

引用格式:姚家伦,黄高明,田威.基于差分进化算法的捷变频雷达频率预测方法[J].电光与控制,2019,26(5):45-48,54. YAO J L, HUANG G M, TIAN W. A differential evolution based frequency prediction method for frequency-agile radar[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(5):44-48, 54.

基于差分进化算法的捷变频雷达频率预测方法

姚家伦, 黄高明, 田威
(海军工程大学电子工程学院, 武汉 430033)

摘要: 认知电子战要求使用更为智能的算法以适应日益复杂多变的电磁环境。针对参数存在变化的旋转调谐磁控管捷变频雷达的频率预测问题,以真实数据为依据,在剔除野值的基础上分析数据,提出了基于差分进化算法的频率预测方法。对比相关工作,所提算法提高了雷达频率预测精度,降低了对数据连贯性的前提要求,且能够通过在线分析适应调谐参数变化的频率规律,因此具有更强的应用价值和鲁棒性。

关键词: 认知电子战; 频率预测; 旋转调谐磁控管; 捷变频雷达; 差分进化算法

中图分类号: O213.2 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-637X.2019.05.008

A Differential Evolution Based Frequency Prediction Method for Frequency-Agile Radar

YAO Jia-lun, HUANG Gao-ming, TIAN Wei
(College of Electronic Engineering, Naval University of Engineering, Wuhan 430033, China)

Abstract: Cognitive electronic warfare requires smarter algorithms to adapt to the increasingly complex electromagnetic environment. As to the frequency prediction for frequency-agile radar with variational parameters, a frequency prediction method based on differential evolution algorithm is proposed according to the real data and the data analysis after eliminating the outliers. The proposed method can not only improve the prediction accuracy and reduce the demand for data consistency, but also be adaptable to the variation of frequency of the tuning parameters through online analysis, thus it has higher application value and robustness.

Key words: cognitive electronic warfare; frequency prediction; rotary-tuned magnetron; frequency-agile radar; differential evolution algorithm

0 引言

为了应对愈发复杂的电磁环境,美军提出了认知电子战的新概念。美国国防高级研究计划局的研究报告表明,认知电子战是一种将智能算法技术用于电子战领域,达到实时发现、搜索和对抗战场未知干扰信号的新型作战理念^[1-2]。该电子战理念可以实时根据战场中所遭遇到的信息威胁,基于已有或实时获取的数据对目标进行分析并预测,有针对性地使用特定对抗方法。其中,针对捷变频雷达的频率变化规律的研究一直是热点^[3-4]。对捷变频雷达的频率规律进行预

测不仅能够提高瞄准式干扰效率,而且便于侦察系统更加快速地进行自适应调整,有效地提高了对频率捷变频雷达探测、分选、分析性能,因此极具工程意义。捷变频雷达分为相参与非相参两种,本文主要讨论调谐参数存在变化的非相参捷变频雷达的频率预测问题。

1 问题描述及相关工作

1.1 问题描述

非相参捷变频雷达的表达式为^[5]

$$f_n = f_0 + \frac{1}{2}B\sin[2\pi f_m \cdot T \cdot (n-1) + \varphi] \quad (1)$$

式中: f_0 为旋转磁控管的中心频率; B 为雷达的捷变带宽; f_m 为调谐频率; T 为雷达接收信号的脉冲重复间隔; n 为脉冲序号, $n=1,2,\dots$; φ 为雷达的初始相位。

在工程实际中,同一部非相参捷变频雷达存在多个频率变化规律,即式(1)中对应的参数并不唯一,会

收稿日期:2018-05-22

修回日期:2019-04-12

基金项目:国家自然科学基金(61601491);中国博士后科学基金(2017M613370)

作者简介:姚家伦(1994—),男,湖北洪湖人,硕士生,研究方向为辐射源行为推理、机器学习。

随着雷达的工作模式或者环境因素发生变化。

1.2 相关工作

对于频率捷变雷达的频率规律预测问题,文献[6]采用了一种基于改进径向神经网络的方法。在将频率变化规律抽象为时序变化的随机码的基础上,利用聚类和进化规划的方法优化调整网络参数。然而,基于RS码、M码建模的频率规律与实际雷达差别仍然较大,且该方法对数据连贯性、准确性要求很高,在实际工程中难以实现。

文献[7]针对脉冲重复频率 T 和调谐频率 f_m 固定的频率捷变雷达,利用三角函数关系式,得到了相邻4个频率点的关系

$$f_N = a(f_{N-1} - f_{N-2}) + f_{N-3} \quad (2)$$

式中, $a = 1 + 2\cos(2\pi f_m T)$,已知 a 为常数,即

$$a = (f_{N-1} - f_{N-2}) / (f_{N-1} - f_{N-2}) \quad (3)$$

在确定了 a 的基础上,得到预测方程为

$$\hat{f}_N = a(f - f_{N-1}) + f_{N-2} \quad (4)$$

该方法对数据的要求与文献[6]类似,基于强连贯性的数据才能完成预测。

文献[8]在构建频率趋势转折变量的基础上,求取关于 f_m 和 φ 的最小二乘解。相较于文献[6-7],该方法能够基于存在大量错误的实测数据完成预测,但根据文献[8]中自校验误差结论与相关实测数据,频率调谐模型的变化必然存在,而该方法无法直接预测参数动态变化的非相参频率变化问题。

由于旋转调谐磁控管捷变频雷达模型方程已知,基于有限个孤立点的预测问题实质上是一类B样条曲线拟合优化的问题,一般使用智能算法解决。文献[9]对进化算法(Evolutionary Algorithms, EA)等启发式算法的数值优化性能进行了分析;文献[10]将利用随机游走和混沌的思想改进了差分进化(Differential Evolution, DE)算法,使其能够适应带有间断和尖点的数据集;文献[11]将长短时记忆(Long/Short Time Memory, LSTM)网络与差分进化算法结合,DE算法解决了数据拟合问题,为LSTM提供了高质量的数据。

综上,本文提出基于差分进化的频率预测算法,在提高预测精度的前提下也能适应参数变化的频率规律,更加符合真实的工程条件。

2 基于差分进化算法的频率预测

实测数据表明,同一部频率捷变雷达存在多种模型参数,因此算法需要根据数据的具体情况进行预测。对于某段时间内模型稳定的频率数据,可以直接使用积累数据进行预测;对于模型变化的频率数据,则需要实时分析数据的基础上重新积累数据。

2.1 野值剔除

由于环境和接收设备的因素,实际采集到的雷达数据中必然存在大量漏脉冲和干扰产生的野值。为了提高数据质量确保有效预测,应剔除野值 $T_n = 0$ 。

$$|\text{mod}(T_n, \hat{T})| > \varepsilon \quad (5)$$

式中: T_n 为第 n 个脉冲的脉冲重复间隔; \hat{T} 为剔除完零脉冲的估计值; $\text{mod}(T_n, \hat{T})$ 为 T_n 除以 \hat{T} 的余数; ε 为判定门限。文献[8]中将门限值定为 $2 \mu\text{s}$ 。

