

复杂地面场景下的红外运动目标跟踪

彭 晨, 陈 钱, 钱惟贤, 徐富元

(江苏省光谱成像与智能感知重点实验室, 江苏 南京 210094)

摘 要: 复杂地面场景下的红外目标易受背景影响并经常出现遮挡情况, 难以简单地依靠亮度或梯度信息检测并跟踪目标。根据复杂背景下红外运动目标与背景的速度场差异, 提出了利用光流对目标进行跟踪的算法。首先对图像进行配准, 保证在随动跟踪时背景的相对静止; 然后在目标的跟踪波门内计算改进的 Horn-Schunck 光流; 最后根据目标的光流特征, 优化粒子滤波算法中粒子的转移概率, 实现对目标的稳健跟踪。实验结果表明, 该跟踪算法能对复杂地面场景下的红外运动目标持续跟踪, 并不受目标被短时遮挡的影响。

关键词: 目标跟踪; 光流; 粒子滤波; 图像配准

中图分类号: TP391.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1007-2276(2013)06-1410-05

Infrared moving targets tracking under complex ground scene

Peng Chen, Chen Qian, Qian Weixian, Xu Fuyuan

(Jiangsu Key Laboratory of Spectral Imaging & Intelligent Sense, Nanjing 210094, China)

Abstract: The infrared target under complex ground scene is vulnerable to the background and is often occluded. It is difficult to detect and track targets simply rely on brightness or gradient information. According to the difference of velocity field between the moving target and the complex ground, a new target tracking algorithm with optical flow was proposed. Firstly input images were aligned to ensure a relatively static background in the servo track; secondly the improved Horn-Schunck optical flow was calculated in the tracking gate; lastly the transition probability of the particle in the particle filter algorithm was optimized with optical flow features of the target. Experimental results show that the proposed tracking algorithm can keep track of the infrared moving target under complex ground scene, and is not subject to the impact of short-time occlusion.

Key words: target tracking; optical flow; particle filter; image registration

收稿日期: 2012-11-05; 修订日期: 2012-12-07

基金项目: 江苏省自然科学基金(BK2011699); 江苏省“六大人才高峰”计划(12010-DZXX-022)

作者简介: 彭晨(1986-), 男, 博士生, 主要从事数字视频处理及目标跟踪等方面的研究。Email: 309040626@njjust.edu.cn

导师简介: 陈钱(1964-), 男, 教授, 博士生导师, 博士, 主要从事光电探测与图像工程方面的研究。Email: chenq@mail.njust.edu.cn

0 引言

红外搜索与跟踪系统(IRST)是一种采用被动方式工作的成像探测设备,具有隐蔽性好、不怕电子干扰、精度高、以及体积小、重量轻、机动性强等优点,被认为是雷达理想的辅助和替代设备,得到了各国军方的广泛关注和大力发展。对于空中目标,IRST系统在低虚警率下也能达到很高的检测概率,这是因为空中目标与天空背景的辐射差异很大,而且天空背景也较为简单,靠目标的梯度与亮度特征便可以检测并跟踪目标^[1]。而对于地面红外目标,地面背景往往复杂多变,目标的检测跟踪面临低信杂比,目标遮挡等难题。目前,地面红外目标的搜索跟踪算法主要采用背景分析建模的方法,进而抑制背景突出目标^[2-6]。但复杂的红外场景无法准确地用单一的统计模型描述,难以完整地分割出目标。

根据目标的运动特性,红外运动目标与背景存在速度差异,而光流算法可估计出场景所对应图像像素的速度场。因此文中提出了一种利用光流对目标进行跟踪的算法,并解决了随动跟踪时光流场估计不稳定的问题,可以实现对复杂场景下红外运动目标的稳健跟踪。

1 复杂场景的光流场计算

Horn 和 Schunck 最早提出了有效的光流计算方法^[7]。他们假设在整幅图像上的光流都是平滑的,提出一种整体的平滑约束,使光流的平滑度和自身的偏差最小,这种约束可表述为最小化能量方程:

$$E = \iint [(I_x u + I_y v + I_t)^2 + \alpha^2 (\|\nabla u\|^2 + \|\nabla v\|^2)] dx dy \quad (1)$$

式中: I_x, I_y, I_t 为图像灰度值在 x, y 和时间 t 三个维度方向上的导数; α 为规则化常数。 $V = [u(x, y), v(x, y)]^T$ 是光流矢量。

利用欧拉-拉格朗日方程,对公式(1)最小化求解得:

$$\begin{cases} I_x(I_x u + I_y v + I_t) - \alpha^2 \Delta u = 0 \\ I_y(I_x u + I_y v + I_t) - \alpha^2 \Delta v = 0 \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\Delta = \frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2}$ 表示 Laplace 算子。

在计算 Horn-Schunck 光流时,由于场景的复杂

性,需要一种更稳健的光流估计算法,因此采用由 Wedel 等提出的改进算法^[8]。Wedel 对光流计算的主要改进是在每次的迭代计算后进行中值滤波,具体流程如下。

Input: 两帧图像 I_0, I_1

Output: 光流场 u, v

For $L=0$ to \max_level do.

