

# 基于最大似然比准则的点目标识别技术

李金宗<sup>1</sup>, 魏祥泉<sup>1</sup>, 李宁宁<sup>2</sup>, 王 松<sup>1</sup>

(11 哈尔滨工业大学电子与通信工程系, 黑龙江哈尔滨 150001; 21 北京空间飞行器总体设计部, 北京 100087)

**摘 要:** 本文介绍一种自适应算法, 通过候选目标轨迹检测、最大似然比优化算法和后处理等一系列操作, 从已经抑制 CN 序列和 UCN 序列的低信噪比图像序列中自动识别在视场中做匀速直线运动的点目标. 文内给出了各项操作的理论分析和优化算法, 实验结果证实了理论分析的正确性和自适应算法的可行性. 本算法可识别最低信噪比为 0.5, 且对红外、可见光等不同种类图像序列兼容, 优化算法可以大大降低数据处理量.

**关键词:** 自适应算法; 目标轨迹; 最大似然比; 目标识别; 图像序列; 数据处理; 优化算法

**中图分类号:** TN911. 7 **文献标识码:** A **文章编号:** 03722112 (2003) 08121205

## The Point Target Recognition Techniques Based on the Maximum Likelihood Ratio Criterion

LI Jinzong<sup>1</sup>, WEI Xiangquan<sup>1</sup>, LI Ningning<sup>2</sup>, WANG Song<sup>1</sup>

(11 Dept. of Electronic & Communication Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin, Heilongjiang 150001, China;

21 Beijing Spacecraft General Design Department, Beijing 100087, China)

**Abstract:** Based on a series of operations such as detecting candidate target trajectories, the optimal algorithm of maximum likelihood ratio judgment and postprocessing, etc., this paper presents a kind of adaptive algorithms that can automatically recognize the point targets making straight movement with uniform velocity in the field of view from low SNR image sequence in which CN and UCN sequences are all suppressed. The theoretical analyses and optimal algorithms of various kinds of operations are expounded in the paper. The experimental results have proved the correctness of theoretical analyses and the feasibility of the adaptive algorithms. The lowest distinguishable SNR is 0.5, and the optimal algorithms are compatible with infrared and television image sequences. The quantity of data processing can be also greatly reduced by the optimal algorithms.

**Key words:** adaptive algorithms; target trajectories; maximum likelihood ratio; target recognition; image sequence; data processing; optimal algorithm

### 1 引言

从低信噪比图像序列中自动识别运动点目标, 长期以来一直是理论和应用的难点和热点. 我们利用 D3S 技术<sup>[1,2]</sup>, 深入研究了这个问题, 并且为此设计了一种有效可行的自适应优化算法. 投影变换法是点目标检测与识别领域中的重要方法之一<sup>[3]</sup>, 其优点是计算量较小, 缺点是由于投影会造成信噪比损失, 因此要求较高的信噪比. 运用三维图像序列匹配滤波器的数学模型<sup>[4]</sup>可提高输出信噪比, 但是要求预知目标运动速度的大小和方向, 在速度失配时, 输出信噪比会下降, 甚至会完全检测不出目标. Dr. Barniv Y. 采用基于目标运动状态变量及动态规划技术进行多判决的统计方法, 实现了低信噪比运动点目标的检测<sup>[5]</sup>, 但是当目标运动速度未知时, 所需速度窗参数无法确定, 若放宽窗, 计算量又会迅速增大. Dr. Blostein S. D. 和 Prof Huang T. S. 的序贯检测法<sup>[6]</sup>比穷举搜索

法的计算量减少几个数量级, 并且有多目标检测能力, 但是没有提出如何确定候选轨迹起点, 尤其在低信噪比条件下, 候选轨迹起点数非常多, 计算量迅速增大. 近年来, 神经网络法<sup>[7]</sup>、数学形态学法<sup>[8]</sup>、小波变换法<sup>[9]</sup>和子带分解法<sup>[10]</sup>等在点目标检测和识别方面也取得了令人鼓舞的研究成果.

