

文章编号 1004-924X(2014)06-1696-10

基于相对相位直方图的数字表面 模型数据与遥感图像配准

刘松林*, 孙刚, 牛照东, 张江伟, 陈曾平
(国防科技大学自动目标识别重点实验室, 湖南长沙 410073)

摘要:针对数字表面模型(DSM)数据与可见光遥感图像信息融合的实际需求,提出了一种基于一致点漂移算法(CPD)与相对相位直方图(RPH)的两级配准策略来实现上述数据与图像的自动配准。首先,利用 Canny 算子提取图像边缘,将边缘点作为 CPD 算法的输入,实现两幅图像的粗匹配,从而得到初始对应点集并估算尺度因子;然后,定义了一种鲁棒且具有旋转、平移不变性的区域变化信息描述子—RPH,其在粗匹配结果的保障下还可以实现尺度不变性;最后,根据尺度因子在两幅图像中分别定义圆环模板,并利用 RPH 测度完成 DSM 图像与可见光遥感图像精配准。实验结果显示,使用 RPH 测度进行精配准后,基于 CPD 算法的粗匹配结果得到了有效校正,在数据自身存在透视失真情况下,算法配准误差约为 2 pixel,能够满足 DSM 数据与遥感图像信息融合的需求。

关键词:数字表面模型;遥感图像;相对相位直方图;一致点漂移;图像配准

中图分类号:TP751;TP391 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20142206.1696

Registration of DSM data and remote sensing image based on relative phase histogram

LIU Song-lin, SUN Gang, NIU Zhao-dong, ZHANG Jiang-wei, CHEN Zeng-ping

(ATR Laboratory, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

* Corresponding author, E-mail: xdnudt@163.com

Abstract: According to the application requirement of information fusion for Digital Surface Model (DSM) data and visual remote sensing images, a two-level registration strategy based on Coherent Point Drift (CPD) algorithm and Relative Phase Histogram(RPH) was proposed to realize automatic registration of the data and images above. Firstly, Canny operator was used to extract edge points, and the extracted points were taken as inputs of CPT algorithm to implement a coarse matching and to obtain the initial matching points. Meanwhile, the scale factor was estimated. Then, the RPH, a robust descriptor characterized by invariance to image rotation and translation, was defined to represent the information of area changes. The RPH was also a scale-invariance under the support of coarse matching results. Finally, ring templates were defined in both images according to the scale factor and the fine registration of DSM data and remote sensing images was achieved by RPH measurement. Experimental results demonstrate that coarse matching results based on CPD are corrected efficiently af-

收稿日期:2013-12-27;修订日期:2014-02-20.

基金项目:国防科学技术大学博士生跨学科联合培养计划资助项目(No. kxk130405)

ter fine registration using RPH measurement. The registration error of proposed algorithm is only about two pixels even when images have perspective distortion. These data indicate that the method can satisfy the information fusion requirement of DSM data and visual remote sensing images.

Key words: Digital Surface Model(DSM); remote sensing image; relative phase histogram; Coherent Point Drift(CPD); image registration

1 引言

近年来,数字表面模型(Digital Surface Model, DSM)和可见光遥感图像的信息融合已广泛应用于数字城市^[1]、环境监测^[2]及侦察保障^[3]等领域。城区 DSM 数据记录了所有地面物体的高程和位置信息,而高分辨的遥感图像具有丰富的光谱、纹理和地物细节信息,二者具有很高的信息互补性,但信息融合的前提是对 DSM 数据与遥感图像进行精确配准。

异源图像配准一直是图像处理领域的研究热点,但大部分成果都集中在红外或 SAR 与遥感图像的配准上^[4-6]。对于 DSM 数据,一般通过归一化高程值获得 DSM 图像。Qin 等^[7]将图像稀疏表示的剩余信息作为两类图像的共同特征,在得到的特征图像中使用模板匹配实现了 DSM 与遥感图像配准,但该算法需要首先得到模板,实用价值较低。工程中常采用人工选取控制点的方法得到二者的坐标变换关系^[3],但人工方法工作量大,且精度和效率都很低。因此,实现 DSM 与遥感图像的自动高精度配准非常重要。

异源图像配准算法大致可分为基于灰度和基于特征两类^[5]。基于灰度的匹配方法基于计算两幅图像的灰度相似度,常采用的理论有互相关法、互信息法等;基于特征的方法一般先提取几何特征(如点、线、面),再利用特征及其邻域信息进行图像匹配。基于灰度的方法对图像灰度变化很敏感,而基于特征的方法其提取的特征一般对噪声、灰度变化及形变都有较好的适应能力,因此基于特征的方法是图像匹配的主要研究方向之一。

由于线、面特征分别为一维、二维特征,它们的匹配算法受方向、尺度和遮挡等因素影响较大^[8],故经典的点特征备受关注,应用更加广泛。点模式匹配算法^[9-13]是此类方法最为典型的代表。在该领域中,基于高斯混合模型(Gaussian

