

文章编号 1004-924X(2015)05-1474-10

多模态鲁棒的局部特征描述符

赵春阳^{1,2,3*}, 赵怀慈^{1,2}

1. 中国科学院 沈阳自动化研究所, 辽宁 沈阳 110016;
2. 中国科学院 光电信息处理重点实验室, 辽宁 沈阳 110016;
3. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要:针对基于灰度的局部特征匹配方法对图像对比度变化敏感,导致在多模态图像配准应用中性能大幅下降的问题,提出了一种多模态鲁棒的局部特征描述符和匹配方法。首先,基于对比度变化不敏感的相位一致性和局部方向信息,提出一种多模态鲁棒的角点和线段特征提取方法,在对比度差异显著的多模态图像之间提取较多的共性角点和线段特征;然后,以角点为中心选择 48 个均匀分布的圆形特征子区域,利用角点与特征子区域内线段的距离和线段长度信息,构建 96 维的特征向量;最后,将归一化相关函数作为匹配测度函数进行特征匹配,并采用基于位置约束的随机抽样一致(RANSAC)方法进行匹配提纯。实验表明,本文提出的多模态匹配方法匹配正确率和重复率分别高达 80% 和 13%,分别为对称-尺度不变特征变换算法(S-SIFT)、多模态-快速鲁棒特征算法(MM-SURF)等基于灰度方法的 2~4 倍和 4~7 倍,显著优于同类方法。

关键词:图像配准;多模态配准;多模态鲁棒特征;相位一致性;局部方向;归一化相关

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20152305.1474

Multimodality robust local feature descriptors

ZHAO Chun-Yang^{1,2,3*}, ZHAO Huai-Ci^{1,2}

1. *Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China;*
2. *Key Laboratory of Optical Electronics Information Processing, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China;*
3. *University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)*

** Corresponding author, E-mail: zcyneu@sina.com*

Abstract: The intensity-based local feature matching methods are sensitive to image contrast variations, so the performance declines significantly when they are applied in multimodal image registration. To solve the above problem, a multimodality robust local feature descriptor was proposed and the corresponding feature matching method was developed. Firstly, an extraction method for the multimodality robust corner and line segment was proposed based on the phase congruency and local direction information insensitive to contrast variants. Compared with intensity-based method, more equivalent corners and line segments were extracted between multimodal images

收稿日期:2014-12-09;修订日期:2015-01-22.

基金项目:国家 973 重点基础研究发展计划资助项目;中国科学院光电信息处理重点实验室开放基金资助项目 (No. OEIP-O-201203)

with more contrast differences. Then, the feature region containing of 48 circular sub-regions was selected by using the corner for a center and the 96 dimensional feature vectors were generated by using the distance values of corners and the length values of line segments located in feature sub-regions. Finally, the feature matching method based on normalized correlation function was proposed and the location constraint-based RANdom SAmples Consensus (RANSAC) algorithm was used to remove false matching point pairs. The experimental results indicate that the precision and repeatability on multimodal image matching of the proposed method reach 80% and 13% respectively. As compared with the other intensity-based image matching methods, the precision and repeatability of proposed method are 2-4 times and 4-7 times respectively those of Symmetric-Scale Invariable Feature Transformation (S-SIFT) and Multimodal-Speeded-up Robust Features (MM-SURF). It concludes that the proposed method outperforms many state-of-the-art methods significantly.

Key words: image registration; multimodality registration; multimodality robust feature; phase congruency; local direction; normalized correlation

1 引言

多模态图像是指对同一场景或对象在不同成像条件下(如不同光照条件^[1]、不同类型传感器)获取的图像。多模态图像匹配的目标是当存在尺度、旋转、平移或视角变化时,求解多模态图像之间的空间对齐关系,其广泛用于目标识别、遥感图像处理^[2]和图像融合^[3]等方面。

多模态图像匹配技术可概括地归为两类:基于全局特征的匹配和基于局部特征的匹配。基于全局特征的匹配方法是通过直接或间接统计全局灰度信息实现多模态图像匹配,主要包括:互信息(Mutual Information, MI)方法^[4]和相关匹配方法^[5]。当前,基于互信息的方法广泛应用于医学图像配准中,取得了显著的效果。然而,由于基于全局信息的方法需利用整幅图像的统计信息实现匹配,因此,容易受到图像遮挡、杂波和截断等因素的影响。

基于局部特征的方法利用图像的梯度、边缘等局部特征建立局部特征描述符,采用最小欧式距离或最大相关等匹配测度函数实现图像对的匹配。基于局部特征的方法可进一步归为两类:基于梯度的方法和基于边缘的方法。基于梯度的方法通过统计图像局部区域的梯度直方图建立特征描述符,主要包括自相似方法^[6]以及尺度不变特征变换(Scale Invariant Feature Transform, SIFT)^[7]或加速鲁棒特征(Speeded-Up Robust Features, SURF)^[8]等方法的变种^[9-10];如 S-SIFT(Symmetric-SIFT)方法^[9]、MM-SURF(Multimodal-SURF)^[10]方法等。

基于边缘的方法主要利用图像的边缘、线段等特征建立特征描述符,主要包括:MSLD(Mean-standard Deviation Line Descriptor)方法^[11]和 GAD(Gixel Array Descriptor)方法^[12]。

