

一种自适应航迹关联算法

刘 颖, 陈世友, 汪学东, 张必银

(武汉数字工程研究所, 湖北武汉 430074)

摘 要: 航迹关联算法应当具备自动调整控制参数的能力, 以适应复杂多变、特性未知的航迹数据. 本文提出了局部航迹关联不确定度的概念, 给出了两种局部航迹关联不确定度的定义, 在传统序贯统计航迹关联算法的基础上提出了一种自适应航迹关联方法, 包括一种抗系统误差的新相似度计算方法、航迹关联序贯长度的自适应调整方法以及航迹关联门限的自适应调整方法. 仿真实验表明, 采用新算法后, 系统误差在一定条件下对相似度的影响较小, 序贯长度和关联门限的取值范围均能自适应地调整, 正确地匹配目标间距和探测误差的变化, 有效地提高复杂情况下的航迹关联正确率.

关键词: 航迹关联; 不确定度评定; 自适应; 系统误差; 参数优化

中图分类号: TP202 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2013) 12-2416-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2013.12.015

An Adaptive Track Correlation Algorithm

LIU Hao, CHEN Shi-you, WANG Xue-dong, ZHANG Bi-yin

(Wuhan Digital Engineering Institute, Wuhan, Hubei 430074, China)

Abstract: The track correlation algorithm should be able to adjust its control parameter to adapt the complicated and changing track data with unknown system error and other unknown features. The concept of the local track correlation uncertainty was proposed in this paper, two types of local track correlation uncertainty was defined and an adaptive track correlation algorithm was proposed based on traditional sequential track correlation algorithm, which included a new anti-system-error method of calculating correlation probability, a method to adaptively adjust the length of sequence according to the first local track correlation uncertainty, and a method to adaptively adjust correlation threshold according to the second local track correlation uncertainty. The simulation results show that with the new algorithm, the system error has little effect on the correlation probability under certain conditions, the sequence length the range of correlation threshold can be adaptively adjusted according to the change of average distance of targets and random error of sensors, and the correct correlation rate can be effectively improved in complicated conditions.

Key words: track correlation; uncertainty evaluation; self-adapting; systematic error; parameter optimization

1 引言

复杂多变的战场环境, 如未知的传感器误差, 电磁干扰与环境杂波^[1], 时刻变化的目标分布与机动状态, 性能波动的通讯网络等, 使得信息在收集和传播过程中引入了极大的不确定性, 并且其不确定性随时间变化、变化机理也难以描述. 何友等对局部节点相关情况下的序贯法检验统计量的计算, 以及检验的接受域与拒绝域等进行了深入的研究, 提供了一种可以用于较高不确定性信息关联的方法^[2,3]. 由于缺少根据战场条件的变化自适应地调整算法参数的理论, 这种方法的自适应性还不够.

近来, 自适应数据关联算法的研究逐渐增多^[4-7], 其中文献[4,5]试图建立和求解自适应的最优化问题模型, 文献[6]尝试采用搜索算法自适应地求解关联问题, 文献[7]在 H. Leung 等人研究的基础上, 基于信息的不确定性表示, 深入探讨了利用熵准则进行自适应的信息关联和融合的方法, 这些方法都有一定的自适应能力, 但也引入了新的问题, 如问题模型复杂不易求解, 搜索算法难以控制效率, 源信息的不确定性难以度量等. 陈世友等提出了航迹关联不确定度^[8]的概念, 可以从某个角度评价对关联结果的把握程度, 但对算法参数与不确定性之间的关系考虑较少, 没有考虑不同区域战场环境的不一致性, 难以直接用于关联算法的参数优化.

本文提出了关联算法的泛函模型和局部航迹关联不确定度的概念,以信息熵为基础建立了航迹关联不确定度的评定模型.在传统序贯统计关联算法的基础上,改进了相似度计算方法,增加反馈回路,使得新算法能在一定条件下减弱系统误差的影响,能根据不确定度的评定结果自适应地调整序贯长度与关联门限,形成了一种自适应航迹关联算法.

2 局部航迹关联不确定度

2.1 局部航迹关联不确定度

定义 1 在航迹关联问题空间中,选取观测条件和传播过程基本一致的子空间,其关联结果的不确定程度称为局部航迹关联不确定度.

