

## 基于聚类的非共线多 CCD 遥感图像误匹配点去除方法

黄利\* 尤红建

(中国科学院空间信息处理与应用系统技术重点实验室 北京 100190)

(中国科学院电子学研究所 北京 100190)

(中国科学院大学 北京 100049)

**摘要:** 针对非共线多 CCD 遥感图像匹配点的分布特点, 该文提出一种基于聚类的误匹配点去除方法。首先, 根据匹配点的沿轨方向偏移量曲线, 获取匹配点的多维特征向量。然后, 对匹配点集进行聚类处理, 将所有点聚为一个簇, 最后根据簇半径序列曲线的变化趋势区分正确点和误匹配点。通过天绘 1 号 02 星全色遥感图像的实验和处理, 结果表明在误匹配点去除和正确匹配点保留方面所提算法与其它方法相比具有更好性能。

**关键词:** 遥感图像; 非共线; 电荷耦合器件; 误匹配点; 聚类

中图分类号: TP751

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2017)10-2382-08

DOI: 10.11999/JEIT170043

## A Method of Mismatching Points Elimination of Non-collinear Multiple CCDs Remote Sensing Images Based on Clustering Algorithm

HUANG Li YOU Hongjian

(Key Laboratory of Technology in Geo-spatial Information Processing and Application System,  
Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

(Institute of Electronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

(University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

**Abstract:** Considering the distribution characteristic of the matching points of non-collinear multiple Charge-Coupled Device (CCD) remote sensing images, a new method based on clustering to eliminate the mismatching points is proposed. First, the multi-dimensionality feature vector of matching points is obtained on the basis of the disparity curve in along-track direction. Second, all points are clustered to one cluster. Finally, the points are marked off according to the variation trend of the semi-diameter of the cluster. The experiment results running on the panchromatic image of mapping satellite 1-02 show that the method has better performance on eliminating the mismatched points and keeping the matched points.

**Key words:** Remote sensing images; Non-collinear; Charge-Coupled Device (CCD); Mismatching points; Clustering

### 1 引言

为了获取高分辨率、高幅宽的遥感影像, 非共线多 CCD 被广泛应用到星载高分相机中, 例如美国的 WorldView, QuickBird 以及我国的 CEBS-02B、天绘一号<sup>[1,2]</sup>。采用这种设计方式的相机, 其焦平面上的多片 CCD 通过视场拼接达到增加图像幅宽的目的<sup>[3]</sup>。由于非共线多 CCD 机械交错式排列的空间结构, 使相邻子图像在垂轨和沿轨方向存在偏移, 需要进行像方的拼接处理以生成无明显错位

的完整图像<sup>[4]</sup>。图像拼接的一般步骤是: 提取图像重叠区的同名点, 建立相邻图像变换模型, 最终完成图像配准。其中, 提取图像重叠区同名点最为关键, 因为同名点的相对位置关系可以体现片间错位的特性, 决定了图像变换模型的精度和最终图像的拼接精度。

由于机械交错式分布的多 CCD 奇偶片在焦平面上的相对距离较远且分时成像, 相邻 CCD 子图像重叠区域的片间偏移量之大小会随地形起伏、姿态颤振而变化, 并且幅值和频率变化没有规律, 这主要体现为沿轨方向偏移量曲线具有明显的局部特征。因此要精确表征相邻子图像的片间偏移量需要密集的匹配点。考虑到相邻子图像没有明显的旋转和尺度变化, 基于灰度的归一化互相关(Normalized Cross-Correlation, NCC)匹配算法是比较适合的图

收稿日期: 2017-01-12; 改回日期: 2017-05-11; 网络出版: 2017-06-27

\*通信作者: 黄利 huangli60@163.com

基金项目: 国家自然科学基金(41001214)

Foundation Item: The National Nature Science Foundation of China (41001214)

像密集匹配方法<sup>[5]</sup>。但是由于云层高度和云层移动等因素的影响，密集匹配会产生误匹配点，这些误匹配点会影响相邻子图像偏移量的确定。另外，由于云层高度和位置分布的随机性，误匹配点的分布也是随机的，这使它们更加严重地干扰了相邻图像相对几何位置关系的确定。综合以上分析可知，如何在尽可能多地保留正确匹配点的同时完全去除误匹配点是精确表征片间偏移量、提高非共线多 CCD 图像拼接精度的关键。

国内外相关学者提出了多种误匹配点去除方法，其中RANSAC (RANdom SAmple Consensus)是目前应用最广泛的算法之一<sup>[6-10]</sup>，该算法从匹配点集之中随机地选取一定数量的点对，并使用这些点对估计一个映射模型，然后观察其它点对是否支持这个模型。重复进行此过程，找出一个有最多点对支持的模型即为最优模型，这些点对被认为是正确点，其它为误匹配点。但是该算法要求事先规定一个判定点是正确点还是误匹配点的阈值，并且需要确定映射模型的具体形式，而全色相机 CCD 子图像重叠区匹配点中的误匹配点分布复杂，偏移量曲线变化无规律，难以找到满足条件的判定阈值和模型。文献[11,12]依据传感器成像特点和经验区分正确点和误匹配点。文献[13]通过点之间的相对变化来移除误匹配点但是要求偏移量曲线平滑。这些方法都不适合处理天绘一号全色相机的误匹配点去除问题。

