

文章编号:1006-2467(2019)09-1091-09

DOI: 10.16183/j.cnki.jsjtu.2019.09.011

基于支持向量机的雷达电子支援措施系统 点迹-航迹关联算法

王江卓¹, 徐文聪¹, 李建勋¹, 贺丰收², 曹兰英², 缪礼锋²

(1. 上海交通大学 自动化系, 上海 200240; 2. 中航工业雷华电子技术研究所, 江苏 无锡 214063)

摘要: 概率数据关联是多源信息融合算法中的关键问题, 本文主要对基于雷达和电子支援措施 (ESM) 双传感器融合的数据关联问题展开研究. 由于雷达和 ESM 传感器方位角数据分布近似相同, 可以通过对 ESM 数据的分析得到判别函数, 使用相应的判决规则对点迹和航迹进行关联, 这本质上可以看作是一个模式识别问题. 本文考虑到支持向量机 (SVM) 模型在模式分类中的良好表现, 建立了基于 SVM 的雷达 ESM 系统的点迹-航迹关联模型, 使用 ESM 传感器航迹数据训练 SVM 模型, 对雷达点迹数据进行分类, 获得关联结果. 最终模拟结果表明: 与经典的多假设跟踪算法相比, 所提出的算法可有效提高关联准确率.

关键词: 雷达; 电子支援措施 (ESM); 航迹关联; 支持向量机 (SVM)

中图分类号: TP 301

文献标志码: A

Dot-Track Association Algorithm for Radar Electronic Support Measurement Systems Based on Support Vector Machine

WANG Jiangzhuo¹, XU Wencong¹, LI Jianxun¹

HE Fengshou², CAO Lanying², MIAO Lifeng²

(1. Department of Automation, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China;

2. AVIC Leihua Electronic Technology Research Institute, Wuxi 214063, Jiangsu, China)

Abstract: Probabilistic data association is an important issue in multi-source information fusion algorithms. The data association problem based on radar and electronic support measurement (ESM) sensors is mainly discussed in this paper. As the azimuthal data of radar and ESM sensors have approximately the same distribution, the discriminant function can be obtained through the analysis of ESM data, and the corresponding decision rules can be used to associate the dots and tracks. The association issue can be essentially regarded as a pattern recognition problem. In this paper, considering the good performance of support vector machine (SVM) in pattern classification, we establish a dotting and tracking association model for radar ESM systems based on SVM algorithm. We train the SVM model with ESM data, and classify the radar data to acquire association result. Finally, the simulation results show that the association accuracy can be effectively improved compared with the classical multiple hypothesis tracking algorithm.

收稿日期: 2017-12-06

基金项目: 装备预研领域基金项目 (61404130103), 2015 中航工业产学研专项, 国家自然科学基金 (61673265), 国家重点基础研究发展计划 (6133190302) 资助项目

作者简介: 王江卓 (1993-), 男, 河北省石家庄市人, 硕士生, 主要研究方向为模式识别与智能系统.

通信作者: 李建勋, 男, 教授, 博士生导师, 电话 (Tel.): 021-34204305; E-mail: lijx@sjtu.edu.cn.

Key words: radar; electronic support measurement (ESM); tracking association; support vector machine (SVM)

航迹关联作为多目标跟踪的关键技术,广泛应用于雷达数据处理、视频跟踪等军民领域^[1-2]. 点迹-航迹关联算法是为了确定检测的点迹是航迹的最新量测点还是一个新航迹的起始,或者是受杂波或干扰影响的虚假量测点,主要用于对航迹进行保持跟踪和对原有状态进行实时更新. 点迹-航迹关联主要是为了进行航迹估计融合而提供依据^[3].

在雷达数据处理领域,多个典型的多目标关联算法被先后提出. 1971 年, Singer 和 Stein^[4] 最早提出了最近邻域关联滤波(Nearest Neighbor Correlation Filter, NNCF)算法,但是这种算法在杂波环境下正确关联率较低. 之后, Fortmann 和 Bar-Shalom 基于单目标跟踪的概率数据互联滤波(Probabilistic Data Association Filter, PDA)算法提出了联合概率数据互联滤波(Joint Probabilistic Data Association Filter, JPDAF)算法^[5-6],有效解决了杂波环境下的多目标航迹关联问题. 1979 年, Reid^[7] 提出了多假设跟踪(Multiple Hypothesis Tracking, MHT)算法,相比于基于 PDA 的算法, MHT 算法充分利用了假设信息,提高了航迹关联的可信度. 随后许多学者将 Mahler 提出的最优 Bayes 多目标滤波算法^[8]和概率假设密度(Probability Hypothesis Density, PHD)滤波思想^[9]应用到多目标数据关联中,提高了多目标关联精度.

然而由于单雷达传感器在处理航迹较为接近的情况时存在较大的误差,经常将单雷达数据与外部传感器信息综合分析进行航迹关联,而由于电子支援措施(Electronic Support Measurements, ESM)传感器(被动传感器)能够提供可以辨识多目标的方位角信息,通过两个传感器的信息融合,理论上可以提高雷达航迹关联的准确率,在多目标航迹较为接近或者有交叉的情况下可以获得较好的关联结果,所以目前研究较多的是基于雷达和 ESM 传感器的数据关联. 传统的数据关联融合一般基于 Kalman 滤波算法^[10],但是由于雷达和 ESM 传感器数据分布大致相同,而 ESM 传感器航迹数据含有目标特征信息,所以可以通过 ESM 航迹数据形成判别函数,采用一定的决策方式对雷达点迹数据进行判别,这本质上可以看作是一个模式识别问题. 许多学者在这方面进行了研究,1987 年, Trunk 和 Wilson^[11]提出了基于统计理论的关联算法,但是该方法计算

量比较大,1995 年,王国宏^[12]提出了用模糊综合相似度作为雷达和 ESM 相关判别函数的思想,减少了计算量,并讨论了雷达与 ESM 的相关多门限判决方法^[13-14]. 在最近的研究中,关欣等^[15-16]提出了基于区间重合度的雷达 ESM 航迹关联模型以及基于空间分布信息的雷达 ESM 航迹灰色关联算法,可以在时变系统误差下获得较好的关联结果.

