

一种新的基于条件数的图像配准算法

马丽涛¹⁾ 杨丹²⁾ 张小洪²⁾ 李博¹⁾

¹⁾ (重庆大学数理学院, 重庆 400030) ²⁾ (重庆大学软件学院, 重庆 400030)

摘要 提出了一种新的基于条件数的图像配准算法。该方法在 Harris 算法提取角点的基础上, 采用条件数定量地分析了噪声对确定图像间变换关系的影响程度, 通过阈值设定筛选出具有良好稳定性的角点, 克服了 Harris 角点检测可能存在的角点位置偏移和易受噪而提取出伪角点等问题。最后选择了 Random Sample Consensus (RANSAC) 匹配准则来确定匹配点对。经过实验证明了该配准算法具有精确性、抗噪性和鲁棒性。

关键词 条件数 Harris 角点检测 RANSAC 图像配准

中图分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2008)02-0277-07

A New Method for Image Registration Based on Condition Number

MA Li-tao¹⁾, YANG Dan²⁾, ZHANG Xiao-hong²⁾, LI Bo¹⁾

¹⁾ (College of Mathematics & Physics, Chongqing University, Chongqing 400030)

²⁾ (School of Software Engineering, Chongqing University, Chongqing 400030)

Abstract In this paper, a novel Harris corner detection algorithm based on condition number is proposed. Firstly feature points are extracted using Harris corner detector which usually leads to either missing significant corners or detecting false corners due to noise. To overcome these drawbacks, condition number, which investigates the relationship between noise and the transformation of images, is used to screen out the steady points. Then a new match method called Random Sample Consensus (RANSAC) is applied to determine matching pairs. A number of experiments demonstrate the accuracy, efficiency and robust of the approach.

Keywords condition number, Harris corner detection, RANSAC, image registration

1 引言

在计算机视觉领域中, 基于特征的图像配准方法是图像配准中最常见的方法之一。而角点作为图像的一个重要的局部特征, 在保留了图像中物体重要特征信息的同时有效地减少了信息的数据量, 成为图像理解和模式识别中重要的图像特征。基于角点的图像配准中有两个重要的环节: 一是角点特征的提取; 二是相似性度量, 即特征匹配准则。

目前的角点检测算法主要分为两类: 一类是基于边缘图像的角点提取, 即通过提取边缘线上具有最大转角的点。这类方法的主要缺点是角点对边缘线的依赖较大, 如果边缘线由于某种原因发生中断 (在实际中经常会出现这种情况), 则会对角点的提取结果造成较大的影响, 如提取出伪角点等。另一类是直接基于图像的角点检测, 它们主要通过计算曲率及梯度来达到检测角点的目的。这类方法往往用某点的梯度与曲率的某种运算结果的局部极值点作为角点的位置, 如二者乘积的局部极大值点, 但此类方法在理论上存在一些问题, 这些局部极值点并

基金项目: 重庆市自然科学基金项目 (CSTC2005BA2002)

收稿日期: 2006-06-22 改回日期: 2006-10-09

第一作者简介: 马丽涛 (1983~), 女, 重庆大学数理学院应用数学专业在读硕士研究生。研究方向为数字图像处理。Email: lmal821

不在通常所定义的角度位置上,即出现角点位置偏移。Harris角点检测是一种直接基于灰度图像的角点提取算法^[1,2],具有比较理想的结果,其应用非常广泛。但是同样存在角点位置偏移和易受噪而提取出伪角点等问题。

因此本文将条件数引入到经典的Harris算法中,通过对噪声的定量分析,获取具有良好稳定性的图像特征。从原理上分析,在基于特征的图像处理中,图像间的变换关系依赖于特征点的位置信息,这就需要特征提取算法具有良好的噪声鲁棒性。而很多传统的特征提取算法旨在提高算法的抗噪能力,没有给出对噪声影响程度的定量分析。矩阵论中矩阵的摄动对其特征值变化的影响程度是用条件数来刻划的,这正对应了图像处理中噪声对确定图像间变换关系的影响程度。新的角点检测算法弥补了Harris检测的不足,大大提升了特征点的匹配率,从而提高配准精度。