局部航迹关联不确定度的大小主要与关联算法有关.在 Llinas 等人对 Correlation 工程^[9]的研究中,将数据关联分为假设生成、假设评估与假设选择等三部分,其中假设生成确定参与关联的航迹集合,假设评估是由关联算法对观测数据进行分析,形成问题空间上的一个函数,假设选择则是关联算法根据这个函数确定分配结果,形成问题空间到解空间的映射.

定义 2 假设信源 A 上报的航迹集合记为 $X = \{x_i\}_{i=1..m}$,信源 B 上报的航迹集合记为 $Y = \{y_i\}_{i=1..n}$,称 $X \times Y$ 为问题空间,关联算法对源信息进行分析计算,得到问题空间上的一种指标分布函数:

$$f: X \times Y \rightarrow \mathbf{R}^+$$

称为关联算法的分辨函数,其中 \mathbf{R}^+ 表示非负实数集,称 $[f(x_i, y_j)]_{m \times n}$ 为关联矩阵,记此矩阵的行数和列数组成的二元数为 $Q = (m, n)$,称为问题空间大小,根据关联矩阵进行决策,得到问题空间上的一个 0-1 分布函数

$$g: X \times Y \times F \rightarrow B$$

称为关联算法的决策函数,其中 F 是 $\{f|f: X \times Y \rightarrow \mathbf{R}^+\}$ 上的赋范线性空间,称为分辨函数空间, $B = \{0, 1\}$.

那么,关联结果的不确定性主要来源有:分辨函数对源信息的分辨力不足和决策过程的考虑不周,称前者的不确定程度为第一种局部航迹关联不确定度,文中简称为第一种不确定度,称后者的为第二种局部航迹关联不确定度,简称为第二种不确定度.

2.2 第一种局部航迹关联不确定度

第一种不确定度是分辨函数空间上的非负泛函,记为

$$U_1: F \rightarrow \mathbf{R}^+$$

其中 F 是分辨函数空间.分辨的目的是通过指标值区分各种假设的好坏,那么可以用指标分布的混乱程度描述它的分辨力.当指标函数是概率分布函数时,很自

然地用 Shannon 熵度量其混乱程度.事件 A_{ij} 表示 x_i 与 y_j 是同一个目标,假设 A_{ij} 之间相互独立,那么由乘法原则可导出联合分布,不失一般性假设 $n \leq m$,有

$$\bar{f}(A_{k_1} A_{k_2} \cdots A_{k_n}) = f(A_{k_1}) f(A_{k_2}) \cdots f(A_{k_n})$$

其中序列 $k_1, k_2 \cdots k_n$ 是 $\{1, 2, \dots, m\}$ 中任选 n 个数的排列,记 $\bar{f}(A_{k_1} A_{k_2} \cdots A_{k_n})$ 为 $\bar{f}_{k_1 k_2 \cdots k_n}$,那么第一种局部航迹关联不确定度为:

$$U_1(f) = -c \sum_{\substack{\forall k_1 k_2 \cdots k_n \in \{1, 2, \dots, m\} \\ k_i \in \{1, 2, \dots, m\}, \forall i \neq j, k_i \neq k_j}} \bar{f}_{k_1 k_2 \cdots k_n} \log_b(\bar{f}_{k_1 k_2 \cdots k_n}) \quad (1)$$

其中 b, c 为正常数.

2.3 第二种局部航迹关联不确定度

第二种不确定度包含决策结果本身的不确定度与风险大小.关于前者,注意到决策函数 g 也可看作属于分辨函数空间 F ,可用第一种不确定度度量其大小.至于后者,将决策结果看做一个概率分布,那么这个分布与关联矩阵的导出分布之间的差异越大,决策的失真程度越高,风险也越高,可以用概率分布函数的距离^[10]来度量这个差异.