2.2 频率预测

DE算法的思路是在解空间中随机生成 N_p 个 D 维向量 $\mathbf{X}_i = \{x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,D}\}$,每个 \mathbf{X}_i 是种群中的一个个体,可表示为一个可行解。

1) 变异。

变异就是对解空间中随机选取的某几个可行解,利用差分向量和变异系数对其进行扰动并获取变异解的过程。一般有5种变异方法

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{DE/rand/1: } V_i^t = X_{r_1}^t + F \cdot (X_{r_2}^t - X_{r_3}^t) \\ \text{DE/rand/2: } V_i^t = X_{r_1}^t + F \cdot (X_{r_2}^t - X_{r_3}^t) + \\ \quad F \cdot (X_{r_4}^t - X_{r_5}^t) \\ \text{DE/best/1: } V_i^t = X_{\text{best}}^t + F \cdot (X_{r_2}^t - X_{r_3}^t) \\ \text{DE/best/2: } V_i^t = X_{\text{best}}^t + F \cdot (X_{r_2}^t - X_{r_3}^t) + \\ \quad F \cdot (X_{r_4}^t - X_{r_5}^t) \\ \text{DE/current-to-best: } V_i^t = X_i^t + F \cdot (X_{\text{best}}^t - X_i^t) + \\ \quad F \cdot (X_{r_1}^t - X_{r_2}^t) \end{array} \right. \quad (6)$$

式中: $X_{r_1}^t, X_{r_2}^t, X_{r_3}^t, X_{r_4}^t, X_{r_5}^t$ 分别是随机选取的可行解, t 为当前算法的进化代数; X_{best}^t 为当前最佳解; F 为扰动系数。为提高算法效率,选取第2种变异方法。

2) 交叉。

交叉就是将目标解 X_i^t 与变异解 X_{best}^t 依据随机交叉概率进行重组,确保解的丰富性。即经交叉操作后解 U_i^t 为

$$u_{i,j}^t = \begin{cases} v_{i,j}^t & \text{rand}_1(0,1) \leq C_R \\ x_{i,j}^t & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

式中, $C_R \in [0,1]$, C_R 越大,解交叉变异的几率就越大。

3) 选择。

DE算法根据可行解的适应度函数进行贪婪选择。适应度函数选择均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE),其定义为

$$\min \sigma = \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 / n} \quad (8)$$

式中: σ 为均方根; n 为数据个数; y_i 为离散的待处理数据; \hat{y}_i 为经过拟合处理的估计值。

针对参数稳定的频率数据,利用差分进化算法计算出拟合度高的预测曲线。在模型未变的情况下,实现高精度的频率预测。

2.3 实时在线分析

模型变化在实际情况中是存在的,所以预测算法需要实时检测自校验 RMSE,在 RMSE 升高的情况下,立即停止原有的参数积累,分析接收的实测数据与预测模型之间的偏差情况。设预测频率序列是 $f_p[n]$,新接收的实测频率序列为 $f_f[n]$,则误差序列为

$$Error(n) = |f_p[n] - f_f[n]| \quad (9)$$

为了检测模型变化的分界点,应使用误差序列的包络分析误差的突变点^[12]。在步进地利用矩形窗提取误差最大值后,基于二阶后向差分确定最优突变点为

$$N_{opt} = \arg \max \Delta^2(Error(n)) + 1 \quad (10)$$

在分析过程中,窗口长度应小于积累数据点数。

3 基于实测数据的仿真验证

本文仿真采用某接收设备所采集的实际雷达数据。该数据有 16222 个,第 1 段有 8192 个,模式参数变化的第 2 段有 7930 个。在根据式(2)、式(3)剔除野值后,第 1 段数据变为 6170 个,第 2 段数据变为 7573 个。

图 1 所示为实测的 13743 个有效频率点,其中不但存在脉冲丢失的现象,调谐模型也发生了明显的变化,文献[6-8]算法无法适用该数据。

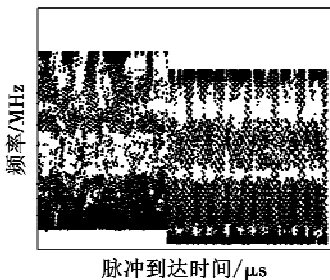


图 1 13743 个雷达脉冲的频率与时间关系
Fig. 1 Frequency-time relation of the measured 13743 pulses from radar

本文利用实测数据证明算法的有效性,使用预测值和数据真实值之间的 RMSE 比较算法的优劣。由于实测数据中存在一定干扰,直接使用其评价算法必然低于其真实性能。

3.1 基于模型参数稳定部分的数据实验

为了直观地与文献[8]算法进行对比,取图 1 中模型参数稳定的前 6170 个数据进行实验,以自校验 RMSE 和预测 RMSE 为指标设计了以下 3 个实验。

实验 1 参照文献[8]中要求,所使用数据从第 1 号脉冲开始,以 100 为步长变化至 6100,即当样本序号 $K=100$ 时,计算的是第 1 号脉冲到第 100 号之间的数据。图 2 给出对于这 6100 个数据,自校验 RMSE 与样本关系。

如图 2 所示,相较文献[8]算法,本文算法的自校验 RMSE 维持在 6 MHz,明显优于文献[8]算法,这说明本

文算法所生成的预测曲线更加贴近实际的频率变化规律。此外,文献[8]认为 $1800 < K \leq 2100$ 段出现自校验 RMSE 是由于模型变化或者丢脉冲。由本文算法的自校验 RMSE 可知,其自校验 RMSE 在 $1800 < K \leq 2100$ 时始终维持不变;现将原 8192 数据图中丢脉冲数据置空得到图 3。

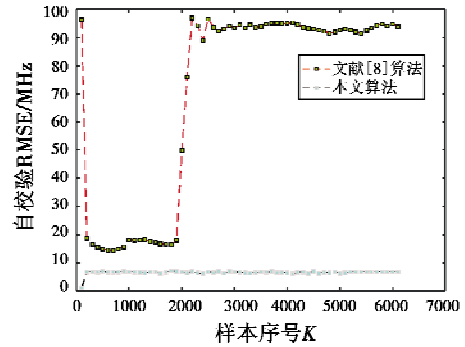


图 2 自校验 RMSE 与样本序号 K 的关系
($100 < K \leq 6100$)

Fig. 2 Self-checking RMSE versus K ($100 < K \leq 6100$)

