

ALOS-PRISM 遥感影像超分辨率重建

范 冲^{1,2}, 龚健雅², 朱建军¹, 廖明生²

1. 中南大学 信息物理工程学院, 湖南 长沙 410083;

2. 武汉大学 测绘遥感信息工程国家重点实验室, 湖北 武汉 430079

摘 要: 介绍了日本 ALOS 卫星 PRISM 三线阵传感器的成像原理和方法, 提出了利用 PRISM 三线阵影像进行超分辨率重建来提高 PRISM 影像的空间分辨率。提出了新的光流配准算法, 该算法将标准互相关配准算法引入到 Lucas-Kanade 光流配准算法中, 大大的减少了误配率, 能够有效的消除 PRISM Level 1 级别的影像之间由于地形起伏所引起的变形。同时, 改进了影像的高斯退化模型, 在超分辨率算法中, 引入了可变退化函数, 通过交替最小化 (AM) 算法对可变退化函数进行盲估计, 实验结果表明, 超分辨率重建影像与插值影像相比, 细节清晰很多, 有效的提高了影像的分辨率。实验结果说明了本文配准算法可以达到超分辨率重建的亚像素的精度要求, 可以应用于航空遥感影像的高精度匹配, 同时也说明了将航空遥感影像的退化函数算子分为高斯退化算子和可变退化算子的思想是正确的, 符合实际情况。

关键词: 超分辨率, 光流, ALOS, PRISM

中图分类号: TP751.1 **文献标识码:** A

1 引 言

许多图像系统在获取图像的过程中有许多因素会导致图像质量的下降即退化, 如光学系统的像差、大气扰动、运动、离焦和系统噪音, 它们会造成图像的模糊和变形, 再加上由于 CCD 传感器本身分辨率的限制, 系统所获取的影像的分辨率常常无法满足实际应用的需要。目前提高图像分辨率的途径有 2 种方式, 一种就是提高成像系统的精度与稳定性, 另一种是采取图像超分辨率重建技术 (Park *et al.*, 2003)。所谓超分辨率重建是指从一幅或多幅低分辨率图像中构出一幅高分辨率图像, 分为单张影像的超分辨率重建和序列影像超分辨率重建 2 种。提高影像的分辨率如果采取第 1 种方式, 将面临着高昂的经济代价或者难以解决的技术问题; 采取第 2 种方式, 将大大减少获取高分辨率图像的成本, 因此超分辨率技术成为图像领域的研究热点。自 20 世纪 60 年代 Harris (Harris, 1964) 和 Goodman (Goodman, 1968) 提出超分辨率重建的概念以来, 目前超分辨率算法主要有不规则采样方法 (Nguyen

& Milanfar, 2000)、频域方法 (Tsai & Huang, 1984)、凸集投影 (POCS) (Stark & Oskoui, 1989)、后投影重建算法 (IBP) (Irani & Peleg, 1990)、确定性规整化重建算法 (Banham Katsaggelos, 1997)、基于随机场的极大验后估计算法 (MAP) (Schultz & Stevenson, 1994; Hardie *et al.*, 1997) 和极大似然算法 (ML) (Tom *et al.*, 1994) 以及自适应滤波算法 (Elad & Feuer 1999) 等。所有这些超分辨率重建算法对于图像配准的一个基本要求是达到亚像素精度。目前超分辨率重建技术在静态图像、视频图像等方面有比较好的应用, 一个主要的原因是这些图像配准几何变换模型比较简单, 容易达到亚像素精度。但是对于遥感影像, 由于地形起伏的影响, 图像配准就困难得多, 目前在遥感领域的超分辨率重建应用比较少, 一个成功的应用就是 SPOT5 卫星的超模式 (Latry & Rouge, 1998)。这种模式是在保持探测器像元尺寸和传感器不变的条件下, 通过排列两排与常规模式相同的 CCD 线阵列并将它们相互错开 0.5 个像素来提高影像的采样密度, 从而达到提高分辨率的效果。这种超模式是通过硬件直接克服图像配准的难题, 不具备普遍性。

收稿日期: 2007-06-04; 修订日期: 2007-08-26

基金项目: 国家重点基础研究发展计划 (编号: 2006CB701300)。

第一作者简介: 范 冲 (1977—), 男, 讲师, 湖北黄冈人, 中南大学和武汉大学测绘遥感信息工程国家重点实验室联合培养博士研究生, 主要研究方向为遥感图像处理以及地理信息系统。

