

控制与决策

Control and Decision

认知智能电网中基于能效优化的频谱分配策略

张达敏, 王依柔, 徐航, 宋婷婷, 王栎桥

引用本文:

张达敏, 王依柔, 徐航, 等. 认知智能电网中基于能效优化的频谱分配策略[J]. *控制与决策*, 2021, 36(8): 1901–1910.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1448>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于无线携能通信的传感云系统Sink节点最优能效策略

Optimal energy efficiency optimization strategy for SWIPT-enabled sensor-cloud system

控制与决策. 2021, 36(8): 1929–1938 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1628>

孤岛微电网异构电池储能系统的分布式有限时间次级控制

Distributed finite-time secondary control for heterogeneous battery energy storage systems in an islanded microgrid

控制与决策. 2021, 36(8): 2034–2041 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0012>

基于复杂昂贵仿真的体系效能多目标优化

Complex and expensive simulation based multi-objective optimization to system-of-system effectiveness

控制与决策. 2021, 36(3): 589–598 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0844>

异构网络中基于鸽群优化算法的D2D资源分配机制

Resource allocation for D2D based on pigeon-inspired optimization algorithm in heterogeneous networks

控制与决策. 2020, 35(12): 2959–2967 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0526>

复合类别航站楼分配问题的改进和声搜索算法

Solving composite airport gate allocation problem with improved harmony search

控制与决策. 2020, 35(11): 2743–2751 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0242>

认知智能电网中基于能效优化的频谱分配策略

张达敏[†], 王依柔, 徐航, 宋婷婷, 王栋桥

(贵州大学 大数据与信息工程学院, 贵阳 550025)

摘要: 针对智能电网的无线通信环境存在频谱短缺、资源利用效率低等问题, 将认知无线电技术应用于智能电网的邻域网络通信中. 引入认知智能电网概念以保证业务传输的公平性和有效性, 提出一种基于改进二进制蝴蝶优化算法(BOA)的频谱分配策略, 此方案考虑了通信过程中的信噪比和路径损耗, 选择系统能量效率作为信道效益, 并且在拓扑结构固定的城市居民小区进行建模仿真. 首先, 使用基于改进时变转换函数和扰动策略的二进制蝴蝶优化算法(IBBOA)为认知智能电网用户进行频谱分配; 然后, 采用基于接收信噪比的闭环功率控制算法动态调整用户的传输功率, 减少认知智能电网用户和主要用户之间存在的干扰; 最后, 以系统能量效率和两个用户公平性指数为优化目标, 与遗传算法(GA)和二进制粒子群算法(BPSO)进行对比实验. 仿真实验表明, 联合闭环功率控制的IBBOA算法所获得的系统能量效率比未联合闭环功率控制的NBOA算法高33.2%, IBBOA算法最终的系统能量效率和用户公平性指数fair比GA算法分别高出47.8%和62.6%, 比BBOA算法分别高出17.6%和26.7%. 结果表明所提方案能够有效抑制认知智能电网中用户间的干扰, 大大提高频谱利用率和系统能量效率.

关键词: 认知智能电网; 频谱分配; 能量效率; 二进制蝴蝶优化算法; 扰动策略; 时变转换

中图分类号: TN939

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2019.1448

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



引用格式: 张达敏, 王依柔, 徐航, 等. 认知智能电网中基于能效优化的频谱分配策略[J]. 控制与决策, 2021, 36(8): 1901-1910.

Spectrum allocation strategy based on energy efficiency optimization in cognitive smart grid

ZHANG Da-min[†], WANG Yi-rou, XU Hang, SONG Ting-ting, WANG Li-qiao

(College of Big Data and Information Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, China)

Abstract: In view of the problems such as spectrum shortage and low utilization efficiency of wireless communication environment of smart grid, this paper applies cognitive radio technology to the neighborhood network communication of smart grid. The concept of cognitive smart grid is introduced to ensure the fairness and effectiveness of business transmission, and a spectrum allocation strategy based on the improved binary butterfly optimization algorithm (BOA) is proposed, which takes into account the signal-to-noise ratio and path loss in the communication process, and selects the system energy efficiency as the channel benefit. The modeling and simulation are carried out in urban residential areas with fixed topology. Firstly, spectrum are allocated for cognitive smart grid users with the binary butterfly optimization algorithm based on the improved time-varying conversion function and disturbance strategy (IBBOA). Then, the transmission power of the user is dynamically adjusted by the closed-loop power control algorithm based on the received signal-to-noise ratio, which reduces the interference between the cognitive smart grid users and the main users. Finally, with the system energy efficiency and two fairness indexes of users as the optimization objectives, the experiment of contrasting the proposed algorithm with the genetic algorithm (GA) and the binary particle swarm optimization (BPSO) algorithm is carried out. The simulation experiment shows that the IBBOA with joint closed-loop power control obtains system energy efficiency 33.2% higher than the NBOA without joint closed-loop power control, and the final system energy efficiency and the user fairness index fair of the IBBOA are 47.8% and 62.6% higher than the worst-performing GA respectively, and 17.6% and 26.7% higher than the previous BBOA respectively. It's concluded that the proposed scheme can effectively suppress the interference between users in the cognitive smart grid, and greatly improve the spectrum utilization and system energy efficiency.

