

基于光流场分析的红外图像自动配准方法研究

张泽旭 李金宗 李冬冬

(哈尔滨工业大学电子与通信工程系, 黑龙江, 哈尔滨, 150001)

摘要 提出了一种基于光流场分析的准确的红外图像自动配准方法. 该方法可分为两个过程: 先是利用全局光流场完成两幅图像背景区域的配准; 其次利用由粗到细的层级匹配算法提取两幅图像中运动目标的特征点集, 根据两组特征点集由最小二乘法计算出运动目标的变换参数, 完成运动目标的配准. 对一定研究领域的红外图像自动配准的仿真实验表明: 该方法准确且对场景的运动有很好的鲁棒性.

关键词 光流场, 图像配准, 特征点提取, 最小二乘法.

RESEARCH OF AUTOMATED IMAGE REGISTRATION TECHNIQUE FOR INFRARED IMAGES BASED ON OPTICAL FLOW FIELD ANALYSIS

ZHANG Ze-Xu LI Jin-Zong LI Dong-Dong

(Department of Electronic and Communication Engineering, HIT, Harbin, Heilongjiang 150001, China)

Abstract A novel accurate automated registration technique for infrared images based on the optical flow field analysis was presented. The technique can be preformed with two processes. Firstly the registration of background area of two images is finished based on the computation of global optical flow field. Then a hierarchical coarse-to-fine matching algorithm is used to extract the feature points of moving targets in two images. The registration of moving targets is finished using method of least squares which computes the transforming parameters of moving targets based on two set of feature points extracted. The simulation experiments for infrared images in some fields show that the method is accurate and robust to motion of scene.

Key words optical flow field, image registration, feature points extraction, method of least squares.

引言

图像配准是在两幅图像中寻找对应于相同物理区域的像素点之间最佳匹配的过程. 在计算机视觉、多传感器的数据融合、遥感图像的拼接、运动估计与跟踪和医用图像的分析等许多应用中, 图像配准都是一个不可回避的重要问题^[1,2].

在运动图像序列中, 实现运动目标的自动配准, 对精确制导、自主式导航和智能跟踪都具有重要的意义, 它要求自动配准的方法准确和鲁棒性, 目前大都采用基于特征的方法. 当图像序列中的背景有一定的运动时, 对机动性很大的运动目标的自动配准是个很困难的问题, 而对这方面的研究工作相对甚少.

为此, 本文提出了一种基于图像光流场分析的准确的红外图像自动配准方法, 该方法可分为二个过

程: 第一是利用前一幅图像的全局光流场完成两幅图像的背景区域的配准; 第二是完成运动目标的配准. 在第二个过程中首先采用基于光流场分割和 Canny 边缘提取的融合算法检测运动目标, 建立目标模板, 并提取运动目标上良好的特征点集; 然后利用层级匹配算法获得第二幅图像的特征点集; 最后根据两组相对应的特征点集由最小二乘法计算出运动目标的变换参数, 其原理框图如图 1 所示. 对一定领域的红外图像自动配准的仿真实验表明: 该方法可以准确、自动地完成图像的配准, 并具有很好的鲁棒性.

1 图像变换模型的确定

设 (X, Y, Z) 为关于时间 $t_i (i = 1, 2)$ 测量的 3-D 空间坐标, (x_i, y_i) 是经透视投影到像平面的坐标,

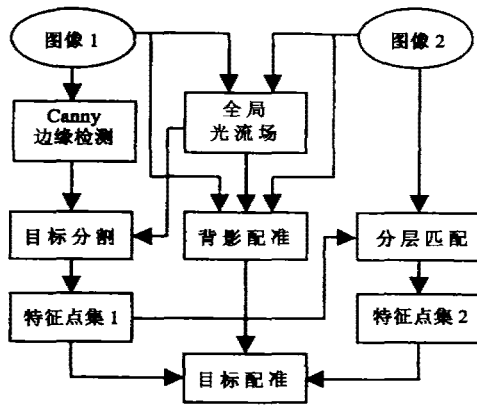


图1 图像自动配准原理框图

Fig. 1 The principle block graph of automated image registration

那么透视投影等式定义为

$$\begin{bmatrix} x_i \\ y_i \end{bmatrix} = \frac{f}{Z_i} \begin{bmatrix} X_i \\ Y_i \end{bmatrix}, \quad i=1,2 \quad (1)$$

式中 f 是摄像机的焦距. 图像间的关系可由一个刚体模型描述

$$\begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \end{bmatrix} = s \begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta \\ -\sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} t_x \\ t_y \end{bmatrix}. \quad (2)$$

式中 s 是比例变换因子, θ 是两幅图像的旋转角, $(t_x, t_y)^T$ 是图像之间沿 x, y 方向的平移量.