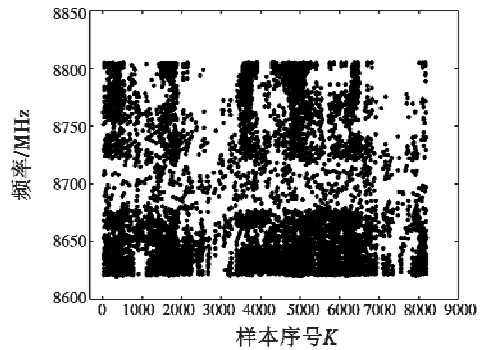


图 3 8192 个样本的数据展开图

Fig. 3 The measured 8192 pulses

图 2 表明 $1800 < K \leq 2100$ 时出现多个周期脉冲的丢失(对应图 3 中 $2700 < K \leq 3100$),所以 RMSE 实质上是源于文献[8]算法没有达到数据的周期连贯性要求,但是本文算法却仍能够依靠该段数据完成预测,这表明该算法对数据连贯性的要求更低。

实验 2 固定预测第 4501 号至第 4601 号脉冲,以 4500 号脉冲为尾,样本序号从 10 开始,以 10 为步长变化至 1000,即当样本 $K=10$ 时,使用 $4490 < K \leq 4500$ 段数据。如图 4 所示,相较文献[8]算法,本文算法虽然在数据积累的初期阶段产生较高的自校验 RMSE,但随着积累的进行,自校验 RMSE 迅速降低,并保持在 6 MHz 左右,预测性能明显优于文献[8]算法。

实验 3 从第 4001 号数据开始,固定使用前 500 个脉冲进行预测,待预测脉冲从第 4501 号开始,样本序号从 10 开始以 10 为步长变化至 1500,如图 5 所示。相较文献[8]算法,本文算法不但预测 RMSE 较小,其上升速率也较慢,这说明虽然随着预测样本序号的增

加,预测模型与实际数据的匹配性降低,但本文算法依然能够维持较高的预测效果,也能以更高精度维持更长时间的有效预测。

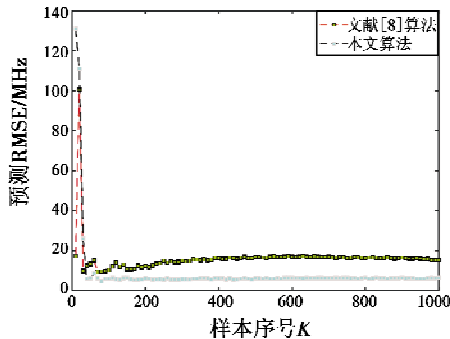


图4 预测 RMSE 与样本序号 K 的关系(实验2)
Fig.4 Prediction RMSE versus K (Experiment 2)

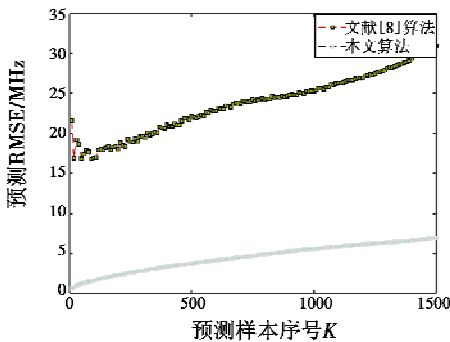


图5 预测 RMSE 随预测样本序号的变化关系(实验3)
Fig.5 Prediction RMSE versus the number of predicted pulses(Experiment 3)

综上,本文算法在预测精度和数据容忍度上都明显优于文献[8]算法。

3.2 基于模型参数变化的数据实验

在实际情况下,频率捷变雷达的模式参数必然改变,现基于 13743 个脉冲的数据进行实验,为验证本文算法的有效性,设计了以下实验。

实验4 所使用数据从第1号脉冲开始,以100为步长变化至13700。即当样本序号 $K=100$ 时,计算的是第1号脉冲至第100号之间的数据。图6给出了对于这13700个数据,预测自校验 RMSE 与样本的关系。

如图6所示,在 $100 < K \leq 6100$ 段内,自校验 RMSE 保持在6 MHz左右,在 $K > 6100$ 段,自校验 RMSE 迅速上升,并维持在21 MHz左右,说明 $K=6100$ 附近处可能出现模型变化,算法控制积累停止,并开始分析数据。

提取13700个样本数据与积累停止时预测模型之间的偏差值如图7所示。

以步长为4,长度为4000的矩形窗分析误差值如图8所示,再依据式(10)得到 $N_{opt} = 6183$ 。

最后依据检测的最优点重新进行积累并进行预测,预测 RMSE 如图9所示。

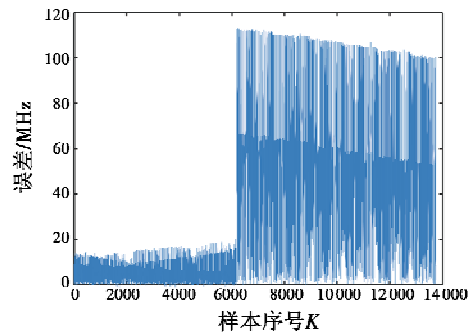


图7 样本误差随样本序号 K 变化关系 ($100 < K \leq 13700$)

Fig.7 Error versus K ($100 < K \leq 13700$)

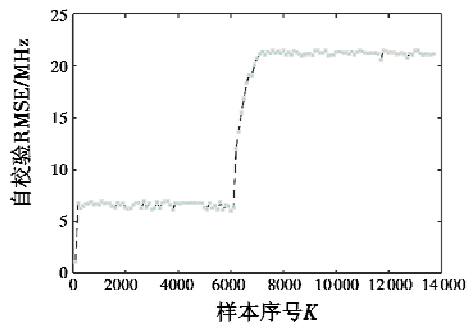


图6 自校验 RMSE 随样本序号 K 变化关系 ($100 < K \leq 13700$)

Fig.6 Self-checking RMSE versus K ($100 < K \leq 13700$)

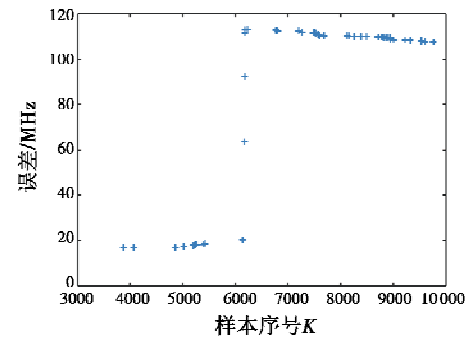


图8 样本误差加窗分析($100 < K \leq 13700$)

Fig.8 Error analysis ($100 < K \leq 13700$)

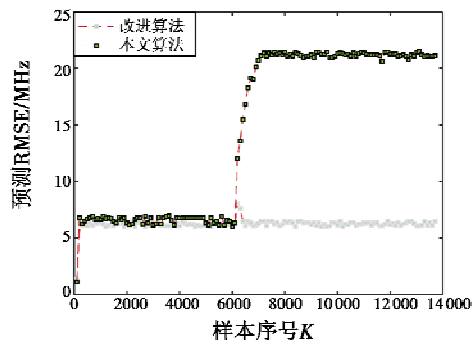


图9 预测 RMSE 随样本序号 K 变化关系($100 < K \leq 13700$)

Fig.9 Prediction RMSE versus K ($100 < K \leq 13700$)

由图9可知,相较未检测算法,改进算法仅在模
(下转第54页)

引用格式:徐喜梅,何成龙,黄大庆,等.基于多点约束的微小型无人机自主定位技术[J].电光与控制,2019,26(5):49-54. XU X M, HE C L, HUANG D Q, et al. Autonomous positioning technology of micro-UAV based on multi-point constraint[J]. Electronics Optics & Control, 2019, 26(5): 49-54.