Mixture Models, GMM)的算法^[10-11]是研究热点。该算法把点模式配准问题转化为混合模型的参数估计问题,在不完备数据的极大似然估计框架下进行求解。GMM 算法的典型代表是 Myronenko^[10]提出的一致点漂移(Coherent Point Drift, CPD)算法。该算法对于外点的影响具有较强的鲁棒性。因此,得到了广泛的研究。廉蒯^[6]利用分支点特征及加权的 CPD 算法实现了红外与可见光图像配准。赵键等^[12]从全局最优的角度对 CPD 算法进行了改进。王鹏等^[13]引入粒子群优化算法,实现了 CPD 算法中权值的自适应更新。但 CPD 算法也存在不足之处^[6],如其仅利用了点的位置信息,没有考虑点的局部区域信息。若能将点的区域或结构信息与 CPD 算法结合,则配准精度有望得到进一步提高。

基于上述考虑,本文首先利用 CPD 算法对 DSM 图像与遥感图像进行粗匹配,然后定义相对相位直方图(Relative Phase Histogram, RPH)特征来描述点的局部区域变化信息,从而使该特征具有平移、旋转和尺度不变性,最后用 RPH 测度值实现了 DSM 图像与遥感图像的精配准。

2 一致点漂移算法

设目标点集为 $\mathbf{X}_{N \times d} = [x_1, x_2, \dots, x_N]^T$,待匹配点集为 $\mathbf{Y}_{M \times d} = [y_1, y_2, \dots, y_M]^T$,其中 M 、 N 为点集大小, d 为点的维度。以点集 \mathbf{Y} 中各点作为 GMM 各分量的质心,则 \mathbf{X} 中的点可以通过该模型组合生成,其概率密度函数为^[10-12]:

$$p(x) = \sum_{m=1}^M p(m) p(x | m), \quad (1)$$

其中: $p(m)$ 为各高斯分量的先验概率; $p(x | m)$ 为第 m 个高斯分量的概率密度,即

$$p(x | m) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{d/2}} \exp\left(-\frac{\|x - y_m\|^2}{2\sigma^2}\right), \quad (2)$$

其中: y_m 为质心。

考虑到点集中可能存在外点, Myronenko 增加均匀分布 $p(x|M+1)=1/N$ 作为目标点集相对于待匹配点集的外点的概率密度。同时假设 GMM 中所有分量为各向同性高斯核, 协方差为 σ^2 , 且各分量的先验概率相等, 即 $p(m)=1/M$, 则公式(1)可进一步表示为:

$$p(x) = \omega \frac{1}{N} + (1 - \omega) \sum_{m=1}^M \frac{1}{M} p(x|m), \quad (3)$$

其中: $\omega(0 \leq \omega \leq 1)$ 是均匀分布项的权重参数。

若两点集之间满足一定的变换关系, 则可将 GMM 各分量的质心按照参数集 ϕ 进行几何变换。此过程类似于将待匹配点集中的各个点向目标点集中对应的匹配点逐渐靠拢。在靠拢的过程中协方差 σ^2 也会变化, 因此, 需要求解的总参数集为 (ϕ, σ^2) 。基于数据独立同分布假设, 参数集可以通过极小化负对数似然函数进行估计:

$$L(\phi, \sigma^2) = - \sum_{n=1}^N \log \sum_{m=1}^{M+1} p(m) p(x_n|m). \quad (4)$$

为了求出 ϕ 和 σ^2 , 文献[10]采用了期望最大值(EM)算法, 在 E 步骤中利用贝叶斯公式计算后验概率密度分布 $P^{\text{old}}(m|x_n)$ 来构建目标 Q 函数, 在 M 步骤中通过变换参数集 ϕ 最大化 Q 函数。忽略与待求参数集无关的常数项, 则 Q 函数可以表示为:

$$Q(\phi, \sigma^2) = \frac{1}{2\sigma^2} \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M P^{\text{old}}(m|x_n) \|x_n - T(y_m, \phi)\|^2 + \frac{N_p d}{2} \log \sigma^2, \quad (5)$$

其中: $N_p = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M P^{\text{old}}(m|x_n) \leq N$; T 为几何变换。

通过 E 步与 M 步的循环迭代, 直至算法收敛到最优解终止。在本文应用中, DSM 图像灰度分布规则可提取相对完整的边缘, 而可见光遥感图像由于分辨率较高, 纹理信息丰富, 提取的边缘较为繁杂, 且数量偏多。因此, 将 DSM 图像边缘作为待匹配点集, 将遥感图像边缘作为目标点集, 在相似变换模型下利用 CPD 算法可得到两点集的配准结果。采用边缘点作为输入点集的原因将在 4.2 节详述。本文认为此结果为粗匹配 (Coarse Matching) 结果, 下一步利用边缘点的邻域变化信息进行精配准 (Fine Registration)。

3 相对相位直方图

3.1 RPH 定义与不变性

DSM 图像与遥感图像的数据来源差别大, 灰度代表的意义不同, 则基于灰度的描述子, 如灰度大小、均值、方差和梯度模等都会明显不同。但灰度变化的方向, 即相位, 与具体灰度值大小无关, 具有显著的共性。可以利用相位定义鲁棒性较强的描述子, 来度量某点附近区域的变化信息。通过计算行、列两个方向上的方向导数即可得到相位图像。受形状上下文^[14]启发, 本文提出了一种新的区域变化信息描述子——RPH。