基于以上分析，考虑到非共线多 CCD 遥感图像重叠区匹配点的特点和现有方法的局限，本文提出了一种基于聚类的非共线多 CCD 遥感图像误匹配点去除方法。首先根据沿轨方向偏移量曲线获取匹配点的多维特征向量，然后将点集进行聚类，最后根据簇半径变化趋势确定正确点和误匹配点区分边界。本文采用天绘一号 02 星全色数据对所提方法进行实验验证，并与 RANSAC 算法进行对比分析，证明其正确性和优势。

## 2 非共线多 CCD 遥感图像重叠区匹配点分布特点

本文以天绘一号全色相机为例描述非共线多

CCD 遥感图像重叠区匹配点的分布特点。全色相机焦平面上有 8 片线阵 CCD 沿卫星沿轨方向( $y$  方向)分上下两行交错排列，两行间距为 2014 像元，垂轨方向( $x$  方向)相邻 CCD 有 96 个像元的重叠<sup>[2]</sup>，如图 1 所示。

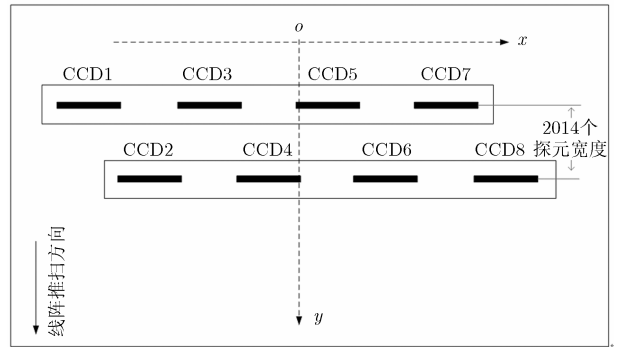


图 1 全色相机焦平面上多 CCD 排列图

我们采用偏移量曲线来表现和分析图像重叠区匹配点的分布情况。首先提取图像的左右重叠区，然后采用匹配算法得到密集分布的匹配点。将重叠区中每对同名点  $x$  和  $y$  方向的坐标值分别相减，得到了同名点在两个方向上的偏移量(为了方便计算， $y$  方向的偏移量全部减去偏置量 2014)，将其按  $y$  方向坐标值(即图像行号)增加的方向依次排列，绘制成线，就得到了垂轨和沿轨方向的片间偏移量曲线，如图 2 所示。偏移量曲线可以较直观地展示相邻子图像同名点在垂轨方向重叠和沿轨方向错位的随时间变化的情况。由于卫星姿态、偏流角和地形等因素的影响，相邻 CCD 所成子图像在  $x$  方向重叠和  $y$  方向错位的像素值会比设计值都有一定的偏差，尤其是  $y$  方向偏移量会随着地形起伏而明显变化。再加上云层等因素的影响，会产生很多误匹配点，使得整个  $y$  方向偏移量曲线形式复杂，变化无规律，局部特征明显。

由于相机焦平面上相邻 CCD 在  $y$  方向上距离相对较大，成像过程中高程投影差作用明显，所以由云高和云动等因素造成的误匹配点在  $y$  方向上相对偏移量曲线主体部分的偏离程度较大，这为区分匹

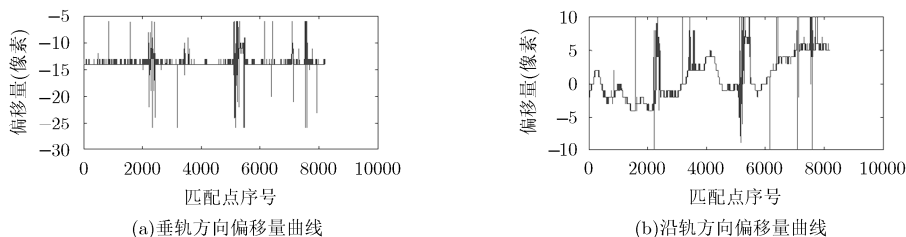


图 2 片间偏移量示意图

配点集之中的正确点和误匹配点提供了条件, 所以选择以  $y$  方向的偏移量曲线作为处理和评估对象, 设计算法去除原始匹配结果中的误匹配点。

### 3 算法构造

本文以匹配点的  $y$  方向偏移量曲线为基础, 结合聚类算法去除误匹配点。该方法主要分为 3 个步骤: 提取原始匹配点的多位特征向量, 进行聚类处理并将所有点聚为一簇, 根据簇半径的变化趋势寻找合适的截断点以区分正确点和误匹配点。

