

DOI: 10.13382/j.jemi.2017.06.017

# 基于文化双量子粒子群优化的 RFID 3D-LANDMARC 定位算法\*

袁莉芬<sup>1</sup> 张悦<sup>1</sup> 何怡刚<sup>1</sup> 吕密<sup>2</sup>

(1. 合肥工业大学 电气与自动化工程学院 合肥 230000; 2. 德州农工大学 美国德克萨斯州 卡城 TX 77843)

**摘要:**射频识别技术(RFID)三维定位是目前室内定位的主要技术,现有的 RFID 三维定位主要基于 LANDMARC 定位算法。针对传统的 LANDMARC 定位算法存在定位精度低、自适应性差的问题,提出一种基于文化双量子粒子群(CDQPSO)优化的 RFID 3D-LANDMARC 定位算法。该算法首先使用 BP 神经网络在数据拟合方面的优势对采集信号进行预处理,研究无线信号传输损耗模型,以提升 LANDMARC 算法的定位精度;然后引入 CDQPSO 算法在全局搜索与寻优方面的技术优势,求解模型,解决 LANDMARC 定位算法的自适应问题。实验研究表明,所提算法定位误差在 0.56 m 以下的标签达到 75%,与基本 LANDMARC 算法和粒子群优化 LANDMARC 算法相比,定位精度和适应性均得到显著提高,而且能克服粒子群算法收敛速度慢的缺点。

**关键词:** 三维定位;LANDMARC;文化双量子粒子群;BP 神经网络

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

## RFID 3D-LANDMARC localization algorithm based on cultural double quantum particle swarm optimization

Yuan Lifan<sup>1</sup> Zhang Yue<sup>1</sup> He Yigang<sup>1</sup> Lv Mi<sup>2</sup>

(1. School of Electrical Engineering and Automation, Hefei University of Technology, Hefei 230000, China;

2. Texas A&M University, College Station TX 77843, USA)

**Abstract:** The RFID three-dimensional localization algorithm is the main technology of indoor localization. Aiming at the problems of low location accuracy and poor adaptability in the traditional LANDMARC localization algorithm, a RFID 3D-LANDMARC localization algorithm based on the cultural double quantum particle swarm optimization is proposed. Firstly, the advantages of the BP neural network in data fitting is used to preprocess the acquired signal and the wireless signal transmission loss model is studied to improve localization accuracy of LANDMARC algorithm. With the purpose of solving the adaptive problem existed in LANDMARC localization algorithm, the cultural double quantum particle swarm optimization (CDQPSO) algorithm is introduced, which has the technology advantages in global search and optimization to solve the localization model. The experimental results show that the proposed algorithm improves the localization accuracy and adaptability significantly, compared with the basic LANDMARC algorithm and particle swarm optimization LANDMARC algorithm, with the localization error of 75% of tested label is less than 0.56 m, and it can overcome the shortcoming of slow convergence existed in particle swarm optimization.

**Keywords:** three-dimensional localization algorithm; LANDMARC; CDQPSO; BP neural network

收稿日期:2017-01 Received Date: 2017-01

\* 基金项目: 国家杰出青年科学基金(50925727)、国家重点研发计划“重大科学仪器设备开发”(2016YFF0102200)、国家自然科学基金(61102035,51577046)、国家自然科学基金重点项目(51637004)、中国博士后特别项目(2015T80651)、中国博士后面上项目(2014M5517)、合肥工业大学春华计划(2014HGCH0012)资助项目

# 1 引言

室内定位技术作为推动基于位置的服务发展的重要工具,不同类型的室内定位算法的研究受到越来越多的关注<sup>[1]</sup>。相对于目前使用的基于 WSN 网络<sup>[2]</sup>、基于 WiFi 网络<sup>[3]</sup>的定位方式,射频识别技术(RFID)的室内定位技术以其响应速度快、识别距离远、成本低、精度高、能提供更多物品信息等优势<sup>[4]</sup>,在仓储等室内定位系统中应用十分广泛<sup>[5]</sup>。而 3D-LANDMARC 算法是 RFID 的主要三维定位算法。

3D-LANDMARC 算法将二维平面的参考标签布置到三维空间,未考虑三维空间与二维平面的差异对算法性能的影响,导致定位误差较大,不能满足定位精度要求高的场合<sup>[6]</sup>。据此,文献[7]将基于 RSSI (received signal strength indication) 的测距算法与 3D-LANDMARC 算法相结合,用距离替换 3D-LANDMARC 算法中的信号强度,提升 LANDMARC 算法在三维空间定位中的精确度。但其使用的测距模型对动态标签的感应不具备自适应能力,增加了误选参考标签的概率而影响定位精度。为提升 LANDMARC 及其改进算法的定位精度,文献[8]将粒子群(particle swarm optimization, PSO)算法引入 RFID 室内定位中,通过 PSO 算法计算出最优的虚拟标签的位置,以此确定待测标签的坐标。该方法提高了定位精度,但是 PSO 算法收敛速度较慢而且容易陷入局部最优解。文献[9]将量子粒子群(quantum behavior Particle swarm optimization, QPSO)算法用于优化定位结果。QPSO 算法简单易行,收敛速度更快,精度更高,但是算法随着迭代的进行也存在种群粒子的多样性降低的缺陷。