与基于全局特征的方法相比,基于局部特征的方法对仿射变化和图像遮挡、杂波和截断等不敏感。然而,基于梯度的方法本质上依赖于图像的灰度信息,当多模态图像存在显著的对比度差异时,梯度直方图差异显著,会造成图像匹配性能显著下降。由于多模态图像是结构相似的,因此,基于边缘或线段等图像结构特征的方法更适合于多模态图像匹配。考虑到像 Canny 等基于灰度的边缘提取方法难以采用同一阈值在多模态图像对之间提取足够多的共性边缘特征,直接影响多模态图像匹配性能,因此,多模态鲁棒特征提取问题就成为多模态图像匹配的关键问题之一,而 GAD、MSLD 等基于边缘或线段的方法假定在多模态图像之间提取了足够多的共性边缘或线段特征,缺乏对多模态鲁棒特征提取方法的描述。

针对上述问题,本文提出一种多模态鲁棒的局部特征描述符以及匹配方法。首先,提出一种基于局部相位信息的多模态鲁棒角点和线段提取方法。与基于灰度的方法相比,该方法能够提取更多的共性特征,有利于提高多模态图像匹配性能;然后,基于角点和线段特征,提出了一种多模态鲁棒的局部特征描述符;最后提出一种采用归一化相关函数作为匹配测度的描述符匹配方法和基于位置约束的随机抽样一致(RANdom SAmples Consensus, RANSAC)方法的匹配提纯方法。实验表明,该方法匹配性能显著优于 S-

SIFT、MM-SURF 等目前性能较优的多模态图像匹配方法。

2 多模态鲁棒角点和线段提取方法

由于灰度或梯度信息具有对比度变化敏感的缺点,因此,基于灰度的方法应用于对比度差异显著的多模态图像配准中时性能较差。另外,由于不同模态图像之间具有结构相似性,因此,可选用角点和线段等体现图像结构的特征来实现多模态图像匹配。本节提出一种基于相位一致性^[13-14]和单演信号理论^[15]的多模态鲁棒的角点和线段提取方法,相比于传统的 Harris 角点和 Canny 边缘提取等方法,该方法对于不同模态的图像可提取较多的共性角点和边缘特征,为提高多模态匹配性能奠定了基础。

2.1 相位一致性图像及局部方向图像提取

Kovesi 提出了相位一致性方法^[13-14]。该方法使用局部能量和局部相位信息提取相位一致性和局部方向信息。另外,二维图像信号的局部能量和局部相位信息可通过 Felsberg 提出的单演信号理论^[15]计算,因此,通过结合相位一致性和单演信号理论可计算灰度图像的相位一致性图像 I_{PC} 和局部方向图像 I_{θ} 。由于相位一致性具有对比度变化不敏感,即相位一致性图像具有对模态变化不敏感的优点,因此,基于相位一致性图像提取角点和边缘特征时自然具有模态鲁棒性。相位一致性图像 I_{PC} 和局部方向图像 I_{θ} 计算如下:

$$I_{PC}(x, y) = \frac{f_1 \cdot f_2}{|f_1 \times f| + |f_1| |f_2|}, \quad (1)$$

$$I_{\theta}(x, y) = \text{atan}\left(\frac{f_2(x, y)}{f_1(x, y)}\right), \quad (2)$$

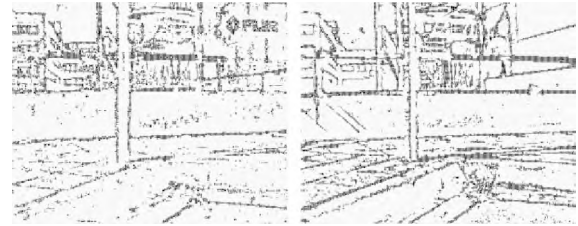
$$\{f_1, f_2\} = \text{Riesz}[I(x, y)], \quad (3)$$

其中: $\text{Riesz}[I(x, y)]$ 表示对图像 $I(x, y)$ 进行 Riesz 变换。



(a) 相位一致性图像

(a) Phase congruency images



(b) 局部方向图像

(b) Local direction images

图 1 红外(左)和可见光图像(右)提取的相位一致性图像和局部方向图像

Fig. 1 Phase congruency images and local direction images extracted from IR image(left) and EO image(right)

图 1 给出了从红外和可见光图像提取的相位一致性和局部方向图像。如图 1(a) 所示,对于不同模态的图像,其相位一致性的图像细节程度相近,即相位一致性图像对模态变化是鲁棒的,都可以体现图像的结构特征;如图 1(b) 所示,局部方向图像体现了图像结构(如线段)的局部方向,相同的图像结构(如同一条线段)具有相近的局部方向。

2.2 基于相位一致性的角点提取

传统的 Harris 角点检测方法基于梯度信息,由于不同模态图像之间存在显著的对比度(或梯度)差异,导致从不同模态图像采用相同阈值检测到的角点位置、数量等存在显著差异。针对上述问题,提出一种基于相位一致性的 Harris 角点提取算法,主要步骤如下:

1) 采用公式(1)计算相位一致性图像 I_{PC} ,并计算其梯度图像 $G_{PC} = [G_{PC}^x, G_{PC}^y]$:

$$G_{PC}^x(x, y) = I_{PC}(x, y) \otimes (-1, 0, 1), \quad (4)$$

$$G_{PC}^y(x, y) = I_{PC}(x, y) \otimes (-1, 0, 1)^T. \quad (5)$$

2) 计算相位一致性梯度图像 G_{PC} 的自相似矩阵 M :

$$M = \begin{bmatrix} \sum_w (G_{PC}^x)^2 & \sum_w G_{PC}^x G_{PC}^y \\ \sum_w G_{PC}^x G_{PC}^y & \sum_w (G_{PC}^y)^2 \end{bmatrix}. \quad (6)$$

3) 计算响应值 R ,并对小于阈值 t 的 R 置零:

$$R = \{R: \det(M) - \alpha (\text{tr}(M))^2 < t\}, \quad (7)$$

其中: \det 和 tr 分别表示矩阵行列式和迹运算, α 为常量。

4) 在 3×3 邻域内对 R 进行非最大抑制,局部最大值点即为图像中的角点。

传统的 Harris 角点对梯度变化敏感,对于对

比度(或梯度)差异较大的不同模态图像,要提取足够多的共性角点特征,需要对不同模态的图像自动选择不同阈值,这是难以实现的。相比于传统的 Harris 角点提取方法,基于相位一致性的 Harris 角点提取方法具有以下优势:由于相位一致性图像对图像对比度变化不敏感,因此,采用同一阈值可在不同模态图像中检测出更多的共性角点,即具有多模态鲁棒特性,有利于不同模态图像匹配。

2.3 基于相位一致性和局部方向的线段提取

多模态图像具有结构相似性,因此,边缘、线段等体现图像结构的特征更适合于不同模态图像间的匹配。Canny 等目前常用的边缘提取方法都是基于梯度信息的,对图像对比度变化异常敏感,难以在对比度差异显著的不同模态图像中提取较多的共性边缘特征。针对上述问题,本文提出一种基于相位一致性和局部方向的线段提取方法。

受到 LSD(Line Segment Detector)方法^[16]的启发,本文提出一种基于相位一致性和局部方向的线段提取方法,其基本思想是:首先,利用相位一致性和单演信号理论,提取具有对比度变化鲁棒的相位一致性图像和局部方向图像;然后,将相位一致性图像中距离较近、局部方向相近的非零点聚类成被称为线段支撑区域(Line Segment Region, LSR)的矩形区域,对于一幅图像得到多个 LSR;最后,沿每个矩形 LSR 长轴方向提取中心线段,得到多条线段。

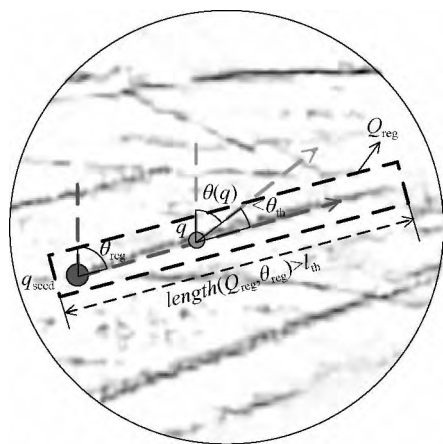


图 2 基于相位一致性和局部方向的线段提取示意图
Fig.2 Schematic diagram of line segment extraction method based phase congruency and local direction

图 2 给出了基于相位一致性和局部方向的线

段提取方法示意图,线段提取算法的具体步骤如下:

1)使用公式(1)、(2)和(3)计算相位一致性图像 I_{PC} 和局部方向图像 I_{θ} ;

2)计算线段支撑区域 Q_{reg} 提取 LSR 方向 θ_{reg} 。

a)选取相位一致性图像值大于阈值 T_{PC} 的点组成种子点集合:

$$Q_{seed} = \{ (x, y) | I_{PC}(x, y) > T_{PC} \}, \quad (8)$$

b)对于 Q_{seed} 中的每个种子点 q_{seed} ,将相位一致性图像中满足距离和角度条件的点 q 聚类成线段支撑区域 Q_{reg} ,并计算 LSR 方向 θ_{reg} :

$$Q_{reg} = Q_{reg} \cup \{ q \}, \quad (9)$$

$$\theta_{reg} = \text{atan} \left\{ \frac{\sin(\theta_{reg}) + w \cdot \sin(\theta_q)}{\cos(\theta_{reg}) + w \cdot \cos(\theta_q)} \right\}, \quad (10)$$

$$w = \frac{I_{PC}(q)}{I_{PC}(q_{seed})}, \quad (11)$$

其中:距离条件为 q 与线段支撑区域 Q_{reg} 中所有点的最小欧式距离小于阈值 d_{th} ;角度条件为 q 点局部方向 θ_q 与线段支撑区域方向 θ_{reg} 的夹角小于阈值 θ_{th} 。