#### 3.1 原始匹配点多维特征向量提取

合理的特征是取得良好聚类结果的前提, 本文结合偏移量曲线变化特性和误匹配点的分布特点设计了一组多维特征向量来表征每一个原始匹配点。

设匹配点集共有  $N$  个匹配点, 每个匹配点  $y$  方向偏移值如式(1)所示。

$$x_i (i = 1, 2, \dots, N - 1) \quad (1)$$

考虑到偏移量曲线幅值变化的连续性, 以及误匹配点幅值的异常, 选择每个偏移值的一阶前向差分和后向差分, 二阶前向差分和后向差分作为特征值, 如式(2)所示。

$$\left. \begin{aligned} f_i &= x_i - x_{i-1}, \quad b_i = x_i - x_{i+1} \\ f_i^2 &= x_i - x_{i-2}, \quad b_i^2 = x_i - x_{i+2} \end{aligned} \right\}, \quad i = 3, 4, \dots, N - 2 \quad (2)$$

由于曲线中的前两个值和最后两个值不能进行二阶差分运算, 所以运算中舍弃这 4 个点。为了方便描述, 将点的序号调整为  $1, 2, \dots, N - 4$ 。

在考察曲线上点的特性时, 偏离曲线均值的程度是一个常用的指标, 偏离程度常用曲线点的幅值与曲线均值的差来表示。而本文所用偏移量曲线虽然变化连续, 但整体变化范围较大, 导致有些正确点的幅值与误匹配点幅值相近, 从而造成它们相对整体均值有着相似的差值, 不利于二者的区分, 因此本文采用分段计算均值的方法。

首先将偏移量曲线分为  $n$  段, 编号为  $0, 1, \dots, n - 1$ , 其中前  $n - 1$  段每段有  $M$  个数值, 第  $n$  段有  $N - 4 - (n - 1)M$  个数值, 然后计算每一段的平均值。

$$\text{Mean}_j = \begin{cases} \frac{1}{M} \sum_{i=jM+1}^{(j+1)M} x_i, & j=0, 1, \dots, n-2 \\ \frac{1}{N-4-(n-1)M} \sum_{i=jM+1}^{N-4} x_i, & j=n-1 \end{cases} \quad (3)$$

接下来计算每一个数值相对其所在段平均值的偏离程度, 如式(4)所示。通过对每一段数据的分别处理, 可以很好体现了误匹配点相对曲线主体部分

的偏离程度, 避免了正确点和误匹配点的混淆。

$$d_i = x_i - \text{Mean}_j, \quad i = 1, 2, \dots, N - 4, \quad j = \text{int}(i/M) \quad (4)$$

其中,  $\text{int}(\cdot)$  为向下取整函数。

通过式(3)和式(4)可以看出  $M$  的取值会影响到偏离程度的计算, 进而影响到所提特征的质量。如果  $M$  取值过大, 分段内的点数过多, 其均值就与计算整条曲线的均值相近, 就丧失了分段计算均值的优势。如果设置过小, 有可能出现分段内异常点占多数的情况, 此时的计算结果就不能真实反映点相对于段平均值的偏离程度。针对天绘一号 02 星全色相机数据, 大量实验结果表明  $M = 500$  时, 处理结果最好。

通过以上的分析和处理, 最后得到了原始匹配点的 5 维特征向量:

$$\mathbf{F}_i = [f_i, b_i, f_i^2, b_i^2, d_i]^T, \quad i = 1, 2, \dots, N - 4 \quad (5)$$

#### 3.2 聚类处理

当全部匹配点的特征向量提取完成之后, 将所有点聚为一个类簇。首先, 计算原始匹配点集的质心:

$$\mathbf{C} = \frac{1}{N-4} \sum_{i=1}^{N-4} \mathbf{F}_i \quad (6)$$

然后, 分别计算每一个匹配点到质心的距离:

$$\text{dis}_i = \sqrt{(\mathbf{F}_i - \mathbf{C})^T (\mathbf{F}_i - \mathbf{C})}, \quad i = 1, 2, \dots, N - 4 \quad (7)$$

接下来采用  $k$ -均值聚类算法<sup>[14-16]</sup>将所有匹配点聚集到一个类簇中, 具体算法如下:

(1) 将原始的匹配点集定义为原始集, 同时定义一个空集合, 定义为候选集;

(2) 将原始集中与质心距离最小的点放入候选集, 并将该点作为候选集初始类簇中心;

(3) 逐个计算原始集剩余点到当前类簇中心的距离, 选取距离最小的点放入候选集之中;

(4) 利用候选集中所有点计算出新的类簇中心, 计算方法类似式(6);

(5) 逐个计算候选集中的点到当前类簇中心的距离, 计算方法类似式(7), 然后选出距离最大值以及相对应的点, 并将该值定义为该点对应的候选集簇半径;

(6) 重复步骤 3-步骤 5, 直到将所有点都放入了候选集中, 并得到最终的类簇中心和由每个点所对应的簇半径所构成的簇半径序列。

#### 3.3 簇半径序列截取

将点集所对应的簇半径序列绘制成图, 可以得到一条形如图 3 所示的簇半径曲线。从曲线的变化趋势可以看出, 簇半径起初有一个缓慢增长的过程, 等增长到一定程度之后增长速度开始加快, 如图中

