

# 一致分支点漂移算法

罗廷金<sup>1</sup> 张军<sup>1</sup> 廉 蕾<sup>1</sup> 徐树奎<sup>2</sup> 李国辉<sup>1</sup>

(国防科学技术大学信息系统与管理学院 长沙 410073)<sup>1</sup> (沈阳军区司令部 沈阳 110014)<sup>2</sup>

**摘要** 分支点是多传感器图像之间一种重要的关联特征,因此分支点匹配对多传感器图像配准有着十分重要的意义。基于CPD的基本思想提出了一致分支点漂移算法。针对分支点自身特点,提出了局部结构相容度的概念,用于度量和检验两个分支点的一致性程度;并将其作为匹配约束项嵌入到高斯混合模型分量的后验概率计算中,有效利用了分支点包含的分支边缘等结构信息,同时增强了算法对噪声和外点等干扰因素的抵抗能力,提高了分支点匹配的收敛速度。实验结果表明,提出的一致分支点漂移算法比CPD算法能够更快收敛到最优参数集上,同时得到的分支点配准精度更高。

**关键词** 图像配准,点集配准,一致分支点漂移,GMM,局部结构相容度

**中图法分类号** TP391 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2014.10.008

## CJPD: Coherent Junction Point Drift for Junction Points Set

LUO Ting-jin<sup>1</sup> ZHANG Jun<sup>1</sup> LIAN Lin<sup>1</sup> XU Shu-kui<sup>2</sup> LI Guo-hui<sup>1</sup>

(College of Information System and Management, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)<sup>1</sup>

(Headquarters of Shenyang Military Region, Shenyang 110014, China)<sup>2</sup>

**Abstract** Junction is an important associate feature among the multi-sensor images and junction point set matching plays a key role of multi-sensor images registration. In this paper, coherent junction point drift for affine transformation (CJPD) was proposed. According to the inherent characteristic of junction, we defined the local structural consistency, which is used to measure the similarity between two junctions. What's more, we introduced local structural consistency of junctions as a constraint of the posterior probabilities of GMM components. The added structural information improves the robustness of CJPD for noise and outliers and speeds up its convergence. We tested the CJPD algorithm for affine transformation in the presence of noise and outliers, where CJPD shows more accurate results and outperforms current state-of-the-art methods than CPD.

**Keywords** Image registration, Point set registration, CJPD, GMM, Local structural consistency

## 1 引言

图像配准是图像处理领域中的一个研究热点,其研究目的是解决图像中目标的性质及相互联系问题。随着计算机技术、通信技术和遥感技术的不断进步,以及新型传感器的相继涌现,人们获取图像的能力迅速提高。遥感成像已进入到一个动态、实时、多时相、高分辨率观测数据的新阶段。多传感器图像之间的有机结合,可以增强场景信息间的互补性,减少对场景理解的不确定性,因此在军事情报获取、自主导航和未制导和目标跟踪等应用领域受到了广泛关注<sup>[1-3]</sup>。

对于一般图像配准,通过特征提取将图像配准问题转换为点集配准问题,即点模式匹配。对于不同传感器获取的图

像数据,存在成像差异,而传统角点特征只包含位置信息,这将导致难以提取两图像间的关联特征。而与传统角点特征相比,分支点不仅具有位置信息,而且包括更丰富的分支边缘等结构信息;分支点多条分支边缘间拓扑结构间良好的稳定性,有助于抵抗遥感图像各传感器间的成像差异,从而更容易获得在两种图像中同时出现的、具有内在关联的一致特征,并在匹配中能够有效滤除外点的干扰,不易形成误匹配。

点模式匹配是从立体视觉、目标识别和图像配准等应用中抽象出来的基本问题,是计算机视觉和模式识别领域中的重要内容之一。本文采用文献[4]给出的点模式匹配定义:

**定义** 设  $P$  和  $Q$  分别为两个点集,点模式匹配就是要找到  $P_K \subseteq P$  和  $Q_K \subseteq Q$ ,使得子集  $P_K$  和  $Q_K$  中的点之间满足给

到稿日期:2013-06-24 返修日期:2013-08-09 本文受基于计算摄影的运动模糊清晰化方法研究(61170159),面向视觉敏感特征保护的航拍SAR图像压缩理论与方法研究(60902093)资助。

罗廷金(1989-),男,硕士生,主要研究方向为特征提取和图像配准,E-mail: breezeiaoluo@qq.com;张军(1975-),女,博士,教授,硕士生导师,主要研究方向为多媒体信息系统、数字图像处理和信号处理;廉蕾(1983-),男,博士,主要研究方向为视觉不变特征提取及描述和多传感器图像自动配准;徐树奎(1982-),男,博士,主要研究方向为计算机视觉和图像复原;李国辉(1962-),男,教授,博士生导师,主要研究方向为多媒体信息系统与虚拟现实。

定的变换关系(相似变换、仿射变换和投影变换)和度量准则(欧氏距离和 Hausdorff 距离)。

通过点模式匹配,可以解决特征间的关联问题,进而在已知变换模型条件下,可以确定出模型参数。关联关系和变换关系是点模式匹配问题中的两种基本关系,据此可以将常用的点模式匹配算法分为两大类:

