

低信噪比多目标检测的贪心算法

张海英¹⁾ 温 玄²⁾ 张田文³⁾

¹⁾(厦门大学软件学院 福建 厦门 361005)

²⁾(厦门大学嘉庚学院 福建 厦门 363105)

³⁾(哈尔滨工业大学计算机科学与技术学院 哈尔滨 150001)

摘 要 针对 $SNR \leq 2\text{dB}$ 的弱目标的检测问题,提出基于贪心原则的边检测边跟踪算法.通过可扩展节点完成状态更新,然后沿着航迹进行能量的累加,最后利用似然比检验确定目标.预处理阶段设计的时空滤波器,一方面通过混合核估计的空域滤波器去相关杂波,另一方面通过沿着时间轴的投影分割抑制噪声,将搜索空间压缩了80%以上.此外利用非参数统计理论对残差图像进行了独立性与正态性的验证.通过与传统的动态规划方法的实验对比分析表明,该算法的时间复杂度可以降低到 mn ,不仅具有速度上的优势,而且还可以保证比前者更高的检测率和更低的虚警.

关键词 核估计;点目标;可扩展节点;时间轴投影;贪心算法

中图法分类号 TP391

The Detection of Multiple Targets with Low SNR Based on Greedy Algorithm

ZHANG Hai-Ying¹⁾ WEN Xuan²⁾ ZHANG Tian-Wen³⁾

¹⁾(Software School of Xiamen University, Xiamen University, Xiamen, Fujian 361005)

²⁾(Xiamen University Tan Kah Kee College, Xiamen University, Xiamen, Fujian 363105)

³⁾(School of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001)

Abstract Aiming at the detection of dim targets with $SNR \leq 2\text{dB}$, Track before detection method based on greedy principle is presented. The state update is completed by choosing an extended node and the energy is accumulated along the trajectory. Finally the target is identified according to likelihood ratio test. In pre-processing stage, spatial-temporal filter is designed. On one hand, clutter is de-correlation based on compound kernel estimation spatial filter; On the other hand, noise is restrained via projection along time axis, the searching space is reduced about 80%. Furthermore, the independence and normality of residuals after kernel estimation are tested in non-parametric statistical theory. The comparison experiments with traditional dynamical programming algorithm show that the time complexity can reduce to mn . It not only has the predominant in time but also has higher probability of detection and lower false alarm than the former.

Keywords kernel estimation; point targets; extended node; time-projection; greedy algorithm

1 引 言

强杂波背景下弱信号的检测与跟踪经历了数十

年的发展,在各方面出现了很多成熟的思路和研究方法^[1-4],但是其关键问题的解决,如:背景估计、轨迹互联、性能评价等等还存在诸多不完善的地方,因而成为一个开放式的课题.

动态规划(Dynamic Programming, DP)作为一种经典的全局寻优方法可以克服穷举式搜索中的指数级复杂度问题,多年以来在信号以及图像处理领域得到了广泛的应用^[5-6]. Barniv 于 1985 年首次提出了利用传统的 DP 算法来解决弱小目标的检测问题^[7-8]. 借助于序列图像的分析,将目标轨迹的确认过程看作一个分阶段的优化过程,在每个阶段计算一个“代价函数”,通过选择最可能的状态迁移为每个状态确定最优“决策”. 2002 年,Johnson 提出的 DP 算法通过沿着可能的航迹累加观测量,而将所有超过门限的轨迹作为检测结果返回,明显地改善了早期算法对于高斯噪声的局限性^[9]. 动态规划的最大优势就是不对原始数据实施门限,可以最大限度地保留原始信息,非常适合于弱目标的检测. 对于 m 状态, n 阶段的问题来说,从一个像素出发的搜索路径,穷举式搜索的计算复杂度为 m^n ,而 DP 算法可以将复杂度减少到 $m^2 n$. 但是它潜在的缺陷是不可忽视的:

(1) 由于是穷举式搜索的替代,只能用于小尺寸图像的检测;

(2) 不允许目标的速度变迁,只能用于具有明确的运动方程的运动目标.

(3) 对于信噪比过低的弱信号的检测,由于这类目标的能量往往不满足极值的要求,易导致检测性能的衰减.

为了弥补 DP 算法的上述缺陷,本文给出一种基于“贪心”策略的边检测边跟踪方法,自顶向下以迭代的方式做出相继的贪心选择,每做一次贪心选择就将所求问题简化为一个规模更小的子问题,因此无论在速度、存储空间上都占据优势^[10]. 虽然贪心算法往往得不到全局最优解,但是如果对它实施一定的约束和补充手段,将会得到全局最优解或者逼近全局最优解,因此是切实可行的.

