

文章编号: 1674-8190(2023)03-069-08

无人机蜂群轨迹预测研究

张根源, 林智伟, 唐旭, 雷凯文
(西北机电工程研究所一部, 咸阳 712099)

摘要: 传统防空火控算法中的轨迹预测模型无法对复杂的无人机蜂群进行有效轨迹预测, 而现有针对无人机机动轨迹的预测研究通常只考虑单个无人机, 模型量级过大。为了准确且快速地预测无人机蜂群轨迹, 提出一种面向蜂群的轨迹预测方法。在获得蜂群轨迹后, 首先采用具有噪声的基于密度的聚类(DBSCAN)方法对其进行聚类, 判断出蜂群中各个无人机的类别; 然后基于分形算法, 判断无人机轨迹是简单轨迹还是复杂轨迹; 最后采用卡尔曼滤波进行简单轨迹预测, 基于长短期记忆(LSTM)网络方法进行复杂轨迹的预测。结果表明: 本文提出的无人机蜂群轨迹预测方法的预测误差远小于仅采用卡尔曼滤波方法的预测误差, 且预测时间小于仅采用LSTM网络方法预测的时间, 可以较为准确地预测蜂群中不同集群无人机的轨迹, 能够为反无人机蜂群火控解算提供参考。

关键词: 无人机蜂群; 轨迹预测; 分形算法; 卡尔曼滤波; LSTM网络

中图分类号: V279; V249; TP183

文献标识码: A

DOI: 10.16615/j.cnki.1674-8190.2023.03.07

Research on trajectory prediction of UAV drone swarm

ZHANG Genyuan, LIN Zhiwei, TANG Xu, LEI Kaiwen

(Sector One, Northwest Institute of Mechanical and Electrical Engineering, Xianyang 712099, China)

Abstract: The trajectory prediction model of traditional weapon control algorithm cannot effectively predict the complex trajectory of drones. Besides, the single UAV is usually considered in current research on complex trajectory prediction, which has huge amount of calculation. To predict the trajectory of UAV drone swarm quickly and accurately, a method of trajectory prediction for UAVs is proposed. After obtaining the trajectory of drone swarm, the clustering is conducted firstly based on DBSCAN (density-based spatial clustering of applications with noise) method to judge the category of each UAV in drone swarm. Then the trajectory complexity of UAV is judged based on fractal algorithm. Finally, Kalman filter is used for simple trajectory prediction, and the long short-term memory (LSTM) network method is used for complex trajectory prediction. The results show that the prediction error of the proposed trajectory prediction method for UAVs is less than that of Kalman filter, and the prediction time is less than that of LSTM network method, which can predict the trajectory of different swarm UAVs in drone, and provide scientific basis for anti-UAV swarm calculation.

Key words: UAV drone swarm; trajectory prediction; fractal algorithm; Kalman filter; LSTM network

收稿日期: 2022-07-03; 修回日期: 2022-09-27

通信作者: 张根源, 1939138057@qq.com

引用格式: 张根源, 林智伟, 唐旭, 等. 无人机蜂群轨迹预测研究[J]. 航空工程进展, 2023, 14(3): 69-76.

ZHANG Genyuan, LIN Zhiwei, TANG Xu, et al. Research on trajectory prediction of UAV drone swarm[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2023, 14(3): 69-76. (in Chinese)

0 引言

2020年,亚美尼亚士兵被阿塞拜疆使用的无人机攻击,战争惨烈令人不忍直视,表明了无人机在未来战场的作用越来越强。与此同时,美国空军通过让飞行员操控蜂群来执行战斗任务^[1],大幅提高了无人机飞行的机动性,使飞行轨迹更加难以预测。在可预见的未来战争中,无人机蜂群依靠着高度智能化、灵活性、无人化等性能,会成为战争中的“利剑”^[2-3]。如何在无人机蜂群移动时对蜂群进行高效毁伤,是反无人机蜂群火控解算的核心技术所在。而高精度、实时地对无人机蜂群进行轨迹预测,则是高效毁伤的关键。因此无人机蜂群轨迹预测是反无人机蜂群火控解算的重要技术基础。随着无人机蜂群技术的日渐提升,其灵活性、自主性进一步加强,传统防空反导轨迹预测算法难以对灵活的无人机蜂群开展高精度的预测。

