

# 基于改进粒子群优化算法的机身室内指纹定位研究



毕杨<sup>1,2</sup>, 张杨梅<sup>1,2</sup>, 刘坤<sup>1,2</sup>, 李军芳<sup>1,2</sup>

1. 西安航空学院, 陕西 西安 710077

2. 飞行器多模态异构信息智能感知与处理技术陕西省高等学校重点实验室, 陕西 西安 710077

**摘要:**飞机结构强度测试地面试验是飞机研制中不可或缺的环节,对保障人员安全、提升性能、降低成本具有重要意义。为在室内测试环境中提高测试效率并获取较高的机身定位精度性能,本文将双变异粒子群优化(DMPSO)算法融入室内无线定位技术,提出一种基于改进粒子群优化算法的飞机机身室内指纹定位方法,并通过试验验证其有效性。结果表明,相比传统的粒子群优化(PSO)算法和极大似然估计(MLE)算法,本文所提出的DMPSO定位方案在平均定位误差方面表现出色,平均定位误差为0.4341m,显著优于PSO的0.7263m和MLE的0.8089m。因此,DMPSO方法具有更高的定位精度和稳定性。本文的研究成果不仅为飞机结构强度测试地面试验提供了一种新的思路,同时也为室内无线定位技术提供了一种有效的定位精度提升方案。

**关键词:**机身结构强度测试; 室内定位; 改进粒子群优化算法; DMPSO; 定位误差

中图分类号: TP393

文献标识码: A

DOI: 10.19452/j.issn1007-5453.2024.12.007

飞机机身结构强度地面测试是飞机研制流程中至关重要的一环,是确保飞机安全性、可靠性、经济性和舒适性的最为重要的研究、验证和鉴定手段,为飞机的成功研制和安全运维发挥着重要作用<sup>[1]</sup>。目前,传统的飞机机身结构强度地面检测仍然采用模拟信号远传的测试方法,即将传感器贴于机身表面并引出数据线进行数据采集<sup>[2-3]</sup>。虽然这种方法安全可靠,但是也存在传感器数量庞大、引线过多过长、现场布局布线复杂等缺点<sup>[4]</sup>。为保证传统测试网络的优势,并弥补其不足,可采用无线局域网(WLAN)构建无线分布式测试系统来替代现有有线集中系统,实现数据的无线回收,提高飞机机身结构强度地面测试工作的效率和速度<sup>[5-6]</sup>。

基于WLAN的室内定位技术是无线分布式测量系统的关键技术环节之一,可以通过测量和分析无线信号的特征,确定信号来源和位置,从而实现对飞机机身结构及其周围环境的实时监测和定位,提高测试效率和速度,减少测试时间和成本。位置指纹法又称为场景分析法,是基于

WLAN室内定位技术中最易于实现的一种<sup>[7-9]</sup>。该方法在离线阶段通过在特定位置采集无线信号并提取信号特征建立位置指纹数据库,在线阶段通过实测信号与指纹数据库的匹配进行定位。然而,受飞机机身的复杂性、测试厂房内的障碍物以及室内多径效应的影响,采集到的指纹信号在时间和空间维度上呈现出波动性,从而影响定位效果。

为解决室内无线定位效果不佳的问题,研究者们开展了广泛的研究。刘畅等<sup>[10]</sup>提出了基于超宽带(UWB)的室内定位系统平台的研究。该平台包括定位基站、定位标签和定位引擎,主要采用到达时间(TOA)算法。定位基站与定位标签和定位引擎通信,实现对人员和设备的精确定位。但UWB设备成本较高,且信号极易被遮挡。Jurdi等<sup>[11]</sup>介绍了基于Wi-Fi往返时间的室内定位系统WhereArtThou。该系统结合了Wi-Fi基础设施的普遍性和UWB测距机制的准确性,使用扩展卡尔曼滤波器和随机行走运动模型进行定位。围绕煤矿井下环境特点,崔丽珍等<sup>[12]</sup>提出了一种基于动态指纹更新的指纹定位算法,定位精度可达2.6m,能

收稿日期: 2024-04-22; 退修日期: 2024-07-30; 录用日期: 2024-09-25

基金项目: 航空科学基金(201809T7001, 2019ZH0T7001)

引用格式: Bi Yang, Zhang Yangmei, Liu Kun, et al. Fuselage indoor fingerprint localization method based on improved particle swarm optimization algorithm[J]. Aeronautical Science & Technology, 2024, 35(12): 54-59. 毕杨, 张杨梅, 刘坤, 等. 基于改进粒子群优化算法的机身室内指纹定位研究[J]. 航空科学技术, 2024, 35(12): 54-59.