基于多点约束的微小型无人机自主定位技术

徐喜梅^{1,2a}, 何成龙¹, 黄大庆^{2b}, 徐 诚^{2b}

(1. 卫星导航系统与装备技术国家重点实验室, 石家庄 050000;

2. 南京航空航天大学, a. 电子信息工程学院; b. 中小型无人机先进技术工信部重点实验室, 南京 210016)

摘要: 在复杂环境下, 卫星导航信号容易受到干扰, 导致无人机卫星定位失效。提出了一种基于多点约束的微小型无人机自主定位技术, 通过机载光电测量平台对多个地面目标点进行观测, 根据地面目标点、像点和摄像机光心三点共线的几何关系建立无人机自主定位数学模型, 并结合最小二乘估计求解无人机自身空间位置。通过实验验证该方法的可行性与鲁棒性, 实验结果表明该方法能够在误差允许的范围内获取无人机位置信息, 可一定程度上丰富无人机自主定位理论。

关键词: 微小型无人机; 自主定位; 最小二乘估计; 坐标转换

中图分类号: V249 **文献标志码:** A **doi:**10.3969/j.issn.1671-637X.2019.05.009

Autonomous Positioning Technology of Micro-UAV Based on Multi-point Constraint

XU Xi-mei^{1,2a}, HE Cheng-long¹, HUANG Da-qing^{2b}, XU Cheng^{2b}

(1. State Key Laboratory of Satellite Navigation System and Equipment Technology, Shijiazhuang 050000, China;

2. Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, a. College of Electronic and Information Engineering; b. Key Laboratory of Unmanned Aerial Vehicle Technology, Ministry of Industry and Information Technology, Nanjing 210016, China)

Abstract: The satellite navigation signals are susceptible to interferences under a complex environment, which may result in the failure of UAV satellite positioning. An autonomous positioning technology for micro-UAVs based on multi-point constraint is proposed. Through the on-board photoelectric measurement platform, multiple ground targets are observed. By using the geometric relationship that the ground target point, image point and the camera optical center are collinear, the autonomous positioning mathematical model of the UAV is established. The UAV's own spatial position is obtained by using the least square estimation. The feasibility and robustness of the method are verified by experiments. The experimental results show that the method can obtain the position information of the UAV within the allowable error range.

Key words: micro-UAV; autonomous positioning; least square estimation; coordinate transformation

0 引言

微小型无人机具备体积小、机动性强、成本低等优点, 已广泛应用于军事、民用和科学研究, 无人机导航

定位是其顺利执行任务的基本保障条件之一^[1]。传统的无人机通过卫星导航系统获取位置信息, 微小型无人机飞行高度较低, 在低空作业时, 卫星信号易受高层建筑物的遮挡而无法提供位置数据^[2], 因此仅靠卫星定位系统定位具有一定的局限性, 难以满足微小型无人机各种任务需求。为提高微小型无人机定位系统的环境适应性, 在低成本、小体积的前提下, 研究能适用于复杂场景的自主定位技术, 已成为微小型无人机发展过程中亟待解决的主要问题之一^[3]。

近年来, 视觉传感器在微小型无人机自主定位技术中的应用越来越广泛, 基于视觉的无人机自主定位技术已成为研究热点^[4], 且已有较多研究成果, 其中最具体

收稿日期: 2018-06-13

修回日期: 2019-04-29

基金项目: 卫星导航系统与装备技术国家重点开放基金 (EX16684046); 国家自然科学基金 (61601222); 中央高校基本科研业务费专项资金 (56XAA16095); 江苏省自然科学基金 (BK20160789); 南京航空航天大学创新基地 (试验室) 开放式基金 (kfj20170406)

作者简介: 徐喜梅 (1990—), 女, 河南虞城人, 硕士生, 研究方向为遥控遥测、无人机的自主定位技术。

代表性的算法是 2014 年 3 月 FORSTER 等提出的基于单一摄像头的快速 VO 系统(SVO)^[5],由于视觉算法本身的缺陷,其对环境的适应性和对平台的抗震动能力较差。因此后继引入多传感器融合的微型无人机自主定位,如 2011 年 KELLY 和 SUKHATME 提出的一种基于 UKF 的视觉与 IMU 数据融合算法^[6],然而此类定位算法存在定位误差累积问题。为解决这一缺陷,引入绝对地标信息消除累积误差,目前此类算法大致分为两类:一类是基于网络信标的定位算法,目前该技术主要用于无人车,在无人机上的研究较晚,典型的如 2014 年 SENLET 等^[7]基于建筑物的位置信息预先构建环境地图,然后利用机载图像与之匹配;另一类是基于人工记物/地图匹配的机载定位算法。目前此类技术的研究多借鉴于地面车辆的自主定位算法,要求视觉设备以固定姿态捕捉标志物,使用限制性较大,如 2011 年 OLSON 等^[8]提出的利用二维码信息实现无人机的位置估计。

本文针对微型无人机在低空复杂环境下作业时的自主定位问题,以机载光电测量平台作为测量装置,设计了一种多点约束的微型无人机自主定位技术,该技术为微型无人机自主定位理论提供新思路,具有一定的实用价值。

1 微型无人机自主定位技术

本文提出基于多点约束的无人机自主定位技术,思路如图 1 所示。

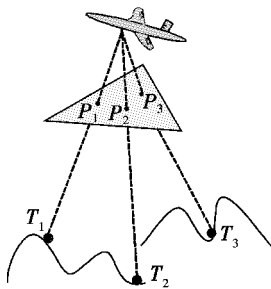


图 1 多点约束的无人机自主定位模型

Fig. 1 Multi-point constrained UAV autonomous positioning model

在飞行过程中,无人机的 3 个姿态角偏航角 ψ 、俯仰角 θ 、横滚角 φ 可由机载惯性测量单元提供,摄像机的方位角 α 、高低角 β 可由机载光电测量平台输出。如果卫星导航失效,则无人机通过机载光电测量平台观测地面景象,将机载光电测量平台获取的图像与预先储存的基准地图相匹配,提取多个地面静态目标点 T_i 及其对应像点的坐标 P_i ^[9]。由地面目标点、像点和摄像机光心三点共线的几何关系建立无人机自主定位数学模型,考虑到成像系统的物距远大于焦距,此时摄像机参数或者像点提取误差引起的成像光线方位的微小偏差,会带来明显