在低信噪比条件下, 从图像序列中识别点目标的主要困难在于: (1) 总信息量大, 但是由于点目标无形状、尺寸和纹理信息, 可供利用的信息量又很少; (2) 由于目标信号在远距离传输中的能量衰减以及很强的系统噪声和背景杂波, 使目标信号极易被淹没, 仅用单帧处理不可能识别出来, 必须进行多帧处理, 因此需要存储和处理的数据量大; (3) 当点目标的运动参数不确定时, 所需搜索空间大, 因此计算量大. 自 1992 年以来, 我们一直在开拓系列图像分析和 D3S 技术的理论和应用研究<sup>[11-13]</sup>. 对真实景物的图像序列内涵进行分析, 发现其存在着 CN(Correlative Noise) 序列、UCN(Uncorrelative Noise) 序列

和仅占一个或很少几个像素的点目标成分<sup>[11-13]</sup>, 所以从低噪比图像序列中检测与识别点目标问题主要应包括: (1) 抑制 CN 序列; (2) 抑制 UCN 序列; (3) 点目标的检测与识别. 在以往的研究中, 我们已经有效地实现了 CN 序列的抑制<sup>[12]</sup>和 UCN 序列的抑制<sup>[13]</sup>, 并且通过图像积累实现了在视场中相对静止点目标的自适应门限检测与识别<sup>[14]</sup>. 本文重点研究在消除 CN 序列和 UCN 序列后如何检测和识别在视场中做匀速直线运动的点目标, 运动速度的值域设置为 0.5~2.0 pixel/frame, 运动方向任意, 点目标的个数可能是一个、两个或多个, 且起点任意. 在抑制 CN 序列和 UCN 序列之后, 如何从图像序列中检测出候选目标轨迹是点目标识别的另一个难点, 这正是本文要首先重点研究的问题; 然后, 研究基于最大似然比准则的自适应算法, 实施该算法可以消除绝大部分的虚假候选轨迹, 优化算法还可大大降低数据处理量; 最后, 通过特殊设计的后处理操作完成点目标的识别.

### 2 检测候选目标轨迹

在抑制了 CN 序列和 UCN 序列后, 每帧图像的非零点变得稀疏了. 从这样的图像序列中检测候选目标轨迹的理论依据是目标轨迹的准连续性和随机噪声的不相关性.

在时空三维空间里作连续直线运动的点目标, 若在第 n 帧存在一个目标像素 S(x<sub>n</sub>, y<sub>n</sub>, t<sub>n</sub>), 那么在第 n-1 帧必定存在一个目标像素 S(x<sub>n-1</sub>, y<sub>n-1</sub>, t<sub>n-1</sub>), S(x<sub>n-1</sub>, y<sub>n-1</sub>, t<sub>n-1</sub>) 是 S(x<sub>n</sub>, y<sub>n</sub>, t<sub>n</sub>) 的近邻, 邻域的大小由目标的帧间运动速度决定, 并且在第 (n-2) 帧也必定存在一个目标像素 S(x<sub>n-2</sub>, y<sub>n-2</sub>, t<sub>n-2</sub>), S(x<sub>n-2</sub>, y<sub>n-2</sub>, t<sub>n-2</sub>) 是 S(x<sub>n-1</sub>, y<sub>n-1</sub>, t<sub>n-1</sub>) 的近邻, S(x<sub>n-2</sub>, y<sub>n-2</sub>, t<sub>n-2</sub>) 相对于 S(x<sub>n-1</sub>, y<sub>n-1</sub>, t<sub>n-1</sub>) 的方向与 S(x<sub>n-1</sub>, y<sub>n-1</sub>, t<sub>n-1</sub>) 相对于 S(x<sub>n</sub>, y<sub>n</sub>, t<sub>n</sub>) 的方向一致. 依此类推, 可以得到目标像素的轨迹, 所依据的就是目标像素固有的轨迹连续性, 也就是它们在时空三维空间里的相关性.

在单帧自适应门限检测后, 目标像素可能会被错判为噪声点而丢失, 发生这种错误的概率为给定的漏警概率 P<sub>1</sub>. 也就是说, 若 T 足够大, 在时间方向像素点数足够多, 满足中心极限定理的要求, 目标像素在连续 T 帧里轨迹上的间断点数目 [P<sub>1</sub>T]. 把目标轨迹上可能有少量间断点这种性质称为它的准连续性. 在时空三维空间里检测目标轨迹实际应用的是目标轨迹的准连续性. 在图像序列的时空三维空间里, 噪声是不相关的. 但是若仅仅考虑有限的 T 帧, 在某个路径上, 噪声点有可能碰巧满足准连续性. 甚至也有这种可能, 在某个满足准连续性的路径上, 部分是噪声点, 部分含有目标成分. 无论是纯噪声点还是噪声点和目标成分的组合, 只要在 T 帧中的某个路径上满足了准连续性, 就会构成候选目标轨迹. 这种轨迹是虚假的, 若延长路径, 这种轨迹不可能始终满足准连续性. 所以, 这种准连续性称为局部准连续性, 相应的候选轨迹应由后续处理进行消除.