但是上述算法中,都是基于传统的统计类方法对逐条航迹采用检验假设的思想进行关联决策,关联门限难以设定,并且提出的判别函数大多无法剔除传感器检测到的异常数据,其构造的模型会产生一些误差,对关联结果产生不利影响. 本文针对雷达 ESM 双传感器系统,考虑到支持向量机(Support Vector Machine, SVM)具有结构化风险最小、泛化能力强的特点,建立了基于 SVM 的点迹-航迹关联模型,使用 ESM 传感器航迹数据训练 SVM 模型,对雷达点迹数据进行分类,获得多目标点迹-航迹关联结果.

1 相关理论

1.1 雷达和 ESM 传感器

雷达是一种能够发射电磁能量,并收到从目标物体反射而来的反射波来确定目标方位信息的仪器. 一般来说,雷达作为一个测量传感器,可以对目标进行测向和测距,对于运动目标还可以根据多普勒频移测定其径向速度. 雷达传感器的优点是可以测量得到目标相对于传感器的径向距离(r)、方位角(β)以及俯仰角(ϵ)信息,在不考虑传感器测量误差的情况下可以准确得到目标的位置信息,但是雷达传感器也有其局限性,它无法获得检测目标的特征信息,对于相等距离的两个目标的雷达回波,抛开目标雷达散射截面(RCS)以及噪声的影响,理论上这两个回波在信号域应该是相同的,尤其当两个目标距离较近时,从雷达传感器本身出发,想分辨这两个目标是很困难的. 因此,在多目标检测中,我们可以从雷达传感器获得多目标点迹信息,但是无法准确区分各个目标,形成稳定航迹.

ESM 能搜索、截获、定位、识别与分析敌方电子设备辐射的电磁能量,并为实施电子对抗、电子反对抗、威胁告警、回避、目标截获和定位提供所需电子战信息的措施.

区别于雷达传感器,ESM 传感器只能获得目标与传感器之间的方位角(β')信息,而无法获得径向距离以及俯仰角,这也就意味着通过该传感器无法准确判断目标绝对位置.但是对于两个距离较近的运动目标,由于来自两个目标的电子侦察信号是不同的,而来自于同一目标的脉冲信号的频率、脉宽、幅度、重复间隔等参数随着目标的运动应该是不变或者是缓变的,ESM 传感器可以很好地区分两个目标(获得目标特征信息 L').所以,在多目标跟踪中我们可以从 ESM 传感器获得目标方位角航迹信息.正是因为航迹中所包含的前后点迹关联信息,虽然其测量误差大(一般为雷达测量参数方差的 3~5 倍),但依然有助于提高后续的融合算法性能,这也是本文研究的基础所在.

1.2 MHT 多假设跟踪算法

MHT 算法^[7]是目前基于滤波理论使用较多的多目标航迹关联算法,主要思想是利用多帧量测数据进行数据关联,通过延迟决策的策略改善单帧数据关联的模糊问题.它所完成的工作简单的说就是利用量测信息和目标运动信息,在每一帧多个量测的情况下,形成最合理的目标航迹.具体步骤为:

首先进行局部航迹关联,对已有航迹和这一帧的量测根据滤波模型进行残差及其协方差计算:

$$\bar{\mathbf{y}}'(k) = \mathbf{y}'(k) - \mathbf{H}\mathbf{x}'(k | k - 1) \tag{1}$$

$$\mathbf{S} = \mathbf{H}\mathbf{P}(k | k - 1)\mathbf{H}^T + \mathbf{R}(k) \tag{2}$$

式中: $\mathbf{y}'(k)$ 为测量值; \mathbf{H} 为系统观测矩阵; $\mathbf{x}'(k | k - 1)$ 为系统状态的一步预测值; \mathbf{S} 为该残差的协方差矩阵; $\mathbf{P}(k | k - 1)$ 为预测的协方差矩阵; $\mathbf{R}(k)$ 为观测的协方差矩阵.

然后计算马氏距离(Mahalanobis Distance) d , 并将 d^2 作为确定当前航迹与量测之间的关联:

$$C = d^2 = \bar{\mathbf{y}}'^T \mathbf{S}^{-1} \bar{\mathbf{y}}' \tag{3}$$

C 将会与 3 个阈值 $C_1 < C_2 < C_3$ 进行对比:① 如果 $C < C_1$,那么这个量测就属于这个航迹;② 如果 $C_1 < C < C_2$,那么这个量测可能属于这个航迹或不属于;③ 如果 $C_2 < C < C_3$,那么这个量测可能属于这个航迹或不属于或它是一个新航迹的初始量测;④ 如果 $C > C_3$,那么这个量测与当前航迹无关.

接着对所有可能的航迹和新生航迹进行分数计算:

$$L_k = \begin{cases} \ln \frac{P_D e^{\frac{d^2}{2}}}{\beta_{FA} (2\pi)^{\frac{M}{2}} \sqrt{|\mathbf{S}|}}, & \text{有量测被关联} \\ \ln \frac{1 - P_D}{1 - P_{FA}}, & \text{无量测被关联} \\ \ln \frac{\beta_N}{\beta_{FA}}, & \text{新生航迹} \end{cases} \tag{4}$$

式中: P_D 为检测概率; P_{FA} 为虚警概率; β_N 为新生目标的空间密度; β_{FA} 为杂波或虚警的空间密度; M 为空间维数.