目前很少有适用于无人机蜂群整个集群轨迹预测的研究,对单个无人机轨迹预测的研究方向主要分为基于模型和基于数据的轨迹预测^[4]。对于基于模型的轨迹预测,乔少杰等^[5]提出基于卡尔曼滤波的动态轨迹预测算法,这种方法常用于实际的防空火控解算中,适用于多数低机动目标的轨迹预测问题,但是对于高机动目标的预测精度比较低;T. Noboru^[6]考虑了飞行环境对轨迹预测的影响,建立了水平飞行时间不确定性随飞行条件和气象条件变化的自适应预测模型在中等或恶劣天气条件下都能准确估计飞行时间的不确定性。在数据化方法中,杨任农等^[7]建立基于BI-LSTM神经网络的无人机飞行性能模型,预测结果较好,这种方法的优点是不用建立飞机运动模型,单纯从数据角度出发,运用深度学习算法去挖掘数据背后的飞机运动规律;张宗腾等^[8]提出用双向GRU对无人机飞行轨迹进行预测,该方法挖掘了飞行轨迹坐标点之间的潜在关系,实现了较为准确的无人机轨迹预测;张宏鹏等^[9]引入了卷积神经网络,设计并训练不同层数和卷积核个数的CNN来完成对无人机飞行轨迹的实时预测。上述方法均只研究单个无人机,没有考虑到“群”的概念,且需要考虑大量的参数,比如天气、飞行姿态等无法在战场实时获取的参量。为了追求精确度忽视了计算复杂性,因此难以适用于战场上实际

的反无人机蜂群的轨迹解算。

在研究时间序列的问题上,深度学习的方法被广泛应用。长短期记忆(LSTM)神经网络是深度学习领域应用最广泛的模型之一,可以很好地适用于机动飞行轨迹的预测^[10]。

本文建立无人机蜂群轨迹的4维预测模型,利用蜂群轨迹历史序列以及LSTM网络和卡尔曼滤波模型,对具有多架无人机的蜂群未来某时刻轨迹位置进行预测。首先采用具有噪声的基于密度的(Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise,简称DBSCAN)方法^[11]完成对无人机蜂群轨迹的初始聚类工作;然后基于分形算法提出轨迹复杂性判断策略,利用分形维数代表无人机飞行轨迹的空间复杂度,从而判断无人机飞行是否为复杂的机动飞行或简单的非机动飞行;针对不同集群、不同轨迹复杂度的无人机轨迹,选择相应的预测算法,进行分类预测。

1 基于无人机蜂群历史时间序列的轨迹预测

一个成熟的无人机蜂群通常具有多种类型的集群,如图1所示。不同集群的飞行特性和轨迹不同,因此在防空火控计算中,需要针对不同集群的无人机给出不同的未来点预测位置,生成相应的射击诸元,从而完成对无人机蜂群的高效毁伤。

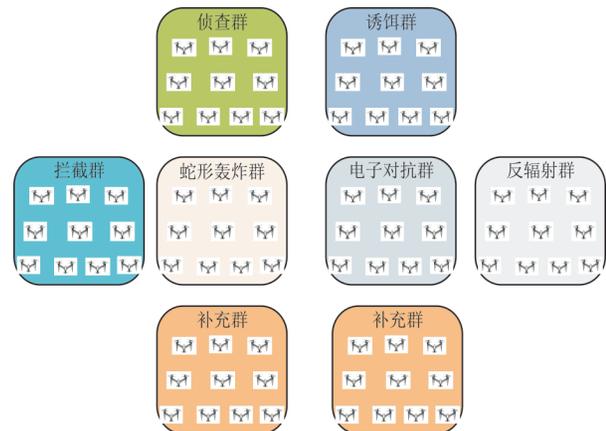


图1 无人机蜂群结构

Fig. 1 Structure of UAV swarm

1.1 问题建模

对无人机蜂群轨迹的预测即为对蜂群4维时间轨迹序列进行预测。无人机轨迹具有连续性、时序性和交互性,因此第 i 架无人机在 t 时刻航迹

点空间三维特征 h_i 可以描述为

$$C_i = \{l_i, w_i, h_i\} \quad (1)$$

式中: l_i, w_i, h_i 分别为该架无人机在这个航迹点的经度、纬度、高度。

无人机蜂群包含不同功能的集群。一般来说,同一个无人机集群中具有一定的防碰撞、交互补充、路径规划等策略,因此对于某一架无人机来说,空间上其他飞行器的位置和飞行轨迹也影响着该架无人机的轨迹,在一个蜂群中,同一个集群有相似的特征。如俯冲攻击集群具有高速、蛇形等飞行特点。在实际反无人机火控解算中,很难提前获取无人机的航向角、俯仰角、滚转角等信息,为了提高预测精度,更好地挖掘无人机蜂群之间的交互关系,考虑将空间中其他飞行器轨迹作为特征输入。此外,不同的集群在空间位置、数量、速度等特征方面相差比较大。如果考虑整个无人机蜂群的位置坐标,会大幅增加模型复杂度,因此只考虑同一集群的无人机轨迹点。为了更好地挖掘这种交互关系,在具有 k 架无人机的某一功能性集群中,定义第 i 架无人机在 t 时刻的航迹点的特征为

