

doi:10.19306/j.cnki.2095-8110.2024.02.010

基于SVM算法的虚假航迹识别

代睿¹, 鹿瑶², 安锐²

- (1. 海军装备部, 成都 610100;
2. 中国电子科技集团公司第二十研究所, 西安 710068)

摘要:针对云雨杂波和主被动干扰导致多雷达传感器产生虚假目标航迹的问题,利用支持向量机(SVM)算法的自主学习能力,通过构建基于数据驱动的判别模型进行虚假航迹识别。针对航迹起始得到的目标潜在航迹,利用人工智能数据驱动、自学习的特点,设计了SVM算法。通过对已标记真假的航迹样本进行离线学习,形成虚假航迹识别的SVM分类器,实现了基于数据驱动的判别模型代替先验知识规则约束的固定模型,并在工程应用中,利用SVM分类器在线识别虚假航迹,完成实时剔除。通过实测雷达数据实验验证,该算法的目标虚假航迹准确率高达95%以上,完全满足实际的工程应用需求。相比基于阈值或规则进行硬性判断的传统虚假航迹识别方法,所提出的算法不仅提高了准确率,还具有较高的实时性,能够适应复杂多变的杂波环境,在实际应用中具有更强的适应性和实用性。因此,提出的基于SVM算法的虚假航迹识别方法对于密集杂波场景下的虚假航迹剔除问题具有显著的实际应用价值。

关键词:目标跟踪;机器学习;支持向量机(SVM)算法;虚假航迹

中图分类号:TP183

文献标志码:A

文章编号:2095-8110(2024)02-0103-08

False track recognition based on SVM algorithm

DAI Rui¹, LU Yao², AN Rui²

- (1. The Naval Armament Department, Chengdu 610100, China;
2. The 20th Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Xi'an 710068, China)

Abstract: Aiming at the problem of false target tracks resulting from cloud and rain clutter, as well as active and passive interference in multi-radar sensor systems, the autonomous learning ability of support vector machine (SVM) algorithm is used to construct a data-driven discriminant model for false track recognition. Based on the characteristics of data-driven and self-learning of artificial intelligence, the SVM model is designed for the target potential track obtained from the initial track. Through offline learning of the target track samples that have been marked as true or false, the SVM classifier for false track recognition is realized, a data-driven discrimination model is implemented to replace the fixed model constrained by the rules of prior knowledge. The false track is identified online by SVM classifier, and real-time elimination is completed. The result of the radar data measurement experiment shows that, the accuracy of the target false track of the algorithm is more than 95%, which fully meets the actual engineering application requirements. Compared with the traditional false track recognition methods which make hard judgments based on threshold or rules, the proposed algorithm not only improves the accuracy, but also has high

收稿日期:2023-12-11;修订日期:2024-02-23

作者简介:代睿(1984—),男,硕士,工程师,主要从事无线电定向定位、系统测试及信息融合方面的研究。

通信作者:鹿瑶(1987—),男,硕士,高级工程师,主要从事多源信息融合方面的研究。

real-time performance and can adapt to the complex clutter environment, which makes the method more adaptable and practical in practical applications. Therefore, the false track identification method based on SVM algorithm proposed has significant practical application value for the false track elimination problem in dense clutter scenes.

Key words: Target tracking; Machine learning; Support vector machine (SVM) algorithm; False track

0 引言

在复杂电磁干扰环境下,雷达系统可能受到各种因素的影响,量测信息可能出现误差。当杂波密度过大时,仅使用现有的航迹起始算法往往会产生较多的虚假航迹^[1-3]。因此,需要采取措施减少虚假航迹的数量,从而提高探测系统的准确性和可靠性。

常见的雷达航迹目标跟踪是先关联再滤波的过程,对于整个过程中产生的虚假航迹,文献[4]提出了基于航向统计分布的仙波航迹识别方法,利用仙波目标的特点识别出现的仙波虚假航迹;文献[5]提出了基于脉冲样本统计特性的识别技术,使用虚假的统计分布特点实现对虚假航迹的有效识别;文献[6]通过分析副瓣干扰产生虚假航迹的运动规律,基于模型预测值和实际值的误差等因素识别虚假航迹,并进行相应的抑制处理;文献[7]提出了一种基于三门限延迟判别雷达网虚假航迹识别方法,解决了均值-方差联合检验方法不适用于该雷达的问题,并且进一步提高了识别准确率;文献[8]提出了统计特性差异的虚假目标识别,通过计算观测目标的雷达散射截面积(radar cross section, RCS)估计值,使用统计和逻辑判别方法判别目标真伪,实现对虚假目标的识别;文献[9]介绍了一种利用航迹速度修正频谱分析的方法来辨别虚假航迹;文献[10]则提出了一种基于线性回归模型的雷达数据虚假航迹判断方法;文献[11]从航迹起始门限、雷达原始量测数据分析、航迹质量管理等多个环节入手,研究了虚假航迹的综合抑制技术。上述方法在识别虚假航迹时采用了阈值或规则进行硬性判断,在特定的统计场景中,这些方法具有较为理想的效果。然而,在复杂的实际环境中,尤其是多雷达协同组网的情况下,杂波现象会更加显著。此外,不同类型目标航迹的差异也会变得更大,构建所有可能的阈值或规则较为困难,从而导致虚假航迹识别的错误率上升,计算复杂度也会进一步增加。支持向量机(support vector machine, SVM)^[12]作为一种经典的机器学习分类算法,其优秀的学习能力和分类能力使其成为