为此,基于 3D-LANDMARC 的三维定位算法急需提升应用过程中的定位精准度、自适应能力以及优化算法的收敛速度。文献[10]的研究表明利用 BP 神经网络能够很好地得到不同环境下接收信号强度与传输距离之间的非线性拟合关系,可用于提升 3D-LANDMARC 的定位精度。而文献[11]的研究表明,文化量子粒子群算法与 QPSO 算法相比,其不仅具有很好的自适应能力,且迭代收敛速度优于 QPSO 算法。结合 BP 神经网络与文化量子粒子群算法的优势,提出一种改进的 3D-LANDMARC 算法,可提升 3D-LANDMARC 三维定位系统在定位精度、自适应能力、优化收敛速度方面的性能。

## 2 3D-LANDMARC 定位

### 2.1 3D-LANDMARC 定位算法

3D-LANDMARC 定位算法是建立在 RSSI 之上的质心算法其定位系统布局如图 1 所示<sup>[7]</sup>。定位系统由若干

位置已知的参考标签、位置未知的待测标签和阅读器组成。具体定位算法描述如下<sup>[7]</sup>:

1) 确定阅读器的个数  $k$ ,待定位标签的个数  $P$ ,参考标签的个数  $M$ ,并记录每个参考标签的位置坐标。

2)  $k$  个阅读器分别收集  $M$  个参考标签信号强度向量:

$$\vec{\theta}_i = (\theta_{i1}, \theta_{i2}, \dots, \theta_{ik}) \quad 0 < i \leq M \quad (1)$$

式中: $k$  为阅读器个数, $M$  为参考标签个数。

3) 选取一个待测标签,记录  $k$  个阅读器读取到该待测标签的信号强度向量:

$$\vec{S} = (S_1, S_2, \dots, S_k) \quad (2)$$

4) 用欧氏距离表示参考标签与待测标签之间的相对位置  $E_i$ :

$$E_i = \sqrt{\sum_{j=1}^k (DR_{ij} - DL_j)^2} \quad 0 < i \leq M \quad (3)$$

式中: $DR_{ij}$  为参考标签  $i$  到阅读器  $j$  的距离,可由两者间的坐标计算得到; $DL_j$  为待定位标签到阅读器  $j$  的距离,可根据信号传输模型中信号强度与距离的关系得到。

5) 选择欧氏距离最小的  $m$  个参考标签作为最近邻参考标签。

6) 计算每个最邻近参考标签的权值:

$$w_i = \frac{1/E_i^2}{\sum_{i=1}^m 1/E_i^2} \quad 0 < i \leq m \quad (4)$$

7) 根据最邻近参考标签的权值和坐标估计待测标签的坐标:

$$(x, y, z) = \sum_{i=1}^m w_i (x_i, y_i, z_i) \quad (5)$$

8) 重复步骤 3) ~ 7), 估计完所有的待测标签位置坐标。

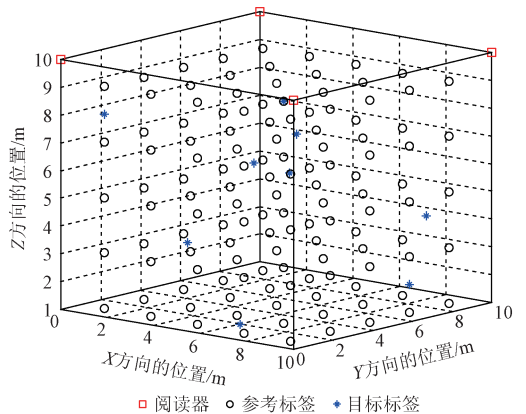


图1 3D-LANDMARC 定位系统布局

Fig.1 Layout of 3D-LANDMARC localization system

### 2.2 改进的 3D-LANDMARC 定位算法

通过对 3D-LANDMARC 定位系统分析可以看出,定

位主要分为选择邻近参考标签和通过参考标签确定待测标签坐标两个阶段。而上述 3D-LANDMARC 算法在选择邻近参考标签时存在因错选邻近参考标签概率大而影响定位精度的问题,通过参考标签确定待测标签坐标时存在质心算法定位精度有限而且对参考标签的坐标及其权值依赖性强的问题。现分别对这两个阶段提出改进策略。

2.2.1 选择邻近参考标签

由式(3)可知,待测标签到阅读器的距离误差直接影响邻近参考标签的选取。阅读器与标签之间信号强度值和距离的非线性关系如下式所示<sup>[12]</sup>:

$$RSSI = - (10n\log_{10}d + A) \tag{6}$$

式中: $A$ 是距离信号源 1 m 时接收到的平均信号强度值; $n$ 是信号传输损耗因数,由所处的环境确定; $RSSI$ 是采集到的信号强度值; $d$ 为接收机到信号源的距离。

BP 神经网络在非线性拟合方面具有很好的优势,利用 BP 神经网络拟合阅读器与标签之间信号强度值和距离的非线性关系,以便得到准确的邻近参考标签,其拟合训练模型如图 2 所示,其中  $X_j$  表示输入层第  $j$  个节点输入的不同阅读器采集到的同一标签的信号强度值, $j = 1, 2, \dots, n$ ;  $w_{ij}$  表示隐含层第  $i$  个节点到输入层第  $j$  个节点之间的权值;  $Y_i$  表示隐含层第  $i$  个节点,  $i = 1, 2, \dots, m$ ;  $\theta_i$  表示隐含层第  $i$  个节点的阈值;  $\phi$  表示隐含层的激励函数;  $v_{ki}$  表示输出层第  $k$  个节点到隐含层第  $i$  个节点之间的权值;  $a_k$  表示输出层第  $k$  个节点的阈值;  $\psi$  表示输出层的激励函数;  $O_k$  表示输出层第  $k$  个节点输出的与信号强度值相应的距离值  $k = 1, 2, \dots, n$ 。参考标签的数据作为训练样本,待测标签与阅读器的距离作为输出结果。