 对 I_0, I_1 的金字塔分解得 I_0^L, I_1^L ;

end

初始化 $L=\max_level, u^L=0, v^L=0$;

While $L \geq 0$ do.

 for $W=0$ to \max_warps do.

 计算 I_x^L, I_y^L, I_t^L ;

 计算 u^L, v^L (公式(2));

 对 u^L, v^L 进行 3×3 中值滤波;

 end

 if $L > 0$ then

 对 u^L, v^L 上采样得 u^{L-1}, v^{L-1} ;

 end

end

对沙漠背景下的运动汽车计算光流场,计算中金字塔分解层数为 2,每层迭代运算 3 次,用图 1 所示的彩色编码方法^[9]显示光流矢量,计算结果如图 2 所示。

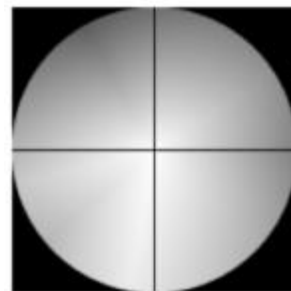


图 1 用色彩表示二维光流矢量,色调表示光流矢量的方向,饱和度表示光流矢量的长度

Fig.1 Color coding of the flow vectors: Direction is coded by hue, length is coded by saturation

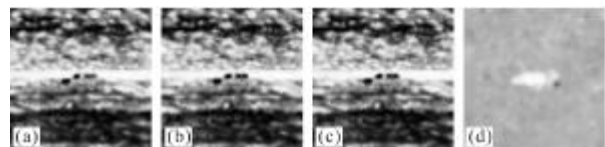


图 2 慢速运动汽车的光流场

Fig.2 Optical flow field of the slow-moving car

两图中,图 (a)为输入图像 I_0 ,图(b) 为输入图像 I_1 ,图(c) 为用灰度值表示光流场矢量的长度 $|V|=\sqrt{u^2+v^2}$,图(d)为光流矢量的彩色显示。

2 输入图像的预先配准

在图 2 中,由于在对目标进行随动跟踪时,红外探测器跟随目标转动,目标相对探测器保持静止,而背景相对探测器运动,因此目标的速度量较小并基本为零,而背景的速度量较大。这种情况下,当目标运动较慢时,可根据速度量的相对大小区分目标与背景,但当目标运动较快时,目标所在的背景会出现较大变化,破坏光流的平滑约束,难以准确地估计出场景的光流。图 3 中,图(a)~(d)的表示同图 2,但相隔更多帧采入两幅输入图像,等同于目标以更快的速度运动,而背景变化较大,导致光流估计的不准确。因此在计算场景的光流场前,需对输入的两帧图像进行配准,保持相同背景在图像上的位置不变,如图4所示,对图(a)的上下两部分进行配准,将上部分图像向右移 Δx 形成图(b)。

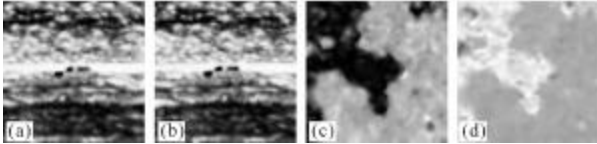


图 3 快速运动汽车的光流场

Fig.3 Optical flow field of the fast-moving car

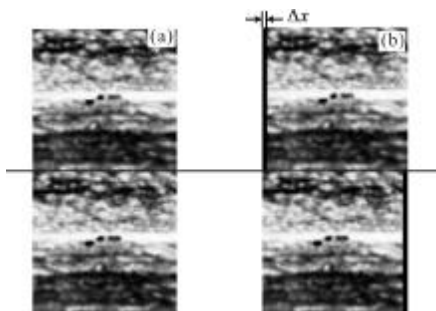


图 4 图像预配准

Fig.4 Image pre-registration

配准方法采用基于频域的图像配准方法^[10],这种配准方法通过寻找两幅图像在频域的相位变化得到在空间域的相对位移。通过傅里叶快速变换的算法,可以实现图像配准的快速计算。对配准后的图像计算光流场如图 5 所示,图(a)~(d)的表示同图 2。