当前国内外机器学习领域研究的重点,被学界普遍认为是继神经网络之后又一重点研究的方向。经国内外专家和学者的努力,在短短几年内,取得了一系列令人瞩目的研究成果,在许多实际工作中得到了很好的应用^[13]。

因此,本文提出了一种基于SVM的虚假航迹识别方法,针对云雨杂波和主被动干扰导致多雷达传感器产生虚假目标航迹的问题,使用SVM算法构建基于数据驱动的判别模型进行虚假航迹判别。与传统的阈值或规则判断方法不同,该算法具有适应性强、泛化性能好等优点。使用雷达探测数据样本进行学习和训练构建的SVM分类器,具有高识别正确率,可广泛应用于虚假航迹的实时判别。

1 SVM 算法原理

SVM是基于统计学习理论的监督式学习算法。与其他机器学习方法相比,SVM在处理小样本问题上具有天然优势,并能有效解决过拟合和维度灾难的问题。因此,SVM具有较好的性能和适应性,易于推广,是目前较为常见的机器学习方法之一。

根据训练样本的不同,SVM模型的建立包括线性可分、近似线性可分和线性不可分三种情况。对于线性可分的情况,可以在二维平面上使用一条直线将两种不同的目标区分开来。设 H_1 和 H_2 为两个平行且相邻的不同目标群的边界超平面,SVM的目标是找到一个最优超平面 H ,使其平行于 H_1 和 H_2 ,并使离分隔面最近的数据点具有最大的距离。

在样本空间中,划分不同目标群的超平面 H 的线性方程可以表示为^[13]

$$\mathbf{w}^T \mathbf{x} + \mathbf{b} = 0 \quad (1)$$

式中, \mathbf{w} 是直线的法方向; T 表示向量转置; \mathbf{x} 和 \mathbf{b} 分别表示目标向量和超平面相对原点的偏置。

在空间中,目标与超平面之间的距离可表示为

$$D = \frac{|\mathbf{w}^T \mathbf{x} + \mathbf{b}|}{\sqrt{w_1^2 + w_2^2 + \dots + w_n^2}} = \frac{1}{\|\mathbf{w}\|} \quad (2)$$

因此,两个边界超平面之间的分类间隔为 $2D = 2/\|\mathbf{w}\|$,为了尽可能区分样本,最终目标是最大化这个间隔。

对于数据集 $\mathbf{D} = \{(\mathbf{x}_1, \mathbf{y}_1), \dots, (\mathbf{x}_N, \mathbf{y}_N)\}$,其中 $\mathbf{x}_i \in \mathbf{R}^n, \mathbf{y}_i \in \mathbf{R}, i = 1, \dots, N$ 。构建拉格朗日函数解决对偶优化问题,表示为

$$L(\mathbf{w}, \mathbf{b}, \boldsymbol{\lambda}) = \frac{\|\mathbf{w}\|^2}{2} - \sum_{i=1}^N \lambda_i [\mathbf{y}_i (\mathbf{w}^T \mathbf{x}_i + \mathbf{b}) - 1] \quad (3)$$

其中, $\boldsymbol{\lambda}_i$ 是拉格朗日乘子向量。展开拉格朗日公式如下

$$L(\mathbf{w}, \mathbf{b}, \boldsymbol{\lambda}) = \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} - \sum_{i=1}^N \lambda_i \mathbf{y}_i \mathbf{x}_i \mathbf{w}^T - \mathbf{b} \sum_{i=1}^N \lambda_i \mathbf{y}_i + \sum_{i=1}^N \lambda_i \quad (4)$$

对 \mathbf{w} 和 \mathbf{b} 分别进行求导,代入式(4),化简可得

$$\begin{cases} L(\boldsymbol{\lambda})_{\max} = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \lambda_i \lambda_j \mathbf{y}_i \mathbf{y}_j \mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j + \sum_{i=1}^N \lambda_i \\ \text{s. t. } \sum_{i=1}^N \lambda_i \mathbf{y}_i = 0 (\lambda_i \geq 0) \end{cases} \quad (5)$$