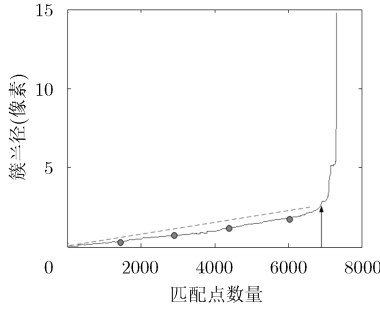


图 3 簇半径变化趋势示意图

的黑色箭头所标位置。曲线缓慢增长和开始快速增长的临界点对应原始匹配点之正确点和误匹配点的分界线。

曲线的增长变化临界点可以通过分析曲线各点数值的增长率获得，曲线上点的增长率可以用该点的一阶前向差分表示。当曲线上一个点的增长率的值超过了一定阈值，并且之后连续有多个点的增长率同样超过该数值，则将此点认定为该曲线的增长变化临界点。将临界点作为分界点，截断簇半径序列，临界点之前簇半径所对应的匹配点为正确点，之后簇半径所对应的匹配点为误匹配点，予以去除。

增长率阈值决定了簇半径序列的截断位置，如果该值设置过大，截断点位置靠后，会导致异常点残留，如果设置过小，截断点位置靠前，会误删正确点。本文采用的增长率阈值的设定方法如下：首先，在簇半径曲线的前 2/3 均匀选择多个簇半径数值点，如图 3 中的圆点。将其拟合成一条直线，然后逐渐增加所得直线的斜率，直到选取的点全部在直线上或直线下方，得到最终直线，如图 3 中虚线所示，最后将最终直线的斜率设定为增长率阈值。

综上所述，原始匹配点集在经过了上述 3 个处理步骤之后，其中的误匹配点被区分出来并剔除。另外，在实际的处理应用中，可以多次迭代使用本算法，以达到将异常点完全去除的目的。算法迭代使用的次数要合理选择，因为每一次的簇半径截断都会去除一些点，如果迭代次数过多，会有一些正确点被误当成异常点而去除，如果迭代次数过少，则会有异常点残留。迭代终止条件设定方法为：假设算法已经迭代了  $m$  次，比较本次偏移量曲线的分段次数与  $m-1$  次是否相同，如果不同，则继续迭代使用本算法。

如果相同，则使用式(8)计算前后两次分段均值的均方差。

$$\text{Sum}M = \sqrt{\frac{\sum_{k=0}^{n-1} (\text{Mean}(m-1)_k - \text{Mean}(m)_k)^2}{n}} \quad (8)$$

其中， $\text{Mean}(m)$  表示第  $m$  次迭代的分段均值。

如果  $\text{Sum}M > 10^{-4}$ ，则继续迭代使用本算法，否则，迭代结束，第  $m-1$  迭代的处理结果为最终的结果。由于每次迭代都会去除若干点，偏移量曲线最后一个分段内的点变动会较大，所以不参与  $\text{Sum}M$  的计算。

为了更直观地描述本文算法的过程，其算法流程图如图 4 所示。

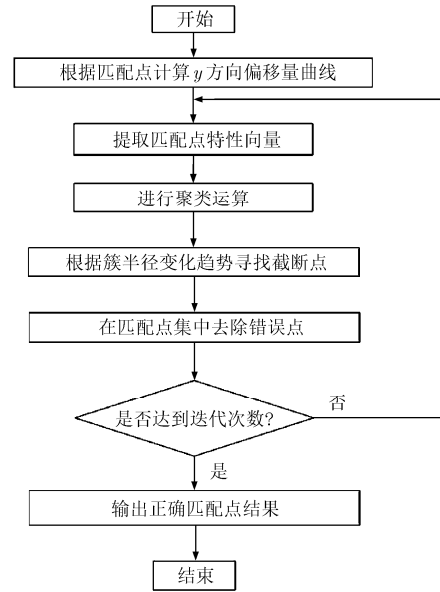
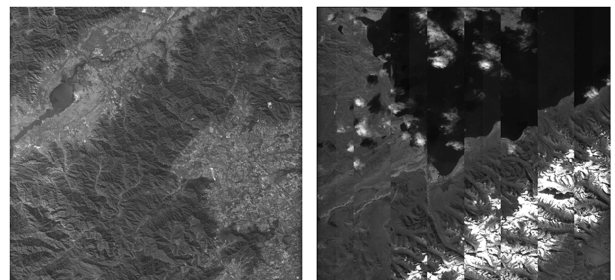


图 4 算法流程图

### 4 实验结果与分析

为了验证所提算法的有效性和优势，本文选择两幅天绘一号 02 星全色相机的影像数据进行处理，如图 5(a)和图 5(b)所示。其中图 5(a)图像地物纹理丰富，且地形起伏明显，可以较好地体现出非共线多 CCD 图像重叠区匹配点的分布特点，图 5(b)图像包含大面积水域和积雪，可以用来验证所提算法对纹理缺乏图像的适用性。这两幅图像都由 8 幅子图像构成，针对每两个相邻的子图像，首先提取图像的左右重叠区，然后进行匹配获取匹配点。图 6 显示了相邻子图像局部的匹配结果示意图。



