



计算机科学

COMPUTER SCIENCE

SWIPT-MISO动态能量消耗模型下能效规划

徐晨阳, 薛亮, 王金龙, 祝龙

引用本文

徐晨阳, 薛亮, 王金龙, 祝龙. SWIPT-MISO动态能量消耗模型下能效规划[J]. 计算机科学, 2023, 50(6A): 220400185-7.

XU Chenyang, XUE Liang, WANG Jinlong, ZHU Long. Energy Efficiency Planning with SWIPT-MISO Dynamic Energy Consumption Model [J]. Computer Science, 2023, 50(6A): 220400185-7.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[一种新的基于子连接结构的混合预编码算法](#)

New Hybrid Precoding Algorithm Based on Sub-connected Structure

计算机科学, 2022, 49(5): 256-261. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210300138>

[基于多天线NOMA的通信系统高能效功率分配方法](#)

Energy Efficient Power Allocation for MIMO-NOMA Communication Systems

计算机科学, 2021, 48(6A): 398-403. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.200900175>

[信息共享模型和组外贪心策略的郊狼优化算法](#)

Coyote Optimization Algorithm Based on Information Sharing and Static Greed Selection

计算机科学, 2020, 47(5): 217-224. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.190400039>

[垂直结构群落系统优化算法](#)

Vertical Structure Community System Optimization Algorithm

计算机科学, 2020, 47(4): 194-203. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.190200273>

[保护区种群迁移动力学优化算法](#)

Protected Zone-based Population Migration Dynamics Optimization Algorithm

计算机科学, 2020, 47(2): 186-194. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.181202338>

SWIPT-MISO 动态能量消耗模型下能效规划

徐晨阳¹ 薛亮¹ 王金龙² 祝龙¹

1 河北工程大学信息与电气工程学院 河北邯郸 056038

2 福州大学电气工程与自动化学院 福州 350108

(543552707@qq.com)

摘要 无线携能通信网络中发送端获取用户信道状态信息时,会造成时间和频谱资源的浪费。对此,在多用户多输入单输出网络中研究了发送端只有信道分布信息的节能波束形成设计。在信息中断概率、总可用功率以及授权用户可用功率约束下,网络能量效率通过改进的教与学优化算法实现了最大化。此外,针对提出的功率消耗方案,考虑了非线性能量接收机制并提出功率分流机制,使接收机避免进入饱和区,从而提高了功率接收效率。改进的教与学优化算法结合了鲸鱼优化算法的优点,解决了构造得出的非凸优化问题,并提高了收敛速度。仿真实验分析了动态能量分配场景下中断概率、动态功耗系数以及发送端可用功率对系统能量效率的影响,证实了所提算法的有效性。

关键词: 无线携能通信; 能量效率; 非线性能量接收模型; 群智能优化算法

中图分类号 TP301

Energy Efficiency Planning with SWIPT-MISO Dynamic Energy Consumption Model

XU Chenyang¹, XUE Liang¹, WANG Jinlong² and ZHU Long¹

1 School of Information & Electrical Engineering, Hebei University of Engineering, Handan, Hebei 056038, China

2 School of Electrical Engineering and Automation, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China

Abstract In simultaneous wireless information and power transfer networks, multiple antennas are usually equipped at the transmitter, which is able to serve all sensors in one-time transmission over the same frequency band. However, collecting channel state information from all sensors may cause a colossal waste of time and frequency resources. Therefore, the energy-saving beamforming design with only channel distribution information at the transmitter is studied in multi-user multi-input single-output network. Under the constraints of information interruption probability, total available power and available power of authorized users, the network energy efficiency is maximized by the improved teaching-learning-based optimization algorithm. In addition, for the proposed power consumption scheme, the nonlinear energy receiving mechanism is considered, and the power-splitting energy harvesting receiver architecture is proposed to prevent the receiver from entering the saturation region, so as to improve the power receiving efficiency. The improved teaching-learning-based optimization algorithm has the advantages of whale algorithm, solves the constructed nonconvex optimization problem, and improves the convergence speed. Simulation experiments analyze the effects of outage probability, dynamic power consumption coefficient and available power at the transmitter on the system energy efficiency in the dynamic energy allocation scenario, and verify the effectiveness of the proposed algorithm.

Keywords Simultaneous wireless information and power transfer, Energy efficiency, Non-linear energy receiving model, Swarm intelligence optimization algorithm

1 引言

随着智能设备的不断发展和用户数量指数级的增长,无线通信对通信节能性和稳定性的要求日益升高。在通信系统的能源规划过程中,平衡用户之间的信号功率分配,充分利用射频信号资源,以及最大程度地减少频谱资源的浪费,成为重要研究方向之一^[1]。另一方面,随着无线传感器网络(WSN)和物联网(IoTs)的发展,数量众多的无线终端被部署在环境中用于环境监测^[2-3]。为了提高频谱使用效率,通常在发射机上配备多根天线,由此,单台发射机可以负责多个终端的通信,且能够在同一频段内一次性传输多条消息。然而,在大规模网络中,因收集接收端的信道状态信息(Channel State In-

formation, CSI)会造成时间和频谱资源的浪费^[4],因此,基于信道分布信息的传输设计对于高密度传感器网络更为实用。

SWIPT是一种可以实现信息和能量同时传递的高新技术,自诞生之初,对于SWIPT的研究主要集中在点对点之间的通信。在点对点系统中,接收机和发射机配备单天线,通过研究通信速率和功率消耗之间的能量分配问题来优化通信参数^[5-6]。SWIPT在多天线系统中的应用研究也受到学者关注。Zhang等研究了一个由3个节点组成的多输入多输出(Multi-Input Multi-Output, MIMO)无线广播网络,在发射器和接收器配备多根天线的条件下,分别研究了在时隙分配和功率分割(Power splitting, PS)场景下的传输速率和能量消耗间的关系,探索出了适用于两种场景的最优传输机制^[7]。

基金项目:河北省自然科学基金(F2021402009)

This work was supported by the Natural Science Foundation of Hebei Province, China(F2021402009).