然后进行航迹聚类,聚类的原则是将所有含有共同量测的航迹聚为一类.然后在每一类里面进行航迹假设,原则是每个假设的航迹之间不含有共同量测,并计算假设分数.

最后进行全局航迹概率分数计算,按照门限剔除全局概率较低的航迹:

$$P_G(T_c) = P_R \frac{\sum_{H_k: T_c \in H_k} e^{s_a(H_k)}}{\sum_{H_k} e^{s_a(H_k)}} \tag{5}$$

式中: T_c 为假设空间中的一个航迹; P_R 为航迹存在的先验概率; H_k 为算法中所有的航迹假设; $s_a(H_k)$ 为所有假设的航迹分数之和.这样就完成了在第 k 帧目标的航迹关联.

2 基于 SVM 的点迹-航迹关联算法

现今在战斗机航电系统中,雷达和 ESM 属于标准配置.由于雷达和 ESM 传感器面对的是空/面同一批目标,虽然两个传感器在角度信息测量方面精度(方差)不同,但对同一目标而言,其方位角测量数据分布基本一致;同时 ESM 传感器航迹数据含有目标特征信息,可以通过 ESM 航迹数据形成判别函数,采用一定的决策方式对雷达点迹数据进行判别,这样的关联模型本质上可以看作是模式识别问题.而考虑到 SVM 在模式分类中具有结构化风险最小、泛化能力强的特点,本文建立了基于 SVM 的点迹-航迹关联模型.

图 1 所示为雷达和 ESM 传感器在某种航迹运

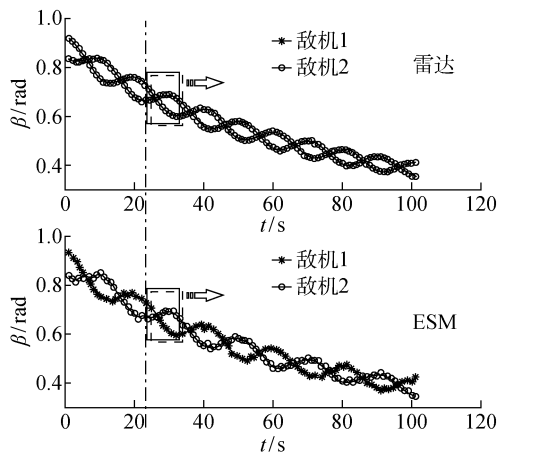


图 1 基于 SVM 的点迹航迹关联模型图示

Fig. 1 Diagrams of dotting and tracking association model based on SVM

行条件下测得的两个目标的方位角信息,其中雷达得到的是目标点迹信息,难于直接关联形成航迹;而 ESM 得到的是目标方位角的航迹信息.从图中可以看出两个传感器的角度测量数据分布基本一致,因此可以基于 ESM 的航迹信息对雷达测量点迹进行分类,等价于雷达点迹的数据关联功能,进而形成航迹,在此基础上完成雷达/ESM 的点迹/航迹融合.同时设定一个宽度(时间间隔)恒定的滑窗,随着新的传感器检测结果的获得逐渐右移,SVM 模型通过对滑窗内 ESM 数据的训练,得到两个目标方位角的大致分布,并且根据该模型获得雷达数据在当前时刻的关联结果,由雷达方位角的关联信息可以得到目标位置的关联结果,该算法也可以实现在线实时运算.

2.1 SVM 算法原理

SVM 算法^[17]是基于统计学习理论的一种机器学习方法,通过寻求结构化风险最小来提高学习机泛化能力,实现经验风险和置信范围的最小化,从而达到在统计样本较少的情况下,也能获得良好的统计规律,基本思想是寻找在最优分类面使正负类之间的分类间隔(Margin)最大.

设训练样本为 $(x_s, y_s), s = 1, 2, \dots, l, x \in \mathbf{R}^n, y \in \{1, -1\}, l$ 为样本数, n 为输入维数.当线性可分时,最优分类超平面为

$$wx + b = 0 \quad (6)$$

此时分类间隔为 $2/\|w\|$,显然当 $\|w\|$ 值最小的时候,分类间隔最大.可以把问题描述为求解下述约束性优化问题:

$$\left. \begin{aligned} \min \quad & \frac{1}{2} \|w\|^2 \\ \text{s. t.} \quad & y_s(wx_s + b) - 1 \geq 0 \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

当训练样本集线性不可分时,需要引入非负松弛变量 $\xi_s \geq 0$,求解最优分类面问题为

$$\left. \begin{aligned} \min \quad & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C' \sum_{s=1}^l \xi_s \\ \text{s. t.} \quad & y_s(wx_s + b) \geq 1 - \xi_s \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

式中: C' 为惩罚参数, C' 越大表示对错误分类的惩罚越大.通过 Lagrange 乘子法求解上述优化问题,可得最优决策函数为

$$f(x) = \text{sgn}\left(\sum_{s=1}^l y_s \alpha_s (xx_s) + b\right) \quad (9)$$

式中: α 为 Lagrange 系数.在对输入测试样本 x 进行测试时,由上式确定 x 的所属类别.根据 K-T 条件,上述优化问题的解必须满足

$$\alpha_s [y_s (wx_s + b) - 1] = 0 \quad (10)$$

因此,对于多数样本 α_s 将为 0,只有支持向量的 α_s 不为 0,它们通常在全体样本中所占的比例很少.这样,仅需要少量支持向量即可完成正确的样本分类.但是由于很多问题并不是线性可分的,SVM 通过引入核函数 $K(x_i, x_j)$ 将样本 x_i 和 x_j 映射到高维特征空间,来处理非线性分类问题.常用的核函数有线性核函数、多项式核函数以及 REF 核函数等.

