

结合复小波的倒易晶胞图像复原方法

张 智, 夏德深

(南京理工大学计算机科学与技术学院, 江苏南京 210094)

摘 要: 遥感图像的退化主要受到噪声、模糊、混迭等多种因素的影响. 针对单帧图像复原中的混迭现象, 采用一种基于传感器几何特性的倒易晶胞复原方法. 这种倒易晶胞的复原方法是把图像从空域对偶到频域, 去除超出频域网格之间的频谱重叠部分, 从而抑制混迭. 然后, 在频域采用逆滤波的方法进行去模糊和去彩色噪声. 最后, 利用复小波多方向可选择特性进行去白噪声, 可得到更准确的重建小波系数. 实验表明, 倒易晶胞结合复小波的复原方法比常用的复原方法效果更好. 由于本复原算法考虑到了去混迭, 因而比常用的图像复原方法更适于指导工程实践.

关键词: 混迭; 遥感图像; 复原; 复小波; 倒易晶胞; 彩色噪声

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2008) 10-1979-07

Image Restoration of Reciprocal Cell Combining with Complex Wavelet

ZHANG Zhi, XIA De-shen

(School of Computer Science and Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing, Jiangsu 210094, China)

Abstract: Remote sensing image is degraded by many factors, such as noise, blur and alias. A restoration of reciprocal cell is adopted to reduce alias of the single frame, which is based on geometrical characteristics of sensor. The restoration transform image into frequency domain. The superposition part of the frequency is deleted in order to dealias around the grids. And restoration of inverse filter is used to deblur and reduce the colour noise. Finally, method of the complex wavelet is combined to reduce the white noise. The reason is that the complex wavelet has property of the direction selecting. The test results indicate that the proposed restoration is more better than other conventional restorations. This restoration is fit to guiding practical projects on account of dealiasing.

Key words: aliasing; remote sensing image; restoration; complex wavelet; reciprocal cell; colour noise

1 引言

遥感图像的退化受到整个成像链路的影响, 其中噪声、模糊和混迭是其退化的主要成因. 很多常用的图像复原算法^[1]可以很好地去掉噪声和模糊, 但是往往忽视混迭对像质的影响. 而在遥感图像中常常出现混迭, 所以去除或减少混迭是图像复原工作亟待解决的问题. 虽然超分辨率方法^[2]可以去除混迭, 但要求一序列互有冗余信息的多帧图像, 所以计算复杂度很高. 对于单幅图像的复原方法, 虽然计算复杂度很低, 但是由于没有冗余信息可用, 往往很难有效地去除混迭.

2 混迭成因及去除方法

2.1 产生混迭的原因及其表现

混迭主要产生在连续信号离散化的过程中, 其产生

的主要原因就是图像欠采样, 从而不满足香农采样定理. 在空域上, 混迭主要出现在图像的高频部分, 如纹理和边界区域. 在频域上, 混迭则表现为频谱的复制, 即高频部分复制到低频部分的现象. 从数学角度上讲, 混迭实际上是一系列频域上的调和函数谱^[3].

在图像中, 混迭主要可表现为以下几种形式:

(1) 纹理的混迭: 图像中的纹理部分, 即高频部分产生混迭^[4]. 混迭严重的区域产生莫尔纹现象. 由图1可见, 原有的纹理走向发生了改变并产生波纹状.

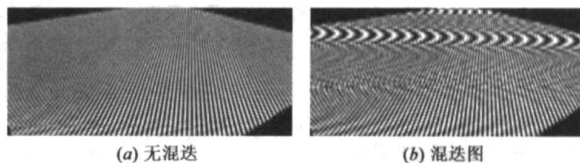


图1 混迭前后纹理对比图

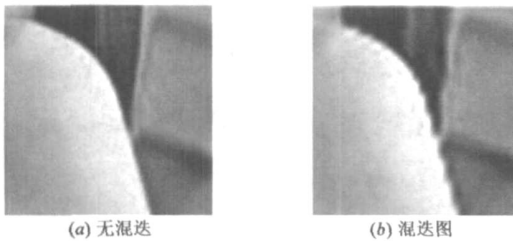


图2 混迭前后边界对比图

(2) 边界的混迭: 表现为图像中边界部分发生锯齿状的阶梯效应, 使得边界不再连续(如图 2 所示).

混迭是一些调和函数谱出现在错误的位置上. 如果能将其放到正确的位置, 就能去除混迭. 对信号带限能抑制混迭, 相当于给带有混迭的信号加上一个滤波器, 使信号满足香农采样定理, 从而可以重建原信号.

2.2 去混迭

常用的去混迭方法主要是在采样之前进行预滤波, 即对采样之前的信号带限. 但是, 采样后的信号经过复杂成像链路后, 得到的图像仍存在混迭. 所以我们考虑在采样之后对信号进行滤波. 这种滤波是把图像在频域上的谱限制在规则的正方形网格上, 而网格对频谱约束, 使其满足香农采样定理.

3 对偶网格及倒易晶胞

3.1 对偶网格

与空间网格对应的是频域网格. 我们把这种空间网格与频域网格之间的对偶关系叫做倒易. 所以, 频域网格又是空间网格的倒易网格.