### 3 最大似然比判决自适应算法

为了从候选目标轨迹中识别出真正的目标轨迹, 首先运用最大似然比判决准则<sup>[15,16]</sup>. 为此, 本节要建立相应的自适

应优化算法.

#### 3.1 基本算法的建立

使用三维函数 V(x, y, k) 表示图像序列的第 k 帧 (t = k) 象平面上 (x, y) 位置的观测量, 如果该点不存在目标成分, 则

$$V(x, y, k) = n(x, y, k), \quad 0 \leq x, y < N \quad (1)$$

式中, n(x, y, k) 表示该点噪声强度, N 为一帧图像每行和每列的像素数. 每帧中的目标成分以点源形式出现, 即

$$S(x, y, k) = \begin{cases} a(k) & \text{若 } x = m_1k, y = m_2k + m_3 \\ 0 & \text{其它} \end{cases} \quad (2)$$

上式模拟在视场中作匀速直线运动点目标的轨迹, 在有限观测时间内, 这种模拟是合理的; 式中, m<sub>1</sub>, m<sub>2</sub>, m<sub>3</sub> 为常数, 它们的值未知, 表示目标的出现位置、速度大小和方向均可任意; a(k) 是目标在第 k 帧里的灰度, 据噪声属性的实时计算和给定的单帧信噪比 C 范围, 可通过计算知道 a(k) 的值域, 并且知道它随时间缓慢变化, 在连续 T 帧内基本保持不变.

令一帧的噪声向量为

$$n(k) = [n(0, 0, k), n(0, 1, k), \dots, n(0, N-1, k), n(1, 0, k), \dots, n(N-1, N-1, k)]^T \quad (3)$$

显然 n(k) 是 N<sup>2</sup> 维的, 它在时间方向连续 T 帧的均值向量可由下式

$$\bar{n}(k) = \frac{1}{T} \sum_{i=0}^{T-1} n(k+i) \quad (4)$$

实际计算. 同样在一帧里, 按 n(k) 的构造方法构成点目标的 N<sup>2</sup> 维信号向量 S(k), 其中只有一个元素为 a(k), 其余均为零, 即 S(k) = [0, 0, ..., 0, a(k), 0, ..., 0, 0]^T (5)

如在引言中指出的, 在低信噪比条件下, 尽管一帧图像的总信息量很大, 但是关于点目标的信息量却很少, 仅用单帧处理不可能识别出来, 必须连续考查多帧图像, 例如 T 帧. 因此, 定义连续 T 帧的 N<sup>2</sup>T 维观测向量

$$V = [V^T(1), V^T(2), \dots, V^T(T)]^T \quad (6)$$

式中, V(k), k = 1, 2, ..., T, 是某一帧的 N<sup>2</sup> 维观测向量. 由于抑制了 CN 序列, 在一帧图像里, 除了少量的点目标信号成分, 主要是随机噪声; 并且还进行了 UCN 序列的抑制, 在单帧自适应门限检测中, 漏警概率为 P<sub>1</sub> = 20%, 在某一帧图像里可能丢失目标, 所以上式中 V(k) 为

$$V(k) = \begin{cases} n(k), & \text{无目标} \\ n(k) + S(k), & \text{有目标} \end{cases} \quad k = 1, 2, \dots, T \quad (6a)$$

相应地, N<sup>2</sup>T 维观测向量 V 满足

$$V = \begin{cases} n, & \text{无目标} \\ n + S, & \text{有目标} \end{cases} \quad (6b)$$

式中, n 和 S 分别为 N<sup>2</sup>T 维噪声向量及信号向量:

$$\begin{cases} n = [n^T(1), n^T(2), \dots, n^T(T)]^T \\ S = [S^T(1), S^T(2), \dots, S^T(T)]^T \end{cases} \quad (6c)$$

噪声向量 n 的均值向量同样是 N<sup>2</sup>T 维的, 即

$$\bar{n} = [n^T(1), n^T(2), \dots, n^T(T)]^T \quad (6d)$$

当目标不出现时, 根据 (6b~d) 式, 观测向量 V 是 N<sup>2</sup>T 维噪声向量 n. 针对实际应用, 对低信噪比图像序列, 一般取 T = 15~20, 根据中心极限定理, 在时空三维空间里, 噪声都是高斯分布的. 所以, 在无目标时 V 的条件概率密度为

$$P(V|s=0) = \left( 2P|E_n \right) \cdot N^{2T/2} \exp\left(-\frac{1}{2}(V-n)^T \# E_n^{-1}(V-n)\right) \quad (7)$$

