

基于改进型多目标樽海鞘群算法的 RFID 阅读器天线优化部署



罗文聪 郑嘉利 全艺璇 谢孝德 林子涵

广西大学计算机与电子信息学院 南宁 530004

广西多媒体通信与网络技术重点实验室 南宁 530004

(1813391010@st.gxu.edu.cn)

摘要 随着射频识别(Radio Frequency Identification,RFID)技术的飞速发展,在各种特殊的环境下(如工厂、仓库、监狱等),对 RFID 阅读器天线优化部署的需求开始受到广泛关注。针对目前 RFID 阅读器天线部署中存在的部署难度大、约束条件多且不易找到最优解和 Pareto 前沿等问题,文中提出了一种基于改进型多目标樽海鞘群算法(Multi-objective Salp Swarm Algorithm,MSSA)的 RFID 阅读器天线优化部署方法。预先构建多目标 RFID 阅读器天线优化部署模型,设定优化目标;多目标樽海鞘群算法对 RFID 阅读器天线优化部署模型进行优化训练,引入分离算子以优化搜索能力,并通过迭代不断寻找满足条件的非支配解,构建满足条件的 Pareto 解集,其即为优化的结果。实验数据表明,MSSA 算法求解时无需先验知识和设置加权系数,收敛速度快;在相同实验环境下,MSSA 算法与带观察者机制的蝙蝠(BA-OM)算法、粒子群(PSO)算法、细菌觅食优化(MC-BFO)算法相比,覆盖率分别提高了 33%,28%,20%;与同类型的求 Pareto 解集的混合萤火虫(HMOFA)算法相比,MSSA 算法的负载均衡提高了 7.14%,经济效益提高了 59.74%,阅读器干扰减少 34.04%。

关键词: RFID;优化部署;多目标樽海鞘群算法;分离算子;Pareto 解集

中图分类号 TP301.6

Optimized Deployment of RFID Reader Antenna Based on Improved Multi-objective Salp Swarm Algorithm

LUO Wen-cong,ZHENG Jia-li,QUAN Yi-xuan,XIE Xiao-de and LIN Zi-han

School of Computer,Electronics and Information,Guangxi University,Nanning 530004,China

Guangxi Key Laboratory of Multimedia Communications and Network Technology,Nanning 530004,China

Abstract With the rapid development of radio frequency identification (RFID) technology,in a variety of special environments (such as factories,warehouses,prisons,etc.),the demand for optimal deployment of RFID reader antennas has attracted extensive attention. In order to solve the problems in the deployment of RFID reader antenna,such as difficult deployment,many constraints and difficult to find the optimal solution and Pareto front,this paper proposes an optimized deployment method of RFID reader antenna based on the improved multi-objective SALP swarm algorithm (MSSA). The multi-objective optimization deployment model of RFID reader antenna is constructed in advance,and the optimization target is set. The multi-objective tympana algorithm is used to train the optimal deployment model of RFID reader antenna. The separation operator is introduced to optimize the search ability,and the non dominated solutions satisfying the conditions are searched continuously through iteration,and the Pareto solution set satisfying the conditions is constructed,which is the optimization result. The results show that the proposed algorithm has faster convergence rate than the algorithms of BA-OM,PSO and MC-BFO without the prior knowledge,coverage rate increases by 33%,28% and 20% respectively. Compared with the same type of hybrid firefly (HMOFA) algorithm for Pareto solution set,the load balancing is increased by 7.14%,the economic benefit is increased by 59.74%,and the reader interference is reduced by 34.04%.

Keywords RFID,Optimal deployment,Multi-objective salp swarm algorithm,Seperating operator,Pareto set

到稿日期:2020-07-26 返修日期:2020-09-25 本文已加入开放科学计划(OSID),请扫描上方二维码获取补充信息。

基金项目:国家自然科学基金(61761004);广西自然科学基金(2019GXNSFAA245045)

This work was supported by the National Natural Science Foundation of China(61761004) and Natural Science Foundation of Guangxi Province,China(2019GXNSFAA245045).