通信作者:薛亮(liangxue@hebeu.edu.cn)

文献[8-10]研究了多天线 SWIPT 多输入单输出(Multiple-Input Single-Output, MISO)系统中的能量规划问题。Xu 等^[8]在多用户 SWIPT-MISO 网络中分别研究了针对信息接收器的最优信息解码波束成形设计和针对能量接收器的最优能量采集(Energy harvesting, EH)波束成形设计,意在使系统中的 EH 用户获取到的射频能量值达到最大。基于 PS 接收方案,Shi 等研究了最优联合波束成形和功率分割策略,目标是实现信干噪比和能量采集约束下多用户 SWIPT-MISO 下行网络中的最小传输功率^[9]。Hu 等人在非线性能量收集模型下,研究了 SWIPT 网络中的能量分配问题,将所提出的资源分配方案与传统的时间切换资源分配方案进行了比较^[10]。此外,研究人员还在其他网络设置中进行了研究,如中继信道^[11]、正交频分复用信道^[12]和物理层安全通道^[13]。

上述成果均假定发射机能够获取接收机完整的 CSI,然而,收集 CSI 会造成网络资源的浪费,特别是在接收器数量很大的情况下。所以,在动态能量消耗模型下,为了研究数据传输和能源消耗之间的动态关系,本文设计了多用户 MISO 网络中全局能量效率(GEE)最大化问题,联合优化波束成形向量、能量分割比例和信息传输速率,在授权接收机的中断速率和安全传输约束下,达到保密能量资源合理分配的目的。基于教与学优化算法(Teaching-Learning-Based Optimization, TLBO)提出改进的 WOA-TLBO 算法,用来解决复杂的非凸优化问题。仿真实验分析了中断概率、发送端可用功率等参数对于系统能效的影响,验证了 WOA-TLBO 算法在解的质量、收敛速度等方面优于选定的其他群智能算法。

2 系统模型与问题描述

2.1 系统模型

在如图 1 所示的下行 SWIPT-MISO 网络中,具有 N_T 根天线的基站服务 N 个单天线用户。 n 代表第 n 个接收机, $n \in N = \{1, 2, \dots, N\}$ 。该发射机采用多天线技术,能够在同一频段内向多个单天线接收机同时发送不同的信息。在每个时隙中,发射机处的发射信号可以表示为:

$$\mathbf{X} = \sum_{n=1}^N \mathbf{w}_n s_n \quad (1)$$

其中, $s_n \in \mathbb{C}^{N_T \times 1}$ 表示第 n 个用户的信号, \mathbb{C} 代表复矩阵。一般情况下 $\mathbb{E}\{|s_n|^2\} = 1$, 其中 \mathbb{E} 代表统计期望。 $\mathbf{w}_n \in \mathbb{C}^{N_T \times 1}$ 代表第 n 个用户的波束成形向量。

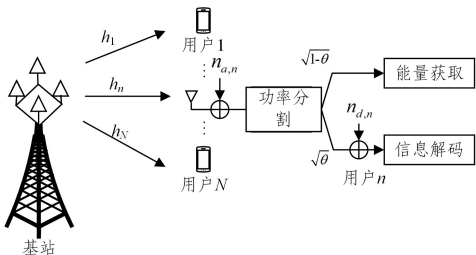


图 1 SWIPT-MISO 广播信道模型

Fig. 1 SWIPT-MISO broadcast channel model

基站和第 n 个用户的信道标记为 $\mathbf{h}_n \in \mathbb{C}^{N_T \times 1}$, 第 n 个用户接收到的信号就可以表示为:

$$y_n = \mathbf{h}_n^H \mathbf{x} + n_n = \mathbf{h}_n^H \mathbf{w}_n s_n + \sum_{m \neq n} \mathbf{h}_n^H \mathbf{w}_m s_m + n_{d,n} \quad (2)$$

式中, $n_n \sim \mathcal{CN}(0, \sigma^2)$ 表示第 n 个用户接收信号时产生的加性高斯白噪声, \mathcal{CN} 表示高斯分布, 噪声的功率为 $\sigma_{a,n}^2$ 。

授权用户的接收机为无源接收机, 所以需要将接收的信号按照一定比例加以分割, $\sqrt{\theta_n} y_n$ 用来进行信息解码, $\sqrt{1-\theta_n} y_n$ 则用于能量采集, $\theta_n \in (0, 1)$ 表示第 n 个授权用户的能量接收机上的功率分割因子。根据式(2)可以得到第 n 个用户信息的解码信号:

$$\begin{aligned} y_n^{(ID)} &= \sqrt{\theta_n} y_n + n_{d,n} \\ &= \sqrt{\theta_n} (\mathbf{h}_n^H \mathbf{w}_n s_n + \sum_{m \neq n} \mathbf{h}_n^H \mathbf{w}_m s_m + n_{a,n}) + n_{d,n} \end{aligned} \quad (3)$$

其中, $n_{d,n}$ 是第 n 个授权用户在信号处理过程中产生的额外噪声, 噪声的功率为 $\sigma_{d,n}^2$ 。

为了避免收集信道状态信息导致网络资源的浪费, 基站只能基于用户的信道状态分布来发送信息。 $\mathbf{h}_n \sim \mathcal{CN}(0, \mathbf{C}_n)$, 其中 $\mathbf{C}_n \in \mathbb{C}^{N_T \times N_T}$ 表示信道协方差矩阵, 并且 $\mathbf{C}_n > 0$, 于是根据式(3)可得第 n 个用户的瞬间可达最高信息速率为:

$$r_n = \log \left(1 + \frac{\theta_n |\mathbf{h}_n^H \mathbf{w}_n|^2}{\theta_n (\sum_{m \neq n} |\mathbf{h}_n^H \mathbf{w}_m|^2 + \sigma_{a,n}^2) + \sigma_{d,n}^2} \right) \quad (4)$$