2 全局光流场的计算

光流是场景中可见点的三维速度矢量在像平面的投影,光流场是二维速度场. 光流的计算最初由 Horn 和 Schunch 于 1981 年提出的^[3], 到目前为止, 各种算法很多, 其中基于一阶梯度的局部优化方法总体性能很突出^[4]. 但是, 当图像的运动速度较大时, 微分方法误差很大, 甚至是错误的. 为此, 本文在该算法基础上, 设计了多分辨分层算法. 首先由高斯金字塔将图像分解成不同的分辨率层; 然后, 在低分辨率层将计算的流速映射到下一高分辨率层, 作为流速的初始值, 进一步修正. 多分辨率分层算法在一定程度上很好地克服了微分光流算法在计算大的运动速度时带来的问题, 提高了计算精度.

文献[3]给出了光流为下面偏微分程的解

$$(E)^T \cdot \mathbf{u} + E_t = 0, \quad (3)$$

$$\nabla E = (E_x, E_y)^T, \mathbf{u} = (U, V)^T. \quad (4)$$

式中 E 为 $E(x, y, t)$, 表示 t 时刻的图像在点 (x, y) 处的亮度. E_x, E_y 和 E_t 为 E 在点 (x, y) 处分别沿 x, y 和 t 方向的偏导数. U, V 为在点 (x, y) 处分别沿 x, y 方向的流速. Horn 和 Schunch 提出了同一物体引起

的光流场应是连续的、平滑的假设, 即

$$\left(\frac{\partial U}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial U}{\partial y}\right)^2 + \left(\frac{\partial V}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial V}{\partial y}\right)^2 = \min, \quad (5)$$

因此, U, V 的计算归结为求如下变分问题

$$\iint dx dy \left(((\nabla E)^T \cdot \mathbf{u} + E_t)^2 + \alpha^2 \left(\left(\frac{\partial U}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial U}{\partial y}\right)^2 + \left(\frac{\partial V}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial V}{\partial y}\right)^2 \right) \right) = \min, \quad (6)$$

α^2 为权值. 利用松弛迭代法, 得到如下解

$$U^{(n+1)} = \bar{U}^{(n)} - \frac{E_x (E_x \bar{U}^{(n)} + E_y \bar{V}^{(n)} + E_t)}{(\alpha^2 + E_x^2 + E_y^2)}, \quad (7)$$

$$V^{(n+1)} = \bar{V}^{(n)} - \frac{E_y (E_x \bar{U}^{(n)} + E_y \bar{V}^{(n)} + E_t)}{(\alpha^2 + E_x^2 + E_y^2)}, \quad (8)$$

\bar{U}, \bar{V} 的估计值, ∇ 是拉普拉斯算子, 上标 $n+1$ 表示 $n+1$ 次迭代.

建立图像金字塔: $t=1$ 和 $t=2$ 两个相邻时刻的图像 E_1 和 E_2 根据高斯金字塔按精度递减被分成不同分辨率的层次 $L_0^i, L_1^i, \dots, L_l^i, \dots, L_M^i$ ($i=1, 2; 0 \leq l \leq M$), 按如下步骤逐点完成光流场计算:

- 1) 令 $l=M$, 初始化矢量场 $\mathbf{u}_l^{(0)}$;
- 2) 在 L_l^1, L_l^2 上由公式(7)逐点计算出 $\mathbf{u}_l^{(n)}$;
- 3) 判断, 如果 $l=0$, 则结束, 否则, 继续;
- 4) $\mathbf{u}_{l-1}^{(0)} = I \cdot \mathbf{u}_l^{(n)}$, I 为映射算子;
- 5) $l=l-1$, 返回 2.

