

文章编号: 1001-0920(2006)03-0331-05

一种动态场景多运动目标的综合检测方法

曾鹏鑫¹, 陈鹏¹, 杨晨辉², 李山青³, 徐心和¹

(1 东北大学 教育部暨辽宁省流程工业综合自动化重点实验室, 沈阳 110004;

2 东软飞利浦医疗设备系统有限责任公司, 沈阳 110179; 3 宝钢技术中心, 上海 201900)

摘要: 提出一种动态场景下多运动目标检测的方法。该方法融合基于帧间图像差值的运动分割技术以及区域生长法来获得各运动目标的初始轮廓, 再利用主动轮廓线模型进行优化, 从而得到各运动目标的最优轮廓。该方法具有以下明显特点: 允许背景任意复杂; 在无补偿情况下仍能得到良好结果; 目标大小不影响算法的鲁棒性。实验证明了该方法的有效性、实用性和鲁棒性。

关键词: 自动目标检测; 运动分割; 区域生长; 主动轮廓线模型

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

An Integration Method for the Detection of Moving Multi-targets in Dynamic Scenes

ZEN G Peng-xin¹, CHEN Peng¹, YANG Chen-hui², LI Shan-qing³, XU Xin-he¹

(1. Key Laboratory of Process Industry Automation (Ministry of Education), Northeastern University, Shenyang 110004, China; 2. Philips and Neusoft Medical Systems Co. Ltd., Shenyang 110179, China; 3. BaoSteel R&D Center, Shanghai, 201900, China. Correspondent: ZEN G Peng-xin, Email: newchinese@163.com)

Abstract: An approach is presented to detect the moving multi-targets in dynamic scenes. The method extracts the contour of each moving object based on the fusion of a motion segmentation technique using image subtraction and region growing process. The final result after the optimization with active contour model can be achieved. The background can be arbitrarily complicated by using this method. Good results can be obtained without motion compensation. The robustness can not be influenced by the size of the target. Experimental results show that the algorithm is reliable, practical and robust.

Key words: Automatic target detection; Motion segmentation; Region growing; Active contour model

1 引言

运动目标检测一直是机器视觉、图像理解和精确制导领域非常重要的研究内容, 在军事及工业等领域有着广泛的应用前景。

检测运动目标的主要方法有光流法^[1]和图像差法。一般而言, 光流法的时间开销很大, 结果易受噪声影响, 实时性和实用性较差。相反, 图像差法比较简单, 实时性强, 已成为目前应用最广泛、最成功的运动目标检测方法。图像差法可分为两类, 一类是用序列中的每一帧与一个固定的静止的参考帧作图像

差^[2,3], 这种方法只适于静态场景, 不适于动态场景; 另一类是用序列图像中的两帧图像进行差分; 然后对差分结果进行阈值分割来提取运动目标^[4]。但其分割结果内部会出现空洞, 而且所得到的边缘是不连续的轮廓。还有人提出利用 3 帧图像计算出两个图像差^[5], 再将其相乘。这种方法虽然能显著提高运动目标的边缘轮廓信息, 但相比于二帧图像差法, 其总信息量有所减少, 且具有与二帧图像差法一样的缺陷。自 1988 年 Kass 提出 Snake 模型^[6]以来, 基于主动轮廓线的图像分割方法便蓬勃发展起来^[7-9],

收稿日期: 2005-02-02; 修回日期: 2005-07-04

基金项目: 国家高技术研究发展计划项目(2001AA 422270); 国防预研基金项目

作者简介: 曾鹏鑫(1978—), 男, 江西萍乡人, 博士生, 从事图像处理、机器视觉等研究; 徐心和(1940—), 男, 河北山海关人, 教授, 博士生导师, 从事模式识别、智能机器人等研究

但其轮廓线的初始位置需采用人工交互的方法确定

在动态场景下,尤其当场景非常复杂时,仅依靠单一的检测算法很难检测出完整的运动目标,而对于多个运动目标,其检测将更为复杂,所以有人采用混合算法结合目标的边缘、区域、运动信息来分割目标。文献[10]采用光流法与 Canny 边缘算子融合来检测运动目标;文献[5]结合帧间图像差法、颜色分割、边缘提取来检测运动目标。显然,混合算法相比于单一算法更能取得好的效果。