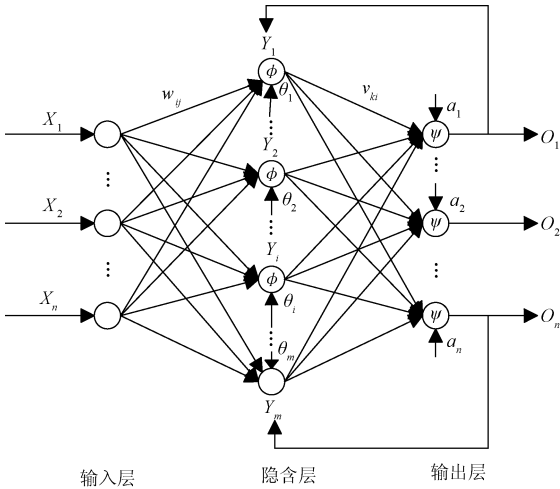


图 2 BP 神经网络训练模型

Fig. 2 BP neural networks training model

2.2.2 待测标签坐标问题优化

由式(3)可知,3D-LANDMARC 利用的是参考标签与

待测标签之间的相对距离,可将待测标签的定位问题转化为待测标签与参考标签距离与测量距离误差最小化问题,即成为最优化问题。据此可减轻定位结果对参考标签坐标及其权值的依赖性,使算法自适应性能增强。其目标函数  $f(X)$  可定义为:

$$f(X) = \min \left( \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (\sqrt{(x-x_i)^2 + (y-y_i)^2 + (z-z_i)^2} - E_i)^2} \right) \tag{7}$$

式中: $(x, y, z)$ 为待测标签坐标,  $(x_i, y_i, z_i)$ 为不同的参考标签坐标,  $m$ 为参考标签数目,  $E_i$ 为表示参考标签与待测标签之间相对位置的欧氏距离。

3 基于文化双量子粒子群 (CDQPSO) 算法的 3D-LANDMARC 优化目标求解

将 2.2.1 节中利用 BP 神经网络拟合所得到的邻近参考标签坐标代入式(7)中,待测标签作为粒子,待测标签的坐标即为粒子的位置。拟通过  $f(x)$  对粒子的位置进行评价,利用 CDQPSO 算法优化求解,选出最优粒子位置即为待测标签的估计坐标。

3.1 CDQPSO 算法

文化算法<sup>[13]</sup>就是通过模拟人类文化进化的过程而形成的一种寻优方法,本文将 QPSO 算法<sup>[14]</sup>纳入文化算法的框架,形成以 QPSO 算法为群体空间和信念空间进化算法的 CDQPSO 算法,其算法框架如图 3 所示。群体空间和信念空间中的粒子通过 QPSO 算法完成自身的演化操作和更新操作,并结合在两个空间之间使用的接受函数和影响函数,形成了“双演化双促进”机制,这样处理实现了粒子群的并行运行,有利于提高粒子群的多样性,可用于解决最优化问题中的收敛速度慢和出现局部最优值的问题。

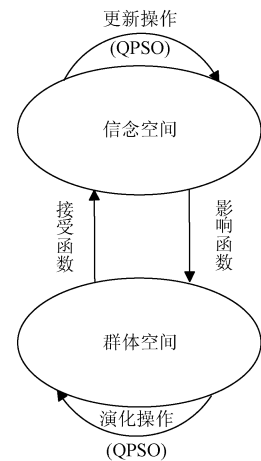


图 3 CDQPSO 算法框架

Fig. 3 Framework of CDQPSO algorithm

如图3所示,算法中两个空间依据 QPSO 进化规则按式(8)~(10)更新粒子的位置。

$$m_{best} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M P_{best_i} \quad (8)$$

$$P_{id} = \varphi \cdot P_{best_{id}} + (1 - \varphi) \cdot g_{best_d} \quad (9)$$

$$x'_{id} = P_{id} \pm \beta |m_{best} - x'_{id}| \cdot \ln\left(\frac{1}{u}\right) \quad (10)$$

式中: $m_{best}$ 为所有个体当前最优位置的中心点; $P_{id}$ 为介于个体最优值  $P_{best_{id}}$  和全局最优值  $g_{best_d}$  之间的随机位置; $d$ 为搜索空间的维数; $M$ 为粒子群的规模; $u, \varphi$ 为(0,1)的随机数,若  $u > 0.5$ ,式(10)取加,否则取减;参数  $\beta$  成为扩张-收缩因子,用来控制算法的收敛速度,这是 QPSO 唯一需要控制的参数, $\beta$  取值随算法迭代次数的增加而线性减少。