式中,  $E_n$  为  $N^2L @ N^2L$  维噪声协方差矩阵。当目标出现时, 观测向量  $V$  由噪声向量和信号向量共同组成, 由于点目标的信号成分很少且接近恒定, 其条件概率密度变为

$$P(V|s=S_j) = \left( 2P|E_n \right) \cdot N^{2T/2} \exp\left(-\frac{1}{2}(V-n-S_j)^T \# E_n^{-1}(V-n-S_j)\right) \quad (8)$$

式中,  $S_j = [S_j^T(1), S_j^T(2), \dots, S_j^T(T)]^T, 1 \leq j \leq J$ , 为  $N^2T$  维的目标模板;  $S_j(k), 1 \leq k \leq T$ , 为  $N^2$  维的向量, 除一个元素为  $a(k)$  外, 其余均为 0; 因此  $S_j$  中只有  $T$  个非零元素, 这些非零元素描述在连续  $T$  帧里的一条候选目标轨迹;  $J$  表示实际候选轨迹总数。

$$K = \ln \left[ \frac{P(V|s=S_j)}{P(V|s=0)} \right]$$

$K$  为对数似然比, 将式(7)和式(8)代入, 可得

$$K = (V-n)^T E_n^{-1} S_j - \frac{1}{2} S_j^T E_n^{-1} S_j \quad (9)$$

根据最大似然比判决规则, 若  $K > 0$ , 则  $V|S_j$ , 保留该条候选轨迹; 否则, 认为  $S_j$  不是目标轨迹, 应该消除。由此根据(9)式, 定义充分估计量  $Z_j$  为

$$Z_j = (V-n)^T E_n^{-1} S_j \quad (10a)$$

并且定义判决门限  $Th$  为

$$Th = \frac{1}{2} S_j^T E_n^{-1} S_j, 1 \leq j \leq J \quad (10b)$$

则相应的判决规则为

$$\text{若 } Z_j \geq Th, \text{ 则保留 } Z_j; \text{ 否则, 消除 } Z_j \quad (11)$$

显然, 式(10a)、(10b)和式(11)主要是基于对数似然比(9)式导出的、从低信噪比图像序列中识别点目标的算法。在连续  $T$  帧内, 只要图像的主要成分是高斯噪声, 不管是平稳随机过程, 还是非平稳随机过程, 这种算法都适用。由于充分估计量  $Z_j$  和门限  $Th$  都是从图像序列中实际计算的, 所以建立的算法具有自适应性。其中,  $E_n$  为协方差矩阵, 可以表达为

$$E_n = \begin{bmatrix} E(0) & E(1) & \dots & E(T-1) \\ E^T(1) & E(0) & \dots & E(T-2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ E^T(T-1) & E(T-2) & \dots & E(0) \end{bmatrix} \quad (12)$$

式中  $E(k)$  为

$$E(k) = E\{[n(1)-n(1)][n(1+k)-n(1+k)]^T\} \quad k=1, 2, \dots, T-1 \quad (13)$$

式中,  $n(1)$  和  $n(1)$  由式(3)和(4)确定。由于  $n(1)$  和  $n(1)$  都是  $N^2$  维的随机向量, 所以  $E(k)$  为  $N^2 @ N^2$  维的方块阵。因为  $E_n$  的每行和每列都有  $T$  个方块阵, 数据体占有一维时间和二维空间, 是时空三维的噪声协方差矩阵, 数据维数为  $N^2T @ N^2T$ 。如果  $N=128, T=15$ , 则  $N^2T=245, 760$ ,  $E_n$  的维数高达  $245, 760 @ 245, 760$ 。在算法中要求计算逆阵  $E_n^{-1}$ , 若无简化算法, 计算量更加惊人, 将对算法的实时性造成很大困难。所以, 要实现这种算法, 特别是若要求实时地实现这种算法, 有必要

针对某种实际情况探讨  $E_n^{-1}$  的简化算法。

其次, 如果候选轨迹数目  $J$  太多, 也会影响算法的实时实现, 并且容易出错, 所以  $J$  的大小也是值得关注的问题。另外, 还应进一步探讨充分估计量  $Z_j$  和判决门限  $Th$ , 对它们的计算过程及其结果进行分析, 以便更好地揭示算法的实质。

