

文章编号: 1001-2486(2003)02-0046-05

基于加权动态规划和航迹关联的小目标检测技术*

陈尚锋, 陈华明, 卢焕章

(国防科技大学 ATR 实验室, 湖南长沙 410073)

摘要: 低信噪比下运动小目标的检测一直是成像目标检测中的一个热点问题。提出了一种新的小目标检测算法, 采用方向加权的动态规划算法和二值航迹关联, 克服了低信噪比下目标机动和传感器的不稳定对小目标检测的影响, 实现了对深空背景下运动方式任意、速度最大达 1 像素/帧的弱小运动目标的有效检测。

关键词: 动态规划; 航迹关联; 弱小目标

中图分类号: TN957 **文献标识码:** A

Detection and Tracking of Dim Targets Based on Dynamic Programming and Track Matching

CHEN Shang-feng, CHEN Hua-ming, LU Hua-zhang

(ATR Lab, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: The observation of low-SNR moving targets has been a hot spot for a long time. A dynamic programming (DP) and track matching algorithm has been developed for the detection of subpixel-sized, low-SNR targets observed by mosaic imaging sensors. The primary advantages of this technique are its sensitivity to weak targets along with its robustness to target maneuvers and sensor instabilities. Enhancement is achieved by performing directional weight operation precede to DP and target data association. Experiments have been conducted and it is shown that low-SNR moving targets with maneuver and maximum speed of 1 pixel/frame can be detected with high probability.

Key words: Dynamic Programming (DP); track matching; dim target

图像序列中弱小运动目标检测是许多军事及民用领域的关键技术, 也是近年来信息处理技术中的研究热点之一。其主要研究难点是目标成像尺寸小, 信噪比低, 可用于区分目标与背景噪声的特征少, 必须利用图像序列中目标连续运动信息才能从背景中有效检测目标。

对弱小运动目标的检测, 国内外许多学者提出了多种算法, 基本上可以分为以下几类: (1) 三维空间的 Hough 变换法; (2) 基于二维投影的检测方法; (3) 基于短时累加的能量积累方法^[1]; (4) 基于三维动态规划的检测方法^[2-5]。三维空间 Hough 变换法, 通过在三维空间中实施 Hough 变换, 目标在直线轨迹上的能量将集中在 Hough 变换后的一个单点上, 而其他点的灰度由随机噪声累加得到, 其能量远小于目标轨迹上的能量。该方法理论上是可行的, 但在信噪比很低的情况下, 目标轨迹往往被噪声淹没, 而且 Hough 变换法所需运算量和存储量巨大, 难以实时实现。基于投影变换的方法将三维空间的图像投影到二维空间上, 分别在多个二维空间上进行统计检测, 最后将检测结果复合到三维空间形成最终检测结果。由于采用投影变换, 检测算法的计算量大大减小, 但投影变换同时损失了目标信息, 因而在低信噪比下效果欠佳。短时图像序列累加方法, 实质上也是一种投影法, 当目标运动速度很小时, 这种方法是有效的, 但当目标运动速度比较大时, 这种简单的图像直接累加将不能有效积累目标能量, 因而无法检测目标。动态规划方法是由 Barniv 首先提出的^[5], 他利用了动态规划方法分段优化的思想, 将目标轨迹搜索问题分解为分级优化的问题, 在算法结构上得到了一个性能优良且可实现的方案, 但对于具体的检测条件, 还有优化和改进的余地。

* 收稿日期: 2002-06-12

基金项目: 国家部委基金项目资助

作者简介: 陈尚锋(1978-), 男, 硕士生。

1 图像序列中弱小运动目标的特点及检测

在远距离成像时, 目标在图像序列中的像具有如下特点: (1) 目标成像很小, 往往小于一个成像单元的面积, 因此可以认为是一个点目标; (2) 目标的运动在短时间内可以近似为直线运动; (3) 目标能量小, 影响观测的主要因素是探测器内部的热噪声, SNR 很低。因此目标检测问题归结为在时间空间均不相关的白噪声背景中检测直线运动的低信噪比点目标。由于单帧观测图像中 SNR 很低, 因此运用单帧图像进行有无目标的决策十分困难。有效的方法是在多帧图像序列中首先估计目标的运动轨迹, 沿轨迹进行目标能量积累, 然后对积累后的图像进行检测判决。由于目标能量在不同帧之间是相关的, 而噪声在不同帧之间是不相关的, 因而沿目标轨迹上的能量积累将远远大于非目标轨迹上的能量积累, 在积累后的图像上进行判决将有较高的信噪比, 得到较好的检测性能。这种先估计轨迹后检测目标的方法亦称作检测前跟踪。本文的基本思想就是在检测前用动态规划方法进行目标轨迹估计和能量积累, 然后进行检测判决。

