

文章编号: 1007 4619(2006) 03 0299 07

遥感影像配准误差传递模型及模拟分析

葛 咏¹, 梁 怡², 马江洪³, 王劲峰¹

(1. 中国科学院 地理科学与资源研究所 资源与环境信息系统国家重点实验室, 北京 100101;

2 香港中文大学 地理与资源管理系, 沙田 香港; 3. 长安大学, 陕西 西安 710049)

摘 要: 在遥感影像配准过程中, 通常假设控制点是“完美的”。然而, 在实际情况下, 由于控制点本身不可避免的带有一定的误差导致这种假设在一定情况下并不成立, 并且将会影响遥感影像几何校正的精度。普通最小二乘法 OLS(Ordinary Least Square)是遥感影像配准常用的校正估计模型, 令人遗憾的是, 在控制点存在误差的情况下, 它的估计是有偏的, 并且不能够正确传递和估计校正影像的误差大小。引入一致校正最小二乘法 CALS(Consistent Adjusted Least Squares), 在此基础上提出的一个改进的方法, 称之为松弛一致校正最小二乘法 RCALS(Relaxed Consistent Adjusted Least Squares)。这类回归模型具有改正控制点(解释变量)中的误差和跟踪回归模型中的误差传递的能力。为了验证 CALS 和 RCALS 模型的有效性, 本文利用模拟影像进行分析。这里着重分析 OLS、CALS 和 RCALS 模型在几何校正过程中的比较。结果表明, RCALS 和 CALS 的结果优于 OLS 估计结果。

关键词: 影像配准; 误差传递; OLS; CALS; RCALS; 模拟分析

中图分类号: TP751.1 **文献标识码:** A

Error Propagation Model for Registration of Remote Sensing Image and Simulation Analysis

GE Yong¹, LEUNG Yee², MA Jiang-hong³, WANG Jin-feng¹

(1. State Key Laboratory of Resources and Environmental Information System, Institute of Geographic Sciences & Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences Beijing 100101 China

2. The Department of Geography and Resource Management, The Chinese University of Hong Kong, Shatin, Hong Kong, China

3. Department of Mathematics, Chang An University, Shaanxi Xi'an 710049 China)

Abstract Reference control points (RCPs) used to establish the regression model in registration are commonly assumed “perfect”. However, this assumption is often violated in practice due to the reason that RCPs actually always containing errors. Moreover, the errors in RCPs are one of main sources lowering the accuracy of image registration of uncorrected image. In this case Ordinary least squares (OLS) estimator widely used in the image registration of remotely sensed data is biased and does not have the ability to handle explanatory variables with error and to propagate appropriately errors from RCPs to the corrected image. In this paper we introduce the consistent adjusted least squares (CALS) estimator and propose a relaxed consistent adjusted least squares (RCALS) method which can be applied to more general relationship for registration. These estimators have good capability in correcting errors contained in the RCPs and to propagate correctly errors of the RCPs to the corrected image with and without prior information. The objective of the CALS and our proposed RCALS estimator is to improve the accuracy of measurement value by weakening the measurement errors. For validating CALS and RCALS estimators, we employ the CALS and RCALS estimators using real life

收稿日期: 2005 03 07 修订日期: 2005 08 20

基金项目: 国家自然科学基金 (40201033), 国家 863 项目 (2001AA135151) 和中国科学院创新课题 (V36400) 资助。

作者简介: 葛 咏 (1972—) 女, 1995 年和 1998 年分别获得武汉测绘科技大学工学学士和硕士, 2001 年获得中国科学院地理科学与资源研究所资源与环境国家重点实验室理学博士学位。现为中国科学院地理科学与资源研究所资源与环境国家重点实验室副研究员。研究方向为空间信息系统的 uncertainty analysis, 空间数据处理和计算机仿真等。已发表论文 30 余篇。E-mail: gey@leis.ac.cn

remotely sensed data It has been argued and demonstrated that CALS and RCALS estimations give superior overall performances in estimating the regression coefficients and variance of measurement error

Key words image registration; error propagation; OLS; CALS; RCALS simulation analysis

