

基于多阶段轨迹融合的交叉多目标检测与跟踪算法

张海英^{1,2}, 张田文¹

(1. 哈尔滨工业大学计算机科学与技术学院, 黑龙江哈尔滨 150001; 2. 哈尔滨理工大学计算机科学与技术学院, 黑龙江哈尔滨 150008)

摘 要: 构建了一种多阶段轨迹融合算法, 预处理阶段利用局部对比度自适应门限抑制杂波, 同时结合高阶相关滤波器剔除噪声和杂波边缘。在轨迹互联阶段, 多阶段的双向搜索算法辅佐以目标航迹的能量累积, 能够尽早锁定目标。实验分析表明, 该方法能够准确的检测和跟踪作任意轨迹运动的多个点目标, 在搜索空间和时间复杂度上明显优于传统的相关性算法。

关键词: 与管道; 局部对比度; 双向相关滤波器; 点目标检测

中图分类号: TP301 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2005) 06-1109-04

A New Method Based on Multi-Stages Trace Association for Detection and Tracking of Crossing Multi-Targets

ZHANG Hai-ying^{1,2}, ZHANG Tian-wen¹

(1. School of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin, Heilongjiang 150001, China;

2. Department of Computer Science and Technology, Harbin University of Science and Technology, Harbin, Heilongjiang 150008, China)

Abstract: Aiming at the detection and tracking of multiple point targets distributed in cloudy background, a new method, namely the multi-stages trace association is presented. In the preprocessing, a module based on local auto-adaptive contrast threshold is given to remove the slowly varying clutter and at the same time, the noise with high intensity and the edge of clutter are filtered with a bi-directional high order correlation filter. When constructing deep-searching trees the adoption of searching strategy from both directions can be pruned earlier. In the post processing the energy along the candidate trajectories are accumulated and it can cut the false traces efficiently. Moreover, for the spatial-temporal consistency and continuity of the targets it can lock the true targets as soon as possible. The experimental results show that it can detect and track dim overlapping point targets with arbitrary trajectories accurately. It is advantageous over the traditional correlation algorithms in searching space and time complexity.

Key words: and-pipeline; local contrast; bi-directional correlation filter; point target detection

1 引言

“点目标(小目标)的检测与跟踪”作为主动视觉研究领域的一个新分支, 不仅因为其重要的理论研究价值, 更由于其重要的军事应用前景, 成为国内国际各种 ATR 组织、信号处理、图像处理领域中的典型问题, 出现了一系列的经典算法与理论^[1~5]。最近几年提出的算法普遍采用一种“边检测边跟踪”思想, 利用目标轨迹在时空上的连续性、一致性特点, 进行序列图像的分析, 然后做出软判决。比较突出的有 Liou 等提出的高阶相关算法^[6,7]。但是由于该算法将杂波的剔除延迟到轨迹互联阶段, 某些高强度的杂波边缘会导致虚警率的急剧增长; 并且算法面向传感器得到的二值图像, 完全没有考虑目标的灰度信息, 而这种灰度信息在处理的后期将会具有重要的参考价值。此外算法的实现依赖于神经网络, 伴随跟踪轨迹的加长, 神经网络层数增多, 导致计算量的急剧增长, 难以满足实时性的要求。鉴于该算法存在的若干问

题, 本文提出了多阶段轨迹融合算法, 在轨迹互联之前的预处理阶段剔除掉大部分的杂波和噪声, 有效降低虚警, 同时采用双向递推的多阶段搜索思路, 可以尽早剪枝。后处理模块融合目标的灰度信息, 沿着目标航迹进行能量累积, 能够快速锁定目标。

2 双阶段预处理

2.1 基于单帧图像的杂波抑制(第一阶段)

2.1.1 基于局部对比度的第一次分割 在采样得到的原始图像中, 一般存在三种信号: 目标、噪声与杂波。目标与噪声一般呈现为孤立点, 其与周围小邻域内的像素强度比较而言, 亮度较大, 对比度较高, 而对于缓慢变化的大面积的杂波来说这种对比度相比并不明显, 远远低于目标和噪声点。鉴于信号的这种特性, 本文给出一种自适应预处理算法进行单帧的局部对比度分析, 在剔除杂波的同时可以有效保留目标

与孤立的噪声点.