本文在摄像机运动的情况下,提出一种综合考虑目标的区域、运动、边缘信息的多运动目标检测的混合算法。该算法首先采用帧间图像差法计算出各运动目标的运动基点;然后用融合区域生长法来获取运动目标的初始轮廓;再用主动轮廓线模型优化初始轮廓;最终完成运动目标的自动检测。其原理如图 1 所示。

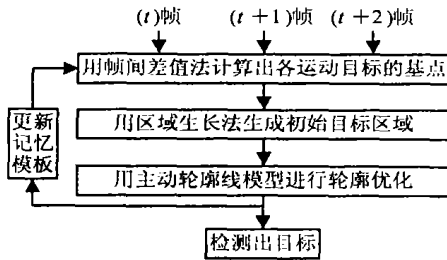


图 1 系统原理

2 初始轮廓的提取

2.1 运动目标基点的获得

动态场景下的序列图像中相邻图像间存在位移。对于运动目标而言,这种位移更为显著,因此帧间图像差法能够很好地获得目标运动信息。本文采用三帧图像差法^[6]获取目标的运动信息,该方法的思想如图 2 所示。如果一个阶跃边缘从第 1 帧 f_1 中一个位置依次移到第 2 帧 f_2 中某一位置和第 3 帧 f_3 中的另一位置,则第 1 帧与第 2 帧的图像差如图 2(b) 实线所示,第 2 帧与第 3 帧的图像差如图 2(b) 虚线所示。只有这两条线的中间部分具有实际意义,对应于第 2 帧的阶跃边缘(图 2(b) 中黑粗实线)。因此,图像中某点如果没有运动或没有强的边缘通过,则在该点处的灰度差没有意义。得到 1 帧与 2 帧和 2 帧与 3 帧图像的差值后,将其结果的绝对值相乘便可得到最终的差图像,如图 2(c) 所示。具体计算公式为

$$d(i, j) = |f_1(i, j) - f_2(i, j)| \times |f_2(i, j) - f_3(i, j)| \quad (1)$$

由图 2 可知,运动目标与背景交界处运动信息

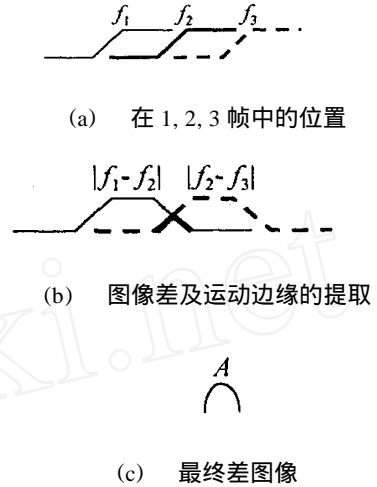


图 2 运动的阶跃边缘

最明显。虽然背景的图像差结果不全为零,但差值大的结果仍高密度地出现在运动目标的边缘处。只要能锁定运动目标的边缘,便能锁定运动目标。将所有的 $d'(i, j)$ 构成一个集合 D' , 采集图像差大于 $\lambda d'_{\max}$ 的 $d'(i, j)$ 组成一个集合 D_λ , 上标 t 表示第 t 帧

$$D_\lambda^t = \{d'(i, j) \mid \lambda \times d'_{\max} < d'(i, j) \in D\};$$

$$d'_{\max} = \max(d'(i, j)), 0 < \lambda < 1 \quad (2)$$

采用逆分水岭算法(基于分水岭算法基本思想^[11,12])对 D_λ 进行聚类。逆分水岭算法的基本思想是:从图像的最高点覆满水,然后水位逐线下降,海拔最高的山峰先露出来,与该峰顶距离近的区域被聚类在一起,如果有不属于该山峰的像素,则意味着新的峰顶(即海拔次高的山峰)出现。通过逐线分割、聚类,最后达到空间聚类的目的。图 3 为这种方法的工作原理。