接受函数从群体空间选取较优个体,提交给信念空间用于知识更新。群体空间向信念空间所贡献的较优个体数  $\eta_{accept}$  可由下式计算<sup>[15]</sup>:

$$\eta_{accept} = \lambda \cdot N + \frac{\lambda}{t} \cdot N \quad (11)$$

式中: $\lambda$ 是根据需要而定的比例因子, $N$ 为群体空间生成的粒子数目, $t$ 为进化迭代数。

当信念空间完成自身更新后,便通过影响函数对群体空间的粒子进化施加影响,这样就可以根据下式来调整群体空间中粒子的位置<sup>[15]</sup>:

$$x'_{id} = \begin{cases} x_{id} + |size(I_d) \cdot N(0,1)|, & x_{id} < P_{gd} \\ x_{id} - |size(I_d) \cdot N(0,1)|, & x_{id} > P_{gd} \\ x_{id} + \omega \cdot size(I_d) \cdot N(0,1), & x_{id} = P_{gd} \end{cases} \quad (12)$$

式中: $x_{id}$ 表示群体空间中第  $i$  个粒子在第  $d$  维的位置, $x'_{id}$ 为调整后的粒子位置, $size(I_d)$ 表示信念空间中粒子在第  $d$  维空间可以调整的区间长度, $N(0,1)$ 为服从标准正态分布的随机数, $P_{gd}$ 表示信念空间中粒子最优位置中  $d$  维的值, $\omega$ 为步长收缩因子。

### 3.2 CDQPSO 算法流程

假设优化问题可行解的搜索空间为  $D$  维,群体空间粒子群体大小为  $N$ ,信念空间粒子群体大小为  $M$ ,则 CDQPSO 算法主要操作如图4所示。

### 3.3 基于 CDQPSOT 算法的 3D-LANDMARC 坐标优化问题求解

CDQPSO 算法求解过程中把每个粒子当作是待测标签的估计值,式(7)中的  $f(X)$  即为粒子的适应度值评价函数。本文提出的定位算法流程如图5所示,主要的操作如下。

1) 数据采集。阅读器发射一定强度的信号,采集并记录来自标签的返回信号强度值,连续采集多次,求其统计平均值作为最终的测试数据。

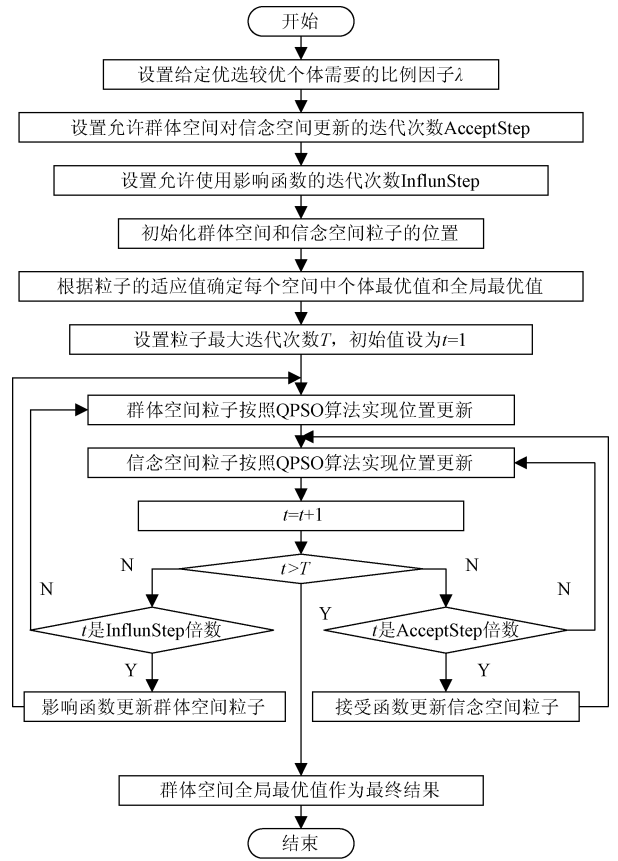


图4 CDQPSO 算法流程

Fig. 4 Flow chart of CDQPSO algorithm

2) 构建信号传输模型。将采集到测试数据作为输入样本数据,参考标签与阅读器之间的距离作为输出样本数据,经过 BP 神经网络训练得到 RSSI-D 的非线性拟合关系模型。用得到的关系模型求得待测标签与阅读器之间的距离。