局部对比度的定义:

$$lc(x_i, y_i) = \frac{I(x_i, y_i)}{\frac{1}{8} \sum_{(x_k, y_k) \in \text{area}_i} I(x_k, y_k)} \quad (1)$$

其中, $I(x_i, y_i)$ 是图像中位于 (x_i, y_i) 处的像素的强度, area_i 表示以第 i 个像素为中心的 3×3 小邻域, (x_k, y_k) 表示该邻域内的所有像素(除去第 i 个像素).

算法描述:

(1) 按照式(1)计算每一帧原始图像中每一个像素的局部对比度. 计算时只累计小区域内强度不为 0 的像素, 对于 8 邻域内像素均为 0 的孤立像素点, 将其对比度赋予一个较大值(实验中设置为 1000)直接保留下来.

(2) 基于对比度的第一次分割

由于杂波具有的变化缓慢、覆盖面广的特点它们与周围像素的对比度在一定的范围内变化平缓, 不会有太大的起伏, 而目标和噪声则会呈现较剧烈的变化. 根据这一性质, 本文选择以每一个像素为中心的 3×3 邻域, 考虑其对比度的变化, 并给出如下分割准则:

$$f(x, y) = \begin{cases} f(x, y), & \text{if } (lc(x, y)) = \max_{(x_j, y_j) \in \text{local_area}} (lc(x_i, y_j)) \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (2)$$

即当某点的局部对比度在其邻域中是局部最大值时保留. 从而剔除那些对比度变化不是特别强烈的杂波. 经过这一步的处理之后, 杂波的剔除率可以达到 85% 以上.

2.1.2 基于运动目标序列图像能量分布的第二次分割 将 n 帧图像沿着时间轴排列, 在这样构成的时间序列中, 从每一帧中的每一个像素出发沿时间轴进行投影, 因为目标是做任意曲线运动的, 它始终出现在不同帧的不同位置中, 而且沿着时间轴它的强度应该是它所出现的那一帧中强度的最大值, 但是由于高强度噪声的干扰, 破坏了这种分布特性. 所以本文给出一种低门限策略. 把某点的像素灰度 $f(x, y)$ 看作随机变量, 它在时间序列中强度分布的均值与标准差定义如下:

$$\mu(x, y) = \frac{1}{n} \sum_{\text{frame}=1}^n f(x, y)_{\text{frame}} \quad (3)$$

$$\sigma(x, y) = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{\text{frame}=1}^n (f(x, y)_{\text{frame}} - \mu(x, y))^2}$$

对于目标沿时间轴形成的三维空间中的像素选取下式进行分割:

$$f(x, y) = \begin{cases} f(x, y), & \text{if } (f(x, y) \geq \mu(x, y) - \sigma(x, y)) \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (4)$$

因为标准差反映的是各点强度与均值的偏离程度, 它与均值的差将最接近于各点强度的最小值. 为了避免漏检, 采用它作为门限. 经过第二次分割后, 整帧图像的强度都相对的, 但是为了弥补总体上强度分布的不平衡, 有必要进行一种全局门限, 将能量较弱的像素剔除. 分割原则如下:

$$f(x, y) = \begin{cases} f(x, y), & \text{if } (f(x, y) > \text{threshold}) \\ 0, & \text{if } (f(x, y) \leq \text{threshold}) \end{cases} \quad (5)$$

阈值的选取如下:

$$\text{threshold} = \min_{\text{frame}=1, \dots, n} \left(\frac{1}{\text{num}_{\text{frame}}} \sum_{k=1}^{\text{num}_{\text{frame}}} f(x_k, y_k)_{\text{frame}} \right), \quad \text{frame} = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

为了避免漏检, 这里的阈值选取 n 帧中所有非 0 像素(个数计作 $\text{num}_{\text{frame}}$)强度均值的最小值. 经过上述的预处理之后, 对于 $\text{SNR} > 2$ 的情况, 单帧的杂波拒绝率能够提高到平均 95% 以上.