1 引 言

遥感影像预处理的一个重要过程是配准 (Registration 图像对图像)。影像配准的目的在于利用参考控制点 (RCPs) 准确的建立回归多项式, 然后确定图像中像素的像素^[1,2]。在影像配准中, 最小二乘方法常常作为回归估计来修正各种类型的几何失真。但是, 如果由于不确定因素的影响, 使得不能获得两幅影像的精确配准, 那么同一位置上不同时间的特征差别将会被不同位置上的特征差别所代替^[3]。校正影像的精度将直接影响到变换探测和数据融合的结果。RCPs 主要来源于 GIS 和遥感图像。因此, RCPs 误差来源于数据获取误差、数据处理误差和数据分析误差^[4,5]。自然地, 这些误差将通过影像配准过程传递到校正影像上^[6]。然而, 通常用于影像配准的回归方法 OLS 不具有处理修正误差和建立误差传播模型的能力, 尤其当 RCPs 含有误差时, 通过 OLS 获得回归参数则是具有偏估计。尽管一些研究人员在这方面做了一定的研究^[3,7-9], 例如 Buiten^[10,11] 提出方差比值和数据探测检验在校正中计算出的残余值, 但是在文章中并未探讨当 RCPs 中所含误差的时候, 如何建立误差传递模型和修正误差。

本文首先讨论 CALS 和基于此方法基础上提出的 RCALS (Relaxed Consistent Adjusted Least Squares 简写 RCALS)。这些估计具有良好的性能用于修正 RCPs 中的误差, 特别是在具备或者不具备先验信息的条件下传递 RCPs 误差。众所周知, 在遥感不确定研究中, 误差传递是一个非常重要的过程。在回归方程中 RCPs 担当解释变量的角色, 而作为解释变量, RCPs 总是或多或少具有误差。CALS 和 RCALS 估计的作用在于通过消弱测量值误差而提高测量值精度。为了帮助理解 OLS CALS 和 RCALS 估计方法, 本文将在第二部分简要讨论它们的工作原理; 在第三部分中讨论一些基于 CALS 和 RCALS 估计的模拟图像的几何校正实例, 然后, 进行结果分析。

2 回归模型和估计方法

首先描述经典估值方法 OLS 的局限性。接着,

描述 CALS 估计方法。然后介绍本文提出的一种新的估值方法——RCALS。该方法能够克服 RCALS 的缺点并且在应用中更具有灵活性。最后, 将探讨在多种估计方法中解释变量的误差传递, 并给出测量误差的显著性检验。

2.1 普通最小二乘估计 (OLS)

普通最小二乘估计在 y 对 x 回归时忽略测量误差, β 和 σ_ϵ^2 的 OLS 估值为

$$\hat{\beta}_{LS} = (X^T X)^{-1} X^T Y \tag{1}$$

$$\sigma_\epsilon^2 = \frac{1}{n-p} Y^T [I_n - X(X^T X)^{-1} X^T] Y \tag{2}$$

式中, 响应变量 $Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}$, 解释变量 $X = \begin{bmatrix} x_1^T \\ \vdots \\ x_n^T \end{bmatrix}$ 。应注

意以上的估值不是 β 和 σ_ϵ^2 的一致性估值, 事实上:

$$Y = \xi\beta + \epsilon = X\beta + \bar{\epsilon} \tag{3}$$

$$\bar{\epsilon} = \epsilon - D\beta$$

式中, $\beta = (\beta_1, \dots, \beta_p)^T$, $\xi = \begin{bmatrix} \xi_1^T \\ \vdots \\ \xi_n^T \end{bmatrix}$, $\epsilon = \begin{bmatrix} \epsilon_1 \\ \vdots \\ \epsilon_n \end{bmatrix}$, $D = \begin{bmatrix} \delta_1^T \\ \vdots \\ \delta_n^T \end{bmatrix}$ 。

解释变量和响应变量的测量误差分别表示为: δ 和 ϵ 。测量误差为相互独立并且同分布的随机变量, 独立于真值变量 ξ 。上式表明 $\bar{\epsilon}$ 与 X 相关, $E(\bar{\epsilon}|X) \neq 0$ 共享随机变量 D 。这种非正交性与最小二乘方法的重要假设相违背。

2.2 一致校正最小二乘估计 (CALS)