(1)关联类算法,通过提取点集中的不变特征量,并运用匹配识别方法获得点模式间的对应关系,来求解点模式匹配问题。这类算法主要有基于形状描述的方法<sup>[5,6]</sup>、基于凸壳<sup>[7]</sup>和矩<sup>[8,9]</sup>等仿射或投影不变量特征的方法、基于 Voronoi 图的方法<sup>[10]</sup>以及基于谱分析的方法<sup>[13,14]</sup>等。关联类点模式匹配算法基本不涉及复杂的最优变换参数搜索步骤,只需提取空间变换下的不变量进行比较即可确定点间的对应关系。不变量的提取以及匹配判决是此类算法面临的两个难题。

(2)变换类算法,通过在空间变换的参数空间内搜索最优参数,使得变换后的点集间达到最优关联(即定义的目标函数取最优解),从而求解点模式匹配问题,也称之为基于变换参数估计的算法。这类算法主要有迭代最近点算法(Iterative Closest Point, ICP)<sup>[13]</sup>、软指派算法<sup>[14,15]</sup>,以及基于高斯混合模型的算法<sup>[16,17]</sup>等。变换类点模式匹配算法通常在“参数估计→确定关联关系→参数估计”的迭代框架下进行,因而算法模型选择及搜索全局最优解为此类算法的研究重点。

近年来,基于高斯混合模型(Gaussian Mixture Models, GMM)的点模式匹配算法成为该领域的研究热点。此类算法的基本思想是将模板点集(即待配准点集)中各点视为 GMM 模型中各个高斯分量质心,目标点集(即参考点集)视为由 GMM 模型所生成的观测样本数据,通过搜索最优变换参数将 GMM 模型的质心拟合至目标点集中的关联点。一致点漂移算法(Coherent Points Drift, CPD)<sup>[16]</sup>是这类算法中的优秀代表,该算法在拟合过程中能够保持模板点集的整体拓扑结构,因而具有较好的抗干扰能力和迭代效率。

尽管 CPD 在点模式匹配问题上取得了很好效果,但是该算法只利用二维或者三维点坐标信息,对于分支点集而言,未能有效利用分支点的结构信息。由此,本文针对 CPD 算法的不足,提出了一致分支点漂移算法(CJPD)。首先定义分支点局部结构相容度函数,用于度量分支点的分支边缘结构信息相似度;对仿射变换的分支点集构建 GMM 模型,引入分支点局部结构相容度约束条件,通过 EM 算法极小化负对数似然函数来对 GMM 模型参数进行最优估计,从而实现分支点集配准。实验结果表明,一致分支点漂移算法比仅用坐标信息的 CPD 算法迭代次数更少,收敛速度更快,配准精度也更高。

## 2 局部结构相容度

支点具有丰富的局部结构信息,除了位置外还包括分支边缘数目及分支边缘倾角等。当参考图像和待配准图像在空间上配准时,两幅图像中的对应分支点的位置和局部结构也应齐。因此,局部结构对齐是分支点匹配的重要约束条件。

对于待配准图像中的某个分支点  $y = \langle x, y, \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_k \rangle$  ( $k$  为分支边缘数),将经过仿射变换  $T$  变换后的分支边缘倾

角  $\theta_i$  记为  $T(\theta_i)$ ,  $i=1, 2, \dots, k$ , 则有:

$$\begin{bmatrix} \cos(T(\theta_i)) \\ \sin(T(\theta_i)) \end{bmatrix} = A \begin{bmatrix} \cos\theta_i \\ \sin\theta_i \end{bmatrix} \quad (1)$$

其中,  $A$  为仿射变换  $T$  对应的变换矩阵。

假设  $Ty$  与参考图像的分支点  $x = \langle x, y, \varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_n \rangle$  相对应,且分支边缘也一一对应。单分支边缘的结构相容度量函数应具有如下 3 个性质:(1)两分支边缘倾角角度差愈小,结构相容度值愈大,当角度差值为 0 时,结构相容度值为 1;(2)两分支边缘倾角角度差超过一定阈值时,结构相容度值越接近 0;(3)单分支边缘结构相容度关于两分支边缘倾角角度差值呈对称分布。根据以上性质可知,分支点  $Ty$  与  $x$  的第  $i$  个分支边缘结构相容度可用两分支边缘倾角差的高斯函数度量,即:

$$c_i = e^{-\frac{|\varphi_i - T(\theta_i)|^2}{2\sigma^2}}, 3\sigma = \tau, i=1, 2, \dots, k \quad (2)$$

分支点局部结构相容度定义为两个分支点间分支边缘数和分支边缘倾角的一致性程度并由多分支边缘进行联合度量。分支点局部结构相容度应具有如下性质:(1)分支点局部结构相容度取值范围为  $[0, 1]$ ;(2)分支点间分支边缘匹配数愈大,局部结构相容度值愈大;(3)局部结构相容度值不随分支点间分支边缘数的增加而增加。