用 $n(i, j, k)$ 表示噪声图像序列, 均值为 0, 方差为 σ^2 , 其在时间和空间均独立, 用 $s(i, j, k)$ 表示无噪声目标图像:

$$s(i, j, k) = \begin{cases} S & i, j \text{ 为目标点时} \\ 0 & i, j \text{ 不为目标点时} \end{cases} \quad (1)$$

其中 S 为目标幅度, 则探测器获得的目标图像为:

$$\begin{cases} H_1: I(i, j, k) = s(i, j, k) + n(i, j, k) & \text{有目标存在} \\ H_0: I(i, j, k) = n(i, j, k) & \text{无目标存在} \end{cases} \quad (2)$$

定义 K 帧图像序列中的一条轨迹为

$$P(K) = \{p_k | k = 1, 2, \dots, K\} \quad (3)$$

其中 p_k 为轨迹上的点。

考虑机内噪声服从正态分布的情况, 若 $P(K)$ 为非目标轨迹, 则轨迹上灰度概率分布用下式表示:

$$P_{H_0}(P(K)) = A \cdot \prod_{k=1}^K \exp\left[-\frac{I^2(i_p, j_p, k)}{\sigma^2}\right] \quad (4)$$

其中 A 为归一化系数, (i_p, j_p, k) 为轨迹 $P(K)$ 在第 k 帧图像内的点。

若 $P(K)$ 为目标轨迹:

$$P_{H_1}(P(K)) = A \cdot \prod_{k=1}^K \exp\left\{-\frac{[I(i_p, j_p, k) - S]^2}{\sigma^2}\right\} \quad (5)$$

一条轨迹为目标轨迹的似然比定义为:

$$L(P(K)) = \frac{P_{H_1}(P(K))}{P_{H_0}(P(K))} = \prod_{k=1}^K \exp\left[\frac{2I(i_p, j_p, k)S - S^2}{\sigma^2}\right] = \exp\left[\frac{2S}{\sigma^2} \sum_{k=1}^K I(i_p, j_p, k) - \frac{KS^2}{\sigma^2}\right] \quad (6)$$

根据检测基本理论可知, 当图像中确知有一个目标时, 似然比函数 $L(P(K))$ 取最大值的轨迹为目标轨迹; 当图像中是否存在目标不确定时, 可依据一定的准则对 $L(P(K))$ 取门限, 获得可疑目标点集, 然后进行轨迹关联来判定有无目标。实际目标检测中, 图像中是否存在目标是未知的, 因此检测问题可以归结为两个步骤, 即求各轨迹似然比值和对似然比值取门限。

首先求以第 K 帧图像中点 (i, j) 为轨迹末端的所有轨迹中最大似然比轨迹。由式(6)可知, 求 $L(P(K))$ 最大值等同于求 $E(P(K)) = \sum_{k=1}^K I(i_p, j_p, k)$ 的最大值。记到达第 k 帧点 (i, j) 的所有轨迹中能量最大轨迹的累加和为 $E_{\max}(i, j, k)$, 求解过程可写成递推形式如下:

$$\begin{cases} E_{\max}(i, j, k) = \max_{0 < m, n \leq N} E_{\max}(m, n, k-1) + I(i, j, k) & (k = 1, 2, \dots, K) \\ E_{\max}(i, j, 0) = 0 \end{cases} \quad (7)$$

即第 k 帧图像中经过点 (i, j) 的能量最大轨迹等于前 $k-1$ 帧图像中能量最大轨迹加上第 k 帧图像中

点 (i, j) 灰度值,此规则可一直向前应用,直到第一帧图像。式(7)中 $0 < m, n \leq N$ 表示在整幅图像范围内。

其次,对求得的最大似然比轨迹取门限。经过 K 帧累加后得到累加和图像 $E_{\max}(i, j, K)$,依据一定的准则对 $E_{\max}(i, j, K)$ 取门限判决,获得可疑目标点集。