$$g_i^t = \{h_1^t, h_2^t, h_3^t, \dots, h_i^t, \dots, h_k^t\} \quad (2)$$

无人机知道集群中其他无人机在 $t_1 \sim t_n$ 时间的轨迹,就可以对 t_{n+1} 时刻的轨迹进行预测。因此轨迹预测问题可以描述为

$$h_i^{t+1} = f(g_i^t, g_i^{t-1}, g_i^{t-2}, \dots, g_i^{t-n}) \quad (3)$$

预测 k 步的方法为,依次利用前一时刻的特征迭代 k 步,完成 k 步预测。面向蜂群的无人机整体预测方法流程如图2所示。

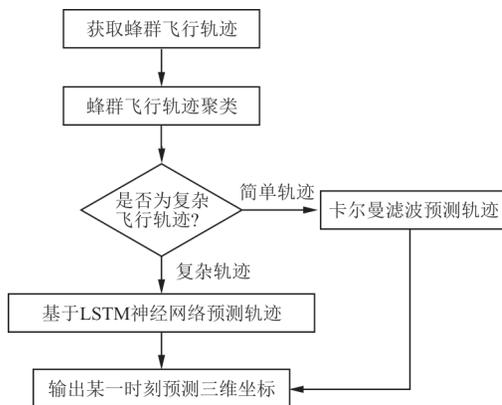


图2 轨迹预测方法

Fig. 2 Trajectory prediction method

在获得无人机蜂群轨迹后,首先用DBSCAN进行聚类,将蜂群轨迹分成不同的类别;然后判断

无人机的飞行轨迹为简单轨迹或者复杂轨迹;对于简单非机动轨迹用卡尔曼滤波方法预测,对于复杂机动轨迹用基于LSTM的方法进行预测。

1.2 无人机蜂群聚类

智能化无人机集群作战是目前无人机集群作战的畅想,对集群目标类型多样性特征进行分析时,空间多样性是重要的群特征,不同的集群有不同的空间特征,主要包括各作战目标的速度、空间位置、空间轨迹复杂度等。比如,在面对数量多、空间复杂度高的“蜂群”时,如何识别出“蜂群”中不同类型的集群,会对火控解算、轨迹预测的复杂度产生影响。

DBSCAN方法是一种基于空间连通区域中数据点最大密度的类别划分方法^[11],更适合对空间轨迹的聚类^[12]。此外,在反无人机蜂群的战场上,很难分清敌方无人机的种类和数量,因此DBSCAN相对于 k -Means 等其他算法需要预先知道类别才能进行聚类的特性,更适合该建模场景。本文采用DBSCAN对蜂群进行聚类,输入为蜂群历史三维轨迹序列,输出为集群的类别(序号)。

1.3 基于分形算法的复杂飞行轨迹判断

在进行无人机蜂群的轨迹演算时,如何快速演算得到整个蜂群的预测点数据是火控解算的目标之一。LSTM虽然可以应对复杂轨迹预测问题,但是计算开销大,需要预先存储飞机的轨迹信息,势必会增加火控计算机的计算开销。卡尔曼滤波预测虽然计算开销小、模型简单,但是无法充分地挖掘蜂群的信息,无法应对机动性强的飞行轨迹预测。为了兼顾两者的优势,本文进一步将蜂群轨迹分成复杂轨迹和简单轨迹两种。采用LSTM神经网络与卡尔曼滤波相结合的组合预测方法。对于简单的非机动轨迹,采用传统的卡尔曼滤波进行位置预测;对于复杂的机动运动轨迹,则采用LSTM神经网络进行预测。因此,如何进行预先的轨迹分类成为了先决条件。本文采用分形算法提取无人机轨迹在空间上的复杂度,从而判断出无人机飞行轨迹是复杂轨迹还是简单轨迹。

分形是在尺度和非整数(分形)维度上表现自相似性的数学结构^[13]。由于这些性质,分形几何可以用来有效地估计几何复杂性。分形维数(FD)

是描述物体内在形状的非整数值,表示测量的度量和所使用的尺度之间的关系^[14]。在欧几里德几何中,一条线的维数为1,平面的维数为2,而立方体的维数为3。然而,分形理论中可以具有这些值之间的维度,例如1.50或2.33分维空间。因此FD可以作为数学参量用来描述轨迹形状的复杂程度。