2.2 基于序列图像的强噪声点和杂波边缘点的剔除(第二阶段)

经过第一阶段的处理之后, 图像中保留下来的是离散的目标、高强度的孤立噪声以及强度较大的杂波边缘. 这时候依据单帧图像已经无法有效检测, 必须借助于序列图像的分析. 对于点目标来说, 如果其在第 i 帧出现, 则它在第 $i+1$ 帧出现的位置必将是在上一帧所在位置的一个很小的邻域内, 这种时空上具备的强相关性成为有效过滤杂波和噪声的主要理论依据.

首先进行图像的二值化处理. 将强度值不为 0 的像素点置成“1”, 表达式如下:

$$F(x, y, t_n) = s(x, y, t_n) + [1 - s(x, y, t_n)] N(x, y, t_n) \quad (7)$$

其中, x, y 表示离散的二维平面的位置, t_n 表示第 n 个时间单位得到的第 n 帧图像, 图像 F 由目标 s 和噪声 N 组成. 因此, $F=1$ 表示某点或者是目标, 或者是噪声.

2.2.1 双向相关性滤波 文献[5]曾经给出一种“与逻辑”连续滤波器, 它借助于相邻两帧图像之间的相关性分析进行滤波, 但是当目标的帧间运动位移加大, 噪声增强, 许多高强度噪声和杂波也可以顺利通过与管道, 导致虚假航迹的激增. 可见, 这种低阶相关已经满足不了实际需要. 本文以三帧图像相关性分析为思想设计了一种双向高阶滤波管道, 弥补了“与管道”的缺陷, 同时避免了文献[6]中繁琐的迭代, 利用管道结构实现, 简单有效.

双向高阶滤波算法:

(1) 初始化: 针对 n 帧原始图像, 构建一个由三帧图像组成的相关性滤波管道, 此管道具有先进先出的特点. 依次将这 n 帧图像推入管道.

(2) 管道更新: 顺序推入三帧图像 t_n, t_{n+1}, t_{n+2} , 因为目标的位置是未知的, 此时只能以整帧图像作为跟踪窗. 对于位于管道底部的图像 t_n 中的每一个像素, 利用式(8)计算其与顶部两帧图像 t_{n+1}, t_{n+2} 之间的正向相关性. 同时利用式(9)对于位于管道顶部的图像 t_{n+2} , 计算其与管道底部的两帧图像 t_{n+1}, t_n 的逆向相关性.

正向相关:

$$R_{t_n, t_{n+1}, t_{n+2}}(x, y) = g[f(x, y, t_n) \sum_{i_1=-|v|}^{|v|} \sum_{j_1=-|v|}^{|v|} f(x+i_1, y+j_1, t_{n+1}) \times \sum_{i_2=-|v|}^{|v|} \sum_{j_2=-|v|}^{|v|} f(x+i_1+i_2, y+j_1+j_2, t_{n+2})] \quad (8)$$

逆向相关:

$$R_{t_{n+2}, t_{n+1}, t_n}(x, y) = g[f(x, y, t_{n+2}) \sum_{i_1=-|v|}^{|v|} \sum_{j_1=-|v|}^{|v|} f(x+i_1, y+j_1, t_{n+1}) \times \sum_{i_2=-|v|}^{|v|} \sum_{j_2=-|v|}^{|v|} f(x+i_1+i_2, y+j_1+j_2, t_n)] \quad (9)$$