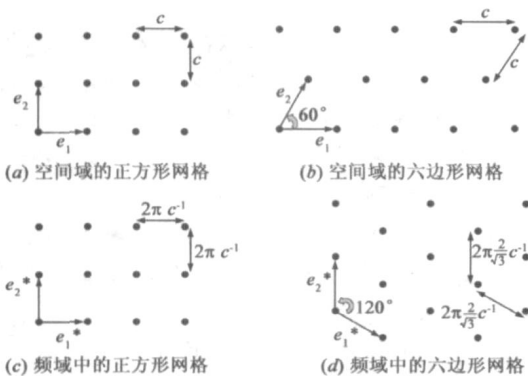


图3 空域网格及其频域对偶网格示意图

图 3 中所示, e_1 和 e_2 是空间网格的主向量, 下图的网格是其对偶网格, e_1^* 和 e_2^* 是对偶网格的主向量. 假定离散图像是定义在如下规则采样网格上:

$$\Gamma = \{n_1 e_1 + n_2 e_2 : n_1, n_2 \in \mathbb{Z}\} = \mathbb{Z}e_1 + \mathbb{Z}e_2 \quad (1)$$

其中 $\{e_1, e_2\}$ 是平方可积空间 R^2 的一个基底. 每个采样网格都有一个对偶网格为

$$\Gamma^* = \{n_1 e_1^* + n_2 e_2^* : n_1, n_2 \in \mathbb{Z}\} = \mathbb{Z}e_1^* + \mathbb{Z}e_2^* \quad (2)$$

其中, $\langle e_i^*, e_j \rangle = 2\pi \delta_{ij}$. 因此, 网格 Γ 表示成:

$$\Gamma_4 = \mathbb{Z} \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} + \mathbb{Z} \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix} \quad (\text{正方形网格})$$

$$\Gamma_6 = \mathbb{Z} \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} + \mathbb{Z} \begin{pmatrix} 1/2 \\ \sqrt{3}/2 \end{pmatrix} \quad (\text{六边形网格})$$

相应的对偶网格是:

$$\Gamma_4^* = 2\pi \left(\mathbb{Z} \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} + \mathbb{Z} \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix} \right) \quad (\text{正方形对偶网格})$$

$$\Gamma_6^* = 2\pi \left(\frac{2}{\sqrt{3}} \mathbb{Z} \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} + \mathbb{Z} \begin{pmatrix} \sqrt{3}/2 \\ -1/2 \end{pmatrix} \right) \quad (\text{六边形对偶网格})$$

从采样效率来看, 六边形的采样密度更大, 采样效率更高. 但是传统的 CCD (Charge-Coupled Device) 采样器阵列往往是矩形的. 通常正方形的采样方式更实用.

传感器阵列通常由一系列形状和性质相同的传感器单元组成, 每一个传感器的中心都落在一个规则网格中, 并且无重叠的覆盖整个图像平面.

3.2 倒易晶胞及采样定理

对倒易网格形状进行约束, 再将其铺砌到整个平面后形成晶胞状的单元. 这些规则的小单元叫做倒易晶胞. 由于每个单元满足香农采样定理, 所以对一个单元的频域信息进行反傅里叶变换, 就可复原出图像的方法, 叫做倒易晶胞的复原方法. 倒易晶胞的复原方法是在频域中进行的, 主要作用就是减少或去除混迭. 混迭现象在频域中表现为信号的交叠, 而这些交叠部分不满足 Voronoi^[5] 晶胞单元内的凸性, 所以在频谱空间便于检测出混迭. (D 是覆盖单元, 给定集合 $D \subset R^2$ 和网格 Γ, R 是可积空间半径)

采样定理: 给定函数 $f \in L^2(R^d)$, d 维采样网格 Γ 和紧密倒易晶胞 $D^* \subset R^d$. 它们满足: (1) 倒易晶胞 D^* 是对偶网格 Γ^* 的一个子覆盖; (2) $\text{supp}(\hat{f}) \subseteq D^*$ (即 f 限带).

为了能够满足同一晶胞内的谱密度最大, 我们引入图形学中的 Voronoi 晶胞. 如果把图像进行 Voronoi 晶胞铺砌, 并要求 Voronoi 晶胞大小形状是相同, 则满足 (1) 和 (2) 条件.

Voronoi 晶胞的性质: 任何 Voronoi 晶胞都是凸集. 这就保证了在同一晶胞内不可能出现距离中心近且谱密度低于距中心等距离谱密度高的点, 即同一晶胞内是凸的. 把满足条件 (S1) 的最大和各向同性的晶胞选为 D^* , 也就是选择对偶网格上的 Voronoi 集合 $D_{V\alpha}^* = \text{Vor}(\Gamma^*)$ 作为倒易晶胞, 其定义如式(3):

$$D_{V\alpha}^* = \text{Vor}(\Gamma^*)$$

$$= \{Y^* \in R^d : \forall Y_0^* \in \Gamma^*, Y_0^* \neq 0$$

$$\Rightarrow \|Y^*\| < \|Y^* + Y_0^*\|\} \quad (3)$$

容易验证 $D_{V\alpha}^*$ 是对偶网格 Γ^* 上合适的覆盖片, 因此它满足香农采样定理中的条件(1).