(a)纹理较好图像 (b)纹理缺乏图像

图 5 天绘一号 02 星全色图像

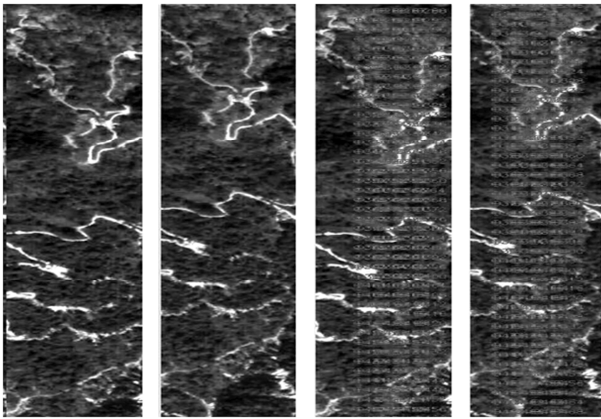


图 6 图像匹配局部示意图(自左而右为重叠区左图像、重叠区右图像、左图像匹配结果、右图像匹配结果)

#### 4.1 偏移量曲线处理结果

将匹配算法提取的重叠区匹配点集合表示成沿轨方向偏移量曲线的形式，曲线上的毛刺代表着匹配点集之中的误匹配点，如图 7(a)和图 8(a)所示。使用本文算法对每幅图像的 7 条偏移量曲线分别进行处理，得到各自的簇半径序列曲线和相对应的处理结果，如图 7(b)和图 7(c)，图 8(b)和图 8(c)所示。从图 7(c)和图 8(b)中可以看出，每条曲线都有从缓慢增长到快速增长的临界点，证明了本文算法中所设计的匹配点特征向量的正确性，它可以将正确点和误匹配点区分开表示。从图 7(c)和图 8(c)中看出，曲线上原有的毛刺都被消除并且曲线保留了一定的

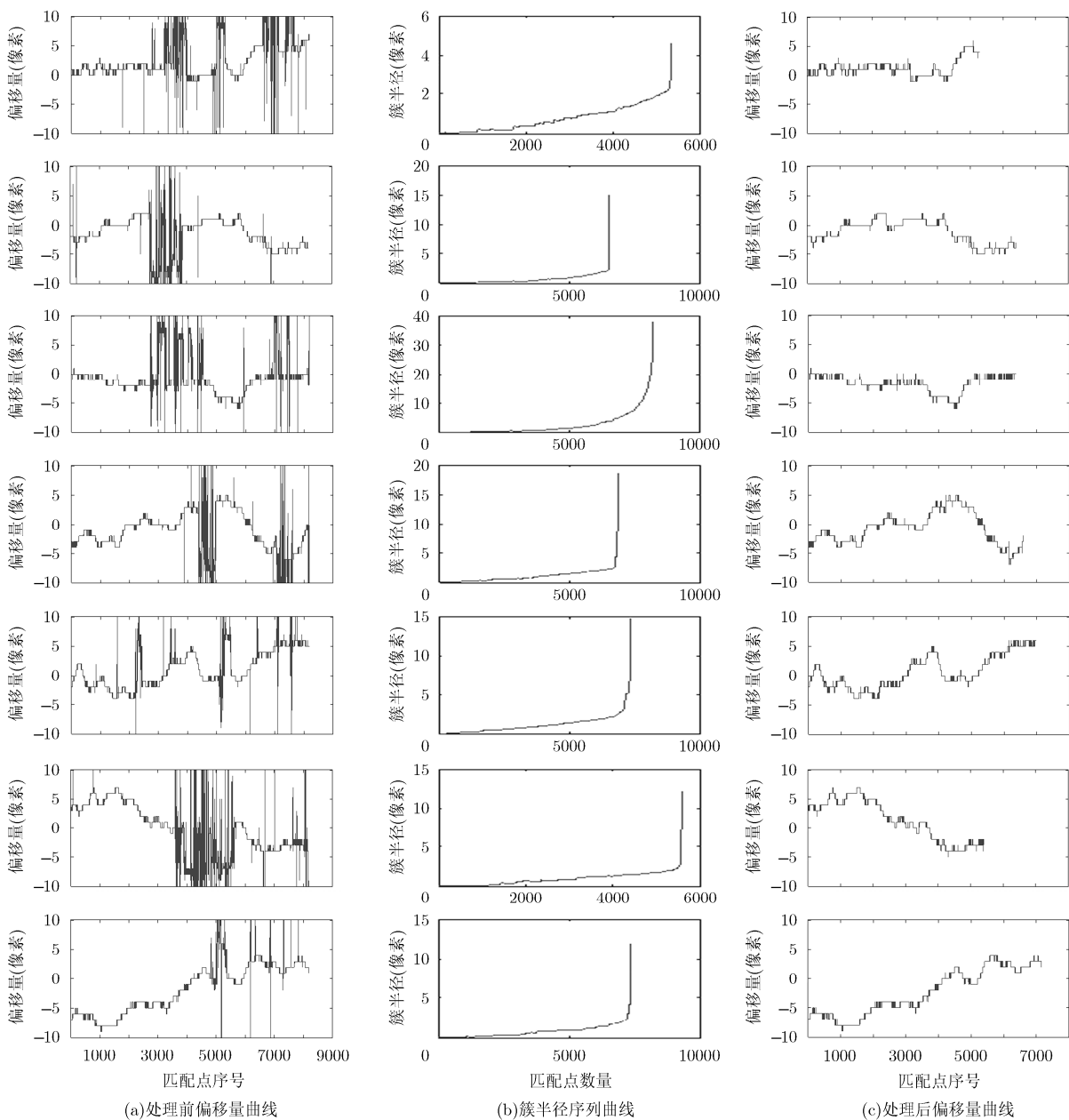


图 7 纹理较好图像处理结果(自上而下分别为 7 个重叠区匹配点对应的 3 类曲线)