定义 1: 在相位图像中像素点 p_0 的周围, 定义一个圆环模板 $\Psi(r_1, r_2)$, 小圆半径为 r_1 , 大圆半径为 r_2 , 如图 1 所示。则点 p_0 的相对相位直方图就是以 p_0 的相位方向 ph_0 为基准, 圆环邻域内其它像素点相对于基准方向的相位方向差所构成的直方图, 即:

$$H(p_0, k) = \# \{ p_i | p_i \in \Psi, |ph_i - ph_0| \in \text{bin}(k) \}, \quad (6)$$

其中: $\#$ 表示集合的势, $|ph_i - ph_0|$ 代表相位方向差, 设方向差按角度划分为 Num 个区间, 则每个区间的角度跨度为 $\Delta\theta = [180^\circ/Num]$, 第 k 个角度区间为: $\text{bin}(k) = [(k-1)\Delta\theta, k\Delta\theta]$ 。使用 $\Psi(r_1, r_2)$ 内像素总数对 $H(p_0, k)$ 进行归一化, 可得归一化 RPH, 后文均使用归一化 RPH, 统称之为 RPH。

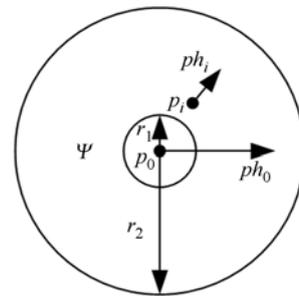


图 1 相对相位直方图的定义

Fig. 1 Definition of Relative Phase Histogram(RPH)

由于成像机制的不同, 同一场景的 DSM 图像与可见光遥感图像间可能出现灰度、相位反转等差异^[6], 因此本文将相位限制在区间 $[0, 180^\circ)$ 内。另外, 使用圆环模板而非圆形模板是为了克

服因噪声引起的像素点定位误差, r_1 取值可根据图像噪声水平而定,对于经过噪声滤波后的图像,一般取 1。

本文提出的 RPH 具有以下优点:1. 进行平移变换时,像素点的邻域信息不变,即具有平移不变性;2. 将当前点的相位方向作为基准方向,使用相位方向差定义直方图,具有旋转不变性;3. 不需要使用点与点之间距离,对外点具有较强鲁棒性;4. 不需要使用灰度值大小,对不同来源、不同光照的图像具有较强的适应性。

圆环模板中 r_1 和 r_2 的存在使得 RPH 不具备尺度不变性。但本文在粗匹配时已获得了两幅图像之间的尺度因子 S_c 。不妨设目标图像的尺寸是待匹配图像的 S_c 倍,待匹配图像中圆环模板参数为 r_1 和 r_2 ,则在目标图像中取 $S_c r_1$ 和 $S_c r_2$ 作为圆环模板大小,如此便可保证 RPH 描述子的尺度不变性。

考虑到 RPH 是基于直方图分布的特征,本文采用 χ^2 统计检验作为 RPH 的相似性匹配测度^[14]。在 DSM 图像中,设 y_i 点的 RPH 为 $H(y_i)$,在可见光遥感图像中,设点 x_j 的 RPH 为 $H(x_j)$,则两者的相似性匹配测度为:

$$C_{i,j} = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{\text{Num}} \frac{[H(x_j, k) - H(y_i, k)]^2}{H(x_j, k) + H(y_i, k)}. \quad (7)$$

若 $C_{i,j}$ 越小,则表明点 y_i 与点 x_j 的 RPH 越相似。

3.2 算法具体步骤

综上所述,本文算法的具体步骤如下:

(1) 令 DSM 图像为待匹配图像,遥感图像为目标图像,对待匹配图像和目标图像分别使用 Canny 算子检测边缘,从而得到待匹配点集 $Y_{M \times 2}$ 和目标点集 $X_{N \times 2}$,一般有 $N > M$,同时计算相位图像 Ph_{dsm} 和 Ph_{rs} ;

(2) 粗匹配步骤:根据第 2 节所述的 CPD 算法在相似变换模型下对点集 X 和 Y 进行配准,得到粗匹配对应点集 X_c 与 Y_c 、最优变换参数集和目标图像相对于 DSM 图像的尺度因子 S_c ;

(3) 精匹配参数准备:在 DSM 图像中定义圆环模板 $\Psi(r_1, r_2)$,则遥感图像中的圆环模板为 $\Psi(S_c r_1, S_c r_2)$,一般取 $r_1 = 1, r_2 = 6$ 。目标图像中特征点邻域遍历半宽 T_c ;

(4) 利用 RPH 实现精匹配:

①取点集 Y_c 中一点 y_i ,在 DSM 图像的相位

图像 Ph_{dsm} 的点 y_i 的圆环邻域 $\Psi(r_1, r_2)$ 内计算得到其 RPH 为 $H(y_i)$;

②根据粗匹配对应关系,在点集 X_c 中找出与点 y_i 相对应的点 x_j ;

③在遥感图像相位图像 Ph_{rs} 中的点 x_j 处遍历方形邻域 $(2T_c + 1) \times (2T_c + 1)$,并在该邻域内的每个点处,计算圆环模板 $\Psi(S_c r_1, S_c r_2)$ 内的 RPH,得到 RPH 序列 H_a ;