在理想情况下,  $h=k$  且  $T(\theta_i)$  与  $x$  对应的分支边缘倾角  $\varphi_i$  相等。通常情况下,由于噪声干扰和检测误差等因素的影响,两个对应的分支边缘倾角间不可能完全一致,即二者存在一定的夹角偏差。而且可能存在分支边缘缺失现象,即分支点  $Ty$  与  $x$  的分支边缘数目  $h \neq k$ 。因此同时考虑分支边缘数及分支边缘倾角对分支点的一致性影响,则分支点  $x$  和  $Ty$  间的局部结构相容度表示为:

$$C(x, Ty) = \frac{2r}{k+h} c(r) = \frac{2}{k+h} \sqrt{\frac{r}{\sum_{i=1}^r c_i^2}} \quad (3)$$

其中,  $r$  表示分支点  $x$  和  $Ty$  匹配的分支边缘数,  $c(r)$  表示匹配分支边缘结构相似度平方和的均值。值得注意的是,在计算分支点结构相容度之前,需要确定两个分支点  $x$  和  $Ty$  的分支边缘对应关系。针对该问题,本文采用与 Win Takes All (WTA)算法<sup>[18]</sup>相似的角度最相邻原则进行匹配,确定分支边缘对应关系。

图 1 中粗实线为分支点  $B$ ,细点划线为分支点  $R$ ,将  $R$  的分支边缘按逆时针方向旋转  $360^\circ$ 。在旋转过程中,基于式(3)计算分支点  $B$  和  $R$  间的局部结构相容度随旋转角度的变化曲线。4 种基本分支点(L型、T型、Y型和 X型)的结构相容度曲线如图 1 所示。其中(a)~(d)为分支点边缘完全的 L型、T型、Y型和 X型的局部结构相容度变化趋势;(e)~(h)为存在分支边缘缺失的 4 种基本分支点的局部结构相容度变化曲线。从图中可以看出,分支边缘完全时只有在边缘完全对应时才能达到最大值 1,当存在分支边缘缺失时,局部结构相容度值相应下降,且最大值也相应降低,如图 1(f)、(g)所示的存在一条分支边缘缺失的 T型和 Y型分支点的结构相容度最大值仅为 0.8。实验结果表明,本文定义的结构相容度函数能够很好度量分支点相似度。