一般获得FD的方法为网格计数法,算法如下:在网格计数法中,将一组定义尺寸 r 的网格放置在待测量的对象上,并且用数量 N 的网格完全覆盖形状;使用包含不同大小框的网格来重复此过程,将 N 的对数与 $\log 1/r$ 作图,得到的斜率为 k ,如图3所示。首先,计算覆盖形状所需的网格数 N ,每个不同边长 r 。在这个例子中,对于 $r=1$ 的网格大小,一个网格就足以覆盖形状;对于 $r=1/2$,需要4个网格;对于 $r=1/4$,需要16个网格;对于 $r=1/8$,需要64个网格;对于 r 的几个值重复该过程。然后,将 $\log N$ 对 $\log 1/r$ 作图并拟合成直线,拟合的斜率给出了FD的估计度量。三维图像的分形维数计算,可以用类似的箱子计数法,与之不同的是,用三维的“箱子”代替二维的“网格”来进行覆盖。

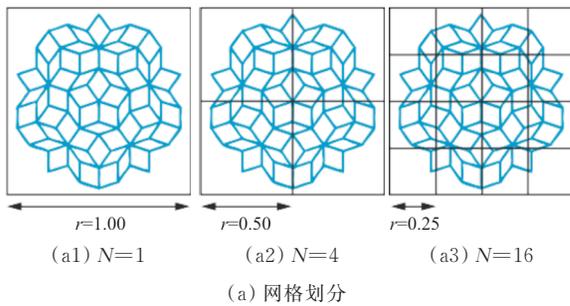


图3 网格计数法

Fig. 3 Grid counting algorithm

1.4 基于LSTM复杂轨迹预测

LSTM网络是RNN(Recurrent Neural Network)的变体,能够很好地避免RNN解决长时间序列问题时存在的梯度消失或梯度爆炸的缺点^[15]。LSTM和RNN具有相似的输入和输出,但是LSTM具有更加复杂的网络结构。信息选择性地穿过门,门使LSTM的cell作为一个记忆单元,记忆单元可以存储输入特征并且每个时间戳更新cell。LSTM的结构如图4所示。

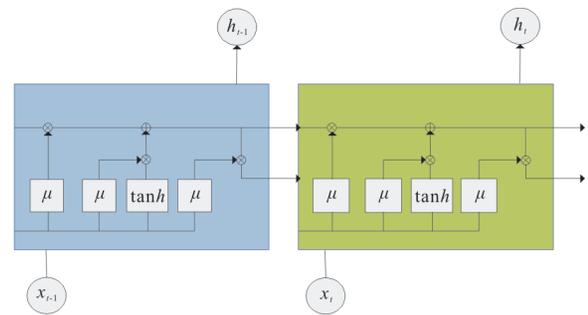


图4 LSTM结构

Fig. 4 Structure of LSTM

$$\begin{cases} f_t = \mu[W_f(h_{t-1}, x_t) + b_f] \\ i_t = \mu[W_i(h_{t-1}, x_t) + b_i] \\ \tilde{C}_t = \tanh[W_c(h_{t-1}, x_t) + b_c] \\ C_t = f_t C_{t-1} + i_t \tilde{C}_t \\ o_t = \mu[W_o(h_{t-1}, x_t) + b_o] \\ h_t = o_t \tanh C_t \end{cases} \quad (4)$$

式中: W_f, W_i, W_c 和 W_o 为系数矩阵; b_f, b_i, b_c 和 b_o 为偏差矩阵。 f_t 决定在cell阶段抛弃哪些信息,这个层通常被称为遗忘层,遗忘层的输出是0~1的随机值。 i_t 和 C_t 决定单元新加入的信息,这一层被称为输入层。

如果无人机集群的轨迹为简单轨迹,则采用卡尔曼滤波进行轨迹预测。卡尔曼滤波是目前火控算法中常用的轨迹预测模型^[16],通过观测数据对系统最优状态进行估计,适用于简单非机动的轨迹,本文不做过多赘述。如果无人机集群的轨迹为复杂机动的轨迹,则将该集群所有轨迹序列作为特征矩阵输入LSTM模型,输出该集群中所需预测的某架无人机轨迹。

2 仿真实验与分析

2.1 轨迹数据选取与预处理

本文实验从某蜂群数据库中选取一段70 s的无人机蜂群数据。该数据库中包括外场试验获取的飞行样本真值数据(侦察机数据与俯冲轰炸机数据)和对特定无人机的仿真模拟数据等(拦截、干扰、反辐射、补充群数据)。将不同集群无人机飞行数据按照相同的时间基准放在同一个坐标系中,代表无人机蜂群的不同集群,形成一个完整蜂群,将其作为本文的验证对象。含有7个不同类型的无人机蜂群,分别为侦察群(5架),2个拦截群(一共40架),反辐射群(20架),干扰群(5架),轰炸群(5架)以及补充群(5架)。仿真环境为Intel(R)Core(TM)i5-9500 CPU@3.00 GHz处理器,仿真平台为Matlab 2020a。