通信作者:郑嘉利(zjl@gxu.edu.cn)

1 引言

近年来,射频识别(RFID)技术在物联网(Internet of Things, IoT)的主流应用中越来越普遍,包括零售生产监控、供应链管理,定位和导航等^[1]。由于其成本低、功耗低、外形小等优点,RFID 标签常被用于标记在某片指定区域中的物体或对象,以方便 RFID 阅读器的查询^[2]。但由于 RFID 阅读器的查询范围有限,通常需要部署多个阅读器来读取所有标签上存储的信息。在部署阅读器的过程中,其目标通常是对标签的覆盖率、系统的负载均衡、系统的经济效益、系统内阅读器间的冲突进行优化,因此 RFID 天线优化部署问题通常被认为是一个多目标优化的问题。又由于其多约束、多目标性,RFID 天线优化部署问题现已证明是一个 NP-难(Network Planning-Hard)问题^[3-4]。

目前,国内外大多数学者采用群体智能^[5]算法,将 RFID 阅读器优化部署问题转化为优化多目标^[6]模型问题,通过协同优化多目标的方式来解决阅读器优化部署的问题。常见的用于解决 RFID 阅读器天线优化部署问题的群体智能优化算法有粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)^[7]、萤火虫算法(Firefly Algorithm, FA)^[8]和蝙蝠算法(Bat Algorithm, BA)^[9]等。Gong 等^[10]提出采用加权系数的方法来改进粒子群算法,引入阅读器消除算子,将 MORNP 转化为单目标的优化,取得了良好的实际应用效果,但存在人为主观设置加权系数、需要先验知识等问题。Chen 等^[11]提出了将单个细菌细胞的趋化行为与细菌群落的细胞间通信联系起来,将细菌觅食优化算法(Multi-Colony Bacterial Foraging Optimization, MC-BFO)推广到 RFID 优化模型中。其同样采用了加权系数的方式进行优化,性能较粒子群算法有了少许提升。

Yang 等^[12]提出利用增强烟花算法并采用分层的方式,在满足 100% 覆盖率的情况下,对阅读器数量、发射功率与信号干扰进行优化,该方法有效减少了部署时的阅读器数量、发射功率与信号干扰,但未能完全避免干扰,且搜寻的结果并非是最优解,在局部寻优中也表现出不足。Wang 等^[13]提出了一种基于混合萤火虫算法的 RFID 网络多目标规划,建立约束多目标优化的网络规划模型,在算法中引入新的搜索机制和非支配排序方法,加强其搜索能力,并更有效地逼近 Pareto 前沿。该方法无需先验知识,避免了分层的结构,但计算与决策的开销较大,时间复杂度较高,且结果与加权系数法得出的结果基本一致。

多目标樽海鞘群算法(MSSA)由 Mirjalili 等^[14]提出,模拟了樽海鞘链的群体链式行为,是一种较新颖的群智能优化算法。其链式的搜索法则很好地避免了陷入局部次优,算法控制参数少且易于实现,因此主要用于多目标优化、计算流体力学、工业设计等领域。本文在传统的 RFID 阅读器优化部署方法的基础上对 RFID 阅读器坐标进行优化,借鉴多目标粒子群算法^[15]中寻找非支配解的思想与象群算法^[16]中分离算子的思想,提出了一种基于改进型多目标樽海鞘群算法的 RFID 阅读器天线优化部署方法。首先,根据阅读器位置及发射功率对 RFID 天线部署控制变量进行编码。然后,定义优化目标,构建多目标樽海鞘群算法优化部署模型。最后,

引入分离算子优化樽海鞘群搜索能力,通过迭代不断寻找满足优化条件的非支配解,更新食物源,更新 Pareto 解集^[17];在 Pareto 解集中找到所需的 RFID 天线优化部署的解,完成天线的优化部署。由于各目标函数在优化时会产生冲突,不可能同时达到最优,因此当一个解的各目标函数都不能被其他解支配时,称其为非支配解,Pareto 解集是由非支配解组成的集合。仿真实验表明,本文算法可以克服大规模 RFID 天线群和多标签部署中的标签干扰、降低阅读器部署成本、缩短天线优化部署时间、优化大规模 RFID 天线阅读器的部署。

2 RFID 天线优化部署的目标设计

本文将 RFID 天线优化部署问题转化为多目标优化问题,定义标签覆盖率、负载均衡、经济效益和阅读器冲突 4 个目标。在部署时应该满足以下 4 个目标:标签覆盖率大于最低覆盖率;标签尽可能均匀地分布在读卡器之间;RFID 阅读器应该部署在标签密集区域的中心附近;尽可能避免阅读器冲突。