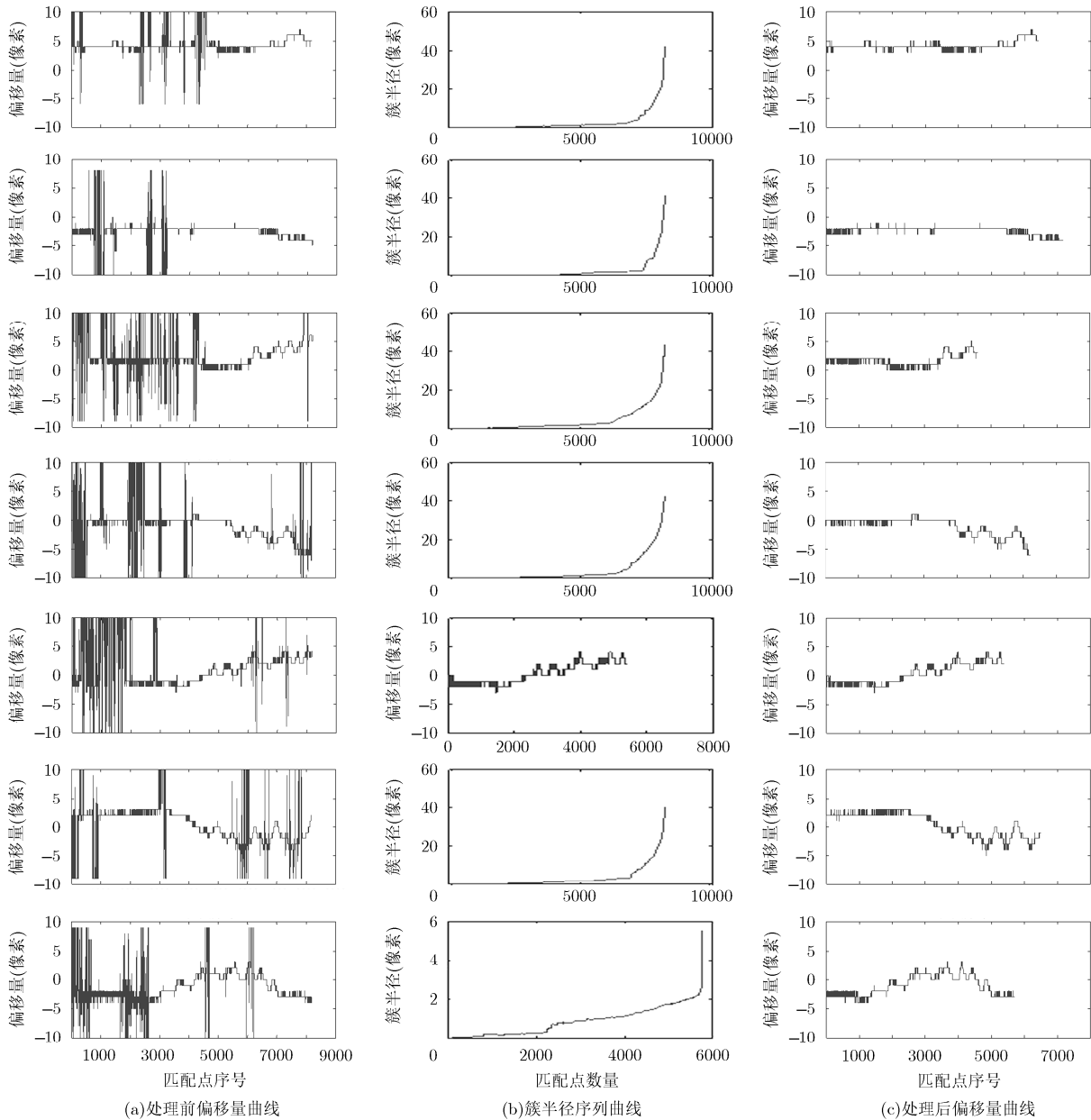


图 8 纹理缺乏图像处理结果(自上而下分别为 7 个重叠区匹配点对应的 3 类曲线)

长度和局部特征，证明了算法在去除误匹配点和保留正确点方面的有效性。另外，上述两幅图像的实验结果表明，无论图像纹理特征如何，本文算法都有较好的适用性。

### 4.2 与 RANSAC 算法处理结果的比较与分析

为了验证和比较，从上述所有偏移量曲线中选出两条误匹配点分布十分具有代表性的曲线，其中一个为误匹配点零散分布在整条曲线上，另一个则是误匹配点较为集中地分布在偏移量曲线的某一段区间内，如图 9(a)所示。将这两条曲线分别使用本文算法和 RANSAC 算法进行处理，其中，RANSAC 采用单应性映射模型，因为使用此模型时误匹配点