够满足煤矿井下巷道的实时定位需求。龙智丰等<sup>[13]</sup>研究了全屋光纤 (FTTR) WLAN 场景下多个室内 Wi-Fi 接入点的位置估计问题,并提出了一种利用已有的 2.4GHz Wi-Fi 指纹数据集成 FTTR WLAN 场景信道频率响应 (CFR) 图像的方法,基于 CFR 图像,开发了一种基于深度学习的定位算法,定位误差小于 1m,但必须实现全屋光纤化,需要对现有场地设施进行改造。

粒子群优化 (PSO) 算法作为一种基于群体智能的优化算法,在室内无线定位领域也得到了广泛的应用。近年来,研究者们传统 PSO 算法基础上进行了多种改进,试图提高算法的全局搜索能力和局部搜索精度。如引入多样化策略<sup>[14]</sup>、变异因子和自适应参数调整<sup>[15]</sup>等方法,以改善算法的性能。然而,飞机结构强度测试地面试验厂房内环境复杂,针对该类环境已发表的指纹定位算法相对较少<sup>[6]</sup>。如何在复杂的试验厂房内实现准确、稳定和实时的机身位置无线定位仍然是一个具有挑战性的问题。

本文通过引入双变异因子的改进粒子群优化 (DMPSO) 算法,提出了一种新的机身室内无线定位方法,并通过试验验证和比较分析,探讨其在定位精度、稳定性和实用性等方面的优势。通过本文研究,为机身室内无线定位技术的进一步发展提供一种有效的解决方案,推动其在飞机结构强度测试地面试验中的广泛应用和推广。

### 1 飞机机身室内指纹定位

飞机结构强度测试地面试验场景中的有线测量方案测试系统线路复杂,安装和拆卸都很困难,需要耗费大量的人力和时间。实现飞机结构强度测试的无线化方案,可以改

善测试场景现状,提高飞机结构强度测试工作效率和速度。面向飞机结构强度测试的无线分布式测试系统包括应用服务器、控制服务器和采集前端三部分,应用服务器和控制服务器放置在测试现场的控制室,采集前端布置于被测件附近,采集前端与贴在被测件表面的传感器之间使用短线连接,采集前端和控制服务器之间使用无线方式进行数据交互,控制服务器和应用服务器之间使用以太网通信,如图 1 所示。

定位过程分为离线阶段和在线阶段,如图 2 所示。在离线阶段,将测试区划分为多个参考点 (RP),并在各 RP 处测量各无线采集前端/接入点 (AP) 的信号接收强度 (RSSI) 值,连同各 AP 的多址接入信道位置信息,与 RP 的物理位置构成指纹矢量存入指纹数据库。在在线阶段,利用接收到表征待测点位置信息的一组 RSSI,通过对其特征信息进行分析,在指纹数据库中实现采集信号指纹和实测信号之间的匹配,代入本文所提基于改进粒子群优化算法的机身室内指纹定位方法来计算出采集前端所在的位置坐标。

## 2 基于改进粒子群算法的定位算法

### 2.1 引入双变异因子的改进粒子群算法

本文在传统粒子群算法的基础上,提出 DMPSO 算法。使用种群平均粒距的概念度量粒子群体的多样性,其中种群平均粒距的计算公式为

$$Dis(m) = \frac{1}{m \cdot L} \cdot \sum_{i=1}^m \sqrt{\sum_{j=1}^D (p_{ij} - \bar{p}_j)^2} \tag{1}$$

$$\bar{p}_j = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^m p_{ij} \tag{2}$$