Keywords: cognitive smart grid; spectrum allocation; energy efficiency; binary butterfly optimization algorithm; disturbance strategy; time-varying conversion

收稿日期: 2019-10-15; 修回日期: 2020-02-20.

基金项目: 贵州省自然科学基金项目(黔科合基础[2017]1047号).

责任编辑: 孙秋野.

[†]通讯作者. E-mail: 1203813362@qq.com.

0 引言

智能电网(SG)作为下一代电网,通过在发电站、配电中心和用户设施之间引入双向通信,克服了传统电网存在的电力短缺、能源浪费和污染等问题,为现有电网带来了变革^[1-3]. 智能电网可分成3层网络结构:广域网(WAN)、邻域网(NAN)和家域网(HAN). 家域网负责各用电器与家庭智能网关(HGW)的通信,邻域网^[4]负责各HGW与数据聚合单元(DCU)的通信,广域网负责DCU与数据管理系统的通信.

为了满足5G通信网络容量提升的需求,提高通信系统的能量效率,必须设计和部署具有成本效益、安全可靠的SG通信网络. 认知无线电技术能够充分利用稀缺的无线频谱,提高频谱资源的利用率,减轻网络负担. 因此,将认知无线电技术引入智能电网领域已逐渐成为人们研究的热点^[5-6].

认知无线电通过允许智能电网CR^[7]用户,即二级用户(SUs),在对主要用户和其他同时存在的SUs不造成干扰情况下,可以访问一个由主要用户(PUs)空置的频谱空穴. 文献[8]利用博弈论的方法,针对认知异构网络提出了一个联合功率与信道分配问题,提出了纳什讨价还价算法,使得频谱效率提高的同时保证了SUs之间的公平性. 文献[9]提出了一种QoS感知的协作功率控制和资源分配方案,采用基于概率的资源分配算法,有效地避免了邻居节点之间的干扰,但是未充分考虑蜂窝用户的QoS需求. 文献[10]提出一种基于动态功率调整的子载波频谱分配算法,该算法根据授权用户的状态对认知用户在子载波上的功率进行动态调整,获得了较好的吞吐量性能增益. 文献[11]将频谱资源分布与功率选择相结合,提出一种混沌遗传算法以最大化D2D系统网络容量最大值,但是该算法全局搜索能力较弱,收敛速度较慢. 文献[12]提出了一种分布式联合子信道和功率的次优化资源分配算法,在实时用户服务质量(QoS)需求约束和跨层干扰约束下最大化认知系统能量效率. 文献[13]提出了一种联合频谱分配与功率控制非合作博弈模型,采用了基于随机学习的策略选择算法,所提算法在少量信息交互前提下能获得较高的传输速率,提升了用户满意度.

综上所述,文献[8-13]针对功率控制与频谱分配优化问题进行分析,一部分采用博弈论和群智能算法进行频谱分配,另一部分采用功率控制算法减少系统中存在的干扰问题. 上述文献没有对提出的频谱分配算法进行优化,并且当频谱分配算法与功率控制算法融合时,也没有对算法进行优化,导致最后获取的不是最优的频谱分配方案. 基于此,本文在认知智

能电网的邻域网(NAN)中提出使用联合改进二进制蝴蝶优化算法(Improve binary butterfly optimization algorithm, IBBOA)和基于接收信噪比的闭环功率控制算法的频谱分配策略. 该方案能够较好地实现认知智能电网中通信传输的系统能量效率和两项用户公平性指数的最大化.

1 系统模型

文献中基于认知无线电的智能电网系统大都采用IEEE 802.11af标准,它是一种基于认知无线电的通信标准,其利用54~790 MHz的电视空白(TVWS)来传输数据,最大数据速率为40 Mbps. 因此,本文针对认知智能电网的频谱分配问题,在NAN集群中也使用IEEE 802.11af标准^[14-15]. 本文采用基于集群的频谱分配方法去管理干扰和分配频谱资源,在拓扑结构固定的城市居民小区进行建模. 认知智能电网(CR-SG)模型如图1所示. 其中NAN是由多个家庭网关(HGWs)和一个DCU组成的集群;DCU是一个中心实体,在NAN集群中充当簇首,负责NAN中的频谱管理,在100 m²半径内为几十个节点提供便利. DCU配备了一个数据库(DB),其中包含所有相关信息,比如管理NAN集群中所有HGWs传输的系统效益和公平性指数等. 智能电表(SMs)作为一个位于HAN和NAN之间的网关被称为HGWs,所有HGWs表现为集群成员. 由于HGWs的数量多于可用信道(频谱空穴),在不采用任何最优频谱分配策略的情况下,将会出现严重的服务质量(QoS)约束.