其中, r_n 即在具有完美信道信息状况下信道可以容纳的瞬时容量。

授权用户的能量获取 $P_n^{(EH)}$ 为:

$$P_n^{(EH)} = (1 - \theta_n) (\mathbf{h}_n^H \sum_{n=1}^N \|\mathbf{w}_n\|^2 \mathbf{h}_n + \sigma_{a,n}^2) \quad (5)$$

由于基站只有信道的统计信息, 当传输速率比信道的瞬时可容纳容量 r_n 大时就会引发中断。信道可以接受的最大中断率为 ρ_n , 因此传输过程应满足以下条件:

$$\text{Prob}\{r_n \leq R_n\} \leq \rho_n, \forall n \in N \quad (6)$$

在基站端的能量消耗可以分为两个部分: 传输信息的功率和信息处理组件的电路消耗。因此信息传输所需要的功率表示为:

$$P_{\text{Info}} = \mu \sum_{n=1}^N \|\mathbf{w}_n\|^2 \quad (7)$$

同样, 电路消耗功率也能表示为:

$$P_{\text{Ckt}} = \beta \sum_{n=1}^N R_n + P_c \quad (8)$$

其中, $\mu \in [1, \infty)$ 是功率放大效率系数, β 表示与单位数据速率相关的动态功率损耗常数, 是模组的电路功率损耗, 比如混频器、滤波器和数字模拟转换器。

因此, 在基站上所需要的总功率可以表示为:

$$P_{\text{Total}} = P_{\text{Info}} + P_{\text{Ckt}} = \mu \sum_{n=1}^N \|\mathbf{w}_n\|^2 + \beta \sum_{n=1}^N R_n + P_c \quad (9)$$

对于无线设备接收机而言, 一般认为用户收集到的能量为 $\Psi_n = \eta P_n^{(EH)}$, $\eta \in (0, 1]$ 是能量接收用户的能量转换效率。但是现实中的能量接收往往受接收机的参数影响而呈非线性, 这就需要采用新的能量接收机制来准确计算用户接收到的能量。

在实际电路中, EH 电路包括二极管等各种非线性设备, 随着输入射频信号功率的改变, 射频转换直流的效率也在随之改变^[14]。由于二极管具有反向击穿特性, 所以非线性 EH 模型中的输出直流功率不能随着输入功率的增加而一直增加, 而是在最大输出直流功率的限制下达到一个最大值。特别是当输出直流功率进入饱和区域时, 非线性 EH 模型射频转直流的转换效率随着 RF 输入功率的增加而减小^[15]。如果系统设计采用线性 EH 模型, 就不能忽略其中所产生的误差。为了使研究更加准确和实际, 本文采用了非线性 EH 模型。

当 EH 电路在饱和区工作时系统能量效率很难提高, 从而导致了能量效率的浪费^[16]。所以, 需要从源头出发解决这个问题。本文采用新的 PS-EH 接收架构, 如图 2 所示。

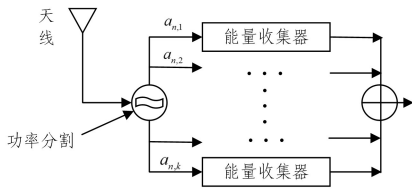


图2 射频能量收集模型

Fig.2 RF energy harvesting model

使用功率分路器把接收到的 RF 信号进行分流,单个分流的功率都会小于总功率,经过合理的分流之后所有的 EH 电路都能够避免工作在饱和区。 $\alpha_{n,k}$ 表示在第 n 个空闲接收者的第 k 个 EH 电流的 PS 分割率,满足 $\sum_{k=1}^K \alpha_{n,k} = 1$,因此,在非线性的 EH 模型下,采用以上 PS-EH 接收机架构,第 n 个授权用户的总接收功率(即输出直流功率)可以表示为:

$$\Psi_n = \sum_{n=1}^N \left(\frac{\beta_{n,k}}{1 + \exp(-\alpha_{n,k}(\alpha_{n,k} P_n^{(EH)} - b_{n,k}))} - \gamma_{n,k} \right) \quad (10)$$

其中, $\beta_{n,k} = \gamma_{n,k} + M_{n,k}$, $\gamma_{n,k} = M_{n,k} / \exp(\alpha_{n,k} b_{n,k})$; $M_{n,k}$ 表示能量接收电路 k 所能收集的最大功率; $\alpha_{n,k} > 0$ 和 $b_{n,k} > 0$ 是电路相关的参数,由电阻、电容以及电路的灵敏度决定。换一种角度思考,传统的 EH 电路便是这种电路的特例:它把所有的分流放到了一个电流分路中。