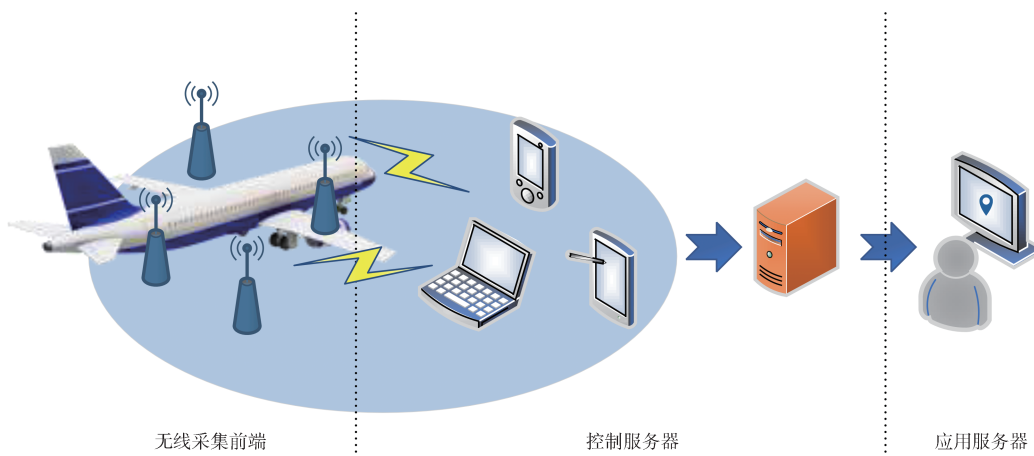


图 1 无线分布式测试系统框图

Fig.1 The framework of the wireless distributed test system

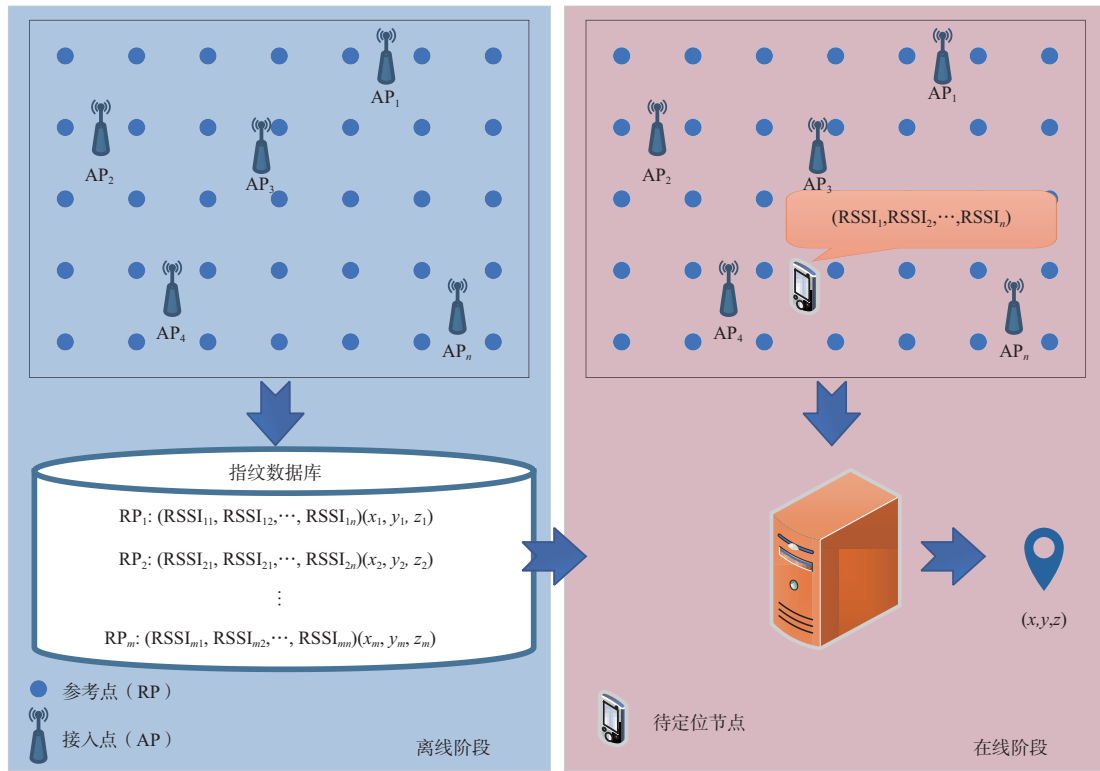


图2 无线指纹定位流程

Fig.2 Flow chart of the wireless fingerprint localization

式中,  $m$  为粒子种群的总体数量;  $L$  为问题维度的最大长度;  $D$  为问题中未知量的个数;  $p_{ij}$  为第  $i$  个个体中第  $j$  维的数值;  $\bar{p}_j$  是所有个体的第  $j$  维数值的均值。