根据 Mercer 条件,此时相应的最优决策函数为

$$f(x) = \text{sgn}\left(\sum_{s=1}^l y_s \alpha_s K(x, x_s) + b\right) \quad (11)$$

2.2 主要算法实现

假设雷达和 ESM 传感器的参考坐标系已经校正一致,在雷达和 ESM 传感器获得的数据中不存在虚警目标,从雷达传感器中获取的敌机目标信息为 $\{t_i, \beta_{ij}, \epsilon_{ij}, r_{ij} \mid i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n\}$,其中: t_i 表示第 i 次数据采集时的时间, $\beta_{ij}, \epsilon_{ij}, r_{ij}$ 分别表示在 t_i 时刻采集到的第 j 个目标的方位角和俯仰角以及距离信息.从 ESM 传感器中获取的敌机目标信息为 $\{t_i, \beta'_{ij}, L'_{ij}\}$,其中: t_i 表示第 i 次数据采集时的时间, β'_{ij}, L'_{ij} 分别表示在 t_i 时刻采集到的第 j 个目标的方位角信息和目标机特征信息(根据特征信息可以区分多目标敌机).本文基于 SVM 的点迹-航迹关联算法主要流程图如图 2 所示.

由于 ESM 测量的方位角数据相比于雷达传感器,存在较大的误差,所以在该算法对数据处理之前,先对数据进行平滑降噪处理,本文中使用的平滑降噪的方法,该方法可以有效地将高频信息和高频噪声区分开来,抑制高频噪声的干扰,使结果更加接近真实值.在该算法中,首先取前 10 次数据进行数据预处理,使用降噪后的 ESM 传感器检测到的前 10 次方位角数据训练 SVM 模型,对雷达的前 10 次检测结果进行航迹关联,如果 SVM 分类结果不满足同一时刻检测结果的一一对应,那么对分类结果进行优化处理(处理过程下面介绍);在完成前 10 次数据预处理之后,每采集一次数据,使用与该数据相邻的 10 次 ESM 数据进行训练,得到新的 SVM 模型,然后根据该模型对该次雷达数据进行关联,如果分类结果不满足一一对应关系,则对分类结果同样进行优化处理.

雷达传感器在每一时刻 t_i 会采集到 n 个敌机目标信息,一般情况下,这些信息与敌机之间是一一对应的,但是由于数据本身存在一定的误差,训练的 SVM 模型也不能保证一定准确,所以在对雷达数据进行航迹预测关联时,可能会出现一个敌机与多组雷达采集数据相对应情况,而这种情况显然是存

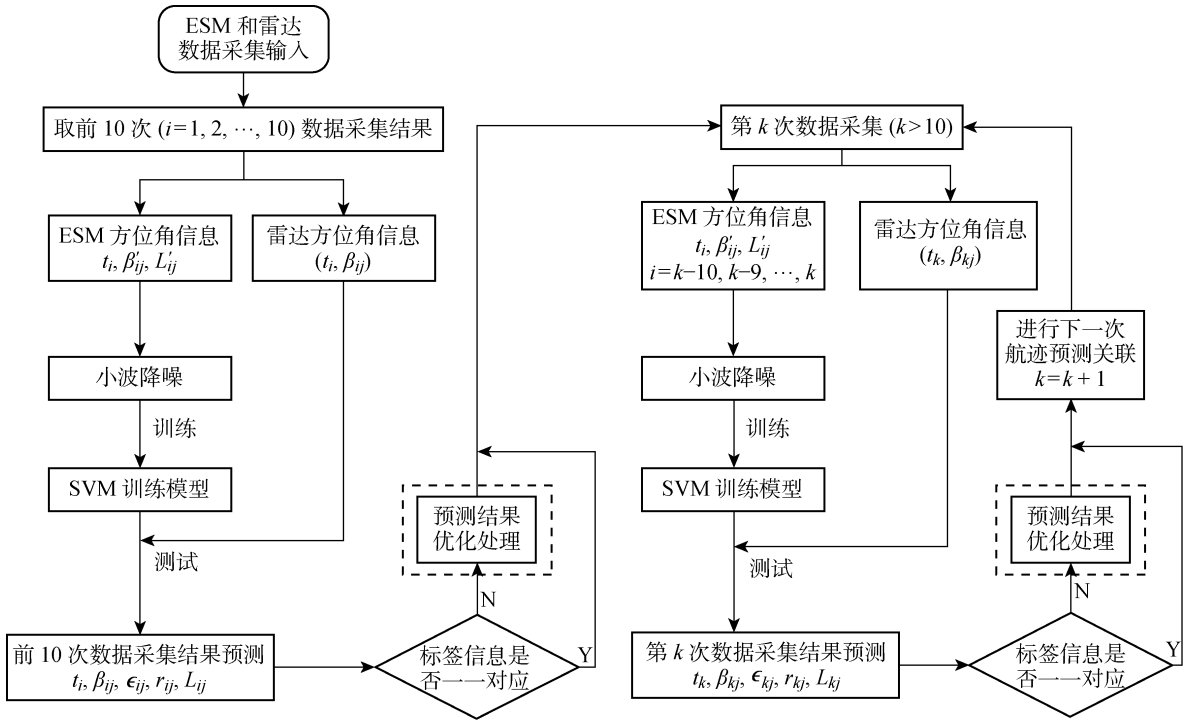


图 2 基于 SVM 的航迹关联算法流程图

Fig. 2 Flow chart of dotting and tracking association algorithm based on SVM

在错误的,针对这种可能出现的情况,我们需要对 SVM 分类结果进行优化处理。

在预测结果优化处理方法中,我们假设在 t_i 时刻经过小波降噪之后的 ESM 方位角为 $\{\hat{\beta}'_1, \hat{\beta}'_2, \dots, \hat{\beta}'_n\}$,雷达的方位角为 $\{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_n\}$,设 p 和 q 为两个 $1 \times n$ 的排列,表示两个传感器方位角检测结果的序号排序,其中 $p(i)$ 和 $q(i)$ 一一对应,为得到 SVM 预测错误时的航迹关联结果,计算 p 和 q 的对应关系:

$$\min_{p,q} d' = \sum_{j=1}^n |\hat{\beta}'_{p(j)} - \beta_{q(j)}| \quad (12)$$

而由于雷达检测到的方位角、俯仰角以及距离信息是一一对应的,所以可以根据方位角的分类结果完成航迹关联,最后对关联好的每一个目标航迹进行 Kalman 滤波,得到较为平滑的航迹关联结果,具体的算法伪代码描述如下:

算法 1 基于 SVM 的雷达 ESM 系统航迹关联算法
输入:ESM 传感器信息

$\{t_j, \beta'_{ij}, L'_{ij} \mid i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n\}$

雷达传感器信息

$\{t_i, \beta_{ij}, \epsilon_{ij}, r_{ij} \mid i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n\}$

输出:航迹关联结果,输出多目标航迹。

步骤 1 初始化 $k=1$;

步骤 2 $k=k+1$,如果 $k \leq 10$,继续运行步骤 1,如果 $k > m$,转步骤 8,否则转步骤 2;

步骤 3 $\{t_i, \beta'_{ij}, L'_{ij} \mid i = k-10, k-9, \dots, k\}$,对该数据进行小波降噪 $\hat{\beta}' = \text{wden}(\beta')$,得到平滑降噪结果

$\{t_i, \hat{\beta}'_{ij}, L'_{ij} \mid i = k-10, k-9, \dots, k\}$

步骤 4 设置 $\text{train_x} = (t, \hat{\beta}')$, $\text{train_y} = L'$ 训练 SVM 模型,

$\text{model} = \text{svmtrain}(\text{train_y}, \text{train_x})$

默认使用 REF 核函数

$$K(u, v) = e^{-\gamma \|u-v\|^2}$$

步骤 5 设置 $\text{test_x} = (t_k, \beta_k)$, $\text{test_real} = \text{label_real}$ (其中 test_real 为真实的航迹关联结果,用于仿真中准确率测试),进行 SVM 预测, $\text{test_pre} = \text{svmpredict}(\text{test_real}, \text{test_x}, \text{model})$,判断 k 时刻航迹关联结果;

步骤 6 如果 test_pre 中没有重复值(预测的航迹关联结果一一对应),转步骤 2;否则转步骤 7;

步骤 7 计算 $\min_{p,q} d' = \sum_{j=1}^n |\hat{\beta}'_{p(j)} - \beta_{q(j)}|$,得到 k 时刻航迹关联序列 p 和 q ,转步骤 2;

步骤 8 对关联好的每一个目标航迹进行 Kamlan 滤波,输出多目标航迹关联结果。

3 数值模拟实验

空中两架敌机编队飞行,我方航电系统的装备有 ESM 传感器以及雷达传感器,本文针对 3 种典型的复杂组队飞行模式进行关联融合跟踪,并且与 MHT 算法进行对比分析.不考虑俯仰角影响(ESM 俯仰角误差太大),限定二维平面运动,假设目标机与传感器之间的纵坐标距离约为 5 000 m,雷达传感器测量的距离标准差为 10 m,方位角标准差为 0.15° ;ESM 传感器测量的角度误差较大,设置方位角标准差为 0.45° (设置为雷达传感器的 3 倍).该实验的目标是根据 ESM 传感器的方位角测量结果,对雷达测得的两目标方位角进行关联,进而对雷达测得的目标点迹进行关联.关联准确率的计算公式为

$$\beta = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T 1(I_t == I'_t) \quad (13)$$

式中: I_t 表示 t 时刻真实的关联结果; I'_t 表示 t 时刻算法计算得到的关联结果; T 表示传感器测量时间的区间长度; $1(\cdot)$ 表示当 (\cdot) 为真时,返回 1,否则

返回 0.

3.1 敌机沿平行直线运动

假设两个目标敌机沿直线平行运动,目标机之间的距离设置为 100 m,根据设定的误差生成两个目标的航迹结果.图 3 所示为数值模拟得到的测试数据(测试数据中雷达量测只有点迹,而无法区分两个目标),其中左图为仿真得到的真实航迹以及雷达在不同时刻测得的两个目标敌机的坐标(包含噪声,实际测量中雷达只能得到点迹,无法区分两个目标),右图为 ESM 传感器在不同时刻测得的两个目标敌机的方位角(包含噪声).

经过 MHT 算法和本文算法关联处理,得到两个目标的航迹信息如图 4 所示,图 4(a)为真实航迹,图 4(b)为使用 MHT 估计得到的两个目标的关联结果,图 4(c)为使用本文算法得到的航迹关联结果(已滤波处理).

在既定参数设置下,MHT 算法的航迹关联准确率为 85%,而本文基于 SVM 的航迹关联算法关联准确率为 92%.