式(8)表示图像 t_n 中位于 (x, y) 点处的 t_n, t_{n+1}, t_{n+2} 三帧图像相关系数。 (i_1, j_1) 表示从图像 t_n 到图像 t_{n+1} , 像素沿 x, y 轴的运动位移。 (i_2, j_2) 表示图像 t_{n+1} 到图像 t_{n+2} , 像素沿 x, y 轴的运动位移。 $(-|v|, |v|)$ 表示目标像素的可能运动范围。式(9)表示图像 t_{n+2} 中位于 (x, y) 点处的 t_{n+2}, t_{n+1}, t_n 三帧图像相关系数。函数 $g(x) = \begin{cases} 1, & x > 0 \\ 0, & x \leq 0 \end{cases}$ 是一个硬判决函数, 当 $R_{t_{n+2}, t_{n+1}, t_n}(x, y) = 1$ 时表示以 (x, y) 为起点存在一条三点轨迹片断, 它从图像 t_n 一直延伸到图像 t_{n+2} 。当 $R_{t_{n+2}, t_{n+1}, t_n}(x, y) = 1$ 时表示以 (x, y) 为起点存在一条三点轨迹片断, 它从图像 t_{n+2} 一直延伸到图像 t_n 。

(3) 如果某点满足式(8), 则将该点作为轨迹的起点保存在一个空白帧中, 将此图像输出, 对于满足式(9)的像素作为轨迹片断的终点保存在另一个空白帧中, 输出。同时将管道底部的图像撤消, 从顶部推入下一帧。转步(2)。

3 基于双向递推的多阶段目标检测与跟踪

3.1 融合距离测度与曲率约束的双向递推多阶段轨迹互联

在经过预处理之后得到的两组 $n-2$ 帧相关性序列图像中, 以正向相关序列为例, 第一帧中保留下来的是在 t_1 时刻出现的目标轨迹片断的起点, 第二帧中保留下来的是在 t_2 时刻出现的目标轨迹的第二点, 以此类推。轨迹互联时可以从第一帧中出现的像素为起点, 寻找在第二帧中的相关轨迹点, 再以第二帧中的像素为起点, 在第三帧中寻找与前一帧相关的像素, 如此继续直至第 $n-2$ 帧。但是如果进行顺序的单向轨迹互联, 一方面待处理的分支过多, 计算量过大; 另一方面, 剪枝会被延迟, 造成时间上的浪费。如果采用双向的搜索, 可以尽早的进行剪枝, 明显的提高速度。下面的算法(1)~(3)步主要以正向搜索为主, 逆向搜索与此类似。

(1) 基于距离测度的两点互联

本文以 7 帧 ($n=7$) 图像作为初始化处理, 对于正向滤波输出的 5 帧图像中, 首先进行相邻两帧之间的轨迹互联。

设第 $n-1$ 帧某个像素坐标为 (x_{n-1}, y_{n-1}) , 第 n 帧某个像素坐标为 (x_n, y_n) 。则该点被关联的条件是: $|x_n - x_{n-1}| < 4$ and $|y_n - y_{n-1}| < 4$ ($|v| = 4$)。即挑选所有满足帧间位移不超过 4 个像素的像素作为关联

表 1 两层链表结构

1 层	point1	point2
2 层	point2	point3
3 层	point3	point4
4 层	point4	point5

关联的两个像素, 节点中存放像素的位置坐标。

(2) 基于曲率约束的三点互联

对于得到的两层链表进行三点互联。互联时要遵循曲率约束, 即从第 $n-1$ 帧到第 n 帧的转角不超过 30 度。对于表 1

中每一层内的两个像素计算小片断的斜率。以 1、2 层为例:

设 point1: (x_1, y_1) , point2: (x_2, y_2) , point3: (x_3, y_3) , 则

$$\text{slope}_{12} = \arctan \frac{|y_2 - y_1|}{|x_2 - x_1|}, \text{slope}_{23} = \arctan \frac{|y_3 - y_2|}{|x_3 - x_2|}$$

曲率约束: $|\text{slope}_{23} - \text{slope}_{12}| < 30$, 进行互联后可以得到

1、2、3 三点轨迹片断。对于

表 2 三层链表结构

1 层	point1	point2	point3
2 层	point3	point4	point5

三点轨迹片断。用一个两层

链表存储。

(3) 五点轨迹的确定

经过(1)、(2)两步之后, 已经得到了 3 点轨迹片断, 下面的任务就是找到两个链表的尾节点与首节点进行匹配得到加长的 5 点轨迹片断。对于得到的轨迹片断还需要进一步检验, 包括下述操作:

(a) 针对每一个候选的 5 点轨迹片断计算差商。

设这 5 个点坐标分别为 (x_i, y_i) , $i = 1, 2, 3, 4, 5$ 则相邻两点之间的斜率为差商:

$$\text{slope}_{i, i+1} = \arctan \frac{|y_{i+1} - y_i|}{|x_{i+1} - x_i|}, i = 1, 2, 3, 4 \quad (10)$$

(b) 编码 将得到的轨迹根据斜率进行编码, 编码原则为:

$$\text{string}_i = \begin{cases} 1, & \text{if } (\text{slope}_{i, i+1} > 0) \\ -1, & \text{if } (\text{slope}_{i, i+1} < 0) \\ 0, & \text{if } (\text{slope}_{i, i+1} = 0) \\ 1 \text{ or } 0 \text{ or } -1, & \text{if } (\text{slope}_{i, i+1} = \infty) \end{cases}, i = 1, 2, 3, 4 \quad (11)$$

注: 当斜率是 ∞ 时, 符号的确定要参考前一个斜率值而确定。 i 表示轨迹的第 i 段。

(c) 计算每一个编码串的最大值与最小值。如果两者相同则接受为候选目标轨迹, 否则拒绝。因为目标的轨迹是平滑、单调的, 斜率的符号应该保持一致。如果出现了不一致的片断一定是噪声引起的, 可以剔除。

(4) 对于逆向相关得到的 5 帧图像进行(1)~(3)步的操作, 最终得到 3-4-5-6-7 五点轨迹片断。

(5) 将两个 5 点轨迹片断再一次进行双向互联, 依据曲率约束准则得到 1-2-3-4-5-6-7 七点轨迹片断。

3.2 基于灰度能量累积的后处理

进行了上面的操作之后, 单帧图像的杂波剔除率可以高达 99% 以上。其中大部分由顽固噪声形成的虚假航迹成为识别真实目标的最大干扰。分析目标的运动特性可以发现, 目标的强度具有时空上的一致性、连贯性特点, 目标运动轨迹上各点的强度累积值应该始终保持一个较高的水平, 而噪声形成的轨迹则不具备这种强度一致性。基于这一特性可以沿着目标航迹进行能量累积, 通过寻找曲线的尖峰快速锁定目标。

4 实验仿真与分析

实验序列 1: 背景为缓慢变化的云团, 加入高斯白噪声。

嵌入两个轨迹彼此交叉作曲线运动的点目标,并且被云层遮挡,图像尺寸为 101×134 pixel.

实验序列 2:背景为云天,噪声为高斯白噪声.图像尺寸为 90×120 pixel.三个作任意曲线运动的目标,轨迹彼此交叉.

图 1、图 2 中的 (a) ~ (c) 分别表示原始加噪图像、双阶段轨迹互联之后的图像以及最终检测出的目标图像.从实验结果可以看出,多阶段轨迹互联之后图像中保存下来的像素已经非常少,经过多组实验数据的分析均可以达到 99% 以上.对于实验序列一通过该算法可以精确的锁定两个目标.如图 1(c) 所示.图 3 绘制的是其候选轨迹能量分布图的一部分.从图中可以清楚地看到两个尖峰,说明存在两个目标,这与实验假设是一致的.但是实验序列二却存在虚警.如图 2(c) 所示,第一个矩形窗内锁定的是实际的三个目标的轨迹片段,下方的跟踪窗内是虚警.图 4 是其对应的能量曲线图,可以发现第二个和第三个目标的轨迹能量值较大,呈现明显突出的尖峰,但是第一个目标的能量强度并不明显,曲线中存在多条与之能量相近的轨迹,这很可能是由于剔除不净的杂波边缘导致的,为了避免漏检,还是将其保留.尽管如此,保留下来的候选轨迹也只占原有的 1.47%,移除了 30 个杂波窗.比起递归的高阶计算会更加快速的收敛到真实目标.至于虚警的剔除则可以借助后续图像只需要在已经锁定的目标周围邻域内进行搜索即可.显然后续图像的处理速度会明显加快,搜索空间明显缩小.