对于“低小慢”目标来说,从弹丸击发到命中目标的时间大概为1~3 s,为了满足这种实时性,预测步长需要大于3 s。数据集点的间隔为20 ms,本文选用185个点为预测点。对数据进行预处理,飞行样本及聚类结果如图5所示。

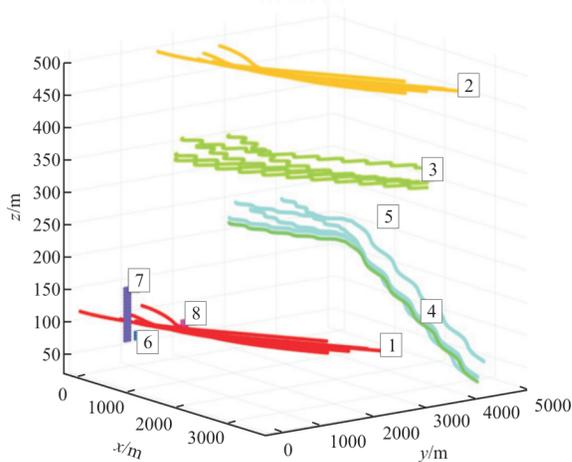


图5 蜂群聚类
Fig. 5 Drone clustering

图5中,聚类结果中标号1的轨迹为侦察无人机的轨迹,标号2的轨迹为补充集群的轨迹,标号3的轨迹为电子对抗集群的轨迹,标号4和5的轨迹为俯冲轰炸集群的轨迹,标号7的轨迹为反辐射集群的轨迹,标号6和8的轨迹为两个拦截集群的轨迹。从图5可以看出:基于DBSCAN的蜂群聚类方法将输入的具有蜂群三维轨迹序列自动

聚类为8类,其中7类为正确分类,一类(一架俯冲轰炸集群中的无人机轨迹)为错误分类。因此,基于DBSCAN的蜂群聚类方法聚类效果良好,而且不需要预先知道蜂群聚类的类别数量。

在进行完聚类工作后,需要对无人机轨迹进行复杂度的判别。本文设置分形维数(FD)大于1.5的为复杂轨迹,小于1.5的为简单轨迹,计算结果并判断。图5中标号3,4,5(电子对抗群和俯冲轰炸群)的轨迹分形维数均大于1.5,判定其为复杂飞行轨迹;其他集群轨迹分形维数均小于1.5,判定其为简单飞行轨迹。综上,用分形维数可以很好地描述无人机飞行轨迹的复杂度。某架蛇形俯冲机轨迹(判断为复杂轨迹)的无人机的分形维数为1.7699,如图6所示。某架普通侦察机轨迹(判断为简单轨迹)的分形维数为1.1326,如图7所示。