F 是有限集上的非负函数空间,按通常的方式定义线性运算,常见的范数定义如

$$\|f\| = \left(\sum_{\substack{\forall i \in \{1, \dots, n\}, j \in \{1, \dots, m\}}} f(A_{ij})^p \right)^{\frac{1}{p}}$$

$$\text{或} \|f\| = \sup_{\substack{\forall i \in \{1, \dots, n\}, j \in \{1, \dots, m\}}} f(A_{ij})$$

此外, Kullback-Leibler 相对熵^[11]也很有意义,能够在某种程度上刻画两个分布之间的差异,并带有信息熵的内涵,但缺少对称性,不完全满足距离的定义.

那么,第二种不确定度可表示为

$$U_2(f, g) = dU_1(g) + e\|g - f\| \quad (2)$$

其中, d, e 是正常数, e 是风险惩罚系数,控制决策风险的比重.

2.4 关联算法的自适应方法

由前文可知,关联算法的参数自适应问题可以转化为一个泛函极值问题.假设分辨函数的参数集为 Θ_f , 决策函数的参数集为 Θ_g , 局部航迹关联不确定度为 U , 由式(2)得

$$U = U_1(f) + dU_1(g) + e\|g - f\| \quad (3)$$

选定了分辨方法和决策方法后, U 可表示为相应的算法参数的函数:

$$U = U(\Theta_f, \Theta_g)$$

问题变成了在参数定义范围内,求 Θ_f, Θ_g 使得 U 最小.

分辨和决策相对独立,因此可以依次考虑 Θ_f 和 Θ_g 的优化,首先确定 Θ_f 使得 U_1 的取值最小,再确定 Θ_g 使得 U_2 的取值最小,将二元泛函极值问题简化为两个一元泛函极值问题.

3 一种自适应航迹关联算法

何友等基于统计理论提出的序贯航迹关联算法^[12]是一种针对密集目标的关联方法. 该方法的性能主要与序贯长度和关联门限有关, 不同的传感器探测性能、不同的目标间距, 其适合的序贯长度和关联门限应当不同, 但未见相关研究成果. 此外, 特别是序贯长度比较长的情况下, 该算法对系统误差比较敏感.

3.1 一种抗系统误差的相似度计算方法

这里主要考虑位置上的系统误差, 假设在问题空间的局部时间片段内, 信源 A 相对于信源 B 存在常值系统误差. 为便于陈述, 参考文献[12], 假设送至融合中心的航迹都在相同的坐标系里, 并且信源 A 与信源 B 同步采样, 它们的观测矢量量纲相同, 维数同为 n_θ . 这样, 在 l 时刻, 信源 A 的方差矩阵记为 $\mathbf{R}_{A,l}$, 它的航迹 i 的位置观测矢量记为 $\boldsymbol{\theta}_{A_i,l}$. 类似的, 信源 B 的方差矩阵记为 $\mathbf{R}_{B,l}$, 位置观测矢量记为 $\boldsymbol{\theta}_{B_j,l}$. 这两条航迹间的统计距离记为 $d_{AB_j,l}$, 则

$$d_{AB_j,l}^2 = (\boldsymbol{\theta}_{A_i,l} - \boldsymbol{\theta}_{B_j,l})^T (\mathbf{R}_{A,l} + \mathbf{R}_{B,l})^{-1} (\boldsymbol{\theta}_{A_i,l} - \boldsymbol{\theta}_{B_j,l})$$

假设 $\mathbf{R}_l = \mathbf{R}_{A,l} + \mathbf{R}_{B,l}$, 则由 \mathbf{R}_l 是实对称正定阵, 相似于单位阵, 可令 $\mathbf{R}_l = \mathbf{V}_l \mathbf{V}_l^T$, 有

$$d_{AB_j,l}^2 = (\mathbf{V}_l^{-1} (\boldsymbol{\theta}_{A_i,l} - \boldsymbol{\theta}_{B_j,l}))^T \mathbf{V}_l^{-1} (\boldsymbol{\theta}_{A_i,l} - \boldsymbol{\theta}_{B_j,l})$$

统计偏差矢量定义为下式:

$$\Delta \boldsymbol{\theta}_{AB_j,l} = \mathbf{V}_l^{-1} (\boldsymbol{\theta}_{A_i,l} - \boldsymbol{\theta}_{B_j,l}) \quad (4)$$

假设 $\boldsymbol{\theta}_{A_i,l}$ 与 $\boldsymbol{\theta}_{B_j,l}$ 服从正态分布, 若这两条航迹来自同一个目标, 不考虑它们的相关性, 在没有系统误差的情况下, $\Delta \boldsymbol{\theta}_{AB_j,l}$ 应近似服从标准正态分布.