$$\left\{ \begin{array}{l} U_f = \{w_{ij} = 0.0204, i, j = 1, 2, \dots, 7\} \\ F_f = \begin{bmatrix} 0.0004 & -0.0014 & -0.0054 & -0.0072 & -0.0054 & -0.0014 & 0.0004 \\ -0.0014 & 0.0049 & 0.0189 & 0.0252 & 0.0189 & 0.0049 & -0.0014 \\ -0.0054 & 0.0189 & 0.0729 & 0.0972 & 0.0729 & 0.0189 & -0.0054 \\ -0.0072 & 0.0252 & 0.0972 & 0.1296 & 0.0972 & 0.0252 & -0.0072 \\ -0.0054 & 0.0189 & 0.0729 & 0.0972 & 0.0729 & 0.0189 & -0.0054 \\ -0.0014 & 0.0049 & 0.0189 & 0.0252 & 0.0189 & 0.0049 & -0.0014 \\ 0.0004 & -0.0014 & -0.0054 & -0.0072 & -0.0054 & -0.0014 & 0.0004 \end{bmatrix} \end{array} \right. \quad (4)$$

首先利用 F 核函数对图像进行平滑,能够最大限度地抑制杂波,然后再实施 U 核平滑,这样不仅

2 时空滤波

2.1 基于混合核估计的背景估计

传统的目标检测问题可以建模如下:

$$Y(t) = S(t) + n(t), t \in R \quad (1)$$

其中, $Y(t)$ 表示 t 时刻采样得到的观测量, $S(t)$ 表示未知信号, $n(t)$ 则为高斯白噪声. 相应的存在双边统计检验:

$$H_0: Y(t_0) = n(t_0), H_1: Y(t_0) = S(t_0) + n(t_0) \quad (2)$$

式(2)是一种简化模型,即只假设得到的观测量由信号和高斯白噪声组成,而在实际环境中,图像中存在的大量的云杂波会对信号的检测产生强烈的干扰,这是导致低检测率和高虚警的主要原因. 基于时频的图像差分只适合于背景缓慢变化的情况^[11],当背景产生大量的漂移运动时,空域的白化方法则成为首选,基于非参数回归分析的核估计算法就是其中的一种. 在所有的单变量核函数中,Fuller 核函数具有最强的背景估计能力,而 Uniform 核函数则对目标信息的保存能力最强^[12]. 据此,本文在进行背景估计时给出一种混合核函数,利用上述两个核函数的优势进行互补以达到抑制杂波的同时尽可能地保存目标信息的双重目的.

2.1.1 去行均值操作

在进行核估计之前,首先对原始图像进行去行均值操作,它的主要目的就是减少水平方向杂波的干扰,降低整体的强度信息. 对于采样得到的图像序列 $F(t_k), k=1, 2, \dots, N$, 图像尺寸为 $m \times n$. 去行均值的执行过程如下

$$F^{(dm)}(t_k, i, j) = F(t_k, i, j) - \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n F(t_k, i, j) \quad (3)$$

后续的实验表明,经过该步骤之后,图像的整体强度可以降低到 10^{-15} 的数量级.

2.1.2 混合核估计

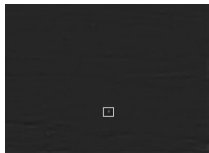
下面给出的是 7×7 的 U 核与 F 核模板:

可以再次地抑制部分杂波,而且更重要的是能够保存更多的目标信息. 图 1 为一帧真实的飞行图像,目

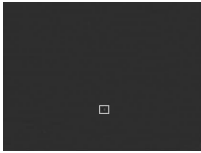
标区域用白色矩形标注. 图 2 是利用各种核函数得到的残差图像.



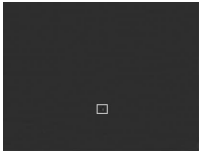
图 1 真实飞行图像



(a) U核估计



(b) F核估计



(c) F-U核估计

图 2 不同核函数的背景估计结果

由于目标过小,所以单从图像上无法辨别估计的效果,因此,以目标为中心划定了一个 11×11 像素的区域,表 1 给出了其性能对比.

表 1 对于目标区域实施不同核函数平滑后的性能对比

核函数	性能参数			
	μ	σ	energy	SCR
U 核函数	-0.0006	0.0512	0.3168	-0.0706
F-U 核函数	-0.0002	0.0307	0.1141	-0.0371
F 核函数	-0.0000	0.0300	0.1019	-0.0322

从对比结果可以看出,利用混合核估计之后,虽然目标的能量比起 U 核有所削弱,但是比起 F 核估计的结果,其目标强度明显提高.同时可以看出目标区域的信杂比 SCR 明显高于 F 核估计的结果,基本满足了核函数估计所要达到的双重目的.

2.2 独立性与正态性检验

核估计之后,为了检验背景白化的效果,还需验证残差图像是否服从高斯分布,本文就高斯白噪声的两个最主要特征:正态性、独立性给出验证过程.

2.2.1 正态性测试

我们给出一种直观的做法,即绘制密度曲线.将得到的经验密度与正态概率密度进行比较,其中正态概率密度由下式给出:

$$G_k(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_k^2}} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma_k^2}\right) \tag{5}$$

其中, σ_k 表示利用核函数得到的残差图像的标准方

差.至于经验概率密度的估计,则采用直方图方法.

具体做法:设图像的尺寸为 $p \times q$,将由图像的最小灰度值与最大灰度值确定的区域划分成 m 小区间, $[gray_i, gray_{i+1}), i = 1, 2, \dots, m$, 设在区间 $[gray_i, gray_{i+1})$ 内有 n_i 样本.根据频率逼近概率的思想,可用 $n_i/n, n = p \times q$ 去估计总体分布在区间 $[gray_i, gray_{i+1})$ 上的概率,而在此区间上的概率密度估计可用 $\hat{f}_n(x) = \frac{n_i}{n\Delta_i}, x \in [gray_i, gray_{i+1})$ 去估计,其中, $\Delta_i = gray_{i+1} - gray_i$ 为区间长度.具体的效果在实验部分中给出.