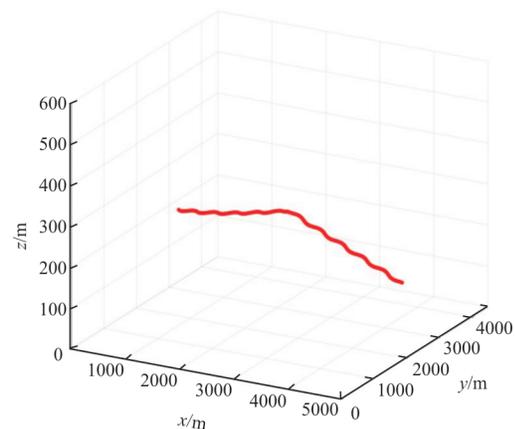


图6 蛇形俯冲无人机轨迹
Fig. 6 Trajectory of serpentine landing UAV

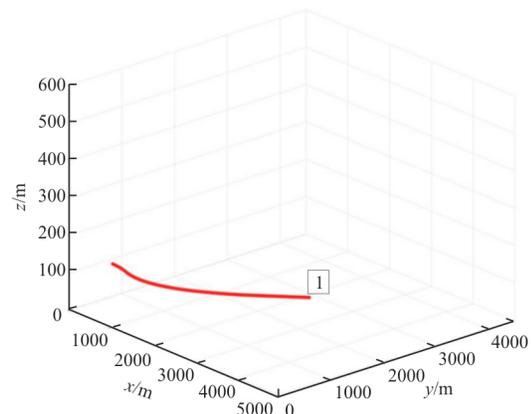


图7 侦察机轨迹
Fig. 7 Trajectory of reconnaissance UAV

2.2 轨迹预测分析

本文先用大量数据训练 LSTM 模型,再用训练好的模型进行实时迭代与更新。LSTM 仿真参数如表 1 所示。

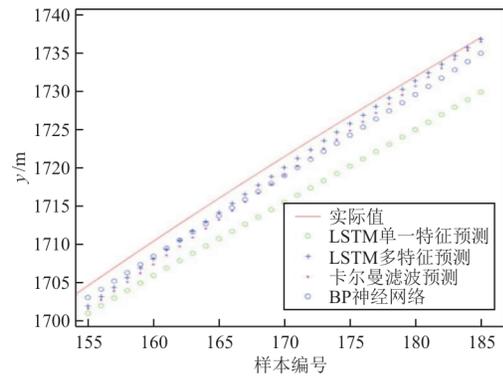
表 1 参数设置
Table 1 Parameter setting

参数	实验设置	参数	实验设置
LSTM 层数	3	损失函数	MSE
学习率	0.006 11	第一层隐藏神经元个数	64
优化器	adam	第二层隐藏神经元个数	32
迭代次数	1 000	第三层隐藏神经元个数	32

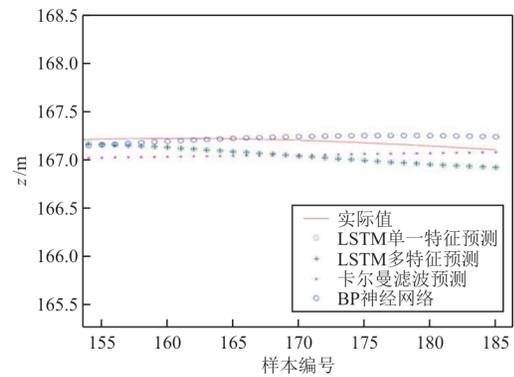
损失函数采取均方误差函数,公式为

$$E_{MSE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P^i - T^i)^2 \quad (5)$$

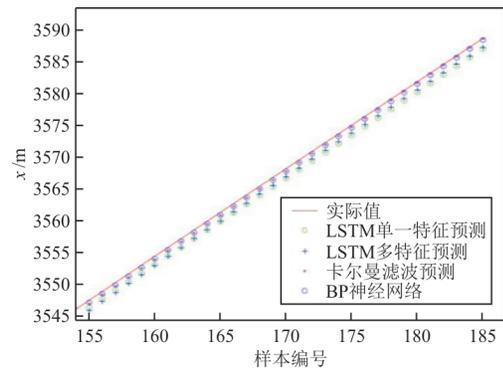
按照上述模型和参数设置对无人机蜂群进行训练和预测,预测各个无人机未来时刻的位置(预测 185 个样本点,一共 3.7 s)。将 LSTM 与卡尔曼滤波、BP 神经网络的预测结果进行对比。选取两个飞行轨迹(简单轨迹和复杂轨迹)在 x 、 y 、 z 方向上的预测结果如图 8 所示。对于简单轨迹来说(图 8(a)~图 8(c)),传统的卡尔曼滤波可以很好地进行预测,而对于复杂的轨迹(图 8(d)~图 8(f)),卡尔曼滤波和 BP 神经网络预测的误差比较大。而 LSTM 可以应对复杂的轨迹预测问题,预测准确度较高。单一特征的预测准确度小于多特征的预测准确度,说明对于蜂群的预处理,聚类是非常重要的,可以挖掘传统算法无法计算的同集群中无人机的飞行特征(如防碰撞策略)。