在问题空间中, l 时刻信源 A 相对于信源 B 的系统误差近似为常值, 表示为统计偏差矢量 $\Delta \boldsymbol{\theta}_{AB,l}$, 假设信源 A 的航迹 i 与信源 B 的航迹 j 来自同一个目标, 那么

$$\Delta \boldsymbol{\theta}_{AB,l} = E(\mathbf{V}_l^{-1} (\boldsymbol{\theta}_{A_i,l} - \boldsymbol{\theta}_{B_j,l})) \quad (5)$$

同时注意到对信源 A 和信源 B 的航迹编号不影响关联结果, 总存在一套编号使得信源 A 的航迹 i 与信源 B 的航迹 j 恰好来自同一个目标, 那么

$$\Delta \boldsymbol{\theta}_{AB,l} = E(\Delta \boldsymbol{\theta}_{AB_i,l}) = E(\mathbf{V}_l^{-1} (\boldsymbol{\theta}_{A_i,l} - \boldsymbol{\theta}_{B_i,l}))$$

这时, 有

$$E(\Delta \boldsymbol{\theta}_{AB_j,l} - \Delta \boldsymbol{\theta}_{AB,l}) = -E(\Delta \boldsymbol{\theta}_{AB_i,l} - \Delta \boldsymbol{\theta}_{AB,l})$$

因此

$$2\Delta \boldsymbol{\theta}_{AB,l} = E(\Delta \boldsymbol{\theta}_{AB_i,l} + \Delta \boldsymbol{\theta}_{AB_j,l})$$

如果信源 A 与信源 B 同时观测同一群目标, 并且没有虚情或漏情, 记目标数为 L , 由对称性, 有

$$\Delta \boldsymbol{\theta}_{AB,l} = \frac{\sum_{i=1..L, j=1..L} E(\Delta \boldsymbol{\theta}_{AB_j,l})}{L^2} \quad (6)$$

估计出 $\Delta \boldsymbol{\theta}_{AB,l}$ 后, 对统计偏差矢量进行修正, 修正后应近似服从标准正态分布. 记 l 时刻信源 A 的航迹 i 与信源 B 的航迹 j 的相似度为 $p_{ij,l}$, 则

$$p_{ij,l} = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n_\theta}{2}}} e^{-\frac{(\Delta \boldsymbol{\theta}_{AB_i,l} - \Delta \boldsymbol{\theta}_{AB,l})^T (\Delta \boldsymbol{\theta}_{AB_i,l} - \Delta \boldsymbol{\theta}_{AB,l})}{2}}$$

修正后, 从 l_1 到 l_N 时刻, 长度为 N 的序贯法检验统计量为

$$\rho_{ij}(N) = \sum_{k=1}^N (\Delta \boldsymbol{\theta}_{AB_j,k} - \Delta \boldsymbol{\theta}_{AB,l})^T (\Delta \boldsymbol{\theta}_{AB_j,k} - \Delta \boldsymbol{\theta}_{AB,l})$$

假设每一条航迹为独立随机序列, 则 $\rho_{ij}(N)$ 近似服从自由度为 Nn_θ 的卡方分布, 记其相似度为 $p_{ij}(N)$, 则

$$p_{ij}(N) = \frac{\rho_{ij}(N)^{\frac{(Nn_\theta-2)}{2}} e^{-\frac{\rho_{ij}(N)}{2}}}{2^{\frac{Nn_\theta}{2}} \Gamma(Nn_\theta/2)} \quad (7)$$

其中, $\Gamma(\cdot)$ 是 Gamma 函数. 实际上, 信源 A 与信源 B 的航迹之间可能存在相关性, 每条航迹的过程噪声也不是平稳的, 近似使用估计出的 $\mathbf{R}_{A,l}$ 与 $\mathbf{R}_{B,l}$ (如信源的标称 RMS) 计算相似度, 可能导致计算结果比理论值偏小或偏大, 从而使导出分布存在一定程度的失真, 需要合理设置关联门限, 在第 3.3 节中将讨论门限的自适应问题.