放大的空间点定位误差。因此,本文通过多点几何关系约束建立超定方程组,再使用最小二乘估计求解无人机自身空间位置,提高自主定位算法的精度以及鲁棒性。

1.1 坐标系定义

在实现微型无人机自主定位的过程中,需要利用以下坐标系。

1) 像空间坐标系 $I(O_i-X_iY_iZ_i)$:原点位于像主点, X_i 轴指向飞行方向, Y_i 轴指向影像左侧, Z_i 轴向下且与 X_i, Y_i 轴构成右手坐标系。

2) 摄像机坐标系 $C(O_c-X_cY_cZ_c)$:原点位于透视中心, X_c 轴指向无人机飞行方向, Y_c 轴指向摄像机右侧, Z_c 轴向下且与 X_c, Y_c 轴构成右手坐标系。

3) 载机坐标系 $A(O_a-X_aY_aZ_a)$:原点为无人机导航系统中心, X_a 轴指向飞行方向, Y_a 轴指向飞机右侧, Z_a 轴向下且与 X_a, Y_a 轴构成右手坐标系。

4) 地理坐标系 $S(O_s-X_sY_sZ_s)$:与地球相切, X_s 轴指向北方, Y_s 轴指向东方, Z_s 轴向下且与 X_s, Y_s 轴构成右手坐标系。

5) 大地直角坐标系 $G(O_g-X_gY_gZ_g)$:原点为地球质心, Z_g 轴指向地球北极, X_g 轴指向赤道与格林尼治子午线的交点, Y_g 轴垂直于 $X_gO_gZ_g$ 平面并与 X_g, Z_g 轴构成右手坐标系。

6) 大地坐标系 $N(O_n-X_nY_nZ_n)$:大地坐标系与大地直角坐标系重合。在大地坐标系中任一点的坐标表示为 (B, L, H) , B, L, H 分别表示该点的纬度、经度和高程。

7) 地面辅助坐标系 $M(O_m-X_mY_mZ_m)$:其坐标原点为对应地面目标点所处的位置, Z_m 轴为过该点的铅垂线,向上为正, X_m 轴与航线一致, Y_m 轴根据右手定则确定。

1.2 自主定位计算过程

无人机自主定位过程,已知无人机的 3 个姿态角 ψ , θ 和 φ ,摄像机的方位角 α 、高低角 β ,以及若干地面静态目标点坐标 (X_i, Y_i, Z_i) 及其对应像点坐标 (x_i, y_i) ,摄像机内方位元素 x_0, y_0, f (摄影中心 S 到相片的垂距 f 及像主点在像空间坐标系中的坐标 (x_0, y_0) 的条件下,根据地面目标点、像点和摄像机光心三点共线的几何关系,利用 $n(n \geq 3)$ 个地面目标点建立无人机自主定位数学模型,并结合最小二乘估计求解无人机自身空间位置点坐标 (X_u, Y_u, Z_u) ,其自主定位的流程如图 2 所示。

在对定位方程求解时,必须提供待测未知数的初值即:摄像机姿态角 $\omega^0, \xi^0, \kappa^0$ 和无人机位置点坐标 (X_u^0, Y_u^0, Z_u^0) ,因此本文利用交叉定位的方法再结合机载光电测量系统的坐标转换,来获取无人机位置点坐标和摄像机的 3 个姿态角初始值。利用 $n(n \geq 3)$ 个地面目标点建立定位方程,并对方程线性化建立误差方程,利用最小二乘原理计算目标函数 $V = \sqrt{v_x^2 + v_y^2}$,以及

各个待求参数误差值,将 V 与限差进行比较,若大于限差则将待求参数的误差值与初始值相加作为新的初始值,并返回图 2 第 5 步进行迭代求解直到目标函数 V 的值小于限差为止,迭代结束。

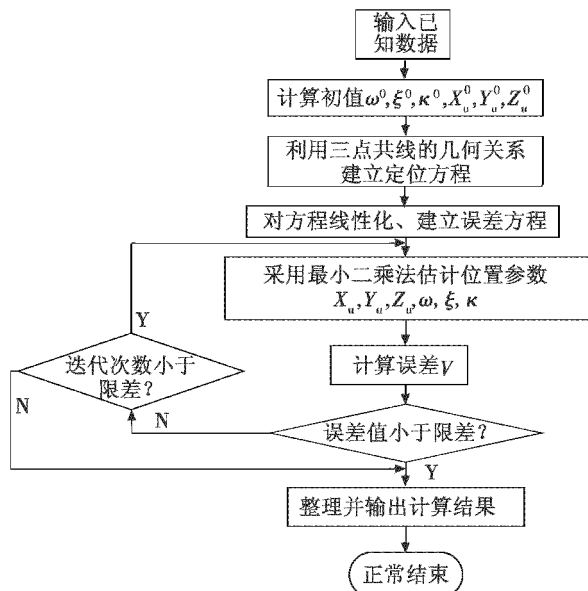


图 2 无人机自主定位算法流程图

Fig. 2 Flow chart of UAV autonomous positioning algorithm

1.2.1 确定未知参数的初值

1) 确定摄像机姿态角初值 $\omega^0, \xi^0, \kappa^0$ 。

已知无人机姿态角 ψ, θ, φ , 摄像机的方位角 α 和高低角 β 等参数, 计算摄像机 3 个姿态角可以通过以下坐标系之间的转换来实现: 像空间坐标系 $I \rightarrow$ 摄像机坐标系 $C \rightarrow$ 载机坐标系 $A \rightarrow$ 地理坐标系 $S \rightarrow$ 大地直角坐标系 $G \rightarrow$ 地面辅助坐标系 M , 即

$$C_I^M = C_C^M C_S^G C_A^S C_C^A C_I^C = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & a_3 \\ b_1 & b_2 & b_3 \\ c_1 & c_2 & c_3 \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中: C_I^M 表示摄像机坐标系 I 与地面辅助坐标系 M 姿态保持一致时的旋转矩阵; C_I^C 表示像平面坐标系 I 到摄像机坐标系 C 的转换矩阵; C_C^A 表示摄像机坐标系 C 到载机坐标系 A 的转换矩阵; C_A^S 表示载机坐标系 A 到地理坐标系 S 的转换矩阵; C_S^G 表示地理坐标系 S 到大地直角坐标系 G 的转换矩阵; C_G^M 表示大地直角坐标系 G 到地面辅助坐标系 M 的转换矩阵。最后由旋转矩阵可得摄像机姿态角初值 $\omega^0, \xi^0, \kappa^0$, 各转换矩阵的表达形式以及角度的具体计算过程详见文献[10]。