④利用公式(7)计算 $H(y_i)$ 与序列 H_a 中每个 RPH 的相似性测度 C ,取 C 值最小处点为与 y_i 对应的点,当最小的 C 值大于 C_{th} 时,表明 x_j 与 y_i 为错误匹配,放弃该点对;

⑤遍历点集 Y_c ,重复执行步骤①到步骤④,得到新的对应点集 Y_f 与 X_f 。

(5) 使用 RANSAC 算法^[15]对点集 Y_f 和 X_f 进行外点去除,然后利用最小二乘算法拟合得到最终的配准结果。

4 实验结果及分析

为了验证算法的有效性,本文首先对 RPH 进行了性能测试,以验证 RPH 是否能够很好地表征区域变化信息,然后针对 DSM 数据与可见光遥感图像进行了配准实验,对算法的配准性能进行了数值分析。实验是在 Intel Core2 2.50 GHz CPU,3.25 GB RAM 的 PC 机上采用 Matlab R2010b 编程实现的。

4.1 RPH 性能测试

图 2 给出了某地区 DSM 图像与遥感图像及其相位图。其中遥感图像(b)截取自 Google Earth,其尺寸为 176×181 ;DSM 图像的尺寸为 91×86 ;图(c)和图(d)分别为图(a)和图(b)的相位图。手工选取一组对应点 x_1 与 y_1 ,其中 $y_1 = (23, 83)$ 取自 DSM 图像; $x_1 = (89, 236)$ 取自遥感图像,另外在遥感图像中随机选取 4 个与 x_1 不同的点($x_2 \sim x_5$)。

在 DSM 数据的相位图像中使用圆环模板 $\Psi(1, 6)$ 计算 RPH,经估算,尺度因子 $S_c \approx 3$,故遥感图像中圆环模板为 $\Psi(3, 18)$ 。直方图划分区间设为 5,计算 y_1, x_1 及其它随机点的 RPH 如图 3 所示。同时,利用公式(7)计算得到 5 组点对($x_1 \sim x_5$)与 y_1 的 RPH 测度值分别为 0.042 9、0.330 1、0.241 1、0.197 3、0.382 3。由此可得,

对应点对 $(x_1$ 与 $y_1)$ 的 RPH 具有明显的相似性, 而非对应点对 $(x_2 \sim x_5)$ 与 y_1 的 RPH 则相差较大。

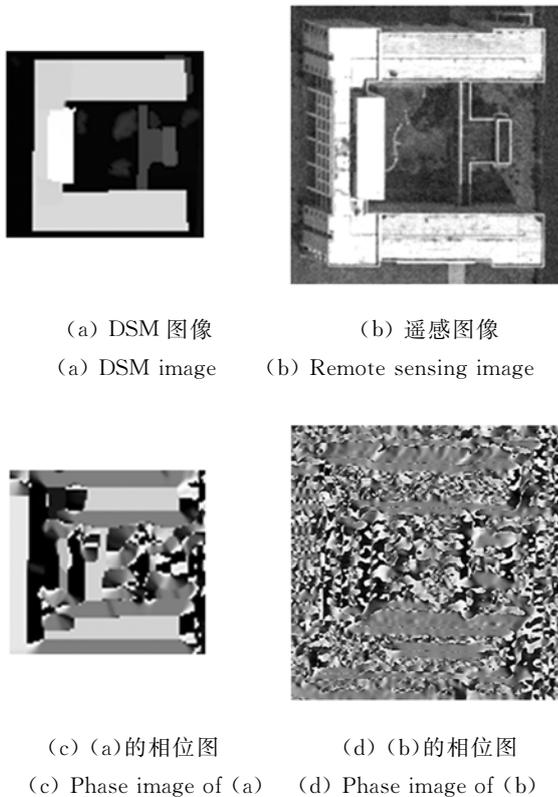


图 2 DSM 图像、遥感图像及相应相位图

Fig. 2 DSM, remote sensing images and their phase images

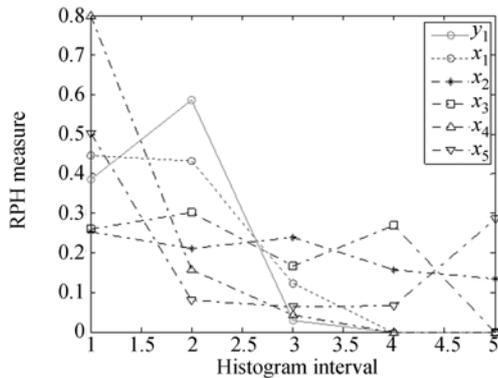


图 3 RPH 示意图

Fig. 3 Sketch of RPH

为了比较参数 Num 对 RPH 性能的影响, 同时测试 RPH 的抗噪声能力, 令直方图区间数目 Num 分别取 $\{2, 5, 9, 12, 18, 36, 60, 90\}$, 并在相位图像中叠加随机高斯噪声, 噪声标准差从 0 增加到 0.5, 每次计算均进行 200 次蒙特卡洛实验。