判定阈值设为 2 时，才能把所有误匹配点去除，所以在实验中将判定阈值分别设为 2 和 5，处理结果如图 9(b)、图 9(c)、图 9(d)和表 1 所示。从图 9 可以看出，RANSAC 算法采用较大判定阈值时，曲线上有多处毛刺，表明很多误匹配点被保留了下来。采用较小阈值时，本文算法比 RANSAC 保留了更多的正确点，这可以从表 1 中明显看出。无论误匹配点残留还是正确点被去除过多都将降低相邻子图像相对位置关系的表达精度，首先残留的误匹配点会错误地表示片间偏移量，其次大量正确点被误去除后，整个曲线会变得非常平滑，这就无法正确表达曲线变化较快的部分。从处理结果上可以看出，

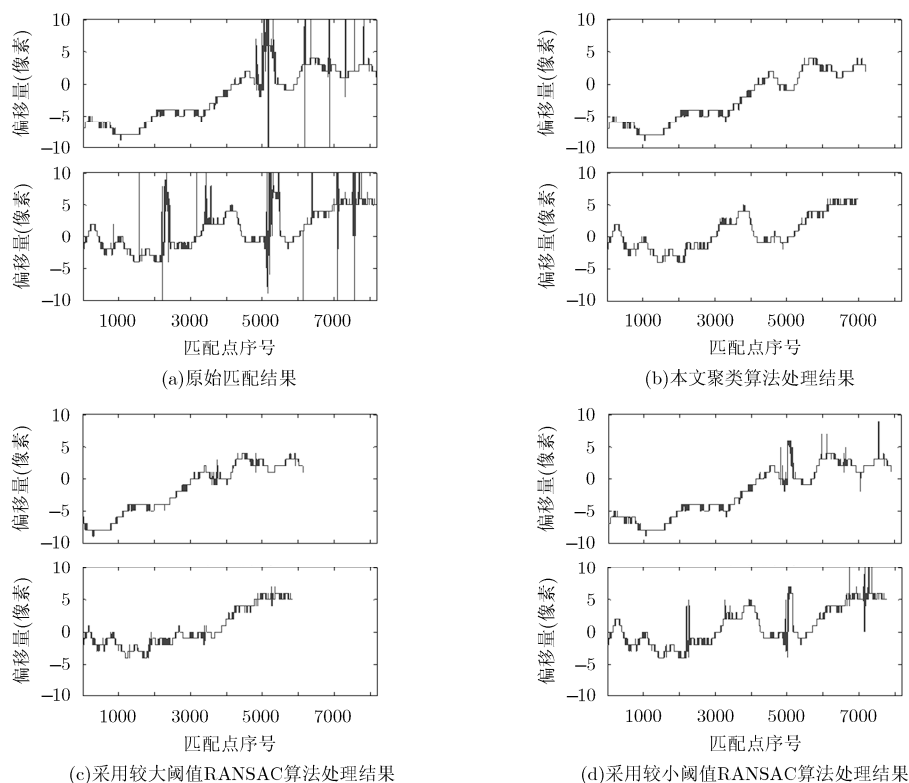


图 9 处理效果对比(自上而下为误匹配点集中分布的匹配点集所对应的曲线、误匹配点零散分布的匹配点集所对应的曲线)

表 1 匹配点个数比较

|              | 图像重叠区 |      |
|--------------|-------|------|
|              | 1     | 2    |
| 原始匹配点数       | 8192  | 8192 |
| RANSAC获取正确点数 | 5834  | 6143 |
| 本文算法获取正确点数   | 6996  | 7196 |

本文方法既完全去除了误匹配点又保留下了足够多的正确点。通过对实验结果的对比和分析,表明无论误匹配点如何分布,本文算法在对非共线多 CCD 图像匹配点的处理都比 RANSAC 算法更有优势。

## 5 结束语

为了更好地表现非共线多 CCD 遥感图像片间偏移的特性,需要将图像重叠区匹配点中的误匹配点完全去除,同时又要保留足够多的正确点。为了达到此目的,本文提出了基于聚类的误匹配点去除方法。首先,利用沿轨方向匹配点偏移量曲线提取每一个匹配点的多维特征向量。然后,将全部匹配点聚集成为一个类簇,并得到点集所对应的簇半径序列。最后,根据簇半径序列变化曲线寻找临界点,并将簇半径序列在临界点处截断,区分出正确和错误匹配点。通过对天绘一号全色影像数据的处理实验和结果分析,验证了本文算法在图像误匹配点去