2.2.2 独立性检验

为了验证独立性,本文构造非参数秩相关方法中的 Friedman 统计量 S_F 进行验证,它简单直观.相关定义如下^[13]:令 $\mathbf{X} = (X_{ij})$ 是一个随机矩阵, $i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, k$.

步骤:

(1) 针对每一行 i ,按照升序排列 k 的秩.令 r_{ij} 表示行 $X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{ik}$ 中元素 X_{ij} 的秩.

(2) 定义 $R_j = \sum_{i=1}^n r_{ij}, \hat{R}_j = R_j/n, R = \frac{1}{kn} \sum_{i,j} r_{ij} = (k+1)/2$,在假设检验 H_0 下, H_0 : 列向量 $\mathbf{X}_j = (X_{1j}, X_{2j}, \dots, X_{nj})$ 是互相独立的, $j = 1, 2, \dots, k, \hat{R}_j$ (表示第 j 列的平均秩)应该接近于平均值 R .

(3) 计算 $S_F = \frac{12n}{k(n+1)} \sum_{j=1}^k (\hat{R}_j - R)^2 = \frac{12}{nk(k+1)} \cdot \sum_{j=1}^k R_j^2 - 3n(k+1)$,如果 H_0 为真,当 $n \rightarrow \infty$ 时, S_F 近似服从自由度为 $k-1$ 的 χ^2 分布. $P(\chi_{df}^2 \geq S) = \alpha$ 表示在自由度 df 下的显著性水平 α .

根据非参数统计中的相关理论,我们知道,对于假设 H_0 ,如果抽样分布中的一个特定值在零假设成立时出现的相伴概率很小,这种观测值称为“显著的”.只要发生了一个“显著”结果,被检验的假设 H_0 就被拒绝,具体的验证工作在实验部分给出.

2.3 投影分割

空域滤波之后,图像中保留下来的是服从高斯分布的白噪声以及目标信息.在这一阶段中,噪声成为目标信息的最大干扰.分析点目标的运动特性,我们知道目标具有不停留特性.反映在图像中,将轨迹点沿着时间轴投影,在与每一帧图像的交点中,强度较大的像素应该对应着目标.图 3 以 3 帧图像为例描述了其投影过程.其中黑色曲线为目标经过 3 帧图像之后累积下来的轨迹片断,它与 3 帧图像产生

相应的 3 个交点 A, B, C , 而如果将这 3 点分别沿着时间轴拉伸, 投影到这 3 帧图像中, 会得到 3 条直线 (图中虚线所示), 则它们必然分别是这些投影值中强度较大的值. 由于本文处理的目标信噪比过低, 为了避免漏检, 我们选择投影直线中大于零的像素的平均值作为门限进行分割, 重新整理残差图像序列, 得到新的投影序列:

$$\max_project_{frame}(i, j) = \begin{cases} Res_{frame}(i, j), & Res_{frame}(i, j) \geq \frac{1}{W} \sum_{frame=1}^N (Res_{frame}(i, j)), Res_{frame}(i, j) > 0 \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (6)$$

其中, $Res_{frame}(i, j)$ 为核估计之后残差图像中的像素, $\max_project_{frame}(i, j)$ 为投影后得到的图像, w 表示投影直线中强度大于 0 的像素. 经过这种投影分割之后, 每帧图像的噪声抑制率可以达到 80% 以上.

3 贪心算法

3.1 状态迁移

文献[7]规定对于 t 时刻的一个状态在 $t+1$ 时刻可以有 4 个可迁移状态, 在本文中根据轨迹片段的方向(斜率)给出 8 个可迁移状态. 也就是以 t 时刻的状态节点 $node$ 为中心将运动区域 $([-|v|, |v|]^2)$ 连同坐标轴在内划分成 8 个子区域, 其划分如图 4 所示.

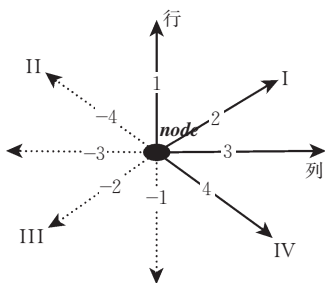


图 4 搜索方向的划分

图中的区域按照顺时针方向分别标记为 1, 2, 3, 4, -1, -2, -3, -4 (± 分别代表两个方向相反的区域). 该坐标系为图像坐标系, 水平方向为列方向, 垂直方向为行方向. 根据图 4 的划分, 1/-1 表示垂直方向相反运动的轨迹(斜率为 ±0), 3/-3 表示水平方向相反运动的轨迹(斜率为 ±∞); 2/-2 表示运动范围在 I/III 象限内的轨迹(斜率为负, 方向相反); 4/-4 表示运动范围在 II/IV 象限内的轨迹(斜率为正, 方向相反).