### 3.1.2 算法的优化

通过分析  $J$  的大小和  $E_n$  的计算说明最大似然比判决自适应算法的优化。

(1)  $J$  的大小 第二节介绍了候选目标轨迹的检测方法, 通过 UCN 序列的抑制<sup>[3]</sup>可以大大减少候选轨迹数目  $J$ , 为了说明抑制效果, 分析如下: 假设每帧图像的像素数为  $N @ N$ , 点目标在视场里的运动速度、运动方向和出现的位置任意, 若在没有抑制 UCN 序列的帧原图像中寻找候选轨迹, 为了避免遗漏真正的目标轨迹, 必然采用穷举法。第 1 帧中的每一个像素点都有可能成为目标轨迹的起点, 对任一起点, 假设目标在视场里的运动速度不大于  $2 \text{ pixel/frame}$ , 则在第二帧中对应的  $5 @ 5$  邻域窗里的点都可能成为候选轨迹上的点; 在前两帧的候选点确定后, 就有了速度大小及其方向信息, 则在第 3 帧至第  $T$  帧里每帧只有预测位置为中心的  $3 @ 3$  邻域窗里的点可能成为该轨迹上的点。因此, 穷举法能建立候选轨迹总数为  $N^2 @ 5^2 @ 9^{T-2}$ , 若  $T=15, N=128$ , 则轨迹数多达  $8.43 @ 10^{19}$ 。但是, 实验表明, 在经过单帧自适应门限处理和两次高级互相关处理后, 对单帧信噪比  $C=1.5 \sim 0.5$  的图像序列, 实际候选轨迹数只有  $4 \sim 1280$ , 可见抑制 UCN 序列对候选轨迹的压缩量是惊人的, 抑制效果是可观的, 因此对提高最大似然比判决自适应算法的实时性具有重大意义。

(2)  $E_n$  和  $E_n^{-1}$  的计算 噪声协方差矩阵  $E_n$  一般应由式(12)和(13)计算, 如前文分析中指出的, 由于其维数特别高, 若无简化算法, 要求实时实现  $E_n$  和  $E_n^{-1}$  的计算十分困难。对于非平稳的噪声过程, 需要研究特殊的算法。但是, 考虑大多数实际应用, 特别在抑制了 CN 序列后, 除了少量的点目标的信号成分, 图像序列的主要内容是硬设备产生的热噪声和散弹噪声, 在时空三维空间中, 其过程不但是平稳的和无关的噪声过程, 并且是具有各态历经性的白噪声过程, 下面针对这种情况大大简化  $E_n$  和  $E_n^{-1}$  的计算。根据式(13), 首先考察  $E(0)$ , 它可以表示为

$$E(0) = \frac{1}{T} \sum_{l=1}^T \{ [n(l)-n(l)][n(l)-n(l)]^T \} \quad (14)$$

由上式可以看出,  $E(0)$  是两个相同的随机向量的协方差矩阵, 对角线上的元素是图像平面上的  $N^2$  个像素各自在时间轴  $T$  帧中计算的方差  $R_i^2, i=0, 1, \dots, N^2-1$ , 同时, 由于噪声过程是平稳的高斯白噪声过程, 则有  $R_0^2 = R_1^2 = \dots = R_{N^2-1}^2 = R^2$ 。并且因为高斯白噪声过程具有各态历经性, 时间方向上的统计量可以通过空间方向的计算来代替, 又由于  $T$  帧图像占有的时间长度很短, 其中各帧图像的噪声属性也近似不变, 因此  $R^2$  可以用其中任一帧的  $N^2$  个点噪声强度来计算:

$$m = \frac{1}{N^2} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x, y) \quad (15a)$$

$$R^2 = \frac{1}{N^2} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} [f(x, y) - m]^2 \quad (15b)$$

E(0) 非对角线上的元素是 T 帧图像中不同像素噪声强度的协方差, 由于噪声过程的不相关性, 不同像素噪声协方差均为零. 因此, E(0) 是对角阵, 对角线上的元素可以用一帧噪声图像的方差表示. 考察 E(k), k > 0, 可以表达为

$$E(k) = \frac{1}{T} \sum_{l=1}^T \{ [n(l) - \bar{n}][n(l+k) - \bar{n}]\}^T, \quad k = 1, 2, \dots, T-1 \quad (16)$$

由上式可见, E(k) 的各个元素均是间隔 k 帧的不同像素噪声强度的协方差矩阵, 由于随机噪声的不相关性, 两个不同的随机向量的协方差矩阵为零矩阵.