点特征的匹配方法有很多种。常见的主要有基于局部灰度信息的特征匹配方法和基于边缘形状信息的特征匹配方法。前者以局部区域灰度特性作为两点相似性的度量标准,而后者则以边缘形状信息作为两点相似性的度量标准。而在匹配过程中,通常会遇到两类错误匹配点:一是错误定位造成的错误匹配点,这往往是图像中的噪声引起的;二是错误匹配,这是由于非匹配点的局部相似性等造成的。

实际中常常发现,误匹配的存在使得这些匹配方法对变换的估计变得困难甚至失败。因此需要寻求一种方法,在考虑误配存在的情况下能够很好地消除其影响,并将它们识别出来,然后依据变换评价函数计算出最优的变换。本文选取了在这方面具有良好的表现的RANSAC(Random Sample Consensus)算法,从而提高了整个配准算法的性能。

2 条件数

2.1 概念

首先,图像的匹配问题可以转换成目标函数的最小化问题,通过求解目标函数的最优解获得图像匹配的最优变换的参数。

对给定的两幅图像 g, \hat{g} 点 (x, y) 关于变换 T 的点匹配目标函数为:

$$f(T) = \frac{1}{2} \sum (g(T(x', y')) - \hat{g}(x', y'))^2$$

式中, \sum 是在点 (x, y) 的一个特征邻域内求和; (x', y') 是点 (x, y) 邻域内的点; T 的 3 种常见变换关系如下:

(1) 平移: 参数向量是 $p = (a, b)$

$$T(x', y') = \begin{bmatrix} x' + a \\ y' + b \end{bmatrix}$$

(2) 旋转-伸缩-平移 (RST): 参数向量是 $p = (\theta, r, a, b)$

$$T(x', y') = \begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta \\ -\sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x' - x \\ y' - y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix}$$

(3) 仿射: 参数向量是 $p = (m_1, m_2, m_3, m_4, a, b)$

$$T(x', y') = \begin{bmatrix} m_1 & m_2 \\ m_3 & m_4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x' - x \\ y' - y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix}$$

在匹配问题中,噪声等因素的存在会对变换参数 p 产生不同程度的影响,由此引入条件数来定量地刻画这种影响程度。

定义 条件数 K 度量了参数向量 p 对扰动 $(\Delta g, \Delta \hat{g})$ 的敏感度

$$K = \lim_{\delta \rightarrow 0} \frac{\max_{\|(\Delta g, \Delta \hat{g})\| \leq \delta} \|\Delta p\|}{\|(\Delta g, \Delta \hat{g})\|}$$

式中, $\|(\Delta g, \Delta \hat{g})\| = (\|\Delta g\|^2 + \|\Delta \hat{g}\|^2)^{1/2}$, Δp 表示 p 随着扰动 $(\Delta g, \Delta \hat{g})$ 的变化量。

2.2 定理

在将条件数引入图像处理之前,介绍两个有用的定理。

定理 1^[3] 设变换加噪声问题为

$$\hat{g}(x', y') = g(T(x', y')) + \eta(x', y')$$

式中, $\|\eta\| < \delta$ (x', y') 取遍以 (x, y) 为中心的邻域。当 $\delta \rightarrow 0$ 时,得到

$$K_T^2 = \|(A^T A)^{-1}\|$$

式中, $A = \begin{bmatrix} v_1 \\ \vdots \\ v_n \end{bmatrix}$, 行向量 v_i 取决于变换类别, 平移,

RST和仿射变换对应的 v_i 分别为

平移: $v_i = (\hat{g}_x^i, \hat{g}_y^i)$

RST:

$$v_i = (\hat{g}_x^i, \hat{g}_y^i, \hat{g}_x^i(x_i - x) + \hat{g}_y^i(y_i - y), \hat{g}_x^i(y_i - y) - \hat{g}_y^i(x_i - x))$$

仿射:

$$v_i = (\hat{g}_x^i, \hat{g}_y^i, \hat{g}_x^i(x_i - x), \hat{g}_x^i(y_i - y), \hat{g}_y^i(x_i - x), \hat{g}_y^i(y_i - y))$$

式中, (x_i, y_i) 是以 (x, y) 为中心的窗口中的第 i 个点; $\hat{g}_x^i = \hat{g}_x(x_i, y_i)$, $\hat{g}_y^i = \hat{g}_y(x_i, y_i)$, 其下标表示对 $\hat{g}(x, y)$ 求偏导。