式(5)是一个二次规划问题,存在唯一解。得到的最优分类函数为

$$\text{sgn}(\mathbf{w}^T \mathbf{x} + \mathbf{b}) = \text{sgn} \left[\sum_{i=1}^n \lambda_i \mathbf{y}_i (\mathbf{x} \cdot \mathbf{x}_i) + \mathbf{b} \right] \quad (6)$$

很多情况下,训练样本并不是线性可分的,因此需要将非线性数据集转换为高维空间,使得样本数据线性可分。在转换后的空间中寻找最优超平面,再将其映射回原空间获得最优函数。

其中核函数的引入可以实现 SVM 对非线性数据的线性分类,将样本数据从低维空间转换到高维空间,找到一个满足 Mercer 条件的核函数 $H(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$,公式如下

$$H(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \varphi(\mathbf{x}_i) \cdot \varphi(\mathbf{x}_j) \quad (7)$$

核函数法的主要优化目标是找到一个最优的超平面,该超平面能够将不同类别的样本点进行线性分类,公式如下

$$\begin{cases} L(\boldsymbol{\lambda})_{\max} = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \lambda_i \lambda_j \mathbf{y}_i \mathbf{y}_j H(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) + \sum_{i=1}^N \lambda_i \\ \text{s. t. } \sum_{i=1}^N \lambda_i \mathbf{y}_i = 0, (\lambda_i \geq 0) \end{cases} \quad (8)$$

其中最优超平面的非线性分类判别函数如式(9)所示。

$$H(\mathbf{x}) = \text{sgn} \left[\sum_{i=1}^N \lambda_i \mathbf{y}_i H(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + \mathbf{b} \right] \quad (9)$$

核函数极大地提升了 SVM 的非线性处理能力,因此在 SVM 分类算法中被广泛应用。核函数有许多类型,常见的核函数主要有多项式核函数、径向基(radial basis function, RBF)核函数、线性核函数和 Sigmoid 核函数等^[14]。与其他核函数相比,RBF 核函数在减少样本数据内的噪声干扰方面表现出色,具有良好的抑制效果,考虑到训练数据中虚假干扰较多,因此后续实验采用了 RBF 核函数。

2 基于 SVM 算法的虚假航迹识别整体流程

2.1 目标航迹生成过程

目标航迹的生成过程如图 1 所示。在不同类型雷达组网的情况下,首先对接收的各平台雷达量测数据进行预处理,主要是进行恒虚警以及点迹凝聚等操作。恒虚警处理是在保证误检率不变的情况下,从背景噪声中检测出目标信号;之后进行点迹凝聚处理,对于过恒虚警门限的多个检测点进一步处理,将属于同一目标的多个原始点迹进行归并,使每个目标获得唯一表征目标物理位置的点迹数据。

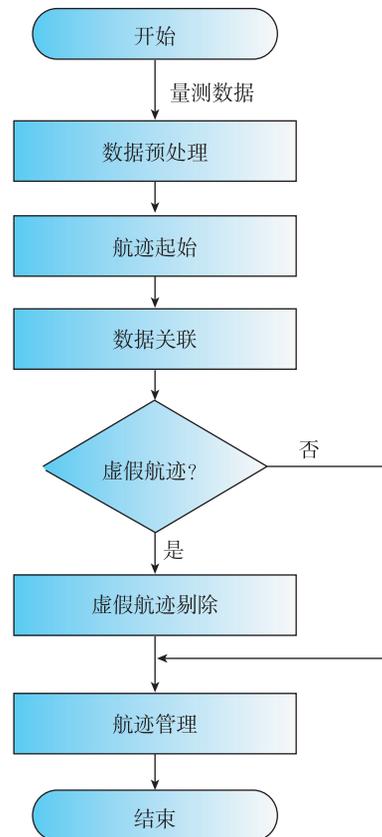


图 1 目标航迹生成流程图

Fig. 1 Flow chart of target track generation

数据预处理之后,对符合的点迹进行航迹起始生成新的航迹,并对量测点迹和现存航迹进行关联滤波,更新航迹信息,得到目标的航迹。在这一过程中,难免会遇到虚假航迹,因此,需要对虚假航迹进行判断识别,若识别得到虚假航迹,则对该段航迹进行删除。最终,对现有航迹进行管理,删除掉过时未更新的航迹。

2.2 SVM 实现流程

通过标记可得目标训练数据集 $D = \{(x_1, y_1), \dots, (x_N, y_N)\}$, 其中 $x_i \in \mathbf{R}^n$ 是输入航迹的特征, 包括航迹时间、东北天位置坐标、东北天速度和加速度, $y_i \in \mathbf{R}$ 是标记的航迹真假类别。利用 SVM 算法进行虚假航迹识别的流程如下^[15]。