3)提取线段 L

如果线段支撑区域 Q_{reg} 的长度满足条件:

$$\text{length}(Q_{reg}, \theta_{reg}) > l_{th}, \quad (12)$$

则将线段添加到线段集合 L 中:

$$L = L \cup \text{line}(Q_{reg}, \theta_{reg}), \quad (13)$$

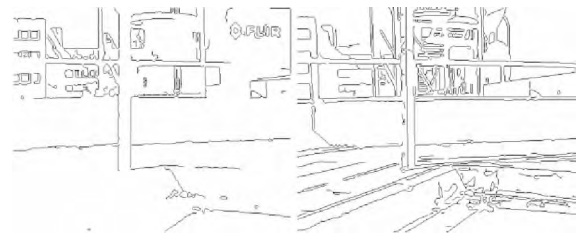
其中: length 函数是指沿方向 θ_{reg} 在线段支撑区域 Q_{reg} 内的线段长度。 line 函数是指沿 θ_{reg} 方向在提取线段支撑区域 Q_{reg} 的中心线段。

图 3 给出了红外和可见光图像采用 Canny 算法和本文算法的边缘/线段提取效果。



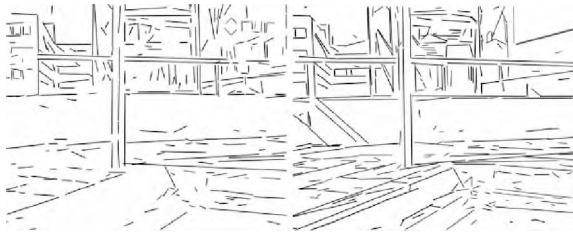
(a)原始图像

(a) Original images



(b)Canny 算法(阈值[0.05, 0.15])

(b) Canny method using threshold [0.05, 0.15]



(c) 本文算法
(c) Proposed method

图 3 采用 Canny 方法和本文方法从红外(左)和可见光图像(右)提取的边缘/线段

Fig. 3 Edges and line segments from IR image(left) and EO image (right) extracted by Canny and proposed methods

相比于 Canny 算法等基于梯度的边缘提取方法,本文线段提取方法具有如下优势:(1)由于相位一致性图像对图像对比度变化不敏感,因此,采用同一阈值可在不同模态图像中提取较多的共性线段特征,即具有多模态鲁棒性。由图 3 可知,采用相同阈值 Canny 算法提取的边缘特征差异较大,而本节方法提取的共性线段特征数量显著提升;(2)基于梯度的方法提取的轮廓具有双边缘效应,而本节方法由于采用 LSR 技术可准确提取单条线段,提取的线段特征具有较高的位置精度;(3)Canny 算法是一种边缘提取方法,需要结合 Hough 变换来实现线段提取,本节方法可直接实现线段提取,便于生成本文提出的线段特征描述符。

3 多模态鲁棒局部特征描述符构建

多模态鲁棒角点和线段提取方法可以实现在不同模态图像中提取较多的共性角点和线段特征,而多模态鲁棒局部特征描述符构建算法利用上述共性的角点和线段特征生成特征向量,其基本思想如下:首先,以角点为中心选择 48 个圆形特征子区域;然后,利用特征子区域内的线段长度、角度等属性以及角点与线段位置关系构建 96 维特征向量。

3.1 特征区域选取

特征区域分布如图 4 所示,特征区域由以角点为中心的多个半径相同的圆形特征子区域组成,特征子区域的圆心分布在 M 个等距的同心圆环上,每个同心圆环均匀分布 N 个特征子区域,共计 $M \times N$ 个。本文算法选取 $M=3, N=16$,即 48 个圆形特征子区域。

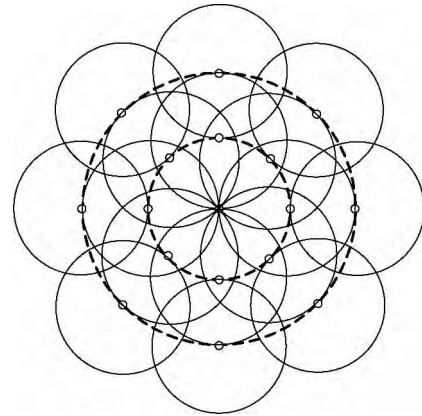


图 4 特征区域分布

Fig. 4 Distribution of feature region

由图 4 可知,特征区域是由多个重叠的圆形特征子区域构成的,这是因为线段特征不如灰度、梯度等特征丰富,通过选取多个重叠的特征子区域构建描述符可提高特征描述符的独特性。

3.2 特征向量计算

特征向量是利用特征子区域内的线段长度、角度属性以及角点与线段位置关系等信息构建的。首先,对于每个特征子区域生成一个 2 维的特征子向量;然后,将 48 个特征子区域的特征子向量按顺序排列,生成 96 维的特征向量。

子区域特征向量计算示意图如图 5 所示,为描述子区域特征向量构造算法,引入如下定义:

(1)子区域方向(Sub-region Direction, SRD)定义为线段 $P^o P_i^o$ 与水平方向的夹角 α 。

(2)点-线段距离(Point-line Distance, PLD)定义为点和线段之间的曼哈顿距离 d :

$$d = d_1 + d_2, \quad (14)$$

$$d_1 = |P^o P_i^o|, \quad (15)$$

$$d_2 = \begin{cases} |P^c P^i|, & P^c \notin P^s P^e \\ 0, & P^c \in P^s P^e \end{cases}, \quad (16)$$