3 背景的配准

由光流场多分辨分层算法, 我们可以求得相邻两幅图像中第一幅图像的全局光流场, $U(x, y)$ 和 $V(x, y)$ 反映了图像在像素点 (x, y) 处相对于另一幅图像的运动速度. 如果运动速度(背景和目标的运动)满足微分算法的约束条件, 那么由该光流场可以准确地对两幅图像进行配准

$$E_2(x, y) = E_1(x + U, y + V). \quad (9)$$

但是, 当目标的运动速度很大时, 光流的估计并不精确, 不能够精确地对运动目标进行配准, 因此, 作大机动的运动目标的配准要单独完成.

4 运动目标的配准

对运动图像序列而言, 很多情况下的自动配准事先并不知道运动目标, 因而, 从图像中分割出运动目标, 建立目标模板, 是自动配准首先要完成的任务, 然后基于特征点的配准技术计算出图像变换模型的变换参数 s, θ, t_x 和 t_y , 完成目标模板到第二幅

图像的最佳匹配。

4.1 运动目标的分割

对运动目标的分割技术很多,为了准确地获取完整的运动目标,本文采用了基于光流场分割和 Canny 边缘提取^[5,6]的融合算法检测出完整的运动目标,作为目标模板。

根据前述的多分辨分层算法由相邻的两帧图像计算出第一帧图像的光流场,由于相邻两帧之间目标的运动速度满足算法的条件,因而,可以得到较为精确的光流场。假设通过光流场的分割所得到的运动区域分割图中共有 m 个象素,所有象素点坐标的集合为 $X_s = (x_1, x_2, \dots, x_m)$ 。分割区域里的各点均有流速,则有 m 个流速矢量 $\mathbf{u}_i = (u_i, v_i)^T, i = 1, 2, \dots, m$ 。令流速模值

$$f_i = \sqrt{u_i^2 + v_i^2}, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (10)$$

则可以构成的混合样本集 $F = \{f_1, f_2, \dots, f_m\}$ 。

在光流分割图内,利用 Canny 边缘检测算子可以得到边缘象素集 $C = (c_1, c_2, \dots, c_n)$,由于选择较高的门限,对干扰有很大抑制,同时也损失了部分边缘象素。在边缘象素集 $C = (c_1, c_2, \dots, c_n)$ 的基础上,执行 C-均值聚类算法,可以将其分成 ω_1 和 ω_2 两类: ω_1 为目标边缘类,样本集为 $X_t = (x_1^{(t)}, x_2^{(t)}, \dots, x_{k_1}^{(t)})$,样本数为 k_1 ; ω_2 为背景边缘类,样本集为 $X_b = (x_1^{(b)}, x_2^{(b)}, \dots, x_{k_2}^{(b)})$,样本数为 $k_2, k_1 + k_2 = n$ 。显然, $n < m$ 并且

$$X_t \subset X_s, \quad X_b \subset X_s \text{ 且 } X_t \cap X_b = \emptyset. \quad (11)$$

由于样本集 X_t 包含的边缘象素不够完整,希望从样本集 X_s 中提取部分边缘象素进行补充。为此,在混合样本集 F 中,可以确定与 X_t 相对应的流速模值的边缘子集 $F_t = (f_1^{(t)}, f_2^{(t)}, \dots, f_{k_1}^{(t)})$,该集合反映了目标边缘象素处流速的大小,因此,可以从中获得边缘流速的门限 thresh ,一种可以选择的门限值为

$$\text{thresh} = (f_1^{(t)} + f_2^{(t)} + \dots + f_{k_1}^{(t)}) / k_1 + \delta, \quad (12)$$

另一种选择的方法是将 F_t 中样本的最小值作为门限,即

$$\text{thresh} = \min(f_1^{(t)}, f_2^{(t)}, \dots, f_{k_1}^{(t)}) + \delta, \quad (13)$$

δ 为微调参数。实验表明,选用式(11)比较合适。由此,对 F 中的样本可以根据 thresh 分成二类:

$$\begin{cases} f_i \in F_e & f_i \geq \text{thresh} \\ f_i \in \text{otherwise} & f_i < \text{thresh} \end{cases}, 1 \leq i \leq m \quad (14)$$