2) 确定无人机位置点坐标初值 (X_u^0, Y_u^0, Z_u^0) 。

图 3 所示为交叉定位原理^[11]。已知地面目标点 T_1 和 T_2 , 以及地面目标点在无人机拍摄图像上对应的同名像点分别为 P_1 和 P_2 。在没有误差存在的条件下, 摄线 T_1P_1 和 T_2P_2 相交于摄像光心。根据中心透视投影成像

关系, 地面目标点、像点和摄像机光心三点位于同一条直线, 因此有

$$\begin{cases} x_i = x_0 - f \frac{a_1(X_i - X_u) + b_1(Y_i - Y_u) + c_1(Z_i - Z_u)}{a_3(X_i - X_u) + b_3(Y_i - Y_u) + c_3(Z_i - Z_u)} \\ y_i = y_0 - f \frac{a_2(X_i - X_u) + b_2(Y_i - Y_u) + c_2(Z_i - Z_u)}{a_3(X_i - X_u) + b_3(Y_i - Y_u) + c_3(Z_i - Z_u)} \end{cases} \quad (2)$$

式中: (X_i, Y_i, Z_i) 为地面目标点 T_i 在地面辅助坐标系中的坐标; (x_i, y_i) 为地面目标点在无人机拍摄图像上对应的像点 P_i 的像平面坐标; x_0, y_0, f 为摄像机的内方位元素; (X_u, Y_u, Z_u) 为所求的无人机的位置点坐标; $a_i, b_i, c_i (i=1, 2, 3)$ 为摄像机 3 个姿态角对应的余弦值组成的矩阵的 9 个元素。式(1)左侧矩阵 C_I^M 关于未知数 $\omega^0, \xi^0, \kappa^0$ 的表达式为

$$R = R_\omega R_\xi R_\kappa = \begin{bmatrix} \cos \omega & 0 & -\sin \omega & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & \cos \xi & -\sin \xi \\ \sin \omega & 0 & \cos \omega & 0 & \sin \xi & \cos \xi \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \cos \kappa & -\sin \kappa & 0 \\ \sin \kappa & \cos \kappa & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & a_3 \\ b_1 & b_2 & b_3 \\ c_1 & c_2 & c_3 \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中, $R_\omega, R_\xi, R_\kappa$ 分别代表地面辅助坐标系依次绕 X_m, Y_m, Z_m 轴旋转 ω, ξ, κ 角度所对应的旋转矩阵。利用两射线交叉为一点求出无人机位置点坐标初值 (X_u^0, Y_u^0, Z_u^0) 。

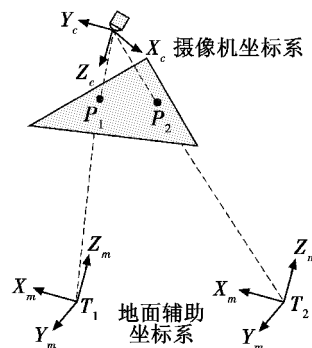


图 3 交叉定位示意图

Fig. 3 Schematic of cross-positioning

1.2.2 无人机位置点坐标的求解

本文利用地形匹配中获取的多个地面静态目标点, 采用 3 个以上不在一条直线上的目标点由地面目标点、像点和摄像机光心三点共线的几何关系建立共线条件方程, 计算无人机的位置点坐标。某一个地面目标点的共线条件方程如式(2)所示。

利用 1.2.1 节中未知数初值的求解方法获取未知数的初始值, 将共线方程式(2)在待测未知数初值处一阶泰勒展开进行线性化得

$$\begin{cases} x_i \approx x_i^0 + \frac{\partial x_i}{\partial X_u} \Delta X_u + \frac{\partial x_i}{\partial Y_u} \Delta Y_u + \frac{\partial x_i}{\partial Z_u} \Delta Z_u + \frac{\partial x_i}{\partial \omega} \Delta \omega + \frac{\partial x_i}{\partial \xi} \Delta \xi + \frac{\partial x_i}{\partial \kappa} \Delta \kappa \\ y_i \approx y_i^0 + \frac{\partial y_i}{\partial X_u} \Delta X_u + \frac{\partial y_i}{\partial Y_u} \Delta Y_u + \frac{\partial y_i}{\partial Z_u} \Delta Z_u + \frac{\partial y_i}{\partial \omega} \Delta \omega + \frac{\partial y_i}{\partial \xi} \Delta \xi + \frac{\partial y_i}{\partial \kappa} \Delta \kappa \end{cases} \quad (4)$$

式中, x_i^0, y_i^0 为利用未知数的初始值按共线方程式(2)计算出的各个目标点对应的像点坐标的近似值。由共线条件方程的线性形式可列出整理后未知数误差方程为

$$\begin{cases} v_{x_i} = \frac{\partial x_i}{\partial X_u} \Delta X_u + \frac{\partial x_i}{\partial Y_u} \Delta Y_u + \frac{\partial x_i}{\partial Z_u} \Delta Z_u + \frac{\partial x_i}{\partial \omega} \Delta \omega + \\ \frac{\partial x_i}{\partial \xi} \Delta \xi + \frac{\partial x_i}{\partial \kappa} \Delta \kappa - (x_i - x_i^0) \\ v_{y_i} = \frac{\partial y_i}{\partial X_u} \Delta X_u + \frac{\partial y_i}{\partial Y_u} \Delta Y_u + \frac{\partial y_i}{\partial Z_u} \Delta Z_u + \frac{\partial y_i}{\partial \omega} \Delta \omega + \\ \frac{\partial y_i}{\partial \xi} \Delta \xi + \frac{\partial y_i}{\partial \kappa} \Delta \kappa - (y_i - y_i^0) \end{cases} \quad (5)$$

式中, v_{x_i}, v_{y_i} 为残差, 由最小二乘估计求解的目标函数为 $V = \sqrt{v_x^2 + v_y^2} = \min$, 经过多次迭代求解直至误差值 V 小于限差或达到限定的迭代次数为止, 最终获取符合一定精度的无人机位置点坐标 (X_u, Y_u, Z_u) , 实现无人机的自主定位。已知每个地面目标点均可按式(5)列出两个误差方程, 那么 n 个目标点, 则可以列出 $2n$ 个方程, 当 $n \geq 3$ 时就可以求解。

表1 地面目标点坐标

Table 1 Ground target point coordinates

	大地直角坐标			大地坐标		
	X/m	Y/m	Z/m	$L/(^\circ)$	$B/(^\circ)$	H/m
地面目标点1	-2605552	4743383	3364322	118.7801	32.0401	227
地面目标点2	-2605585	4743406	3364214	118.7803	32.0391	200
地面目标点3	-2605536	4743295	3364426	118.7804	32.0413	210
地面目标点4	-2605422	4743382	3364413	118.7789	32.0411	221