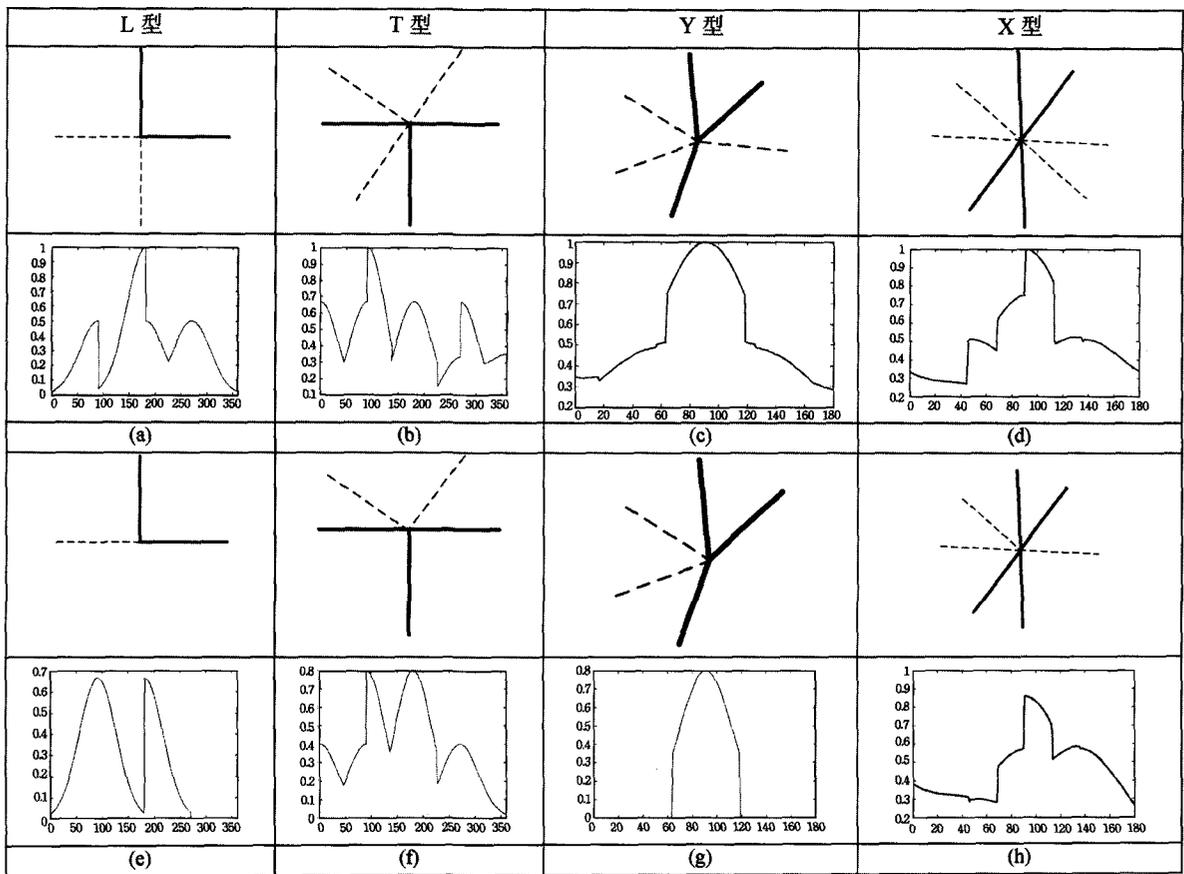


图1 分支点局部结构相容度曲线

### 3 一致分支点漂移(CJPD)

CPD算法要求待配准点集(也即高斯分量的中心)作为整体按给定的几何变换关系进行一致性移动,因而其能够较好地保持点集的几何拓扑结构。文献[16]的实验结果证明,CPD算法在噪声、外点及缺失点的干扰下仍具备令人满意的配准效果。但CPD算法的不足之处在于计算后验概率 $P^{old}(m|x_n)$ 时,仅利用了点的位置信息和点间的距离关系,没有考虑分支点的局部结构特征。针对分支点特点,本文提出一致分支点漂移算法(CJPD),用以对分支点集进行配准。

#### 3.1 问题描述

设 $X_N=[x_1, x_2, \dots, x_N]^T$ 和 $Y_M=[y_1, y_2, \dots, y_M]^T$ 分别为参考分支点和待配准分支点点集,其中 $N$ 和 $M$ 分别为两个点集中各自分支点的数目, $D$ 为点的坐标维度。基于GMM理论模型,以 $Y$ 中的分支点为分量质心来构建混合高斯模型,则 $X$ 中的分支点可通过该模型生成,其概率密度函数如式(4)所示:

$$p(x) = \sum_{m=1}^{M+1} P(m) p(x|m) \quad (4)$$

其中, $P(m)$ 为各个高斯分量的先验概率, $P(m)=1/M$ , $p(x|m)$ 为第 $m$ 个高斯分量的概率密度函数( $m=1, 2, \dots, M$ )。 $p(x|m)$ 不仅受到距离约束,还要考虑两分支点的局部结构相容度约束,因此 $p(x|m)$ 表示为:

$$p(x|m) = \frac{C(x_n, Ty_m)}{(2\pi\sigma^2)^{\frac{D}{2}}} \exp\left(-\frac{\|x - Ty_m\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (5)$$

其中, $T$ 为分支点集 $X$ 和 $Y$ 之间的几何变换, $C(x_n, y_m)$ 为分支点结构相容度约束。与此同时,为了消除分支点集中可能存在

的噪声及外点,式(4)中包含了均匀分布项 $p(x|M+1)=1/N$ 。设均匀分布项的权重为 $w$ ,则式(4)转换为:

$$p(x) = w \frac{1}{N} + (1-w) \sum_{m=1}^M \frac{1}{M} p(x|m) \quad (6)$$

$\Theta$ 记为分支点集 $X$ 和 $Y$ 之间的一组几何变换参数集。对GMM中各分量的质心位置实施参数集为 $\Theta$ 的几何变换,基于数据独立同分布假设, $\Theta$ 可通过极小化负对数似然函数进行估计:

$$L(\Theta, \sigma^2) = -\sum_{n=1}^N \log \sum_{m=1}^{M+1} P(m) p(x_n|m) \quad (7)$$

对于优参数集 $\Theta$ 和 $\sigma^2$ 的求解,本文采用与CPD类似的方法——通过(EM)算法将极小化负对数似然函数问题转换为期望最大优化,对 $\Theta$ 和 $\sigma^2$ 进行准确估计。

#### 3.2 EM算法

一般地,EM算法主要包含E步骤和M步骤两个步骤。在E步骤中利用参数的初始值和贝叶斯公式计算后验概率分布 $P(m|x_n)$ ,在M步骤中通过最小化目标函数 $Q(\Theta, \sigma^2)$ 更新参数值,重复迭代E步骤和M步骤直到收敛。M步骤中的目标函数 $Q(\Theta, \sigma^2)$ 表示式(7)的负对数似然函数的上限<sup>[19]</sup>,忽略与 $\Theta$ 和 $\sigma^2$ 无关的常数项,则 $Q(\Theta, \sigma^2)$ 可以表示为:

$$Q(\Theta, \sigma^2) = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \frac{P(m|x_n)}{2\sigma^2} \|x_n - T(y_m; \Theta)\|^2 + \frac{N_P D}{2} \log \sigma^2 \quad (8)$$

其中, $N_P = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M P(m|x_n) \leq N$ , $P(m|x_n)$ 为高斯分量的后验概率分布,由Bayes公式可得:

$$P(m|x_n) = \frac{P(m)p(x_n|m)}{p(x_n)} = \frac{C(x_n, Ty_m) \cdot \exp(-\frac{1}{2} \|\frac{x_n - T(y_m; \Theta)}{\sigma}\|^2)}{\sum_{k=1}^M C(x_n, Ty_k) \cdot \exp(-\frac{1}{2} \|\frac{x_n - T(y_k; \Theta)}{\sigma}\|^2) + (2\pi\sigma^2)^{\frac{D}{2}} \frac{\omega}{1-\omega} \frac{M}{N}} \quad (9)$$