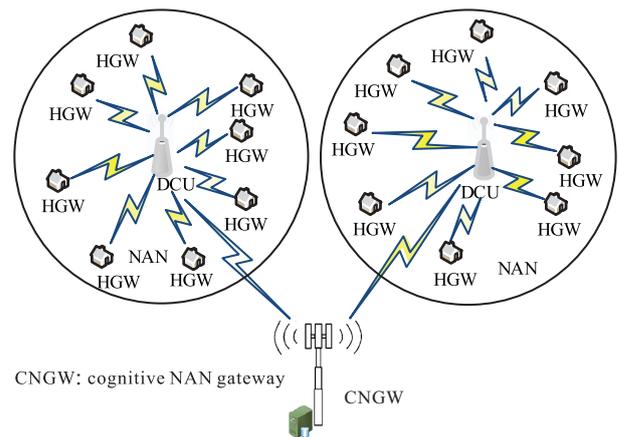


图1 CR-SG系统模型

本文的信道分配方案基于抗干扰策略,确保无冲突分配要满足两个主要约束条件:

- 1) 主用户的干扰: 电视频段被认为是PUs. SUs可以分配那些由PUs空置的信道.
- 2) 认知智能电网用户之间的干扰: HGWs和DCU都被认为是SUs. 在集群中,为每个SUs分配一个单独的信道,从而避免共信道干扰.

本模型包括 K 个主用户 (PUs) 和 N 个认知电网用户 (SUs). 如文献 [14], 将 SUs 分组为 NAN 簇, 其具有单个簇首 (DCU). 特定范围内的所有集群成员 (HGWs) 都连接到单个数据集合单元. 设 $\alpha = \{1, 2, \dots, N\}$ 表示服务区域中所有 SUs 的集合, $\beta = \{1, 2, \dots, M\}$ 表示 PUs 空置的通道, 数据集合单元可以将这些信道分配给邻域网中的认知智能电网用户. 考虑到实际问题中的功率传输, 定义 d^n 表示第 n 个 HGW 到 DCU 的距离, 传输功率为 p^n , 其信噪比为 Γ^n , 由如下公式给出:

$$\Gamma^n = \frac{p^n \|g^n\|^2}{p_{\text{noise}}}. \quad (1)$$

其中: p_{noise} 表示噪声功率; $\|g^n\|^2$ 表示第 n 个 HGW 和 DCU 之间的信道增益, 表示为

$$\|g^n\|^2 = \|g_1\|^2 \cdot \frac{1}{L(d^n)}. \quad (2)$$

g_1 服从瑞利衰落; $L(d^n)$ 表示路径损耗, 有

$$L(d^n) = \begin{cases} 20 \log \left(\frac{4\pi\lambda}{d^n} \right) = L(d_0), & d^n \leq d_0; \\ L(d_0) + 10 \times \varepsilon \times \log \left(\frac{d^n}{d_0} \right) + X_g, & d^n > d_0. \end{cases} \quad (3)$$

λ 是发射频率的波长, d_0 是参考距离, ε 是路径损耗指数, X_g 是阴影参量.

定义系统模型的以下关键组成部分:

1) 距离矩阵 $\mathcal{D} = \{d^n\}_{N \times 1}$, 表示第 n 个 HGW 到 DCU 的距离, 在拓扑结构中随机产生.

2) 令 $L = \{l_n^m | l_n^m \in \{0, 1\}\}_{N \times M}$, $l_n^m = 1$ 时表示用户 n 可使用频段 m 进行通信.

3) 在 NAN 集群中, 每个 SU 的可用通道都带有效益或权重, 并以效益矩阵 $B = \{b_n^m\}_{N \times M}$ 来表示, b_n^m 代表认知智能电网用户 n 使用频段 m 所获得的效益. b_n^m 通常用带宽或吞吐量表示, 本文所考虑问题中的信道效益表示如下:

$$b_n^m = w \log 2(1 + \Gamma^n), \quad (4)$$

其中 w 为频段 m 的带宽.

4) 在 NAN 集群中, 主用户 (PUs) 可以使用任何可用的通道, 其空置的频段才可供次用户 (SUs) 使用. 在单个集群中, 避免 SUs 之间共信道干扰的必要条件是不能在单个集群中重复使用信道. 定义干扰矩阵 $C = \{c_{n,k}^m | c_{n,k}^m \in \{0, 1\}\}_{N \times N \times M}$, 其中 $c_{n,k}^m = 1$ 表示次用户 n 和 k 同时使用频段 m 进行数据传输时, 将会产生通信干扰.

