

低信噪比下运动点目标检测快速算法

毕务忠, 方珍红, 吴 锡
(成都信息工程学院, 四川 成都 610225)

摘 要:针对低信噪比下运动点目标的检测,提出了采用动态规划算法处理多帧图像以提高信噪比。为了进一步提高算法效率,在动态规划算法流程中融入了多级假设检验和方向加权算法,及早地摒除了置信度较低的轨迹树。实验证明,该算法较之传统算法效率有较大提高。

关键词:动态规划;多级假设;方向加权;虑目标

中图分类号:TP391 **文献标识码:**A

An Efficient Algorithm for Point Moving Target Detection in Low SNR

BI Wu-zhong, FANG Zhen-hong, WU Xi
(Chengdu University of Information Technology, Chengdu 610225, China)

Abstract: A new algorithm based on dynamic programming is presented to detect the moving point target from image sequences in low SNR environment. For improving the efficiency of the algorithm, multiple hypothesis testing and orientation weighting have been resorted to truncate tree-structured list of candidate trajectory of low degree of confidence. The simulations show that the new algorithm is more efficient than tradition algorithm.

Key words: dynamic programming; multiple hypothesis testing; orientation weighting; point target

1 引 言

复杂背景下运动点目标的检测广泛应用于航天军事、导弹轨迹识别跟踪、交通违章检测等众多领域,此类目标一般情况下具有远距离、低信噪比、强杂波等特点,目标检测和跟踪的难度很大,为此人们提出了多种解决方案,例如针对单帧图像提高信噪比的小波变换法^[1]、数学形态学法^[2]、匹配滤波器^[3]等,但针对单帧图像的方法要求图像的信噪比较高,实际应用中因多数情况下图像的背景噪声较大,信噪比很低,故单帧检测难以满足人们的需要。传统的多帧检测如管道滤波^[4]计算量巨大,算法的实时性很差。动态规划算法^[5]能够检测任意时刻、任意位置、任意速度的小目标,随着序列的延长,积累信噪比不断增大。虽然动态规划算法较之管道滤波效率提升很大,但在较低信噪比的情况下,依然计算量巨大,实时性不

能满足要求,且因为多帧积累而带来的目标能量扩散形成“团聚”效应,影响检测效果。为此,本文应用单帧预处理和多帧检测相结合的方法提取目标轨迹,其中单帧预处理采用文献[6]中提出的改进算法,多帧检测基于动态规划算法,并在此基础上融入了多级假设检验^[7]和方向加权算法。多级假设检验可以及早剔除概率较小的轨迹。方向加权算法采用最小二乘法预测位置,限制搜索窗口,以此来抑制能量“团聚”效应。三种方法的结合,在最大程度上提高了算法的处理效率。

2 算法流程

2.1 单帧处理

单帧处理采用基于改进 SUSAN 原则的小目标

作者简介:毕务忠(1980-),男,讲师,工学硕士,主要研究方向为目标检测语识别,图像处理等。E-mail:bereft@cuit.edu.cn
收稿日期:2007-12-20

检测方法,该方法对最小吸收同值核区 (smallest univalue segment assimilating nucleus, SUSAN) 原则进行了重新定义,使之原来只能检测目标的边缘和角点,而对噪声不敏感,变成只检测小目标,而对噪声和角点都不敏感的方法,从而使 SUSAN 原则应用到红外小目标的检测中,达到良好的检测效率。

1) 改进 USAN 区域判别函数

$$c(r, r_0) = \begin{cases} -1 & \text{if } i(r_0) \leq t \\ 1 & \text{if } I(r_0) - I(r) > t \end{cases} \quad (1)$$

2) 图像中某一点 USAN 区域大小可表示为:

$$n(r_0) = \sum_{r \in c(r_0)} c(r, r_0) \quad (2)$$

3) 改进的 USAN 特征图像由下式给出:

$$R(r_0) = \begin{cases} n(r_0) & \text{if } n(r_0) > t \\ 0 & \text{other } t \end{cases} \quad (1)$$