系统中,GEE(measured in bit/Hz/J)定义为总传输速率与总所需功率的比值,其可以表示为:

$$GEE = \frac{\sum_{n=1}^N R_n}{P_{\text{Total}}} \quad (11)$$

2.2 优化目标及约束条件

本文的目标是为了最大化网络的 GEE,同时满足授权用户速率的中断率要求和能量获取需求,带有中断约束的预编码设计问题可以表示为:

$$\max_{\{w_n, R_n, \alpha_{n,k}, \theta\}} GEE(\{w_n, R_n\}) \quad (12)$$

$$\text{s. t. } Prob\{r_n(\{w_n\}) \leq R_n\} \leq \rho_n, \forall n \in \mathcal{N} \quad (13)$$

$$P_{\text{Total}}(\{w_n, R_n\}) \leq P_{\text{Max}} \quad (14)$$

$$\Psi_n(\{w_n, \alpha_{n,k}, \theta\}) \geq \tilde{\psi}_n \quad (15)$$

$$0 < \theta < 1 \quad (16)$$

其中, p_{max} 是基站处所允许的最大功率, $\tilde{\psi}_n$ 是用户解码信息所需要的最小能量。

目标函数的非凸以及信息中断概率的约束,使得优化问题成为一个非凸优化问题。本文提出了改进的教与学优化算法来解决以上非凸优化问题。

3 鲸鱼优化算法

鲸鱼优化算法(Whale Optimization Algorithm, WOA)是一种从座头鲸的狩猎行为中得到启发而开发出的元启发式算法^[17],鲸鱼的狩猎目标一般是接近水面的小鱼群,这些鲸鱼通过不断地吐出气泡来形成一圈一圈的形状从而围猎它们想要捕食的猎物。鲸鱼算法分为两个步骤,第一个阶段,鲸鱼通过随机型策略来探索寻找自己想要围猎的目标猎物;第二个阶段,吐出螺旋形气泡网来围守猎物。

3.1 包围猎物以及气泡网的攻击机制

为了狩猎,鲸鱼必须先定位猎物。一开始鲸鱼的位置是没有经过优化的,所以它需要按照式(17)、式(18)来改变自己狩猎的位置:

$$\mathbf{X}(i+1) = \mathbf{X}^*(i) - \mathbf{A} \cdot \mathbf{D} \quad (17)$$

$$\mathbf{D} = |\mathbf{C} \cdot \mathbf{X}^*(i) - \mathbf{X}(i)| \quad (18)$$

其中, $\mathbf{X}^*(i)$ 表示到第 i 代为止鲸鱼找到的最好的位置,鲸鱼的当前位置表示为 $\mathbf{X}(i+1)$, \mathbf{D} 表示当前鲸鱼和猎物的距离,用绝对值向量表示。系数向量 \mathbf{C} 和 \mathbf{A} 可以分别用式(19)和式(20)计算:

$$\mathbf{A} = 2 \cdot \mathbf{a} \cdot \mathbf{r} + \mathbf{a} \quad (19)$$

$$\mathbf{C} = 2 \times \mathbf{r} \quad (20)$$

两个阶段内, \mathbf{a} 的值会从 2 到 0 不断地线性递减,直到降到 0 为止。变量 \mathbf{r} 是 0~1 之间生成的随机数。通过对 \mathbf{A} 在 $[0,1]$ 之间赋值,可以在鲸鱼的当前位置和最佳位置之间给出搜索代理的新位置。

式(21)可以用来计算最佳位置 $\mathbf{X}^*(i)$ 和当前位置 $\mathbf{X}(i)$ 之间的距离,也可以用来产生螺旋气泡路径:

$$\mathbf{X}(i+1) = e^{ik} \cdot \cos(2\pi k) \cdot \mathbf{D}^* + \mathbf{X}^*(i) \quad (21)$$

$$\mathbf{D}^* = |\mathbf{X}^*(i) - \mathbf{X}(i)| \quad (22)$$

其中, \mathbf{D}^* 表示鲸鱼和猎物之间目前所搜索到的最佳距离, b 为定义对数螺旋线形状的常数, k 表示 $[-1,1]$ 的随机数。鲸鱼在捕食猎物时会环绕猎物移动,同时形成螺旋状的轨迹,所以在这里假设鲸鱼有 50% 的概率选择环绕收缩机制,剩余 50% 的概率选择螺旋形机制,两种机制的公式可以表达为:

$$\mathbf{X}(i+1) = \begin{cases} \mathbf{X}^* - \mathbf{A} \cdot \mathbf{D}, & \text{if } p < 0.5 \\ e^{ik} \cdot \cos(2\pi k) \cdot \mathbf{D}^* + \mathbf{X}^*(i), & \text{if } p \geq 0.5 \end{cases} \quad (23)$$

其中, p 是 $[0,1]$ 之间的任意数字。

3.2 寻找猎物

寻找猎物的关键在于如何更新每一个鲸鱼的位置。在探索阶段,使用随机搜寻机制代替最佳位置寻找机制来更新位置。向量 \mathbf{A} 用来控制鲸鱼远离参考鲸鱼的位置,经过这一阶段,随机搜索机制可以提高鲸鱼算法全局搜索的能力,从而一定程度上减少出现局部最优解的可能,其更新方式可以表达为式(24)和式(25):

$$\mathbf{D} = |\mathbf{C} \cdot \mathbf{X}_{\text{rand}} - \mathbf{X}| \quad (24)$$

$$\mathbf{X}(i+1) = \mathbf{X}_{\text{rand}} - \mathbf{A} \cdot \mathbf{D} \quad (25)$$

其中, \mathbf{X}_{rand} 表示随机从鲸鱼群中选出一头鲸鱼。

算法 1 给出了 WOA 算法的算法描述,可以看出个体是随机初始化的。随后对每个搜索代理的适应度值进行评估,评估过程会一直持续,直到找到算法的最优解为止。然后更新系数矩阵并根据式(18)和式(23)或者式(21)更新一个随机数。

算法 1 鲸鱼优化算法

1. 初始化鲸鱼个体的位置 \mathbf{X}_n ($n=1,2,3,\dots,m$)
2. 评估每个代理函数的适应值
3. $\mathbf{X}_1(i)$ = 找到的最佳搜索代理
4. While(迭代 < 最大迭代次数)
5. For each solution
6. 更新 \mathbf{a} , \mathbf{A} , \mathbf{C} , \mathbf{L} 和 \mathbf{p}
7. If1 ($p < 0.5$)
8. If2 ($\mathbf{C}/\mathbf{A} < 1$)
9. 根据式(17)更新当前搜索代理
10. Else if2 ($\mathbf{C}/\mathbf{A} \geq 1$)
11. 随机寻找代理选择 ($\mathbf{X}(i+1)$)
12. 根据式(24)更新当前寻找代理
13. End if2