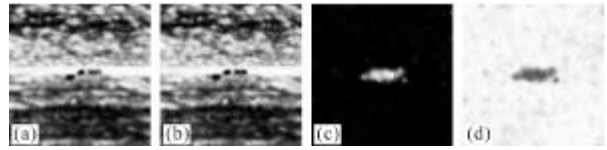


图 5 配准后快速运动汽车的光流场

Fig.5 Optical flow field of the fast moving car after registration

3 根据光流特征改进粒子滤波算法

在复杂的地面场景下,目标的运动状态难以预先估计,并会出现遮挡等情况,因此采用适应性更好的粒子滤波算法对目标进行跟踪。粒子滤波器通过非参数化的蒙特卡罗模拟方法来实现贝叶斯滤波,可以处理非线性、非高斯的系统,精度可以逼近最优估计,能更好地解决复杂场景下的图像跟踪问题^[11-12]。

在参考文献[11]的粒子滤波算法中,第 i 个粒子在 k 时刻的状态转移概率 $p(X^i(k)|X^i(k-1))$ 主要由系统状态方程获得:

$$X^i(k|k-1)=F(k)X^i(k-1)+W(k) \quad (3)$$

式中: X^i 是第 i 个粒子的状态变量; $F(k)$ 是状态转移函数; $W(k)$ 系统方程的噪声。假设 $W(k)$ 服从高斯分布时,粒子的状态转移概率 $p(X^i(k)|X^i(k-1))$ 就是以 $F(k)X^i(k-1)$ 为均值,状态的误差协方差 $P^i(k-1)$ 为方差的高斯分布。

为了让粒子更多地转移到目标上,获得较大采样权值,提高采样效率,对粒子的状态转移概率重新设计。由场景的光流场可知,光流场矢量长度较大的区域,有更大的概率属于运动目标,因此粒子应以更大的概率转移到这些区域。

假设跟踪的波门区域为 W ,在跟踪波门内对光流场矢量归一化:

$$\tilde{V}(x,y)=\frac{V(x,y)}{\sum_{i,j \in W} |V(i,j)|} \quad (4)$$

新的粒子状态转移概率为:

$$p'(X^i(k)|X^i(k-1))=\frac{p(X^i(k)|X^i(k-1))|\tilde{V}(X^i(k))|}{\sum_{x,y \in W} p(x,y|X^i(k-1))|\tilde{V}(x,y)|} \quad (5)$$

对于图 5(b)的汽车图像,若粒子的状态 $X^i(k-1)$ 一步转移 $F(k)X^i(k-1)$ 后在图像的中心,则粒子状态转移概率分布的对比如图 6 所示。利用改进的粒子状态转移概率,粒子能以更大的概率转移到运动的目标区域上。

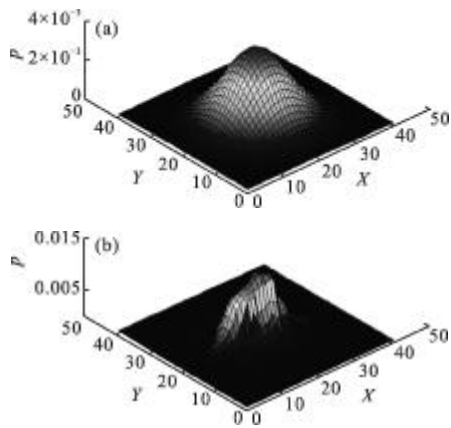


图 6 一般与文中改进的粒子滤波的状态转移概率分布

Fig.6 Distribution of state transition probability in general particle filter algorithm and in the improved particle filter algorithm proposed in this article

4 实验结果

由于光流算法计算量较大，因此只对跟踪波门区域进行光流运算，以保证算法的实时性。在分辨率为 320×256 的红外视频中运行文中算法，设置跟踪波门为固定值 81×81 ，光流的金字塔分解层数为 2，每层迭代计算 3 次，粒子滤波的粒子个数为 200，在处理器为 2 GHz Intel Core2 的计算机上，处理帧频可达到 25 帧，对建筑及树木背景的行人进行跟踪的效果如图 7 所示。图(a)~(k)为每隔 10 帧显示的跟踪结果，在每幅图像中上半部分是原始视频图像缩小一半的显示，左下部分用图像灰度表示波门内光流矢量的长度，右下部分是粒子滤波算法中粒子的分布。