所谓一致校正最小二乘方法 (CALS)^[12,13] 就是考虑给予参数充分约束条件去补偿识别的模型。假设 D 是独立同分布, 期望值为零, 协方差矩阵为 Ω 且与 ξ 和 ϵ 不相关。则可以得到:

$$\hat{\beta}_{LS} = (X^T X)^{-1} X^T Y \xrightarrow{P} \beta - \Sigma_X^{-1} \Omega \beta \tag{4}$$

$$(\sigma_\epsilon^2)_{LS} = \frac{1}{n-p} Y^T [I_n - X(X^T X)^{-1} X^T] Y \xrightarrow{P} \sigma_\epsilon^2 + \beta^T \Omega \Sigma_X^{-1} \Sigma_X \beta \geq \sigma_\epsilon^2$$

这里, $S_\xi = \frac{1}{n} \xi^T \xi \xrightarrow{P} \Sigma_\xi$, $S_X = \frac{1}{n} X^T X \xrightarrow{P} \Sigma_X$ 。

当没有测量误差时, $\Omega = 0$ 意味着 $\omega = 0$ 并且 OLS 是一致的。

如果 Ω 已知, 即在有先验信息的情况下, 推导得:

$$\hat{\beta}_{\text{CALSI}} = (S_X - \Omega)^{-1} S_{XY} \xrightarrow{P} \beta \quad (5)$$

这里, $S_{XY} = \frac{1}{n} X^T Y$, $S_X = \frac{1}{n} X^T X \xrightarrow{P} \Sigma_X$. 因此, 当变量中存在误差时, CALS 估计 $\hat{\beta}_{\text{CALSI}}$ 能够得到比 OLS 更好的回归结果.

如果 Ω 未知, $\Omega = \sigma_\epsilon^2 I$ 推导得:

$$\hat{\beta}_{\text{CALSI}} = (I - S_X^{-1} \lambda)^{-1} \hat{\beta}_{\text{OLS}} \quad (6)$$

这里, λ 为 S 的最小特征值, 即 $|S - \lambda I| = 0$ 的最小解, S 定义为:

$$S = \begin{pmatrix} Y^T Y & Y^T X \\ X^T Y & X^T X \end{pmatrix}$$

从上面方程中, 可以看出上述估计是在假定 $\Omega = \sigma_\epsilon^2 I$ 的情况下得到的, 即解释变量的测量误差和响应变量的测量误差相等. 然而该假定在许多实际情况中存在限制. 为了克服这些缺点, 在下一部分将提出一种新的估计方法 RCALS.

2.3 松弛一致校正最小二乘估计 (RCALS)

将假设 $\Omega = \sigma_\epsilon^2 I$ 应用于一种更普遍的关系 $\Omega = tI$ 即解释变量的测量误差和响应变量的测量误差可以不同, 这就是 CALS 和 RCALS 的区别. 根据 Ω 的定义, $\Omega = tI$ 意味着解释变量中的所有误差均为独立的并且具有相同的方差 $t = \text{var}(\hat{\phi}_i)$, $i = 1, \dots, p$. 应注意到, β 的 CALS 估计为

$$\begin{aligned} \beta(t) &= \hat{\beta}_{\text{CALSI}} \\ &= (I - S_X^{-1} \Omega_\delta)^{-1} \hat{\beta}_{\text{OLS}} \\ &= (S_X - tI)^{-1} S_X (S_X^{-1} S_{XY}) \\ &= (S_X - tI)^{-1} S_{XY} \end{aligned} \quad (7)$$

当 t 很小时, $(S_X - tI)^{-1} \approx S_X^{-1} + tI$ 那么可以得到近似:

$$\beta(t) = (S_X^{-1} + tI) S_{XY} \quad (8)$$

根据正交回归, 可以建立如下目标方程:

$$f(t) = \frac{(Y - X\beta(t))^T (Y - X\beta(t))}{1 + \beta^T(t)\beta(t)} \quad (9)$$

当 $\sigma_\delta^2 = \text{var}(\hat{\phi}_i)$, 选择 t 使 $f(t)$ 最小化.

本文中为了讨论方便, 将 CALS 和 RCALS 估计统称为 EM 估计.