其中: P^c 为直线 $P^o P_i^o$ 与直线 $P^s P^e$ 的交点, P^i 为过圆心 P_i^o 垂直于 $P^s P^e$ 的直线与 $P^s P^e$ 的交点。

(3)长度-距离比向量(Length-distance Ratio Vector, LDRV)定义为:

$$f = (f^h, f^v) = \frac{l}{(1+d)(1+l)} (\cos(\alpha), \sin(\alpha)), \quad (17)$$

其中: l 为线段长度, d 为 PLD 距离。LDRV 向量 f 综合反映了线段长度、方向以及在特征子区域中位置等信息,PLD 距离 d 越小 f 值越大,同样,线段长度 l 越大 f 值越大。

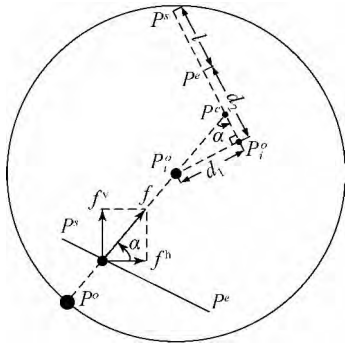


图 5 子区域特征向量计算示意图

Fig. 5 Schematic diagram of calculation of sub-region feature vector

设角点坐标为 P^o ,子区域 i 的圆心坐标为 P_i^o 及其半径为 r ,子区域 i 内线段集合为 LS_i ,特征向量构造算法步骤如下:

(1)对于子区域 i 内的所有线段 $l_{s_{i,j}} \in LS_i$,计算如下变量:

(a)计算子区域 SRD 方向 α ;

(b)使用公式(14)、(15)和(16),计算从点 P_i^o 到线段 $l_{s_{i,j}}$ 的 PLD 距离 d 和欧式距离 d_1 ;

(c)若 $d_1 < r$,使用公式(17)计算线段 $l_{s_{i,j}}$ 的 LDRV 向量 $f_{i,j} = (f_{i,j}^h, f_{i,j}^v)$;

(2)对子区域 i 内所有线段的 LDRV 向量求和,得到特征子向量 $f_i = (\sum f_{i,j}^h, \sum f_{i,j}^v)$;

(3)对特征子向量按子区域顺序组合,得到特征向量 $V = \{f_i | i=1, 2, \dots, MN\}$ 。

4 多模态鲁棒局部特征匹配方法

对于每个角点,采用多模态局部特征描述符构造方法生成 96 维的特征向量,特征匹配方法首先采用归一化相关函数计算特征向量的匹配测度,采用双候选点匹配法选择匹配点;然后,采用改进的 RANSAC 方法对匹配点进行提纯。

4.1 特征匹配

虽然多模态鲁棒的线段提取方法从不同模态图像中提取了较多的共性线段特征,但是相比于同模态图像,不同模态图像提取的特征差异性相对较大,导致特征向量存在一定的差异。针对该问题,采用归一化相关函数作为匹配测度函数、双候选点匹配法等匹配策略来提高多模态图像匹配正确率。

设分别从图像 I_A 和 I_B 中提取 N_A 和 N_B 个角点,记作 C_i^A 和 C_j^B ,对应的特征向量记作 V_i^A 和 V_j^B ,角点坐标记作 P_i^A 和 P_j^B 。其中, $i=1, 2, \dots, N_A, j=1, 2, \dots, N_B$ 。特征匹配步骤如下:

(1)匹配测度计算

基于灰度的局部特征匹配通常采用差值平方和(Sum of Squares of Difference,SSD)函数作为匹配测度函数,但是由于不同模态图像生成的特征向量具有一定的差异性,而 SSD 函数对这种差异比较敏感,因此,选用适应性、准确性更优的归一化相关(Normalized Correlation,NC)函数代替 SSD 函数作为匹配测度函数,具体形式如下:

$$NC(i, j) = \frac{\langle V_i^A, V_j^B \rangle}{|V_i^A| \cdot |V_j^B|}, \quad (18)$$

其中: $\langle \cdot, \cdot \rangle$ 表示向量内积运算, $|\cdot|$ 为向量模运算。

设图像 I_A 中任意一个角点 C_i^A 的特征向量为 V_i^A ,计算与图像 I_B 中所有角点 C_j^B 的特征向量 V_j^B 的匹配测度 $NC(i, j)$,得到角点 C_i^A 的匹配测度结果集合 NC_i :

$$NC_i = \{NC(i, j) | j=1, 2, \dots, N_B\}. \quad (19)$$

(2)双候选点匹配

对于不同模态图像中的同一角点,生成的特征向量存在一定的差异,若选择单个测度极值点作为匹配点会导致匹配错误率较高。因此,若匹配点的最大匹配测度值与次最大匹配测度值之比大于阈值 T_m ,则选择两个点作为候选匹配点。

设图像 I_A 的任意一个角点 C_i^A 的匹配测度结果集合为 NC_i ,其最大值 $NC(i, k)$ 和次最大值 $NC(i, l)$ 分别对应图像 I_B 中的角点 C_k^B 和 C_l^B ,其中, $k, l=1, 2, \dots, N_B$ 。则匹配结果 M 计算如下:

若 $NC(i, l)/NC(i, k) < T_m$, 则:

$$M = M \cup \{(i, k)\}. \quad (20)$$

否则,

$$M = M \cup \{(i, k), (i, l)\}. \quad (21)$$

4.2 匹配提纯

由于不同模态图像提取的特征向量差异性相对较大,因此,对于同模态图像匹配误匹配点数相对较多,为了提高匹配正确率,选取 RANSAC 方法对特征匹配结果 M 进行提纯:

(1)从匹配结果集合 M 中随机选取 4 个匹配点对 $\{(i_k, j_k) | i, k=1, 2, 3, 4\}$,其对应的坐标分

别为 $\{P_{ik}^A\}$ 和 $\{P_{jk}^B\}$ 。由于采用双候选点匹配方法,因此所选取的匹配点对可能来自于同一坐标点,从而会造成 RANSAC 计算失败。为解决该问题,对传统的 RANSAC 方法增加位置约束条件:选择来自不同位置的匹配点。即匹配点坐标满足条件:

$$P_{i_k}^A \neq P_{j_k}^A \cap P_{i_k}^B \neq P_{j_k}^B, i_k \neq j_k, i_k, j_k = 1, 2, 3, 4. \quad (22)$$

(2) 选择单应性变换矩阵作为 RANSAC 模型,估计变换矩阵,计算坐标点重投影误差,并统计内点数目;

(3) 重复步骤(1)和(2),保留内点数目最多的内点匹配点对作为匹配提纯结果。

5 实验与结果

5.1 实验过程与方法

在多模态匹配实验中,选择覆盖光电、遥感和医学数据库的多模态图像进行特征点匹配,光电图像对取自 DGP 光电-红外数据库,遥感图像对来自参考文献[10]的实验图像数据库,匹配实验中将本文算法与其他基于灰度的局部特征匹配算法进行比较,对比算法包括 SIFT^[7], SURF^[8], S-SIFT^[9]和 MM-SURF^[10]。实验过程与方法具体如下:

(1) 特征匹配

本文算法以及 SIFT 等对比算法分别采用 VC2010 开发工具和 OpenCV 计算机视觉库实现,SIFT 和 SURF 算法采用 SSD 函数作为匹配测度函数,并采用比例提纯法进行匹配提纯,S-SIFT 和 MM-SURF 算法分别采用文献[9]和文献[10]中描述的匹配方法进行匹配。经过特征匹配后,得到所有的实验图像及算法提取的特征点坐标和匹配点对信息。

(2) 匹配误差计算

设多模态图像对 I_A 和 I_B , 匹配点坐标为 $\{(P_i^A, P_j^B) | i=1, 2, \dots, N_A, j=1, 2, \dots, N_B\}$, 已知多模态图像对 I_A 和 I_B 之间的变换矩阵为 H , 将图像 I_A 中的特征点坐标 P_i^A 使用变换矩阵 H 重投影到图像 I_B 中,坐标为 P_i^B , 计算重投影坐标点 P_i^B 与匹配坐标点 P_j^B 之间的欧式距离,并将其作为匹配误差,如果匹配误差小于 2.5 pixel, 则

认为正确匹配。

(3) 匹配性能统计

采用匹配正确率和重复率等匹配性能指标来评估实验结果,匹配正确率定义为正确匹配数与总匹配数的比值,重复率采用正确匹配数与两幅图像提取的较少特征点数比值,具体计算公式如下:

$$\text{匹配正确率} = \frac{\text{正确匹配数}}{\text{总匹配数}}, \quad (23)$$

$$\text{重复率} = \frac{\text{正确匹配数}}{\text{两幅图像的特征点数最小值}}. \quad (24)$$

数据处理过程统计了各算法对不同多模态图像的匹配性能以及对所有多模态图像的总匹配性能,详细阐述如下。

5.2 不同模态图像匹配性能

本文算法以及对比算法对可见光-红外图像和遥感图像的匹配结果分别如图 6 和图 7 所示。



(a) MM-SURF



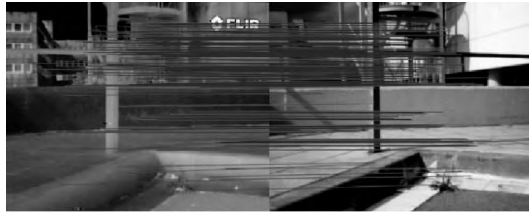
(b) SURF



(c) S-SIFT



(d) SIFT



(e) 本文方法

(e) Proposed method

图 6 光电图像对匹配结果对比

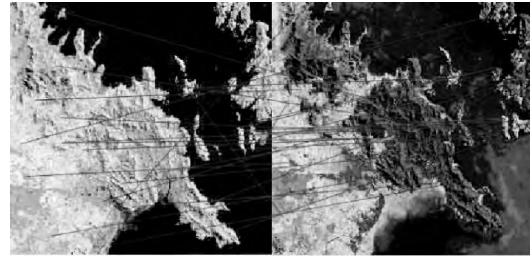
Fig. 6 Matching results between IR and EO images using different methods