在粒子群算法中, 每个粒子都代表着解决方案空间中的一组未知数<sup>[16-18]</sup>。这些粒子不断迭代和更新, 以寻找最优解。而每单个粒子中任一变量即为一个维数, 故有  $D$  个变量的问题, 其每一个粒子的维数即为  $D$  维。在整体的搜索空间中, 搜索空间对角线的长度表示搜索空间最长的半径长度, 计算公式如下

$$L = \sqrt{\sum_{k=1}^D (V_{\max}^k - V_{\min}^k)^2} \quad (3)$$

式中,  $V_{\max}^k$  为第  $k$  维变量的上限值;  $V_{\min}^k$  为第  $k$  维变量的下限值; 搜索空间最长的半径长度为粒子中变量上限减变量下限的模长。描述粒子群中搜索空间的半径长度, 起到了对粒子归一化的效果。Dis( $m$ ) 增加, 表明其相对分散程度增加, 而个体粒子到达整个群体中心的欧氏距离也会随之增加。另一方面, 若群体规模较小, 则群体将更加紧凑, 其多样性水平也将较低。

## 2.2 机身室内定位问题中引入 DMPSO 算法

由于 DMPSO 算法中加入了高斯变异, 可以有效地提

高算法在局部寻优的能力, 本文将 DMPSO 算法运用于机身室内定位的问题中。在优化算法实际运用的过程中需要使用极大似然估计 (MLE) 算法获取种群初始位置。常规的三维定位算法通常要求每个目标点接收来自 4 个 AP 中 RSSI 值最高的信号, 并记录相应的 4 组 RSSI 值及 AP 的坐标<sup>[19]</sup>。通过这 4 个 AP 节点与待定位节点之间的距离, 可以建立一个非线性方程组

$$\begin{cases} (x-x_1)^2 + (y-y_1)^2 + (z-z_1)^2 = d_{l,k1}^2 \\ (x-x_2)^2 + (y-y_2)^2 + (z-z_2)^2 = d_{l,k2}^2 \\ (x-x_3)^2 + (y-y_3)^2 + (z-z_3)^2 = d_{l,k3}^2 \\ (x-x_4)^2 + (y-y_4)^2 + (z-z_4)^2 = d_{l,k4}^2 \end{cases} \quad (4)$$

接下来可以利用这个方程组进行定位计算, 以确定待定位节点的位置。这种方法在室内定位和导航等领域有着广泛的应用, 可以实现精准的定位服务。其中, 待定位节点坐标为  $(x, y, z)$ ;  $d_{l,k}$  表示待定位节点  $X_l$  到 AP 节点  $k$  的欧氏距离。

在距离测量阶段, 距离  $d_{l,k}$  并非精确值, 而是一种预测值, 因此距离估计的误差会直接影响最终结果的准确性。因此, 在此算法中, 考虑将三组距离  $d_{l,k}$  也作为未知数, 并进行迭代求解。初始距离值为测距阶段通过反向传播神经网络

络获取的距离值。在粒子群算法中,每个粒子是五维的。本文算法在五维目标搜索空间中寻找粒子的最优解,而高度值可通过现场测距后确定。因此,本文提出的DMPSO算法的适应度函数可以表示为

$$Fit_i = \sum_{k=1}^3 \left( \sqrt{(x_i - x_k)^2 + (y_i - y_k)^2 + (z_i - z_k)^2} - d_{i,k} \right)^2 \quad (5)$$

式中,待定位节点 $X_i$ 坐标为 $(x_i, y_i, z_i)$ 。

### 3 试验与结果分析

为验证本文算法的定位性能,将4个AP分别放置在试验场地的4个角落,以形成一个能够覆盖整个试验区域的定位网络。目标节点在试验区域内随机移动,并在每个预设位置停留以接收信号。