以匹配点对 x_1 与 y_1 为例, 在圆环模板不变的情况下, 计算不同噪声水平、不同 Num 取值下 x_1 与 y_1 的 RPH 测度值, 结果如图 4 所示。从图 4 可以看出, Num 越大, RPH 相似性越小。这是因为 DSM 图像比较规整, 其相位图像中的相位分布集中在某几个值附近, 而遥感图像细节丰富, 其相位分布较为均匀, 如果划分区间数过多, 则 DSM 图像的 RPH 会出现值为零的区间。这将会降低其与遥感图像 RPH 的相似性。

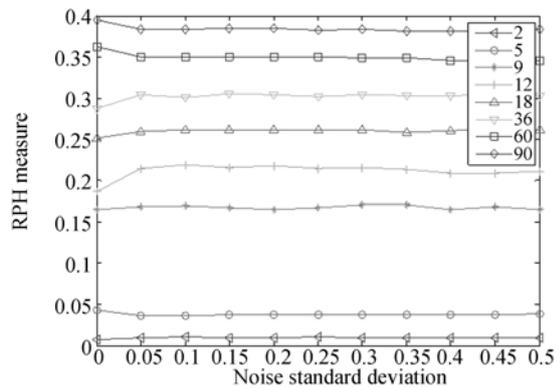


图 4 Num 及噪声对 RPH 测度的影响

Fig. 4 Influence of Num and noise on RPH measure

另外, 从图 4 中还可以看出, Num 越小, RPH 测度曲线随噪声波动越小。这是因为 Num 较小时, 直方图区间间隔较大, 即使相位图像受到噪声污染, 其相位差仍会落入此区间。因此 Num 较小时, RPH 的抗噪声性能较强。但是并非 Num 越小越好, 因为 Num 过小时, 区间间隔过大, 会使非对应点对的 RPH 测度变小, 从而降低 RPH 的分辨能力。综合考虑以上因素, 本文 Num 取 5。实际应用中, Num 的取值可根据不同图像调试得到。

4.2 真实图像配准实验

利用真实图像对算法进行了验证, 通过手动选取两幅图像中对应的控制点对评判配准结果, 并计算配准后的定位误差 (Location Error, LE) 均值来度量 $LE^{[13]}$, 计算公式为:

$$LE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{NC} [(x_R^i - T(x_D^i))^2 + (y_R^i - T(y_D^i))^2]}{NC}}, \quad (8)$$

其中: (x_D, y_D) 、 (x_R, y_R) 分别为两幅图像中的控制点对坐标; NC 为总的点对数目; T 为几何变换。

首先分析配准实验一,对于图 2 中的 DSM 图像与遥感图像,图 5(a)与图 5(b)分别给出了相应的边缘图像。采用 Canny 算子分别对两幅图像进行检测,二者分别检测到了 527 和 3 484 个边缘点,考虑到尺度缩放因素,外点比例达到了 54.62%。但从图 5(c)可以看出,CPD 算法仍得到了较为理想的匹配结果。两点集的最优变化参数集在表 3 中列出,其中 \mathbf{R} 是两点集的旋转和缩放矩阵, t 是平移矩阵。CPD 算法中的噪声权值设为 0.6,迭代最大次数为 200,误差容限为 1×10^{-10} ,选定的 5 组控制点对在表 1 中列出。

为说明使用图像边缘点作为 CPD 算法输入点集的合理性,考虑到角点常用于异源图像配准,本文选择 Harris、ATCSS^[16]、CPDA^[17]、GCM^[18] 算法分别对图 2 中的 DSM 图像和遥感图像进行角点检测(各算法均采用默认参数设置),然后输入 CPD 算法,完成点集配准,并计算 LE。检测到的点集大小及 LE 显示在表 2 中。从表 2 中可以看出,角点数量远小于边缘点数量,这是必然的。在数量较少的角点集中,正确对应的匹配点必然更少。因此,如果采用角点作为 CPD 算法的输入点集,得到的 LE 必然会很大,而如果直接采用基数较大的边缘点作为输入,将会得到相对较好的粗匹配结果。

表 1 实验一及实验二控制点对坐标

Tab.1 Coordinates of matched points for Exp. 1 and Exp. 2

	DSM 图像	可见光遥感图像
实验一	1 (5,14)	(35,33)
	2 (5,82)	(38,239)
	3 (23,83)	(89,241)
	4 (83,13)	(259,25)
	5 (61,31)	(196,78)
实验二	1 (17,91)	(38,193)
	2 (103,103)	(212,203)
	3 (61,11)	(115,32)
	4 (32,29)	(62,69)

表 2 不同输入点集粗匹配结果

Tab.2 Results of coarse matching for different input point sets

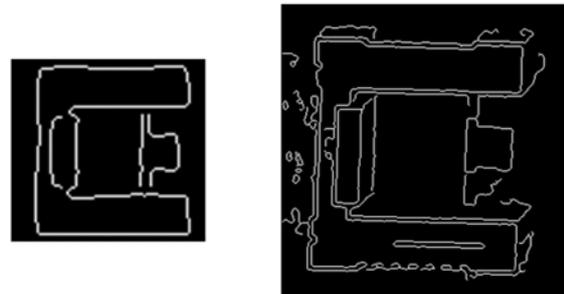
	Canny	Harris	ATCSS	CPDA	GCM
N	3 484	98	89	58	126
M	527	14	9	12	12
LE	13.659 9	41.619 9	24.230 5	35.050 3	32.272 4