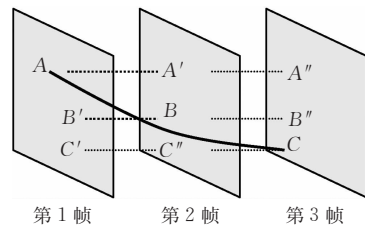


图 3 时间轴投影

3.2 贪心算法

3.2.1 可扩展节点

本节的主要目的就是寻找从起点开始的长度为 N 的可能轨迹, 而该条轨迹要尽可能地与真实轨迹吻合. 按照贪心原则, 每一步都选择一个最好的可扩展节点, 相应的有下面的定义.

定义 1. 如果以某节点作为起点直至 N 帧可以构成一条连续的满足最大曲率要求的轨迹片断, 则称此节点为可扩展节点, 记作: $extended_node$.

由此可以得出可扩展节点要满足的几个条件:

- (1) 距离约束 (参见图 4).
- (2) 方向约束 (参见图 4).
- (3) 强度约束:

$$extended_node = \arg \max_{X \in area1} (Gray_X) \quad (7)$$

(4) 连续性约束: 从该点开始可以构成一条连续的轨迹片断, 通过迭代地计算连续性系数进行连续性约束.

$$\begin{aligned} C^{order}(\mathbf{node}, t_k) &= [C^{order-1}(\mathbf{node}, t_k) \times \\ &\sum_{area1=[-v, v]^2} C^{order-1}(\mathbf{node}+area1, t_{k+1}) \times \\ &\sum_{area2=[-v, v]^2} C^{order-1}(\mathbf{node}+area1+area2, t_{k+2})]^{order=1} \\ &\left\lfloor \frac{N-k}{2} \right\rfloor \end{aligned} \quad (8)$$

$order=1$,

$$\begin{aligned} C(\mathbf{node}, t_k) &= binary_project(\mathbf{node}, t_k) \times \\ &\sum_{area1=[-v, v]^2} binary_project(\mathbf{node}+area1, t_{k+1}) \times \\ &\sum_{area2=[-v, v]^2} binary_project(\mathbf{node}+area1+area2, t_{k+2}) \end{aligned} \quad (9)$$

其中, $binary_project$ 是将 $\max_project$ 图像序列进行二值化之后的图像序列 (非 0 像素置成 1). 式 (9) 表示对于图像 t_k 中的节点 $node$, 寻找在相邻的

图像 t_{k+1}, t_{k+2} 中可以与之构成连续 3 点片断的像素, 如果存在这样的点, 则 $C(\text{node}, t_k) \geq 1$, 否则为 0. 将式(9)反复地迭代最终成为式(8). $C^{\text{order}}(\text{node}, t_k)$ 表示采样时刻 k , 节点 node 执行了 order 次迭代之后的连续性系数, 当该系数 ≥ 1 时接受其为可扩展节点; 否则舍弃, 因为它无法构成连续的轨迹片断. 可见利用式(8)可以有效地检测节点是否具备连续性, 同时实施高效的剪枝.

(5) 曲率约束(衡量轨迹的平滑程度, 针对 3 次以上扫描, 本文规定最大曲率为 $\pi/6$)

$$|\tan^{-1}(j_1/i_1) - \tan^{-1}(j_2/i_2)| \leq \pi/6, \\ j_1, i_1 \in \text{area1}, \quad j_2, i_2 \in \text{area2} \quad (10)$$

3.2.2 算法描述

对于图像序列 max_project_frame , $\text{frame} = 1, 2, \dots, N$, 由于从一点出发可以存在 8 种迁移状态, 因而可以并行开展, 见算法 1.

算法 1.

1. 初始化 $\text{frame} = 1$, 从采样得到的第一帧图像开始进行起点的筛选. 按照 3.2.1 节中对于可扩展节点的定义, 逐个检测图像中的像素, 对于满足条件(1)~(5)的每个像素, 建立一个先进先出的队列, 将该像素作为可扩展节点 (extended_node) 推入队列: $\text{queue} = \{\text{extended_node}\}$; 此时头节点和尾节点重合, 累加能量 $I_{\text{node}} = \text{Gray}_{\text{node}}$.

2. $\text{frame} = \text{frame} + 1$; 如果 $\text{frame} \leq N$, 转步 3, 否则转步 4.

3. 取出队列的尾节点, 在图 6 划分的每个 area1 子区域内并行执行下述步骤:

3.1. 按照贪心算法寻找可扩展节点.

3.1.1. 如果 $\text{frame} = 2$, 由于不存在曲率, 直接确认该点为可扩展节点 extended_node , 按照图 4 进行方向标记, 记作: direc_mark_old ;

3.1.2. 如果 $\text{frame} \geq 3$

a. 方向约束: 首先确定方向标记 direc_mark_new ; 如果 $\text{direc_mark_new} = \text{direc_mark_old}$, 则满足方向约束;

b. 曲率约束: 按照式(10)进行.

3.2. 对于满足约束的节点, 确认其为可扩展节点, 将该点追加到相应的队列尾部 $\text{queue} = \text{queue} \cup \{\text{extended_node}\}$; 同时累加能量:

$$I_{\text{node}} = I_{\text{node}} + \text{Gray}_{\text{extended_node}} \quad (11)$$

转步 2, 否则, 拒绝该点, 剪枝, 转步 4.