2.1 标签覆盖率

标签覆盖率指被阅读器覆盖的标签占标签总数的比率。对于任意的标签 $t \in TS$,只有满足条件 $PT_{r_1,t} \geq T_t$ 和 $PR_{t,r_2} \geq T_r$,才会被阅读器覆盖。其中, TS 为部署系统内标签的集合, r_1 和 r_2 为部署区内的任意两个阅读器, $PT_{r_1,t}$ 为标签 t 收到的阅读器 r_1 的功率, PR_{t,r_2} 为阅读器收到的标签返回的功率。此时,阅读器的标签覆盖率目标函数 f_1 如下式所示:

$$f_1 = \sum_{t \in TS} \frac{Cv(t)}{N_t} \times 100\% \quad (1)$$

$$Cv(t) = \begin{cases} 1, & \exists r_1, r_2 \in RS, PT_{r_1,t} \geq T_t \wedge PR_{t,r_2} \geq T_r \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

其中, T_t 为标签与阅读器建立连接的阈值, T_r 为阅读器与标签建立连接的阈值, N_t 为此时分布在阅读器天线工作区域内的标签总数, RS 为部署的阅读器天线的集合。 $Cv(t)$ 为任意标签 t 的覆盖率函数,当 $Cv(t)$ 为 1 时,表示标签 t 已被阅读器覆盖;当 $Cv(t)$ 为 0 时,表示标签 t 未被阅读器覆盖。

2.2 负载均衡

为了提高系统的效率,设计一种有效的负载均衡方案,使标签尽可能均匀地分布在读卡器之间,即为负载均衡。负载均衡的目标函数 f_2 如下式所示:

$$f_2 = \prod_{i=1}^K \frac{1}{C_i} \quad (3)$$

其中, K 为预先设置的阅读器的数量, C_i 为阅读器 i 覆盖的标签总数。

2.3 经济效益

考虑到多径传播损耗、信道衰减和随机噪声,RFID 阅读器应该部署在标签密集区域的中心附近,即为经济效益。因此,这个目标函数是通过衡量标签密集区域的每个中心距其最佳匹配阅读器的距离来计算的,经济效益的目标函数 f_3 如下式所示:

$$f_3 = \sum_{i=1}^K \sqrt{(R_{i,x} - center_x)^2 + (R_{i,y} - center_y)^2} \quad (4)$$

其中, $R_{i,x}$ 为阅读器 i 的 x 轴坐标, $R_{i,y}$ 为阅读器 i 的 y 轴坐标

标, $center_x$ 为标签密集区域中心位置的 x 轴坐标, $center_y$ 为标签密集区域中心位置的 y 轴坐标。

2.4 阅读器冲突

一旦多个密集部署的 RFID 阅读器试图同时查询同一 RFID 标签时,不可避免地会发生阅读器碰撞。因此,最小化阅读器之间的冲突是优化部署的一个重要目标,阅读器冲突目标函数 f_4 为系统内每个标签干扰的总和:

$$f_4 = \sum_{i=1}^{K-1} \sum_{j=i+1}^K (d_i + d_j) - \sqrt{(R_{i,x} - R_{j,x})^2 + (R_{i,y} - R_{j,y})^2} \quad (5)$$

其中, d_i 和 d_j 分别为阅读器 i 和阅读器 j 的干扰距离, $R_{i,x}$ 为阅读器 i 的 x 轴坐标, $R_{i,y}$ 为阅读器 i 的 y 轴坐标。

3 基于 MSSA 的 RFID 阅读器天线优化部署算法

3.1 RFID 阅读器天线优化部署模型

设将要部署的每个阅读器天线 x 的发射功率及空间上位置的表达式为:

$$\mathbf{x} = [x_1^k, y_1^k, p_1^k, x_2^k, y_2^k, p_2^k, \dots, x_K^k, y_K^k, p_K^k] \quad (6)$$

其中 $k=1, 2, \dots, K$, (x_i^k, y_i^k) 以及 p_i^k 分别为阅读器 k 的坐标和功率。

随机生成 N 个 $3K$ 维的樽海鞘群个体,由矩阵 \mathbf{X} 表示:

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_{1,1}^1 & x_{1,2}^1 & \dots & x_{1,3K}^1 \\ x_{2,1}^1 & x_{2,2}^1 & \dots & x_{2,3K}^1 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{N,1}^1 & x_{N,2}^1 & \dots & x_{N,3K}^1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