1) 选取适当的核函数 $K(x, x')$ 以及惩罚因子 C 。

利用核函数将样本数据从低维空间转换到高维空间, 而惩罚因子的取值需根据实际情况进行调整, 不能太大或太小。惩罚因子取值太大, SVM 不允许出现分类错误的样本, 容易造成过拟合; 取值太小, 对分类错误点的惩罚较低, 分类的错误率也会增加。

2) 构造并求解凸二次规划问题

$$\begin{cases} L(\lambda)_{\max} = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \lambda_i \lambda_j y_i y_j K(x_i, x_j) + \sum_{i=1}^N \lambda_i \\ \text{s. t. } \sum_{i=1}^N \lambda_i y_i = 0, (\lambda_i \geq 0) \\ 0 \leq y_i \leq C \end{cases} \quad (10)$$

得解 $\lambda^* = (\lambda_1^*, \dots, \lambda_l^*)^T$ 。

3) 计算 b^* : 选取位于开区间 $(0, C)$ 中的 λ_j^* 分量, 据此计算

$$b^* = y_j - \sum_{i=1}^l y_i \lambda_i^* K(x_i, x_j) \quad (11)$$

4) 构造决策函数

$$f(x) = \text{sgn}(g(x)) \quad (12)$$

其中, $g(x) = \sum_{i=1}^l y_i \lambda_i^* K(x_i, x) + b^*$ 。SVM 最终寻找一个实值函数 $g(x)$, 以使用决策函数 $f(x)$ 推断输入 x 所对应的输出值 y 。

2.3 虚假航迹识别过程

SVM 算法的虚假航迹识别处理流程如图 2 所示, 图中虚线为 SVM 算法的离线训练过程, 实线为 SVM 算法的在线识别过程, 离线与在线过程中的目标状态估计与特征提取算法相同。

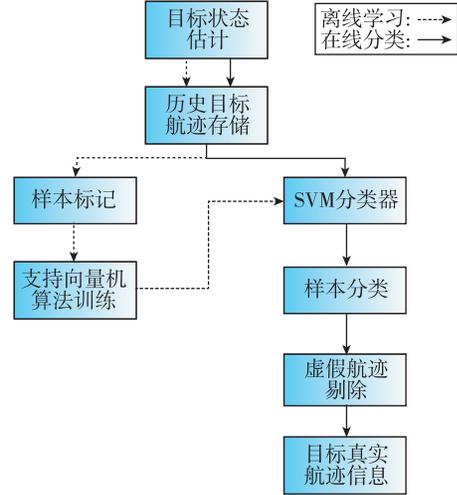


图 2 基于 SVM 算法的虚假航迹识别处理流程图

Fig. 2 Processing flow chart of false track recognition based on SVM algorithm

虚假航迹识别方法的具体处理流程如下。

步骤 1: 目标状态估计。

得到雷达量测数据, 在航迹关联过程中, 通过找到最优的雷达量测关联目标航迹。然后, 利用雷达量测对目标航迹进行状态预测和量测预测, 并更新目标航迹的状态, 实现目标航迹状态的滤波更新。通过这种方式, 可以获取当前最新的目标航迹状态信息

$$M_n = [t, e, n, c, v_e, v_n, v_c, a_e, a_n, a_c] \quad (13)$$

存储的状态信息有: 航迹生成时间 t ; 东北天位置 e, n, c ; 东北天方向的速度 v_e, v_n, v_c ; 加速度 a_e, a_n, a_c 。

步骤 2: 历史目标航迹存储。

针对每个目标航迹进行历史航迹状态信息存储, 确定存储的历史帧数 K , 本文中 K 设为 5。得到 SVM 的输入 I , 如式(14)所示, 其中 i 为航迹中点迹数量。

$$I = [M_{i-4}, M_{i-3}, M_{i-2}, M_{i-1}, M_i] (i \geq K) \quad (14)$$

步骤 3: 样本标记。

对雷达数据进行离线处理后, 使用真值数据(如合作目标 GPS 数据、民航机 ADS-B 数据等)对目标航迹状态信息进行标记, 确定目标航迹的真假类别。本文将真实目标航迹视为正样本, 标记为“1”, 虚假航迹为负样本, 标记为“0”。

步骤 4: 样本训练。

通过使用 SVM 算法, 对已标记的特征样本进行离线训练, 最终形成 SVM 分类器。

步骤 5: 样本分类。

将提取的目标航迹特征向量输入训练好的

SVM 分类器中进行计算,得到目标航迹识别结果。

步骤 6: 虚假航迹剔除。

对已识别为虚假的航迹进行删除处理,有两种不同情况。

1) 虚假航迹是新生成的,直接删除该航迹,可以有效地减少虚假航迹的产生;