2.4 误差传递模型

CALS 和 RCALS 估计优于 OLS 的特点之一便是可以通过它们传递误差, 在遥感数据的误差传递研究

中, 这是一项非常重要的特征. 现在, 可以将解释变量和响应变量的测量误差的方差估计进行重写:

$$\text{OLS: } \sigma_\epsilon^2 = \frac{1}{n-p} Y^T [I_n - X(X^T X)^{-1} X^T] Y \quad (10)$$

$$\text{CALS: } \sigma_\epsilon^2 = \begin{cases} \sigma_\delta^2 = \lambda & \text{如果 } \Omega = \sigma_\epsilon^2 I \\ (\sigma_\epsilon^2)_{LS} - \beta^T \Omega \beta_{LS} & \text{如果 } \Omega \text{ 已知} \end{cases} \quad (11)$$

$$\text{RCALS: } \begin{cases} \sigma_\delta^2 = t & \text{如果 } \Omega = tI \\ \sigma_\epsilon^2 = \frac{1}{n} (Y - X\hat{\beta}_{\text{OLS}})^T (Y - X\hat{\beta}_{\text{OLS}}) - \beta_{\text{OLS}}^T (I - S_X^{-1})^{-1} \beta_{\text{OLS}} \end{cases} \quad (12)$$

从方程 (11) 和 (12) 中, 可知 CALS 和 RCALS 估计, 可以得到解释变量中的测量误差的方差估计, 并将误差传递到响应变量, 而 OLS 不具备这种能力. 根据误差传递理论, 可以得到:

$$\sigma_y^2 = \beta^T \Omega_\epsilon \beta + \sigma_\epsilon^2 = \beta^T \Omega_X \beta - \beta^T \Omega \beta + \sigma_\epsilon^2 \quad (13)$$

这里, Ω_X 是测量矢量 X 的方差矩阵.

3 模拟实验

在这一部分中, 利用模拟研究分析 CALS 和 RCALS 估计的特征.

3.1 建立影像配准的回归方程

首先假定存在精度较高的参考影像. 参考影像的坐标为 (g_x, g_y) , 校正影像坐标为 (y_1, y_2) . 现在, 假设两个坐标系统可以通过一对映射函数 f 和 h 相联系. 因为不知道映射函数的具体形式, 通常将其选择为简单的一、二或三次多项式形式. 例如: 二次多项式:

$$\begin{aligned} y_1 &= a_0 + a_1 g_x + a_2 g_y + a_3 g_x g_y + a_4 g_x^2 + a_5 g_y^2 \dots \\ y_2 &= b_0 + b_1 g_x + b_2 g_y + b_3 g_x g_y + b_4 g_x^2 + b_5 g_y^2 \dots \end{aligned} \quad (14)$$

令

$$\beta = \begin{pmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_1 & b_1 \\ a_2 & b_2 \\ a_3 & b_3 \\ \dots & \dots \\ \dots & \dots \end{pmatrix}, Y = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \end{pmatrix}, X = (g_x \quad g_y \quad g_x g_y \quad g_x^2 \quad g_y^2 \dots)^T$$

基于 OLS CALS RCALS 估计, 可以得到回归系数的相应估计和测量误差的方差估计.

3.2 模拟实验

由于实际图像通常具有复杂结构并且实际误差未知, 所以, 利用模拟研究可以更好的理解 CALS 和

RCALS估计在提高几何校正精度方面的特点和效果。

3 2 1 模拟数据

(1) 理想模拟影像(参考影像): 为了减少在收集成对控制点过程中的匹配误差, 模拟一组黑白图像, 大小是 512×512 理想的模拟图像也叫参考图像。这里, 定义 $k=2$ 即两类, 类的比例为 $1:1$, 如图 1^[14]。