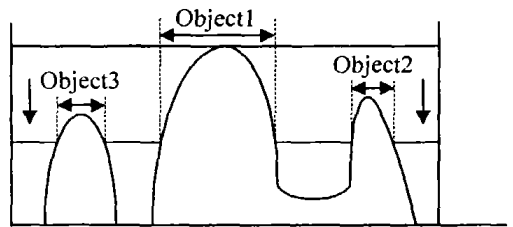


图 3 逆分水岭算法

d'_{\max} 代表最高水位,水位逐步下落,会出现不同的 3 帧差分结果峰顶。最先出现的峰顶的最高点就是第 1 个运动基点。按 2.2 节种子投放准则和 2.3 节的一致性判别准则,采用区域生长法长成第 1 个运动目标,并在此区域及其一定的扩展范围内不再产生运动基点。水位逐线下降,最终聚类得到包含目标运动基点的 K_i 个子集。

$$D^k = \{D^k_1, D^k_2, \dots, D^k_{k'}\},$$

$$D^k_i \cap D^k_j = \emptyset, i, j = 1, \dots, k',$$

式中 D^k_i 为各运动目标边缘处的图像差结果聚类成的子集, $k = 1, 2, \dots, K$ 。当然 D^k 中也包括了由噪声产生的子类, 因此必须对各子集进行处理, 滤掉那些由噪声产生的子集。具体思想是: 设定一个阈值 T , 元素个数小于阈值 T 的子集被认为是由噪声产生的, 将其滤除掉。滤除处理后的子集空间为

$$D^k_{\lambda} = \{D^k_{\lambda 1}, D^k_{\lambda 2}, \dots, D^k_{\lambda k'}\}.$$

运动基点的选取原则: 选取各子集中图像差最大的像素点作为该运动目标的运动基点, $A^k = \{A^k_1, A^k_2, \dots, A^k_{k'}\}$, $A^k_i = \{(i, j) | d(i, j) = \max(D^k_{\lambda i})\}$, 如图 2(c) 中 A 点所示, A^k 中各像素点对应于各运动目标与背景灰度过渡区间的一点。通过 3 帧差结果, 结合逆分水岭算法便能正确计算出场景中的运动目标数目及其大概位置。

2.2 区域生长法中种子的投放

运动基点确定后, 种子点的投放如图 4 所示。图 4 表示一个黑色目标在白色背景下连续运动, $(t+1)$ 帧为三帧图像差法中连续 3 帧中的中间一帧, 该帧图像中运动基点出现在目标与背景交界处 (虚线 l_1, l_2 所示)。但在实际情况中, 序列图像中前一帧图像会对后一帧图像产生影响, 从图像上看, 后一帧图像中有前一帧图像的影子, 此现象称作拖影^[13]。由于拖影的存在, 由三帧图像差法计算出的最大值只出现在 l_1 处。对 (t) 帧图像和 $(t+1)$ 帧图像进行图像差操作, 如果在 l_1 右侧出现大的差值, 则表明目标从右向左运动, 因此选取 l_1 右侧的像素点作为种子点。差值为正, 说明目标的灰度值小于背景的灰度值; 为负则说明目标的灰度值大于背景的灰度值。

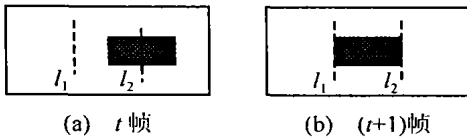


图 4 目标运动示意

上述种子投放准则是基于理想模型得出的, 但在实际情况中, 目标及背景区域中不存在颜色或灰度的一致性, 且形状也不一定是规则的, 这就造成目标与背景之间存在一个过渡区间, 而不象理想模型中虚线 l_1 那样。

对于每一运动目标, 以其运动基点 A 为中心构造一个 $N_A \times N_A$ 的矩阵 M 。 M 由 3 部分组成, 如图 5 所示。 $A = \{a_1, a_2, \dots, a_l\}$ 为 M 中对应 3 帧图像差值不为零的像素点集合, l 为 A 中元素个数。为保证在 M 中 A 是连续的, 以基点 A 进行区域增长来滤掉零