表2 地面目标对应像点坐标、无人机姿态角、摄像机方位角及俯仰角

Table 2 Image coordinates of ground targets, UAV attitude angle, azimuth and elevation angle of camera

目标像点1		目标像点2		目标像点3		目标像点4		摄像机		无人机姿态角		
x/mm	y/mm	x/mm	y/mm	x/mm	y/mm	x/mm	y/mm	$\alpha/(^\circ)$	$\beta/(^\circ)$	$\psi/(^\circ)$	$\theta/(^\circ)$	$\varphi/(^\circ)$
-45.5363	78.5519	-45.5437	78.2874	-45.6595	78.2652	-44.6857	78.9291	10	-50	5	3	7

表3 定位误差实验的仿真数据

Table 3 Simulation data for positioning error experiments

	地面目标点坐标			像点		无人机				摄像机	
	X/m	Y/m	Z/m	x/mm	y/mm	高程/m	$\psi/(^\circ)$	$\theta/(^\circ)$	$\varphi/(^\circ)$	$\alpha/(^\circ)$	$\beta/(^\circ)$
名义值	-2605552	4743383	3364322	-45.5363	78.5519	523	11	4	5	10	-50
	-2605585	4743406	3364214	-45.5437	78.2874						
	-2605536	4743295	3364426	-45.6595	78.2652						
	-2605422	4743382	3364413	-44.6857	78.9291						
误差 σ	5	5	5	2	2	5	0.3	0.3	0.3	0.02	0.02

2.2 测试实际飞行中无人机自主定位精度

为验证本文无人机自主定位技术在实际应用中的可行性与鲁棒性, 实验数据均来源于无人机实际飞行过程中的数据, 同时也考虑到实际中误差的存在对自主定位的影响。首先根据无人机实际飞行数据记录各个量的名义值、参数的误差值(均来源于平台各个部件的说明

2 自主定位仿真结果及性能分析

为了验证本文自主定位技术性能, 进行数值仿真实验, 包括: 1) 验证自主定位技术的有效性; 2) 测试自主定位精度, 并验证此技术在实际飞行中自主定位的效果。

2.1 自主定位算法的有效性

本文分别对无人机在不同航高及拍摄角度采集数据做了多组实验, 选取其中一组。地面目标点位置信息如表1所示, 为表述直观, 在列出目标点大地直角坐标系的同时也将其大地坐标列于表1中, 选取地面目标点数为4, 留有1个冗余目标点。其对应像点坐标及无人机的姿态角等信息如表2所示, 各个参数的测量误差如表3所示。在没有误差存在的情况下, 其定位结果在大地直角坐标系中的坐标为 $(X, Y, Z) = (-2600013, 4733828, 3382962)$, 单位 m。为使其结果表述直观, 将其转化为大地坐标系, 其结果为 $(B, L, H) = (32.2354^\circ, 118.7574^\circ, 793.3162 \text{ m})$ 。

书), 并列于表3中, 地面目标点的个数为4。

若想检测各个参数对测量结果的影响, 首先要知道误差的传递关系, 误差传递的计算方法有很多, 本文采用蒙特卡罗的数学模型来表示, 其表达式为

$$\Delta E = f(e_1 + \Delta e_1, e_2 + \Delta e_2, \dots, e_n + \Delta e_n) - f(e_1, e_2, \dots, e_n) \quad (6)$$

式中： e_i 为定位计算过程中各参数的测量值； Δe_i 为各参数误差值； f 为定位计算过程。

基于多点约束的微型无人机自主定位的计算方程可以简单表示为

$$(X_u, Y_u, Z_u)^T = f(E) \quad (7)$$

则定位误差模型为

$$(\Delta X_u, \Delta Y_u, \Delta Z_u)^T = f(E + \Delta E) - f(E) \quad (8)$$

式中： X_u, Y_u, Z_u 为无人机在地面辅助坐标系下的坐标值； $\Delta X_u, \Delta Y_u, \Delta Z_u$ 为无人机定位误差值； $E, \Delta E$ 分别表示计算中无人机姿态角，摄像机的方位角、高低角，地面目标点坐标及其对应像点坐标的测量值和误差值。

由式(8)可知，定位误差与多种参数有关，由概率论知识可知，这些参数的误差大都服从正态分布。因此假设定位计算的参数误差 ΔE 服从均值为 0、均方差为 $\sigma_{\Delta E}$ 的正态分布

$$\Delta E \sim N(0, \sigma_{\Delta E}) \quad (9)$$

在计算机仿真中，利用 Matlab 提供的 `randn()` 函数，产生服从标准正态分布的随机数序列 a' ，经过转换参数的随机测量误差量 $\Delta E = \sigma_{\Delta E} a'$ 就可得到正态分布的随机数 $\Delta E \sim N(0, \sigma_{\Delta E})$ ，本文设定随机数序列个数为 10000。

最后利用蒙特卡罗法并结合表 4 的仿真数据，对各参数加入误差后进行仿真实验，最终得到无人机分别在地面辅助坐标系 X_u, Y_u, Z_u 轴上的误差分布图以及定位结果的空间分布图，如图 4 所示。

由图 4a ~ 图 4c 可以看出，无人机坐标点的误差分布皆服从数学期望值 $\mu = 0$ 的正态分布，自主定位空间分布的结果中心占的比例最大，中心分布状态符合正态分布。对实验结果经过统计求均值可以得到，经度误差为 0.000223° ，纬度误差为 0.000432° ，高程误差为 16.71 m ，换算为空间误差为 16.96 m 。经实验验证，在实际飞行过程中同时考虑到误差因素的影响，其定位空间误差能够控制在 17 m 之内，进而证明此方法在误差允许范围内能够满足微型无人机自主定位的精度要求。

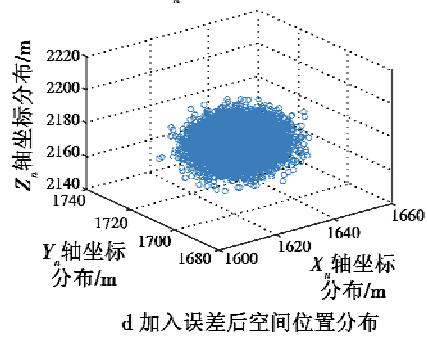
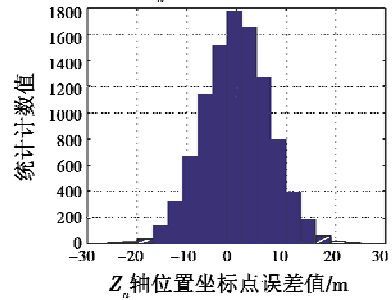
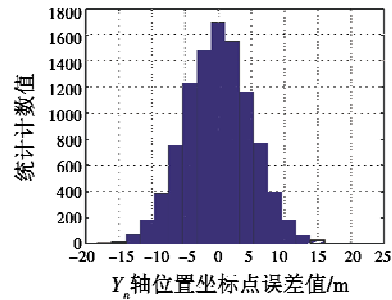
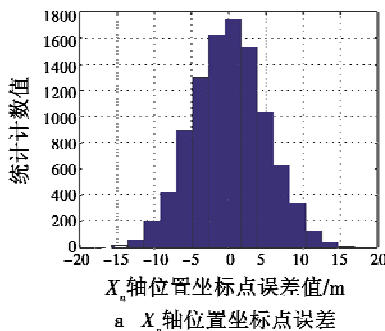