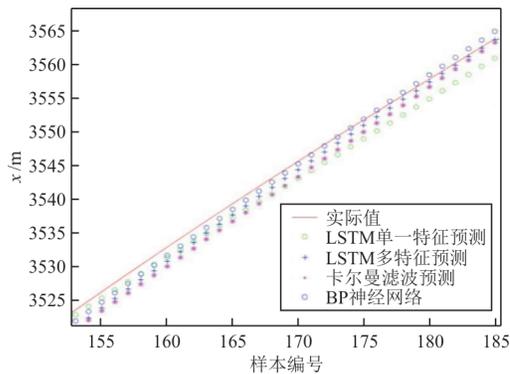
(b) 简单轨迹 y 方向预测结果



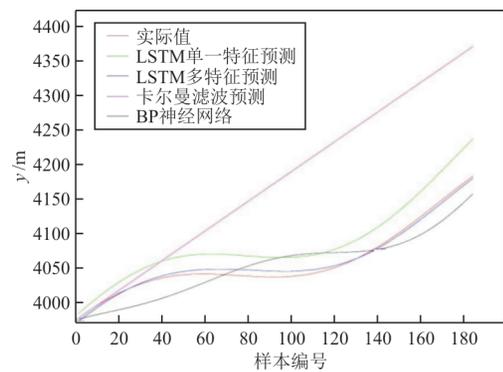
(c) 简单轨迹 z 方向预测结果



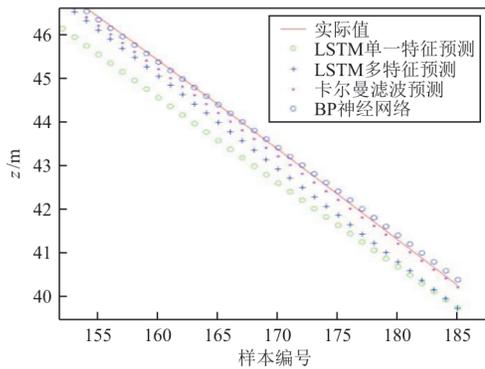
(d) 复杂轨迹 x 方向预测结果



(a) 简单轨迹 x 方向预测结果



(e) 复杂轨迹 y 方向预测结果



(f) 复杂轨迹z方向预测结果

图 8 简单轨迹与复杂轨迹在不同方向上的预测结果
Fig. 8 Prediction results of simple and complex trajectories in different directions

对整个蜂群各个集群进行轨迹预测验证, 侦察群、抗干扰群、蛇形俯冲群、蛇形盘旋群的预测结果结果如表 2 所示。评判指标选择平均绝对误差,公式如式(6)所示。

$$E_{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |P^i - T^i| \quad (6)$$

表 2 不同集群预测平均绝对误差
Table 2 MAE of prediction for different clusters

方法	单位:m			
	简单轨迹		复杂轨迹	
	侦察群	抗干扰群	蛇形俯冲	蛇形盘旋
LSTM单特征	1.08	1.83	38.20	27.50
LSTM多特征	0.52	1.36	8.73	6.22
Kalman	1.22	1.91	271.18	225.23
BP	0.97	1.22	40.11	25.99

从表 2 可以看出:对于简单轨迹的预测,四种方法的预测效果相差不大,均可满足防空武器对无人机的毁伤要求^[17];对于复杂轨迹的预测,四种方法得到的精度相差较大,LSTM多特征方法的预测效果最好。

考虑到预测的实时性,在实际的反无人机蜂群任务中,前期的预处理(聚类,轨迹复杂度判别)可以在雷达搜索到蜂群目标后立即开始计算,对实时性要求较低,但是对于火控算法中的轨迹预测问题,需要考虑在随动调转、弹丸飞行等命中目标无人机之前的时间,实时性要求较高^[18]。三种方法预测具有 20 架的无人机蜂群(不包括拦截群和反辐射群)所需要的总时间如表 3 所示。

表 3 预测总时间
Table 3 Total time

方法	时间/s	方法	时间/s
LSTM	3.922 1	LSTM+Kalman	1.724 3
Klaman	0.873 6	BP	7.324 4

综上,卡尔曼滤波可以对简单轨迹进行准确而快速的预测,LSTM在预测复杂轨迹时的精度最好。本文提出的LSTM与卡尔曼滤波相结合的方法综合了两种方法的优势,较为准确地预测了整个无人机蜂群轨迹,并且兼顾了计算的实时性。

3 结 论

1) 本文采用的DBSCAN蜂群轨迹聚类方法可以有效地对蜂群轨迹进行聚类,聚类结果可以作为LSTM预测网络的输入。

2) 基于分形算法的复杂飞行轨迹判断方法可以通过分形维数有效地描述无人机飞行轨迹的空间复杂度,为选择合适的蜂群轨迹预测方法提供基础。

3) 蜂群轨迹预测方法采用LSTM预测复杂轨迹,用卡尔曼滤波预测简单轨迹,这种方法能够相对准确地预测无人机蜂群轨迹,并且兼顾了计算实时性。

参考文献

[1] ZHU X P, LIU Z C, YANG J. Model of collaborative UAVs-warm toward coordination and control mechanisms study[J]. Procedia Computer Science, 2015, 51(5): 493-502.

[2] PHAM L V, DICKERSON B, SANDERS J, et al. UAV swarm attack: protection system alternatives for destroyers [R]. Monterey, CA: Naval Postgraduate School, 2012.

[3] DUAN H B, YANG Q, DENG Y M, et al. Unmanned aerial systems coordinate target allocation based on wolf behaviors[J]. Science China Information Sciences, 2019, 62(1): 205-207.

[4] 翟俐民. 基于三维轨迹聚类和LSTM的航迹预测方法研究[D]. 成都: 四川大学, 2021.

ZHAI Limin. Research on track prediction method based on 3D trajectory clustering and LSTM[D]. Chengdu: Sichuan University, 2021. (in Chinese)

[5] 乔少杰, 韩楠, 朱新文, 等. 基于卡尔曼滤波的动态轨迹预测算法[J]. 电子学报, 2018, 46(2): 418-423.