定理 2^[4] 在定理 1 的假设条件下, 有

$$K_{\text{Trans}} \ll K_{\text{RST}} \ll K_{\text{Affine}}$$

式中, K_{Trans} , K_{RST} , K_{Affine} 分别表示平移变换、RST 变换和仿射变换下对应的条件数。

由前面两个定理, 可以得到如下结论: 对平移变换病态 (对变换很敏感即条件数值很大时我们称之为病态) 的点对 RST 和仿射变换仍是病态的, 同时由定理 1 的结论可以看出, 平移变换的条件数的计算量要比 RST 和仿射变换的少很多。综合以上两点可以采用平移变换的条件数来消除图像中的病态点即不稳定点。

2.3 实现

由定理 1 中条件数的形式可以看出, 条件数主要由 \hat{g}_x 和 \hat{g}_y 组成, 并不需要知道变换关系的参数情况。对平移变换的条件数来说, 矩阵 $A^T A$ 是 2×2 的, 且

$$A^T A = \begin{bmatrix} \sum \hat{g}_x^2 & \sum \hat{g}_x \hat{g}_y \\ \sum \hat{g}_x \hat{g}_y & \sum \hat{g}_y^2 \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中, \sum 是在点 (x, y) 的一个窗内求和。

考虑到矩阵 $A^T A$ 的特征值经常用于对局部图像结构的分析 (例如, 面、线或角点的结构) 上, 这个矩阵与条件数的联系也就不足为奇了。

对一个 2×2 的矩阵, 它的逆可以很精确地求出来。但为防止矩阵 $A^T A$ 产生奇异性有必要对它进行一个修正。

$$K^2 = \|(A^T A + \epsilon I)^{-1}\| \quad (2)$$

式中, I 是 2 阶单位矩阵, ϵ 是个很小的值, 实验中取 $\epsilon = 10^{-8}$, 使用的是 2 范数。

3 RANSAC

在实际应用中, 很多情况下很难保证匹配的结果全部是正确的, 误配的存在使得变换的估计变得困难甚至失败。我们寻求一种方法, 在考虑误配存在的情况下能够很好地消除其影响, 正确地估计变换。为了消除这些误配点的影响, 必须将它们识别出来, 然后才能在变换评价函数的帮助下计算出最优的变换。在这方面, RANSAC 算法具有良好的表现。

为了清楚解释 RANSAC 算法^[4, 5]的过程, 同时也展现其实质, 用一个简单情形的例子进行说明。例子是针对线性变换的, 但是对于仿射变换或投影变换这种算法的思想是类似的。考虑一个经典的数值分析的例子: 寻找一条直线, 使得它可以拟合一个 2 维的点集。这可以进一步叙述成: 给定一组 2 维的点, 找到一条直线使得所有点到直线的距离之和最小。可以解决这个问题的鲁棒的算法有很多, 但是它们各自有不同的适应情况, 使用哪一种依赖于无效点的比例。比如, 如果知道只有一个无效点, 那么可以通过轮流删除一个点并对剩余的点进行最优直线估计。如果无效点的比例很大, 这样的方法就不适用了。这时候就需要一个在无效点比例较大的情况下仍然有效的估计算法, 这就是 RANSAC 算法。RANSAC 算法可以处理含有很大比例无效点的情形。