3) 根据式(3)求得待测标签与参考标签之间的相对距离,并选择距离最小的4个参考标签作为邻近参考标签。

4) 将邻近参考标签的坐标以及有待测标签的距离代入式(7)构建目标函数方程式。

5) 以待测标签为粒子,待测标签坐标为粒子位置,利用文化双量子粒子群算法得到目标函数的最优解,即为待测标签的坐标,作为待定位目标的最终估计位置。

## 4 实验仿真分析

### 4.1 RFID 三维定位实例

本文以仓库的 RFID 三维定位作为实例进行研究。仓库的 RFID 定位系统主要由阅读器、位置已知的参考

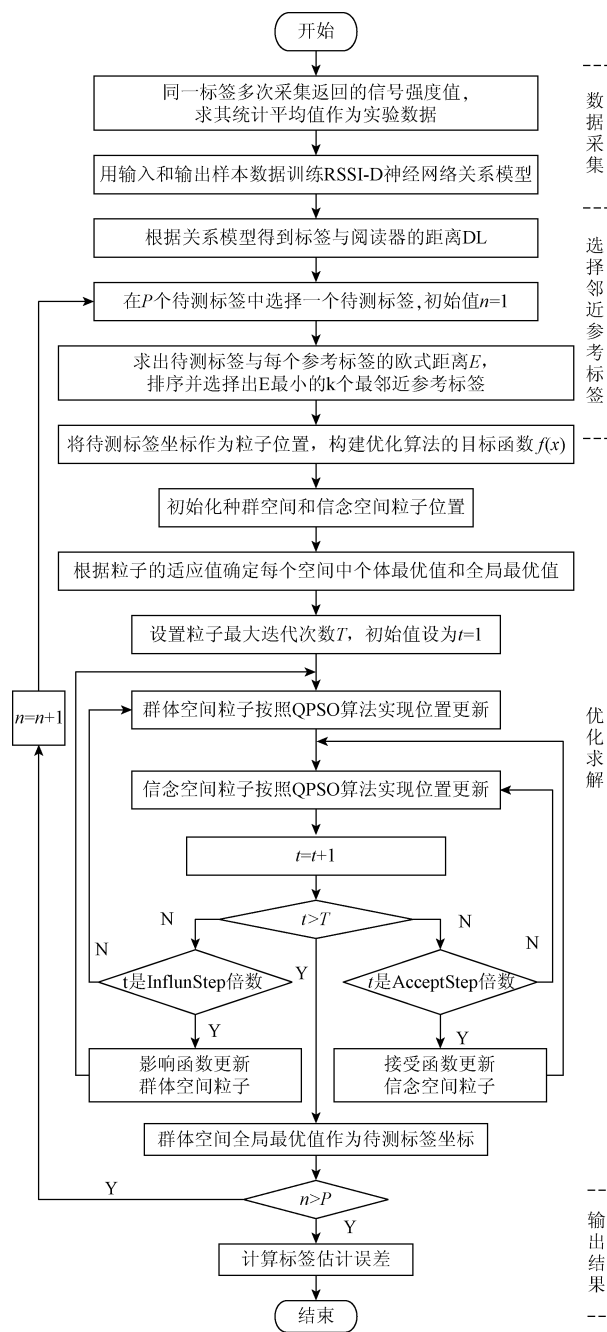


图 5 CDQPSO 算法的 3D-LANDMARC 坐标求解流程  
Fig. 5 Flow chart of 3D-LANDMARC coordinate solution of cultural double quantum particle swarm

标签、位置未知的标签组成,其布局图如图 6 所示,布局图是根据实际环境抽象出来的。在一个 10 m × 10 m × 5 m 的仓库中有 5 排货架,每排货架长 8 m、宽 1 m、高 4 m,平均分成 4 层,两排货架间有 1 m 宽的过道。将阅读器固定在仓库的 4 个顶角,参考标签均匀分布在货架上,每个货物表面都贴有储存其信息的标签用来标记货物的位置。

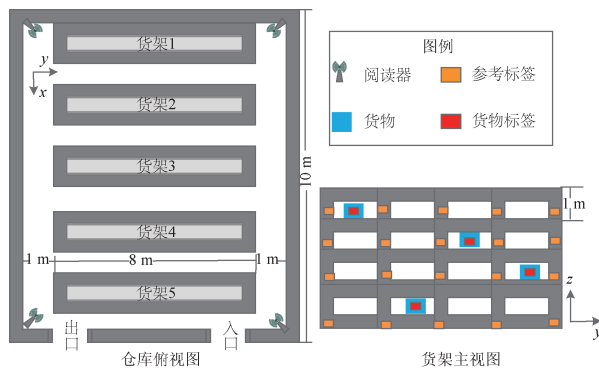


图 6 仓库抽象布局

Fig. 6 Abstract layout of warehouse

## 4.2 定位过程与结果分析

### 4.2.1 定位算法实验设置

具体实验为在图 6 所示的仓库货架中,随机抽取 20 个货物作为需要定位的物品,并运用常用的 3D-LANDMARC 算法, PSO 优化 LANDMARC 算法 (PSO-LANDMARC), QPSO 优化 LANDMARC 算法 (QPSO-LANDMARC) 以及 CDQPSO 优化 LANDMARC 算法 (CDQPSO-LANDMARC) 分别对货物进行定位。各种算法运行 20 次后求均值,每种优化算法的迭代次数都为 50 次,对定位结果分别进行定位误差和定位算法性能分析。

### 4.2.2 实验内容

#### 1) 定位算法的准确性实验结果与比较分析

误差分布的统计结果如图 7 所示,横坐标表示误差值,纵坐标表示误差在横坐标相应的误差值范围内标签个数占总标签个数的比例。从图 7 可以看出 CDQPSO-LANDMARC 算法定位误差小于 0.56 m 的标签数占总测量标签数的百分比为 75%,同样的误差范围内 QPSO-LANDMARC 算法百分比为 65%, PSO-LANDMARC 算法