4 在频域利用倒易晶胞进行图像复原

4.1 系统 MTF (Modulation Transfer Function) 模型

根据采样器的几何特性, 我们对 MTF 建模如下:

$$g = \Delta \Gamma * (\bar{F}(MTF) * f) + n \quad (4)$$

其中, f 表示进入图像处理系统前的理想图像; n 表示由于传感器测量不精确产生的噪声; Γ 表示传感器阵列的几何结构, 假设分布于规则网格; MTF 表示设备的传递函数, 它由多个因素决定. 其中认为图像 g 周期的. 下面将讨论传递函数, 它可以看作三个效应的乘积:

$$MTF = MTF_{\text{sen}} MTF_{\text{mov}} MTF_{\text{opt}} \quad (5)$$

MTF_{sen} 代表传感器获得的是在其敏感区域 (通常是正方形) 中接受的光子而不是某点上, 从而有

$$MTF_{\text{sen}}(\xi, \eta) = F \left[I_{|x| < c/2} * I_{|y| < c/2} \right] e^{-\beta |\xi| \eta} \\ = 4c^2 \text{sinc}(\pi \xi c) \text{sinc}(\pi \eta c) e^{-\beta |\xi| \eta} \quad (6)$$

其中 c 代表传感器的大小. 指数项考虑到相邻传感器之间的传导率, $\beta \approx 0.9$. 公式 (5) 的第二项考虑到系统可能是在移动中采样. 如果系统在 v 方向上移动了距离 d , 则:

$$MTF_{\text{mov}}(\xi) = \text{sinc}(\pi \langle \xi, v \rangle) \quad (7)$$

光学系统传递函数的精确模型如下:

$$MTF_{\text{opt}}(\xi, \eta) = e^{-ac \sqrt{u^2 + v^2}} \quad (8)$$

由公式 (5) ~ (8) 可得:

$$MTF = 4c^2 \text{sinc}(\pi \xi c) \text{sinc}(\pi \eta c) e^{-\beta |\xi| \eta} \\ \cdot \text{sinc}(\pi \langle \xi, v \rangle) e^{-ac \sqrt{u^2 + v^2}} \quad (9)$$

本文的 MTF 分布, 如图 4:

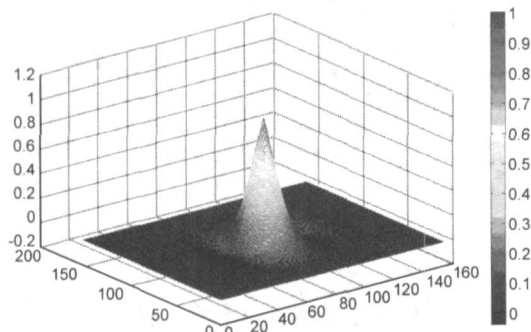


图4 SPOT5的MTF三维分布示意图

4.2 最佳倒易晶胞

采样得到图像的频谱 \hat{g} 在不同点存在不同大小的噪声和混迭. 定义一个图像获取系统为一个三元组 $(\Gamma, H, n)^{(6)}$, 由公式 (4) 可得图像傅里叶变换为:

$$\hat{g} = F(\Delta \Gamma) * (H \cdot \hat{f} + \hat{n}) \\ = |D^*| \Delta \Gamma^* * (H \cdot \hat{f}) + \hat{n} \\ = |D^*| \sum_{w_0 \in \Gamma^*} (H \cdot \hat{f})(\cdot + w_0) + \hat{n} \quad (10)$$

我们将用一个权重函数 w_0 (它的值在没有混迭和

噪声时接近 1, 而在混迭或噪声超过信号时接近 0). 如果用以下符号代换:

$$G = |D^*| H \cdot \hat{f} \quad (11)$$

$$G_{\text{alias}} = \sum_{\gamma^* \in \Gamma^* \setminus \{0\}} G(\xi + \gamma^*) \quad (12)$$

由公式 (10) ~ (12) 就可以表示为:

$$\hat{g} = G + G_{\text{alias}} + \hat{n} \quad (13)$$

我们用相对混迭 $p^2(\xi) = \frac{|HF|_{\text{alias}}^2(\xi)}{|HF|^2(\xi)}$ 和相对噪声

$q^2(\xi) = \frac{|N|^2(\xi)}{|HF|^2(\xi)} = \frac{\sigma^2}{|HF|^2(\xi)}$, 表示混迭和噪声的相对量.

其中 θ_{alias} 与 θ_{noise} 混迭与噪声阈值参数. 对晶胞进行混迭和噪声的抑制, 可以确定最佳倒易晶胞的形状. 其表达如下:

$$D_{R-\text{opt}}^* = \{ \xi \mid p(\xi) < \theta_{\text{alias}} \text{ and } q(\xi) < \theta_{\text{noise}} \}$$

即要求倒易晶胞内的频谱满足相对混迭、相对噪声小于于阈值的情况下, 对频谱的覆盖单元进行约束. 根据具体晶胞内包含信息的不同, 以及对噪声和混迭的约束, 自适应的确定倒易晶胞的形状. 如图 5 中白色区域与黑色区域交接线表示最佳倒易晶胞的边界, 外边的白色直线代表对偶网格.