除方面的有效性,同时,通过与 RANSAC 算法处理结果的比较,表明了本文算法在保留正确匹配点方面有着更好的性能。

## 参考文献

- [1] TANG Xinming, HU Fen, WANG Mi, *et al.* Inner FoV stitching of spaceborne TDI CCD images based on sensor geometry and projection plane in object space[J]. *Remote Sensing*, 2014, 6(7): 6386–6406. doi: 10.3390/rs6076386.
- [2] SUN Tao, LONG Hui, and LIU Baocheng. Application of attitude jitter detection based on short-time asynchronous images and compensation methods for Chinese mapping satellite-1[J]. *Optics Express*, 2015, 23(2): 1395–1410. doi: 10.1364/OE.23.001395.
- [3] 潘俊, 胡芬, 王密, 等. 一种非共线TDI CCD成像数据内视场拼接方法[J]. *测绘学报*, 2014, 43(11): 1165–1173. doi: 10.13485/jenki.11-2089.2014.0180.  
PAN Jun, HU Fen, WANG Mi, *et al.* An inner FOV stitching method for non-collinear TDI CCD images[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2014, 43(11): 1165–1173. doi: 10.13485/jenki.11-2089.2014.0180.
- [4] 李世威, 刘团结, 王宏琦. 基于图像匹配的CBERS-02B卫星HR相机图像拼接方法[J]. *遥感技术与应用*, 2009, 24(3): 374–378.  
LI Shiwei, LIU Tuanjie, and WANG Hongqi. Image mosaic for TDICCD pushbroom camera image based on image

- matching[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2009, 24(3): 374-378.
- [5] ZITOVA B and FLUSSER J. Image registration methods: A survey[J]. *Image and Vision Computing*, 2003, 21(11): 977-1000. doi: 10.1016/S0262-8856(03)00137-9.
- [6] FISCHLER M A and BOLLES R C. Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. *Communication ACM*, 1981, 24(6): 381-395. doi: 10.1145/358669.358692.
- [7] LI Bin, MING Delie, YAN Wenwen, *et al.* Image matching based on two-column histogram hashing and improved RANSAC[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2012, 11(8): 783-787. doi: 10.1109/LGRS.2013.2295115.
- [8] 马旭燕, 袁媛, 汪承义, 等. 高分辨率遥感图形配准控制点均匀化算法[J]. *遥感信息*, 2016, 31(3): 24-30. doi: 10.3969/j.issn.1000-3177.2016.03.004.
- MA Xuyan, YUAN yuan, WANG Chengyi, *et al.* A control point uniformization algorithm for high-resolution remote sensing image registration[J]. *Remote Sensing Information*, 2016, 31(3): 24-30. doi: 10.3969/j.issn.1000-3177.2016.03.004.
- [9] 吴君涵, 余柏菡, 彭晨, 等. 基于移动激光扫描点云数据和遥感图像的建筑物三维模型快速建模方法[J]. *测绘与空间地理信息*, 2016, 39(1): 25-34.
- WU Junhan, YU Bailang, PENG Chen, *et al.* A method for fast modeling of 3D building from mobile laser scanning point clouds and remote sensing data[J]. *Geomatics & Spatial Information Technology*, 2016, 39(1): 25-34.
- [10] ZAHRA H and MEHDI N. Image registration based on SIFT features and adaptive RANSAC transform[C]. International Conference on Communication and Signal Processing, India, 2016: 1087-1091.
- [11] 龙小祥, 王小燕, 钟惠敏. 星载焦面视场拼接TDI CCD相机成像质量及处理方法分析[J]. *中国科学: 信息科学*, 2011, 41(增刊): 19-31.
- LONG Xiaoxiang, WANG Xiaoyan, and ZHONG Huimin. Analysis of image quality and processing method of space-borne focal plane view splicing TDI CCD camera[J]. *Science of China: Information of Science*, 2011, 41(Suppl.): 19-31.
- [12] 胡芬. 三片非共线TDI CCD成像数据内视场拼接理论与算法研究[D]. [博士学位论文], 武汉大学, 2010: 63.
- HU F. Research on inner FOV stitching theories and algorithms for sub-images of three non-collinear TDI CCD chips[D]. [Ph.D. dissertation], Wuhan University, 2010: 63.
- [13] 禄金波, 何斌. TDICCD相机大视场多通道遥感图像自动拼接方法[J]. *空间科学学报*, 2012, 32(1): 154-160.
- LU Jinbo and HE Bin. Automatic mosaic method of large field view and multi-channel remote sensing images of TDICCD cameras[J]. *Chinese Journal of Space Science*, 2012, 32(1): 154-160.
- [14] JAIN A K. Data clustering: 50 years beyond k-means[C]. 19th International Conference on Pattern Recognition, Tampa, USA, 2010: 651-666. doi: 10.1016/j.patrec.2009.09.011.
- [15] 张顺龙, 库涛, 周浩. 针对多聚类中心大数据集的加速 K-means聚类算法[J]. *计算机应用研究*, 2016, 33(2): 413-416. doi: 10.3969/j.issn.1001-3695.2016.02.021.
- ZHANG Shunlong, KU Tao, and ZHOU Hao. Accelerate K-means for multi-center clustering of big datasets[J]. *Application Research of Computers*, 2016, 33(2): 413-416. doi: 10.3969/j.issn.1001-3695.2016.02.021.
- [16] SINHA A and JANA P K. A novel K-Means based clustering algorithm for big data[C]. International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics (ICACCI), Jaipur, India, 2016: 1875-1879. doi: 10.1109/ICACCI.2016.7732323.
- 黄 利: 男, 1988 年生, 博士生, 研究方向为遥感图像精准处理.
- 尤红建: 男, 1969 年生, 研究员, 研究方向为遥感信息处理和应  
用.