图 5(a), 500 像素 × 500 像素,图中只有左下部分有云雾覆盖。sym8小波分解后,近似系数包含大量的云雾信息,有必要减小近似系数,这样处理会损失很多能量和信息,因此增大低层细节系数,而高层的细节系数不变。实验发现,图像分解层数过多,更高层次的细节系数中包含的云雾未能去除,去云不明显。本文分解层数为 10,近似系数权重设为 0.7。1—5层细节系数权重因子与处理效果的关系如第一幅图像,认为权重为 2.5时效果最好,如图 5(b)所示。

图 4(c)和图 5(c)为同态滤波处理结果,图 4(d)—(f)和图 5(d)—(f)中给出了用 db8, bior4.4, coif5等小波函数分解处理的结果。可见本文小波处理优于同态滤波,不同的小波函数处理效果相似。

比较不同权重因子对处理结果的影响,表 1给出了第一幅图像及其结果图像的均值、标准差、熵和平均梯度。处理后图像均值都小于原图,这是去除云雾的预期结果。由于不同程度增大 1—6层细节系数,平均灰度随权重因子变大有所上升。权重因子越大,图像细节越明显,所以标准差增大。平均梯度也反映出随权重因子变大,图像变得清晰。由表中数据可见,当权重因子为 4时熵最大,熵越大表示信息越丰富,此时标准差和均值适中,处理结果比较理想。

表 2给出了当分解为 8层, 1—6层细节系数权重因子为 4时,不同小波函数处理第一幅图像的结果比较,从数据可见,处理结果相差不大, sym8处理结果熵最大。表 3给出了分解为 10层, 1—5层细节系数权重因子为 2.5,不同小波函数处理第二幅图像效果的比较,结果类似。表 2和表 3数据也显示出本文方法优于同态滤波。

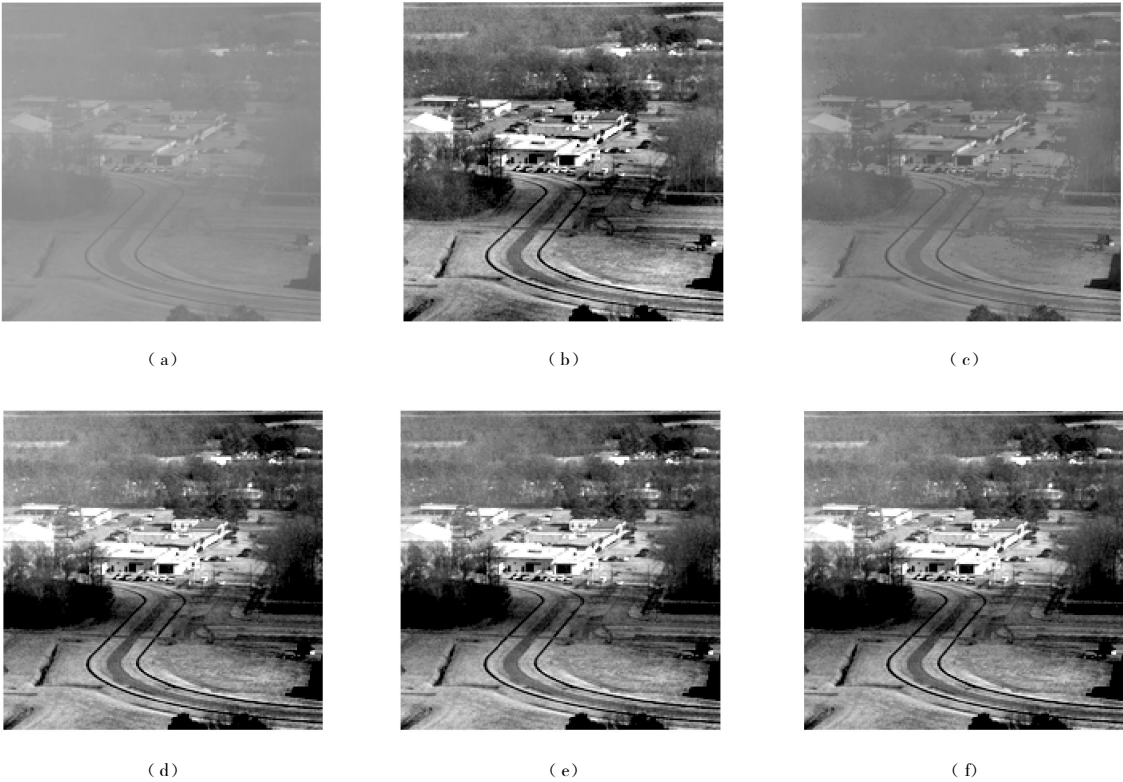


图 4 实验一不同小波函数处理结果以及同态滤波结果比较

(a) 原图; (b) sym8, 权重因子为 4; (c) 同态滤波; (d) db8, 权重因子为 4; (e) bior4.4, 权重因子为 4; (f) coif5, 权重因子为 4