具体参数选取可参见文献[4]。

2.2 多帧检测

2.2.1 动态规划算法

动态规划的成功之处是可以把一个 n 维问题变换为 n 个维优化问题,一个一个地求解,这是经典极值方法所做不到的。动态规划能够确定出绝对(全局)极大或极小,而不是相对(局部)极值。如果原问题被看作一个过程,各个子问题就是过程的几个阶段。用状态变量来描述过程的演变,第 k 阶段的状态变量记为以 x_k ; 一个完整的策略为 $P_{0n}(x_0) = \{u_0(x_0), u_1(x_1) \cdots, u_{n-1}(x_{n-1})\}$, 其中 $u_k(x_k)$ 表示第 k 阶段处 x_k 状态时采取的决策。当过程处于状态 x_k , 并采取决策 u_k 而得到的报酬记为报酬函数 $v_k(x_k, u_k)$; 在决策过程中,用来衡量所实现过程的优劣,定义在全过程和所有后部子过程上的确定的数量函数为目标函数,最优目标函数值可表示为:

$$\begin{aligned} f_k(x_k) &= \underset{(u_k, \dots, u_{n-1})}{\text{opt}} V_{kn}(x_k, u_k, u_{k+1}, \dots, u_{n-1}) \\ &= \underset{(P_{kn}(x_k) \in P_{kn}(x_k))}{\text{opt}} V_{kn}(x_k, p_{kn}(x_k)) \\ &= V_{kn}(x_k, p_{kn}(x_k)) \end{aligned} \quad (4)$$

动态规划算法在小目标检测中等价于在所有可能的状态序列上执行穷举搜索(exhaustive search),

返回单个最好的状态序列。动态规划的报酬函数定义为灰度能量,目标函数为积累能量阈值。每个阶段返回报酬函数, $v_k(x_k, u_k)$ 超过门限的所有状态序列。另外,对轨迹进行搜索时,按由前至后的模式进行,这与一般的动态规划算法逆向搜索方式不同。

一个目标轨迹被定义为目标从时刻 1 到时刻 K (总的时间 KT) 一系列的连续状态 $x(k)$ 的集合。因此在时刻 k 的一个轨迹定义为:

$$X_k = \{x(1), \dots, x(k)\} \quad (5)$$

动态规划用到 TBD 算法中,需要对动态规划的基本关系式变形,根据式(4)得:

$$\begin{aligned} f_k(x_k) &= \max_{u_k} [v_k(x_k, u_k) + f_{k-1}(x_{k-1})] \\ &= \max_{u_k} [v_k(x_k, u_k) + \max_{u_{k-1}} [v_{k-1}(x_{k-1}, u_{k-1}) + \\ &\quad \cdots + \max_{u_2} [v_2(x_2, u_2) + f_1(x_1)]]] \\ &= \max_{u_k} [h_k(x_k)] \end{aligned} \quad (6)$$

其中, $h_k(x_k)$ 表示阶段的目标函数。

$$h_k(x_k) = v_k(x_k, u_k) + \max_{u_{k-1}} [h_{k-1}(x_{k-1})] \quad (7)$$

一般地,初始条件可以假设为:

$$h_1(x_1) = v_1(x_1, u_1) \quad (8)$$

则式(7)、(8)构成基于动态规划的 TBD 算法的基本递推公式。TBD 问题归结为用由测量序列 Z_k (这里 $Z_k = \{Z(1), \dots, Z(k)\}$) 产生的 k 阶段的目标函数 $h_k(x_k)$, 按照下面的公式,宣布检测结果并且决定最有可能是实际目标的轨迹。

$$\{\hat{x}_k\} = \{X_k: h_k(x_k) > V_T\} \quad (9)$$

式中, V_T 是一个阈值; $\hat{X}_k = \{\hat{x}(1), \dots, \hat{x}(k)\}$ 是目标轨迹的估计值,它在每一个阶段的决策中被记录。

2.2.2 基于多级假设检验(MHT)的判决算法

对于序列图像进行动态规划积累时,由于低信噪比造成的虚假目标的存在,预测轨迹中目标存在与否,形成如下两种假设: H_1 为图像序列中存在目标; H_0 为序列中不存在目标。构造目标判决函数 $U_k(n)$ (其中 k 为当前帧数, n 为轨迹标号), 定义为:

$$U_k(n) = \begin{cases} 1 & \text{选择 } H_1 \\ 0 & \text{选择 } H_0 \end{cases} \quad (10)$$

对图像序列中的每个潜在目标,可构造其路径统计量 $L_k(n) = \sum_{i=1}^k U_i(n)$,相应地,基于路径统计量的第 n 个潜在目标的 MHT 判决准则^[8]为:

$$L_k(n) = \sum_{i=1}^k U_i(n) \begin{cases} > M_k & \text{第 } n \text{ 个潜在目标是真实目标} \\ < N_k & \text{第 } n \text{ 个潜在目标是不真实目标} \\ \in [N, M] & \text{进入第 } (k+1) \text{ 阶段} \end{cases} \quad (11)$$