14. Else if $(p \geq 0.5)$
15. 根据式(22)更新当前搜索代理的位置
16. End if1
17. End For
18. 如果搜索代理超出搜索区域则返回搜索代理
19. 找到搜索代理的适应度值
20. 如果有更好的选择更新 $X^* \text{ iter} = \text{iter} + 1$
21. End while
22. Return r_1

WOA 算法可以保证问题的收敛性,因为它的位置更新是根据最佳解决方案而来的。由于 a 的值是在 2 和 0 之间线性递减的,WOA 算法容易陷入局部最优,因此 a 也成为了平衡两个阶段的关键参数。

4 教与学优化算法

教与学算法的设计是基于学生和老师在课堂上的教学和学习行为。课堂上的学习者对教师的教学质量有很强的依赖性,一个好的老师会在课堂上激励学生(学习者),从而帮助他们提高班级的平均表现^[18]。因此,课堂上的每个学习者都试图跟随老师,从而提高自己在小组中的表现。同样地,每个学习者也试图与班上的其他学习者互动来提高自己的表现。在众多研究中发现,TLBO 的表现优于许多同类算法,如遗传算法、粒子群算法和蚁群算法。此外,与其他算法相比,TLBO 在执行过程中需要调整的参数更少。教与学算法中的个体被认为是学生个体,其中表现最好的学生被选为老师。算法的研究过程分为两个阶段:教师阶段和学习者阶段。

与其他随机搜索算法一样,TLBO 从初始化过程开始。初始化过程需要在搜索空间内随机生成 N 个初始解。因此,在这个初始化阶段,生成了 N 个随机向量,其中每个向量的维数为 D 。这样就在搜索空间内生成了一个 N 行 D 列的随机矩阵。每个向量在搜索空间中都是一个可能的解,被称为学习器。 N 表示学习者的数量。 D 表示学生学习的科目数量,也就是算法所设计问题的纬度。

在教师阶段,老师向学习者传授启蒙,来提高班级的平均

分。这个过程中最杰出的学生被选为 TLBO 算法中的教师。假设 $X_k^t = \{X_{k,1}^t, X_{k,2}^t, \dots, X_{k,D}^t\}$ 表示第 t 次迭代中的第 k 个学习者。变化向量可以表示为:

$$Diff_mean_j^t = rand(0,1) * (X_{teacher,j}^t - T_F * X_{mean,j}^t) \quad (26)$$

其中, X_{mean}^t 为学习者, $X_{teacher,j}^t$ 表示教师教的的第 j 门科目。 $T_F \in (1,2)$ 是教学因子, $rand \in [0,1]$ 表示任意数。

如果新学习者的适应度值优于之前的学习者,那么它就会得到认可,从而被评选为新的教师:

$$new\ X_{i,j}^t = X_{i,j}^t + (Diff_mean_j^t) \quad (27)$$

学习者通过与老师互动以及与其他学习者互动两种方式获得输入,从而提高自己的学习水平。所以,学习者阶段包括学习者和学习者之间的互动。这种相互作用的过程倾向于增加学习者的知识。每个学习者都与其他学习者随机互动,从而促进了知识共享。在学习阶段,新的学习者由式(28)选出:

$$new\ X_{i,j}^t = \begin{cases} X_{i,j}^t + rand(0,1)(X_{i,j}^t - X_{k,j}^t), & \text{if } f(X_i^t) < f(X_k^t) \\ X_{i,j}^t + rand(0,1)(X_{k,j}^t - X_{i,j}^t), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (28)$$

如果新学习者的适应度值优于之前的学习者,那么它就会得到认可。

5 结合鲸鱼算法的教与学优化算法

鲸鱼优化算法是一种最近开发的基于座头鲸追逐机制的算法。WOA 独特的搜索机制使它有良好的全局搜索能力。该算法的缺点之一是收敛速度慢,这限制了它的实际应用^[19]。而基于教学学习的优化算法在解决复杂的全局优化问题的初始阶段收敛速度快,并且不需要进行充分的初步约束,但它非常容易跳入局部最优^[20]。所以本节拟将 WOA 和 TLBO 加以结合,用以解决以上优化问题。

为了更好地结合 WOA 算法和 TLBO 算法的优点,找到种群中的最优解,我们把种群分为两部分个体:适应度值好的一部分个体和适应度值差的一部分个体。分别通过 WOA 和 TLBO 计算后加以结合,其算法如图 3 所示。