注意, 如果存在虚情或漏情, 两信源的上报航迹数不同, 则先不修正序贯法检验统计量:

$$\rho_{ij}(N) = \sum_{k=1}^N \Delta \boldsymbol{\theta}_{AB_i^T,l} \Delta \boldsymbol{\theta}_{AB_j,l}$$

按式(7)计算相似度, 形成相似度矩阵, 考虑分群后同一个问题空间内的航迹有一定的相似度门限, 采用消去最小行或列的方法得到子方阵如图 1.

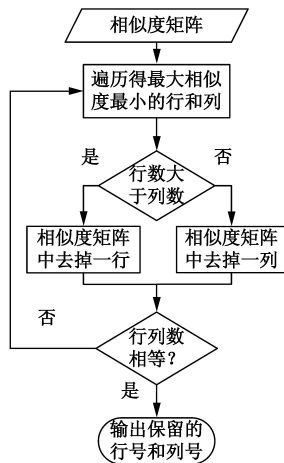


图1 消去法流程图

一般情况下可以得到一个无虚漏情的子问题空间. 然后, 利用保留的行和列, 按照式(6)算出修正量, 对所有的序贯法检验统计量进行修正, 代入式(7)重新计算相似度矩阵. 当然在某些特殊情况下, 仍然无法得

到 $\Delta\theta_{AB,l}$ 的无偏估计.

3.2 序贯长度的自适应方法

假设子问题空间大小为 $Q = (m, n)$, 不失一般性假设 $n \leq m$, 利用第 3.1 节提出的方法计算相似度, 假设关联矩阵可表示为

$$P = [p_{ij}]_{i=1..m, j=1..n}$$

首先从关联矩阵导出联合分布, 联合事件 $A_{k_1 k_2 \dots k_n} = A_{k_1} A_{k_2} \dots A_{k_{n-1} n} A_{k_n}$, 其中序列 $k_1, k_2 \dots k_n$ 是 $\{1, 2 \dots m\}$ 中任选 n 个数的排列, 表示问题空间的一个解, 该事件的概率为 $p(A_{k_1 k_2 \dots k_n}) = p_{k_1} p_{k_2} \dots p_{k_n}$

计算出所有排列的概率, 并归一化, 得到联合分布. 归一化后的联合事件 $A_{k_1 k_2 \dots k_n}$ 概率为 $p_{k_1 k_2 \dots k_n}$.

然后计算该分布的熵, 此处取 $c = 1, b = P_m^n$, 将第一种不确定度按问题空间大小归一化, 那么

$$U_1(N) = - \sum_{\substack{\forall k_1 k_2 \dots k_n \in \{1, 2, \dots, m\} \\ k_i \in \{1, 2, \dots, m\}, \forall i \neq j, k_i \neq k_j}} p_{k_1 k_2 \dots k_n}(N) \log p_{k_1 k_2 \dots k_n}(N) \quad (8)$$

根据熵的性质, 第一种不确定度有如下性质:

- (1) 当且仅当关联结果唯一确定时, 不确定度为 0;
- (2) 当且仅当每种关联结果的概率相等时, 不确定度为 1;
- (3) $U_1(N) \geq 0$ 且 $U_1(N) \leq 1$.

由式(8)可知, U_1 仅有 N 一个参数. 因此, 假设序贯长度 $N_1 \leq N \leq N_2$, 不确定度门限为 U_1^0 , 可采用双向极值搜索算法确定序贯长度:

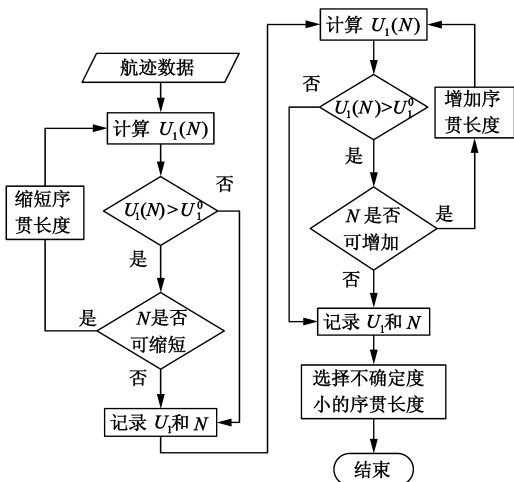


图2 序贯长度搜索算法流程图

门限 U_1^0 一般取为 0.3, 可根据应用要求和用户经验设定.