AP节点和目标节点均配备了高精度的信号接收装置, RSSI值被用作测量距离的主要指标。每个位置的数据采集重复进行多次,以确保数据的可靠性和稳定性。在数据处理阶段,使用MLE初步确定目标节点的初始位置,然后应用改进的DMPSO算法进行精确定位。

#### 3.1 不同算法的定位误差对比分析

采用某仿真软件分别将DMPSO算法与PSO算法、MLE算法按照本文中的算法步骤进行定位试验,并将三者定位误差进行比较,结果如图3所示。

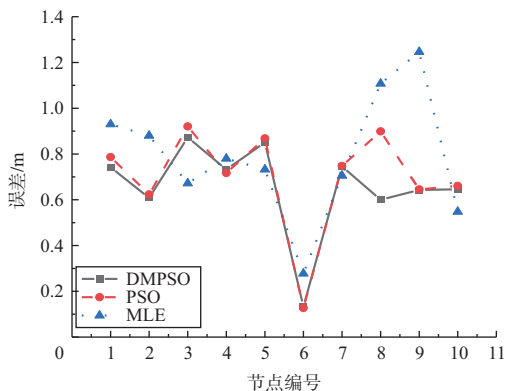


图3 不同节点上三种算法的定位误差比较

Fig.3 Comparison between positioning errors among three algorithms on different nodes

由图3可知,DMPSO算法在大多数节点上表现较好,其定位误差相对较小。在节点1、2、6、7和8上,DMPSO算法的定位误差分别为0.741m、0.608m、0.132m、0.745m和0.643m,均低于PSO算法和MLE算法。PSO算法在大多数节点上与DMPSO算法相比表现相近,最小误差为0.127m,最大误差为0.921m。在第3节点上,PSO算法表现最差,定

位误差为0.921m。MLE算法的定位误差整体较大,最小误差为0.278m,最大误差为1.246m,且误差的波动性相对较大。在第8和第9号节点上,MLE算法表现最差,定位误差分别为1.108m和1.246m。综合来看,DMPSO算法在定位精度上具有一定优势,PSO算法次之,而MLE算法的定位精度相对较低。

#### 3.2 不同算法的平均定位对比分析

DMPSO算法、PSO算法、MLE算法的平均定位误差见表1。

表1 DMPSO、PSO、MLE平均定位误差

Table 1 Average positioning error of DMPSO, PSO and MLE

算法	平均定位误差/m
DMPSO	0.4341
PSO	0.7263
MLE	0.8089

DMPSO算法的平均定位误差最低,为0.4341m。这是由于DMPSO算法能够更有效地探索定位空间,并更准确地确定目标位置。在实际应用中,这种低误差意味着使用DMPSO算法进行定位时,可以更可靠地获取目标的准确位置信息。PSO算法的平均定位误差为0.7263m,略高于DMPSO算法。尽管PSO算法在定位过程中表现相对稳定,但其平均误差仍然略高于DMPSO算法。这是由于PSO算法对定位空间的探索能力较弱,导致定位结果的准确性稍逊于DMPSO算法。MLE算法的平均定位误差最高,达到了0.8089m。这是由于MLE算法对定位参数的估计存在一定的不准确性,导致定位结果的误差较大。综上所述,DMPSO算法在平均定位误差方面表现最佳,其次是PSO算法,而MLE算法的表现相对较差。

### 4 结论

本文深入研究了飞机结构强度测试的无线化方案,实现了测试数据的无线回传,提出一种基于DMPSO的机身室内指纹定位算法,在使用MLE初步定位的基础上,应用改进的DMPSO算法完成精确定位,并通过试验验证其定位性能。研究表明,DMPSO算法的平均定位误差为0.4341m,相对于PSO算法和MLE算法,在平均定位误差方面具有更高的定位精度和稳定性。说明本文所提的基于DMPSO的机身室内指纹定位方法具有较高的实用性和可靠性,适用于室内测试环境下的定位需求。