从图中可得到如下结论:

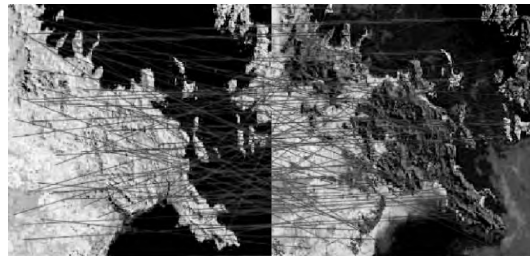
(1)对于可见光-红外图像对,本文算法的匹配性能显著优于其他算法,匹配点总数和正确匹配点数显著优于其他算法,通过计算匹配正确率高达 82.6%,显著优于次优方法 MM-SURF 的 7.14%;

(2)对于遥感图像对,本文算法的匹配性能显著优于 S-SIFT、SIFT 和 SURF 算法,略优于 MM-SURF 算法,通过计算匹配正确率高达 67.3%,优于次优方法 MM-SURF 的 58.7%;

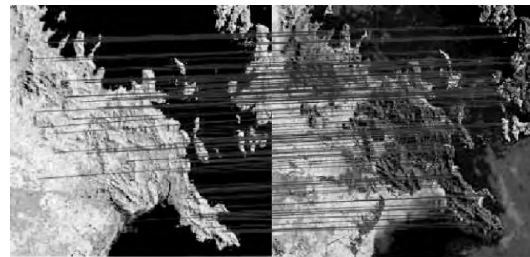
(3)对于可见光-红外图像对、遥感图像对等不同类型的多模态图像,本文方法都取得了较好的匹配性能,对模态变化的鲁棒性较好,而对比算法对于上述两种类型的多模态图像匹配性能变化较大,对模态变化鲁棒性较差。



(c) S-SIFT



(d) SIFT

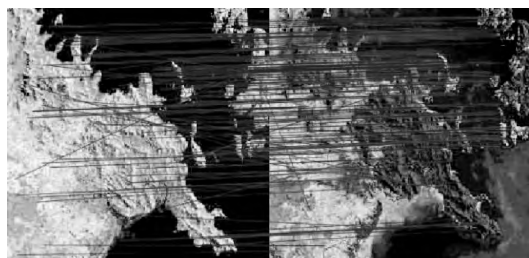


(e) 本文方法

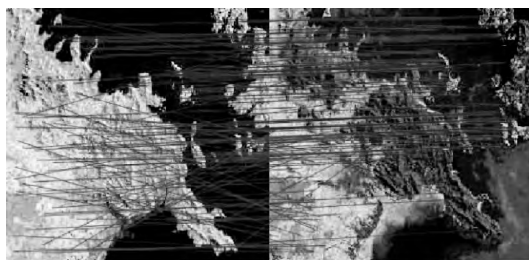
(e) Proposed method

图 7 遥感图像匹配结果对比

Fig. 7 Matching results of remote sensing image pairs using different methods



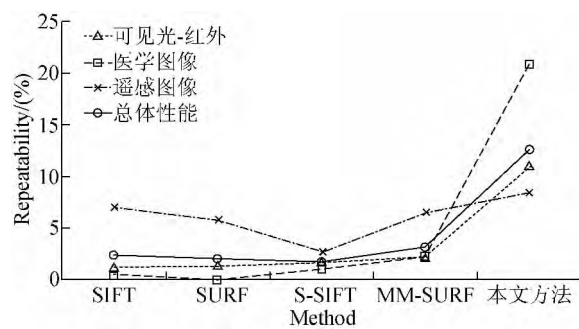
(a) MM-SURF



(b) SURF

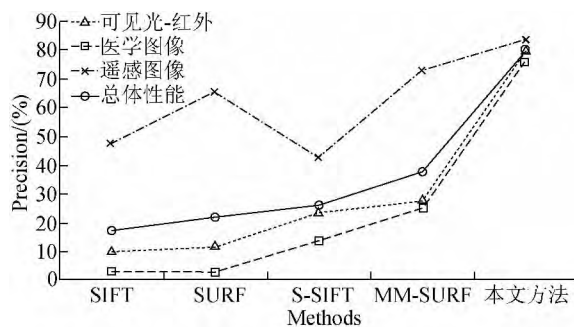
5.3 典型多模态图像匹配总体性能

总体性能评估结果如图 8 所示,可得到如下结论:



(a) 重复率

(a) Repeatability



(b) 匹配正确率

(b) Matching precision

图 8 本文方法与其他方法总体性能比较

Fig. 8 Comparison of matching performance between proposed method and other methods

(1) 本文方法的多模态匹配性能显著优于 MM-SURF 等其他方法。在所有类型的多模态图像匹配中,其匹配性能是最优的,平均匹配正确率达到 80%,是其他方法的 2~4 倍,平均重复率达到 13%,是其他方法的 4~7 倍。

(2) 与 MM-SURF 等方法相比,本文方法对多模态变化具有较好的鲁棒性,匹配正确率保持在 75%~85%,波动较小。而 MM-SURF 等方法对多模态变化的鲁棒性较差,如在遥感图像匹配中其匹配正确率高达 70%,而在可见光-红外图像和医学图像匹配中该指标下降到 20%~40%。