2) 虚假航迹在维持更新中,删除最新时刻的虚假航迹状态后,需要回溯至前一时刻重新进行数据关联处理,直到获得正确的目标航迹状态为止,以确保目标航迹的连续性和稳定性。

3 验证与分析

本章实验中所使用的数据为某东南沿海区域 7 月中旬,4 部中远程雷达经信号处理、点迹凝聚后采集的数据,共采集 4 次,数据容量为 8.6 GB,持续时间约 12 h,数据包包含目标的位置信息(相对、绝对)和时间信息。本章将利用该雷达航迹数据检验模型的效果,并通过定性和定量的结果验证基于 SVM 的虚假航迹识别方法。

图 3 所示为某中远程探测雷达对空模式、积累 3 600 s 的雷达点迹(绝对坐标系),其中蓝色部分为雷达产生的点迹图,红色部分为目标真实位置点。可以看到,在整个区域中,在红线外包含大量雷达杂波点迹,这些杂波在目标建航的过程中会对真实航迹产生干扰,使真实目标关联上虚假点迹,或者直接产生虚假航迹。

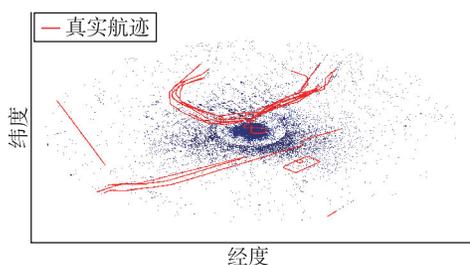


图 3 雷达数据空间分布

Fig. 3 Spatial distribution of radar data

在实际使用过程中,若输入 SVM 模型的训练点数太少,能够提取到前后点之间的信息变化太少,识别准确度会降低;增加连续的点个数,虽能够提升识别准确度,但会造成系统延迟输出。考虑到后续识别的实时性和准确性,本方法以雷达探测和跟踪更新周期为依据,选择 5 组数据为 1 组进行人工标记,形成面向中远程雷达探测跟踪功能的训练和测试样本。

人工标记得到真实样本的经纬度图如图 4 所示,其中,图 4(a)是对图 4(c)中蓝色部分放大的结果,图 4(b)是对图 4(d)中蓝色部分放大的结果。可以看出,由于图 4(a)和(b)只画出了真实航迹中连续 5 个点的轨迹,前后点之间的时间较短,因此,真实目标的运动轨迹较为笔直。

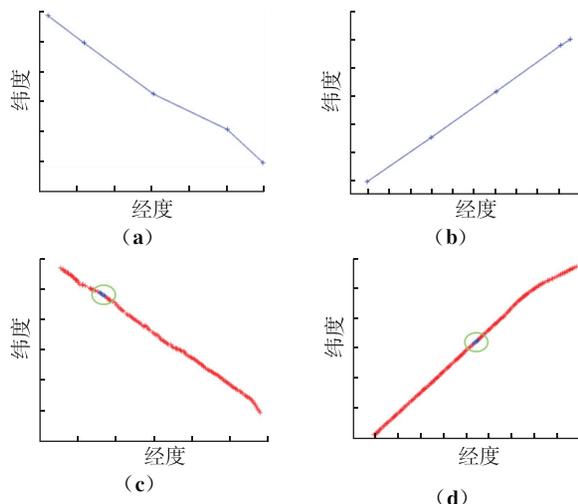


图 4 真实航迹数据样本示例

Fig. 4 Examples of real track data samples

虚假样本的经纬度图如图 5 所示,其中,图 5(a)和(b)分别是对图 5(c)和(d)中蓝色的错误关联部分放大的结果。由图 5(a)和(b)可以看出,实际得到的虚假目标在很短的时间内距离方向等变化较大,不符合真实目标的运动规律。