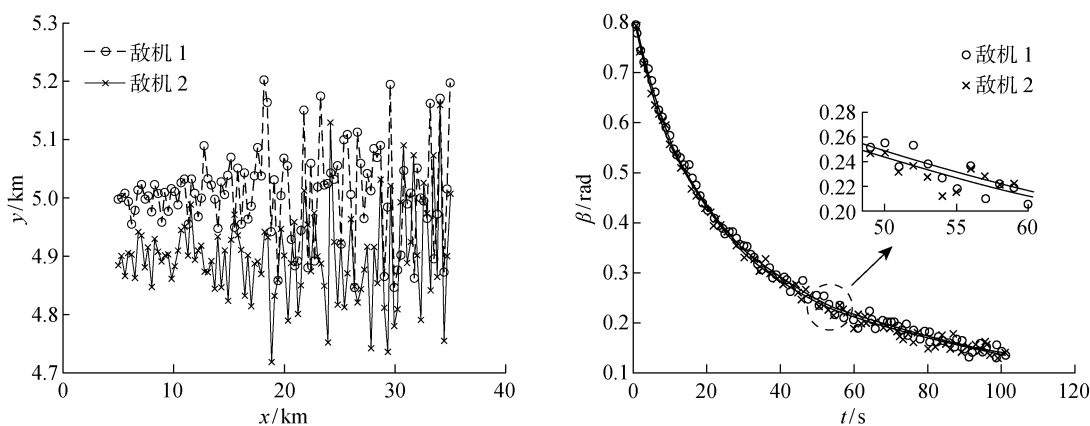


图 3 平行直线运动模拟
Fig. 3 Parallel linear motion simulation

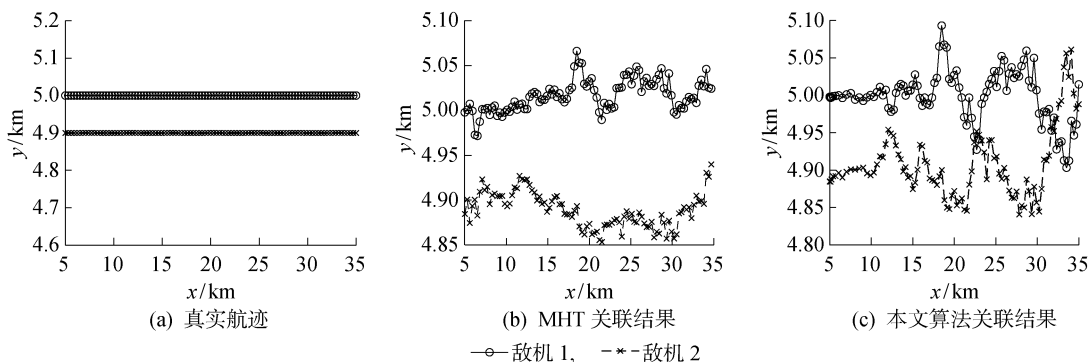


图 4 平行直线运动关联结果对比
Fig. 4 Comparison of correlation results for parallel linear motion

3.2 敌机沿正弦曲线平行运动

假设两个目标敌机沿正弦曲线平行运动,目标机之间的距离设为 100 m,根据设定的误差生成两个目标的航迹结果.图 5 所示为仿真得到的测试数据(测试数据中雷达量测只有点迹,而无法区分两个目标),图 5(a)为模拟得到的真实航迹以及雷达在不同时刻测得的两个目标敌机的坐标(包含噪声,实际测量中雷达只能得到点迹,无法区分两个目标);图 5(b)为 ESM 传感器在不同时刻测得的两个目标

敌机的方位角(包含噪声).

经过 MHT 算法和本文算法关联处理,得到两个目标的航迹信息如图 6 所示,图 6(a)为真实航迹,图 6(b)为使用 MHT 估计得到的两个目标的关联结果,图 6(c)为使用本文算法得到的航迹关联结果(已滤波处理).

在既定参数设置下,MHT 算法的航迹关联准确率为 88%,而本文基于 SVM 的航迹关联算法关联准确率为 93%.