参考文献:

- [1] 曹晓倩, 马彩文. 一种光照度不一致鲁棒立体匹配算法[J]. 机器人, 2014, 36(5): 634-640.
CAO X Q, MA C W. A radiometric varying robust stereo matching algorithm [J]. *ROBOT*, 2014, 36 (5): 634-640. (in Chinese)
- [2] 刘志文, 刘定生, 刘鹏. 应用尺度不变特征变换的多源遥感影像特征点匹配[J]. 光学 精密工程, 2013, 21(8): 2146-2153.
LIU ZH W, LIU D SH, LIU P. SIFT feature matching algorithm of multi-source remote image [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21 (8): 2146-2153. (in Chinese)
- [3] 杨桃, 童涛, 陆松岩, 等. 基于多特征的红外与可见光图像融合[J]. 光学 精密工程, 2014, 22(2): 489-496.
YANG G, TONG T, LU S Y, et al.. Fusion of infrared and visible images based on multi-features

(3) 评估方法的整体匹配正确率排序如下: 本文方法 > MM-SURF > S-SIFT > SURF > SIFT。这表明对于多模态图像,本文方法提升了局部特征描述符的匹配性能,优于其他基于灰度的方法。同时,与 SURF 和 SIFT 方法相比,MM-SURF 和 S-SIFT 方法性能也得到提升。

6 结 论

本文提出了一种多模态鲁棒局部特征描述符及其匹配方法。为了从不同模态图像中提取更多的共性信息,提出一种多模态鲁棒的角点和线段提取方法,通过统计线段特征生成局部特征描述符。为了提高匹配性能,提出了双点匹配和基于坐标约束的 RANSAC 方法。实验结果表明,在多模态匹配中其性能显著优于其他方法,平均匹配正确率和重复率分别达到 80% 和 13%,分别为其他局部特征方法的 2~4 倍和 4~7 倍。另外,相比较于其他方法,在不同类型的模态图像匹配中都取得了较好的匹配效果,且对图像模态变化具有较强的鲁棒性。本文提出的局部特征描述符不支持尺度和旋转不变性,下一步将计划开展旋转和尺度不变性研究工作。

- [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2014, 22(2): 489-496. (in Chinese)
- [4] SURI S, REINARTZ P. Mutual-information-based registration of TerraSAR-X and Ikonos imagery in urban areas [J]. *IEEE Transaction Geoscience Remote Sensing*, 2010, 48(2): 939 - 949.
- [5] ZOU Y B, DONG F M, LE B J, et al.. Image thresholding based on template matching with arc-tangent Hausdorff distance measure [J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2013, 51(5): 600-609.
- [6] BODENSTEINER C, HUEBNER W, JUENGLING K, et al.. Local multi-modal image matching based on self-similarity [C]. *IEEE International Conference on Image Processing, Hong Kong*, 2010: 937-940.
- [7] LOWE D. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91 - 110.
- [8] BAY H, TUYTELAARS T. SURF: Speeded Up Robust Features [C]. *European Conference on*

- Computer Vision, Graz, Austria*, 2006: 404-417.
- [9] CHEN J, TIAN J. Real-time multi-modal rigid registration based on a novel symmetric-SIFT descriptor [J]. *Progress in Natural Science*, 2009, 19(5): 643-651.
- [10] ZHAO D, YANG Y, JI ZH H, *et al.*. Rapid multimodality registration based on MM-SURF [J]. *Neurocomputing*, 2014, 131(5): 87-97.
- [11] WANG ZH H, WU F CH, HU ZH Y. MSLD: A robust descriptor for line matching [J]. *Pattern Recognition*, 2009, 42(5): 941-953.
- [12] PANG G, NEUMANN U. The Gixel Array Descriptor (GAD) for multi-modal image matching [C]. *IEEE Workshop on Applications of Computer Vision, Clearwater Beach, USA*, 2013: 497-504.
- [13] KOVESI P. Phase congruency: a low-level image invariant [J]. *Psychological Research*, 2000, 64(2): 136-148.
- [14] KOVESI P. Phase congruency detects corners and edges [C]. *The Australian Pattern Recognition Society Conference: DICTA*, 2003: 309-318.
- [15] FELSBURG M, SOMMER G. The monogenic signal [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2001, 49(12): 3136-3144.
- [16] GIOI R G V, JAKUBOWICZ J, MOREL J M, *et al.*. LSD: A fast line segment detector with a false detection control [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 4(32): 722-732.

作者简介:



赵春阳(1980—),男,辽宁锦州人,博士研究生,副研究员,2002年、2005年于东北大学分别获得学士、硕士学位,主要从事目标识别与跟踪方面的研究。
E-mail: zcyneu@sina.com

导师简介:



赵怀慈(1974—),男,山东潍坊人,博士,研究员,博士生导师,1996年、1999年于山东大学分别获得学士、硕士学位,2003年于中国科学院沈阳自动化研究所获得博士学位,主要从事复杂系统建模与仿真,指挥、控制、通信与信息处理技术以及图像处理等方面的研究。
E-mail: hczhao@sia.cn

(版权所有 未经许可 不得转载)