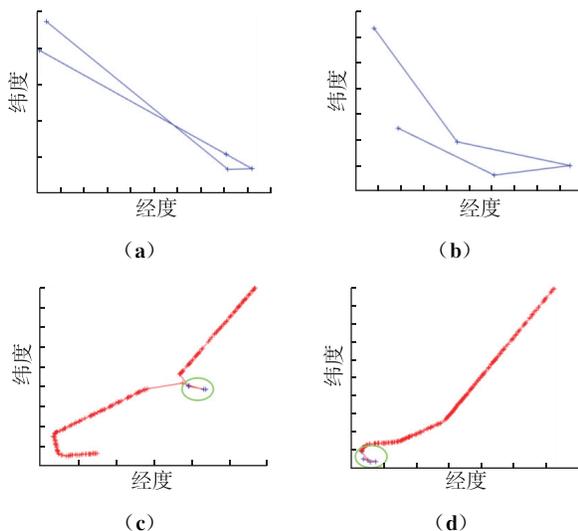


图 5 虚假航迹数据样本示例

Fig. 5 Examples of false track data samples

利用以上标记的雷达数据完成离线训练与测试,形成 SVM 分类器,以验证 SVM 算法的虚假航迹识别效果。

迹识别效果。

不同的输入所包含的特征信息不同,对识别算法的影响也较大,因此将点迹中不同的信息输入到模型中,以确定最优的模型输入参数。从连续点迹的输入信息中分别取 $[t, e, n, c], [t, e, n, c, v_e, v_n, v_c], [t, e, n, c, a_e, a_n, a_c], [t, e, n, c, v_e, v_n, v_c, a_e, a_n, a_c]$ 组成模型的输入,分别用 I_1, I_2, I_3 和 I_4 来表示。

表 1 显示了不同的输入特征对模型识别正确率的影响,可以看出,当输入选择 I_2 或 I_3 时,准确率最高。因此,本文后续实验均采用 I_3 作为输入。

表 1 不同输入下的识别准确率比较

Tab. 1 Comparison of recognition accuracy under different inputs

输入	I_1	I_2	I_3	I_4
准确率/%	85.6	95.5	95.5	95.0

Vapnik 研究发现,惩罚因子和核函数参数是影响 SVM 泛化性能最关键的因素^[16]。表 2 给出了不同惩罚因子的虚假航迹识别结果,从表 2 可以看出,在惩罚因子为 8 000 时,准确率最高。

表 3 展示了在惩罚因子为 8 000 时,不同核函数对结果的影响。

由表 3 可以看出,核函数对准确率的影响较大。

针对特定的问题和数据集,需要根据实验效果和理论分析选择最合适的核函数。在本文任务中,核函数选取 RBF 时准确率最高,后续的实验均采用 RBF 核函数。

表 2 不同惩罚因子下的识别准确率比较

Tab. 2 Comparison of recognition accuracy under different penalty factors

惩罚因子	24 000	16 000	8 000	1 000
准确率/%	95.1	95.3	95.5	94.2

表 3 不同核函数的识别准确率比较

Tab. 3 Comparison of recognition accuracy of different kernel functions

核函数	LINEAR	POLY	RBF	SIGMOID
准确率/%	89.3	91.5	95.5	59.4

图 6 是核函数为 RBF,惩罚因子为 8 000 时虚假航迹识别的结果展示。该结果是将航迹中连续 5 个点的信息输入 SVM 分类器中进行判别得到的,其中蓝色连线是挑选出的航迹结果,红色方框选中的是当前送入分类器中的连续航迹,左上角显示了分类器得到的结果,结果为 0 则表示其为虚假航迹。为了便于观察,图 6 中只框出了将给定航迹预测为虚假航迹的结果。