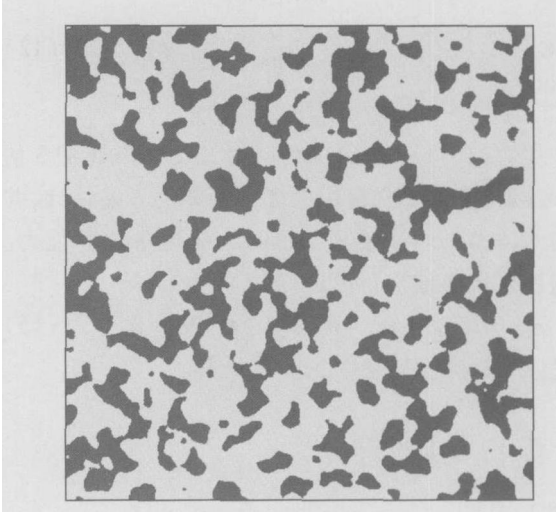


图 1 理想的模拟图像; 大小: 512×512

Fig 1 Ideal simulated image. The size is 512×512

(2) 模拟误差影像(未配准影像): 在理想图像中加入模拟误差可以得到模拟误差影像或需要配准的影像, 被称为“污染”过程, 其目的是证实 CALS和 RCALS估计。“污染”过程包括不同类型的转换, 例如转化、均衡、旋转、倾斜和随机位置误差。为了避免校正过程中重采样和内插误差, 误差影像通过以下方法产生: 分别在 X 和 Y 两个方向对理想图像进行转换, 对理想图像添加具有两个像素变量(方差为 2)的随机位置误差。因为每一个像素的误差是在相同机制下产生的, 因此, 可以认为每个像素方差为 2 如图 2

3 2 2 影像匹配

根据以上所述, 配准包括两个过程: 内插和重采样。这里主要讨论内插方法, 即回归模型。

(1) 采集控制点: 在校正过程中, 选定适当的控制点对能够保证产生精确的映射多项式。但要注意点的位置。控制点一般均匀分布, 因此回归模型属于构造回归模型^[13]。在本模拟实验中, 采样点位置的匹配误差控制在 0.1 像素, 可以认为这些匹配误差对图像校正精度的影响可以忽略, 可以假定这些控制点为理想参考控制点。表 1 给出了在理想模拟图像中控制点的值。

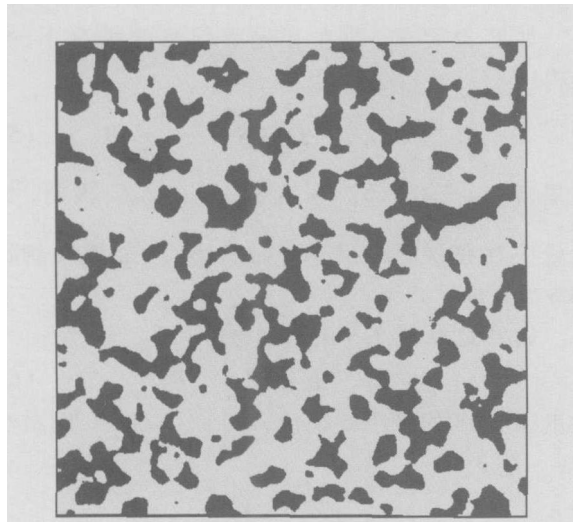


图 2 “污染”模拟图像: 在理想模拟图像上, X 和 Y 方向加上方差为 2 像元的位置误差; 大小: 512×512

Fig 2 Corrupted simulated image up and right 2 pixels in X direction and Y direction respectively from ideal simulated image. The size is 512×512

表 1 包含 24 个样本的模拟数据; UI 表示未校正影像, RI 表示参考影像

Table 1 One set of simulated data with 24 samples. XI, YI are explanatory variables, XO, YO are response variables. UI means Uncorrected Image, RI means Reference Image

UI(X)	UI(Y)	RI(X)	RI(Y)
95.99609	426.0039	93.99609	426.0039
188.9961	410.0039	186.9961	410.0039
204.9961	312.9961	202.9961	312.9961
331.9961	250.0039	329.9961	250.0039
384.9961	152.0039	383.0039	152.0039
408.9946	39.00391	407.0039	39.00391
364.9972	337.0039	362.9961	337.0039
314.0039	420.0039	312.0039	420.0039
446.0039	254.0039	444.0039	254.0039
95.99219	294.0078	93.99609	294.0039
47.00391	334.0039	45.00391	334.0039
152.9961	166.0039	151.0039	165.9961
266.0039	199.0039	264.0039	198.9961
281.9961	90.00391	280.0039	90.00391
465.0039	97.00391	463.0039	97.00391
60.00391	206.0039	58.00391	206.0039
41.99609	133.9961	39.00391	133.9961
190.9844	54.98438	188.0039	55.00391
88.00391	34.99609	84.99609	34.99609
306.9961	325.0039	305.0039	325.0039
481.9961	192.0039	479.9961	192.0039
234.0039	458.0039	232.0039	458.0039
347.0039	474.0039	345.0039	474.0039
351.9961	29.00391	350.0039	29.00391