由表 2 和表 3 可知,采用边缘点作为输入点集的粗匹配定位误差为 13.659 9 pixel,尺度因子为 2.963 0,故两幅图像的圆环模板分别取 $\Psi(1, 6)$ 、 $\Psi(3, 18)$ 。如图 5(c)所示,粗匹配共得到了 527 组点对。为了便于观察,图中仅显示了总数的 1/10。显然,粗匹配结果存在一定数量的错配,如图中圆圈所示。

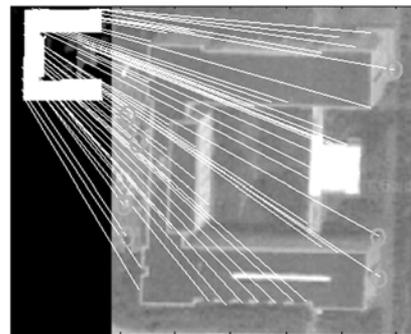
表 3 实验一配准结果

Tab.3 Registration results of Exp. 1

	\mathbf{R}		t	S_c	LE
粗匹配 (CPD)	2.780 7	0.021 5	23.267 3	2.963 0	13.659 9
	a_{11}	a_{12}	t_x		
精配准	3.050 9	0.042 9	-10.920 5	3.051 2	2.165 6
	a_{21}	a_{22}	t_y		
	-0.018 1	2.896 9	-0.599 9		



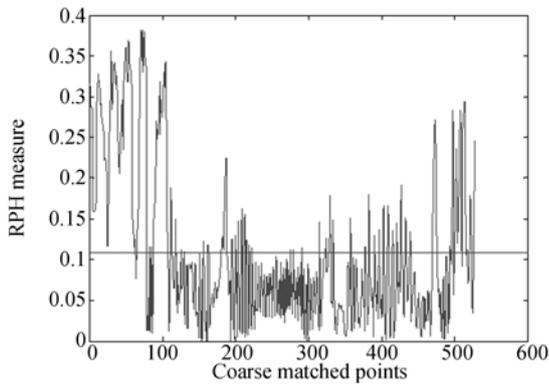
(a) DSM 边缘图像 (b) 遥感图像边缘
(a) Edge image of DSM (b) Edge of remote sensing image



(c) 粗匹配结果
(c) Result of coarse matching

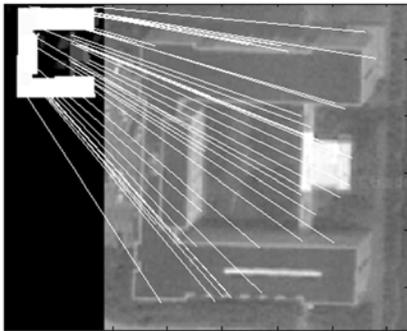
图 5 实验一粗匹配结果

Fig.5 Results of coarse matching for Exp. 1



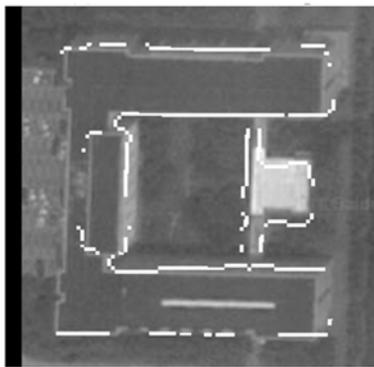
(a) 粗匹配对应点 RPH 测度值曲线

(a) RPH measure curves of coarse matching points



(b) 精匹配结果

(b) Result of fine matching



(c) 配准结果

(c) Result of registration

图 6 实验一精配准结果

Fig. 6 Results of fine registration for Exp. 1

实验一的精配准过程如图 6 所示,其中图 6 (a)是 527 组粗匹配点对的 RPH 测度值曲线。从图中可以看出,曲线有很大波动,当测度值较大

时,则认为该点对为错配。取 RPH 测度均值 0.109 7为阈值 C_{th} (图 6(a)中横线),剔除错配点对,共得到 328 组点对。从而使误匹配得到了有效抑制,为便于观察,图 6(b)中显示了总数的 1/8。

再利用 RANSAC 算法对 328 组点对进行处理,结果仍然是 328 组,最后利用最小二乘算法拟合得到精配准结果,表 3 给出了两幅图像精配准变换矩阵的 6 个元素。待匹配的 DSM 图像中的 328 个精匹配点经过变换后显示在可见光遥感图像中,如图 6(c)所示。由图 6、表 3 的结果可知,粗配准结果得到了有效校正,LE 明显降低,约为 2.1 pixel。这充分说明了本文算法的有效性。由于遥感图像并非是完全正下视图,图像中存在建筑物侧面信息,而 DSM 数据只有顶部信息,没有任何侧面信息,因此实验数据本身存在透视失真,约为 2.1 pixel 的配准结果是合理的。

下面给出配准实验二,其中遥感图像尺寸为 241×241 ,DSM 图像尺寸为 121×121 ,CPD 算法参数设置不变。图 7(c)与图 7(d)是从原始图像(图 7(a)、图 7(b))中检测到的边缘,二者分别检测到了 855 和 2 635 个边缘点,考虑尺度缩放因素,外点比例达到了 35.1%。