5) 定义分配矩阵 $A = \{a_n^m | a_n^m \in \{0, 1\}\}_{N \times M}$, 需要同时满足干扰约束 C_1 和 C_2 , 其中 $a_n^m = 1$ 表示该时

段次用户 n 分配到频段 m .

$C_1: l_n^m \times l_p^m = 1$, 表示信道 m 不能同时被同一集群中的认知用户 n 和主用户 p 使用. 确保 SUs 只能使用 PUs 空置的信道.

$C_2: c_{n,k}^m = 0$ 意味着信道 n 不能在单个 NAN 集群中重复使用.

6) 定义用户效益值 $R = \{\gamma_n\}_{N \times 1}$. 其中 γ_n 表示在分配矩阵 A 的情况下, 次用户 n 所获得效益值, 表示为

$$\gamma_n = \sum_{m=1}^M a_n^m \times b_n^m. \quad (5)$$

7) 能量效率 η_{EE} . 用来评价频谱分配策略对系统能量效率影响的函数, 能量效率可表示为

$$\eta_{\text{EE}} = \sum_{m=1}^M \gamma_n / \sum_{n=1}^N p^n, \quad (6)$$

其中 $\sum_{n=1}^N p^n$ 表示系统的功率消耗.

8) 第 1 个公平性指数, 系统公平性 fair: U_{fair} , 其目标是保证分配过程中认知用户之间的公平性, 用户的公平性度量函数表示为

$$U_{\text{fair}} = \left(\prod_{n=1}^N \sum_{m=1}^M a_n^m \times b_n^m + 10^{-4} \right)^{1/N}. \quad (7)$$

9) 第 2 个公平性指数: 基于最大化最小效益 (max-min-reward, MMR), 即最大化贫困用户 (获得效益最小的用户) 所获得的系统效益, 其目标是避免贫困用户无信道可用, 用 U_{MMR} 定义如下:

$$U_{\text{MMR}} = \min_{1 \leq n \leq N} \sum_{m=1}^M a_n^m \cdot b_n^m. \quad (8)$$

2 频谱分配算法和功率控制

2.1 标准蝴蝶优化算法

蝴蝶优化算法 (butterfly optimization algorithm, BOA)^[16] 是一种全新的智能优化算法. 蝴蝶感知和分析空气中的气味, 以确定食物来源/交配对象的潜在方向. 每只蝴蝶会产生一定强度的香味, 香味的强度与蝴蝶寻优的适应度有关, 所以当蝴蝶从一个地方移动到另一个地方时, 它的适合度也会随之变化. 当一只蝴蝶感知来自任何其他蝴蝶的香味时, 它会向目标移动, 这个阶段就是算法中的全局搜索. 当蝴蝶无法感知周围的气味时, 它会随机移动, 这一阶段在算法中称为局部搜索.

香味大小 f 是根据刺激的物理强度来表述的, 其计算公式如下所示:

$$f = cI^a. \quad (9)$$

其中: I 为刺激强度与寻优适应度有关; a 为幂指数,

通常取值为0.1; c 为感官因子,通常取值为0.01.

算法初始阶段随机产生每只蝴蝶的位置,然后根据式(9)蝴蝶在各自的位置产生香味以后,算法进入全局搜索和局部搜索阶段.在全局搜索过程中,每只蝴蝶向着当前全局最优位置 g^* 移动,如下所示:

$$x_i^{t+1} = x_i^t + (r_1^2 \times g^* - x_i^t) \times f_i. \quad (10)$$

其中: x_i^t 表示第 i 只蝴蝶在第 t 次迭代中的位置向量,为自身认知飞行部分; r_1 表示 $[0, 1]$ 之间的随机数; f_i 表示第 i 只蝴蝶的香味大小.

局部搜索更新如下所示:

$$x_i^{t+1} = x_i^t + (r_2^2 \times x_j^t - x_k^t) \times f_i. \quad (11)$$

其中: x_k^t 和 x_j^t 表示从解空间中随机选择的第 k 只和第 j 只蝴蝶, r_2 表示 $[0, 1]$ 之间的随机数.

在蝴蝶的觅食过程中,全局和局部搜索都会发生,因此设定一个开关概率 $P = 0.8$ 来转换普通的全局搜索和密集的局部搜索.每次迭代用一个 $[0 \sim 1]$ 之间的随机数与开关概率 P 进行比较来决定进行全局搜索还是局部搜索.

2.2 二进制蝴蝶优化算法

由于频谱分配矩阵 A 是离散变量,而标准蝴蝶优化算法只能利用连续域内的位置矢量在搜索空间周围移动,所以需要将连续BOA转换成离散BBOA(binary butterfly optimization algorithm).连续解空间和离散解空间的转换可以通过特定的转换函数进行离散.文献[17]提出了使用粒子的速度概率来改变一个元素的位置.一般采用Sigmoid转换函数^[18],其表达式如下:

$$S(x_i^t) = \frac{1}{1 + \exp(-x_i^t)}. \quad (12)$$

其中: x_i^t 表示第 i 只蝴蝶在第 t 次迭代中的位置向量, $S(x_i^t)$ 表示该位置 x_i^t 取1或0的转换概率.