ALOS 卫星 PRISM 三线阵传感器可以同时生成同一地区的 3 张相似的影像,如果能够利用这 3 张相似的低分辨率影像来生成分辨率提高一倍的影像,将大大降低对硬件的要求。现有的硬件设备能够得到充分的利用。ALOS 遥感影像超分辨率重建一般要面临 4 个主要的问题:(1)图像的预处理;(2)图像配准;(3)影像的点扩散函数(PSF)辨识;(4)超分辨率重建算法。本文的研究内容从这 4 个方面展开。

2 PRISM 影像盲超分辨率重建算法

常规的 K 张影像超分辨率重建的数学模型为:

$$g_k = D_0 C W_k f + n_k, 1 \leq k \leq K \quad (1)$$

式中, D_0 是降采样算子, C 是退化函数算子, W_k 为第 k 张影像的几何变化算子, n_k 为第 k 张影像的噪声, f 为高分辨率影像, g_k 为第 k 张低分辨率影像。从式(1)可以看出,上述所有的算法对图像的退化函数有先验要求,因此对图像的退化函数的估计就非常重要。David Caple 等人的实验表明,CCD 相机的点退化函数可以用高斯函数来模拟。Nguyen (Nguyen *et al.* 2001) 等人的超分辨率模拟实验也证实了这一点。然而对于 PRISM 传感器所获取的遥感影像,高斯模型就不适用了,因为传感器在成像过程中还受到大气以及传感器平台运动带来的退化。即

$$C = SV \quad (2)$$

式中, S 为高斯退化函数算子, V 为大气、运动等其他因素引起的退化算子,也可以称之为可变退化算子。

$$g_k = D_0 S V W_k f + n_k \quad (3)$$

这里假定经过图像配准预处理阶段,已经消除了由于地形起伏带来的复杂的几何变形, W_k 只存在微小的平移,令 $V W_k = H_k$, $D = D_0 S$, 则式(3)可以更新为:

$$g_k = D H_k f + n_k \quad (4)$$

Harikumar (Harikumar & Bresker, 1999) 等采用如下所示的最小约束来重建:

$$(\hat{f}, \hat{h}) = \arg \min_{f, h} E(f, h) \quad (5)$$

$$E(f, h) = \sum_{k=1}^K \| D H_k f - g_k \|^2 + \partial Q(f) + \beta R(h) \quad (6)$$

式中, $Q(f)$ 是图像规则化项目, $R(h)$ 是点退化函数规则化项目, $h_k = \text{vec}(H_k)$, “vec” 表示按字典式排列算子, $h = [h_1^T, h_2^T, \dots, h_K^T]^T$, ∂ 和 β 是规整化参数。

2.1 图像规则化项目 $Q(f)$

对于超分辨率重建,规整化项目 $Q(f)$ 常常采用 Tikhonov 规整化,即

$$Q(f) = \int |\nabla f|^2 = f^T L f \quad (7)$$

式中, L 是高通滤波算子。Tikhonov 规整化的基本想法是限制解为一个平滑解,实际的超分辨率重建中,解的平滑常常是不符合实际情况的,因为实际图像总有许多棱边和点构成的细节,损失这些细节意味损失信息。为了克服这些问题,必须拓广 Tikhonov 规整化的概念,强调解必须在物理上合理并且连续的依赖。这种概念不再强调数据的平滑性限制,而是引入其他符合物理事实的限制。比较典型的限制就是总变分最小化,采用总变分最小化的规整化形式类似于式(7):

$$Q(f) = \int |\nabla f| = f^T L f \quad (8)$$

式中, L 是高通滤波算子。

2.2 点退化函数规则化项目 $R(h)$

Harikumar 等人在多通道图像恢复算法中提出:根据子空间理论,如果各通道的 $\{h_k\}$ 微弱互质,则 h_k 的解满足如下方程:

$$g_i \times h_j - g_j \times h_i = 0, 1 \leq i < j \leq K \quad (9)$$

考虑所有点扩散函数 h_k 可能的组合,将满足所有式(9)的点扩散函数写成一个公式:

$$N h = 0 \quad (10)$$

式中, N 是一个矩阵,其形式由式(11)、式(12)和式(13)给出:

$$S_{K-1} \equiv (C_{g_K} - C_{g_{K-1}}) \quad (11)$$

$$S_t \equiv \begin{pmatrix} C_{g_{t+1}} & C_{g_t} & & \\ C_{g_{t+2}} & & C_{g_t} & \\ \vdots & & & \ddots \\ C_{g_p} & & & C_{g_t} \\ 0 & & S_{t+1} & \end{pmatrix} \quad (12)$$