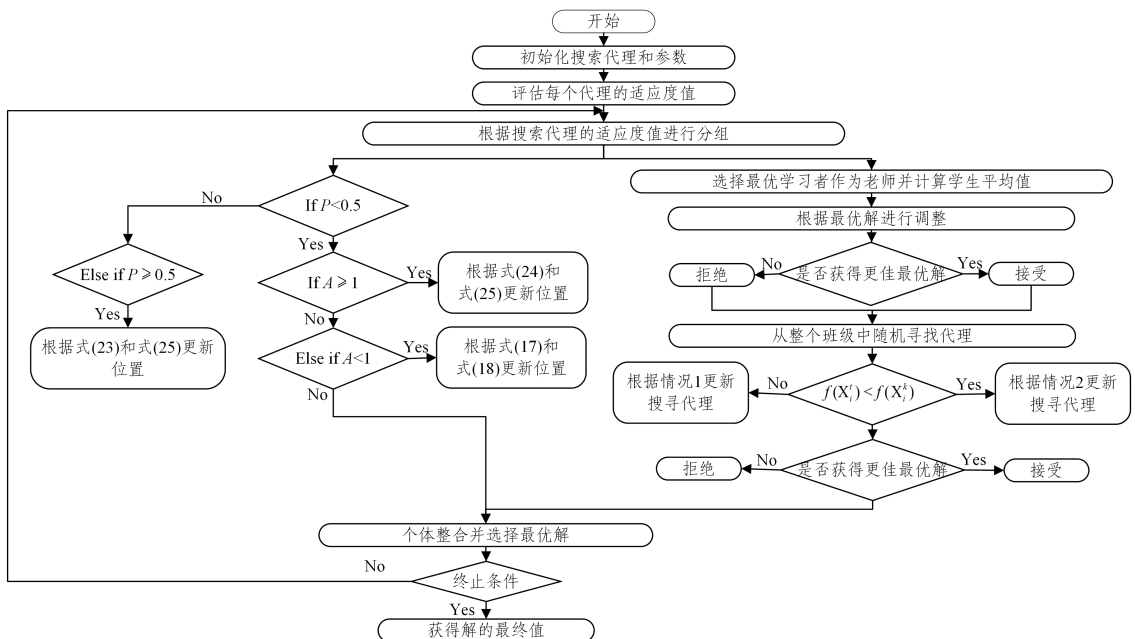


图 3 TLBO 算法流程

Fig. 3 TLBO algorithm flow

首先,根据适应值的大小把种群分为两部分,其中适应度值差的一半种群使用 WOA 算法改善,适应度值好的一半种群用 TLBO 改善。算法一开始就使用行为相同的代理来进行追逐和计算容易使分类器失效,而且单独使用 WOA 算法或者单独使用 TLBO 算法都不能避免落入局部最优的情况。WOA 和 TLBO 在追踪过程中使用的是两种不同的策略,所以本文算法能够在计算的初期降低数值进入局部最优的概率。此外,WOA-TLBO 算法在计算过程中,WOA 强调全局搜索,而 TLBO 强调局部搜索,这有利于在开发和探索之间达到巧妙的平衡。

5.1 算法实现

本节将详细介绍实现所提出的 WOA-TLBO 算法的过程。

步骤 1 初始化。将策略变量的上界 ub 、下界 lb 、维数 D 、最大重复常数 M 和种群大小 NP 初始化,并在此基础上生成一个随机种群 X^t ,可指定为:

$$X^t = [x_1^t, x_2^t, \dots, x_N^t]^T$$

$$= \begin{bmatrix} x_{1,1}^t & x_{1,2}^t & \dots & x_{1,D}^t \\ x_{2,1}^t & x_{2,2}^t & \dots & x_{2,D}^t \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{N,1}^t & x_{N,2}^t & \dots & x_{N,D}^t \end{bmatrix} \quad (29)$$

$$x_{i,j}^t = lb_j + (ub_j - lb_j) \times k, k \in [0, 1] \quad (30)$$

步骤 2 种群评估基于我们设置的测试函数,拟确定个体的适应度值,并选择一个最优结果。经过种群评估后的最大重复次数(M_{pre})被更新为:

$$M_{pre} = M_{pre} + M \quad (31)$$

步骤 3 算法停止条件。当目前执行的最大次数超过了之前设定的算法重复次数时,停止整个算法的进程,否则执行第四步。

步骤 4 动态分组机制。根据种群个体的适应度值,将种群个体分为差者组和优者组(各占种群数量的一半),为了提高收敛速度,差者组和优者组要共享他们的计算结果。

步骤 5 对优者组进行种群优化。每个个体的适应度值更新与 WOA 算法更新适应度的方式相同。因此当前最大重复次数可以重新定义为:

$$M_{pre} = M_{pre} + 0.5 * M \quad (32)$$

然后对差者组执行 TLBO 的步骤,首先根据式(25)和式(26)执行教师教学阶段,然后根据式(28)执行学习阶段。最后得到新的种群,这里当前的最大重复次数可以表示为:

$$M_{pre} = M_{pre} + M \quad (33)$$

步骤 6 种群安排。将种群中的差者组和优者组合并为 X^{t+1} 组种群,同时重新设定重复次数。

步骤 7 进入步骤 3。

5.2 联合波束成形向量和传输速率的分配策略

在本文设计的下行多用户 MISO 网络波束成形网络中,由于用户接收机的信道状态信息不可知,在基站端仅能获取用户的信道统计信息。因此,为了最大化系统的能量效率,本文使用动态能量消耗模型,并加入了中断概率约束,从而保证了用户端的信息接收速率。

通过 WOA-TLBO 算法建立种群,在评价函数约束下通过寻优迭代来获得系统最佳能效的算法步骤如下。

Step1 初始化 WOA-TLBO 算法所涉及的参数,并初始化基于 SWIPT-MISO 网络模型中的参数,包括基站处所允许

的最大功率 p_{max} ,用户解码信息所需要的最小能量 $\tilde{\psi}_n$ 传输所允许的中断概率,具体数值在仿真分析中给出。

Step2 根据系统模型初始化种群和适应度值,设置模型中的参数,包括波束成形向量 w_n 、功率分割因子 θ 、EH 分流比 $\alpha_{n,k}$ 以及传输速率 R_n ,其中每个参数中的变量对应种群中的一个个体,即一种分配方案,并且同时满足约束式(13)一式(16)。对每个代理的适应度值进行评估,并加以动态分组。其适应度评价函数如下:

$$\max_{(w_n, R_n, \alpha_{n,k}, \theta)} \frac{\sum_{n=1}^N R_n}{\mu \sum_{n=1}^N \|w_n\|_2^2 + \beta \sum_{n=1}^N R_n + P_c} \quad (34)$$