由于 RFID 天线优化部署问题是一个多目标优化问题,建立多目标优化模型的具体方法为:将覆盖率函数 f_1 作为约束条件,优化系统的负载均衡 f_2 、经济效益 f_3 、阅读器冲突 f_4 ;将 con 定义为优化部署必须满足的最低覆盖率,使系统中的负载均衡函数 f_2 、经济效益函数 f_3 、阅读器冲突函数 f_4 最小化:

$$\min f(\mathbf{x}) = \{f_2, f_3, f_4\} \quad (8)$$

其中, $\mathbf{x} = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_j, \dots, x_{3K}) \in S$, $f_1 \geq con$ 。 S 为樽海鞘种群的搜索空间,其搜索下界为 lb_i ,搜索上界为 ub_i 。阅读器参数 x_i 应满足以下条件:

$$lb_i \leq x_i \leq ub_i, i=1, 2, \dots, n \quad (9)$$

3.2 多目标樽海鞘群优化部署模型

在设计多目标樽海鞘群优化部署模型时,应该同时设计解空间的食物源以及每个樽海鞘个体的适应度,以便于更好地找到全局最优解。具体步骤为:

1) 设计解空间内食物源存储库 \mathbf{F} : 在所有解空间内,创建食物源存储库,该库保存了优化过程中迄今为止获得的最佳非支配解。

2) 计算樽海鞘个体适应度:

$$fitness_i = \frac{1}{f_i} \quad (10)$$

其中, f_i 是个体 i 的目标函数值。由于该模型的目标是求各函数的最小值,故个体适应度值应为其对应函数值的倒数。构建适应度矩阵 $\mathbf{Fitness}$, 装载计算得到的每个樽海鞘个体不同维度的适应度值,其结构如下:

$$\mathbf{Fitness} = \begin{bmatrix} fitness_{1,1} & fitness_{1,2} & fitness_{1,3} \\ fitness_{2,1} & fitness_{2,2} & fitness_{2,3} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ fitness_{i,1} & fitness_{i,2} & fitness_{i,3} \end{bmatrix} \quad (11)$$

通过计算比较适应度值的大小,可以得知哪些樽海鞘个体为非支配解。根据 Pareto 占优^[18]法则得到非支配解:定义 \mathbf{x}_1 和 \mathbf{x}_2 为系统的两个可行解,且 $\mathbf{x}_1 \neq \mathbf{x}_2$, 如果 $\forall i=1, 2, 3, 4$, 使得 $f_i(\mathbf{x}_1) \leq f_i(\mathbf{x}_2)$, 且 $\exists j=1, 2, 3, 4$, 使得 $f_j(\mathbf{x}_1) < f_j(\mathbf{x}_2)$, 那么称 \mathbf{x}_1 支配 \mathbf{x}_2 , 记为 $\mathbf{x}_1 > \mathbf{x}_2$ 。

在本模型中,根据 Pareto 占优的定义,如果满足条件:

$$\begin{cases} \min(f_{2,x_1}) \leq \min(f_{2,x_2}) \wedge \min(f_{3,x_1}) \leq \min(f_{3,x_2}) \wedge \\ \min(f_{4,x_1}) \leq \min(f_{4,x_2}) \wedge \min(f_{4,x_1}) \leq \min(f_{4,x_2}) \wedge \\ \min(f_{2,x_1}) < \min(f_{2,x_2}) \vee \min(f_{3,x_1}) < \min(f_{3,x_2}) \vee \\ \min(f_{4,x_1}) < \min(f_{4,x_2}) \end{cases} \quad (12)$$

则称可行解 \mathbf{x}_1 支配可行解 \mathbf{x}_2 , 记为 $\mathbf{x}_1 > \mathbf{x}_2$, 可行解 \mathbf{x}_1 为非支配解,利用现有的非支配解更新食物源存储库 \mathbf{F} , 将可行解 \mathbf{x}_1 的适应度值加入食物源存储库 \mathbf{F} , 食物源存储库 \mathbf{F} 将更新为 $\mathbf{F} = [\mathbf{x}_1]$ 。

同理,若有新的可行解 \mathbf{x}_3 为非支配解,则将其加入食物源存储库 \mathbf{F} , 食物源存储库 \mathbf{F} 将更新为 $\mathbf{F} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_1 \\ \mathbf{x}_3 \end{bmatrix}$ 。

以上规则可以保证食物源存储库始终存储由算法获得的非支配解。然而,一种特殊的情况是,与存储库中的所有解相比,存储库已满并且得到的樽海鞘个体解 \mathbf{x}_i 是非支配的。此时,设置食物源存储库 \mathbf{F} 的最大容量为 \mathbf{F}_{length} , 若存储库中解的个数大于 \mathbf{F}_{length} , 则随机删除其中的某个解,将 \mathbf{x}_i 加入食物源存储库 \mathbf{F} , 此时的食物源存储库 \mathbf{F} 即为算法得到的解集。