上述分析中没有加入运动规则,故在(7)式中 m, n 取值为整幅图像范围内,若考虑目标运动规则,则 m, n 取值由于运动规则限制,其搜索窗远小于图像大小。

在实际中,目标的最大运动速度一般是预知的,因此在相邻帧内目标的运动范围是已知的,例如,当目标运动速度最大为1像素/帧时(以下均设目标最大运动速度为1像素/帧),相邻帧内目标运动范围不会超出3像素 \times 3像素窗内。(7)式可以改写成如下形式:

$$\begin{cases} E_{\max}(i, j, k) = \max_{m, n \in D_{k-1}(i, j, k)} \{E_{\max}(m, n, k-1) + I(i, j, k)\} & (k = 1, 2, \dots, K) \\ E_{\max}(i, j, 0) = 0 \end{cases} \quad (8)$$

其中, K 为分段最优化处理帧数,可行决策集 $D_{k-1}(i, j, k)$ 即为搜索窗内点集:

$$D_{k-1}(i, j, k) = \{(m, n) | m = i \text{ or } i \pm 1; n = j \text{ or } j \pm 1\} \quad (9)$$

2 方向加权的动态规划目标检测算法

由(8)式可知,在该算法中,第 $k-1$ 阶段目标的状态(位置),是由目标在第 k 阶段的状态和第 $k-1$ 阶段的抉择确定的,而不是由第 $k-1$ 阶段目标的状态和第 $k-1$ 阶段的抉择来确定第 k 阶段目标的状态。这种从目标的当前位置逆推到目标初始位置的动态规划方法称为后向法。后向法一个最大的优点就是能确保目标轨迹能量得到有效积累,但所付出的代价就是每阶段目标能量都会扩散——目标第 k 阶段能量积累值 $E_{\max}(i, j, k)$ 会扩散到第 $k+1$ 阶段邻域窗内,并且在最后一帧的累加中,前 $K-1$ 帧目标轨迹能量积累值会扩散至第 K 帧邻域窗内的所有点,产生目标的“团聚效应”,在阶段优化后的图像中表现为一个目标点团,这对后续的轨迹关联极为不利。方向加权即是在这种背景下提出的。

在高速成像图像序列中,由于成像帧速率比较高,短时间内目标的运动轨迹为一横线或锯齿形,目标的运动是不后退的,因此相邻帧内目标的运动也是不后退的,所以搜索区域还可以进一步缩小。减小搜索区域可以带来两个好处,一是减小能量扩散范围,二是减小目标“团聚效应”,同时,目标轨迹能量的积累又不受影响。根据前一帧目标运动的方向,当前帧目标运动到搜索窗内各个点的可能性有大有小,所以,若给可能性较大的点赋以较大的权值,可能性较小的点赋以较小的权值,便可以减小累加过程中能量的扩散机会,这就是方向加权的基本思想和方法。

设对连续 K 帧图像进行灰度能量积累,并且在(8)式中引入方向加权系数 $w(\theta)$, (8)式改写成如下形式:

$$\begin{cases} E_{\max}(i, j, k) = \max_{m, n \in D_{k-1}(i, j, k)} \{w(\theta) E_{\max}(m, n, k-1)\} + I(i, j, k) & k = 1, 2, \dots, K \\ E_{\max}(i, j, 1) = 0 \end{cases} \quad (10)$$

其中, θ 为前两帧目标运动方向夹角,取值范围 $-180^\circ < \theta \leq 180^\circ$ 。 w 为 θ 的函数,应满足当 θ 比较小时,权值 w 取值比较大; θ 比较大时,权值 w 取值比较小,这是与目标运动特点相符的。为简单起见,定义 $w(\theta) = (\text{sign}(\cos\theta) + 1)/2$,则

$$w(\theta) = \begin{cases} 1 & |\theta| \leq 90^\circ \\ 0 & 90^\circ < |\theta| \leq 180^\circ \end{cases} \quad (11)$$

显然, θ 为 (i_p, j_p, k) 、 $(i_p, j_p, k-1)$ 和 $(i_p, j_p, k-2)$ 的函数,设这三点分别表示为 p_k, p_{k-1}, p_{k-2} ,则 $\theta = \arccos \frac{|p_{k-1} - p_{k-2}|^2 + |p_k - p_{k-2}|^2 - |p_k - p_{k-1}|^2}{2|p_k - p_{k-1}||p_{k-1} - p_{k-2}|}$,由于目标运动轨迹成像至各个离散的像素点上,因此, θ 是一离散值的集合,所以 $w(\theta)$ 的取值也是离散的。在硬件实现时,可以采取查找表结构实现加权函数。