4. 结束.

4 后处理

算法 1 执行之后, 原则上可以得到以第一帧中

的每个像素为起点的 8 个方向的多条轨迹分支, 但是由于在预处理阶段有效地压缩了搜索空间, 使得在某些方向上由于无法找到可扩展节点而提前剪枝. 此外, 一些会对目标产生干扰的像素由于不满足条件(1)~(5)而被提前剔除, 这样就使得贪心算法可以不必像 DP 算法一样产生所有可能的轨迹而同样可以得到一个可行解甚至是一个最优解.

4.1 轨迹合并

实际上在进行搜索时, 多条轨迹会产生部分片断重叠的现象, 也就是分叉的现象, 此时必须进行合并, 这也是剪枝的主要手段. 合并时要考虑各个分支的平滑性. 记: 每条分支为 branch_q , $q = 1, 2, \dots$, 这条分支上第 k 个节点 node 的坐标记作: $(\text{node}_{kx}, \text{node}_{ky})_q$, $k = 1, 2, \dots, N$ 利用差分来计算斜率, 得到一个斜率的累加和:

$$\text{sum_cur}_q = \sum_{k=1}^{N-1} \frac{\text{node}_{(k+1)y} - \text{node}_{ky}}{\text{node}_{(k+1)x} - \text{node}_{kx}} \quad (12)$$

因为累加和较小的分支更易满足轨迹平滑性的要求, 所以选择具有最小累加和的分支作为合并后的结果:

$$p = \arg \min_q (\text{sum_cur}_q) \quad (13)$$

上述的测试是从全局出发检测轨迹的平滑性, 而个别的轨迹片断会出现超过最大曲率要求的现象, 因此有必要作下面的局部平滑性测试, 也就是进行逐段的测试, 只有轨迹的最大曲率与最小曲率之差小于 $\pi/6$, 才接受为最终的候选目标.

$$\text{cur_diff}_p = \max_{k=1,2,\dots,N-1} \left(\frac{\text{node}_{(k+1)y} - \text{node}_{ky}}{\text{node}_{(k+1)x} - \text{node}_{kx}} \right) - \min_{k=1,2,\dots,N-1} \left(\frac{\text{node}_{(k+1)y} - \text{node}_{ky}}{\text{node}_{(k+1)x} - \text{node}_{kx}} \right) \\ \text{trace}_p \begin{cases} \text{被接受为候选轨迹, } \text{cur_diff}_p \leq \pi/6 \\ \text{被剔除, } \text{否则} \end{cases} \quad (14)$$

4.2 似然比检验

对于得到的合格轨迹, 必须利用统计检验进行最终判定. 根据多帧图像的检测理论, 对累加了 N 帧之后的观测量 z_i 进行假设检验:

$$z = \sum_{i=1}^N z_i \begin{cases} \geq \tau \Rightarrow \text{选择 } H_1 \\ < \tau \Rightarrow \text{选择 } H_0 \end{cases} \quad (15)$$

由于图像中只存在目标信号和高斯分布的噪声, 因此其概率密度函数分别为

$$p_0(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi N\sigma}} \exp\left(-\frac{z^2}{2N\sigma^2}\right), \\ p_1(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi N\sigma}} \exp\left(-\frac{(z - Ns)^2}{2N\sigma^2}\right) \quad (16)$$

似然比:

$$l(z) = \frac{p_1(z)}{p_0(z)} = \exp\left(\frac{z^2 - (z - N_s)^2}{2N\sigma^2}\right) \quad (17)$$

根据 Neyman-pearson 的 CFAR 准则,确定检测门限 τ : $\tau = \text{erf}^{-1}(1 - P_{FA} \times 2) \times \sqrt{2N}\sigma$, 其中, P_{FA} 表示固定的虚警.

似然比门限:

$$\lambda = l(\tau) = \frac{p_1(z)}{p_0(z)} = \exp\left(\frac{\tau^2 - (\tau - N_s)^2}{2N\sigma^2}\right) \quad (18)$$

检测率为

$$P_D = \frac{1}{2} \left[1 - \text{erf}\left(\frac{\tau - N_s}{\sqrt{2N}\sigma}\right) \right] \quad (19)$$

其中, $\text{erf}(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^x e^{-t^2} dt$ 是误差函数.

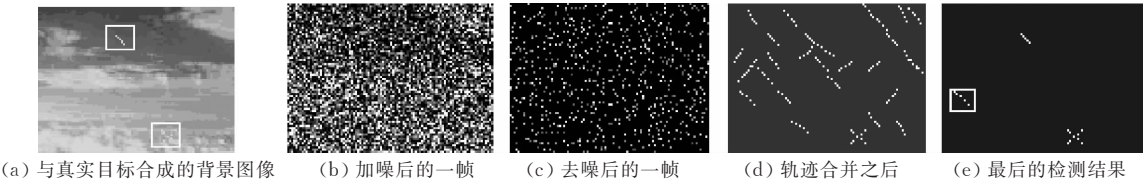


图 5 仿真序列的处理结果

经过轨迹合并之后,一共保留下 30 条轨迹(见图 5(d)),最后经过平滑性测试筛选出 4 条轨迹,其中一条为虚警(见图 5(e))白色矩形). 图 6 为合并之后的轨迹的能量分布,其中,目标用圆圈进行标记. 由于其中一个目标的能量较低,致使检测门限偏低而产生了虚警.