式中, M_k 为判断目标存在的下限值; N_k 为判定目标不存在的上限值。两个参数都随着 k 的增大而增大。在对第 k 帧图像完成动态规划检测后,对此时得到的潜在目标集中的各个潜在目标进行 MHT 判决,如果目标路径统计量 $L_k(n) > M_k, 0 < m_k \leq k$,则认为该目标为真实目标;如果 $L_k(n) < N_k, 0 \leq N_k < M_k \leq k$,则认为该目标为噪声或是随机干扰;否则,认为该目标信息还不充分,需要转入下一时刻作进一步的判断。

当处理到第 k 帧时,则不必转入下一级判决,此时进行硬判决,准则为:

$$L_k(n) = \sum_{i=1}^k U_i(n) \begin{cases} > M_k, \text{第 } n \text{ 个潜在目标是真实目标} \\ \text{other, 第 } n \text{ 个潜在目标不真实目标} \end{cases} \quad (12)$$

动态规划检测出来的除真实目标外存在残余背景和强噪声(如热噪声),由于其特征在短时间内变化很快,在 MHT 检测过程中,路径统计量 $L_k(n)$ 的累计数目很小,从而可以有效剔除。此外,判决目标时不要求必须每帧图像中都提取出真实目标,因此能够有效克服目标短时被遮挡或者漏帧的影响。

2.2.3 基于最小二乘的方向加权算法

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直线或锯齿形,目标的运动是“不后退”的,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。利用已经得到的 k 个顺序时刻轨迹点各个时刻位置 (x_i, y_i) ,采用最小二乘法建立目标的运动轨迹方

程,预测 $(k+1)$ 时刻目标的位置。

以轨迹点的 x 坐标为例进行说明, y 坐标同理计算。轨迹点 x 坐标可以用下式逼近:

$$x = a + bt \quad (13)$$

则逼近值与实际值之间的误差为:

$$\varepsilon_i = x_i - a - bt_i \quad (14)$$

对 k 个轨迹点位置估计的误差的均方误差为

$$E_k = \sum_{i=1}^k (x_i - a - bt_i)^2 \quad (15)$$

为使 E_k 取最小值,用最小二乘法对 a, b 分别求偏微分,有:

$$\begin{cases} \frac{\partial E_k}{\partial a} = 0 \\ \frac{\partial E_k}{\partial b} = 0 \end{cases} \rightarrow \begin{cases} \sum_{i=1}^k x_i = ka + b \sum_{i=1}^k t_i \\ \sum_{i=1}^k t_i x_i = a \sum_{i=1}^k t_i + b \sum_{i=1}^k t_i^2 \end{cases} \quad (16)$$

解得:

$$\begin{cases} \hat{a} = \frac{\sum_{i=1}^k x_i \sum_{i=1}^k t_i^2 - \sum_{i=1}^k x_i t_i \sum_{i=1}^k t_i}{k \sum_{i=1}^k t_i^2 - (\sum_{i=1}^k t_i)^2} \\ \hat{b} = \frac{\sum_{i=1}^k x_i \sum_{i=1}^k t_i - k \sum_{i=1}^k x_i t_i}{k \sum_{i=1}^k t_i^2 - (\sum_{i=1}^k t_i)^2} \end{cases} \quad (17)$$

上式就是在最小均方误差意义下的最佳线性逼近。

3 实验仿真结果

计算机随机生成了 1200 组图像序列,每组 50 帧序列图像,大小为 128×128 ,速度为 $(1/1)$ 像素/帧,噪声均值为 0.5(采用 0~1 的灰度区间),方差为 σ^2 的高斯噪声。其 SNR 分别为 1.5, 2, 3, 4。不同信噪比下各 300 次实验,检测到轨迹的概率如表 1 所示。可以看到,检测概率随着 SNR 的增大而升高,在 $\text{SNR} \geq 2$ 的情况下,如果不要求过高的检测概率,可以满足要求。