散的点, 从而得到图 5 所示的 A 集合。 A 集合代表目标与背景之间的过渡区域, $B = \{b_1, b_2, \dots, b_j\}$ 和 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_k\}$ 分别代表背景和背景对应的区域; J, K 分别为 B, C 中元素个数。种子点的选取按如下公式进行:

$$s = \begin{cases} \text{If } \text{abs}(\text{mean} \cdot B) > \text{abs}(\text{mean} \cdot C), \\ \begin{cases} (i, j), f_{k+1}(i, j) = \min(f_{k+1}(B)), \\ (i, j) \in B, \text{ If } \text{mean} \cdot B > 0; \\ (i, j), f_{k+1}(i, j) = \max(f_{k+1}(B)), \\ (i, j) \in B, \text{ If } \text{mean} \cdot B < 0; \end{cases} \\ \text{Else} \\ \begin{cases} (i, j), f_{k+1}(i, j) = \min(f_{k+1}(C)), \\ (i, j) \in C, \text{ If } \text{mean} \cdot C > 0; \\ (i, j), f_{k+1}(i, j) = \max(f_{k+1}(C)), \\ (i, j) \in C, \text{ If } \text{mean} \cdot C < 0 \end{cases} \end{cases} \quad (3)$$

式中 $\text{mean} \cdot B$ 和 $\text{mean} \cdot C$ 分别为 B, C 集合中像素点对应 (t) 帧和 $(t+1)$ 帧图像差的均值, 即

$$\begin{aligned} \text{mean} \cdot B &= \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J d(i, j) / J, (i, j) \in B; \\ \text{mean} \cdot C &= \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K d(i, j) / K, (i, j) \in C; \\ d(i, j) &= f_k(i, j) - f_{k+1}(i, j). \end{aligned} \quad (4)$$

a_i	a_i	b_j	b_j	b_j	b_j	b_j
c_k	a_i	a_i	b_j	b_j	b_j	b_j
c_k	c_k	a_i	a_i	b_j	b_j	b_j
c_k	c_k	a_i	A	a_i	b_j	b_j
c_k	c_k	c_k	c_k	a_i	a_i	a_i
c_k	c_k	c_k	c_k	c_k	c_k	c_k
c_k	c_k	c_k	c_k	c_k	c_k	c_k

图 5 矩阵 M 示意

如果 $\text{mean} \cdot B$ 大于 $\text{mean} \cdot C$, 则集合 B 为矩阵 M 中对应目标的像素集合; 反之, 集合 C 为矩阵 M 中对应目标的像素集合。

按上述方法可求得各运动目标的初始种子点 $S^t = \{s^t_1, s^t_2, \dots, s^t_k\}$, t 表示第 t 帧。

序列图像前几帧目标检测应用上述种子点的投放准则, 当得出检测结果后, 后续帧种子的投放不必这么复杂, 可直接选择矩阵 M 中最接近记忆模板中目标形心位置的点作为种子点。

2.3 一致性判别准则

区域生长法能很好地将相似的区域合并在一起, 但合并的结果与区域一致性判别准则的选择有很大的关系。本文结合目标的运动特征信息及目标

区域内的灰度特征信息,提出一种新的一致性判别准则.定义 r_i^t 为以种子 $s_i^t(i=1, \dots, K_t)$ 聚类生成的区域,则像素 p 与区域 r_i^t 的距离函数为

$$\text{Dist}(p, r_i^t) = (1 + \lambda_b \frac{d^t(i, j)}{d^t(A_i^t)}) \times |f^t(p) - \bar{r}_i^t| \quad (5)$$

式中: $d^t(i, j)$ 为按式(1)计算出的第 t 帧中各像素点的3帧图像差; \bar{r}_i^t 为 r_i^t 中各像素灰度值的均值; λ_b 为影响因子,其取值要大于1.