位置更新公式如下:

$$x_i^t = \begin{cases} 1, & \text{rand} \geq S(x_i^t); \\ 0, & \text{rand} < S(x_i^t). \end{cases} \quad (13)$$

rand为 $[0, 1]$ 之间的随机数.根据二进制编码规则将连续的BOA转换为离散的BBOA,因此 x_i^{t+1} 只在 $[0, 1]$ 内取值,并将修改后的位置更新策略应用到频谱分配中.

2.3 时变转换函数改进策略

Sigmoid函数有一个缺点是它们在搜索最优解过程中不以进化的方式进行探索和开发,即求解过程是以非自适应方式改变参数值的概率.本文在Sigmoid转换函数基础上提出一种动态转换函数,并

考虑了以下因素:在运行的早期阶段,转换函数应该使任何位置处具有较高位转换概率,使得BBOA可以提供更强的探索能力;在运行的中间阶段,BBOA应该开始从探索能力转向开采能力,这可以通过使用转换函数来实现,动态转换函数能够降低在迭代时任何位置的位转换概率;在运行的最后阶段,转换函数应该使任何位置都以较低位转换概率,以便BBOA具有更强的开发能力.

本文通过在Sigmoid传递函数中加入控制参数 τ 来实现上述功能,新的动态转换函数如下:

$$S(x_i^t, \tau) = \frac{1}{1 + \exp(-x_i^t/\tau)}. \quad (14)$$

其中 τ 为一个时变变量,以初始值开始,并在迭代中逐渐减小,如下式所示:

$$\tau(t) = \left(1 - \frac{t}{T}\right)\tau_{\max} + \frac{t}{T}\tau_{\min}. \quad (15)$$

τ_{\min} 和 τ_{\max} 是控制参数 τ 的最小值和最大值, T 是最大迭代次数.

对于本文提出的动态转换函数,随着搜索空间位置向量的增加,其值可以线性增加.在早期阶段,即当 $\tau = \tau_{\max}(0.25)$ 时,改变位置元素的概率更高,这为初始种群提供了更高的探索能力.另一方面,当 $\tau = \tau_{\min}(0.05)$ 时,改变位置元素的概率变得非常低,这在运行的后期提供了更稳定的开发能力.

2.4 扰动改进策略

在BBOA算法的全局搜索阶段,所有蝴蝶个体都向同一个全局最优位置飞行,这样操作的不足之处在于很容易陷入局部最优,致使该算法在应用于较复杂的多峰函数时,收敛过早和精度低下的缺点比较明显.对此,本文引入赵兴超等^[19]提出的多段扰动策略用于更新最优花蜜位置 g^* ,即对全局最优花蜜位置根据方差可调的正态随机分布进行扰动得到新的全局最优花蜜位置 g_{best} ,更新公式如下:

$$g_{\text{best}} = N(g^*, \delta). \quad (16)$$

其中 δ 表示相对于 g^* 的不确定度,是对迭代次数 t 的非增函数,其更新公式如下:

$$\delta = \begin{cases} \delta_1, & t < \alpha_1 T; \\ \delta_2, & \alpha_1 T \leq t < \alpha_2 T; \\ \delta_3, & t \geq \alpha_2 T. \end{cases} \quad (17)$$

δ 是正态扰动的半径参数,且 $\delta_1 > \delta_2 > \delta_3$; α_1 、 α_2 是半径变化的控制参数,且 $\alpha_1 < \alpha_2$; t 是当前迭代次数, T 是最大迭代次数.

在迭代早期,蝴蝶个体在全局最优位置较大的邻域内搜索;在迭代后期干扰半径取值较小,则在全

局最优位置较小的邻域进行搜索,使得当前解几乎不再从较优区域跳出,保证算法群体仅向全局最优解学习,从而保证算法具有较好的收敛性.

结合2.3节和2.4节对算法的改进,即引入新的二进制时变转换函数,以平衡局部搜索与全局搜索能力.全局最优位置引入扰动策略,避免算法陷入局部最优,最终得到算法更新如下:

$$x_i^{t+1} = \begin{cases} x_i^t + (r_1^2 \times g_{\text{best}} - x_i^t) \times f_i, & r_3 \leq P; \\ x_i^t + (r_2^2 \times x_j^t - x_i^t) \times f_i, & r_3 > P. \end{cases} \quad (18)$$

其中: r_3 是 $[0, 1]$ 之间的随机数, P 是开关概率.