对于仿射变换,集合  $Y$  中的点  $y_m$  经变换后可以表示为  $T(y_m; \Theta) = Ay_m + t$ , 其中  $A$  为  $D \times D$  阶变换矩阵,  $t$  为  $D \times 1$  阶平移向量。此时,式(8)的目标函数则可以改写为:

$$Q(A, t, \sigma^2) = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \frac{P(m|x_n)}{2\sigma^2} \|x_n - (Ay_m + t)\|^2 + \frac{N_p D}{2} \log \sigma^2 \quad (10)$$

分别对  $Q(A, t, \sigma^2)$  求偏导数,并令结果为 0,则得到目标函数  $Q$  取极值时参数  $A$ 、 $t$  和  $\sigma^2$  的闭合解:

$$\begin{cases} A = (\hat{X}^T P^T \hat{Y}) (\hat{Y}^T d(PU) \hat{Y})^{-1}, t = \mu_X - A \mu_Y \\ \sigma^2 = \frac{1}{N_p D} (tr(\hat{X}^T d(P^T U) \hat{X}) - (\hat{X}^T P^T \hat{Y} A^T)) \end{cases} \quad (11)$$

其中,支点集  $Y$  和  $X$  中点间的关联概率  $P = [P(m|x_n)]_{M \times N} = [\frac{P(m)p(x_n|m)}{p(x_n)}]_{M \times N}$ ;  $d(v)$  表示由向量  $v$  构成的对角矩阵;  $U$  为由 1 构成的列向量,长度不定,但需满足矩阵乘法运算法则;  $\mu_X$  和  $\mu_Y$  为点集  $X$  和  $Y$  的平移均值向量,  $\hat{X}$  和  $\hat{Y}$  为去除平移均值后的点集,其计算公式分别为:

$$\begin{cases} \mu_X = \frac{1}{N_p} X^T P^T U, \mu_Y = \frac{1}{N_p} Y^T P^T U \\ \hat{X} = X - U \mu_X^T, \hat{Y} = Y - U \mu_Y^T \end{cases} \quad (12)$$

从式(9)可以看出,与 CPD 算法相比,在计算后验概率  $P^{odd}(m|x_n)$  时,一致分支点漂移算法引入了局部结构相容度作为约束条件,即在计算后验概率  $P^{odd}(m|x_n)$  时,加入了分支点  $x_n$  和  $y_m$  间的局部结构相容度  $C(x_n, y_m)$  约束项。

值得一提的是,理论上通过 EM 算法(即式(11))可以得到变换参数  $A$  和  $t$  的闭合解,但本文在实验中发现,由于点集中存在噪声和外点干扰,仅通过 EM 算法估计的变换参数与真实解存在较大误差。针对该问题,本文基于矩阵  $P$  确定分支点的初始匹配关系,使用 RANSAC 算法<sup>[20]</sup>对变换参数  $A$  和  $t$  进行更加精确的计算。

基于上述后验概率计算公式,本文的分支点匹配算法主要步骤为:

步骤 1:参数初始化,令仿射变换矩阵  $A = I$ , 平移向量  $t = 0$ , 权重  $\omega = 0.3$ , 协方差  $\sigma^2 = \frac{1}{DMN} \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M \|x_n - Ty_m\|^2$ 。

步骤 2:EM 寻优过程,反复迭代 E-步骤和 M-步骤直至收敛,输出后验概率矩阵  $P$ , 迭代过程为:

E-步骤:根据当前  $A$  的取值,计算分支点间的局部结构相容度,然后根据当前  $A$ 、 $t$  和  $\sigma^2$  的值,计算后验概率矩阵  $P$ ;

M-步骤:根据矩阵  $P$ ,使用式(11)和式(12)分别更新  $A$ 、 $t$  和  $\sigma^2$  的值。

步骤 3:根据步骤 2 迭代结束时的矩阵  $P$ ,确定分支点的初始匹配关系。

步骤 4:使用 RANSAC 算法对步骤 3 中的初始匹配进行提纯,并输出变换模型参数估计值  $A$  和  $t$ 。

## 4 实验结果对比及分析

### 4.1 仿真数据实验

一致分支点漂移算法使用分支点的位置信息和局部结构

信息进行分支点匹配,并用 RANSAC 算法进行变换参数的鲁棒性估计,提高了算法的抗噪声和外点干扰能力。本节通过实验对本文算法性能进行测试,并与 CPD 算法进行对比分析。

为了对算法的配准精度进行度量,本文采用均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)进行精确计算, RMSE 的计算公式为:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (x_i - x_i')^2 + (y_i - y_i')^2} \quad (13)$$

其中,  $m$  为选择的控制点个数,  $(x_i, y_i)$  为参考图像中第  $i$  个控制点的坐标,  $(x_i', y_i')$  为待配准图像中第  $i$  个控制点坐标经空间变换后的坐标。