表 1 不同信噪比下的检测概率

SNR	1.5	2	3	4
$P(\text{检测概率})$	0.323	0.891	0.989	1

图 1 给出了当信噪比为 1.5 时的检测结果,其中(a)为仿真序列图像中的一帧;(b)为采用改进

SUSAN 原则的图像预处理的结果,可以看到,图像中依然存在大量的候选目标点;(c)为直接采用动态规划方法检测的结果,可以看到图中有大量的虚假轨迹,而且“团聚”效应非常明显,真实轨迹完全被淹没;(d)为本文算法检测结果,轨迹不完整,且有少部分虚假轨迹。在 $SNR = 1.5$ 的情况下,本文还仿真了管道滤波和多级假设检验算法,但实际消耗时间太长(超过一小时;文中设备为个人 PC, CPU 为 PD2.8G,内存 2G),没有实际意义。

图 2 给出了 $SNR = 2$ 时的检测结果,其中(a)为管道滤波结果;(b)为多级假设检验结果;(c)为动态规划结果;(d)为本文算法检测结果。可以看到,其他三种算法检测结果存在大量虚假轨迹,虚警率较高;本文算法有较低的虚警率,基本检测出轨迹,效果很好。

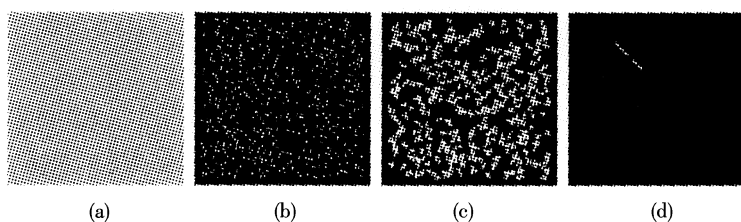


图1 $SNR = 1.5$ 时检测结果

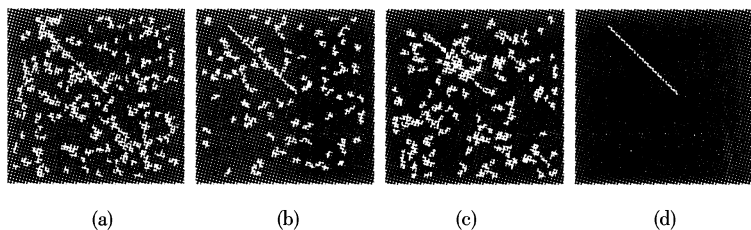


图2 $SNR = 2$ 时检测结果

在检测效率方面,由于四种方法检测过程存在大量未知参数,算法复杂度难以计算,表 2 给出了在四种算法处理一个序列(50 帧)所消耗的平均时间。可以看到,本文算法在算法效率上较其他算法有一定的提高。

表 2 四种算法处理时间比较
($SNR = 2$, 包括预处理时间)

采用算法	管道滤波	多级假设检验	动态规划	本文算法
消耗时间/s	363.42	34.69	8.87	4.78

$SNR = 3$ 时,其他三种算法有一定的虚警,本文算法基本无虚警; $SNR = 4$ 时,4 种算法都可以完成轨迹检测。

4 结 论

本文提出了一种基于动态规划和多级假设检验,并融入最小二乘的方向加权的小目标检测算法。通过实验证明,该算法较之传统算法,能够较大程度的提高检测概率,降低虚警率,并且算法效率较高,实时性有优势,是一种实用的低信噪比下的小目标检测方法。

参考文献:

- [1] 李迎春,孙继平,付兴建. 基于小波变换的红外图像去噪[J]. 激光与红外,2006,36(10):988-991.
- [2] F Cheng, A N Venetsanopoulos. An adaptive morphological filter for image processing [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1992, 1(4):533-539.
- [3] S D Deshpande, M H Er, V Ronda. Max-mean and max-median filters for detection of small targets [C]// SPIE, 1999,3809:74-83.
- [4] 刘靳,姬红兵. 基于移动式加权管道滤波的红外弱小目标检测[J]. 西安电子科技大学学报,2007,34(5):743-747.
- [5] Johnston L A, Krishnamurthy V. Performance analysis of a dynamic programming track before detect algorithm [J]. IEEE Trans. On AES,2002,38(1):228-242.
- [6] 毕务忠,严高师. 基于改进 susan 原则的小目标检测方法[J]. 激光与红外,2006,36(6):504-507.
- [7] Alexis P, Dana H. Detecting small moving objects using temporal hypothesis testing [J]. IEEE Trans. On AES, 2002,38(2):570-586.
- [8] G Van Kenk. MHT extraction and track maintenance of a target formation [J]. IEEE trans. On AES,2002,38(1):288-294.