经过方向加权动态规划后的结果图像为一灰度累加和图像,此时,目标点的能量远大于噪声,若根

据某一准则确定一分割门限, 便可以剔除绝大部分噪声轨迹点, 获得可疑目标点集。为了保持恒定的虚警概率, 通常采用灰度图像直方图门限分割, 获得包含目标点和极小噪声点的一级滤波图像, 送入后续的轨迹关联管道。

对输入灰度图像序列分段累加, 获得阶段优化后的图像序列, 完成对输入灰度图像的第一层滤波。

3 二值轨迹关联

经过预处理的图像虚警点已大大减少, 一般取虚警率 0.001~0.002, 此时目标检测概率可以达到 0.6~0.8。经过预处理的图像序列, 噪声点的分布是独立的, 而目标点的分布是关联的, 因此采取合适的关联方法, 就可以检测出目标的轨迹。

建立一记录结构体数组, 记录目标轨迹信息^[6], 记录的内容包括轨迹最近两点、预测点、轨迹总长度、总匹配点数、匹配允许偏差距离、连续丢失目标点数。

轨迹的关联分三步进行^[1]:

(1) 预测空间的匹配。对预测空间中所有轨迹的预测点, 在输入匹配图像中寻找最佳匹配点, 并把轨迹延伸至该点。搜索窗的大小应根据轨迹总长和检测概率来确定, 轨迹越长, 检测概率越高, 则搜索窗越大。匹配点的选取应考虑与预测点距离远近及轨迹速度方向两个因素, 距离越近, 与轨迹速度方向偏差越小, 则该点是目标真实轨迹点的可能性越大。

对匹配空间所有候选点, 若该点未被处理, 则把该点作为起始点, 建立新轨迹。

(2) 预测下一帧各轨迹的位置。轨迹延伸后, 必须预测轨迹下一点, 预测时应考虑目标的机动。我们根据轨迹延伸至当前帧内点、轨迹前第 1 点、第 2 点, 采用线性预测来预测下一轨迹点, 预测时考虑了目标的机动, 此时预测结果比较合理。

(3) 输出目标轨迹、剔除虚警轨迹。对于检测次数、检测概率均达到一定门限的轨迹, 我们即可认为是目标轨迹, 于是可以作为结果输出; 而对于检测次数、检测概率很小的轨迹, 因其是目标轨迹的可能性很小, 所以可以认为是虚警轨迹予以剔除。显然, 输出目标轨迹门限值最高, 预测轨迹门限值次之, 剔除虚警轨迹门限值最低。各门限值的选取与前级累加检测概率和虚警概率有关, 检测概率越高, 虚警概率越低, 门限值可以取大一些, 反之应取小一些。

4 算法实验结果

定义信噪比 $SNR = \frac{TargetAmp - NoiseAmp}{\sigma}$, 其中 $TargetAmp$ 为目标均值, $NoiseAmp$ 为噪声均值, σ 为噪声标准差。

目标点: $Noise + SNR \cdot \sigma$

非目标点: $Noise$

实验分成 6 组, 每组原始图像为 100 帧 128×128 灰度图像, 取噪声均值为 30, 方差为 3.0, SNR 为 2.0 和 2.3 各三组, 噪声图像由 MATLAB 标准随机函数 $randn()$ 生成。

表 1 给出了以上模拟图像的实验结果, 图 1 给出了其中两组的实验图像结果。

表 1 采用模拟图像的算法检测结果

Tab. 1 The outcome of detection to simulative images with DP algorithm

信噪比	运动速度 V_x, V_y	原始 总帧数	累加后输出 总帧数	目标检测 次数	检测概率	平均虚 警点数	结果输出 所用帧数	检测出 轨迹长度
2.3	1, 1	100	24	19	0.79	34.4	40	60
2.3	0.8, -0.4	100	24	18	0.75	33.5	44	56
2.3	0.4, 0.6	100	24	18	0.75	32.3	48	52
2.0	1, 1	100	24	13	0.55	35.2	60	25
2.0	0.8, -0.4	100	24	17	0.71	34.2	45	52
2.0	0.4, 0.6	100	24	19	0.79	34.2	49	48

表1中,目标检测次数、检测概率、平均虚警点数均为第一级检测结果,目标检测概率 P_d 由下式计算:

$$P_d = \text{目标检测次数} / \text{累加后输出总帧数}$$

由上述实验结果可以看出,基于方向加权动态规划能量累加与航迹关联的检测算法能有效地检测出信噪比为2.0以上、运动形式任意、运动速度 V 不大于1像素/帧的运动点目标。其中两组实验仿真图像如图1所示。