区域增长法中的阈值为

$$T_i^t = \text{abs}(\text{mean}(B) - \text{mean}(C)) / \lambda_c \quad (6)$$

式中 λ_c 取值大于3

式(5)中的距离函数和式(6)中阈值的计算函数能很好地保证区域生长不会长出目标边界之外.以 s_i^t 为种子,采用区域生长法形成第 t 帧图像中第 i 个运动目标区域 R_i^t .第 t 帧中形成的最终运动目标区域为 $R^t = \{R_1^t, R_2^t, \dots, R_{K_t}^t\}$.

3 基于主动轮廓线的优化方法

当运动目标与背景之间对比度不强时,区域生长法通过自适应阈值长成的目标区域很难精确描述目标的真实轮廓.此时有必要采用主动轮廓线模型对初始结果进行优化.但主动轮廓线模型对初始位置敏感,需要依赖其他机制将Snake放置在感兴趣的图像特征附近,故将初始轮廓作为Snake模型的初始控制点,经过数次迭代后,最终得到目标的真实轮廓.

3.1 Snake的数学模型^[6]

Snake是在图像力和外部约束力作用下移动的变形轮廓线.Kass等通过构造合适的变形能 $E_s(v)$ 来定义目标的轮廓.这里 $v(x(s), y(s))$ 表示轮廓,代表从单位参量域 $s \in [0, 1]$ 到图像表面的映射.这样,轮廓上的总能量可定义为

$$E_s(v) = \int_s (\alpha \left| \frac{\partial v}{\partial s} \right|^2 + \beta \left| \frac{\partial^2 v}{\partial s^2} \right|^2 + E_{\text{ext}}(v(s))) ds \quad (7)$$

其中:第1项称为弹性能量,是 v 的一阶导数的模;第2项称为弯曲能量,是 v 的二阶导数的模;第3项称为外部能量,也就是图像力,通常直接取Snake节点或连线所在位置的图像梯度.

为了提高算法的实时性,本文采用贪婪算法^[14]对Snake模型的曲线能量极小化.提取 R_i^t 中各区域的轮廓作为Snake模型中初始控制点,数次迭代运算后得到最优结果.因为初始轮廓已接近最佳边缘,因此能够克服Snake模型的固有缺陷.

经Snake模型优化后,分割出各运动目标区域为 $R^t = \{R_1^t, R_2^t, \dots, R_{K_t}^t\}$.

3.2 记忆模板更新

定义第 t 帧的记忆模板为 $M^t = \{M_1^t, M_2^t, \dots, M_{K_t}^t\}$, K_t 为第 t 帧中运动目标总数.如果第 t 帧的最终检测结果 R^t 中每个子类与第 $(t-1)$ 帧中记忆模板 M^{t-1} 对应的子类相差不大,则将 R^t 中子类更新到记忆模板中,得到第 t 帧的记忆模板 M^t .如果 $K_t > K_{t-1}$,新目标有可能出现,如果在后续连续3帧检测中该目标仍存在,则可以确定出现了新目标.如果 $K_t < K_{t-1}$,目标可能消失,如果在后续3帧检测中该目标仍不能被检测到,则可以确定目标消失.

记忆模板是对以前成功检测结果信息的一个累积,在本文目标检测系统中起到至关重要的作用,它的存在对目标检测初期运动基点的确定、种子的投放以及目标检测后期的目标分割和检测环节起指导和校正的作用.它的设立能很好地解决目标检测中目标丢失和检测到错误目标等问题.

4 实验结果及分析

本文对3组序列图像进行实验,图5(a)和图5(e)是从拍摄的飞机飞行录像中截取的2帧图像,分别对应序列图像中第2帧和第30帧位置;图5(b)和图5(f)是与图5(a)和图5(e)对应的3帧差值结果图,由图不难看到,它所包含的信息并不足够丰富,通过阈值分割并不能得到运动目标的完整区域,且高差分值出现在目标运动方向的前沿与背景的交界处;图5(c)和图5(g)是目标初始检测效果图;图5(d)和图5(h)是经Snake模型优化后的目标检测效果图,与图5(c)和图5(g)对比可知,Snake模型能够将初始检测结果很好地扩展到目标的真实边界处.