需要指出的是, 去混迭和去噪声的原理是完全不同的. 去混迭是根据 Voronoi 倒易晶胞内的凸性, 从而确定交叠的频谱; 去噪声则是利用噪声方差来计算的. 另外, 混迭多出现在高频部分, 表现为相邻网格间的频谱溢出, 而噪声点则遍布整个频谱空间.

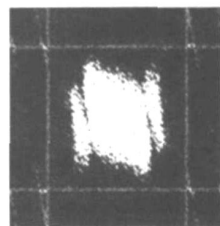


图5 最佳倒易晶胞图

4.3 结合最佳倒易晶胞的 Wiener 滤波图像复原

传统的 Wiener 滤波技术只考虑了噪声因素对图像的影响, 其去卷积核公式如下:

$$k = \arg \min_k E \{ \|k * g - f\|^2 \} \quad (14)$$

一种改进的方法是在式 (14) 中加入相对混迭系数 p^2 , 其形式如下:

$$\hat{k} = \frac{H}{|H|^2(1 + p^2 + q^2)} \quad (15)$$

4.4 结合最佳倒易晶胞的 TV (总变差) 图像复原

通过总变差最小来去卷积和推断频谱的常规方法要求找到 u , 这种方法使得下式的值最小:

$$v = \int |\nabla u(x)| dx + \lambda \int (h^* u - g)^2 dx \quad (16)$$

如果在傅里叶域中重写上式中的数据匹配项, 可以得到:

$$u = \arg \inf_u \int |\nabla u(x)| dx + \lambda \int (Hu - \hat{g})^2 d\xi \quad (17)$$

所作的改动是在 D_{R-opt}^* 上对数据匹配项积分(在对 \hat{g} 进行周期延拓之后), 而不是在 D_{Wt}^* 上做积分

$$u = \arg \inf_u \int |\nabla u(x)| dx + \lambda \int_{D_{R-opt}^*} (Hu - \hat{g})^2 d\xi \quad (18)$$

5 结合小波域上复原算法

5.1 傅里叶域与小波域上去噪的区别

在确定倒易晶胞形状时, 取 MTF 过 0 点区域周围的频谱点可以更多的复原出图像的高频细节. 但是直接对该区域逆滤波去卷积时放大了噪声, 产生彩色噪声(彩色噪声是 $H^{-1}n$). 用 Wiener 滤波可以有效的去除彩色噪声, 对白噪声的去除效果却很差. 主要因为在傅里叶域不能反映频域的局部信息. 而在小波域进行去噪可很好的把信号的主信部分集中在几个小波系数上, 从而更好地把噪声和信号分开, 较好的保持图像中的纹理信息.

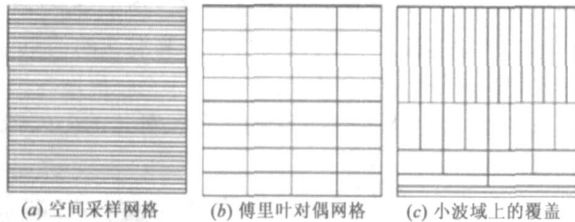


图6 傅里叶域覆盖与小波域覆盖的对比图

从图 6 的傅里叶域与小波域的覆盖图比较可见, 小波域上的覆盖单元比傅里叶域上的覆盖单元更细. 图像中高频部分的奇异信息如边界、纹理部分可以很好的用 Besov 函数空间表示. 而用 Sobolev 的空间函数表示不能很好地表示图像的空间局部信息.

5.2 DWT (Discrete Wavelet Translation) 和 DTCWT (Dual Trees Complex Wavelet Translation) 的区别

针对遥感图像的地貌特征复杂, 信息量丰富的特点, 我们结合一种能够充分反映各个方向地貌特征的去噪方法. 常用的 DWT 不仅缺少平移不变性, 而且只能根据分解后有限的三个方向(水平、垂直和对角方向)特征信息, 很难重构出真实地貌多方向性的遥感图像. 针对这一局限, N. Kingsbury 提出了二分树复数小波^[7]的概念, 在二维信号中, 六个复数分量对应六个方向的高频信息, 如图 7 所示. 因此, 二分树复小波具有近似位移不变性、多种方向可选性、完美的重建^[8]等特点. 因此利用

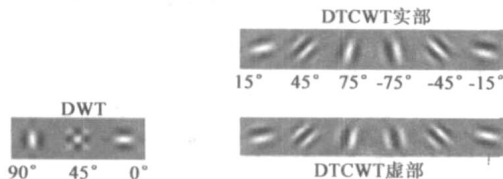


图7 实小波与复小波分解方向比较

复小波去噪, 利用其更多的方向可选择, 估计出的小波系数更准确, 进而去噪效果比实小波更好.

5.3 结合倒易晶胞的复小波复原算法

本算法分为基于傅里叶域倒易晶胞区域的平稳逆滤波和在小波域的白去噪声. 傅里叶域倒易晶胞的逆滤波部分更适合于去除模糊、混迭和有色噪声, 而在小波域上主要去除白噪声.