3.3 关联门限的自适应方法

假设关联矩阵的导出分布为 F , 关联门限为 p_0 , 决策函数 g 可表示为

$$g(F) = \begin{cases} 1, & F(A_{k_1 k_2 \dots k_n}) > p_0 \\ 0, & \text{其它} \end{cases}$$

决策后的分布记为 F' , 那么由式(2)得, 第二种不确定度为

$$U_2 = dU_1(F') + e \|F' - F\|$$

$U_1(F')$ 越大表示决策结果越不确定, $\|F' - F\|$ 越大表示决策风险越大. 第一种不确定度比较大时, 关联问题比较难解, 难以得出结论, 应控制决策风险; 反之, 第一种不确定度比较小时, 关联问题比较容易解, 应得出比较确定的结论. 例如, 第一种不确定度按式(8)定义,

$$\|F - F'\| = \frac{\sqrt{2}}{2} \sqrt{\sum_{\substack{\forall k_1 k_2 \dots k_n \in \{1, 2, \dots, m\} \\ \forall i \in \{1, 2, \dots, m\}, \forall i \neq j, k_i \neq k_j}} (F'(A_{k_1 k_2 \dots k_n}) - F(A_{k_1 k_2 \dots k_n}))^2}$$

则第二种不确定度是关于导出联合分布的分段常值函数. 假设导出联合分布的概率可排列为

$$p_1 = \dots = p_{i_1} < p_{i_2} = \dots < p_{i_M} = \dots = p_{p_m^n}$$

那么可将门限划分为 $[0, p_{i_1}), [p_{i_1}, p_{i_2}) \dots [p_{i_{M-1}}, p_{i_M}), [p_{i_M}, 1]$, 共 $i_M + 1$ 个区间, 每个区间上 U_2 为常值, 选择 U_2 最小的门限区间作为当前最优门限区间.

4 仿真实验

仿真中, 以 2 部雷达对目标进行跟踪. 雷达探测距离、方位, 且这两个分量上误差独立, 误差模型为:

$$e_m(t) = e_s + e_c \cdot \sin(\beta(t) + \beta_0) + e_r(t)$$

其中, e_s 为常值系统误差, e_c 为周期性系统误差的幅度, $\beta(t)$ 表示探测方位, β_0 为周期性系统误差的初始相位, $e_r(t)$ 为随机误差. 雷达在航迹起始后, 经过点航关联、匀速直线模型扩展卡尔曼滤波后输出航迹点. 融合中心设在坐标原点, 所有航迹统一转至融合中心进行融合.

在以下仿真试验中如无说明, 两雷达的距离分量的 e_s 取 0 m, e_c 取 20 m, $e_r(t)$ 的标准差取 100 m, β_0 取 0° , 方位分量的 e_c 取 0.1° , β_0 取 0° , $e_r(t)$ 的标准差取 0.2° .

4.1 不同系统误差下的相似度

在实验中, 雷达及目标的分布如图 3 所示, 方形表示雷达, 三角形表示目标. 2 部雷达跟踪 4 组目标, 雷达位于 x 轴上, 以原点为中心对称分布, 相距 20km, 4 组目标按 x 轴正负和 y 轴正负向依次编为 1~4 号, 每组有 10

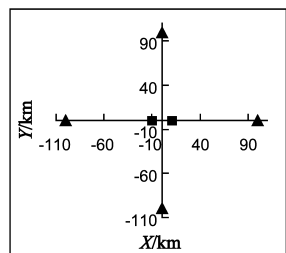


图3 雷达及目标分布示意图

个目标, 目标距离原点约 100km, 间距约 1.5km. 每次试验, x 轴左侧的雷达探测每组目标时产生一个随机的漏情.