随机产生一个大小为 100 的分支点集合  $Y$ , 并为每个分支点随机生成若干条分支边缘。通过已知仿射变换对集合  $Y$  中的每个分支点进行映射,并对映射后的位置添加幅值范围为  $[-5, 5]$  的随机噪声,使用式(1)对分支边缘倾角进行变换,并对变换后的倾角添加幅值范围为  $[-15^\circ, 15^\circ]$  的随机噪声,将变换后的分支点集合记为  $X$ 。为了模拟集合  $X$  和  $Y$  间可能存在的外点干扰,分别从两个集合中随机抽取 80 个分支点进行实验。实验中取仿射变换矩阵  $A = \begin{bmatrix} 1.5 & 0.6 \\ -0.7 & 2.0 \end{bmatrix}$ , 位移向量  $t = [20, -20]^T$ ,  $X$  和  $Y$  中分支点的初始位置和分支边缘分布如图 2 所示。

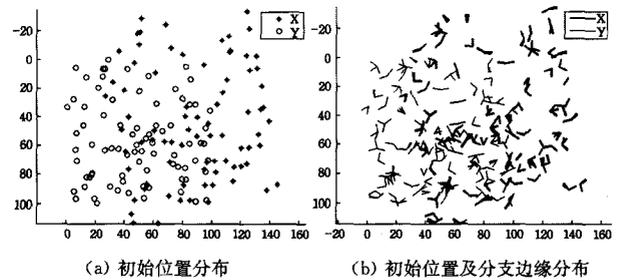


图 2 配准前分支点集  $X$  和  $Y$  初始分布

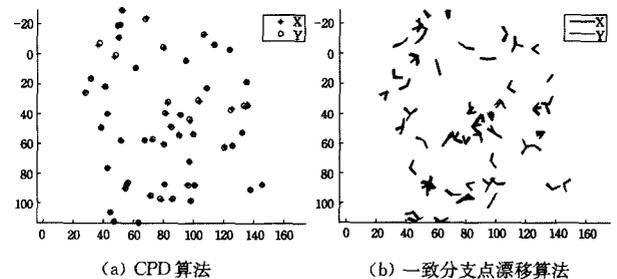


图 3 分支点集  $X$  和  $Y$  的配准结果

对分支点集  $X$  和  $Y$  进行配准, CPD 算法共迭代 57 次, 本文算法仅迭代了 41 次。而经过 RANSAC 算法提纯后, CPD 算法与本文算法都匹配到了 52 对分支点。最终 CPD 和一致分支点漂移算法得到的参数估计值如表 1 所列, 配准结果分别如图 3(a) 和图 3(b) 所示。而且在参数估计方面, 基于式(13)计算分支点的映射误差时, 本文选择所有配准分支点作为控制点, 得到的 RMSE 值如表 1 所列, CPD 算法和本文算法的 RMSE 分别为 2.4356 和 1.9249。从计算结果来看, 两

种算法的精度都较高,而且本文算法的配准精度略优于 CPD 算法。

表 1 变换参数估计值

	A	t	RMSE
CPD	$\begin{bmatrix} 1.5030 & 0.5899 \\ -0.7055 & 1.9893 \end{bmatrix}$	$[20.1878, -20.4135]^T$	2.4356
本文算法	$\begin{bmatrix} 1.5026 & 0.5934 \\ -0.7047 & 1.9905 \end{bmatrix}$	$[19.8683, -20.0421]^T$	1.9249

实验结果表明,在同样的噪声和外点干扰的情况下,本文算法充分利用了分支点的局部结构信息,将局部结构相容度作为约束条件用于分支点间的匹配概率计算,有效地抑制了干扰因素的影响,并减少了迭代次数,提高了算法效率,得到了更高的配准精度。同时也说明分支边缘对于分支点特征具有重要意义。

#### 4.2 基于分支点匹配的图像配准实验

本实验采用一组同一场景的可见光与红外遥感图像,如图 5(a)和图 5(b)所示。两幅图像的大小分别为  $327 \times 255$  和  $335 \times 232$ 。实验中,以可见光图像为参考图像,红外图像为待配准图像。基于一致分支点漂移算法进行图像配准之前,需要进行分支点提取,本文采用作者之前提出的基于方位一致性的分支点检测算法<sup>[21]</sup>,分支点检测结果如图 4 所示。其中,可见光图像中检测到 50 个分支点,红外图像检测到 34 个分支点。从检测结果来看,两个集合中包含了一定数量的存在关联关系的分支点。但由于红外与可见光图像存在较大的灰度差异,而且图像内容只有部分重叠,因此检测结果中也出现了较多的外点,同时一些分支边缘也存在缺失现象。



(a) 可见光参考图像 (b) 红外待配准图像

图 4 可见光与红外图像的分支点提取结果

分支点提取完成后,本实验通过 CPD 和 CJPD 算法进行分支点匹配。最终 CPD 算法共迭代了 99 次,迭代结果如图 5(a)所示,基于 RANSAC 算法提纯后的匹配结果如图 5(b)所示,共匹配到 13 对分支点;本文算法 CJPD 共迭代了 47 次,迭代结果及提纯结果分别如图 5(c)和图 5(d)所示,共匹配到 15 对分支点。从匹配结果可以看出,两种算法均能在大量外点干扰下完成分支点匹配,但 CJPD 算法匹配到的分支点数量更多,抗干扰能力更强,而且收敛速度更快。