图6(a)是从影碟中截取的一帧图像,图6(b)是其检测结果,说明本文方法能够检测动态场景下的多运动目标.图6(c)为剧烈运动场景中的一帧图像,图6(d)是其检测结果,因为目标与背景之间对比明显,故未采用Snake模型对结果进行优化.

本实验中参数 λ , T , N_A , λ_b 和 λ_c 的取值分别为0.5, 5, 7, 1.5, 4.

针对不同的场景,进行了大量实验,目标检测过程中会出现检测不到目标以及检测到自然物体(如云块)等问题,但这些问题出现的概率不高.对实验结果进行了统计,检测准确率达到94%.在检测中出现的丢失目标等问题在跟踪环节中得到了解决,具体算法已完成.

实验所用PC机配置为Intel CPU 2.50 GHz, 256M RAM,在MATLAB 7.01下运行,初始轮廓检测速度为0.172 s/帧,采用主动轮廓线对结果进行优化,速度为0.484 s/帧.

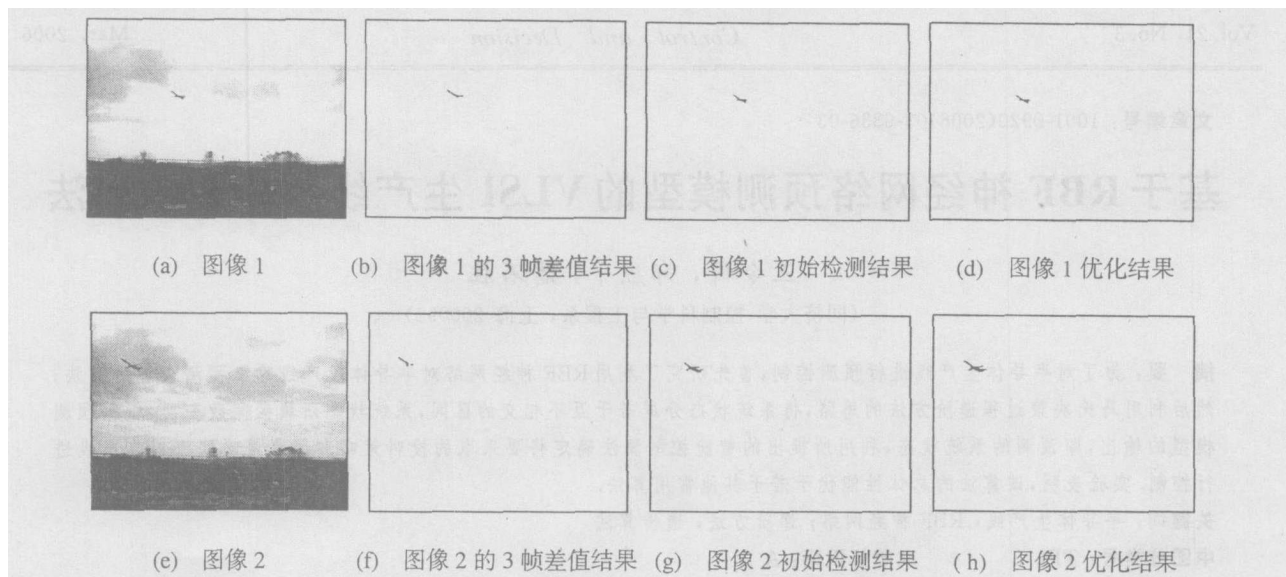


图 5 实例 1

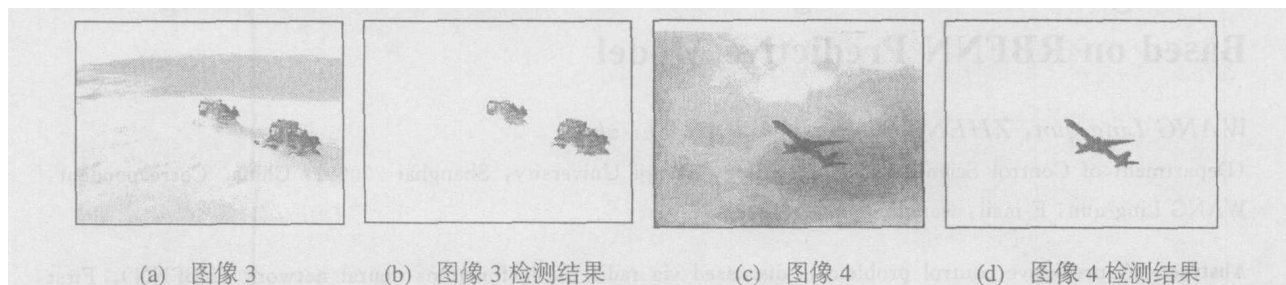


图 6 实例 2

5 结 论

本文综合目标的运动、边缘、区域信息,提出了一种动态场景下运动目标检测方法,主要做了以下工作:

1) 采用逆分水岭算法对图像 3 帧差结果进行空间聚类,计算出场景中运动目标数目及其大概位置,从而解决了通常聚类算法中不能预知聚类数目时出现过分割或欠分割的问题;

2) 从理论模型和实际情况阐述了种子点的投放准则,采用区域生长法形成运动目标的初始轮廓,提出了一种结合目标运动信息的距离函数及自适应阈值,从而能保证区域生长过程中目标不能长出目标轮廓之外;

3) 将此初始轮廓作为主动轮廓模型算法的初始位置,从而得到最终的优化目标边缘

该算法将图像差法与主动轮廓线模型算法相结合,既解决了图像差法识别、提取目标边缘的困难,又解决了主动轮廓模型算法初始边缘人工设置的问题。实验证明,该算法能很好地自动检测动态场景下多运动目标,算法简单,鲁棒性强,可用于实时跟踪系统

参考文献(References)

- [1] Sasa G, Loncaric S. Spatio-temporal Image Segmentation Using Optical Flow and Clustering Algorithm [A]. *1st Int'l Workshop on Image and Signal Processing and Analysis*[C]. Pula, Croatia, 2000: 63-68
- [2] Ohta N. A Statistical Approach to Background Subtraction for Surveillance Systems [A]. *Int Conf Computer Vision*[C]. Vancouver, 2001, 2: 481-486
- [3] Anurag Mittal, Nikos Paragios. Motion-based Background Subtraction Using Adaptive Kernel Density Estimation [A]. *IEEE Conf on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'04)* [C]. Washington, 2004, 2: 302-309
- [4] Lipton A J, Fujiyoshi H, Patil R S. Moving Target Classification and Tracking from Real-time Video [A]. *Proc IEEE Trans on Workshop Application of Computer Vision*[C]. Monterey, 1998: 8-14
- [5] Dubuisson M P, Jain A K. Contour Extraction of Moving Objects in Complex Outdoor Scenes [J]. *Int J of Computer Vision*, 1995, 14(1): 83-105
- [6] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: Active Contour Models [J]. *Int J of Computer Vision*, 1987, 1(4): 321-331

(下转第 342 页)

统的滤波器和相应的误差协方差阵,在线性最小方差信息融合准则下得到了广义系统的多传感器信息融合稳态 Kalman 滤波器。从仿真结果可以看出,融合后的误差方差阵的迹明显减少,提高了估计精度。

参考文献(References)