左侧雷达方位分量的 e_s 分别取 0.1° 、 0.2° 、 0.3° 、 0.4° 、 0.5° 和 0.6° ， $e_r(t)$ 的标准差取 0.2° ，序贯长度固定为 3，按 3.1 节中的方法计算相似度，进行了 300 次蒙特卡洛试验，分别统计正确关联对的相似度和错误关联对的最大相似度的均值，结果见表 1，可以看到，当漏情率和系统误差在一定范围内时，该方法抗系统误差的能力较强。随着常值系统误差的增大，正确关联对的相似度均值比较稳定，且始终大于错误关联对的最大相似度均值。

表 1 不同系统误差的相似度均值表

误差	0.1°	0.2°	0.3°	0.4°	0.5°	0.6°
错误对	0.002	0.002	0.006	0.024	0.018	0.030
正确对	0.100	0.095	0.092	0.071	0.076	0.070

4.2 序贯长度与门限区间的自适应

如图 4 所示，雷达位置同第 4.1 节，两目标在 y 轴正向，距 x 轴约 100km，自下向上运动，初始距离约 1.5km，从交汇到分离经过 100 个周期，分离后仍间距 1.5km。探测过程中，左侧雷达方位分量的 e_s 取 0.2° 。

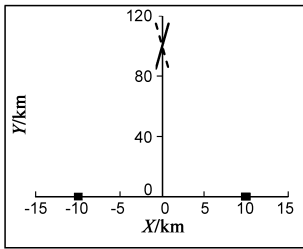


图 4 雷达及目标轨迹示意图

搜索门限 0.3 不变，序贯长度的初值是 3，在 3 到 24 之间变化，共进行 300 次蒙特卡洛仿真试验，结果见图 5、图 6：

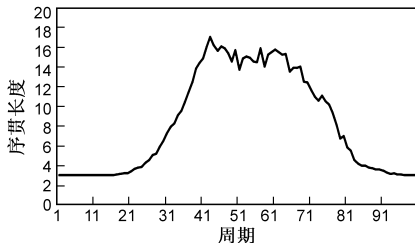


图 5 平均序贯长度-周期图

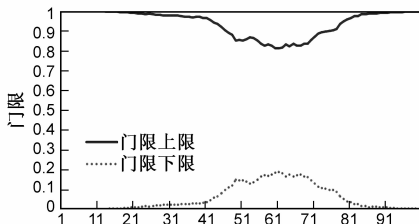


图 6 平均门限区间-周期图

可以看到，前 50 个周期，随着两个目标的接近而逐渐增大，目标越来越难以分辨，决策风险变大，算法自动增加序贯长度，提高分辨能力，同时缩小门限的取值范围，降低决策风险；后 50 个周期随着两个目标的分离，目标逐渐变得容易区分，算法自动缩小序贯长度，降低分辨力，同时决策风险逐渐降低，算法自适应地扩大门限的取值范围。如图 7 所示，在目标交叉过程中，序贯长度 3、门限 0.6 的传统序贯统计航迹关联算法的关联正确率始终低于本文算法。

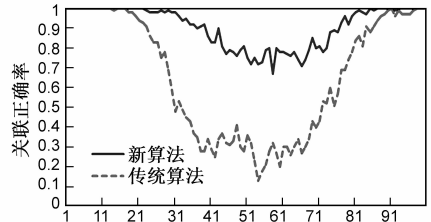


图 7 关联正确率-周期图

5 结论

本文将关联算法抽象为分辨函数与决策函数，分别定义其评价指标——第一种局部航迹关联不确定度和第二种局部航迹关联不确定度，并给出了它们的评定方法和前面两个函数的参数优化方法。在传统序贯统计航迹关联算法的基础上，应用这种参数优化方法，设计了一种根据局部关联不确定度的评定结果自适应地调整航迹关联参数的方法，从而实现了一种自适应航迹关联算法。仿真实验表明，当漏情率和系统误差在一定范围内时，在战场目标密度未知、传感器误差特性变化的情况下，该算法可以自动地调整序贯长度和关联门限，正确地调节分辨函数的分辨力、控制决策函数的风险水平，始终保持较高的关联正确率。