Step3 对于适应度值好的一部分种群,根据 WOA 算法过程重新计算适应度值。

Step4 对另一部分种群执行 TLBO 算法。

Step5 合并计算后得到新种群,并选择最优解,判断终止条件是否满足,不满足则继续迭代。

Step6 算法结束,输出全局最优能量效率和相应的资源配置。

6 仿真结果及分析

本节通过仿真结果来展示动态能量分配模型下基于改进的鲸鱼算法的性能和有效性。发射机天线的数量设置为 8,接收机数 N 设为 2,噪声功率设为 0.01。发射端最大功率设为 1,功率放大器的效率因子 μ 设为 2,动态常数 β 设为 0.0001,恒定电路功率消耗 P_c 设为 0.1。用户解码信息所需要的最小能量 $\tilde{\psi}_n = 0$ mW。随机生成协方差矩阵 $\{C_1, \dots, C_N\}$ 。不失一般性,信息中断概率要求设置为相同的值,即 $\rho_1 = \dots = \rho_N = \rho = 0.1$,表明最大可容忍信息中断概率为 10%。除非另有说明,否则上述参数不会改变。

图 4 对比了粒子群算法、TLBO、WOA 以及本文提出的 WOA-TLBO 算法随着迭代次数的增加系统能效的表现。可以看出,WOA-TLBO 算法虽然在迭代前期有些波动,但是能够率先达到较高的能效值,收敛到一个最优的适应度值,即系统的最大能效,并且最终求得的能效值高于所对比的其他算法。这是因为 WOA-TLBO 算法集合了鲸鱼算法的特点,对系统加入了更多的扰动,可以使个体有效避开局部最优,更快地达到全局最优。

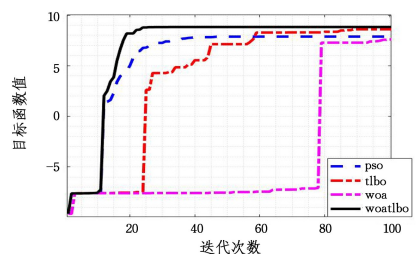


图 4 WOA-TLBO 与其他算法对比

Fig. 4 Comparison between WOA-TLBO and other algorithms

图 5 比较了 $\rho = 0.1$ 和 $\rho = 0.11$ 的能量效率(EE)设计和总速率最大化(Sum Rate Maximization, SRM)设计。结果表明,在根据 SRM 设计的系统中 EE 随可用功率先持续增加然后减小,此算法中能量效率减小的点称为饱和点,其对应的能量效率称为最大能量效率,即最大 EE。然而当可用功率相对较高时,本文设计的能量效率即 EE 值要高于 SRM 设计方案

中的 EE。当所设计的系统中可接受信息中断概率 ρ 越大,系统的能效也随之增加,因为允许中断的概率越大,发射机需要服务的接收机数量越少,从而能达到更高的能效值。然而对于曲线 $\rho=0.1$ 和 $\rho=0.11$ 来说,二者都可以在使用最大能效模型中获得更高的 EE。

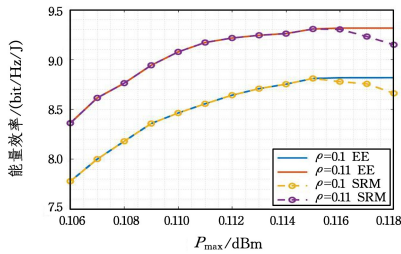


图 5 能量效率相对于 $\rho=0.1$ 和 $\rho=0.11$ 时的 P_{\max}

Fig. 5 EE versus available power when $\rho=0.1$ and $\rho=0.11$

在图 6 中,分别对比了 $\beta=0.001$ 、 $\beta=0.0005$ 、 $\beta=0.0001$ 以及 $\beta=0$ 时发送端最大功率 P_{\max} 的变化对能量效率的影响。从图 6 可以看出,4 条曲线随着 P_{\max} 增加的增速逐渐变缓,这表明随着 P_{\max} 的逐渐增大,其对于能量效率的影响也随之变小。 $\beta=0$ 时代表动态系数为零的静态能量分配 (SECM) 方案,传统的静态能量分配方案能够在更小的 P_{\max} 下达到相同的能量效率,而 $\beta=0.001$ 、 $\beta=0.0005$, 以及 $\beta=0.0001$ 时所代表的动态能量分配方案 (DECM) 则显示需要更大的 P_{\max} 来达到最大能量效率。这表明以往的静态能量分配模型系统低估了系统能耗,若不考虑在动态分配能量过程中的中断情况可能会导致系统的表现不佳。

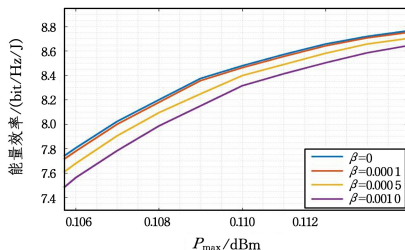


图 6 发送端最大功率 P_{\max} 对动态能量分配和静态能量分配模型中 EE 的影响

Fig. 6 Effect of P_{\max} for SECM and DECM on EE

图 7 给出了动态能量系数和 P_{ckt} 中的电路功率损耗常数 P_c 对能量效率的饱和点的影响,可以看出能量效率的饱和点对 P_c 和 β 的值高度依赖,当 P_c 和 β 的值增大时会导致最大能量效率更小。当 P_{info} 值很小时, P_{ckt} 主导了 GEE 的分母。随着 P_{info} 的值不断增长, R_n 的值也随之变大,从而使系统能效变大。然而当 P_{info} 比 P_{ckt} 的值大时, P_{info} 则主导了分母的值,从而随着 P_{info} 的增长系统 GEE 的值是不断下降的,这正符合香农容量定律的规定。