(2) 给参考控制点加入随机误差: 当 RCPs 不存在误差时, CALS 和 RCALS 的估计与 OLS 相同。为了测试 CALS 和 RCALS 校正偏差的能力, 在 RCPs 中人为添加随机误差, 通过这种方法, 可以观测 RCPs 中的误差对图像校正精度的影响。

(3) 校正: 为了避免校正过程中重采样和内插的影响, 这里是通过一阶变形可以产生的模拟误差图像。因此, 这里选择一阶回归模型。

4 结果分析

在这一部分中分析 CALS 和 RCALS 估计的效果, 并对估计结果进行比较。主要是比较各种估计方法得到的回归系数的均方差。

4.1 估计方法比较

这里, 采用回归系数估计的均方误差 (Mean

Square Error MSE) 分析它们对图像校正精度的影响。具体方法如下:

$$R = MSE(\hat{\beta}) = E(\hat{\beta} - \beta)^T (\hat{\beta} - \beta) \quad (15)$$

MSE 估值为

$$\hat{R} = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (\hat{\beta} - \beta)^T (\hat{\beta} - \beta), \quad i = 1, \dots, k \quad (16)$$

对每一个不同的 σ_δ^2 进行 20 次试验, 表 2 选择其中 3 个作为代表, 即 $\sigma_\delta^2 = 1, 2$ 和 2.5 , $\beta_x = (2 \ 0 \ 1)$, $\beta_y = (2 \ 1 \ 0)$ 和 $\Omega_\delta = \sigma_\delta^2 I$ 并给出了比较结果。同时, 计算不同 σ_δ^2 值的 \hat{R} , 结果显示 CALS2 比其他方法具有更好的性能。

从表 2 可以看出一些特性。首先, CALS2 的回归系数估值时好时坏。例如, 当 $\sigma_\delta^2 = 2$ 和 2.5 时, \hat{R} 的值极小, 当 $\sigma_\delta^2 = 1$ 时, \hat{R} 的值极大。原因在于, 在统计理论中 CALS2 只有在大量样本数目时才有效。但在影像校正过程中, 每一个采样点是在费时而且昂贵, 样本空间必须保持足够小^[5]。因此, CALS2 的

表 2 回归系数的比较

Table 2 The comparison of regression coefficients

真值	方法	β_0	β_1	β_2	σ_ϵ^2	σ_δ^2	\hat{R}
$\sigma_\epsilon^2 = 2$ $\sigma_\delta^2 = 1$ $\beta_{y1} = (2 \ 0 \ 1)$ $\beta_{y2} = (2 \ 1 \ 0)$	RCALS	2.1020844	4.1112e-007	0.99985776	1.0346276	0.17000723	0.37252052
		1.6417400	1.0002787	0.00012789653	0.77747503	0.11437380	
	CALS2	2.0918853	-4.6593e-006	0.99990336	0.31434077	1	0.38087295
		1.6303770	1.0003250	0.00012249023	0.027603082	1	
	CALS1	2.0967715	-2.2301e-006	0.99988151	0.60237374	0.60237374	0.37520691
		1.6374874	1.0002961	0.00012587328	0.44582912	0.44582912	
OLS	2.1041733	1.4496e-006	0.99984843	1.3140926		0.37168957	
	1.6432074	1.0002728	0.00012859465	0.97299483			
$\sigma_\epsilon^2 = 2$ $\sigma_\delta^2 = 2$ $\beta_{y1} = (2 \ 0 \ 1)$ $\beta_{y2} = (2 \ 1 \ 0)$	RCALS	2.6537296	0.001143149	0.99665739	1.0090178	0.16381646	0.741790
		2.3505358	1.0003343	-0.0012377029	2.2830002	0.33580188	
	CALS2	2.6313630	0.001132091	0.99675731	0.70857441	2	0.712061
		2.3292396	1.0004213	-0.0012479744	0.85563459	2	
	CALS1	2.6485651	0.001140596	0.99668046	0.58782690	0.58782690	0.731403
		2.3380819	1.0003852	0.0012437094	1.3090501	1.3090501	
OLS	2.6557249	0.001144135	0.99664848	1.2782615		0.745584	
	2.3548326	1.0003168	-0.0012356308	2.8571141			
$\sigma_\epsilon^2 = 2$ $\sigma_\delta^2 = 2.5$ $\beta_{y1} = (2 \ 0 \ 1)$ $\beta_{y2} = (2 \ 1 \ 0)$	RCALS	1.4577786	0.000206181	1.0016535	2.5736210	0.42452286	1.626953
		3.5339340	0.99776894	-0.0033031654	2.4216008	0.35231270	
	CALS2	1.4321678	0.000193157	1.0017682	0.76372139	2.5	1.610265
		3.5068180	0.99788040	-0.0033170057	0.53525467	2.5	
	CALS1	1.4445419	0.00019945	1.0017128	1.4972648	1.4972648	1.619109
		3.5208429	0.99782275	-0.0033098468	1.3892341	1.3892341	
OLS	1.4630165	0.00020884	1.0016300	3.2722243		1.629413	