$$N = S_1 \quad (13)$$

式中, $C_{g_i}(h_j) = h_j \times g_i$ 。则式(9)的最小二乘解满足:

$$\| g_i \times h_j - g_j \times h_i \|^2 = h^T N^T N h = 0 \quad (14)$$

因此可以定义 h 的规则化项目 $R(h)$ 为:

$$R(h) = h^T N^T N h \quad (15)$$

对于超分辨率重建,可以将 $R(h)$ 类似的定

义为:

$$R(h) = h^T N^T N h = \sum_{1 \leq i < j \leq P} \| C_{g_i}(h_j) - C_{g_j}(h_i) \|^2 \quad (16)$$

式中, $C_{g_i}(h_j) = DH_j g_i$ 。

2.3 AM 迭代算法

为了获取更优的解, Sroubek (Sroubek & Flusser, 2003; 2006; 2007) 改进了超分辨率重建数学模型式(6), 在其中加入了 $Q(h) = h^T L h$ 约束项, 于是式(6)变为:

$$E(f, h) = \sum_{k=1}^K \| DH_k f - g_k \|^2 + \alpha f^T L f + \beta_1 h^T N^T N h + \beta_2 h^T L h \quad (17)$$

对于初始 h^0 , 采用交替最小化算法(AM), 求解式(17)的算法 2 个迭代步骤如下所示:

$$\text{step 1 } f^m = \underset{f}{\operatorname{argmin}} E(f, h^m) \Leftrightarrow \left(\sum_{k=1}^K H_k^T D^T DH_k + \alpha L \right) f = \sum_{k=1}^K H_k^T D^T g_k \quad (18)$$

$$\text{step 2 } h^{m+1} = \underset{h}{\operatorname{argmin}} E(f^m, h) \Leftrightarrow ([I_k \otimes F^T D^T D F] + \beta_1 N^T N + \beta_2 L) h = [I_k \otimes F^T D^T] g_k \quad (19)$$

其迭代示意图如图 1。

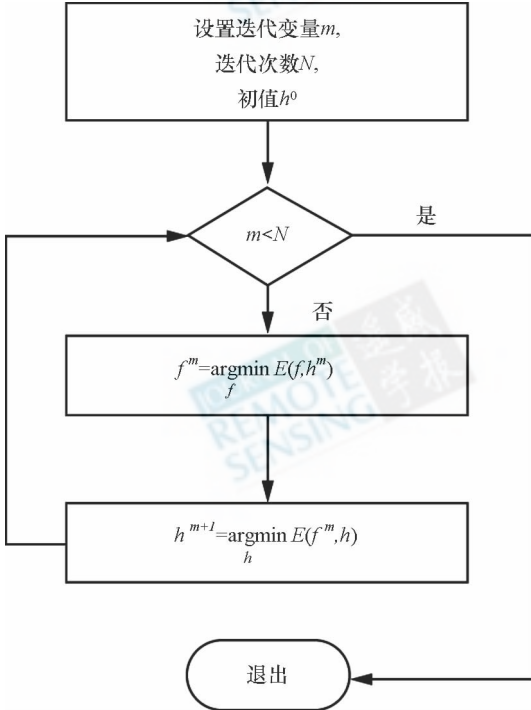


图 1 AM 算法流程

Fig. 1 Alternating minimization (AM) algorithm

3 PRISM 遥感影像亚像素配准算法

图像配准是超分辨率重建中的一个关键技术。超分辨率重建对于配准的基本要求就是要达到亚像素精度。一般来说, 我们也可以将配准方法只分为 2 种即空域配准方法和频域配准方法。Tsai 和 Huang (Tsai & Huang, 1984)、Lucchese (Lucchese & Cortelazzo, 2000) 以及去混叠 (范冲等, 2006) 等大多数频域方法是建立在图像的角度旋转将导致图像的幅度谱相应的旋转以及图像的平移将导致相位的相应偏移的原理上的, 所不同的是它们求取的方法不同。Bergen 配准方法 (Bergen *et al.*, 1992) 和 Keren 配准方法 (Keren *et al.*, 1988) 等是空域配准方法, 其中 Bergen 配准算法是基于一种等级框架估计运动参数, Keren 配准算法是一种基于泰勒级数展开的迭代配准算法。