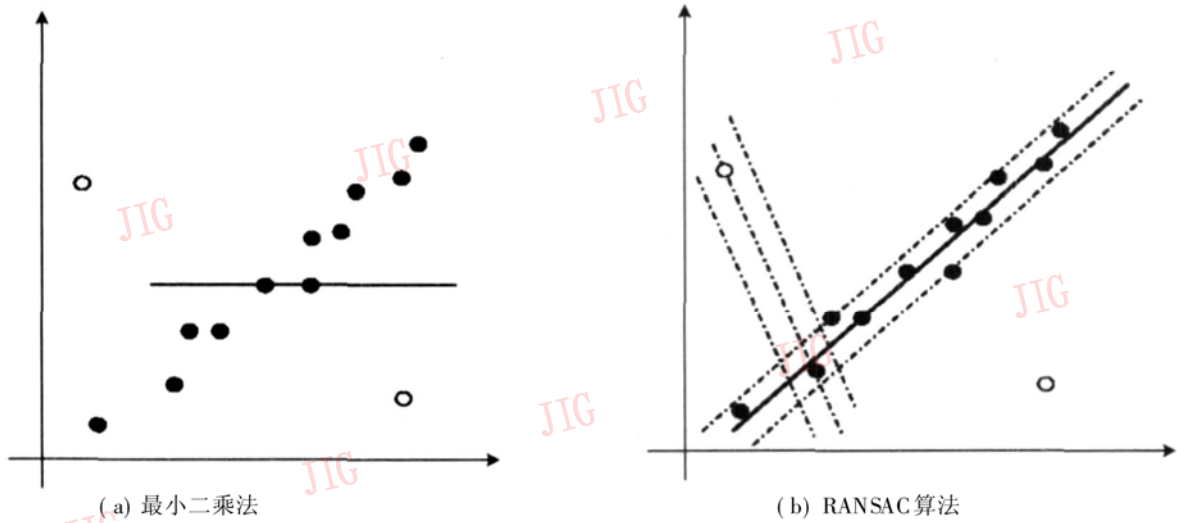
RANSAC 算法的思想简单而巧妙: 首先随机地选择两个点, 这两个点确定了一条直线。称直线的支撑为在这条直线的一定距离范围内的点的数目。这样地随机选择重复数次, 然后具有最大支撑的直线被确认为是点集的拟合。在拟合的误差距离范围内的点被认为是有效点, 它们构成所谓的一致集, 反之则为无效点。根据算法描述, 可以很快判断, 如果只有一个无效点, 那么随机选取的包含无效点的初始点集确定的直线不会获得很大的支撑。如图 1 所示。一般的最小二乘法会严重地被一个不需要的点影响; 在 RANSAC 算法中, 直线通过其在一定误差范围内的点数获得而选定, 图 1(b) 中的最优直线有 10 个支持点。

值得注意的是, 利用数据拟合得到最优的模型, 需要限定随机选取的样本包含确定模型需要数据的最小的集合, 不然无法得到确定的解。在本例子里需要确定直线, 所以需要两个点, 对于投影变换, 这样的最小集合要有 4 个点。

本文算法不同于传统的算法。RANSAC 算法过程与传统的光滑化的技术相反, 传统技术用尽可能多的数据获得初始的解决方案, 然后除去无效的点, 而 RANSAC 算法用尽可能小的初始数据并在一致性的条件下扩大这个集合^[5]。

由前面所述, RANSAC 算法的基本过程可以总结如下:

- (1) 从数据点集合 S 中随机选取一个数据点样本, 并求出这个子集初始化模型。



(a) 最小二乘法

(b) RANSAC算法

图 1 鲁棒的直线估计 (实心的点是需要点, 空心的点是不需要的点)

Fig 1 For robust estimation of line(stone points is needed and the hollow points is not)

(2) 找出按照阈值 T 成为当前模型的支撑的数据点集 S_i 。集合 S_i 就是样本的一致集 (consensus set), 被定义为有效点。

(3) 如果集合 S_i 的大小超过了某个阈值 T_1 , 用 S_i 重新估计模型并结束。

(4) 如果集合 S_i 的大小小于某个阈值 T_2 , 选取一个新的样本, 重复上面的步骤。

(5) 经过了 N 次尝试, 最大的一致集 S_i 被选中, 用它来重新估计模型, 得到最后的结果。

4 算法流程

对角点提取中出现的位置偏移、伪角点等不稳定的情况, 采用条件数来加强稳定性, 通过条件数来度量角点的稳定情况。即对每个角点提取一个特征邻域, 在此邻域内根据式 (1) 计算 $A^T A$ 从而由式 (2) 得到该点的条件数 K 。 K 越大说明该点的稳定性越差。因而设定一定的阈值 T_k 去除 $K > T_k$ 的不稳定角点, 为后一步配准提供了良好的基础。

配准时采用了可高度容忍误配存在的 RANSAC 算法, 同时为进一步提高配准效率, 实验中首先利用相关性 / RANSAC 算法本身的时间复杂度比较高。需要一个计算量较少, 较简单的算法来降低计算量) 对图像进行了初匹配, 即得到了一个比较接近最优模型的初始化模型 (称之为次优解), 保证了配准算法的有效性, 使匹配更容易更快地达到最优状态。该算法的流程图如图 2 所示。