显然,样本子集 $F_e = (f_1^{(e)}, f_2^{(e)}, \dots, f_{m_1}^{(e)})$ 的每个样本都是边缘象素的流速模值,样本数为 m_1 ,另一类为其它背景象素的流速模值,样本数为 $m_2, m_1 + m_2 =$

m 。根据 F_e ,不难得到相对应的象素坐标集 $X_e = (x_1^{(e)}, x_2^{(e)}, \dots, x_{m_1}^{(e)})$ 。

理论与实验分析表明, X_e 包含的目标边缘同光流场的精度有很大的关系,对由本文的光流算法计算的光流场, X_e 即包含大部分强的目标边缘,也很好恢复了弱的目标边缘。而 X_t 仅包含比较强的目标边缘。这样,根据 X_e 和 X_t ,使有关的象素融合,可以得到完整的目标区域的边缘集 X_0 ,融合算法主要操作为

$$X_0 = X_t \cup X_e. \quad (15)$$

4.2 特征点的提取

1) 利用改进的 D-N 角检测器提取目标模板的特征点。

文献[7]定义了灰度角的概念,并以此作为特征提取的思想,选取灰度角的顶点作为能够表征有关目标信息的特征点。若灰值图像用二元函数 $E(X)$ 表示, $X = (x, y)$ 。经过适当的坐标变换,可以把 $E(X)$ 的二阶导数矩阵转化为对角阵

$$\nabla \nabla E = \begin{vmatrix} E_{xx} & E_{xy} \\ E_{yx} & E_{yy} \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} k_1 & 0 \\ 0 & k_2 \end{vmatrix}, \quad (16)$$

其中, k_1, k_2 为主曲率,由于行列式是坐标变换的不变量,有

$$\det(\nabla \nabla E) = E_{xx}E_{yy} - E_{xy}^2 = k_1k_2. \quad (17)$$

$\det(\nabla \nabla E)$ 称为高斯曲率,角点定义为高斯曲率等于零的点,即在局域内求取高斯曲率的正、负极值,沿着正、负极值点对的连线求取使高斯曲率过零的点,即为角点。为获得真实的角点和提高运算速度,我们作了二点改进:

一是孤立角点区域提高运算速度的预处理。从实验中可知,角点几乎都分布在边缘上,且在边缘的“拐弯”处。除了“拐弯”处及其邻域,如果某边缘点与其它点有一致的边缘方向,则该点不做角点候选点;

二是消除虚假角点的后处理。由于噪声的存在,检测结果中存在虚假角点,实验证明虚假角点大部分也发生在边缘上,这是因为高斯曲率容易在边缘上产生极值,这一点是由高斯曲率的物理特性决定的。从微几何学知,曲面上一点的主曲率是曲面在这点所有法曲率中的最大值和最小值。这样,在边界上如果正、负高斯曲率的极值存在,其相应的主方向基本上能够保持一致,而真正的角点则不然,用数学式子来表示如下

$$|\theta_p - \theta_B| \neq 0^\circ \text{ 或 } |\theta_p - \theta_B| \neq 180^\circ. \quad (18)$$

其中 θ_p, θ_B 分别为正、负高斯曲率极值点 P, B 的旋转角,旋转角由下式确定

$$\theta = 0.5 \arctg \frac{2E_{xy}}{E_{xx} - E_{yy}} \quad (19)$$

这样,可以利用 θ_p 和 θ_b 之差的绝对值作为角检测器的一个约束条件,以消除边界上可能出现的虚假角点,得到特征点集 $S_1 = \{p(i), i = 1, 2 \dots N\}$.

2) 采用分层迭代匹配算法提取第二幅图像的对应特征点.

我们基于 Lucas 和 Kanade 提出的匹配算法的思想^[8]建立了鲁棒性的分层迭代匹配算法. 设图像序列中某特征点 S 从 $t = 1$ 时刻的图像 $E_1(X)$ 运动到 $t = 2$ 时刻的图像 $E_2(X + DX)$, $DX = (dx, dy)$ 为特征点分别沿 x 和 y 轴的偏移量. 最佳偏移量的计算可以通过最小化灰度的差值平方和得到

$$\varepsilon = \sum_W |E_2(X + DX) - E_1(X)|^2 = \min. \quad (20)$$

W 为以 X 为中心的窗. 计算误差 ε 分别相对于 dx 、 dy 的偏导数,令它们为零,可以解出

$$DX^T = \left[\sum_W \frac{\partial E_2}{\partial X} \cdot \left(\frac{\partial E_2}{\partial X}\right)^T \right]^{-1} \left[\sum_W \left(\frac{\partial E_2}{\partial X}\right) \cdot (E_1 - E_2) \right], \quad (21)$$