实验结果不总是与理论结果相一致。第二点, 因为估值考虑到测量误差, 所以 RCALS 和 CALS 表现稳定。估计 σ_e^2 和 σ_s^2 时, RCALS 估计比 CALS 好。第三点, RCALS 和 CALS 估计方法在回归系数和测量误差的方差估计上性能都很好。最后, CALS2 输出变量的测量误差的方差估计是最优的, 原因是 CALS2 利用了比其他方法更多的信息量。图 3 和图 4 显示了校正结果。

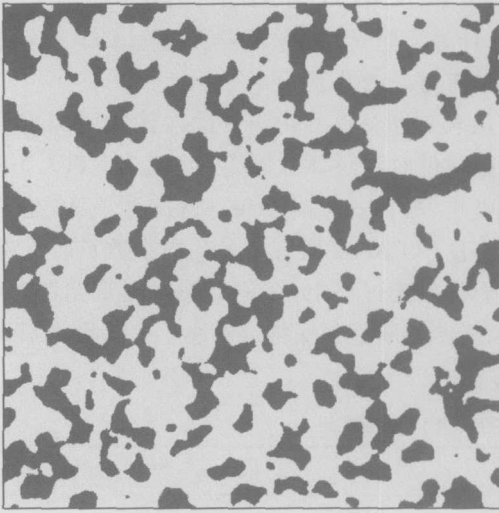


图 3 CALS2 校正的影像

Fig 3 Corrected image by CALS2

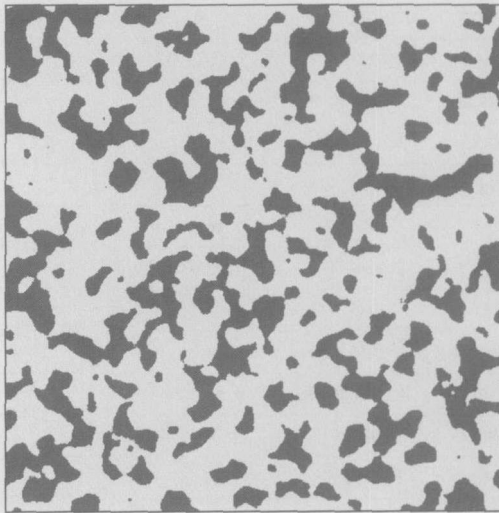


图 4 OLS 校正的影像

Fig 4 Corrected image by OLS

4 2 遥感数据误差传递

在遥感数据的误差传递研究领域, 影像配准过程的误差传递特征非常重要。众所周知, 经过传感器接收信号和数据预处理后所获得的原始图像, 具

有各种类型的系统误差和随机误差。原始图像的统计特征值包括均值、方差和自相关度。校正后, 修正图像的统计特征值如何变化? 控制点的不确定性如何传递? 这是想要知道的主要问题。利用 CALS 和 RCALS 影像配准估计可以找到答案。