Level 1B2 级别的 PRISM 影像, 由于仅仅只做了系统几何校正, 没有考虑地形起伏的影响, 因此 3 张影像之间还是存在比较大的变形, 这为 3 张影像之间的高精度匹配带来了难题。上述经典的超分辨率频域或空域配准算法基本上不适用于 Level 1B2 级别的 PRISM 影像, 因为常用的几种图像变换模型, 例如刚体变换模型、仿射变换模型、投影变换模型和多项式模型等不能很好的解决地形起伏带来的变形, 达不到亚像素的配准精度。为了解决 PRISM 影像高精度配准的问题, 本文提出并采用标准互相关 (NCC) 和 Lucas-Kanade 光流混合亚像素配准算法。

3.1 光流配准原理

光流 (optical flow) 是指图像亮度模式的表现 (或视在) 运动 (apparent motion) (贾云得, 2001)。光流法是运动图像分析的重要方法。

设 $I(x, y, t)$ 是图像点 (x, y) 在时刻 t 的照度, 如果 $u(x, y)$ 和 $v(x, y)$ 是该点光流的 x 和 y 分量, 假定点在 $t + \delta t$ 时运动到 $(x + \delta x, y + \delta y)$ 时, 照度保持不变, 其中, $\delta x = u \delta t$, $\delta y = v \delta t$, 即

$$I(x + u \delta t, y + v \delta t, t + \delta t) = I(x, y, t) \quad (20)$$

如果亮度随 x, y, t 光滑变化; 则可以将上式的左边用 Taylor 级数展开,

$$I(x, y, t) + \delta x \frac{\partial I}{\partial x} + \delta y \frac{\partial I}{\partial y} + \delta t \frac{\partial I}{\partial t} + e = I(x, y, t) \quad (21)$$

式中 e 是关于 $\delta x, \delta y, \delta t$ 的二阶和二阶以上的项; 上式两边的 $I(x, y, t)$ 相互抵消, 两边除以 δt , 并取

极限 $\delta t \rightarrow 0$, 得到著名的光流约束方程:

$$I_x u + I_y v + I_t = 0 \quad (22)$$

式中 $I_x = \frac{\partial I}{\partial x}$, $I_y = \frac{\partial I}{\partial y}$, $I_t = \frac{\partial I}{\partial t}$, $u = \frac{dx}{dt}$, $v = \frac{dy}{dt}$ 。

在上面的方程中, I_x , I_y 和 I_t 可直接从图像中计算出来。图像中的每一点上有 2 个未知数, 但只有一个方程, 因此, 只使用一个点上的信息是不能确定光流的。人们将这种不确定问题称为孔径问题 (aperture problem)。为了克服孔径问题, 光流的计算方法很多, 目前比较常见的就是 Horn-Schunck (Horn & Schunck, 1981) 和 Lucas-Kanade (Lucas & Kanade, 1981) 等光流算法。

Lucas 和 Kanade 假设在一个小的空间邻域 Ω 上运动矢量保持恒定, 然后使用加权最小二乘方 (weighted least-squares) 估计光流。在一个小的空间邻域 Ω 上, 光流估计误差定义为:

$$\sum_{(x,y) \in \Omega} W^2(x) (I_x u + I_y v + I_t)^2 \quad (23)$$

$$\rho(r, c) = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (g_{i,j} - \bar{g}) (g'_{i+r,j+c} - \bar{g}'_{r,c})}{\sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (g_{i,j} - \bar{g})^2 \times \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (g'_{i+r,j+c} - \bar{g}'_{r,c})^2}} \quad (25)$$

式中 $\bar{g} = \frac{1}{m \times n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n g_{i,j}$, $\bar{g}'_{i+r,j+c} = \frac{1}{m \times n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n g'_{i+r,j+c}$, m 是图像的行数, n 是图像的列数。然

式中 $W(x)$ 表示窗口权重函数, 它使邻域中心部分对约束产生的影响比外围部分更大。式 (23) 解由下式给出:

$$\begin{bmatrix} \sum W^2 I_x^2 & \sum W^2 I_x I_y \\ \sum W^2 I_y I_x & \sum W^2 I_y^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum W^2 I_x I_t \\ \sum W^2 I_y I_t \end{bmatrix} \quad (24)$$