第一步, 在倒易晶胞内进行逆滤波器卷积核的频域响应为

$$\hat{k} = \frac{HP}{|H|^2(P + \alpha p^2 + \beta q^2)} = \frac{HP}{|H|^2(P + \alpha p^2 + \beta \sigma^2)} \quad (19)$$

其中, H 为卷积的傅里叶变换, P 为图像信号的功率谱密度, α 和 β 为调整因子. 当 $\alpha = \beta = 1$ 时, 是 Wiener 滤波. 所以 Wiener 滤波是逆滤波的特殊形式.

第二步, 对倒易晶胞内逆滤波图像进行小波分解.

$$\vec{g} = \phi_j a_j + \sum \sum \phi_j b_j^d \quad (20)$$

式(20)中, ϕ_j 为尺度函数, a_j 为尺度系数, ϕ_j 为小波函数, b_j^d 方向 d 的复小波系数, j 为尺度.

第三步, 对式(4)做逆滤波后得 $\hat{g}_{D_{Wt}^*} = \hat{k}_r \odot f + \hat{k}_l n$ (其定义域作用在倒易晶胞内). 其中, \hat{k}_r 和 \hat{k}_l 分别表示逆滤波后图像的保留部分与泄露噪声部分.

第四步, 利用中值估计法进行噪声方差估计:

$$\sigma = \text{mean} \left[\sum b_j^d \right] \approx 0.6745$$

第五步, 估计 j 尺度下逆滤波器的局部方差:

$$\sigma_j^2 = E \left[|\langle k, n, \phi_j \rangle|^2 \right] \approx \|DTCWT(i\hat{F}T k)\|_2^2 \times \sigma^2 \quad (21)$$

其中, ϕ_j 为小波函数, σ 为噪声方差, 这里 $DTCWT$ 代表复小波变换.

第六步, 软阈值法去噪, 去噪后的小波系数为

$$b_j^{d,s} = \text{sign}(b_j^d) \left[|b_j^d| - t \right], |b_j^d| \geq t \quad (22)$$

此时, $t = 3\sigma_j$ 以确保 99% 的高置信度.

第七步, 小波域 Wiener 去噪.

$$\vec{b}_j^{d,w} = \frac{1}{b_j} \frac{|b_j^{d,s}|^2}{|b_j^{d,s}| + \sigma_j^2} \quad (23)$$

其中, $\vec{b}_j^{d,w}$ 是 Wiener 去噪后的小波系数.

第八步, 最后进行复小波重构, 得到复原后图像 \vec{g}^{\rightarrow} .

$$\vec{g}^{\rightarrow} = \phi_j a_j + \sum \sum \phi_j b_j^d \quad (24)$$

6 实验部分

本文分别对 (128×128) 代表不同地貌特征的几幅遥感图像进行实验. 实验的硬件配置为 Intel PIV2.94GHz, 内存为 512M 的 pc 机. 复原效果用 PSNR 进行对比分析.

实验一, 模拟混迭、图像、噪声和模糊对图像进行退化. 实验用所用图像(靶标图、树木图、城市图、河流图. 它们分别代表不同地貌的各类遥感图像). 人工合成混

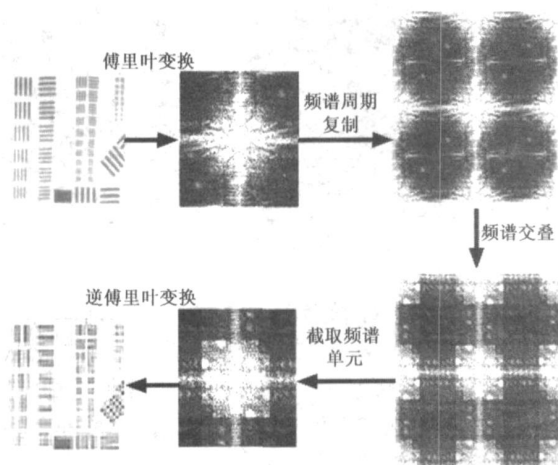


图8 原始图单位周期频谱及其8邻域频谱

混迭图: 以靶标图为例, 先进行傅里叶变换及8邻域频谱延拓, 然后, 8邻域对中心邻域进行频谱交叠, 最后对中心频谱进行 Sinc 插值, 进行反傅里叶变换, 从而得到混迭量为25个像素的混迭图(如图8所示)。选取相邻区域的频谱之间交叠15个像素点, 然后进行反傅里叶变换可得到图9。

从图9中可以看出, 图像中的混迭部分往往被噪声和模糊等退化现象所掩盖。如靶标图中由于混迭影响, 使得斜线对部分不连续。再加上噪声和模糊后斜线部分看上去变得光滑而连续。图像复原时, 仅仅去掉模糊和噪声, 混迭现象依然存在导致图像仍失真。这就是混迭

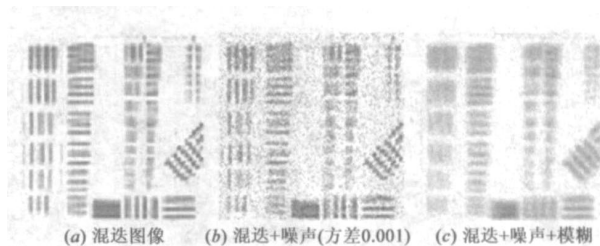


图9 实验中各种地貌图的退化图(混迭+噪声+模糊)