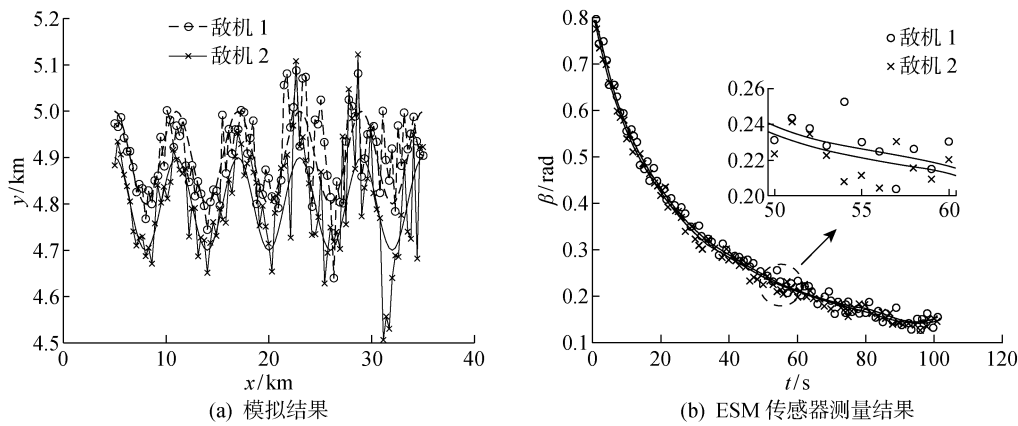


图 5 平行正弦曲线运动模拟
Fig. 5 Parallel sinusoidal motion simulation

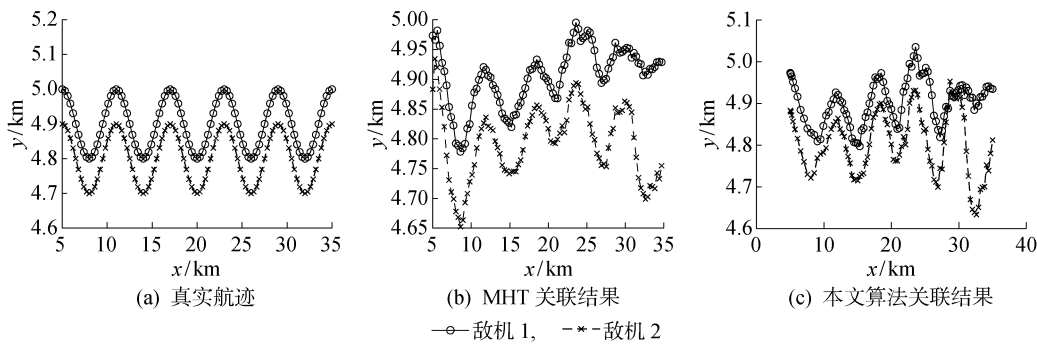


图 6 平行正弦曲线运动关联结果对比
Fig. 6 Comparison of correlation results for parallel sinusoidal motion

3.3 敌机沿正弦曲线交叉运动

假设两个目标敌机沿正弦曲线平行运动,根据设定的误差生成两个目标的航迹结果.图 7 所示为仿真得到的测试数据(测试数据中雷达量测只有点迹,而无法区分两个目标),图 7(a)为模拟得到的真实航迹以及雷达在不同时刻测得的两个目标敌机的坐标(包含噪声,实际测量中雷达只能得到点迹,无法区分两个目标);图 7(b)为 ESM 传感器在不同时刻测得的两个目标敌机的方位角(包含噪声).

经过 MHT 算法和本文算法关联处理,得到两个目标的航迹信息如图 8 所示,图 8(a)为真实航

迹,图 8(b)为使用 MHT 估计得到的两个目标的关联结果,图 8(c)为使用本文算法得到的航迹关联结果(已滤波处理).

在既定参数设置下,MHT 算法航迹关联准确率为 54%,这种情况下基本无法正确关联,本文基于 SVM 的航迹关联算法关联准确率为 91%.

上述 3 组编队试验结果表明:基于 SVM 的航迹关联算法在准确率方面要优于传统的 MHT 算法,大约提高 5%.同时本文算法基本上保留了雷达数据的原始完整性,更好地保留了原始数据,航迹结果更加可靠.此外,通过上面 3 种目标运行状态的测

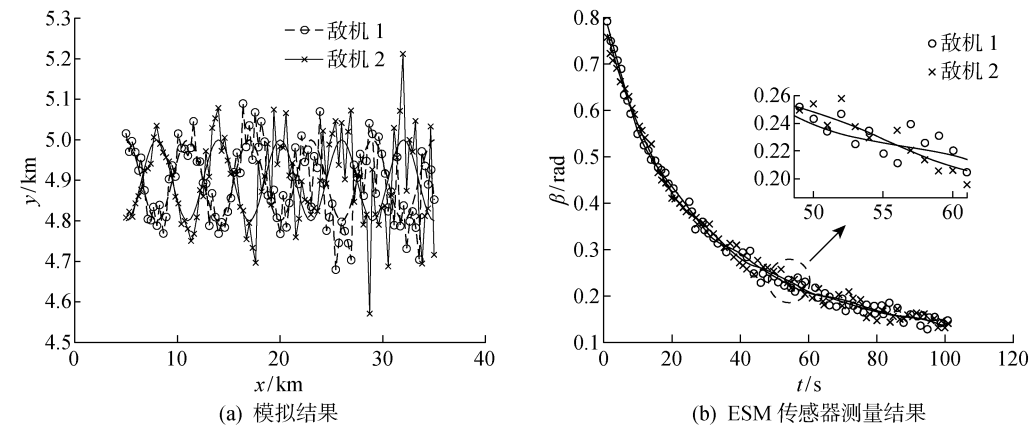


图 7 交叉正弦曲线运动模拟
Fig. 7 Cross sinusoidal motion simulation

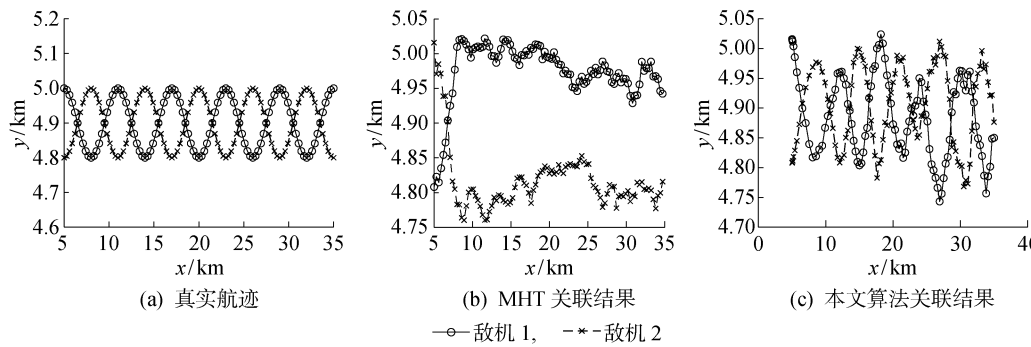


图 8 交叉正弦曲线运动关联结果对比
Fig. 8 Comparison of correlation results for cross sinusoidal motion

试,可以发现 MHT 算法对于非交叉的航迹运行状态有比较好的关联结果,但是对于航迹交叉的情况关联结果很差,一方面是因为 MHT 算法忽略了输入数据的整体统计结果,另一方面是因为单雷达数据存在信息不足的问题,仅仅根据预测运动模型无法分辨两个近距离的目标.而本文的基于 SVM 的航迹关联算法对于多种航迹运行状态都有较好的适用性,算法泛化能力较强.在算法实时性方面,本文提出的算法和 MHT 算法都可以对传感器数据进行实时在线处理,表 1 所示为两种算法在同种编队航迹下处理每一帧数据所耗用的时间.