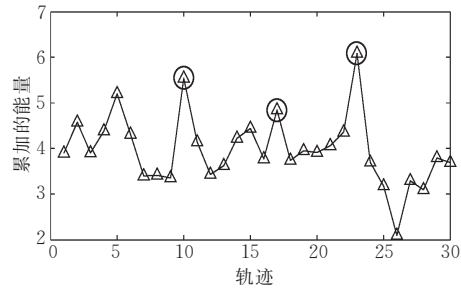


图 6 进行了轨迹合并之后的能量曲线

5.2 真实的图像序列

录像带上截取的一段飞机飞行序列,背景存在不断漂浮运动的云团. 同时为了增强图像的噪声干扰,加入了高斯白噪声. 图像尺寸:130×180 像素, 信噪比:SNR=1.48 dB.

图 7~图 10 为真实序列的检测结果. 表 2 是针对图 9 中合并后的轨迹进行曲率约束后的性能对比过程.

在表 2 中得到的 8 条候选轨迹中,其中④⑦为真实的目标,其它的 6 条为虚警. 实际上从能量的累

5 实验及其分析

5.1 仿真实验

真实的云天背景下,嵌入 3 个点目标,其中一个作匀速直线运动,另外两个作变加速运动,其合成图像见图 5(a),其中目标轨迹由矩形表示. 可以看到位于下方的两个轨迹彼此交叉并且处于云层遮挡之下. 图 5(b)是加入高斯噪声之后的一帧,目标已经被完全被噪声淹没. 目标沿着两个坐标轴的最大运动范围为 2 像素/帧. 图像尺寸为 70×100 像素, 信噪比:SNR=1.86 dB.

积情况来看,由于目标⑦具有较突出的能量,在图 10 中呈现明显的全局极值特性,因此利用似然比检验,可以很容易地将其检测出来. 但是对于目标④由于其信噪比较低,周围有多条与之形成竞争的虚假航迹,因此它的检测是很困难的(真实的目标在图 10 中已作圈注). 我们从轨迹的平滑角度出发(本文限制了轨迹的最大曲率不超过 30°)进行筛选,轨迹⑤和⑧可以很轻易被剔除. 但是剩下的轨迹无论从曲率的角度还是从能量的角度都已经无法剔除了. 为了避免漏检,我们将这 4 条轨迹全部保留. 可见对于起伏较大的背景,点目标的检测更具有现实的困难.

表 2 合并后选轨迹的性能对比

候选轨迹	最大曲率	最小曲率	曲率差	累加能量
1	45.0000	18.4349	26.5651	13.8308
2	71.5651	45.0000	26.5651	15.0407
3	-18.4349	-45.0000	26.5651	13.7322
④	-45.0000	-56.3099	11.3099	13.4876
⑤	-26.5651	-71.5651	45.0000	14.6948
6	-45.0000	-71.5651	26.5651	13.1658
⑦	56.3099	33.6901	22.6199	21.3505
⑧	-26.1610	-56.3099	30.1489	12.2025

为了检验该算法的有效性,下面就几个典型的实验序列给出与动态规划算法(文献[9])的实验对比结果,其中真实的目标个数分别为 3,2,3.