常常被忽略, 却始终影响遥感图像复原质量的原因。

实验二, 对去混迭和去卷积之后的图像进行复小波分解。图10表示以靶标图像为例, 进行复小波分解的6个方向的高频细节。实验采用二分树复小波对图像进行4层分解。

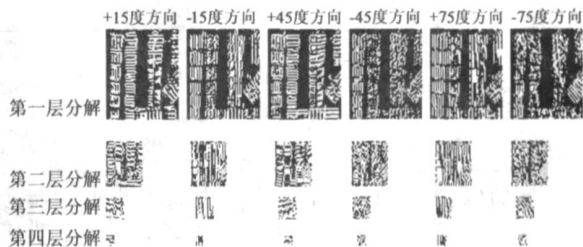
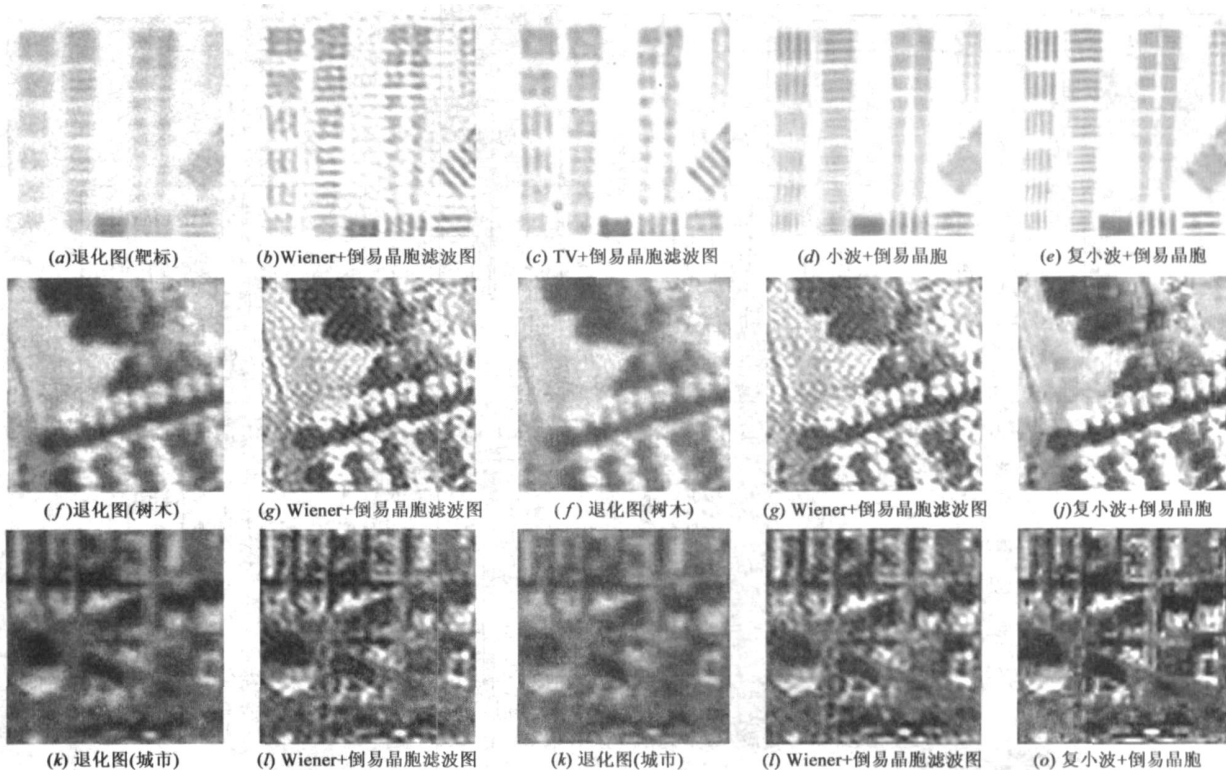


图10 二分树复小波分解的高频子图

实验三, 倒易晶胞结合经典复原方法结果。

由图11和表1可见, 结合倒易晶胞的复小波方法, 可以有效的恢复出退化图像丢失的高频细节, 纹理更清晰, 并且对图像边缘保持较好。图11中的靶标图像纹理丰富, 所以复原效果要比树林图像更理想, 这说明结合



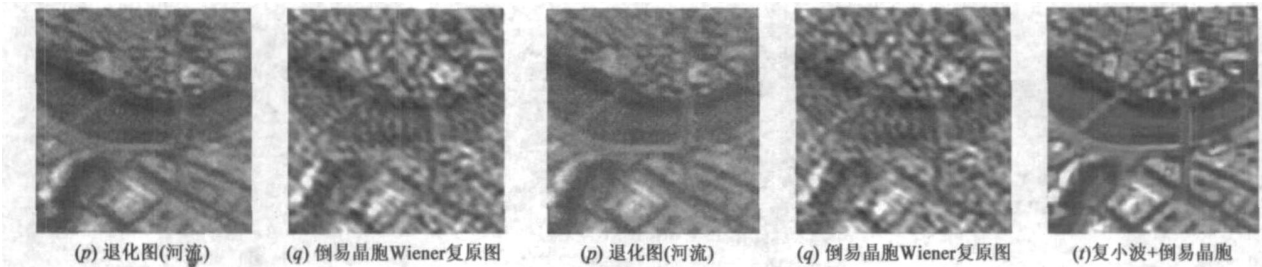


图11 各种结合倒易晶胞复原算法结果图

复小波的倒易晶胞复原方法更适合纹理较复杂的图像。

表1 混迭为 15 个像素时各种复原方法 PSNR(峰值信噪比)结果(dB)