表 1 两种算法的处理时间对比

Tab. 1 Comparison of the processing time of the two algorithms

航迹编队类型	每帧用时/s	
	MHT 算法	本文算法
沿直线平行飞行	0.005 32	0.000 16
沿正弦曲线平行飞行	0.005 11	0.000 15
沿正弦曲线交叉飞行	0.005 46	0.000 15

由表 1 可知,在同种航迹编队条件下,本文提出的基于 SVM 的算法在数据实时处理方面,时间耗用远小于经典的 MHT 算法,这是由于 MHT 算法在处理每一帧传感器数据时,会形成多条航迹进行对比,拖慢了算法运行效率,而本文算法直接考虑邻近数据的整体分布,分析数据统计特点,对点迹航迹数据进行关联,使得算法运行更快.

4 结语

本文提出了一种基于 SVM 的雷达 ESM 系统的点迹-航迹关联算法,相比于之前使用单雷达检测数据进行多目标关联的方法,本方法引入了 ESM 传感器信息,弥补了单雷达数据关联的不足;此外,不同于经典基于假设检验方法的数据关联思想,本文借鉴支持向量机在模式分类方面的良好性能,建立了基于 SVM 的雷达 ESM 系统数据关联方法,使用 ESM 传感器的信息训练 SVM 分类器,对雷达数据进行分类,并对结果进行优化处理,以此实现航迹关联,拓展了模式识别在数据关联和融合估计方面的应用.

参考文献:

- [1] 麦新晨, 杨明, 王春香, 等. 一种基于多传感器融合的车辆检测与跟踪方法[J]. 上海交通大学学报, 2011, 45(7): 1012-1016.
MAI Xincheng, YANG Ming, WANG Chunxiang, *et al.* Multi-sensor fusion based vehicle detection and tracking method[J]. **Journal of Shanghai Jiao Tong University**, 2011, 45(7): 1012-1016.
- [2] VO B N, VO B T, HOANG H G. An efficient implementation of the generalized labeled multi-Bernoulli filter[J]. **IEEE Transactions on Signal Processing**, 2017, 65(8): 1975-1987.
- [3] 高萌. 雷达航迹处理算法及仿真平台设计与实现[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2015.
GAO Meng. Algorithm on radar track processing and design and implementation of simulation platform [D]. Xi'an: Xidian University, 2015.
- [4] SINGER R A, STEIN J J. An optimal tracking filter for processing sensor data of imprecisely determined origin in surveillance systems[C]// **IEEE Conference on Decision and Control**. Miami Beach, FL, USA: IEEE, 1971: 171-175.
- [5] FORTMANN T E, BAR-SHALOM Y, SCHEFFE M. Sonar tracking of multiple targets using joint probabilistic data association[J]. **IEEE Journal of Oceanic Engineering**, 1983, 8(3): 173-184.
- [6] BAR-SHALOM Y, TSE E. Tracking in a cluttered environment with probabilistic data association[J]. **Automatica**, 1975, 11(5): 451-460.
- [7] REID D B. An algorithm for tracking multiple targets[J]. **IEEE Transactions on Automatic Control**, 1979, 24(6): 843-854.
- [8] MAHLER R P S. Multitarget Bayes filtering via first-order multitarget moments[J]. **IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems**, 2003, 39(4): 1152-1178.
- [9] MAHLER R. PHD filters of higher order in target number[J]. **IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems**, 2007, 43(4): 1523-1543.
- [10] LI W, LEUNG H, ZHOU Y F. Space-time registration of radar and ESM using unscented Kalman filter[J]. **IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems**, 2004, 40(3): 824-836.
- [11] TRUNK G V, WILSON J D. Association of DF bearing measurements with radar tracks[J]. **IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems**, 1987, 23(4): 438-447.
- [12] 王国宏. 雷达/ESM模糊相关算法[J]. 电子对抗, 1995(4): 1-8.
WANG Guohong. Radar/ESM fuzzy correlation algorithm[J]. **Electronic Warfare**, 1995(4): 1-8.
- [13] WANG G H, HE Y, SHEN N, *et al.* A new radar-ESM correlation algorithm in multisensor data fusion[C]// **Proceedings of International Radar Conference**. Beijing, China: IEEE, 1996: 747-750.
- [14] 王国宏, 何友. 基于贝努里分布参数检验的雷达与ESM航迹相关决策方法[J]. 控制与决策, 1998, 13(1): 39-43.
WANG Guohong, HE You. Correlation of ESM track with radar tracks based on Bernoulli parameter testing[J]. **Control and Decision**, 1998, 13(1): 39-43.
- [15] 关欣, 彭彬彬, 衣晓. 基于区间重合度的雷达与ESM航迹关联算法[J]. 雷达科学与技术, 2017, 15(1): 61-67.
GUAN Xin, PENG Binbin, YI Xiao. Track association algorithm of radar and ESM based on interval overlap ratio[J]. **Radar Science and Technology**, 2017, 15(1): 61-67.
- [16] 彭彬彬, 关欣. 基于空间分布信息的雷达与ESM航迹灰色关联算法[J]. 电光与控制, 2017, 24(6): 34-38.
PENG Binbin, GUAN Xin. Gray track correlation algorithm of radar and ESM based on spatial distribution information[J]. **Electronics Optics & Control**, 2017, 24(6): 34-38.
- [17] BURGESS C J C. A tutorial on support vector machines for pattern recognition[J]. **Data Mining and Knowledge Discovery**, 1998, 2(2): 121-167.

(本文编辑: 黄伟)