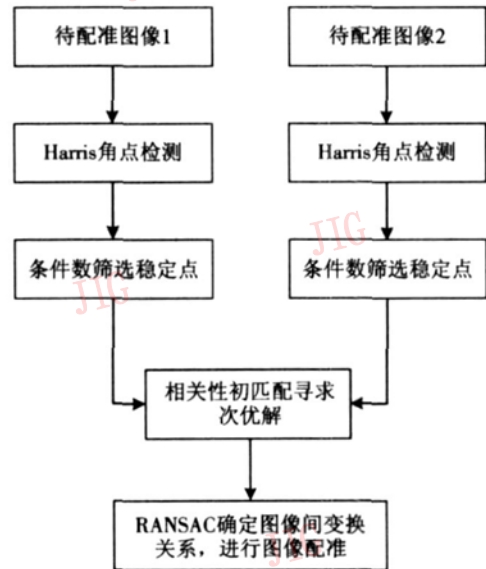


图 2 基于条件数的图像配准算法流程图

Fig 2 The flow chart of in age registration algorithm based on condition number

5 图像配准实验和结果分析

将上述方法分别应用于遥感图像和航空图像中。图 3 分别是两幅取自不同传感器的航拍图像。图 4 分别是两幅取自不同传感器的遥感监测图像。图 5 分别是两幅时间差异 4 年的图像。图 3~ 图 5 中 (c) 和 (d) 分别是利用 Harris 角点检测算法对待配准图 (a) 和 (b) 进行特征点提取的结果, 然后在这些特征点集合中, 利用条件数筛选出不稳定的特征点, 接着将 Harris 和 RANSAC 结合得到的匹配点对