图 4 自主定位误差分布图

Fig. 4 Distribution map of autonomous positioning error

3 总结

在微型无人机的自主定位中，如过分依赖 GPS 等卫星导航系统，会使得无人机在抢险救灾、反恐作战等复杂环境中的应用严重受限，因此，为了提高其定位系统的环境适应性，保证无人机自主定位的可靠性，本文提出了一种基于多点约束的无人机自主定位技术。经实验证明：首先，利用地形匹配导航技术获取的多个地面静态目标点，解决了无人机姿态变化或地面不平坦引起的单点无法精确定位的问题；其次，利用地面目标点、像点和摄像机光心三点共线的几何关系建立无人机自主定位数学模型，并结合最小二乘估计求解无人机自身空间位置的方法，满足无人机自主定位的实时性和准确性要求；最后，在定位技术中利用机载光电测量平台的坐标转换关系，以及交叉定位原理对初值的处理，减少计算过程中无解或最小二乘迭代不收敛

的情况,同时也使得摄像机的拍摄不再受垂直航空拍摄的限制,可实现多方位、多角度的拍摄。

参 考 文 献

- [1] CHMAJ G, SELVARAJ H. Distributed processing applications for UAV/drones: a survey [M]//SELVARAJ H, ZYDEK D, CHMAJ G. Progress in Systems Engineering, Switzerland; Springer International Publishing, 2015.
- [2] CESARE K, SKEELE R, YOO S H, et al. Multi-UAV exploration with limited communication and battery [C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2015:2230-2235.
- [3] 孙京宁,王铁. 基于图像匹配技术的无人直升机导航研究[J]. 江苏科技信息, 2017(13):36-37,59.
- [4] 张岩,李建增,李德良,等. 基于景象匹配的无人机侦察视频快速配准方法[J]. 电光与控制, 2017,24(5):30-35.
- [5] FORSTER C, PIZZOLI M, SCARAMUZZA D. SVO: fast semi-direct monocular visual odometry [C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2014:15-22.
- [6] KELLY J, SUKHATME G S. Visual-inertial sensor fusion: localization, mapping and sensor-to-sensor self-calibration [J]. International Journal of Robotics Research, 2011, 30(1):56-79.
- [7] SENLET T, ELGAMMAL A. Satellite image based precise robot localization on side-walks [C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2012:2647-2653.
- [8] OLSON E. April tag: a robust and flexible visual fiducial system [C]//IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2011:3400-3407.
- [9] 吕文涛,王宏伦,刘畅,等. 无人机地形匹配辅助导航系统设计与仿真[J]. 电光与控制, 2014,21(5):63-67,87.
- [10] 贾伟楠,谭玉敏. 低空遥感平台中 POS 姿态角与外方位角元素间的转换方法[J]. 测绘与空间地理信息, 2015,38(6):137-139.
- [11] 盛丹,王国宏,孙殿星. 存在系统误差下交叉定位系统最优交会角研究[J]. 系统工程与电子技术, 2016,38(7):1516-1523.

(上接第 48 页)

型突变点出现了轻微的预测 RMSE 上升,随着数据的进一步积累,预测 RMSE 又降低到 6 MHz 左右。因此,本文算法能够应用于模型变化的频率预测问题,实验证明了算法的有效性。

4 结 束 语

本文提出了一种基于差分进化算法的捷变频雷达频率预测算法。相较已有工作,本文算法不仅提高了预测精度、进一步降低了连贯性要求,也解决了调谐模型参数变化情况下的频率预测问题。未来工作主要包括以下 3 个方面:1) 本文算法仅根据一类中心频率和初始相位变化的实测数据进行了频率预测,模型参数有 4 个,下一步需要基于不同参数改变的仿真数据进行蒙特卡罗实验,研究适应性更强的预测算法;2) 本文算法在检测模型变化时耗费大量时间,如遇到多段模型变化的数据,则难以快速适应,应该研究一些更加快速,甚至不需要检测模型变化的预测方法;3) 有关智能算法的运行速度比较慢,需要进一步优化,提高计算速度。

参 考 文 献

- [1] MANZ B. Cognition: EW gets brainy [J]. Journal of Electronic Defense, 2012, 35(10):32-39.
- [2] 石荣,何冠霄. 从认知电子战到电子对抗智能化人机系统[J]. 电子信息对抗技术, 2016,31(2):1-6.
- [3] 茅于海. 频率捷变雷达 [M]. 北京:国防工业出版社, 1981.
- [4] 冯占群,李洪涛,宋旸. 基于 DDS 的 Ka 频段小步进捷变频频率综合器设计[J]. 无线电工程, 2017,47(7):86-89.
- [5] 刘德树. 雷达反对抗的基本理论与技术 [M]. 北京:北京理工大学出版社, 1989.
- [6] 宫新保,臧小刚,范晔,等. 基于一种新型 RBF 网络的捷变频雷达频率预测技术 [J]. 信号处理, 2004, 20(3):315-317,310.
- [7] 崔炳福,马钧培. 捷变频雷达干扰技术(二) [J]. 电子信息对抗技术, 1989(5):1-12.
- [8] 田威,黄高明,余立志. 旋转调谐磁控管捷变频雷达频率预测方法 [J]. 电光与控制, 2018,25(1):83-87.
- [9] VESTERSTROM J, THOMSEN R. A comparative study of differential evolution, particle swarm optimization, and evolutionary algorithms on numerical benchmark problems [C]//Congress on Evolutionary Computation, IEEE, 2004:1980-1987.
- [10] 李小艳,陈绍平. 改进差分进化算法求解 B 样条曲线曲面拟合问题 [J]. 计算机应用与软件, 2018,35(3):275-281.
- [11] PENG L, LIU S, LIU R, et al. Effective long short-term memory with differential evolution algorithm for electricity price prediction [J]. Energy, 2018, 21(2):5-12.
- [12] 陈敏维,邱文锋,张孔林,等. 偏最小二乘回归法在介损在线监测误差分析中的应用 [J]. 电力系统及其自动化学报, 2018,30(2):138-143.