Fig 4 Comparing processing results with different wavelet functions and homomorphism filtering in experiment 1

(a) Original image; (b) Factor weight=4, sym8; (c) Homomorphism filtering

(d) Factor weight=4, db8; (e) Factor weight=4, bior4.4; (f) Factor weight=4, coif5

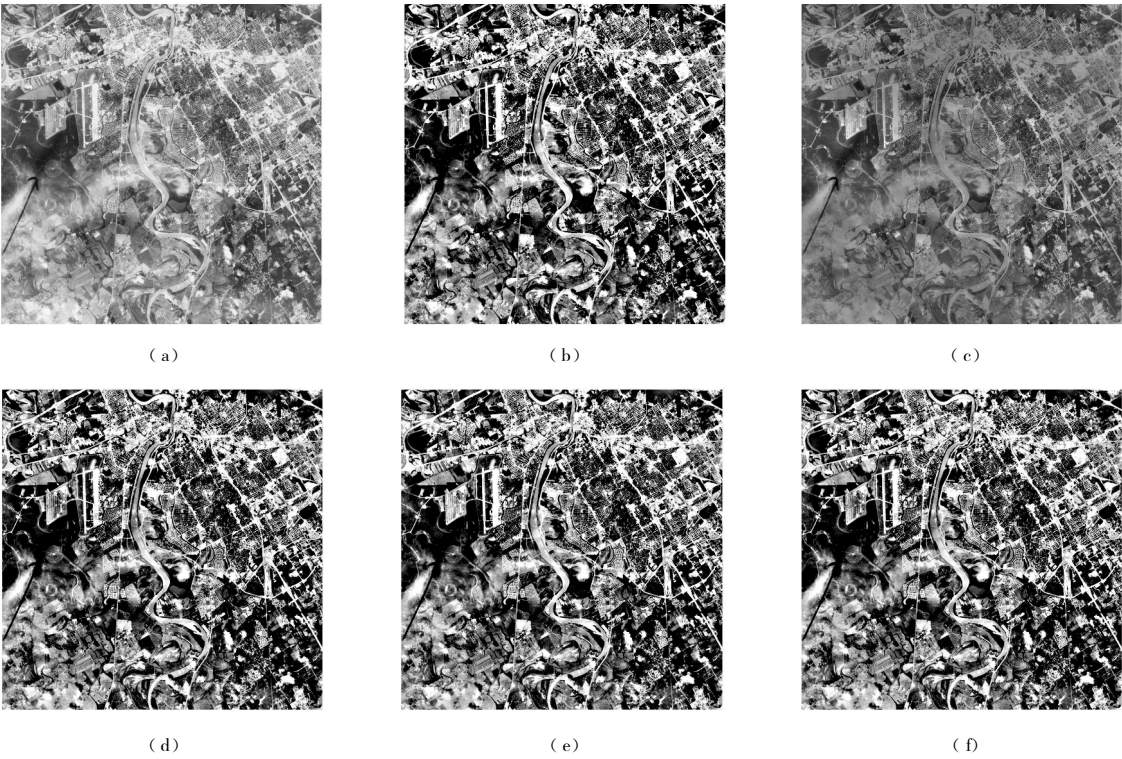


图 5 实验二不同小波函数处理结果以及同态滤波结果比较

(a) 原图; (b) sym8, 权重因子为 2.5; (c) 同态滤波; (d) db8, 权重因子为 2.5; (e) bior4.4, 权重因子为 2.5; (f) coif6, 权重因子为 2.5

Fig 5 Comparing processing results with different wavelet functions and homomorphism filtering in experiment 2

(a) Original image; (b) Factor weight=2.5, sym8; (c) Homomorphism filtering

(d) Factor weight=2.5, db8; (e) Factor weight=2.5, bior4.4; (f) Factor weight=2.5, coif6

表 1 实验一 sym8小波变换处理结果的
均值、标准差、熵和平均梯度

Table 1 Results with sym8 wavelet function in experiment 1

权重因子	均值	标准差	熵	平均梯度
原图	126.0716	11.0597	5.3816	20.8190
2	88.0764	32.1527	6.8878	79.4039
3	88.4483	44.5390	7.3148	114.3963
4	88.8306	55.2902	7.4746	144.6805
5	89.6821	64.5386	7.4219	169.3789
6	91.0499	72.5183	7.2497	189.3157
8	94.4181	84.9516	6.7052	217.7581