2.5 基于IBBOA算法的频谱分配

在本文提出的基于IBBOA算法的认知智能电网频谱分配方案中,将频谱分配^[20]变量映射为蝴蝶种群中每只蝴蝶的位置,算法迭代结果中的种群最优解对应的是频谱分配的系统能量效率和认知智能电网用户间的公平性指数.因此,频谱分配问题的最终求解目标即为最大化系统能量效率和公平性指数的无干扰分配矩阵 A . 直接编码 A , 则其维数为 $N \times M$, 当网络中认知智能电网用户数 N 、可用频谱数 M 增加时,问题规模随着维度成指数级增长.

由于矩阵 L 对无干扰分配矩阵 A 的约束,即 $l_n^m = 0$ 时,表示当前通信情况下用户 n 不能使用频谱 m , 从而 a_n^m 只能等于0. 因此,可以只对矩阵 L 中为1的元素进行编码,有助于提高计算速度. 此时,蝴蝶个体的编码长度 D 根据矩阵 L 中非零元素的个数确定,其计算式为

$$D = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M l_n^m. \quad (19)$$

如图2所示,在当前系统中,假设认知智能电网用户数 $N = 5$ 、频谱数 $M = 4$,通过频谱检测得到可用矩阵 L ,按照逐行抽取矩阵 L 中对应位置为1的元素,然后对它们进行编码,得到解向量 $x (x_i \in \{0, 1\})$,其维度为8,优化以后,再按照之前的映射关系将蝴蝶个体二进制编码的解向量 x 映射为分配矩阵 A .

由于蝴蝶个体初始位置编码是随机产生的,按照上述编码方式,并非每一种分配方案都是可行的,因为必须同时满足干扰约束 C_1 和 C_2 . 对任意频谱 $m (0 \leq m \leq M)$ 寻找全部满足条件 $c_{n,k}^m = 1$ 的 n 和 k . 此时需检查分配矩阵 A 的第 m 列第 n 行和第 k 行元素,若都为1,即如果两个认知用户使用同一频谱,则将频谱分配给目前获得频谱较少的一个认知用户,进行如下处理:比较两行的元素之和 $\text{sum}(n)$

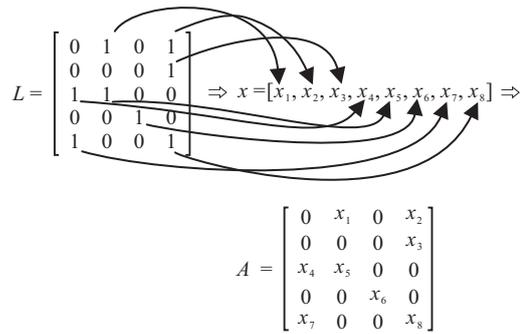


图2 解向量与分配矩阵的映射关系

和 $\text{sum}(k)$, 将最大者对应的 m 列元素置换为0. 即,若 $\text{sum}(n) > \text{sum}(k)$, 则将第 n 行第 m 列改为0. 经过干扰处理后的分配矩阵 A 就是满足矩阵 L 和 C 约束条件的有效解. 经过以上操作,此时蝴蝶位置所代表的频谱分配方案可行. 同时,将算法中衡量蝴蝶个体位置的适应度函数值定义为频谱分配的目标函数值 η_{EE} 以及输出公平性值 U_{fair} 和 U_{MMR} .

2.6 基于接收信噪比的功率控制算法

采用改进蝴蝶优化算法IBBOA为认知智能电网用户分配好频谱资源后,进一步分析系统中存在的干扰问题. 针对系统中存在的干扰问题,采用闭环功率控制算法(closed-Loop power control, CLPC)^[21]对用户的传输功率进行动态调整. 数据集中器单元调整用户参数并下达相应的功率控制命令(TPC)给用户,用户接收到功率控制指令后通过上调或下调一个步长来达到功率控制的目的,反馈选项 $f(\Delta_i)$ 可以根据变化后的信息进行调整. 认知智能电网用户传输功率控制公式为

$$P = \min\{P_0 + \alpha \cdot L(d^n) + f(\Delta_i), P_{\text{max}}\}. \quad (20)$$

其中: α 为路径补偿因子; $L(d^n)$ 为路径损耗,由式(3)求解所得; P_{max} 为用户最大传输功率; P_0 为由高层信令设置的功率基准值,根据文献[22]可知, P_0 的动态取值范围是 $[-126 \text{ dBm}, 23 \text{ dBm}]$, 通过实验测试,本文 P_0 取值为 -78 dBm 时,能达到去干扰最佳效果. 反馈选项 $f(\Delta_i)$ 是根据 Δ_i 进行功率的上调和下调,其公式如下:

$$f(\Delta_i) = f(\Delta_{i-1}) + \Delta_{i-k} \Delta_i \in \{-1, 0, 1, 3\}. \quad (21)$$

本文采用的闭环功率控制算法是由接收信噪比和反馈项共同确定的,首先比较用户当前的信噪比 (SNR_i) 与信噪比门限值 SNR_{low} 和 SNR_{high} 的大小,然后通过反馈项来上调或者下调步长,从而动态调整用户的发射功率. 根据经验取值,信噪比下限值 SNR_{low} 为 -20 dB , 信噪比上限值 SNR_{high} 为 30 dB .