多目标樽海鞘群算法寻找 Pareto 前沿,获得优化部署的解集的具体步骤如下。

1) 初始化樽海鞘个体 \mathbf{x}_i ($i=1, 2, \dots, K$), 随机分布在解空间内。根据式(13)计算出解空间内食物源,设置最大迭代次数 L , 设置 l 为当前迭代次数。

2) 对樽海鞘群体根据食物源的位置进行更新:

$$\mathbf{x}_j^l = \begin{cases} F_j + c_1((ub_j - lb_j)c_2 + lb_j), & c_3 \geq 0 \\ F_j - c_1((ub_j - lb_j)c_2 + lb_j), & c_3 < 0 \end{cases} \quad (13)$$

其中, \mathbf{x}_j^l 为第一只樽海鞘(领导者)在维度 j 的位置, F_j 为食物源在维度 j 的位置, ub_j 为维度 j 的上界, lb_j 为维度 j 的下界。式(13)表明了领导者只对食物源更新自己的位置,参数 c_1 定义了樽海鞘群的勘察和搜索能力。

$$c_1 = 2e^{-\frac{4l}{L}} \quad (14)$$

参数 c_2 和 c_3 是在 $[0, 1]$ 之间的随机数,控制了个体在维度 j 上的下一个位置是朝向正无穷还是负无穷,也控制了个体的步长。

为了更新樽海鞘群的追随者个体,采用如下公式:

$$\mathbf{x}_j^i = \frac{1}{2} at^2 + v_0 t \quad (15)$$

当 $i \geq 2$ 时, \mathbf{x}_j^i 表示樽海鞘链的第 i 个追随者在维度 j 的

位置, t 代表时间, v_0 为其初始速度, 同时有加速度 $a = \frac{v_{\text{final}}}{v_0}$, 速度 $v = \frac{x - x_0}{t}$ 。由于在此优化算法中, 时间 t 用迭代次数来表示, 不同迭代次数间的步长记为 1, 视初速度 $v_0 = 0$, 因此追随者的更新公式可以表示为:

$$\mathbf{x}_j^i = \frac{1}{2}(\mathbf{x}_j^i + \mathbf{x}_j^{i-1}) \quad (16)$$

3) 算法引入象群算法中的分离算子 $x_{\text{separating},j}$, 在象群中, 雄象会在进入青春期后主动离开种群, 独自生活。在求解多目标优化问题时, 这种分离过程可以简化为分离算子 $x_{\text{separating},j}$, 该算子使在每一次循环中适应度最差的樽海鞘个体都执行一次分离操作, 以增强算法的搜索能力。分离算子 $x_{\text{separating},j}$ 的更新公式可以表示为:

$$x_{\text{separating},j} = x_{\min,j} + (x_{\max,j} - x_{\min,j} + 1) \times c_4 \quad (17)$$

其中, $x_{\min,j}$ 为樽海鞘个体位置的下界; $x_{\max,j}$ 为樽海鞘个体位置的上界; $x_{\text{separating},j}$ 代表整个樽海鞘群体中适应度最差的个体; c_4 为服从正态分布的随机数, $c_4 \in [0, 1]$ 。

4) 计算循环中各樽海鞘个体的适应度函数根据式(10)一式(12)更新食物源库 F 。

5) 查看当前迭代次数 l 是否满足最大迭代次数 L , 若未达到, 重复执行步骤 2—步骤 4 直至最大迭代次数; 若达到最大迭代次数 L , 则从食物源存储库 F 中得到非支配解集, 完成 RFID 天线的优化部署模型的构建。基于改进型 MSSA 算法的 RFID 阅读器天线优化部署算法的流程图如图 1 所示。

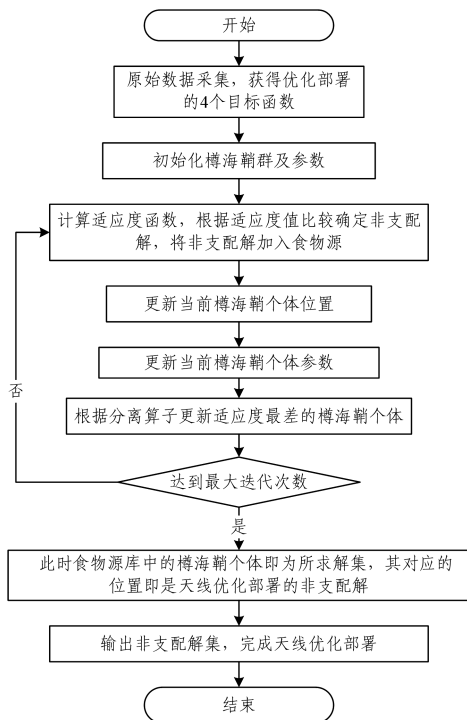


图1 算法流程图

Fig. 1 Flowchart of proposed algorithm

4 实验结果及分析

4.1 实验仿真

本文采用 MatlabR2014a 平台进行仿真实验, 实验区域为

30 m × 30 m 的正方形区域, 在区域内随机分布 100 个静态 RFID 标签, 10 个可移动的 RFID 阅读器天线。实验参数的设置方法和算法的参数设置如表 1、表 2 所列。