表 2 实验一多种小波函数、同态滤波处理结果比较

Table 2 Comparing processing results with different wavelet functions and homomorphism filtering in experiment 1

小波函数	均值	标准差	熵	平均梯度
原图	126.0716	11.0597	5.3816	20.8190
sym8	88.8306	55.2902	7.4746	144.6805
db8	90.7549	62.9374	7.3533	135.1234
bior4.4	89.6887	60.8029	7.3352	135.9836
coif6	89.7794	61.2253	7.3577	136.6333
同态滤波	97.4600	18.6460	6.0698	47.0858

表 3 实验二多种小波函数、同态滤波处理结果比较

Table 3 Comparing processing results with different wavelet functions and homomorphism filtering in experiment 2

小波函数	均值	标准差	熵	平均梯度
原图	126.9428	55.0371	7.7320	158.8022
sym8	97.2359	89.3638	6.4361	303.3637
db8	96.1984	88.9945	6.4321	302.9279
bior4.4	97.2959	89.4745	6.4350	303.0820
coif6	97.0293	89.1889	6.4446	303.7590
同态滤波	94.1893	40.7115	7.2958	126.9214

6 结论与展望

受薄云薄雾影响的遥感图像,因云雾和景物的频率不同,其中云雾占据相对低频部分,景物占据相对高频部分。结合小波变换的多分辨率分析特点,将图像作适当层次的小波分解。低层的细节系数反映图像较高的频率成分,高层的细节系数反映图像较低的频率成分。因此增大代表图像频率较高成分

的细节系数,减小代表图像频率较低成分的细节系数,可达到去云的目的。对于部分云雾覆盖的遥感图片,应适当减小近似系数。图像处理结果明显优于同态滤波的结果,表明该方法是可行的。

图像处理过程中,不同图像分解层数、权重因子未必一样,对这些参数的选择较多地依赖于主观经验,需要人过多的干预。因此如何自动寻找合适参数将成为下一步研究的主要内容之一。

参 考 文 献 (References)

[1] Song M, Civco D L. A Knowledge-based Approach for Reducing Cloud and Shadow [A]. Proc. of 2002 ASPRS-ACSM Annual Conference and FIG 22 Congress[C]. Washington, D. C. April 22— 26, 2002

[2] Li M, Liew S C, Kwok L K. Automated Production of Cloud-free and Cloud Shadow-free Image Mosaics from Cloudy Satellite Imagery [A]. Proc. of Geo-Imagery Bridging Continents 20th ISPRS Congress[C]. 2004. Vol. 25, part B3: 754— 758

[3] Wang H, Tan B, Shen Z Y. The Processing Technology of Removing Clouds Images Based on the Multi-Resource RS Image [J]. Journal of Institute of Surveying and Mapping. 2001, 18 (3): 41— 44. [王惠,谭兵,沈志云. 多源遥感影像的去云层处理 [J]. 测绘学院学报, 2001, 18(3): 41— 44.]

[4] Fang Y, Chang B Y. The Research of Removing the Affect of Clouds Cover by Combining the Multi-Sensor Images [J]. Journal of Image and Graphics. 2001, 6 (2): 139— 141. [方勇,常本义. 联合应用多传感器影像消除云层遮挡影响的研究 [J]. 中国图象图形学报, 2001, 6(2): 139— 141.]

[5] Zhao Z M, Zhu C G. Approach to Removing Cloud Cover from Satellite Imagery [J]. Remote Sensing of Environment. 1996, 11 (3): 195— 199. [赵忠明,朱重光. 遥感图像中薄云的去除方法 [J]. 环境遥感, 1996, 11(3): 195— 199.]

[6] Fan H C. Study of Removing Thin Cloud from Remote Sensor Image [D]. Master Degree Thesis of Graduate University of Chinese Academy of Sciences. 2004. [樊厚春. 遥感图像薄云去除的研究 [D]. 中国科学院研究生院硕士学位论文, 2004.]

[7] Wang H J. Study and Realization of Removing Thin Cloud from Remote Sensor Image Based on Wavelet [D]. Master Degree Thesis of Northwestern Polytechnical University. 2002. [王恒进. 基于小波的遥感图像薄云去除的研究与实现 [D]. 西北工业大学硕士学位论文, 2002.]

[8] Yang X, Ramchandran K. Scalable Wavelet Video Coding Using A liasing-reduced Hierarchical Motion Compensation [J]. IEEE Transactions on Image Processing. 2000, 9(5): 778— 791.

[9] Xiong Z, Ramchandran K, Orchard M T. Space-frequency Quantization for Wavelet Image Coding [J]. IEEE Transactions on Image Processing. 1997, 6: 677— 693.