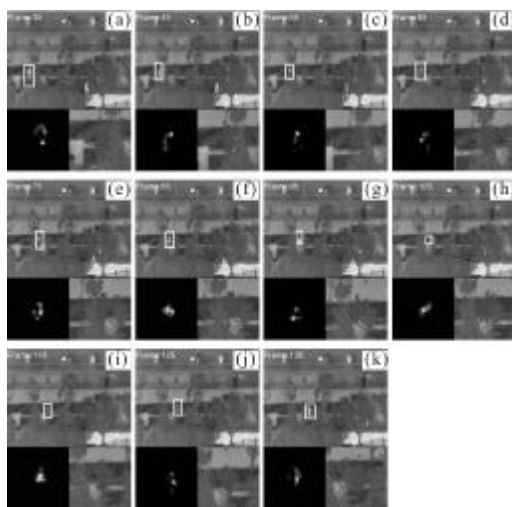


图 7 对建筑及树木背景的行人进行跟踪，

Fig.7 Tracking the people under the building and trees background

在某型号 IRST 系统上，对约 3 km 远处沙漠中的匀速运动的汽车进行跟踪，分别采用文中提出的跟踪算法与 Isard 的粒子滤波算法^[1]，跟踪效果的比较如图 8、图 9 所示。在图 8 中，实线框表示文中改进的跟踪算法，虚线框表示 Isard 的粒子滤波算法。从第 120 帧开始目标大部分被遮挡，粒子滤波算法丢失目标，而文中的改进算法依然对目标稳健跟踪，平均的跟踪误差为 2.6 个像素。

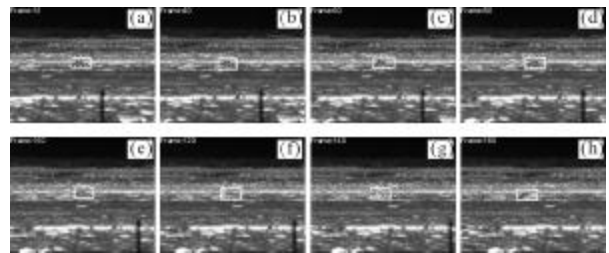


图 8 对沙漠背景的汽车进行跟踪

Fig.8 Tracking the car under the desert background

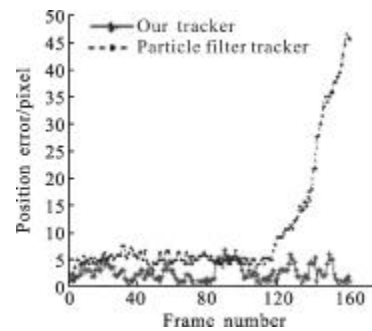


图 9 跟踪误差。以人工标定的目标位置作为真值，跟踪结果与真值之间的像素位置差作为跟踪误差

Fig.9 Error with respect to manually marked truth

5 结束语

从地面复杂背景下的目标跟踪效果上看，文中提出的跟踪算法具有较好的稳定性，并在目标被部分遮挡或短时全遮挡的情况下，仍能保持对目标的持续跟踪。但对大目标进行整体跟踪时，必须扩大波门，算法的时间复杂度倍增，影响跟踪实时性。同时，背景的运动杂波(如晃动的树木)也会影响跟踪算法的精度。如何完善算法，适应各种尺度的目标，并减小运动背景的影响，是需要进一步研究的内容。

参考文献：

[1] Wang Zhonghua, Kuang Qingqiang, Deng He, et al. Entropy flow-based approach to detect small target in the sea-sky

- background [C]//Image and Signal Processing (CISP), 2010, 3: 1498-1502.
- [2] Piccardi M. Background subtraction techniques: A review[C]// Proceedings of IEEE Conference on Systems, Man, and Cybernetics, Hague, Netherlands, 2004: 3099-3104.
- [3] Xiao Mei, Han Chongzhao, Zhang Lei. Background subtraction for video image sequence [J]. Opto-electronic Engineering, 2005, 32(4): 78-81. (in Chinese)
- [4] Lee D S. Effective gaussian mixture learning for video background subtraction [J]. IEEE Transactions Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2005, 27(5): 827-832.
- [5] Ahmed Elgammal, David Harwood. Non-parametric model for background subtraction [C]//Proceedings of European Conference on Computer Vision, Dublin, Ireland: Springer Pres, 2000: 751-767.
- [6] Toyama K, Krumm J, Brumitt B, et al. Wallflower: Principles and practice of background maintenance [C]// Proceedirtgs of the Seventh International Conference on Computer Vision, Kerkyra, Greece, 1999: 255-261.
- [7] Horn B K P, Schunck B G. Determining optical flow [J]. Artificial Intelligence, 1981, 17: 185-203.
- [8] Wedel A, Pock T, Braun J, et al. Duality TV-L1 flow with fundamental matrix prior [C]//Image Vision and Computing Auckland, 2008: 1-6.
- [9] Baker S, Scharstein D, Lewis J P, et al. A database and evaluation methodology for optical flow [J]. International Journal of Computer Vision(IJCV), 2011, 92(1): 1-31.
- [10] B Srinivasa Reddy, B N Chatterji. An FFT-Based technique for translation, rotation, and scale-invariant image registration [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1996, 5(8): 1266-1271.
- [11] Michael Isard, Andrew Blake. Condensation-conditional density propagation for visual tracking [J]. International Journal on Computer Vision, 1998, 29(1): 5-28.
- [12] Dan Crisan, Arnaud Doucet. A Survey of convergence results on particle filtering methods for practitioners [C]//IEEE Trans Speech and Audion Proc, 2002, 10(3): 173-185.