参考文献

[1] 连峰, 韩崇昭, 刘伟峰. 未知杂波环境下的多目标跟踪算法[J]. 自动化学报, 2009, 35(7): 851 - 858.
Lian F, Han C Z, Liu W F. Multitarget tracking algorithm in unknown clutter[J]. Acta Automatica Sinica, 2009, 35(7): 851 - 858. (in Chinese)

[2] 何友, 陆大■, 彭应宁, 高志永. 多传感器数据融合系统中的两种新的航迹关联算法[J]. 电子学报, 1997, 25(9): 10 - 14.
He Y, Lu D J, Peng Y N, Gao Z Y. Two new track correlation algorithms in a multisensor data fusion system[J]. Acta Electronica Sinica, 1997, 25(9): 10 - 14. (in Chinese)

[3] 何友, 彭应宁, 陆大■. 多目标多传感器模糊双门限航迹相关算法[J]. 电子学报, 1998, 26(3): 15 - 19.
He Y, Peng Y N, Lu D J. Fuzzy track correlation algorithms for

- multitarget and multisensor tracking[J]. Acta Electronica Sinica, 1998, 26(3): 15 – 19. (in Chinese)
- [4] 王增福, 潘泉, 梁彦. 一种基于自适应杂波密度模型的 OTHR Viterbi 数据关联跟踪算法[J]. 系统科学与数学, 2010, 30(6): 752 – 760.
Wang Z F, Pan Q, Liang Y. A viterbi data association algorithm based on adaptive clutter density model for OTHR[J]. Journal of Systems Science and Mathematical Science Chinese Series, 2010, 30(6): 752 – 760. (in Chinese)
- [5] 朱力立, 张焕春, 经亚枝. 一种基于模糊自适应 GA 的广义 S 维分配算法[J]. 模式识别与人工智能, 2004, 17(1): 82 – 86.
Zhu L L, Zhang H C, Jing Y Z. A generalized S – D assignment algorithm based on a fuzzy adaptive GA [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2004, 17(1): 82 – 86. (in Chinese)
- [6] Pulford W G. Data fusion of multi-radar system by using genetic algorithm[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2002, 38(2): 601 – 611.
- [7] 尹国成, 张德干, 朱红艳, 赵海. 基于熵模型的自适应信息融合方法[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2002, 23(3): 232 – 235.
Yin G C, Zhang D G, Zhu H Y, Zhao Hai. Adaptive fusion approach based on entropy model[J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2002, 23(3): 232 – 235. (in Chinese)
- [8] 陈世友, 肖厚, 刘颢. 航迹关联不确定度的表示[J]. 电子学报, 2011, 39(7): 1589 – 1593.
Chen S Y, Xiao H, Liu H. Expression of track correlation uncertainty[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(7): 1589 – 1593. (in Chinese)
- [9] David L Hall, James Llinas, et al. Handbook of Multisensor Data Fusion[M]. New York: CRC Press, 2001: 372 – 390.
- [10] Li X R, Duan Z S. Comprehensive evaluation of decision performance[A]. Proceedings of the 11th International Conference on Information Fusion[C]. Cologne: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc, 2008. 1 – 8.
- [11] Thomas M Cover, Joy A Thomsa. Elements of Information Theory Second Edition[M]. Hoboken: John Wiley & Sons Inc, 2006. 19 – 22.
- [12] 何友, 王国宏, 等. 多传感器信息融合及应用[M]. 第二版. 北京: 电子工业出版社, 2007: 116 – 118.
He Y, Wang G H, et al. Multisensor Information Fusion With Application[M]. Second Edition. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2007. 116 – 118. (in Chinese)

作者简介

刘 颢 男, 1983 年生于湖北钟祥, 工程师, 主要研究方向为信息融合技术, 偏微分方程
sjupiter83@gmail.com

陈世友 男, 1972 年生于河南潢川, 研究员, 主要研究方向为信息融合技术, 信息系统技术, 自动控制技术
chen.shiyou@163.com

汪学东 男, 1969 年生于湖北远安, 高级工程师, 主要研究方向为多传感器数据融合, 综合电子信息系统

张必银 男, 1977 年生于湖北随州, 高级工程师, 主要研究方向为图像处理, 目标检测与跟踪, 信息融合技术