其中 $\frac{\partial}{\partial X} = \left(\frac{\partial}{\partial x}, \frac{\partial}{\partial y}\right)^T$, E_1, E_2 分别为 $E_1(X), E_2(X)$ 的简写,上标 T 为矩阵的转置,上标 -1 为矩阵的逆. 为获得 DX 的估计,可以通过对 DX 的初始化,由牛顿-拉富生迭代算法得到

$$DX^{T(n+1)} = \left[\sum_W \frac{\partial E_2^{(n)}}{\partial X} \cdot \left(\frac{\partial E_2^{(n)}}{\partial X}\right)^T \right]^{-1} \left[\sum_W \left(\frac{\partial E_2^{(n)}}{\partial X}\right) \cdot (E_1 - E_2^{(n)}) \right], \quad (22)$$

上标 (n) 表示 n 次迭代, $E_2^{(n)}$ 表示 $E_2(X + DX^{(n)})$. 当目标运动在相对较小的范围时,利用该方法不但可以降低匹配过程中的搜索范围,减少匹配时间,而且具有很高的匹配精度. 但是当目标作大的运动时,在单一分辨率层上运用这种匹配算法获得匹配特征点对的鲁棒性将降低,这是因为选择小的匹配窗口,容易漏匹配,而选择大的匹配窗口,易产生误匹配,匹配过程的搜索时间又很长. 为此,我们提出了分层迭代匹配算法的思想.

对图像 $E_1(X)$ 和图像 $E_2(X)$ 进行精度递减的 L 层分解得到 $E_1^l(X)$ 和 $E_2^l(X)$, 其中 $l = 0, 1 \dots L$.

- 1) 令 $l = L$, 初始化 $DX_{i-1}^{T(0)} = 0.0$;
- 2) 在 E_1^l, E_2^l 上由公式(21)计算出 DX_i^T ;
- 3) 判断,如果 $l = 0$, 则结束.
- 4) $DX_{i-1}^{T(0)} = Sub \cdot DX_i^T$, Sub 为抽样算子;
- 5) $l = l - 1$, 返回 2.

实验中,选择 $L = 1$, 特征窗为 5×5 , 最小流速门

限为 0.1 pixel/帧 . 最后在 $E_2(X)$ 上可以计算出 S_1 各特征点的偏移量,同时得到同 S_1 相匹配的特征点集 $S_2 = \{q(i), i = 1, 2 \dots M, M \leq N\}$.

4.3 变换参数的计算

得到匹配的特征点集 S_1, S_2 后,将相应特征点的坐标代入公式(2)可得到以下方程式:

$$\begin{cases} x_2^k = s(x_1^k \cos\theta + y_1^k \sin\theta) + t_x \\ y_2^k = s(-x_1^k \sin\theta + y_1^k \cos\theta) + t_y \end{cases} \quad k = 1, 2 \dots M \quad (23)$$

式中, k 为匹配的坐标对点数,由最小二乘法解得图像之间的变换参数 s, θ, t_x 和 t_y .

5 实验结果与分析

如图 2 所示,图 2(a) 为从红外图像序列 Car 中抽取的第一帧,图像的大小为 220×240 , 其中的场景向右上方运动,小汽车以 $2 \sim 4$ 象素/帧向左下方做机动转变. 为更好地验证本文的方法,抽取该序列的第四帧图 2(b) 作为配准的第二幅图象.

图 3 所示是第一帧和第四帧利用分层的微分光流算法计算出的全局光流场. 由于此时目标的运动速度很大 (> 10 象素/帧), 运动目标区域的光流场是错误的, 但背景区域的光流反映了图像之间的场景运动情况. 如图 4 所示, 图 4(a) 为没有配准进行叠加的图像; 图 4(b) 为利用该全局光流场进行配准后得到的图像. 可以看出图 4(b) 的背景配准效果很好, 但运动目标需要单独配准, 图 4(a) 的背景配准和目标区域配准效果都不好.