3.2 NCC 和 Lucas-Kanade 混合亚像素配准算法

采用 Lucas-Kanade 金字塔迭代算法, 虽然配准精度可以达到亚像素的精度, 但是也存在误配率比较高的缺点。为了减少误配率, 本文将标准互相关配准算法 (NCC) 引入到 Lucas-Kanade 光流配准算法中来, 可以大大提高影像的匹配正确率和精度。经过预处理的 PRISM 影像, 前视、正视和后视 3 张影像在尺度和角度上基本上一致, 可以采用如下式 NCC 算法来进行粗配准到像素级别:

后再采用 Lucas-Kanade 光流配准算法配准到亚像素精度 (图 2)。

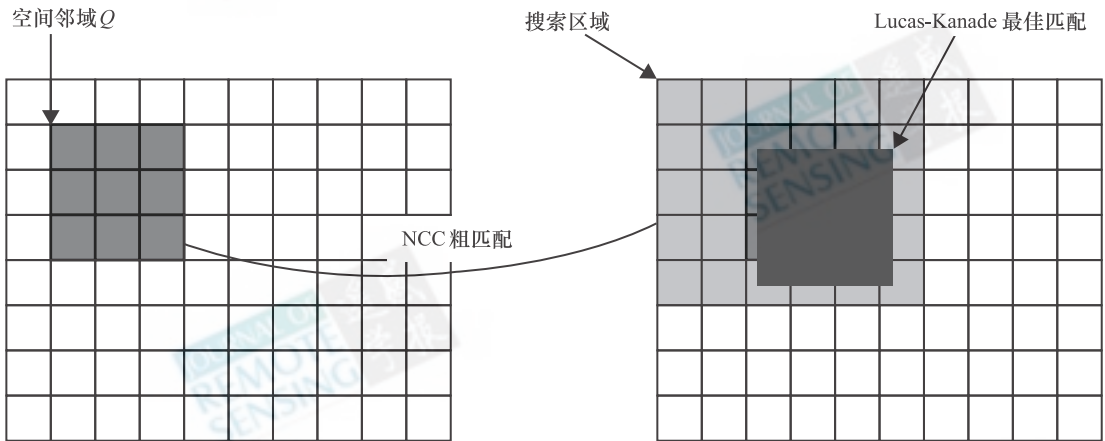


图 2 NCC 和 Lucas-Kanade 混合亚像素配准算法

Fig. 2 The principle of hybrid optical flow registration method

4 算法评估

对于超分辨率重建, 图像质量有主观评价和客

观评价 2 种方式。主观评价比较直接, 但是因人而异, 所以我们总是希望有一个客观指标来评价图像的质量。目前比较常见的客观评价指标为有峰值信噪比 (PSNR) 和均方差 (MSE), 它们的定义分别为:

$$MSE = \frac{1}{MN} \sum_{n=1}^M \sum_{m=1}^N [\hat{f}(x, y) - f(x, y)]^2 \quad (26)$$

$$\text{PSNR} = -10 \lg \left(\frac{1}{MN} \sum_{n=1}^M \sum_{m=1}^N [\hat{f}(x,y) - f(x,y)]^2 / 255^2 \right) \quad (27)$$

式中 $f(x,y)$ 为真实的高分辨率影像, $\hat{f}(x,y)$ 为超分辨率重建的高分辨率, M 为图像的行数, N 为图像的列数。从式(26)和式(27)中可以看出, PSNR 和 MSE 需要真实的高分辨率影像参与计算, 这在实际计算中往往是无法办到的, 因此不能使用上述 2 个指标来比较 PRISM 遥感超分辨率重建效果。本文采取 2 个与原始高分辨率图像无关评价指标: 信息熵和清晰度。

信息测度称为熵。图像的熵就是它的信息量的度量, 根据仙农 (shannon) 信息论的原理, 一幅灰度深度为 255 的图像 f 的熵 H 可表示为:

$$H = - \sum_{i=0}^{255} p_i \log_2 p_i \quad (28)$$

$$\theta = \frac{1}{(M-1)(N-1)} \times \sum_{i=1}^{(M-1)(N-1)} \sqrt{\left(\frac{\delta f}{\delta x} \right)^2 + \left(\frac{\delta f}{\delta y} \right)^2} \quad (29)$$