通过以上的分析, 对消除了 CN 序列后的高斯噪声图像序列, 其时空三维协方差矩阵 E<sub>n</sub> 尽管数据维数很高, 但是可以简化为对角阵, 对角线上的元素就是噪声图像的方差 R<sup>2</sup>. 显然, E<sub>n</sub><sup>-1</sup> 也是对角阵, 对角线上的元素为 1/R<sup>2</sup>, 即

$$\Sigma_n^{-1} = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma^2} & 0 & \dots & \dots & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma^2} & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & 0 & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 & \frac{1}{\sigma^2} \end{bmatrix} \quad (17)$$

R<sup>2</sup> 可由式(15)计算.

(3) 充分统计量 Z<sub>j</sub> 为了揭示算法的实质, 进一步分析充分统计量 Z<sub>j</sub> 和判决门限 Th. 为此, 把(17)式代入(10a)式, 计算 Z<sub>j</sub>. 由于模板 S<sub>j</sub> 仅在候选轨迹上有 T 个非零点, E<sub>n</sub><sup>-1</sup> 为对角阵, 所以 Z<sub>j</sub> 的计算结果实际上是 S<sub>j</sub> 的各个非零值乘以对应点的观测值与噪声均值的差值之累加值再除以噪声方差 R<sup>2</sup>, 所以可有

$$Z_j = \begin{cases} T(a^2/R^2), & S_j \text{ 为真实目标轨迹模板} \\ 0, & S_j \text{ 为纯噪声轨迹模板} \end{cases} \quad (18)$$

式中利用了 a(k) = a, 即目标成分在有限的连续 T 帧里基本保持不变. 因为 a<sup>2</sup> 和 R<sup>2</sup> 分别是单帧的信号能量及噪声能量, 所以可以看出, 对于 T 帧目标轨迹, 通过基于对数似然比准则导出的充分统计量 Z<sub>j</sub> 的计算结果等于单帧能量信噪比的 T 倍, 这实质上等效于按目标路径积累的结果.

但是, 在 J 个候选轨迹中, 可能会有这样的轨迹, 它的 T 个非零值部分为纯噪声点, 部分有目标成分, 那么 Z<sub>j</sub> 值将在 0 和 T(a<sup>2</sup>/R<sup>2</sup>) 之间, 因此, 应取判决门限 Th 为

$$Th = (Ta^2/2R^2) \quad (19)$$

这恰是把式(17)代入(10b)式的结果.

判决规则式(11)与上述分析结果一致, 说明推导出的优化算法的合理性与正确性.

### 4 后处理

若某候选轨迹模板 Z<sub>j</sub> 的 T 个非零值中仅有少数为纯噪声点, 多数有目标成分, 或者主要由噪声点构成的候选轨迹的 Z<sub>j</sub> 可能碰巧大于 Th, 则通过上述基于对数似然比准则的优化算法判决后将被保留. 这些候选轨迹与真正目标轨迹的重要

差别有两点:

(1) 这种候选轨迹仅具有局部准连续性, 若延长之, 不会永远保持准连续性; 而真正目标轨迹能始终保持准连续性;

(2) 根据式(18), 真实目标轨迹的充分统计量 Z<sub>j</sub> 满足

$$Z_j = TC^2 \quad (20)$$

式中, C 为单帧信噪比 C = a/R. 因此, 对于给定的信噪比, 真实目标轨迹的 Z<sub>j</sub> 值不会过大, 也不会过小; 否则, 这种候选轨迹或者仍然仅仅是具有局部准连续性, 或者是残留的相关背景干扰. 上述第(1)点来源于点目标的运动特性及其信号轨迹的相关性, 第(2)点则来源于它的灰度特性. 根据这两点, 进一步设计了后处理操作. 后处理操作主要有两项:

(1) 假设满足 Z<sub>j</sub> > Th 的候选轨迹数为 Jc, 一般 Jc < J. 在图像序列中逐帧延长保留的候选轨迹, 且每延长一帧, 就要按照式(11)对所有的 J 个候选轨迹进行判决. 这样连续延长 H 帧, 就可以连续得到 H 次判决结果 Jc<sub>1</sub>, Jc<sub>2</sub>, ..., Jc<sub>H</sub>. 然后, 对这 H 次判决后的保留轨迹进行统计, 假设其中某一个轨迹在 H 次判决中出现 h 次, 后处理的规则为

$$\text{若 } h > H(1 - P_1), \text{ 保留该轨迹, 否则消除} \quad (21)$$

其中 P<sub>1</sub> 是漏警概率.