在前节, 曾经介绍如何产生理想的模拟图像和模拟的误差影像, 并且是无误差和完全随机的。可以将模拟的误差图像作为原始图像, 尽管它没有实际原始图像复杂。配准后的图像称作配准图像。通过方程 (11) 和 (12) 可以得到测量误差 σ_e^2 和 σ_s^2 的方差估计。从方程 (13) 可得 $\sigma_y^2 = \sigma_e^2$ 校正后的校正图像的每一个像素的方差。应注意 RCPs 的真值是确定变量而非随机变量。从表 2 中可以发现, 在各种方差误差下的 CALS1, CALS2 和 RCALS 估计。

4 3 讨 论

通过对以上几种情况的讨论, 总结 CALS 和 RCALS 用于图像配准的特点和深入探讨的问题如下: (1) 配准含有误差的 RCPs; (2) 在先验信息已知或未知的情况下, 正确的估计被配准图像的 RCPs 误差; (3) 补偿模型误差; (4) 估计配准图像中的误差传递。

尽管 CALS 和 RCALS 估计具有以上优点, 当解释变量存在误差时, 由于图像数据所具有的内生特征 (空间性、连续性和可变性), 还有一些问题应在近期做深入讨论。

(1) 从统计的观点来看, 理论上认为, 在大样本空间时, CALS 和 RCALS 模型有效。至于小样本空间, 尽管回归结果有时不太好, 但是如果将 CALS 和 RCALS 模型应用于每一次校正过程或者遥感的其他过程, 还是能够得到良好的结果的。

(2) 对高阶回归, CALS 和 RCALS 模型性能好, 因为它们通常对线性回归具有良好的补偿能力。

(3) 控制点排列合理与否将会影响到基于 CALS 和 RCALS 模型的回归结果。可以通过控制点布局的变化观察图像校正精度的变化趋势。

如何将 CALS 和 RCALS 应用到真实遥感影像的配准过程将再以后的文章中继续讨论。

参 考 文 献 (References)

- [1] Jensen JR. Introductory Digital Image Processing: A Remote Sensing Perspective. Upper Saddle River, N. J.: Prentice Hall, 1996.
- [2] Richards JA, Jia X P. Remote Sensing Digital Image Analysis: An Introduction [C]. Berlin, New York: Springer-Verlag, 3rd

- ed 1999
- [3] Shin D, Pollard JK, Muller J P. Accurate Geometric Correction of ATSR Images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 1997, **35**(4): 997—1006
- [4] Dai X L, Khorman S. The Effects of Image Misregistration on the Accuracy of Remotely Sensed Change Detection[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1998, **36**(5): 1566—1577.
- [5] Lunetta R S, Congalton R G, Fenstermaker L K, *et al* Remote Sensing and Geographic Information System Data Integration: Error Sources and Research Issues [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 1991, **57**(6): 677—687.
- [6] Ge Y, Leung Y, Ma J H, *et al* EV Model-based Registration of Remote Sensing Image[A]. Fisher P F. *Developments in Spatial Data Handling*. Springer Verlag, 2004
- [7] Camel Y, Dean D J, Fisher C H. Combining Location and Classification Error Sources for Estimating Multi-temporal Database Accuracy[J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 2001, **67**(7): 865—872.
- [8] Moreno J F, Melia J. A Method for Accurate Geometric Correction of NOAA AVHRR HRPT Data[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 1993, **31**(1): 204—226
- [9] Townshend J R, Justice C O, Gurney G, *et al* The Impact of Misregistration on Change Detection[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing* 1992, **30**(5): 1054—1060.
- [10] Buiten H J. Matching and Mapping of Remote Sensing Images: Aspects of Methodology and Quality[A]. Proceedings of 16th ISPRS Congress[C], Kyoto, Japan, 27 B10(III).
- [11] Buiten H J, Clevers J G P W. Land Observation by Remote Sensing: Theory and Applications[M]. Gordon and Breach Science Publisher USA, 1993.
- [12] Kapteyn A, Wansbeek T J. Errors in Variables: Consistent Adjusted Least Squares(CALS) Estimator. *Communication in Statistics—Theory and Methods* 1984, **13**: 1811—1837.
- [13] Wansbeek T, Meijer E. Measurement Error and Latent Variables in Econometrics[M]. Amsterdam; New York: Elsevier, 2000.
- [14] Janssen L L F, Van der Weij F J M. Accuracy Assessment of Satellite Derived Land Cover Data: A Review [J]. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 1994, **60**(4): 419—426