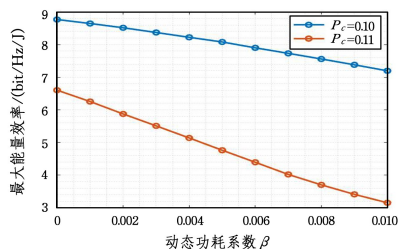


图 7 P_c 以及 β 对最大能量效率的影响

Fig. 7 Impact of β and P_c on maximal EE

结束语 在信息中断概率、授权用户解码所需能量和总可用功率的约束下,本文在 SWIPT-MISO 网络中提出了能量效率最大化问题。由于分数目标函数和中断概率约束,所考虑的问题非凸且难以计算。本文将教与学算法和鲸鱼算法相结合,解决了带有复杂约束条件的能量效率最大化问题。数值结果表明,改进的算法能够达到更高能效值。

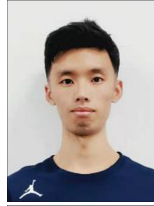
在今后的工作中,应考虑多种用户需求下 SWIPT 网络中的通信安全问题,以在用户隐私越来越重要的当下提高用户的通信安全性。

参考文献

- [1] XUE L, WANG J L, LI J, et al. Precoding Design for Energy Efficiency Maximization in MIMO Half-Duplex Wireless Sensor Networks with SWIPT[J]. Sensors, 2019, 19(22): 4923-4935.
- [2] KAUR N, SOOD S K. An Energy-Efficient Architecture for the Internet of Things (IoT) [J]. IEEE Systems Journal, 2017, 11(2): 796-805.
- [3] HAN G, LI L, JIANG J, et al. Analysis of Energy-Efficient Connected Target Coverage Algorithms for Industrial Wireless Sensor Networks[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2017, 13(1): 135-143.
- [4] WEI Z, LI H, LIU H, et al. Randomized Low-Rank Approximation Based Massive MIMO CSI Compression[J]. IEEE Communications Letters, 2021, 25(6): 2004-2008.
- [5] RA BB ACHIN A, CONTI A, WIN M Z. Wireless Network Intrinsic Secrecy [J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2015, 23(1): 56-69.
- [6] GROVER P, SAHAI A. Shannon meets Tesla: Wireless information and power transfer[C]// IEEE International Symposium on Information Theory. IEEE, 2010: 2363-2367.
- [7] ZHANG R, HO C K. MIMO Broadcasting for Simultaneous Wireless Information and Power Transfer [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2013, 12(5): 1989-2001.
- [8] XU J, LIU L, ZHANG R. Multiuser MISO Beamforming for Simultaneous Wireless Information and Power Transfer [J]. International Conference on Acoustics, Speech, and Signal (ICASSP 88). 2013, 62(18): 4798-4810.
- [9] SHI Q, LIU L, XU W, et al. Joint Transmit Beamforming and Receive Power Splitting for MISO SWIPT Systems [J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2014, 13(6): 3269-3280.
- [10] HU Y, LIU M, FENG Y. Resource Allocation for SWIPT Systems with Nonlinear Energy Harvesting Model [J]. Wireless Communications and Mobile Computing, 2021, 2021: 1-9.
- [11] CHALISE B K, ZHANG Y D, AMIN M G. Energy harvesting in an OSTBC based amplify-and-forward MIMO relay system [C]// 2012 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). IEEE, 2012: 3201-3204.
- [12] AHMED, EL, SHAFIE, et al. An Artificial-Noise-Aided Hybrid TS/PS Scheme for OFDM-Based SWIPT Systems [J]. IEEE Communications Letters, 2018, 21(3): 632-635.
- [13] LIU L, ZHANG R, CHUA K C. Secrecy Wireless Information and Power Transfer with MISO Beamforming [J]. IEEE, 2014, 62(7): 1850-1863.
- [14] LU Y, XIONG K, FAN P, et al. Global Energy Efficiency in Secure MISO SWIPT Systems With Non-Linear Power-Splitting EH Model [J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communica-

tions,2019,37(1):216-232.

- [15] TUAN V P, HONG I P. Secure Communication in Cooperative SWIPT NOMA Systems with Non-Linear Energy Harvesting and Friendly Jamming[J]. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 2020, 20(4):135-138.
- [16] YUAN T, LIU M, FENG Y. Performance Analysis for SWIPT Cooperative DF Communication Systems with Hybrid Receiver and Non-Linear Energy Harvesting Model[J]. *Sensors*, 2020, 20(9):2472.
- [17] SEYEDALI M, ANDREW L. The Whale Optimization Algorithm[J]. *Advances in Engineering Software*, 2016, 95:51-67.
- [18] RAO R V, SAVSANI V J, VAKHARIA D P. Teaching-Learning-Based Optimization: An optimization method for continuous non-linear large scale problems[J]. *Information Sciences*, 2012, 183(1):1-15.
- [19] LI Z, BEJARBANEH B Y, ASTERIS P G, et al. A hybrid GEP and WOA approach to estimate the optimal penetration rate of TBM in granitic rock mass[J]. *Soft Computing*, 2021, 25(2): 1-19.
- [20] SAMEER F O, AL-OBAIDI M J, AL-BASSAM W W, et al. Multi-objectives TLBO hybrid method to select the related risk features with rheumatism disease[J]. *Neural Computing and Applications*, 2021, 33(13):1-10.



XU Chenyang, postgraduate. His main research interests include simultaneous wireless information and power transfer networks.



XUE Liang, born in 1982, Ph.D, professor, is a member of China Computer Federation. His main research interests include wireless ad hoc networks, simultaneous wireless information and power transfer networks, wireless sensor networks.