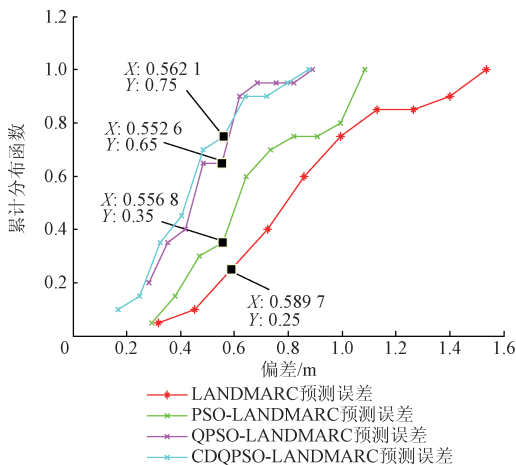


图 7 误差累计分布

Fig. 7 Error cumulation distribution

百分比为 35%，而 3D-LANDMARC 算法百分比仅达到了 25%。可见 CDQPSO-LANDMARC 算法能取得更多的误差小的标签，该算法在定位准确性上较其他的 3 种算法有一定的优势。通过对图 7 曲线变化进行分析，可以看出由于 QPSO-LANDMARC 算法误差波动范围较大，误差大的标签数所占比重也较高，导致其与 CDQPSO-LANDMARC 算法在曲线上端出现交点。

2) 定位算法的自适应能力实验结果与比较分析

如图 8 所示,20 个标签在 4 种算法下得到的定位误差,横坐标表示标签的标号,纵坐标表示定位误差的数值。图 9 所示为对图 8 中误差的最大值、平均值和最大值的统计图,横坐标分别是 4 种定位算法,纵坐标表示误差值。从图 9 可以看出,4 种算法都存在不同程度的波动,波动区间不同,导致它们之间存在交叉现象,其中 CDQPSO-LANDMARC 算法定位误差在 0.13 ~ 0.91 m 波动,QPSO-LANDMARC 算法定位误差在 0.25 ~ 0.92 m 波动, PSO-LANDMARC 算法定位误差在 0.25 ~ 1.13 m 波

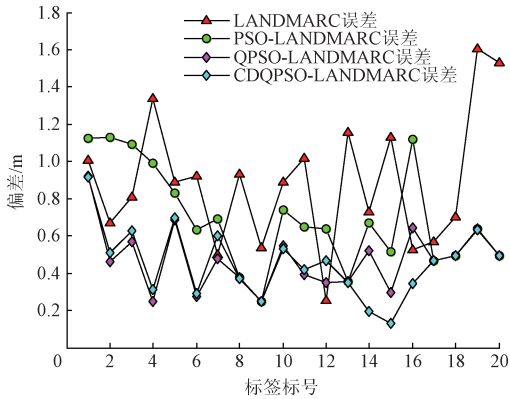


图 8 定位误差

Fig. 8 Localization error map

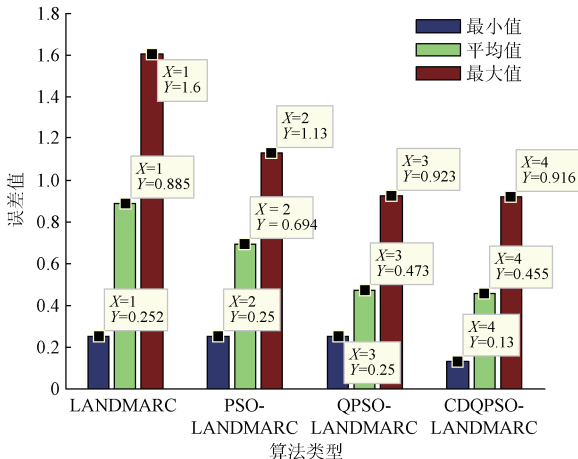


图 9 误差统计

Fig. 9 Localization error statistics

动,而 3D-LANDMARC 算法定位误差在 0.25 ~ 1.6 m 波动。从实验结果可以看出 CDQPSO-LANDMARC 算法在定位精度方面有一定优势,而且相对于 3D-LANDMARC 算法和 PSO-LANDMARC 算法定位误差波动幅度较小,有更好的自适应能力。

3) 定位算法的收敛速度实验结果与比较分析

对 3 种优化算法寻找最优粒子的收敛速度进行分析如图 10 所示,横坐标为迭代次数,纵坐标表示粒子的适应度值。图 10 展示了不同优化算法达到适应度最小值所需的迭代次数,从图 10 可以看出,PSO-LANDMARC 算法和 QPSO-LANDMARC 算法在迭代次数达到 11 次时适应度值变化开始趋于平缓,而 CDQPSO-LANDMARC 算法在迭代 6 次之后就趋于平缓,同时 CDQPSO-LANDMARC 算法最终得到的适应度最小值比 PSO-LANDMARC 算法小 0.02。因此 CDQPSO 算法比 PSO 算法和 QPSO 算法收敛速度更快,找到最优值的次数更多,对 LANDMARC 算法优化效果更好。