(2) 对上述处理后保留的候选轨迹, 进一步考察式(20), 能基本满足者最终被判定为目标轨迹. 显然, 上述算法可以识别单个目标, 也可以识别多个目标.

### 5 仿真实验结果

利用上述建立的自适应算法, 用模拟图像序列和真实图像序列进行了大量的仿真实验. 在实验中, 首先进行了抑制 CN 序列和 UCN 序列的操作, 取 P<sub>1</sub> = 0.2, H = 6, 当信噪比 SNR > 11.0 时, 取 T = 15, 当 SNR < 11.0 时, 取 T = 20. 图 1~4 给出了典型实验结果.

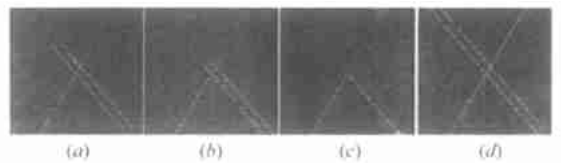


图 1 双目标模拟图像序列实验结果(SNR = 1.5)

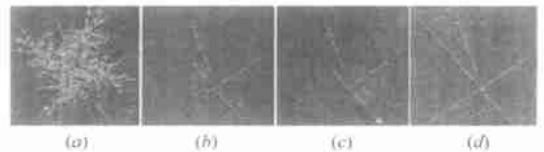


图 2 多目标红外真实图像序列实验结果(SNR = 1.15)

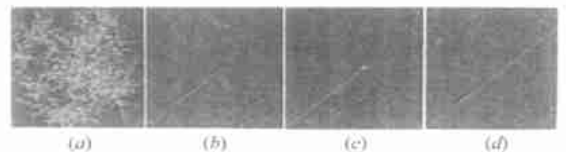


图 3 单目标可见光真实图像序列实验结果(SNR = 1.0)

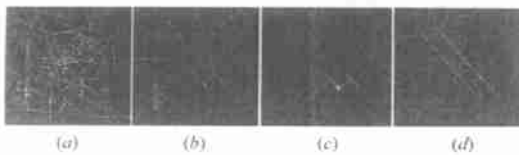


图4 双目标模拟图像序列实验结果(SNR = 0.5)

图1为计算机生成的模拟图像序列, SNR = 1.5, 有两个点目标和一个干扰路径, 干扰路径的强度比较高, 三条轨迹在视场里的投影互相交叉; 图2为天空背景的红外真实图像序列, 抑制 CN 序列后 SNR = 1.15, 有三个点目标, 三条轨迹在视场里的投影互相交叉; 图3为可见光真实图像序列, 抑制 CN 序列后, SNR = 1.0, 有一个点目标; 图4为模拟图像序列, SNR = 0.5, 有两个点目标。图1~4中的(a)为候选目标轨迹检测结果, (b)为最大似然比判决后保留的候选轨迹在视场里的投影图, (c)为后处理后识别出的目标轨迹在视场里的投影图, 其中的“+”字为根据灰值信息选定的目标, (d)为连续100帧图像的目标轨迹在视场里的无噪声投影图。比较(c)和(d), 可以判定识别结果的正确性, 实验典型数据见表1。

表2 仿真实验典型数据

图像序列	SNR	候选轨迹数目 J	最大似然比判决后轨迹数	后处理后轨迹数	实际轨迹数	是否正确
图1	1.5	4	3	2	2	是
图2	1.15	200	3	3	3	是
图3	1.0	1280	1	1	1	是
图4	0.5	80	9	2	2	是

由表中数据可以看出, 无论是对模拟图像序列还是对真实图像序列, 经过 UCN 序列抑制操作后, 候选轨迹数目 J 与图像序列的 SNR 有关, SNR 越大, J 越小。当 SNR < 1.0 时, 取 T = 20, 所以候选轨迹数目 J 较小, 但是处理时间也有所增加。因此, 在实际应用中, T 的取值要从抑制 UCN 序列的效果和处理时间两个方面进行折衷决定。在经过基于对数似然比准则的自适应优化算法判决后, 保留的候选轨迹数都迅速减少, 然后, 再经过后处理操作都可以正确识别出真正的目标轨迹, 干扰轨迹也能被消除。