根据 CPD 算法和本文算法计算得到的变换参数,仿射变换矩阵 A 和在 x 与 y 方向上的偏移量  $t = [t_x, t_y]^T$  计算结果如表 2 所列。根据表 2 的仿射变换参数估计值,对红外图像实施空间变换和插值,即可得到与可见光参考图像的配准结果,如图 6 所示。其中,图 6(a)和(b)分别为 CPD 算法和

CJPD 算法的配准结果。从整体来看,两种算法的配准均具有较好的视觉效果,图像间的主要物理结构实现了空间对齐。但在部分细节方面,CPD 算法的配准结果出现了一定的错位,如图 6(a)和(b)中左下方方框标记之处,对比可知,本文算法在对应位置处的偏移不明显,视觉效果更好。

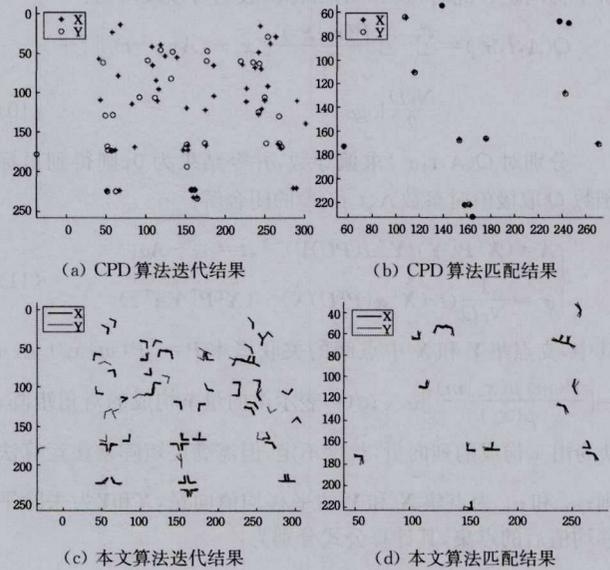
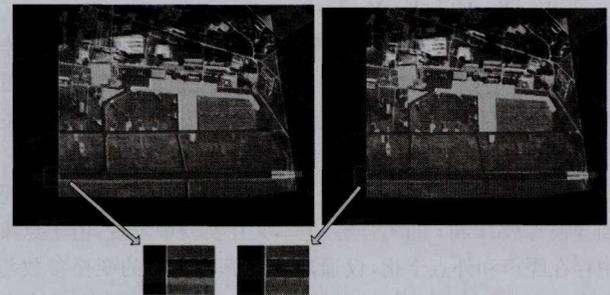


图 5 分支点匹配结果对比



(a) CPD 算法配准结果 (b) 本章算法配准结果

图 6 配准结果对比

表 2 变换参数计算结果以及 RMSE

	A	t	RMSE
CPD	$\begin{bmatrix} 0.9890 & 0.1491 \\ -0.1401 & 1.0032 \end{bmatrix}$	$[-60.8478, 58.6423]^T$	1.35
本文算法	$\begin{bmatrix} 0.9850 & 0.1390 \\ -0.1415 & 0.9932 \end{bmatrix}$	$[-61.2035, 59.5386]^T$	0.67

在配准精度对比方面,由于基准数据和真实变换参数未知,因此本实验在红外和可见光图像中通过人工方式均匀选取若干对控制点,通过比较控制点映射误差的方式进行实验对比和分析。在参考图像与待配准图像中分别选取了 10 对控制点,然后基于表 2 中两种算法的变换参数估计值计算待配准控制点的映射位置和映射误差,并计算所有控制点的映射误差结果,如表 3 所列,最后使用式(13)计算出 CPD 算法和 CJPD 算法的 RMSE 分别为 1.03 和 0.67。从控制点的映射误差及 RMSE 值来看,对于分支点点集匹配,CJPD 算法比 CPD 具有更高的配准精度,这与前面所述的配准视觉效果一致。

表3 控制点映射误差

序号	参考点 X	待配准点 Y	CPD		本文算法	
			T(Y;A,t)	误差	T(Y;A,t)	误差
1	(35.5,167.7)	(80.6,120.3)	(34.77,168.05)	0.81	(34.87,167.64)	0.63
2	(115.1,45.2)	(178.1,9.9)	(114.74,43.66)	1.55	(115.57,44.22)	1.07
3	(64.0,105.6)	(118.1,62.6)	(63.24,104.86)	1.07	(63.78,104.97)	0.66
4	(183.1,54.0)	(244.8,29.2)	(183.62,53.62)	0.67	(183.99,53.89)	0.90
5	(259.2,74.9)	(316.8,61.2)	(259.60,75.64)	0.83	(259.36,75.49)	0.60
6	(248.7,109.8)	(301.4,93.9)	(249.28,110.65)	0.99	(248.76,110.19)	0.36
7	(266.7,165.1)	(310.9,150.4)	(267.10,166.00)	0.99	(265.97,164.96)	0.72
8	(153.1,166.7)	(198.9,136.1)	(154.19,167.27)	1.27	(153.66,166.53)	0.58
9	(68.5,222.7)	(106.4,179.4)	(69.17,223.74)	1.28	(68.57,222.70)	0.11
10	(116.0,110.5)	(169.8,75.2)	(116.31,110.28)	0.35	(116.51,110.19)	0.57