退化图像	Wiener 结合 倒易晶胞	TV + 倒易 晶胞	小波 + 倒易 晶胞	复小波 + 倒 易晶胞
SNR				
靶标图	20.3710	21.3537	21.9084	22.0010
树林图	18.1748	18.8170	19.0124	19.0763
城市图	17.6510	20.0946	22.1350	23.2016
河流图	17.8223	18.6141	18.8795	19.0161

我们对研究四种复原方法受混迭的影响曲线。

由图 12 可见,随着混迭量增加,各种复原方法受影响情况都呈下降状态。其中,TV 复原方法较不稳定,这与 TV 的数值解法和迭代步长的选取有关。另外,Wiener 方法复原的 PSNR 值低于其它方法。

实验五,每种复原方法复原的效果差异很大,因而针对不同地貌图像应采用不同的复原方法。为了能直观的体现各种复原方法优缺点,我们取复原后图像中的第 12 行,并针对这一行的所有像素点用不同的复原方法所得结果进行对比,如图 13、图 14 所示。

实验四,为了对比不同方法复原时抗混迭的能力,

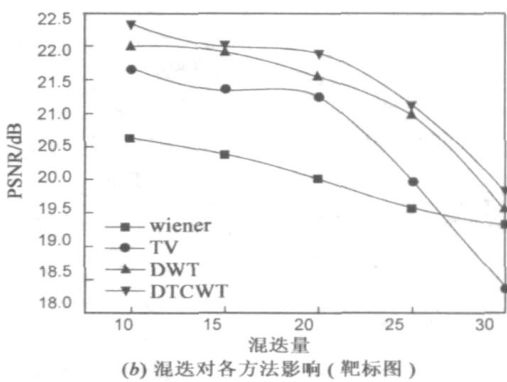
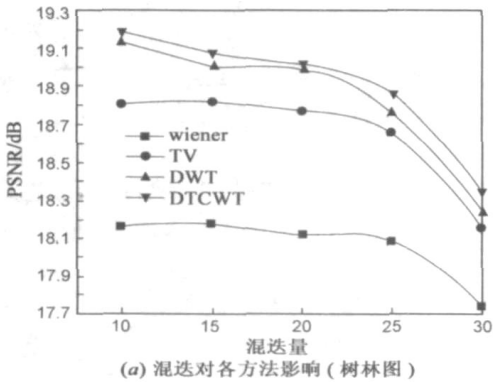


图 12 混迭对各种复原方法影响的曲线图

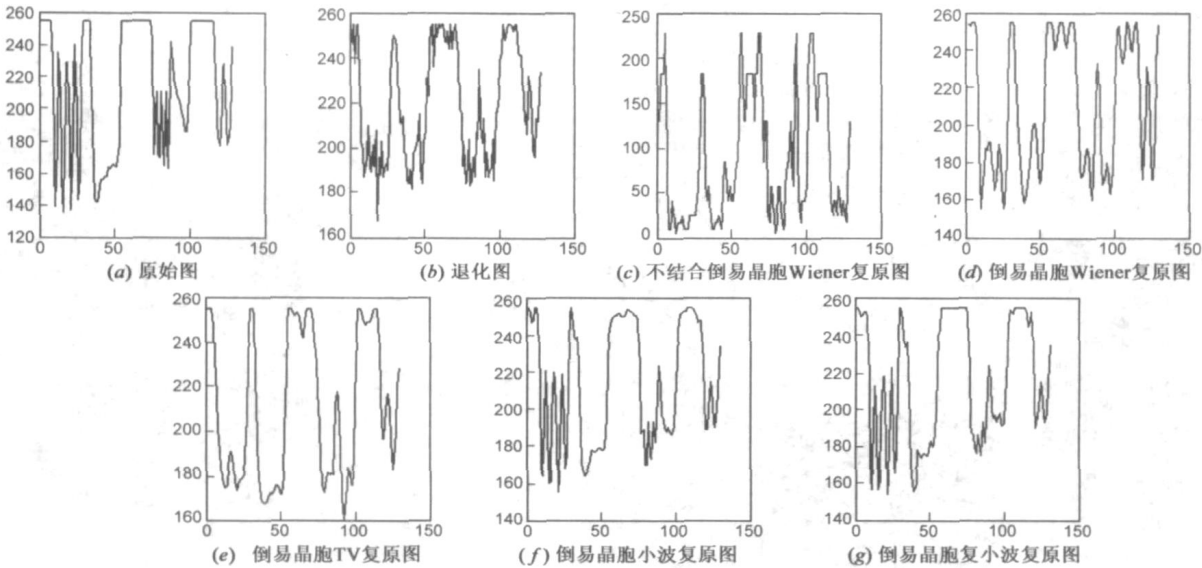


图13 各种复原方法比对(对靶标图取第12行像素灰度值)