为分析本文采用的闭环功率控制算法的干扰性

能,现将CLPC算法与文献[23]中POA算法和等功率分配算法(equal power allocation, EPA)以及文献[24]所采用的GPSO算法进行仿真对比实验. 4种功率控制算法都与本文采用的IBBOA算法进行结合,因为系统用户效益的多少直接反应了用户所受的干扰,所以以系统用户效益为优化目标,其算法参数设置如下:种群数为40,维度为30,最大迭代次数为300,其余参数如相应文献中所述. 实验结果如图3所示,系统用户效益随着迭代次数的增加而增大,闭环控制算法在103代时系统用户效益达到最大;POA算法和GPSO算法分别在第129代和第278代时系统用户效益才达到最大值,且它们的系统用户效益值明显低于闭环控制算法. 虽然EPA收敛速度也比较快,但是闭环控制算法的用户效益比EPA算法提高了23.5%. 结果表明,本文采用的闭环功率控制算法能较好抑制用户间的干扰,得到较优的频谱分配方案.

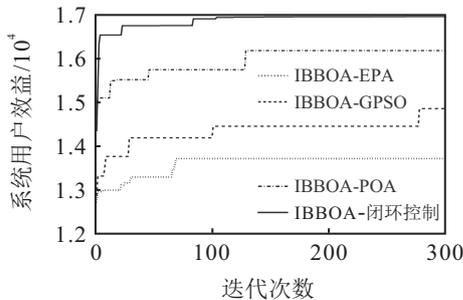


图3 各算法干扰性能分析

综上所述,本文提出的基于认知智能电网的IBBOA算法频谱分配步骤如下.

step 1: 初始化满足约束条件的相关参数,设置蝴蝶种群大小、电视频段数量(PUs)和SUs(HGWs和DCU)数量和信道数量等.

step 2: 由随机生成的CR-SG网络结构拓扑结构图得到矩阵 B 、 L 、 C . 计算矩阵 L 中数值为1的数目,并在1的位置记录相应的 n 和 m 的值,即令 $L_1 = \{l_n^m | l_n^m = 1\}_{N \times M}$,矩阵 L_1 里的元素依照 n 和 m 递增的次序罗列,优化问题的维度为 $D = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M l_n^m$,即蝴蝶个体编码的个数.

step 3: 根据蝴蝶种群的初始位置,利用式(6)计算蝴蝶个体的适应度值,并且记录适应度最好的解为当前最优解.

step 4: 利用式(13)~(15)和(18)更新蝴蝶个体的位置信息.

step 5: 按照式(6)计算所有蝴蝶的适应度值,与当前最优解进行比较,大于当前最优解则保留,反之丢弃. 利用式(7)和(8)计算群体的公平性指数,并记

录下来.

step 6: 按照式(3)、(20)和(21)对系统传输功率进行动态调整,为认知智能电网用户设置最佳发射功率,最大化系统能量效率.

step 7: 如果满足最优解或者达到迭代次数,则结束算法,输出全局最优解和公平性值;否则,转step 4继续执行.

3 仿真实验与分析

3.1 参数设置

为验证基于改进二进制蝴蝶优化算法(IBBOA)在认知智能电网中频谱分配的有效性,本文在Matlab R2014b平台上进行仿真实验. 仿真设置了一个 $100\text{ m} \times 100\text{ m}$ 矩形区域的认知智能电网邻域网络,分别从算法收敛速度、认知电网用户接入公平性、系统能量效率3个方面入手,与BBOA算法、BPSO算法^[25]和GA算法^[26]进行对比. 仿真参数设置如下:如文献[19]中经验取值 $\alpha_1 = 0.4$, $\alpha_2 = 0.7$, $\delta_1 = 0.4$, $\delta_2 = 0.001$, $\delta_3 = 10^{-6}$;种群数为40,主用户数/信道数 $K = M = 10$,次级用户数 $N = 10$;最大迭代次数为300. 参考文献[27-28]中的仿真参数,根据经验取值,系统模型参数值如表1所示.

表1 系统模型参数值

参数	数值
最大发射功率 P_{\max} / dBm	24
热噪声 P_{noise} / dBm	-174
发射频率波长 λ / m	0.6
路径损耗指数 ϵ	3.5
影子参量 X_g / dB	10
参考距离 d_0 / m	1
系统带宽 w / MHz	1.25
路径补偿因子 α	0.8

3.2 算法复杂度分析

功率控制算法具有较低的复杂度,对整个算法的复杂度影响不大,因此主要比较分析改进蝴蝶优化算法对整个方案复杂度的影响. 假设蝴蝶种群数为 Q ,在时变转换策略中,迭代次数为 T_1 ,扰动策略中,迭代次数为 T_2 ,适应度计算时间复杂度为 $O(t)$,则改进IBBOA迭代过程的时间复杂度为 $O(Q \times T_1 \times t) + O(Q \times T_2 \times t)$. 改进IBBOA算法引入两种改进策略,因此与粒子群算法相比,需要额外的计算复杂度. 本文算法的复杂度随着认知智能电网用户数目的增加呈线性增长,即为 $O(N)$,其中 N 为认知智能电网用户数目,算法计算量较低. 与传统的粒子群算法相比,本文提出的算法复杂度略高,但是系统性能得到了优化,以复杂度为代价换取系统性能的优化是值得的.