一般来说 θ 越大, 表明图像清晰度好, 图像质量高, 但是其计算受信噪比的影响比较大, 当信噪比较低时有时计算出的图像清晰度与主观评价不符。

5 实 验

本次实验数据是截取自 2006-09-27 ALOS 卫星获取的武汉郊区 PRISM 三线阵数据 (图 3), 级别为 Level1B2G。该图像质量一般, SNR 普遍不高 (表 1)。本次实验先采用 NCC 和 Lucas-Kanade 混合亚像素光流配准算法后, 然后采用本文所示的 AM 算法进行超分辨率重建, 重建倍数为 2 倍, 重建影像数量分别采用 2 张和 3 张, 实验结果见图 4 和表 1。从图 4 可以看出 3 张影像重建的图像 (图 4(c)) 效

式中 p_i 为图像像素灰度值为 i 时出现概率, 可近似取为灰度值的频率。信息熵可以应用于比较图像经压缩、融合和超分辨率重建前后信息量的变化, 但将图像信息熵的大小作为衡量图像质量好坏的唯一标准是不合适的。因为即使是同一地区相同质量的遥感图像由于摄影时间不同其信息量也会不同。因此本文同时采用清晰度这个评价指标。

清晰度也就是图像的平均梯度, 它能敏感地反映图像对微小细节反差表达的能力。其计算公式为:

果明显要好于 2 张影像重建图像 (图 4(b)) 的细节效果, 同时 2 张影像重建图像 (图 4(b)) 效果又要好于 bicubic 插值图像 (图 4(a)), 这说明本文盲超分辨率重建算法可以应用于 PRISM 三线阵影像, 同时也说明本文混合光流配准算法其达到了亚像素精度, 满足 PRISM 影像超分辨率重建的要求。从表 1 可以看出, 与原始影像相比, 重建高分辨率影像的信噪比有较大的提高; 与 2 张影像重建图像相比, 3 张影像重建图像的熵指标和清晰度指标有轻微提高, 符合主观评价; 与原始影像相比, 重建影像的清晰度指标低很多, 与主观评价有很大的出入, 说明噪声对于清晰度的计算有非常大的影响, 熵指标和清晰度指标对于评价超分辨率重建效果有较大的局限性。

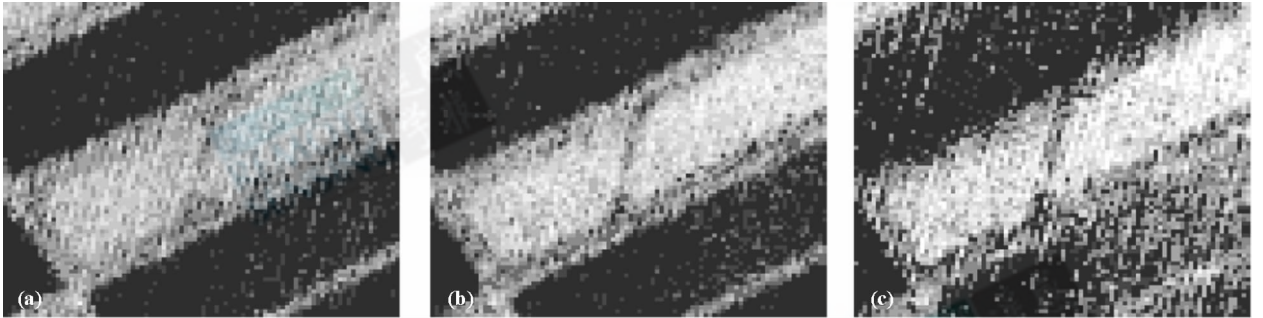


图 3 PRISM 原始影像

(a) PRISM 后视影像; (b) PRISM 正视影像; (c) PRISM 前视影像

Fig. 3 The original PRISM images

(a) PRISM back view image; (b) PRISM top view image; (c) PRISM front view image



图 4 PRISM 影像重建效果对比
(a) bicubic 内插影像; (b) 正视和后视重建影像; (c) 正视、后视和前视重建影像

Fig. 4 Experiment Results of PRISM Images

(a) bicubic interpolation image; (b) reconstruction of front-view and back-view images;
(c) reconstruction of top-view, back-view and top-view images

表 1 PRISM 影像重建效果评价指标统计表
Table 1 The result of PRISM image quality assessment

评价指标 数据源	信息熵	清晰度	SNR/dB
PRISM 正视影像	4.3359	10.9387	14.4154
PRISM 后视影像	4.3965	11.4953	10.6327
PRISM 前视影像	3.7916	17.6373	11.1245
正视影像 bicubic 插值影像	7.6423	5.3095	25.7399
2 张 PRISM 影像重建影像	7.2492	1.4998	38.3970
3 张 PRISM 影像重建影像	7.3057	1.5290	41.8076