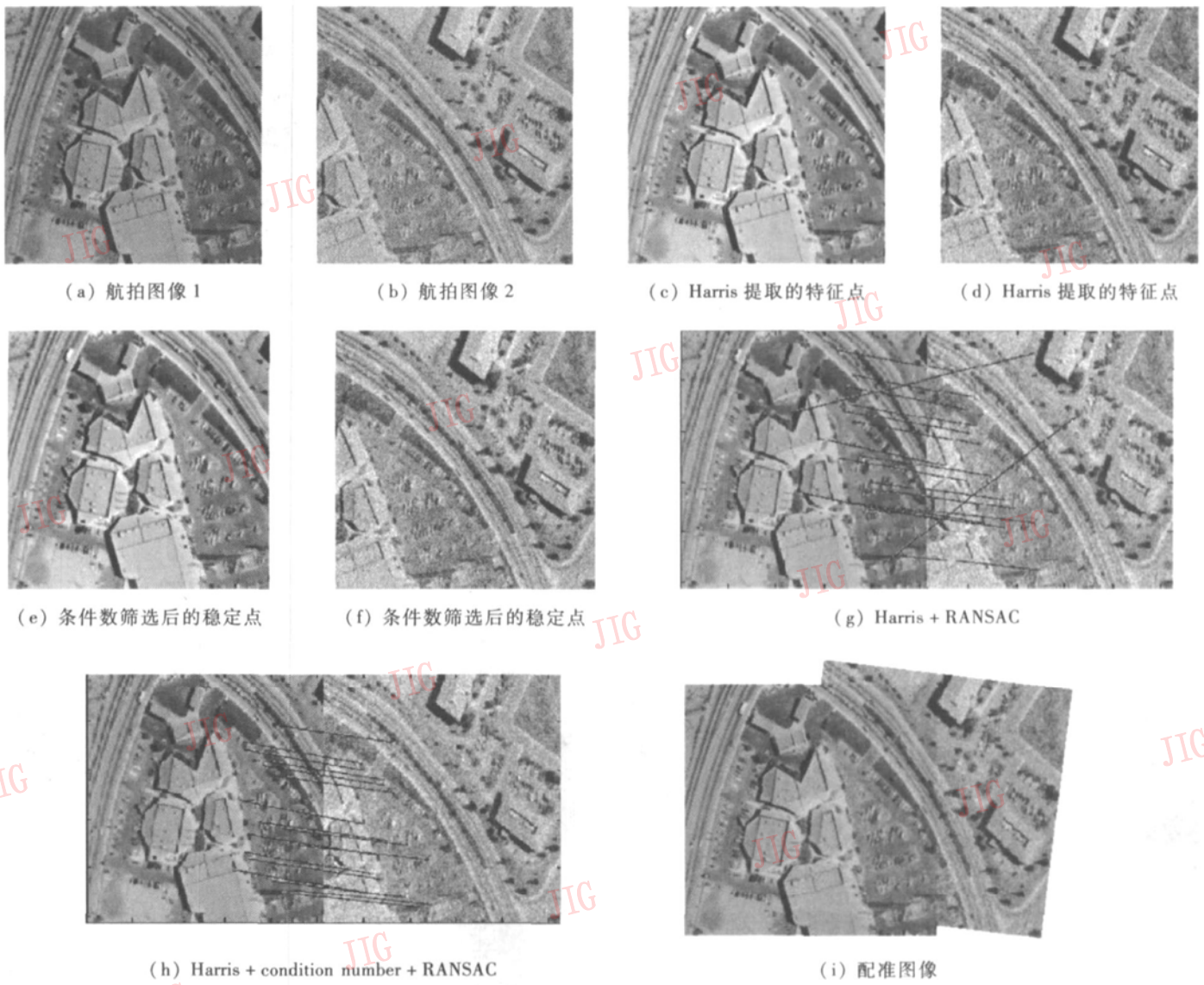
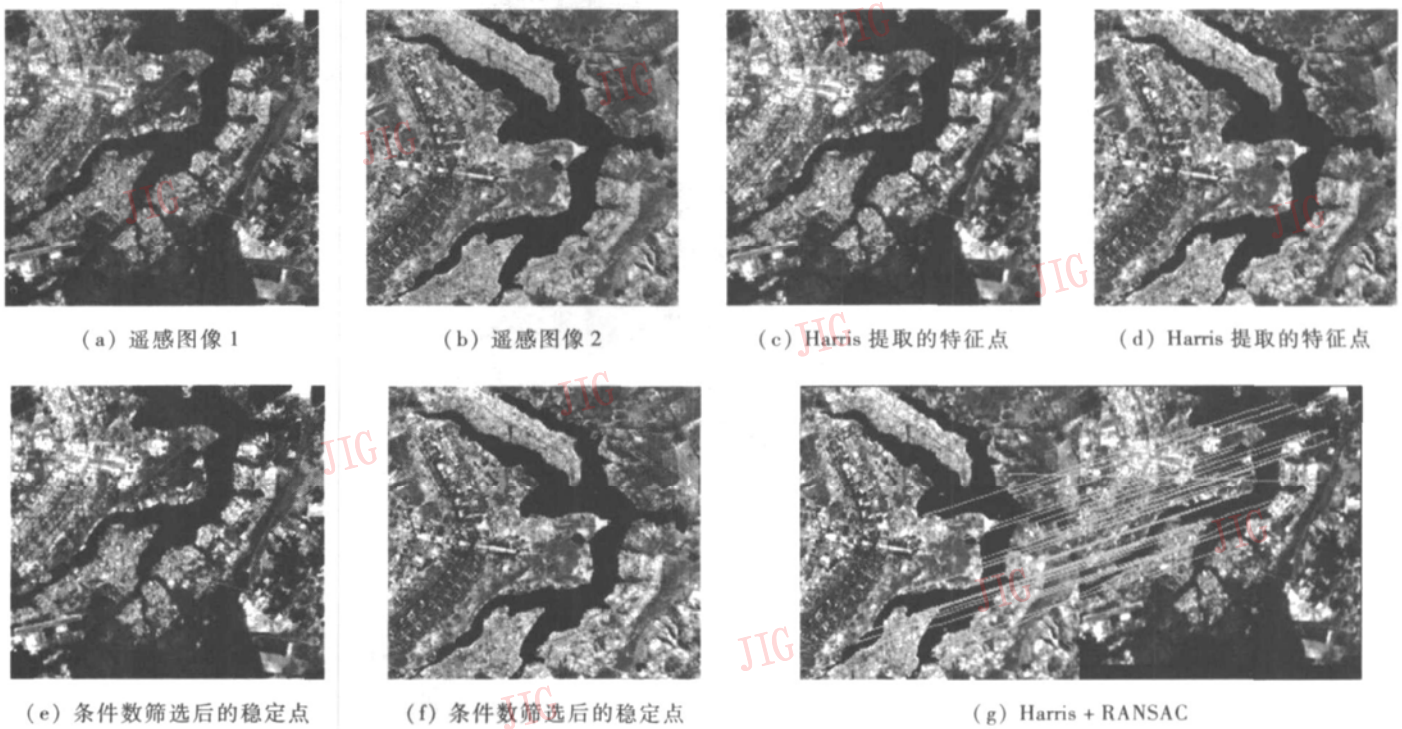