表 1 优化部署参数设置

Table 1 Setting of optimized deployment parameter

Optimize deployment parameter settings	value
Number of readers	10
Reader transmitting power/w	0.1~2.0
threshold value of reader-to-tag communication/dB	-80
threshold value of tag-to-reader communication/dB	-14
Number of tags	100
reader antenna gain/dB	6.7
tag antenna gain/dB	3.7
wavelength($frequency=915\text{ MHz}$)/m	0.328

表 2 算法参数设置

Table 2 Setting of algorithm parameters

Algorithm parameter settings	value
Population size	100
Iterations	200

为了验证基于改进型多目标樽海鞘群算法在 RFID 阅读器天线优化部署中的可靠性及有效性, 将本文算法与混合萤火虫(HMOFA)算法^[13]、带观察者机制的蝙蝠(BA-OM)算法^[19]、粒子群算法^[20]、细菌觅食优化(MC-BFO)算法^[11]进行对比。

4.2 实验结果分析

根据本文所建立的优化部署模型对 RFID 阅读器部署位置进行优化, 设置标签覆盖率为大于或等于 90%, 其 Pareto 解集如表 3 所列, Pareto 解集在空间上的分布如图 2 所示。当覆盖率 $f_1 \geq 90\%$ 时, 负载均衡函数 $f_2 \in [1.1 \times 10^{-10}, 1.8 \times 10^{-10}]$, 经济效益函数 $f_3 \in [83.43, 184.19]$, 阅读器冲突函数 $f_4 \in [206.33, 275.46]$ 。根据此 Pareto 解集得到一种标签覆盖率为 95% 的解法如图 3 所示, 图中的点为 RFID 标签, 圆圈为 RFID 阅读器天线的覆盖范围。文献[13]给出了 Pareto 解集与普通加权系数法求得的解集的对比如表 3 中选取一个最优解作归一化处理, 将其与 HMOFA 算法、BA-OM 算法、PSO 算法、MC-BFO 算法等进行对比, 对比结果如图 4 所示, 具体数值如表 4 所列。由于要比较的各算法的种群大小、目标维数有所不同, 计算算法的运行时间意义不大, 因此在计算时间复杂度时, 统一假设种群大小为 N , 目标维数为 M , 对比结果如表 5 所列。

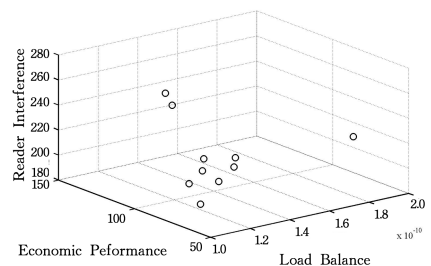


图 2 覆盖率 $f_1 \geq 90\%$ 时 Pareto 解集的空间分布

Fig. 2 Distribution of Pareto sets when coverage $f_1 \geq 90\%$

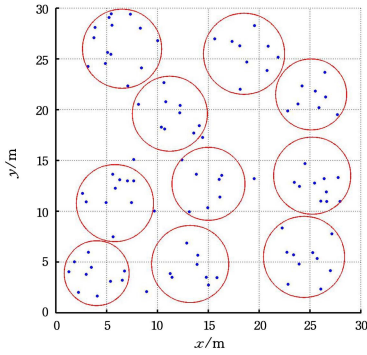


图3 覆盖率为95%时MSSA的实验结果

Fig. 3 Experimental results of MSSA with 95% coverage

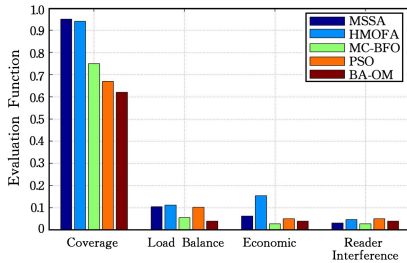


图4 各算法覆盖率、负载均衡、经济效益、阅读器冲突的对比

Fig. 4 Comparison of coverage, load balance, economic and interference of each algorithm