QIAO Shaojie, HAN Nan, ZHU Xinwen, et al. A dynamic trajectory prediction algorithm based on Kalman filter [J].

- Acta Electronica Sinica, 2018, 46(2): 418-423. (in Chinese)
- [6] NOBORU T. Adaptive prediction of flight time uncertainty for ground based 4D trajectory management[J]. Transportation Research: Part C, 2018, 95: 335-345.
- [7] 杨任农, 岳龙飞, 宋敏, 等. 基于Bi-LSTM的无人机轨迹预测模型及仿真[J]. 航空工程进展, 2020, 11(1): 77-84. YANG Rennong, YUE Longfei, SONG Min, et al. UAV trajectory prediction model and simulation based on Bi-LSTM-M[J]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 2020, 11(1): 77-84. (in Chinese)
- [8] 张宗腾, 张琳, 汪文峰, 等. 一种基于双向GRU的UAV飞行轨迹预测方法[J]. 电光与控制, 2022, 29(3): 11-15. ZHANG Zongteng, ZHANG Lin, WANG Wenfeng, et al. A method for UAV flight trajectory prediction based on bidirectional GRU[J]. Electronics Optics & Control, 2022, 29(3): 11-15. (in Chinese)
- [9] 张宏鹏, 黄长强, 唐上钦, 等. 基于卷积神经网络的无人作战飞机飞行轨迹实时预测[J]. 兵工学报, 2020, 41(9): 1894-1903. ZHANG Hongpeng, HUANG Changqiang, TANG Shangqin. CNN-based real-time prediction method of flight trajectory of unmanned combat aerial vehicle[J]. Acta Armamentarii, 2020, 41(9): 1894-1903. (in Chinese)
- [10] 孙致远, 鲁成祥, 史忠植, 等. 深度学习研究与进展[J]. 计算机科学, 2016, 43(2): 1-8. SUN Zhiyuan, LU Chengxiang, SHI Zhongzhi, et al. Research and advances on deep learning[J]. Computer Science, 2016, 43(2): 1-8. (in Chinese)
- [11] XU X, CUI D, LI Y, et al. Research on ship trajectory extraction based on multi-attribute DBSCAN optimisation algorithm[J]. Polish Maritime Research, 2021, 28(1): 136-148.
- [12] BIRANT D, KUT A. ST-DBSCAN: an algorithm for clustering spatial-temporal data[J]. Data & Knowledge Engineering, 2007, 60(1): 208-221.
- [13] SILVA L G, MONTEIRO S M W R S, AGUIAR M T M, et al. Fractal dimension analysis as an easy computational approach to improve breast cancer histopathological diagnosis[J]. Applied Microscope, 2021, 51(6): 205-207.
- [14] FERNÁNDEZ-MARTÍNEZ M, NOWAK M, SÁNCHEZ-ZGRANERO M A. Counterexamples in theory of fractal dimension for fractal structures[J]. Chaos, Solitons & Fractals, 2016, 89(3): 210-223.
- [15] LONG A, BI X, ZHANG S. An arbitrage strategy model for ferrous metal futures based on LSTM neural network[J]. Journal of University of Science and Tehnology of China, 2018, 48(2): 125-132.
- [16] KALMAN R E. A new approach to liner filtering and prediction problems[J]. Journal of Basic Engineering, 1960, 82D(1): 35-45.
- [17] 刘腾谊, 陈熙, 杨东. 35 mm高炮弹药发展设想与分析[J]. 火炮发射与控制学报, 2010(1): 84-88. LIU Tengyi, CHEN Xi, YANG Dong. Imagination and analysis on 35 mm AA gun ammunition development[J]. Journal of Gun Launch & Control, 2010(1): 84-88.
- [18] 张原, 王振, 廉令武. 某型火炮战斗车火控系统综合评估设备[J]. 计算机系统应用, 2021, 30(3): 95-102. ZHANG Yuan, WANG Zhen, LIAN Lingwu. Comprehensive evaluation equipment for fire control system of certain artillery fighting vehicle[J]. Computer Systems & Applications, 2021, 30(3): 95-102. (in Chinese)

作者简介:

张根源(1996—),男,硕士,助理工程师。主要研究方向:反无人机蜂群,人工智能等。

林智伟(1983—),男,硕士,高级工程师。主要研究方向:防空与反导武器系统。

唐旭(1994—),男,硕士,助理工程师。主要研究方向:防空与反导武器系统。

雷凯文(1995—),男,硕士,助理工程师。主要研究方向:防空与反导武器系统,液压系统等。

(编辑:丛艳娟)