## 6 结束语

本文通过理论分析和实验, 建立了从低信噪比图像序列中识别运动点目标的自适应算法。在实际的图像序列中, 经过 CN 序列的抑制和 UCN 序列的抑制之后, 图像中仍然存在一些杂波干扰, 特别是当信噪比较低时, 剩余噪声点迅速增加, 候选目标轨迹数目也迅速增多。利用本文导出的基于最大似然比准则的点目标识别自适应判决优化算法, 可以方便地从候选轨迹中剔除大部分虚假轨迹; 然后, 通过特殊设计的后处理操作可以识别出真正的目标轨迹, 同时还可以剔除残留的相关背景干扰轨迹和可能的其他干扰轨迹。对模拟、红外和可见光等种类的图像序列的大量实验结果表明理论分析的正确性, 算法的可行性和兼容性, 可识别信噪比最低达到 0.5。

能识别多目标, 目标的起点和运动方向任意, 速度大小在一定范围内。此方法在航空航天、遥感图像处理、图像精确制导和机器视觉中均有重大应用价值。

## 参考文献:

- [1] R Y Tsai, T S Huang. Estimating 3D parameter of a rigid planar patch [J]. IEEE TASSP, 1984, 32: 213- 220.
- [2] 李金宗, 王传起. 单二0组合检测技术的唯一性研究 [J]. 宇航学报, 1991, 4: 26- 31.
- [3] Jae2Ho Choi, A R Sarah. Thre2dimensional location estimation of tra2jectories of point targets using a projector2based transformation method [J]. Optical Engineering, 1995, 34(3): 933- 939.
- [4] I S Reed. Optical moving target indication algorithm for optical image sequences [J]. IEEE TAEAS, 1990, 26(3): 434- 440.
- [5] Y Bamiv, O Kella. Dynamic programming solution for detecting dim moving targets part II: analysis [J]. IEEE TAEAS, 1987, 23(6): 776- 787.
- [6] S D Blostein, T S Huang. Detecting small, moving objects in image se2quences using se2quential hypothesis testing [J]. IEEE T2SP, 1991, 39(7): 1611- 1629.
- [7] S L Wang, X S Zheng. Detection of moving point targets with neural networks [A]. IJCNN [C]. Beijing, 1992. 53- 61.
- [8] J F Rivest, R Fortin. Detection of dim targets in digital infrared imagery by morphological image processing [J]. Optical Engineering, 1996, 35(7): 1886- 1893.
- [9] M S Dennis, I E Abdou, R E Warren. Optimum detection of small ta2gets in a cluttered background [J]. Optical Engineering, 1998, 37(1): 83- 92.
- [10] R N Strickland, D M Zoucha. Object detection using subband decompo2sition [J]. Optical Engineering, 1998, 37(1): 320- 330.
- [11] 李宁宁. 低分辨率图像序列少像元目标检测技术的研究 [D]. 硕士学位论文, 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 1995. 39- 46.
- [12] 李金宗, 李宁宁. CN 序列的抑制技术 [J]. 电子学报, 1996, 24(10): 14- 19.
- [13] 李金宗, 魏祥泉, 李宁宁, 王松. UCN 序列的抑制技术 [J]. 电子学报, 2003, 31(7).
- [14] 李金宗, 李宁宁. 图像积累与自适应门限检测技术的研究 [J]. 电子学报, 1997, 25(1): 77- 79.
- [15] N C Mohanty. Computer tracking of moving point targets in space [J]. IEEE T2PAMI, 1981, 5(3): 606- 611.
- [16] 李金宗. 模式识别导论 [M]. 高等教育出版社, 1994. 117- 121.
- [17] Ren2Jean Liou, R A Maimood. Dim target detection using high order correlation method [J]. IEEE TAEAS, 1993, 29(3): 841- 856.
- [18] P L Chu. Optimal projection for multidimensional signal detection [J]. IEEE T2ASSP, 1988, 36(5): 775- 786.

## 作者简介

李金宗 男, 1940 年出生于安徽砀山, 教授, 博士生导师, 1964 年毕业于哈尔滨工业大学无线电工程系, 1985 31 - 1987 131 在原西德研究图像序列分析技术, 回国后研究 D3S 技术的理论和应用, 其中涉及信号检测理论、图像处理和系列图像分析、模式识别、精密制导和寻的跟踪、三维视觉和空间交会对接等领域, 已完成六项部级专家会议鉴定, 出版专著/模式识别导论0/离散正交变换导论0与/空间交会对接技术0等三部, 在国内外刊物和学术会议上发表论文 60 余篇。