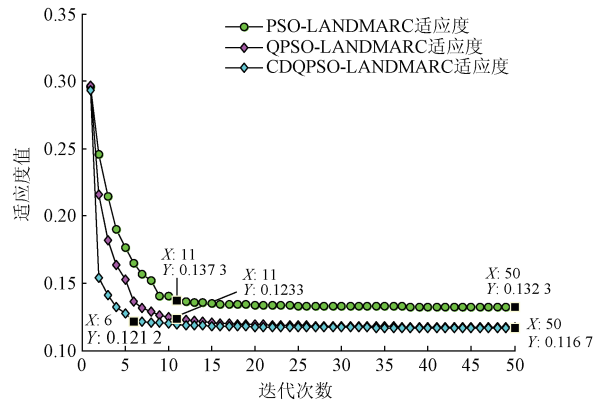


图 10 收敛性分析

Fig. 10 Convergence analysis

5 结论

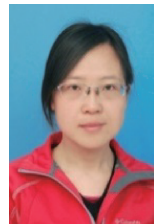
本文提出的算法是在 LANDMARC 定位算法基础上利用 BP 神经网络非线性拟合的优势得到仓库内无线信号传输损耗模型,通过模型准确地选取邻近参考标签,并结合最优化问题思想采用 CDQPSO 算法对待测标签的位置进行求解。从实验结果分析可以看出,本文提出的算法相对于 3D-LANDMARC 算法具有定位精度高,自适应能力好的特点,同时具有比 PSO-LANDMARC 算法和 QPSO-LANDMARC 算法更快的收敛速度。因此,本文的算法应用在仓库货物定位时,能够在原算法易实现、成本低的特点的基础上提高货物的定位精度,具有一定的应用价值。



## 参考文献

- [ 1 ] LI D, ZHANG B, YAO Z, et al. A feature scaling based k-nearest neighbor algorithm for indoor positioning system[C]. Global Communications Conference, IEEE, 2014:436-441.
- [ 2 ] 张新荣,熊伟丽,徐保国. 采用RSSI模型的无线传感器网络协作定位算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(7): 1008-1015.  
ZHANG X R, XIONG W L, XU B G. Cooperative localization algorithm applying RSSI model in wireless sensor network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30(7):1008-1015.
- [ 3 ] 李奇越,李伟,孙伟,等. 基于RSSI和辅助节点协作的Wi-Fi室内定位方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(5): 794-802.  
LI Q Y, LI W, SUN W, et al. Wi-Fi indoor localization algorithm based on RSSI and assistant nodes collaboration [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30(5): 794-802.
- [ 4 ] 王远哲,毛陆虹,刘辉. 基于参考标签的射频识别定位算法研究与应用[J]. 通信学报,2010,31(2): 86-92.  
WANG Y Z, MAO L H, LIU H. Research and application of RFID location algorithm based on reference tags [J]. Journal on Communications, 2010, 31(2): 86-92.
- [ 5 ] ZHAO Z, ZHANG X. A RFID-based localization algorithm for shelves and pallets in warehouse [C]. Proceedings of the International Conference on Transportation Engineering, 2011: 2157-2162.
- [ 6 ] KHAN M A, ANTIWAL V K. Location estimation technique using extended 3-D LANDMARC algorithm for passive RFID tag [C]. IEEE International Advance Computing Conference, IACC, 2009:249-253.
- [ 7 ] 马翠红,丁建南,杨友良,等. 改进的LANDMARC在空间定位中的应用[J]. 自动化仪表,2015, 36(9): 22-25.  
MA C H, DING J N, LIANG Y L, et al. Application of the improved LANDMARC in spatial position [J]. Process Automation Instrumentation, 2015, 36(9): 22-25.
- [ 8 ] JIN J G. Research on indoor localization algorithm based On particle swarm optimization algorithm in RFID[J]. International Journal of Hybrid Information Technology, 2016, 9(5): 251-262.
- [ 9 ] GONG L, SUN J, XU W, et al. Research and simulation of node localization in WSN based on quantum particle swarm optimization [C]. International Symposium on Distributed Computing and Applications To Business, Engineering & Science, IEEE Computer Society, 2012: 144-148.
- [ 10 ] ZHANG H, SHI X. A new indoor location technology using back propagation neural network to fit the RSSI-d curve [C]. Intelligent Control and Automation, 2012: 80-83.
- [ 11 ] 刘玉柱,孙学梅,武继刚. 基于文化改进量子粒子群算法的无线传感器网络声源定位[J]. 小型微型计算机系统, 2013, 34(12):2786-2789.  
LIU Y ZH, SUN X M, WU J G. Source localization algorithm based on cultural modified quantum particle swarm optimization algorithm for wireless sensor networks [J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2013, 34(12):2786-2789.
- [ 12 ] ZHAO C, YU T, TIAN X, et al. A 3-D RSS distribution model based on statistical properties for indoor localization systems [C]. IEEE/CIC International Conference on Communications in China, 2015:1-6.
- [ 13 ] REYNOLDS R G. An introduction to cultural algorithm[C]. Proceedings of the third Annual Conference on Evolutionary Programming,1994:131139.
- [ 14 ] SUN J, FENG B, XU W. Particle swarm optimization with particles having quantum behavior[C]. Congress on Evolutionary Computation, IEEE, 2004: 325-331.
- [ 15 ] GAO X Z, WU Y, HUANG X, et al. A novel cultural quantum-behaved particle swarm optimization algorithm[J]. International Journal of Hybrid Information Technology, 2012, 5(2): 117-122.

## 作者简介



袁莉芬(通讯作者),1999年于中南大学获得学士学位,分别在2003年、2011年于湖南大学获得硕士学位和博士学位,现为合肥工业大学教授。主要研究方向为测试与故障诊断、智能电网技术、射频识别技术。  
E-mail: yuanlifan\_hfut@163.com

**Yuan Lifan** (Corresponding author) received B. Sc. from Central South University in 1999, M. Sc. and Ph. D. both from Hunan University in 2003 and 2011, respectively. Now she is a professor in Hefei University of Technology. Her main research interests include circuit testing and fault diagnosis, smart grid technology and radio frequency identification technology.