分析可知,由于成像差异及场景重叠度的影响,分支点检测结果中包含了较多的噪声和外点干扰。在匹配阶段,CPD算法仅使用了易受噪声和外点干扰的位置信息,因而在局部区域可能形成误匹配。相比之下,CJPD算法则将稳定性更强的分支点局部结构用于匹配概率计算,因而它能够在相同的实验条件下有效抑制干扰因素的影响,实现更高精度的配准。

**结束语** 本文提出了一致分支点漂移算法。在分支点匹配阶段,提出了局部结构相容度的概念以检验两个分支点间分支边缘数目和分支边缘倾角的一致性程度,并将其作为匹配约束项嵌入到高斯混合模型分量的后验概率计算中,有效地利用了分支点包含的分支边缘等结构信息,同时也增强了算法对噪声和外点等干扰因素的抵抗能力,提高了分支点匹配的收敛速度。

在分支点对应关系确定时,本文提出了角度最相邻算法,其计算复杂度相对较高,而且容易使得算法仅达到局部最优解。在下一步研究中,可以考虑使用分支界定算法进行分支边缘匹配,以尽可能达到全局最优,提高算法效率。而且对于局部结构相容度,还可以考虑其他定义方式,使其结构相容度曲线能够尽可能平滑并接近高斯函数,更加符合人的视觉特性。

## 参 考 文 献

[1] Das S,Zhang Y. Color Night Vision for Navigation and Surveillance[J]. Transportation Research Record,2000,1708(1):40-46

[2] 李露,蒋宏,任意. 红外与可见光复合寻的制导中的快速图像配准方法[J]. 哈尔滨工程大学学报,2009,30(2):228-232

[3] 李光鑫,徐抒岩,董吉洪. 结构优化型颜色传递融合方法[J]. 电子学报,2011,39(1):213-218

[4] Wu Jian-ming, Jing Zhang-liang, et al. Study on an improved Hausdorff distance for multi-sensor image matching[J]. Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation, 2012,17(2):513-520

[5] Belongie S, Malik J, Puzicha J. Shape Matching and Object Recognition Using Shape Contexts[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2002,24(4):509-522

[6] Manay S, Cremers D, Hong B W, et al. Integral Invariants for Shape Matching[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2006,28(10):1602-1618

[7] Gope C,Kehtarnavaz N. Affine Invariant Comparison of Point-Sets Using Convex Hulls and Hausdorff Distances[J]. Pattern

Recognition,2007,40(1):309-320

[8] Nejhum S M S, Chi Y-T, et al. Higher-Dimensional Affine Registration and Vision Applications[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2011,33(7):1324-1338

[9] Heikkilä J. Pattern Matching with Affine Moment Descriptors [J]. Pattern Recognition,2004,37(9):1825-1834

[10] Fang Z, Tu W, et al. A Voronoi neighborhood-based search heuristic for distance/capacity constrained very large vehicle routing problems[J]. International Journal of Geographical Information Science,2012,10(3):1-24

[11] Cheong O, Everett H, et al. Farthest-polygon Voronoi diagrams [J]. Computational Geometry,2011,44(4):234-247

[12] Zhang Zhao-yang, et al. Spectral Feature Matching Based on Isometric Projection of Matrix[J]. Applied Mechanics and Materials,2011,121(6):4161-4165

[13] Besl P J, McKay N D. A Method for Registration of 3-D Shapes [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,1992,14(2):239-256

[14] Chui H, Rangarajan A. A New Point Matching Algorithm for Non-Rigid Registration[J]. Computer Vision and Image Understanding,2003,89(2):114-141

[15] Zheng Y F, Doermann D. Robust Point Matching for Nonrigid Shapes by Preserving Local Neighborhood Structures[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006,28(4):643-649

[16] Myronenko A, Song X. Point Set Registration: Coherent Point Drift[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2010,32(12):2262-2275

[17] Jian B, Vemuri B C. Robust Point Set Registration Using Gaussian Mixture Models[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2011,33(8):1633-1645

[18] Kang X, et al. Correspondenceless 3D-2D registration based on expectation conditional maximization[C]// Progress in Biomedical Optics And Imaging; Proceedings of SPIE, Lake Buena Vista, FL, , SPIE,2011

[19] Bishop C M. Neural Networks for Pattern Recognition[M]. Oxford:Oxford University Press,1995

[20] Fischler M, Bolles. Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography[J]. Commun. ACM,1981,24(6):35-39

[21] Zhang Jun, Luo Ting-jin, Gao Gui, et al. Junction Point Detection Algorithm for SAR Image[J/O/L]. International Journal of Antennas and Propagation,2013