6 结 论

从本文的实验来看,NCC 和 Lucas-Kanade 混合光流配准算法能够有效地消除 PRISM Level 1B2G 级别的影像之间由于地形起伏所引起的变形,超分辨率实验表明,其配准精度达到了超分辨率重建的亚像素精度的要求。本文超分辨率算法重建效果明显,有效地提高了影像的分辨率,说明了将 PRISM 遥感影像的退化函数算子分为高斯退化算子和可变退化算子的思想是正确的,符合实际情况。对于实际的航空遥感影像超分辨率重建效果评估,由于没有真实的高分辨率影像对比,传统的重建算法例如峰值信噪比 (PSNR) 等不再适用,熵指标和清晰度指标也存在局限性,因此下一个值得研究的就是如何评价真实航空遥感影像超分辨率重建的效果。

REFERENCES

Banham M R, Katsaggelos A K. 1997. Digital image restoration. *Signal Processing Magazine, IEEE*, **14**(2): 24—41

Bergan J R, Burt P J, Hanna K J, *et al.* 1992. Hierarchical Model-Based Motion Estimation. European Conference on Computer Vision. Santa Margarita Ligure

Elad M, Feuer A. 1999. Superresolution restoration of an image sequence; adaptive filtering approach. *IEEE Transactions on Image Processing*, **8**(3): 387—395

Fan C, Gong J Y, Zhu J J. 2006. POCS super-resolution sequence image reconstruction based on image registration. *Cehui Xuebao/Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, **35**(4): 358—363

Goodman J L. 1968. Introduction to fourier optics. New York

Hardie R C, Barnard K J, Armstrong E E. 1997. Joint map registration and high-resolution image estimation using a sequence of undersampled images. *Image Processing, IEEE Transactions on*, **6**(12): 1621—1633

Harikumar G, Bresker Y. 1999. Perfect blind restoration of images blurred by multiple filters; theory and efficient algorithms. *IEEE*

- Transactions of Image Processing*, **8**(2): 202—219
- Harris J L. 1964. Diffraction and resolving power. *JOSA*, **54**(7): 931—936
- Horn B K P, Schunck B G. 1981. Determining optical flow. *Artificial Intelligence*, **17**: 185—204
- Irani M, Peleg S. 1990. Super resolution from image sequences. Atlantic City, NJ, USA: Publ by IEEE, Piscataway, NJ, USA.
- Jia Y D. 2001. Machine vision. Beijing: Science Press
- Keren D, Peleg S, Brada R. 1988. Image sequence enhancement using sub-pixel displacements
- Latty C, Rouge B. 1998. SPOT5 THR Mode. San diego, united states: the international society for optical engineering
- Lucas B, Kanade T. 1981. An iterative image registration technique with an application to stereo vision. DARPA Image Understanding Workshop
- Lucchese L, Cortelazzo G M. 2000. A noise-robust frequency domain technique for estimating planar roto-translations. *Signal Processing, IEEE Transactions on*, **48**(6): 1769—1786
- Nguyen N, Milanfar P, Golub G. 2001. Efficient generalized cross-validation with applications to parametric Image restoration and resolution enhancement. *IEEE Transactions on Image Processing*, **10**(9): 1299—1308
- Nguyen N, Milanfar P. 2000. An efficient wavelet-based algorithm for image superresolution. Institute of Electrical and Electronics Engineers Computer Society Vancouver, BC
- Park S C, Park M K, Kang M G. 2003. Super-resolution image reconstruction: a technical overview. *IEEE Signal Processing Magazine*, **20**(3): 21—36
- Schultz R R, Stevenson R L. 1994. A bayesian approach to image expansion for improved definition. *Image Processing, IEEE Transactions on*, **3**(3): 233—242
- Sroubek F, Flusser J, Cristobal G. 2007. Multiframe blind deconvolution coupled with frame registration and resolution enhancement. Campois P, Egiazarian K. Blind Image Deconvolution: Theory and Applications. CRC Press
- Sroubek F, Flusser J. 2003. Multichannel blind iterative image restoration. *Image Processing, IEEE Transactions on*, **12**(9): 1094—1106
- Sroubek F, Flusser J. 2006. Resolution enhancement via probabilistic deconvolution of multiple degraded images. *Pattern Recognition Letters*, **27**(4): 287—293
- Stark H, Oskoui P. 1989. High resolution image recovery from image plane arrays, using convex projections. *Journal of the Optical Society of American*, **6**(11): 1715—1726
- Tom B C, Katsaggelos A K, Galatsanos N P. 1994. Reconstruction of a high resolution image from registration and restoration of low resolution images. Austin, TX, USA: IEEE, Los Alamitos, CA, USA
- Tsai R Y, Huang T S. 1984. Multiframe image restoration and registration. *Advances in Computer Vision and Image Processing*, **1**: 101—106