然而,本文的研究也存在一些局限性。如试验数据仅在特定的室内环境下进行验证,对于其他环境的适用性尚



待进一步探究。未来的研究可以进一步扩展试验范围,考虑更多的实际情况,进一步验证所提方法的有效性和稳定性。

**AST**

## 参考文献

- [1] 贺谦, 韩凯, 冯建民. 基于任意布设传声器的飞机强度试验声源定位方法[J]. 航空科学技术, 2020, 31(12):55-60.  
He Qian, Han Kai, Feng Jianmin. Sound source localization method for aircraft structural test with random microphone array[J]. Aeronautical Science & Technology, 2020, 31(12):55-60. (in Chinese)
- [2] 王彬文, 肖迎春, 白生宝, 等. 飞机结构健康监测与管理技术研究进展和展望[J]. 航空制造技术, 2022, 65(3): 30-41.  
Wang Binwen, Xiao Yingchun, Bai Shengbao, et al. Research progress and prospect of aircraft structural health monitoring and management technology[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2022, 65(3): 30-41. (in Chinese)
- [3] 王霞光, 刘国强, 杨宇. 面向飞机强度试验健康监测的标准化实施和评价方法研究[J]. 航空标准化与质量, 2022(2): 14-17.  
Wang Xianguang, Liu Guoqiang, Yang Yu. Research on standardized implementation and evaluation method for health monitoring of aircraft strength test[J]. Aeronautic Standardization & Quality, 2022(2): 14-17. (in Chinese)
- [4] 赵启迪, 盛晓岩, 宋昊, 等. 飞机结构静强度应变现场测试手段展望[J]. 国防科技, 2020, 41(4): 64-68.  
Zhao Qidi, Sheng Xiaoyan, Song Hao, et al. Forecast of static strength strain test methods for aircraft structures[J]. National Defense Technology, 2020, 41(4): 64-68. (in Chinese)
- [5] 赵静敏. 基于 ZigBee 技术的飞机结构强度测试节点的研究与实现[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2017.  
Zhao Jingmin. Research on aircraft structural strength test node based on ZigBee technology[D]. Xi'an: Xidian University, 2017. (in Chinese)
- [6] 张杨梅, 毕杨, 李军芳. 基于 WLAN 指纹的机身指纹数据库重构与节点定位方法[J]. 电子测量技术, 2023, 46(5): 38-43.  
Zhang Yangmei, Bi Yang, Li Junfang. Fingerprint database reconstruction and node location of aircraft structure strength test[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(5): 38-43. (in Chinese)
- [7] 蒲巧林, 陈有坤, 周牧, 等. 基于改进对比学习和并行融合神经网络的室内 Wi-Fi 定位算法[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(1): 101-110.  
Pu Qiaolin, Chen Youkun, Zhou Mu, et al. An indoor Wi-Fi localization algorithm based on the improved contrastive learning and parallel fusion neural network[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(1): 101-110. (in Chinese)
- [8] Hsiao A H, Shen L H, Chang C Y, et al. SALC: skeleton-assisted learning-based clustering for time-varying indoor localization[J]. IEEE Transactions on Network Science and Engineering, 2024, 11(1): 439-452.
- [9] 王鹏, 王大为, 何晶晶. 误差状态卡尔曼滤波的视觉惯性自适应融合定位方法研究[J]. 航空科学技术, 2024, 35(4):104-111.  
Wang Peng, Wang Dawei, He Jingjing. Vision inertia adaptive fusion method for attitude determination based on error state Kalman filter[J]. Aeronautical Science & Technology, 2024, 35(4):104-111. (in Chinese)
- [10] 刘畅, 倪晓明, 夏丽莉, 等. 基于 UWB 的室内人员定位系统的应用[J]. 物联网技术, 2022, 12(2):69-72+75.  
Liu Chang, Ni Xiaoming, Xia Lili, et al. Application of indoor personnel positioning system based on UWB[J]. Intelligent Processing and Application, 2022, 12(2): 69-72+75. (in Chinese)
- [11] Jurdi R, Chen Hao, Zhu Yuming, et al. WhereArtThou: A WiFi-RTT-based indoor positioning system[J]. IEEE Access, 2024, 12(2): 41084-41101.
- [12] 崔丽珍, 王巧利, 郭倩倩, 等. 井下基于动态指纹更新的指纹定位算法研究[J]. 系统仿真学报, 2021, 33(4):818-824.  
Cui Lizhen, Wang Qiaoli, Guo Qianqian, et al. Research on fingerprint location algorithm based on dynamic fingerprint update[J]. Journal of System Simulation, 2021, 33(4):818-824. (in Chinese)
- [13] 龙智丰, 张靖. 基于频率响应的 FTTR WLAN 室内无线定位算法研究[J]. 物联网学报, 2023, 7(3):72-84.  
Long Zhifeng, Zhang Jing. Research on FTTR WLAN indoor wireless location algorithm based on frequency response[J]. Chinese Journal on Internet of Things, 2023, 7(3):72-84. (in Chinese)
- [14] Zheng Jin, Li Kailong, Zhang Xing. Wi-Fi fingerprint-based indoor localization method via standard particle swarm optimization[J]. Sensors, 2022, 22(13): 1-16.
- [15] 徐爱功, 王鹏语, 隋心, 等. 非视距环境下基于 PSO-SVM 和