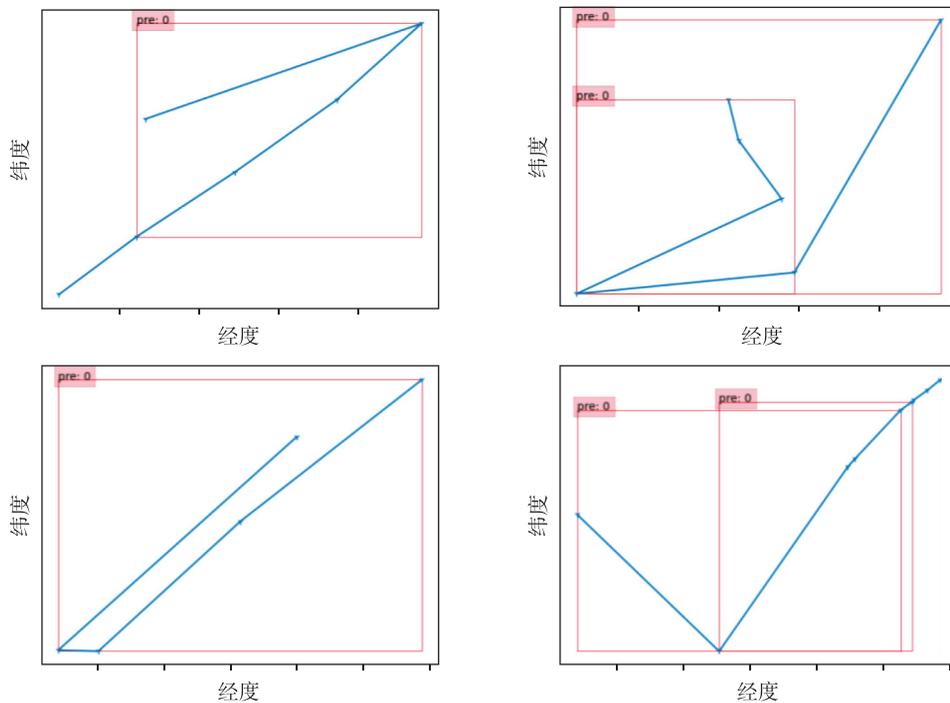


图 6 基于 SVM 算法的虚假航迹识别结果展示

Fig. 6 Results of false track recognition results based on SVM algorithm

可以看出,当航迹突然出现大角度拐弯、前后连续点迹之间的距离突然有较大变化等不符合目标真实运动规律的结果时,算法能够进行有效识别,从而可以在实际航迹起始和关联阶段对虚假航迹进行剔除,提升生成航迹的质量。

表 4 展示了使用 SVM 分类器识别不同数量的目标航迹所需的时间对比。可以看出,在正常场景航迹批数为 500 时,处理所需时间为 0.06 s,在航迹批数较多,达到 2 000 目标时,处理所需的时间为 0.26 s,在实际使用过程中能够满足系统实时性的要求。

表 4 不同输入航迹批数的识别时间对比
Tab. 4 Comparison of recognition time of different input track numbers

航迹批数	500	1 000	1 500	2 000
时间/s	0.06	0.13	0.20	0.26

图 7 和图 8 分别为在航迹起始和关联过程中,使用基于阈值规则判断的传统虚假航迹识别方法和 SVM 模型的虚假航迹识别方法的结果图,其中蓝色为真实航迹,红色为虚假航迹。

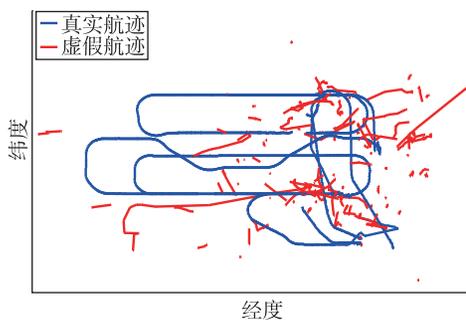


图 7 基于阈值规则判断的传统虚假航迹识别方法结果图

Fig. 7 Results of traditional false track recognition method based on threshold rules judgment

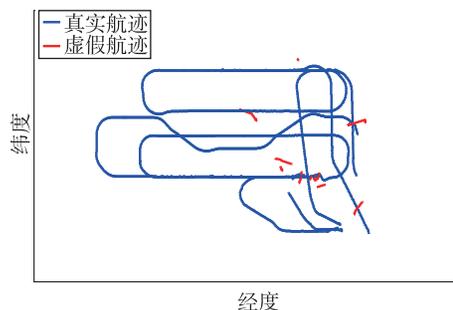


图 8 基于 SVM 模型的虚假航迹识别方法结果图

Fig. 8 Results of false track recognition method based on SVM model

可以看到,使用传统虚假航迹识别方法时,产生了大量的虚假航迹;引入 SVM 算法之后,能准确识别出产生虚假航迹的部分,并在实际使用过程中对其进行剔除,有效提高了航迹生成的质量。

4 结论

本文针对复杂环境下多雷达传感器产生虚假目标航迹的问题,使用某中远程探测雷达数据构建虚假航迹识别模型,实现基于数据驱动的判别模型代替先验知识规则约束的固定模型,能够在实际工程应用中完成实时虚假航迹识别并剔除。本文的主要结论如下。

1) 构建了基于数据驱动的判别模型进行虚假航迹识别,利用 SVM 的自主学习能力对已经标记真假的航迹样本进行离线学习,得到虚假航迹识别的 SVM 分类器。

2) 利用某中远程探测雷达数据进行定性和定量实验的结果表明,本文所提方法可以有效识别出虚假航迹,识别准确率达 95% 以上,对于实际工程中密集杂波场景下的虚假航迹剔除具有显著的应用价值。

参考文献

- [1] 孙强, 惠晓滨, 郭璐, 等. 一种基于修正的 Hough 变换的航迹起始算法[J]. 航空计算技术, 2011, 41(2): 10-12.
SUN Qiang, HUI Xiaobin, GUO Lu, et al. A track initiation algorithm based on modified Hough transform[J]. Aeronautical Computing Technique, 2011, 41(2): 10-12 (in Chinese).
- [2] 刘昇, 卢广山, 张晓鸿, 等. 密集杂波环境下逻辑起始算法研究[J]. 电光与控制, 2012, 19(1): 34-37.
LIU Sheng, LU Guangshan, ZHANG Xiaohong, et al. Logic algorithm for track initiation under intensive clutters[J]. Electronics Optics & Control, 2012, 19(1): 34-37 (in Chinese).
- [3] 周建中, 王树宗, 占明锋. 基于一步延时的航迹起始改进算法[J]. 海军工程大学学报, 2010, 22(1): 107-112.
ZHOU Jianzhong, WANG Shuzong, ZHAN Mingfeng. Improved algorithm of track initiation based on one-step delay[J]. Journal of Naval University of Engineering, 2010, 22(1): 107-112 (in Chinese).
- [4] 陈磊, 冯仑. 基于航向统计分布的仙波航迹识别方法[J]. 中国科技纵横, 2016(4): 251.