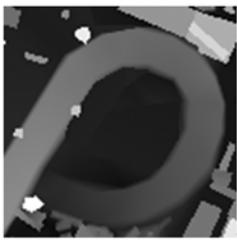
表 4 实验二配准结果

Tab. 4 Registration results of Exp. 2

	R	t	S_c	LE
粗匹配	1.925 9	0.119 1	-3.508 3	
(CPD)	-0.215 1	1.927 7	21.412 9	10.705 0
	a_{11}	a_{12}	t_x	
精配准	1.967 3	0.198 0	5.045 4	
	a_{21}	a_{22}	t_y	1.976 0 2.298 2
	-0.125 4	1.939 4	-1.347 2	

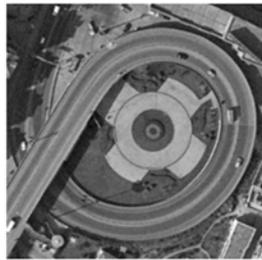
粗匹配共得到了 855 组匹配点对,两点集的最优变换参数如表 4 所示,尺度因子约为 2。从图 7(a)和图 7(b)中人工选取 4 个控制点对(如表 1),计算得粗匹配定位误差 LE 约为 5.254 2。图 7(e)给出了 855 组匹配点对的 RPH 测度曲线,取均值 0.058 5 为阈值 C_{th} (如图中横线所示),剔除错配点,可得到 575 组点对,再利用 RANSAC

算法对 575 组点对进行外点剔除,可得到 545 组点对,最后利用最小二乘法拟合得到两幅图像的精配准结果,如图 7(f)及表 4 所示,配准结果得到了有效校正,LE 明显降低,约为 2.3 pixel,这也充分说明了本文算法的有效性。



(a) DSM 图像

(a) DSM image



(b) 遥感图像

(b) Remote sensing image



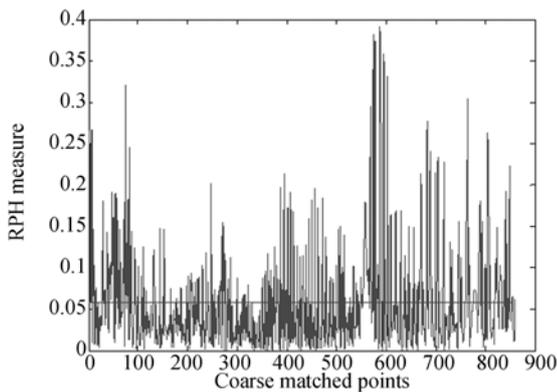
(c) (a) 的边缘图

(c) Edge image of (a)



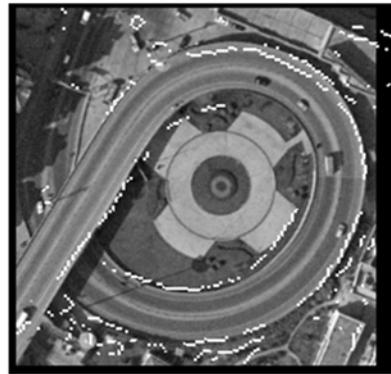
(d) (b) 的边缘图

(d) Edge image of (b)



(e) 粗匹配对应点 RPH 测度值曲线

(e) RPH measure curves of coarse matching points



(f) 配准结果

(f) Result of registration

图 7 真实图像配准实验二

Fig.7 Results of registration experiment 2 for real images

5 结 论

本文以实现 DSM 数据与可见光遥感图像的信息互补的实际需求为牵引,通过分析两种数据的具体差别,提出了一种基于 CPD 与 RPH 的 DSM 与遥感图像的配准算法。首先,利用 Canny 算子提取图像边缘,将边缘点作为 CPD 算法的输入点集,实现两幅图像的粗匹配,得到初始对应点对,并估计尺度因子;然后,根据尺度因子分别对两幅图像定义圆环模板,利用 RPH 测度完成 DSM 图像与可见光遥感图像的精配准。本文的主要贡献有 2 点:(1)提出了一种可以有效解决 DSM 与遥感图像配准的策略;(2)定义了一种鲁棒且具有旋转、平移不变性的区域变化信息描述子—RPH,在一定先验信息保障的前提下,RPH 还可以实现尺度不变性。最后,通过真实图像实验,验证了本文算法的有效性,在数据自身存在透视失真的情况下,配准误差约为 2 pixel,能够满足工程应用要求。接下来,我们将对点模式匹配算法做进一步研究。

参考文献:

[1] 穆超,余洁,许磊,等. 基于高分辨率遥感影像的

DSM 建筑物点的提取研究[J]. 武汉大学学报:信息科学版, 2009,34(4):414-417.