表3 优化部署 Pareto 解集

Table 3 Optimal deployment of Pareto solution sets

	f_1	f_2	f_3	f_4
90%		1.1430×10^{-10}	63.32	213.62
90%		1.2140×10^{-10}	83.41	210.49
91%		1.1470×10^{-10}	52.85	237.31
91%		1.1360×10^{-10}	93.14	261.12
92%		1.2840×10^{-10}	101.32	189.35
92%		1.1620×10^{-10}	75.64	225.41
92%		1.8610×10^{-10}	68.42	221.87
93%		1.4120×10^{-10}	133.46	242.53
94%		1.1210×10^{-10}	50.38	231.89
95%		1.0410×10^{-10}	61.96	199.74

表4 各算法覆盖率、负载均衡、经济效益、阅读器冲突的对比

Table 4 Comparison of coverage, load balance, economic and interference of each algorithm

Algorithm	Coverage	Load Balance	Economic	Interference
MSSA	0.95	0.104	0.062	0.031
HMOFA	0.94	0.112	0.154	0.047
MC-BFO	0.75	0.055	0.027	0.027
PSO	0.67	0.106	0.051	0.051
BA-OM	0.62	0.039	0.039	0.039

表5 各算法时间复杂度的对比

Table 5 Comparison of time complexity of each algorithm

Algorithm	Method	time complexity
MSSA	Pareto Dominance	$O(MN^2)$
HMOFA		
MC-BFO	weight coefficient	$O(MN)$
PSO		
BA-OM		

由图4可知,同一实验条件下MSSA算法的覆盖率为95%,优于HMOFA算法1%,优于MC-BFO算法20%,优于

PSO算法28%,优于BA-OM算法33%。但MSSA算法在提高覆盖率的同时牺牲了一部分负载均衡,负载均衡评价函数仅优于HMOFA算法7.14%,优于PSO算法1.89%。在保持高覆盖率的同时,MSSA算法的经济效益显著优于同类型的由求Pareto前沿得到非支配解的HMOFA算法59.74%,与较低覆盖率的MC-BFO算法和BA-OM算法仍有一定差距,与PSO算法基本持平。在阅读器干扰方面,MSSA算法优于HMOFA算法34.04%,优于BA-OM算法20.51%,优于PSO算法39.22%,与MC-BFO算法基本持平。由此可见,MSSA算法在RFID阅读器天线优化部署的覆盖率、经济效益、阅读器干扰上有显著优势。除负载均衡外,MSSA算法的其他性能均好于同方法求解的HMOFA算法,与求加权系数法的MC-BFO算法、PSO算法和BA-OM算法得到的解基本一致。在时间复杂度的比较上,时间复杂度为 $O(MN)$ 的PSO算法、MC-BFO算法和BA-OM算法实际上是将多目标优化问题转化为单目标优化问题,但需要先验知识,只能得到一个固定解。时间复杂度为 $O(MN^2)$ 的MSSA算法与HMOFA算法的求解方法都为求Pareto解集,MSSA算法虽然增大了计算开销,但无需先验知识,无需设定系数,减少了人为主观因素的干扰,能得到多个解,其结果与加权系数法基本一致,因此是一种实用性强、性能较好的算法。

结束语 本文针对RFID阅读器天线优化部署问题,提出了一种基于多目标樽海鞘群算法的RFID阅读器天线优化部署算法,算法实现简单、收敛速度快,可以快速得到优化部署模型的解。针对加权系数法或分层设计法等带有主观因素的问题,本文引入Pareto解集,解决了人为设置各目标函数权重对优化结果带来的主观影响,所求的解集更加客观,且无需先验知识。在相同的实验环境中,将本文算法与其他3种算法进行仿真比较,结果表明,本文算法优于其他3种算法,在RFID阅读器天线优化部署上具有更广阔的前景和更深远的实用意义。

本文使用了固定阅读器数量的方式来优化部署RFID阅读器天线,考虑到在大规模RFID网络中阅读器总数难以确定,本文的后续工作将致力于改良RFID阅读器天线优化部署中的阅读器数量,将其定义为数量可变的形式,对今后的研究更具现实意义。同时考虑到基于Pareto解集的优化方法比加权系数法的时间复杂度高,计算开销更大,未来的工作还将优化算法的时间复杂度,尝试将两种方法进行混合优化,在保持结果的同时节约计算时间,减少计算开销。