- CHEN Lei, FENG Lun. Xianbo track recognition method based on heading statistical distribution[J]. *China Science & Technology Overview*, 2016(4): 251(in Chinese).
- [5] 孙殿星. 基于相参脉冲统计特性的航迹欺骗识别技术[J]. *电子质量*, 2020(6): 118-120.
- SUN Dianxing. Technique for radar phantom track identification based on statistical characteristic of coherent pulse sequence[J]. *Electronics Quality*, 2020(6): 118-120(in Chinese).
- [6] 代霞, 方睿. 一种海面虚假航迹的分析与抑制[J]. *舰船电子对抗*, 2022, 45(4): 80-83.
- DAI Xia, FANG Rui. Analysis and suppression of a kind of maritime false track[J]. *Shipboard Electronic Countermeasure*, 2022, 45(4): 80-83(in Chinese).
- [7] 王国宏, 孙殿星, 吴巍, 等. 基于三门限延迟判别的长基线雷达网虚假航迹识别算法: CN201610995105.4 [P]. 2017-03-22.
- WANG Guohong, SUN Dianxing, WU Wei, et al. False track recognition algorithm for long baseline radar network based on three-threshold delay discrimination: CN201610995105.4 [P]. 2017-03-22(in Chinese).
- [8] 孙殿星, 刘亮, 左永锋, 等. 一种基于 RCS 起伏统计特性差异的虚假目标识别方法: CN202011469351.9 [P]. 2021-05-14.
- SUN Dianxing, LIU Liang, ZUO Yongfeng, et al. A false target recognition method based on the difference of statistical characteristics of RCS fluctuation: CN2020114-69351.9 [P]. 2021-05-14(in Chinese).
- [9] 王华彬, 徐牧, 王成, 等. 基于航迹速度修正频谱分析的防空雷达虚假目标判别方法[J]. *雷达学报*, 2013, 2(3): 382-388.
- WANG Huabin, XU Mu, WANG Cheng, et al. False target discrimination of air surveillance radar based on track velocity modification and frequency spectrum analysis[J]. *Journal of Radars*, 2013, 2(3): 382-388(in Chinese).
- [10] 赵薇, 时红伟, 张觅. 基于线性回归的雷达数据虚假目标判定方法[J]. *电讯技术*, 2010, 50(2): 21-25.
- ZHAO Wei, SHI Hongwei, ZHANG Mi. False targets determination of radar data based on linear regression[J]. *Telecommunication Engineering*, 2010, 50(2): 21-25(in Chinese).
- [11] 戴霄. 雷达数据处理中的虚假航迹综合抑制技术[J]. *船舶电子对抗*, 2015, 38(6): 42-47.
- DAI Xiao. Synthetic suppression technology of false track in radar data processing[J]. *Shipboard Electronic Countermeasure*, 2015, 38(6): 42-47(in Chinese).
- [12] ZHANG Y, CHI Z, LIU X, et al. A novel fuzzy compensation multi-class support vector machine[J]. *Computer Science*, 2006, 27(1): 21-28.
- [13] 夏敬凯. 基于 Python 的细胞识别 SVM 模型参数优化方法研究[D]. 济南: 齐鲁工业大学, 2019.
- XIA Qikai. Research on parameter optimization method of SVM model for cell recognition based on Python[D]. Jinan: Qilu University of Technology, 2019(in Chinese).
- [14] 赵丹. SVM 核函数与选择算法[J]. *数字技术与应用*, 2014(9): 226.
- ZHAO Dan. SVM kernel functions and selection algorithms[J]. *Digital Technology and Applications*, 2014(9): 226(in Chinese).
- [15] 邓乃扬, 田英杰. 支持向量机: 理论、算法与拓展[M]. 北京: 科学出版社, 2009.
- DENG Naiyang, TIAN Yingjie. Support vector machines: theory, algorithms, and extensions[M]. Beijing: Science Press, 2009(in Chinese).
- [16] WANG X Y, LIANG L L, LI W Y, et al. A new SVM-based relevance feedback image retrieval using probabilistic feature and weighted kernel function[J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2016, 38: 256-275.

(编辑:黄利华)