- RAIM的UWB定位方法[J]. 测绘科学, 2023, 48(4): 1-9+45.
- Xu Aigong, Wang Pengyu, Sui Xin, et al. UWB localization method based on PSO-SVM and ARIM in NLOS environment [J]. Science of Surveying and Mapping, 2023, 48(4): 1-9+45. (in Chinese)
- [16] Han Fengrong, Abdelaziz I I M, Ghazali K H, et al. Optimized range-free localization scheme using autonomous groups particles swarm optimization for anisotropic wireless sensor networks[J]. IEEE Access, 2023, 11(1): 26906-26920.
- [17] Lee S H, Cheng C H, Lin C C, et al. PSO-based target localization and tracking in wireless sensor networks[J]. Electronics, 2023, 12(4): 1-21.
- [18] 张汉, 王建新, 方李林. 基于改进粒子群算法在WSN节点定位中的研究[J]. 现代电子技术, 2023, 46(13): 1-6.
- Zhang Han, Wang Jianxin, Fang Lilin. Research of improved particle swarm optimization for WSN node positioning[J]. Modern Electronics Technique, 2023, 46(13): 1-6. (in Chinese)
- [19] Wang Jiaan, Gu Siwen, Zhang Siqi, et al. Research on indoor space positioning using improved particle swarm optimization algorithm based on visible light communication[J]. Optics Communications, 2023, 544(12): 129616.

## Fuselage Indoor Fingerprint Localization Method Based on Improved Particle Swarm Optimization Algorithm

Bi Yang<sup>1,2</sup>, Zhang Yangmei<sup>1,2</sup>, Liu Kun<sup>1,2</sup>, Li Junfang<sup>1,2</sup>

1. Xi'an Aeronautical Institute, Xi'an 710077, China

2. Shaanxi Provincial Key Laboratory of Intelligent Perception and Processing for Multimodal Heterogeneous Information of Aircraft, Xi'an 710077, China

**Abstract:** Ground testing for aircraft structural strength is a critical part of aircraft manufacturing. It is of great significance to safeguard the safety of personnel, enhance the performance, and reduce the cost. In order to improve the testing efficiency and obtain a higher positioning accuracy in indoor testing environment, this paper integrates the dual variational particle swarm optimization (DMPSO) algorithm into indoor wireless positioning, proposes an indoor fingerprint positioning method for aircraft fuselage structure strength test based on improved particle swarm optimization algorithm, and verifies its validity through experiments. The results show that compared with the traditional particle swarm optimization (PSO) algorithm and the maximum likelihood estimation (MLE) algorithm, the DMPSO proposed in this paper performs well in terms of average localization error (0.4341m), which is significantly better than that of the PSO of 0.7263m and MLE of 0.8089m. Therefore, the DMPSO method has higher localization accuracy and stability. The research of this paper not only provides a new approach for aircraft structural strength testing, but also provides an effective solution to improve the positioning accuracy of indoor wireless positioning.

**Key Words:** aircraft structure strength test; indoor localization; Improved particle swarm optimization algorithm; DMPSO; positioning error

Received: 2024-04-22; Revised: 2024-07-30; Accepted: 2024-09-25

Foundation item: Aeronautical Science Foundation of China (201809T7001, 2019ZH0T7001)