- [1] Carlson N A. Federated Square Root Filter for Decentralized Parallel Processes[J]. *IEEE Trans on AES*, 1990, 26(3): 517-525
- [2] Sun S L, Deng Z L. Multi-sensor Optimal Information Fusion Kalman Filter[J]. *Automatica*, 2004, 40(1): 1017-1023
- [3] 顾冬晴,王岩,周文君,等.多传感器卫星姿态确定的联邦滤波器设计[J].*中国空间科学技术*, 2004, 24(3): 7-13
(Gu D Q, Wang Y, Zhou W J, et al. Federated Filter Design for Multi-sensors Satellite Attitude Determination[J]. *Chinese Space Science and Technology*, 2004, 24(3): 7-13)
- [4] 何友,王国宏,陆大金,等.多传感器信息融合及其应用[M].北京:电子工业出版社,2000
(He Y, Wang G H, Lu D J, et al. *Multi-sensor Information Fusion and Its Application* [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2000)
- [5] Zhang H S, Xie L H, Soh Yeng Chai. Optimal and Self-tuning State Estimation for Singular Stochastic Systems: A Polynomial Equation Approach[A]. *Proc of the 39th IEEE Conf on Decision and Control* [C]. Sydney, 2000: 3807-3812
- [6] 石莹,沈永良,孙书利,等.广义离散随机线性系统降阶 Wiener 滤波、平滑和预报器[J].*控制理论与应用*, 2004, 21(6): 981-985
(Shi Y, Shen Y L, Sun S L, et al. Reduced-order Wiener Filtering, Smoothing and Prediction for Descriptor Discrete-time Stochastic Linear Systems[J]. *Control Theory and Applications*, 2004, 21(6): 981-985)
- [7] 杨冬梅,张庆灵,姚波,等.广义系统[M].北京:科学出版社,2004
(Yang D M, Zhang Q L, Yao B, et al. *Singular System* [M]. Beijing: Science Press, 2004)
- [8] 邓自立. Kalman 滤波与 Wiener 滤波——现代时间序列分析方法[M].哈尔滨:哈尔滨工业大学出版社,2001.
(Deng Z L. *Kalman Filtering and Wiener Filtering—Modern Time Series Analysis Approach* [M]. Harbin: Harbin Institute of Technology Press, 2001)
- [9] 秦朝英,戴冠中.广义离散随机线性系统的最优滤波[J].*控制与决策*, 1993, 8(1): 65-68
(Qin C Y, Dai G Z. Optimum Filtering for Singular Discrete Stochastic Linear Systems[J]. *Control and Decision*, 1993, 8(1): 65-68)
- [10] 孙书利,邓自立.多传感器线性最小方差最优信息融合估计准则[J].*科学技术与工程*, 2004, 4(5): 336-340
(Sun S L, Deng Z L. Multi-sensor Optimal Information Fusion Criterion in Linear Minimum Variance Sense[J]. *Science Technology and Engineering*, 2004, 4(5): 336-340)
- [7] Paragios N, Deriche R. Geodesic Active Contours and Level Sets for the Detection and Tracking of Moving Objects[J]. *IEEE Trans on PAMI*, 2000, 22(3): 266-280
- [8] Bertalmio M, Sapiro G, Randall G. Morphing Active Contours[J]. *IEEE Trans Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 22(7): 733-737.
- [9] Chan T F, Vese L. Active Contour Without Edges[J]. *IEEE Trans Image Processing*, 2001, 10(2): 266-277.
- [10] 张泽旭,李金宗,李宁宁.基于光流场分割和 Canny 边缘提取融合算法的运动目标检测[J].*电子学报*, 2003, 31(9): 1299-1302
(Zhang Z X, Li J Z, Li N N. Detection of Moving Object Using a Fusion Method Based on Segmentation of Optical Flow Field and Edge Extracted by Canny's Operator [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2003, 31(9): 1299-1302)
- [11] Shafarenko L, Petrou M, Kittler J. Automatic Watershed Segmentation of Randomly Textured Color Images[J]. *IEEE Trans on Image Processing*, 1997, 6(11): 1530-1544
- [12] Roerdink J B T M, Meijster A. The Watershed Transform: Definitions, Algorithms and Parallelization Strategies [J]. *Fundamenta Informatica*, 2000, 41(1-2): 187-228
- [13] Wolka M M, Zeleznik R C. Interactive Real-time Motion Blur [J]. *The Visual Computer*, 1996, 12(6): 283-295
- [14] Williams D J, Shah M. A Fast Algorithm for Active Contours and Curvature Estimation [J]. *CVGIP: Image Understanding*, 1992, 55(1): 14-26

(上接第 335 页)