附中文参考文献

- 范冲, 龚健雅, 朱建军. 2006. 一种基于去混叠影像配准方法的 POCS 超分辨率序列图像重建. *测绘学报*, **35**(4): 358—363
- 贾云得. 2001. 机器视觉. 北京: 科学出版社

Super-resolution reconstruction of ALOS-PRISM remote sensing images

FAN Chong^{1, 2}, GONG Jian-ya², ZHU Jian-jun¹, LIAO Ming-Sheng²

1. The Department of Surveying and Land Information Engineering of Central South University, Hunan Changsha 410083, China;

2. State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing,

Wuhan University, Hubei Wuhan 430079, China

Abstract: We introduce the Advanced Land Observing Satellite and its Panchromatic Remote-sensing Instrument for Stereo Mapping (PRISM) and use the super-resolution reconstruction approach to improve the resolution of the PRISM images. PRISM is a panchromatic radiometer with 2.5 meter spatial resolution. PRISM instrument belongs to the class of push broom sensor and data are acquired by a linear CCDs array. PRISM product are processed into CEOS format for level 1B1, 1B2R, and 1B2G. The image of Level 1B2G is geometrically corrected data. The PRISM sensor can capture three images in the direction of looking forwards, downwards and backwards from the aircraft or satellite at same time. So we can obtain three images of Level 1B2G in the same scene. Super-resolution technique can obtain a high-resolution image from observed multiple low-resolution images. The major advantage of the super-resolution approach is that it may cost less and the existing low-resolution imaging systems can still be utilized. There is a great need to have fine spatial resolution data with high fidelity and consistence in geo-referencing and intensity (tone) in the studies of land cover and land use, and their changes. In view of this, we present a maximum a posteriori estimation framework to obtain a high-resolution image from the PRISM images of Level 1B2G. This super-resolution method is composed of two main steps. In the first step, we present a hybrid optical flow registration method to deal with the deformation which is brought by hypsography. In order to improve the registration accuracy of PRISM Level 1B2G Images, we propose a new optical flow registration method. This approach uses the Normalized Cross-Correlation registration algorithm before we use Lucas-Kanade optical flow registration algorithm. Optical flow is the distribution of apparent velocities of movement of brightness patterns in an image. Optical flow can arise from relative motion of objects and the viewer. The Lucas-Kanade registration approach divided the original image into smaller sections and assumes a constant velocity in each section. Then it performs a weighted least-square fit of the optical flow constraint equation. It can detect most local distortions of PRISM image in sub-pixel accuracy, but this method may lead to some misregister. The Normalized Cross-Correlation registration algorithm can reduce the misregister. So, we take the NCC registration method to perform coarse registration firstly. The mixture registration method can remove the deformation which is brought by hypsography in a great measure. In this second step, to reconstruct the high-resolution image, we apply an iterative scheme based on alternative minimization to estimate the blur and HR image progressively. It is the combination of the blur identification and high resolution image reconstruction. We also improve the Gaussian PSF assumption model, and introduce the volatile blurs into the PSF model. By Alternating Minimization (AM) algorithm, we can estimate the volatile blurs. Image quality assessment plays an important role in image super-resolution reconstruction. Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR) and Mean Squared Error (MSE) are the most widely used objective image quality indexes. The two indexes are Full-Reference image quality assessment. Unfortunately, we can not obtain the original high resolution image in the super-resolution reconstruction process. So we propose two noreference image quality assessments which are entropy and Mean Grads. Experimental results show that our super-resolution method is effective in performing blind SR image reconstruction with PRISM images and our super-resolution reconstruction algorithm has better performance in edge preserving than bicubic interpretation. The resolution of PRISM image is enhanced effectively. The enhancement show that the mixture registration method can reach sub-pixel precise and the modification of the Gaussian PSF assumption model correspond to the actual PSF of PRISM images. The AM blind super-resolution approach can be used to enhance the resolution of aerial and remotely sensed images.

Key words: superresolution, optical flow, ALOS, PRISM