参考文献

- [1] MA L B, WANG X, HUANG M, et al. Two-Level Master-Slave RFID Networks Planning via Hybrid Multiobjective Artificial Bee Colony Optimizer[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Systems, 2019, 49(5): 861-880.
- [2] JABALLAH A, MEDDEB A. Self adaptive cuckoo search algorithm for RFID network planning[C]// 2017 Internet Technologies and Applications (ITA). 2017: 122-127.
- [3] TANG L, CAO H, ZHENG L, et al. RFID network planning for wireless manufacturing considering the detection uncertainty

- [J]. International Federation of Automatic Control(IFAC) Pa-personline, 2015, 48(3):406-411.
- [4] FENG H, QI J. Radio frequency identification networks planning using new hybrid evolutionary algorithm [C] // International Conference on Advanced Communication Technology. 2013:179-188.
- [5] KAUR K, KUMAR Y. Swarm Intelligence and its applications towards Various Computing: A Systematic Review [C] // 2020 International Conference on Intelligent Engineering and Management (ICIEM). 2020:57-62.
- [6] HASNAN K B, TALIB N H, NAWAWI A B, et al. An efficient algorithm for large-scale RFID Network Planning [C] // 2019 IEEE Jordan International Joint Conference on Electrical Engineering and Information Technology (JEEIT). 2019:519-524.
- [7] DONG H B, LI D M, ZHANG X P. Particle Swarm Optimization Algorithm with Dynamically Adjusting Inertia Weight [J]. Computer Science, 2018, 45(2):98-102.
- [8] ZHANG R, GUO Y, HUANG S H, et al. Improved Firefly Algorithm Based Three-Dimensional RFID Network Optimization [J]. Computer Engineering and Design, 2019, 40(10):2731-2735, 2772.
- [9] ZHAO Q J, LI J, YU J Y, et al. Bat Optimization Algorithm Based on Dynamically Adaptive Weight and Cauchy Mutation [J]. Computer Science, 2019, 46(6A):89-92.
- [10] GONG Y J, SHEN M E, Zhang J, et al. Optimizing RFID network planning by using a particle swarm optimization algorithm with redundant reader elimination [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2012, 8(11):900-912.
- [11] CHEN H N, ZHU Y L, HU K Y. Multi-colony bacteria foraging optimization with cell-to-cell communication for RFID network planning [J]. Applied Soft Computing, 2010, 10(2):539-547.
- [12] YANG Z S, ZHU C S, GAO Y J. Enhanced fireworks algorithm for RFID network planning [J]. Computer Engineering and Applications, 2017, 53(3):23-27.
- [13] WANG Y J, ZHOU H. Hybridized firefly algorithm based RFID network multi-objective planning [J]. Application Research of Computers, 2018, 35(10):3003-3006.
- [14] MIRJALILI S, GANDOMI A H, MIRJALILI S Z, et al. Salp Swarm Algorithm: A bio-inspired optimizer for engineering design problems [J]. Advances in Engineering Software, 2017, 114:163-191.
- [15] DU Y M, XIAO J H. Scientific Workflow Scheduling Algorithm Based on Hybrid Multi-objective Particle Swarm Optimization in Cloud Environment [J]. Computer Science, 2017, 44(8):252-259.
- [16] ISMAEEL A A K, ELSHAARAWY I, HOUSSEIN E H, et al. Enhanced Elephant Herding Optimization for Global Optimization [J]. IEEE Access, 2019, 7:34738-34752.
- [17] DIAO X C, LIU Y, CAO J J, et al. Reviews of Multiobjective Ant Colony Optimization [J]. Computer Science, 2017, 44(10):7-13, 25.
- [18] FENG W Q, GONG D W. Multi-objective Evolutionary Optimization with Objective Space Partition Based on Online Perception of Pareto Front [J]. Acta Automatica Sinica, 2020, 46(8):1628-1643.
- [19] TUBA M, BACANIN N. Hybridized bat algorithm for multi-objective radio frequency identification (RFID) network planning [C] // 2015 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC). IEEE, 2015:198-205.
- [20] CHEN H N, ZHU Y L, HU K Y, et al. RFID network planning using a multi-swarm optimizer [J]. Journal of Network and Computer Applications, 2010, 34(3):888-901.



LUO Wen-cong, born in 1996, postgraduate. His main research interests include RFID and swarm intelligence.



ZHENG Jia-li, born in 1979, Ph.D, professor, is a member of China Computer Federation. His main research interests include Internet of things, RFID and artificial intelligence.