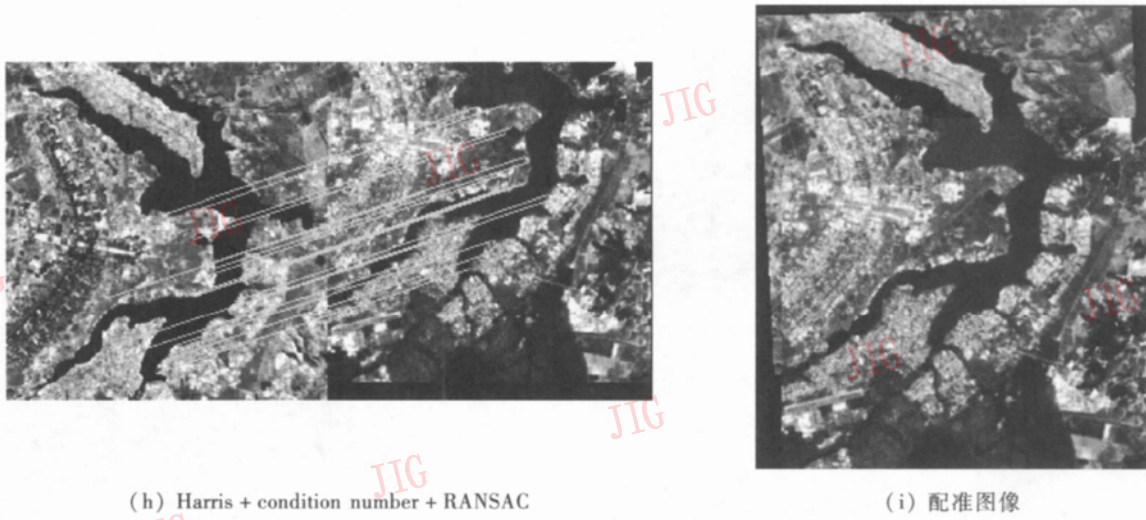