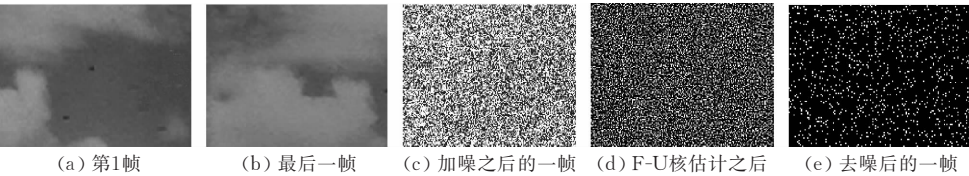


图 7 真实序列的处理结果



图 8 产生分支的候选轨迹

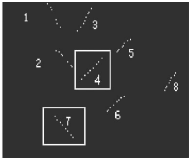


图 9 进行合并之后的轨迹

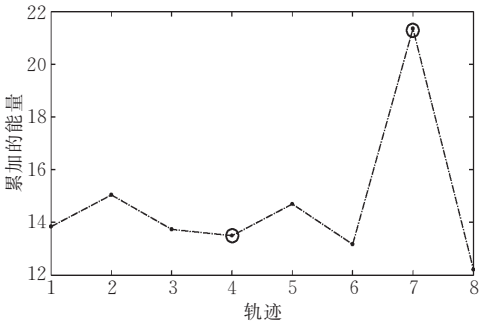


图 10 最终确定的轨迹能量

表 3 针对实验序列采用不同方法的检测结果对比

实验序列	算法	轨迹 起点	运行时间/s (串行处理) 主频:1.3GHz 内存:128MB	从一点出发的 可能轨迹分支 $m=(2 v +1)^2-1$	检测率/% (真实的目标个数/ 检测出的目标个数)	虚假 航迹/条	跟踪性能 (检测出的轨迹点偏离 真实轨迹的个数)
仿真序列 1 ($n=5$) $P_{FA}=0.001$ 尺度:70×100 像素 SNR=1.86 dB $v=2$ 像素/帧	动态 规划 算法	4379	2724.00	$m \cdot m \cdot n=2880$	37.5	5	0
	贪心 算法	648	81.06	$m \cdot n=120$	75.0	1	0
仿真序列 2 ($n=9$) $P_{FA}=10^{-9}$ 尺度:85×85 像素 SNR=1.93 dB $v=3$ 像素/帧	动态 规划 算法	3550	2160.00	20736	11.1	15	0
	贪心 算法	620	75.40	432	50.0	2	1
真实飞行序列 ($n=8$) $P_{FA}=0.000001$ 尺度:130×180 像素 SNR=1.48 dB $v=3$ 像素/帧	动态 规划 算法	11716	10800.00	18432	9.6	28	0
	贪心 算法	1406	368.40	384	43.0	4	1

从实验的比对结果可以看出,贪心算法的实时性明显优于动态规划算法,这是因为首先本文设计的时空滤波器起到了去噪的作用,使得轨迹起点压缩到 DP 算法的 1/7 左右.此外,贪心算法从一点出发的分支相对于 DPA 压缩了 m 倍(见表 3 第 5 栏).从最后的检测性能分析,由于本文给出的贪心算法在搜索时利用了多种与目标相关的约束,致使最终的跟踪结果最多存在 1 个虚警点.按照文中对于检测率的定义,贪心算法的检测率明显高于 DPA,这是因为后处理手段有效地控制了虚假航迹的个数.综上所述,本文提出的算法是现实有效的.

5.3 残差图像的独立性与正态性验证

我们就真实的实验序列给出验证过程.

正态性的测试:

图 11 分别是利用 3 种核函数估计的结果,其中虚线表示标准的正态概率密度曲线,直线为利用图像的直方图得到的经验密度.从上面的比较可以看出,3 种核估计的结果都具有非常好的正态性,几乎与标准的正态概率密度曲线完全吻合.

独立性验证:

表 4 中,每一栏中的第 1 行表示 Friedman 统计量 S_F ,第 2 行表示自由度为 df 的 χ^2 分布的显著性水平 α ,即 $P(\chi^2_{df} \geq S_F) = \alpha$.为了进行残差图像的独

立性检验,我们对于残差图像进行不同行列的组合来检验其独立性.同时为了进行比较,生成了一个相同尺寸的服从标准正态分布的矩阵,相应地计算它对应的 Friedman 统计量,这些结果可以见表中最后一栏.从表中可以看出相伴概率 α 都非常大,因此假设 H_0 是成立的.

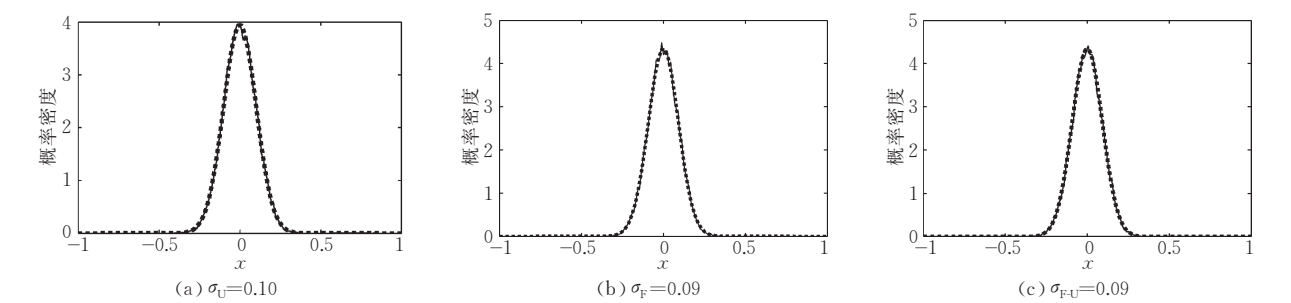


图 11 正态概率密度曲线与利用核估计得到经验密度的比较

表 4 Friedman 统计量及显著性水平

所有列(1~180)的情况下的 S_F 和 $\alpha(df=179)$								
	1~130	1~65	66~130	30~80	1~57	35~99	24~100	100~130
F-U	130.060	113.902	165.660	121.370	105.961	130.911	117.345	141.336
	0.997	1.000	0.754	0.999	1.000	0.997	0.999	0.983
F	130.828	115.538	169.364	119.221	108.703	134.152	120.934	140.575
	0.997	0.999	0.685	0.999	1.000	0.995	0.999	0.985
U	167.5265	152.620	190.001	160.833	142.276	163.355	152.971	162.090
	0.721	0.924	0.273	0.831	0.981	0.793	0.921	0.813
WN	161.157	150.806	194.762	161.744	137.220	168.973	166.883	188.368
	0.826	0.938	0.199	0.818	0.991	0.693	0.732	0.301

6 结 论

本文面向经典的点目标检测与跟踪领域,对于 $SNR \leq 2$ dB 的低信噪比多目标的检测开展了一些有益的研究,主要贡献如下:

(1) 设计了混合核估计算法进行空域滤波,以最大程度地抑制杂波同时尽可能地保存有用信息为前提,利用 F 核与 U 核在这两方面的优势,进行综合性的处理,取得了理想的效果.