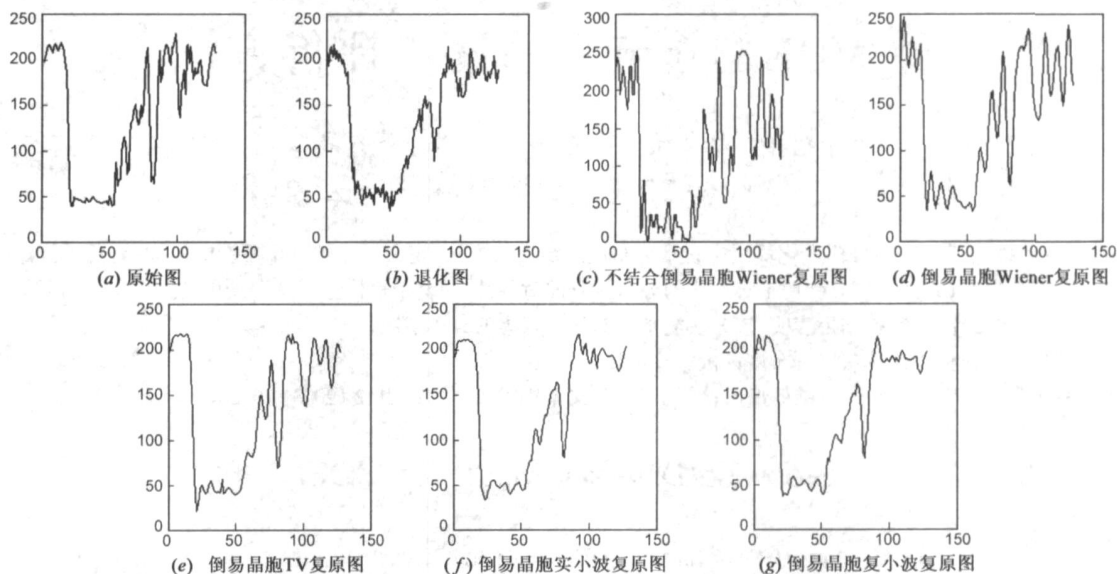


图14 各种复原方法比对(对树木图取第12行像素灰度值)

由图 13、图 14 可见, 结合倒易晶胞的 TV 复原方法, 复原结果曲线比较平滑, 很适于平坦区域较多的遥感图像, 但难以复原出图像中细节丰富的部分; 而结合倒易晶胞的 Wiener 方法, 复原结果中曲线抖动严重, 虽然能复原出图像中的细节部分, 但同时会引入振铃现象; 结合倒易晶胞的小波复原方法较好的平衡了既不会过分的扩大复原的细节部分, 又保持了平滑部分. 因而倒易晶胞结合复小波的方法比结合复小波的方法对高频信号恢复的更好.

7 结论

文章分析了使得遥感图像退化的主要成因. 针对混迭现象, 采用基于倒易晶胞的图像复原方法. 利用香农采样定理、Voronoi 倒易晶胞的凸性、MTF 形状确定倒易晶胞的形状, 从而去除交叠的频谱. 在去噪过程, 结合复小波对信号多方向分解的特性, 进行软阈值法去噪. 从实验效果来看, 利用倒易晶胞结合复小波的复原方法, 比常用的复原方法效果更好.

参考文献:

- [1] 许泉平. 图像中的噪声及复原方法研究[J]. 山西焦煤科技, 2006, (7): 16-21.
Xu Qu an ping. Noise within Image and research on restoration methods[J]. Shanxi Coking Coal Science & Technology, 2006, (7): 16-21. (in Chinese)
- [2] 苏秉华, 金伟其, 牛丽红等. 超分辨率图像复原及其进展[J]. 光学技术, 2001, 27(1): 6-9.
Su Bing-hua, Jin Wei-qi, Niu Li hong, et al. Super-resolution image restoration and progress[J]. Optical Technique. 2001, 27(1): 6-9. (in Chinese)
- [3] Fox M J. Undersampled Focal Plane Detection of Imagery From

a Sparse Telescope Array[D]. The University of Arizona, 1993.

- [4] Zwicker M. Continuous Reconstruction, Rendering, and Editing of Point Sampled Surfaces[D]. Swiss Federal Institute of Technology, ETH, Zurich, 2003.
- [5] 邓俊辉. 计算几何 算法与应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005. 165-278.
Deng Jun hui. Computational Geometry Algorithms and Applications Second Edition [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2005. 165-278. (in Chinese)
- [6] Almansa A, Durand S, Rouge B. Measuring and Improving Image Resolution by Adaptation of the Reciprocal Cell[R]. In IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), Toulouse, France, June 2003.
- [7] Kingsbury N G. Image processing with complex wavelets[J]. Philosophical Transactions: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1999, 357(1760): 2543-2560.
- [8] Kingsbury N G. Complex wavelets for shift invariant analysis and filtering of signals[J]. Applied Computational and Harmonic Analysis, 2000, 10(3): 234-253.

作者简介:



张 智 男, 1978 年生于黑龙江哈尔滨, 南京理工大学, 在读博士研究生, 主要研究方向图像处理、模式识别.

E-mail: zhangdazhi4@sina.com

夏德深 男, 1941 年生于南京, 博士、教授、博士生导师, 主要研究方向为图像处理、卫星遥感、模式识别.