图 3 两幅航拍图像之间的配准

Fig. 3 Registration of two aerial images



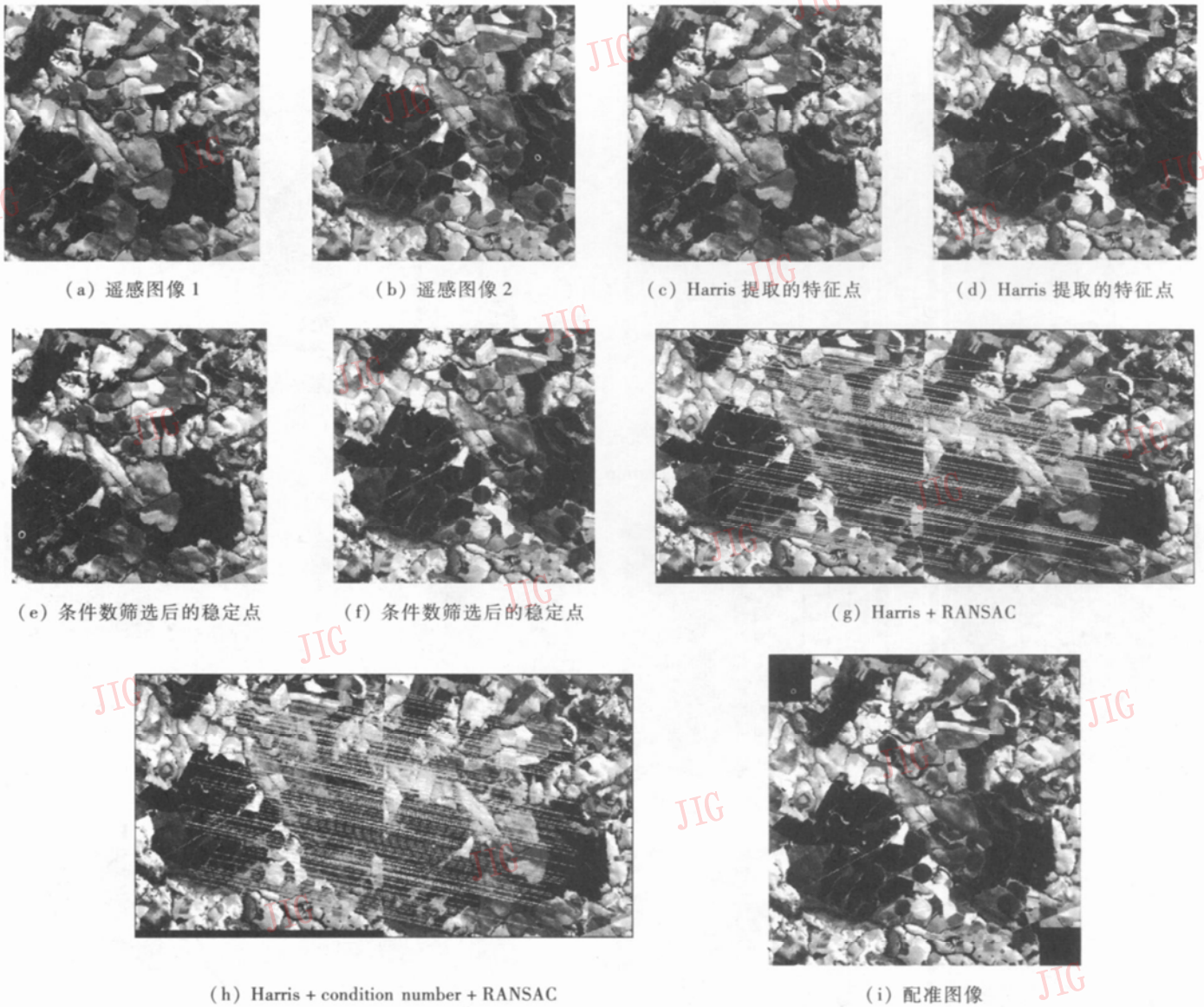


(h) Harris + condition number + RANSAC

(i) 配准图像

图 4 两幅遥感图像之间的配准

Fig. 4 Registration of two different sensor images



(a) 遥感图像 1

(b) 遥感图像 2

(c) Harris 提取的特征点

(d) Harris 提取的特征点

(e) 条件数筛选后的稳定点

(f) 条件数筛选后的稳定点

(g) Harris + RANSAC

(h) Harris + condition number + RANSAC

(i) 配准图像

图 5 两幅具有 4 年时间差的图像之间的配准

Fig. 5 Registration of two Landsat images with four year difference

图 (g) 与 Harris、condition number 和 RANSAC 结合得到的图 (h) 进行了比较, 最后给出了各图配准后的图像 (i)。

从给出的图像中可以看出条件数删掉了一些明显的伪角点和一些不太稳定的角点, 从而能进一步提高 RANSAC 的配准精度。由于实验中稳定点的个数取决于所选取的阈值, 所以可以通过调整阈值来寻找比较理想的数值。

6 结 论

基于条件数的 Harris 角点检测算法, 通过条件数来判断各个点的稳定情况, 从而剔除了不稳定点, 并利用 RANSAC 算法进行角点匹配, 两种方法的有效结合使得整个算法具有了计算量小、匹配精度高、抗噪性强和适用性广等优点。

参考文献 (References)

1 Harris C, Stephens M. A Combined Corner and Edge Detector [A].

In: Proceedings of 4th A lvey V ision Conference [C]. Manchester UK, 1988. 189~ 192

2 Overgaard N C. On a Modification to the Harris Corner Detector [A]. In: Symposium Svenska Sällskapet för Bildanalys [C], Stockholm, 2003. 6~ 7.

3 Kenney C S, Manjunath B S, Zuliani M, *et al*. A condition number for point matching with application to registration and post-registration error estimation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(11): 1437~ 1454

4 Fischler M A, Bolles R C. Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography [J]. Communications of ACM, 1981, 24(6): 381~ 395

5 Chen Fu-xing, Wang Rui-sheng. Fast RANSAC with preview model parameters evaluation [J]. Journal of Software, 2005, 16(8): 1431~ 1437. [陈付幸, 王润生. 基于预检验的快速随机抽样一致性算法 [J]. 软件学报, 2005, 16(8): 1431~ 1437.