图 5 所示是根据 Car 序列中的第一帧和第二帧计算的光流场, 由于目标的运动满足光流算法的条件, 这个光流场反映了目标的运动情况. 如图 6 所示, 图 6(a) 为基于图 5 的光流场和 Canny 边缘检测算子的融合算法分割出的运动目标, 将其作为目标模板; 图 6(b) 为根据改进的 D-N 角检测器提取的目标上的

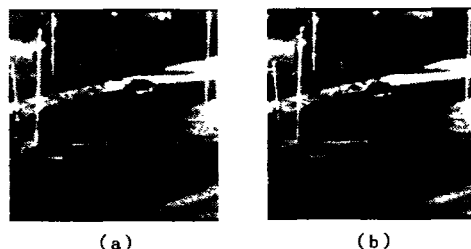


图 2 Car 序列中的两幅原始图像 (a) Car 序列中的第一帧 (b) Car 序列中的第四帧
Fig. 2 Two original images of Car sequence (a) the first frame of Car sequence (b) the fourth frame of Car sequence

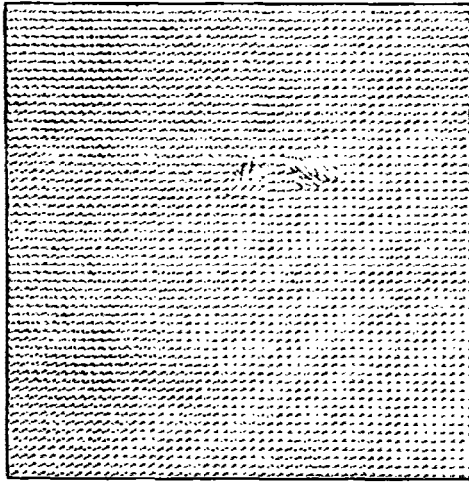


图3 根据 Car 序列中的第一帧和第四帧计算的光流场

Fig.3 The estimated optical flow field based on the first frame and the fourth frame of Car sequence

特征点集 S_1 ; 图 6(c) 为利用分层匹配迭代算法得到的与 S_1 相对应的特征点集 S_2 ; 图 6(d) 为背景和运动目标均配准后的图像. 表 1 给出了 S_1 与 S_2 的特征点对的坐标和匹配情况, 利用最小二乘法可计算出的变换参数为 $s = 0.988$, $\theta = 2.2^\circ$, $t_x = -22.5$ 像素, $t_y = 11.1$ 像素.

表 1 特征点集及匹配情况

Table 1 The feature points set and matching status

| 特征点集 | S_1 | S_2 | 匹配情况 |
|------|-------------|-------------|------|
| 1 | 153.0, 92.0 | 131.1, 97.0 | 匹配 |
| 2 | 146.0, 81.0 | 125.3, 85.3 | 匹配 |
| 3 | 128.0, 87.0 | 107.1, 92.3 | 匹配 |
| 4 | 120.0, 92.0 | 0.0, 0.0 | 不匹配 |
| 5 | 152.0, 85.0 | 130.7, 88.7 | 匹配 |
| 6 | 131.0, 88.0 | 110.0, 93.2 | 匹配 |
| 7 | 141.0, 91.0 | 121.9, 96.0 | 匹配 |

在红外 Car 图像序列中, 由于场景存在着运动, 因而对图像的自动配准提出了挑战. 在实验中, 为了验证目标作大的机动时配准的效果, 我们采用了序列中的第一帧和第四帧, 实验结果是非常满意的. 事实上, 如果运动目标的速度满足分层光流算法的约束条件, 只利用计算出正确的全局光流场(背景和运动目标的光流场都是正确的), 即可完成图像的自动配准, 这样, 可以大大简化配准的操作过程. 在目标模板的建立中, 基于光流场分割和 Canny 边缘提取的融合算法可以得到很好的效果, 但是需要注意的是利用 Canny 算子提取边缘时的门限选择问题, 如

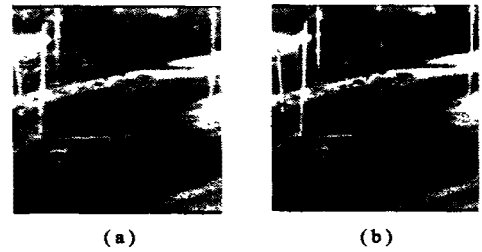


图4 背景配准前后的图像 (a)背景没有配准的图像(b)背景配准的图像

Fig.4 Two images before and after background registration (a) the image without background registration (b) the image with background registration