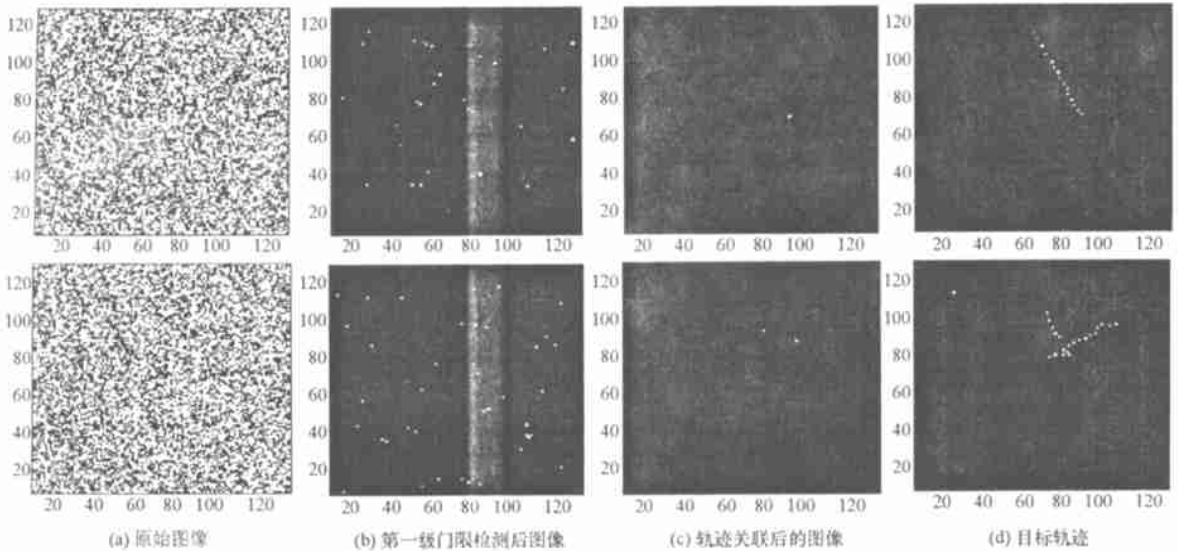


图1 算法实验仿真图

Fig.1 The simulation images of DP algorithm

第一组:图像尺寸 128×128 , $SNR = 2.0$,目标起始点为(30, 100), $V_x = 0.8$ 像素/帧, $V_y = -0.4$ 像素/帧,总共图像100帧,取恒虚警率0.2%,即虚警点数35。

第二组:图像尺寸 128×128 , $SNR = 2.0$,两个目标,第一个目标起始点为(30, 100), $V_x = 0.8$ 像素/帧, $V_y = -0.4$ 像素/帧,另一目标起始点(54, 40), $V_x = 0.4$ 像素/帧, $V_y = 0.6$ 像素/帧,总共图像100帧,取恒虚警率0.2%,即虚警点数35。

5 结束语

提出了方向加权的动态规划算法,与以往各种算法相比较,该算法解决了目标运动速度较大的情况下能量积累的难题,具有计算量小、易于硬件实现、满足实时性要求的特点;轨迹关联通过设计一记录结构体数组,对累加分割后的图像序列中所有可疑点进行轨迹关联,最终得到目标运动轨迹,完成对目标的检测。方向加权的动态规划算法可采用高速FPGA器件实现,二级关联部分可以采用高速DSP实现。该算法通过计算机上仿真实验,取得了满意的结果,并已开始用于硬件实现。

参考文献:

- [1] 张志刚. 基于门限判别与轨迹关联—预测得点目标检测算法研究[D]. 国防科技大学硕士学位论文, 2000.
- [2] 李吉成. 红外起伏背景条件下的小目标检测技术研究[D]. 国防科技大学博士学位论文, 1998.
- [3] James A, Henry P. Detection and Tracking of Low-observable Targets through Dynamic Programming[J]. SPIE Signal and Data Processing of Small Targets, 1990, 1305: 207.
- [4] Barniv Y. Dynamic Programming Solution for Detecting Dim Moving[J]. Targets IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1985, 21(1).
- [5] Barniv Y, et al. Dynamic Programming Solution for Detecting Dim Moving Targets[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1987, 23(6).
- [6] 朱振福. 动态跟踪与技术发展文献[R]. 航天工业总公司, 1994, 9.