图 1 实验序列一的实验结果 (SNR=2.21)

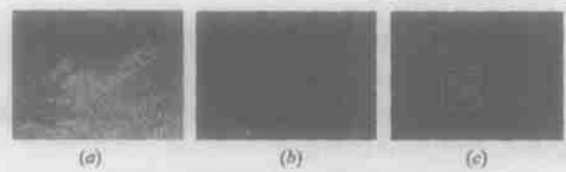


图 2 实验序列二的实验结果 (SNR=4.18)

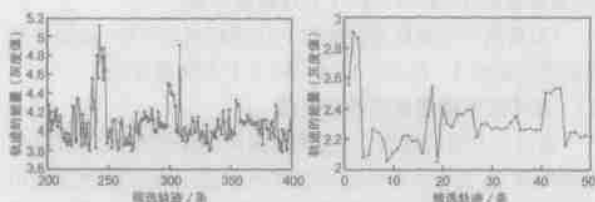


图 3 实验序列一的候选轨迹能量分布图

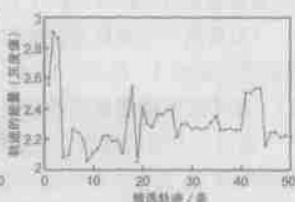


图 4 实验序列二的候选轨迹能量分布图

5 结论

针对云天背景下的多个点目标检测问题,本文给出了一种多阶段轨迹融合算法.它遵循边检测边跟踪的技术路线,预处理之后,利用多阶段的双向搜索进行轨迹互联,利用 n 帧 (本文 $n=7$) 图像再辅佐以航迹的能量积累能够快速定位目标.实验证明,该算法能够处理 $\text{SNR} < 2$ 条件下的具备平滑轨迹的多个点目标,并且可以很好解决目标彼此交叉的情况.结构简单、实时有效.

参考文献:

- [1] Steven D B, Thomas S H. Detecting small moving objects in image sequences using sequential hypothesis testing [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1991, 39(7): 1611 - 1623.
- [2] REED I S, Gagliardi R M, Stotts L. Optical moving target detection with 3d matched filtering[J]. IEEE Trans on AES, 1988, 24(4): 327 - 335.
- [3] Porat B, Friedlander B. A frequency domain algorithm for multiframe detection and estimation of dim targets [J]. IEEE Trans on PAMI, 1990, 4(12): 398 - 402.
- [4] Cafer C E, Silverman J, Mooney J M. Optimization of point target tracking filters [J]. IEEE Trans on AES, 2000, 36(1): 15 - 24.
- [5] Wang G, Rafael M I. Single-pixel target detection and tracking system [A]. Pattern Recognition 10th International Conference [C]. Atlantic City: IEEE, 1990. 99 - 103.
- [6] Liou R J, Azimi-Sadjadi M R. Dim target detection using high order correlation method[J]. IEEE Trans on AES, 1993, 29(3): 841 - 855.
- [7] Liou R J, Azimi-Sadjadi M R. Multiple targets detection using modified high order correlations[J]. IEEE Trans on AES, 1998, 34(2): 553 - 567.

作者简介:



张海英 女, 1974 年 2 月生于黑龙江省哈尔滨, 现为哈尔滨工业大学在读博士, 哈尔滨理工大学讲师, 主要研究方向: 主动视觉, 目标检测与跟踪, 图像与信号处理. E-mail: zhang2002@hit.edu.cn.

张田文 男, 1940 年 6 月生于河北省张家口, 现为哈尔滨工业大学博士生导师, 教授, 主要研究方向: 主动视觉, 人工智能, 图像检索, 人工生命.