(2) 为了弥补目前文献对于残差图像缺乏正态性与独立性验证的不足,首次给出了利用非参数统计分析中的密度估计方法和顺序秩统计量检验残差图像的正态性与独立性的方法.

(3) 利用点目标运动的不停留特性,在时域进行投影分割,使得图像像素数量可以压缩 80% 以上.

(4) 采用贪心原则展开轨迹互联,每一步通过寻找可扩展节点构造候选轨迹,避免了传统动态规划算法的穷举式搜索,将计算复杂度进一步降低到 mn ,而且借助于多信息融合策略将轨迹吸引到真实的目标上来,具备比 DP 更高的检测率,同时也保证了较高的跟踪性能.此外,还允许目标的速度迁移.

(5) 后处理进一步剔除了具有干扰作用的虚假航迹,保证了较低的虚警.

该文给出的方法不仅对于信噪比低于 2dB 的目标具有较好的检测效果,而且更加注重跟踪性能的提高,由于无需建立目标的运动方程,无需更多的目标运动先验信息,比起经典的粒子滤波器、概率互联滤波器等依靠目标的运动方程进行迭代更新的跟踪方法,更具有操作的优势.但是在实际应用中尚需要硬件设备完成算法加速.

参 考 文 献

[1] Chu P L. Optimal projection for multidimensional signal detection. IEEE Transactions on Acoustic, Speech Signal Processing, 1988, 36(5): 775-786

[2] Blostein S D, Huang T S. Detection small, moving objects in image sequences using sequential hypothesis testing. IEEE Transactions on Signal Processing, 1991, 39(7): 1611-1629

[3] Liou R J, Azimi-Sadjadi M R. Multiple target detection using modified high order correlations. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1998, 34(2): 553-567

[4] Tonissen S M, Evans R J. Target tracking using dynamic programming: Algorithm and performance//Proceedings of the IEEE Conference on Decision and Control. Louisiana USA, 1995: 13-15

- [5] Scharf L L, Elliott H. Aspects of dynamic programming in signal an image processing. *IEEE Transactions on AC*, 1981, 26(5): 1018-1029
- [6] Mozerov M, Kober V, Choi T S. Motion estimation with a dynamic programming optimization operator//*Proceedings of the International Conference on Image Processing*. New York, 2002: II-269-II-272
- [7] Barniv Y. Dynamic programming solution for detecting dim moving targets. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1985, 21(1): 144-156
- [8] Barniv Y. Dynamic programming solution for detecting dim moving targets PART II: Analysis. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1987, 23(6): 776-788
- [9] Johnson L A. Performance of a dynamic programming track-before-detect algorithm. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2002, 38(1): 228-242
- [10] Wang Xiao-Dong. *Algorithm Design and Analysis*. Beijing: Tsinghua University Press, 2003(in Chinese)
(王晓东. 算法设计与分析. 北京:清华大学出版社, 2003)
- [11] Casasent B V K D, Lin Y. Sub-pixel target detection and tracking//*Proceedings of the SPIE—Intelligent Robots and Computer Vision*. USA, 1986: 206-220
- [12] Sergei L. Nonparametric method for clutter removal. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2001, 37(3): 832-847
- [13] Sun Shan-Zi. *Non-Parameter Statistics Teaching Materials*. Beijing: Peking University Press, 2000(in Chinese)
(孙山泽. 非参数统计讲义. 北京:北京大学出版社, 2000)



ZHANG Hai-Ying, born in 1974, Ph. D., lecturer. Her research interests include target detection and tracking, computer vision and pattern recognition.

WEN Xuan, born in 1972, M. S., engineer. His research interests include cybernation, signal processing and designing of embedded techniques.

ZHANG Tian-Wen, born in 1940, professor. His research interests include computer vision, pattern recognition and virtual reality.

Background

This work is supported the by Fund Supporting Aerospace Technique(HT010415) and the National Natural Science Foundation of China (60672018). The subject of the paper is in the field of ATR (Automatic Target Recognition). The main purpose is to research the problem of detection and tracking of dim point targets in complexity background. When a target of small size($<10\text{m}$ in length) is remote from the sensor($>100\text{km}$), it is imaged at only one pixel or less than one pixel. This type of target is referred to as "pixel-sized" target or "point target". The difficulties of the detection and tracking task are clear: For pixel-sized targets, conventional pattern recognition methods fail for lack of shape information; some randomly distributed high-intensity noise pixels have the same appearance as the targets in a frame.

With little knowledge about the trajectories in the time sequence, the task becomes extremely difficult. Consequently the topic draws much attention of researchers national and international.

The similar research work has been carried out about several decades abroad and many classical methods and theories have been presented, such as MHT, DPA, NN and wavelet. But they all have shortcomings, especially the resolution of key problem is relying on the apriority information of targets dynamical equation and that is difficult to obtain in many circumstances. In this paper, the data association is accomplished by the highly relativity of targets in time and space without these information. The validity has been proved by experiments.