张悦,2015年于安徽大学获得学士学位,现在合肥工业大学攻读硕士学位,主要研究方向为射频识别技术。  
E-mail: 1406466158@qq.com

**Zhang Yue** received B. Sc. from Anhui University in 2015. Now he is a M. Sc. candidate in Hefei University of Technology. His main research

interest includes smart grid technology and radio frequency identification technology.



何怡刚, 1992 年于湖南大学获得硕士学位, 1996 年于西安交通大学获得博士学位, 现为合肥工业大学教授、博士生导师, 合肥工业大学电气与自动化工程学院院长, 国家杰出青年科学基金获得者。主要研究方向为模拟和混合集成电路设计、测试与故障诊断、智能电网技术、射频识别技术、虚拟仪器和智能信号处理。

E-mail: 18655136887@163.com

**He Yigang** received M. Sc. from Hunan University in 1992 and Ph. D. from Xi'an Jiaotong University in 1996, respectively. He is currently a professor and the dean of School of Electrical Engineering and Automation, Hefei University of Technology. Also, he is the winner of National Distinguished Young Scientists Foundation. His research interests are in the areas of circuit theory and its applications,

testing and fault diagnosis of analog and mixed-signal circuits, smart grid, radio frequency identification technology, and intelligent signal processing.



吕密, 分别于 1984 年和 1987 年在休斯顿莱斯大学获得电气工程硕士学位和电气工程博士学位, 现为德州农工大学教授。主要研究方向为并行计算, 分布式处理, 并行计算机架构和算法, 计算机算术运算, 计算机网络, 计算几何和 VLSI 算法。

Email: mlu@ece.tamu.edu

**Lv Mi** received M. S. and Ph. D. in electrical engineering from Rice University, Houston, in 1984 and 1987, respectively. Now she is a professor in Texas A&M. Her main research interests include parallel computing, distributed processing, parallel computer architectures and algorithms, computer arithmetic, computer networks, computational geometry and VLSI algorithms.

## 是德科技最新 5G 测试解决方案确保为移动运营商、网络公司提供精确的 5G 规划建模和覆盖, 加快产品的上市速度

为解决方案的功能包括测量结果的可视化和后期处理

### 新闻要点:

- 结合使用 Keysight Nemo Outdoor 与 FieldFox, 提供 5G 无线覆盖的现场测试, 支持早期无线网络规划
- 测量 5G 基站信号功率
- Keysight Nemo Outdoor 现场测试解决方案可测试无线网络中的无线接口参数
- Keysight FieldFox 手持式射频和微波分析仪具有 4 ~ 50 GHz 的测量范围

是德科技公司 (NYSE: KEYS) 近日发布最新解决方案, 用于测量、分析和可视化 5G 基站的覆盖范围。Keysight Nemo Outdoor 与 FieldFox 手持式射频和微波分析仪结合使用, 支持移动运营商和网络厂商测量 5G 无线传播和覆盖范围等特性。该解决方案使用 Nemo Outdoor 分析工具, 能够执行数据的可视化和后期处理, 支持网络设备制造商和移动运营商评测和验证 5G 基站传播模型, 从而表明 5G 蜂窝覆盖范围。

移动运营商需要进行广泛的测量和研究, 以便收集蜂窝毫米波信号在各种无线环境 (室内和室外) 中传播的相关信息。真实的 5G 测量让运营商可以对最初的无线网络规划和模型进行增补和验证。

是德科技路测和基准测试产品部门总监 Juha Laukkanen 表示: “由于目前市场上还没有 5G 设备, 5G 无线现场测量解决方案也很少, 移动运营商都面临着一个非常棘手的挑战, 即如何验证 5G 网络规划中使用的

传播模型与实际情况一致。是德科技的解决方案将 Nemo Outdoor 与 FieldFox 完美结合, 为用户获得精确的 5G 规划模型提供了独有的工具。在现场进行 5G 基站信号功率测量, 这一能力让运营商和网络厂商可以验证 5G 传播模型, 保障网络的安全部署, 最终促成其产品更快上市。”

Keysight 5G 射频测量解决方案提供了完整的毫米波传播测量系统, 其中包括必要的软件和硬件, 能够全面收集、后期处理、分析和显示数据, 从而生成统计信息并供整个组织轻松共享。

如欲了解 Keysight 5G 基站覆盖范围测试解决方案的更多信息, 请访问 [www.keysight.com/find/nemooutdoor](http://www.keysight.com/find/nemooutdoor)。5G 基站覆盖范围测试解决方案的图片请参见: [www.keysight.com/find/nemooutdoor-images](http://www.keysight.com/find/nemooutdoor-images)。观看 YouTube 上的 Nemo 5G 测量解决方案视频, 请访问: [youtu.be/ZDbW6VPoOyI](https://youtu.be/ZDbW6VPoOyI)。

### 是德科技 5G

现代化的工具是推动 5G 通信技术发展的必要保证, 它们可以帮助工程师轻松探索新的信号、场景和拓扑技术。是德科技 5G 解决方案能够随着标准的发展即时提供更深入的洞察力。在设计和测试方面, 是德科技支持业界领先厂商在全新技术和现有技术方面持续创新, 将设计创意变成实际产品。有关是德科技 5G 设计、测试和测量解决方案的详细信息, 请访问 [www.keysight.com/find/5G](http://www.keysight.com/find/5G)。