MU CH, YU J, XU L, et al.. Research on ex-

- tracting building points from the DSM data combining the high-resolution remote sensing image [J]. *Geo. Infor. Science of Wuhan Univ.*, 2009, 34(4):414-417. (in Chinese)
- [2] 武继广. 基于机载激光雷达和遥感影像融合的地物探测方法研究[J]. 首都师范大学学报:自然科学版, 2009, 30(4):6-11.
- WU J G. A method for detecting objects by fusing LIDAR data and images [J]. *J. Capital Normal Univ. : Natural Science Edition*, 2009, 30(4): 6-11. (in Chinese)
- [3] 刘松林,李志军,牛照东,等. 基于多源数据融合的平面目标前视模板制备[J]. 激光与红外, 2013, 43(2): 217-220.
- LIU S L, LI ZH J, NIU ZH D, *et al.*. Forward looking template preparation of flat target based on multi-sources data fusion[J]. *Laser & Infrared*, 2013, 43(2):217-220. (in Chinese)
- [4] 聂宏宾,侯晴宇,赵明,等. 基于似然函数 EM 迭代的红外与可见光图像配准[J]. 光学精密工程, 2011, 19(3):657-663.
- NIE H B, HOU Q Y, ZHAO M, *et al.*. IR/visible image registration based on EM iteration of log-likelihood function [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2011, 19(3):657-663. (in Chinese)
- [5] 朱英宏,李俊山,杨威,等. 红外与可见光图像特征点边缘描述与匹配算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2013, 25(6):857-864.
- ZHU Y H, LI J SH, YANG W, *et al.*. A feature points description and matching algorithm for edge in IR /Visual images[J]. *Journal of CAD & CG.*, 2013, 25(6): 857-864. (in Chinese)
- [6] 廉茵. 红外与可见光遥感图像自动配准算法研究[D]. 长沙:国防科学技术大学, 2012.
- LIAN L. *Research on automatic registration algorithm for infrared and visible remote sensing images* [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2012. (in Chinese)
- [7] QIN Y M, CAO ZH G, ZHUO W. An automatic DSM and remote sensing images registration scheme using template matching technique [C]. MIPPR2011. *Proc. of SPIE*, 8004:80040P.
- [8] 高晶,吴育峰,吴昆,等. 基于角点检测的图像匹配算法[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(8):1717-1725.
- GAO J, WU Y F, WU K, *et al.*. Image matching method based on corner detection [J]. *Chinese J. Scientific Instrument*, 2013, 34(8):1717-1725. (in Chinese)
- [9] 周志勇,薛维琴,郑健,等. 基于 t 分布混合模型的点集非刚性配准算法[J]. 光学精密工程, 2013, 21(9):2405-2419.
- ZHOU ZH Y, XUE W Q, ZHENG J, *et al.*. Point set non-rigid registration using t-distribution mixture model [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(9): 2405-2419. (in Chinese)
- [10] MYRONENKO A, SONG X. Point set registration: Coherent Point Drift [J]. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 2010, 32(12): 2262-2275.
- [11] HORAUD R, FORBES F, *et al.*. Rigid and articulated point registration with expectation conditional maximization [J]. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 2011, 33 (Compendex): 587-602.
- [12] 赵键,孙即祥,周石琳,等. 基于全局最优的快速一致性点漂移算法[J]. 电子与信息学报, 2012, 34(3): 509-516.
- ZHAO J, SUN J X, ZHOU SH L, *et al.*. Fast coherent point drift algorithm based on global optimization [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2012, 34(3): 509-516. (in Chinese)
- [13] 王鹏,高颖慧,王平,等. 基于传感器参数和改良 CPD 算法的红外与可见光图像点云配准[J]. 红外与毫米波学报, 2012, 31(2):171-176.
- WANG P, GAO Y H, WANG P, *et al.*. Infrared and visual image point set registration based on sensor parameters and refined CPD algorithm[J]. *J. Infrared Millim. Waves*, 2012, 31(2): 171-176. (in Chinese)

- [14] BELONGIE S, MALIK J, PUZICHA J. Shape matching and object recognition using shape contexts [J]. *IEEE Trans. Pattern Anal. . Mach. Intell.*, 2002, 24 (24):509-522.
- [15] 吴福朝. 计算机视觉中的数学方法[M]. 北京: 科学出版社. 2008.
WU F CH. *Mathematical Methods in Computer Vision*[M]. Beijing: Science Press, 2008. (in Chinese)
- [16] HE X CH, YUNG N H. Corner detector based on global and local curvature properties[J]. *Optical Engineering*, 2008, 47(5):057008.
- [17] AWRANGJEB M, LU G J. Robust image corner detection based on the chord-to-point distance accumulation technique [J]. *IEEE Trans. on Multimedia*, 2008, 10(6):1059-1072.
- [18] ZHANG X H, WANG H X, SMITH A W B, et al.. Corner detection based on gradient correlation matrices of planar curves [J]. *Pattern Recognition*, 2010, 43:1207-1223.

作者简介:



刘松林(1986—),男,河南泌阳人,博士研究生,2009年于西安电子科技大学获得学士学位,2011年于国防科技大学获得硕士学位,主要从事图像处理及目标识别方面的研究。E-mail: xdnudt@163.com

导师简介:



陈曾平(1967—),男,福建福清人,博士,教授,博士生导师,1994年于国防科技大学获得博士学位,主要从事雷达系统与目标识别方面的研究。E-mail: atrchen@163.com

(本栏目编辑:李自乐)
(版权所有 未经许可 不得转载)