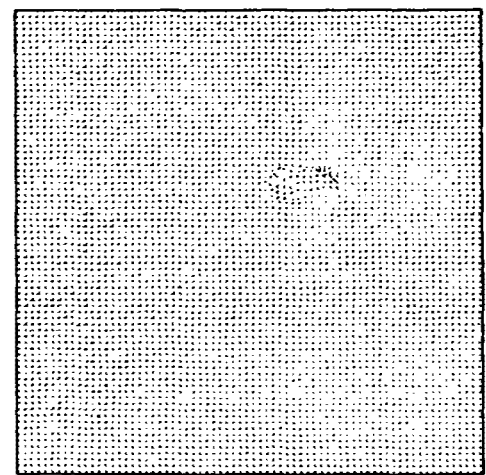


图5 根据 Car 序列中的第一帧和第二帧计算的光流场

Fig.5 The estimated optical flow field based on the first frame and the second frame of Car sequence

果干扰比较小, 门限不宜过高, 这样经过融合处理后目标的边缘会更完整. 此外, 利用分层匹配算法提取第二幅图像的对应特征点时, 只要得到的相匹配的特征点对能够求解变换参数方程, 一定数量特征点对的不匹配是允许的.

6 结论

当图像序列中背景有一定的运动, 而且又包含作大机动的目标时, 实现图像的自动配准是个很困难的问题. 本文从背景配准和目标配准两个方面对此作了深入的研究, 提出了基于光流场分析的自动配准方法. 通过对一组红外图像的仿真实验, 表明这种配准方法具有准确、自动化的特点, 而且对背景的运动具有很好的鲁棒性, 实验结果令人满意. 我们进一步的研究方向是建立对大的运动速度的鲁棒性光流算法, 将背景和目标的配准建立在一个框架之下,

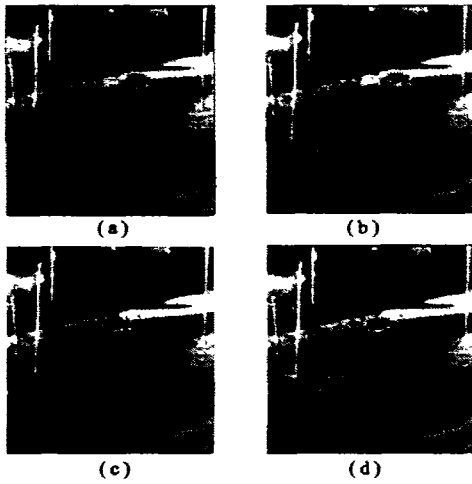


图6 图像配准过程 (a)运动目标模板(b)特征点集 S_1 (c)特征点集 S_2 (d)配准后的图像

Fig. 6 The process of image registration (a) the template of moving target (b) the set of feature points S_1 (c) the set of feature points S_2 (d) the automated registration image

同时,将这种配准方法应用于不同传感器不同波段的图像也是研究的重点.

REFERENCES

- [1] Can A, Stewart C V, Roysam B. *et al.* A feature-based robust hierarchical algorithm for registration pairs of images of the curved human retina. *IEEE Trans PAMI*, 2002, **24**(3): 347—384
- [2] Dai X, Khorram S. A feature-based image registration algorithm using improved chain-code representation combined with invariant moments. *IEEE Trans PAMI*, 1999, **37**(5): 2351—2362
- [3] Horn B K P, Schunck B G. Determining optical flow. *Artificial Intelligence*, 1981, **17**: 185—203
- [4] Barron J L, Fleet D J. Systems and experiment: Performance of optical flow techniques. *Int. J. Comp. Vision*, 1994, **12**(1): 43—77
- [5] Canny J F. A computation approach to edge detection, *IEEE Trans PAMI*, 1986, **8**(6): 679—698
- [6] LI Jin-Zong. *Guide of Pattern Recognition*. Beijing: Higher Education Press(李金宗. 模式识别导论. 北京: 高等教育出版社), 1994, 301—313
- [7] Nagel H H. Displacement vectors derived from second-order intensity variations in image sequences. *CVGIP*, 1983, **25**: 85—117
- [8] Bruce D Lucas, Takeo Kanade. An iterative image registration technique with and application to stereo vision. *Inter. Joint Conference on Artificial Intelligence*, Vancouver, 1981, 674—679