3.3 算法性能测试

为了验证本文提出的IBBOA算法的性能,实验选用了4个常用的基准函数(求解最小值)来测试算法的性能,这4个测试函数的基本信息如表2所示,实验选取改进后的IBBOA算法与BOA算法进行同等条件测试.为了便于比较和突出IBBOA算法的性能,均采用种群数为40,维度为30,最大迭代次数为300进行仿真实验.

表2 测试函数

函数	测试函数	最优值
F_1	$F_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	0
F_2	$F_2(x) = \sum_{i=1}^n \left(\sum_{j=1}^i x_j \right)^2$	0
F_3	$F_3(x) = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10)$	0
F_4	$F_4(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	0

本实验将IBBOA算法与BOA算法全局寻优函数最小值所得的标准差和优化均值作为评价指标.为了保证结果的有效性和准确性,表3给出了分别独立运行20次4个求解测试函数的实验结果.从表3可以看出,IBBOA算法的优化均值和标准差都优于BOA算法.其中, F_3 和 F_4 是多峰函数,有很多个极小值点.一般算法较难找到全局最优点,而IBBOA算法却很快就求得了全局最优解,由此表明了本文提出的IBBOA算法的有效性.

表3 算法实验结果比较

函数	BOA		IBBOA	
	优化均值	标准差	优化均值	标准差
F_1	1.3240 e-11	2.879 e-13	4.706 8 e-23	4.267 9 e-23
F_2	1.234 3 e-11	5.149 e-13	2.118 3 e-22	2.818 5 e-22
F_3	5.100 0 e-03	1.130 e-02	5.7613 e-08	2.449 4 e-08
F_4	4.908 2 e-12	1.762 e-12	0	0

为了分析改进蝴蝶算法的性能,将IBBOA算法与BOA、PSO、GA算法进行寻优收敛实验,选择Griewank为目标函数,其函数表达式如表2中的 F_4 ,算法参数设置为种群数为40,维度为30,最大迭代次数为300.实验结果如图4所示:IBBOA算法比其他算法的收敛速度和寻优精度都要好,随着迭代次数的增加,IBBOA的曲线下降非常快,并且在迭代95次搜索到函数的最优值0,所以IBBOA的曲线后面部分没有显示;而BOA、PSO、GA算法的收敛精度低于IBBOA算法9个数量级以上,且收敛速度很慢.由此说明,IBBOA算法所获得最优解的性能较好.

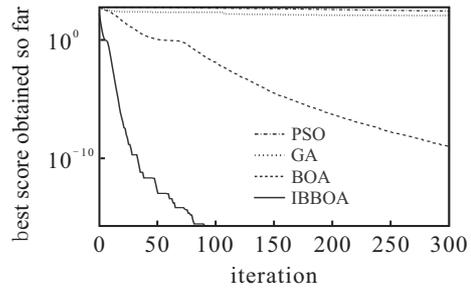


图4 改进蝴蝶算法性能分析

3.4 算法对比分析

图5和图6所示是IBBOA算法与BBOA算法、BPSO算法和GA算法的一次迭代能效和公平性指数MMR速度对比.系统能量效率和MMR随着迭代次数的增加而增大,IBBOA算法在66代和34代时,系统能量效率和公平性指数MMR分别达到最大,即此刻为认知智能电网的邻域网中频谱分配问题的最优解,在此以后系统能量效率和MMR不再改变;加入时变转换函数和扰动策略以后的二进制蝴蝶优化(IBBOA)算法的最优解明显大于BBOA算法,说明了改进算法的有效性,贫困用户获得了最大的MMR值,保证了受限用户的公平性;BPSO算法和GA算法分别在第278代和第176代时才达到系统能量效率最大值,而且它们的能效值明显低于IBBOA算法.

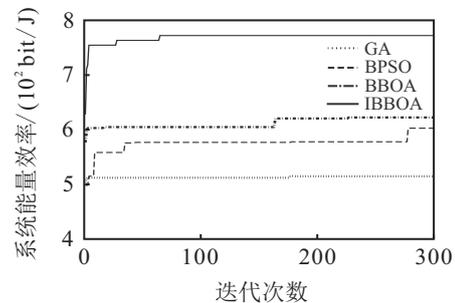


图5 各算法系统能量效率的收敛速度

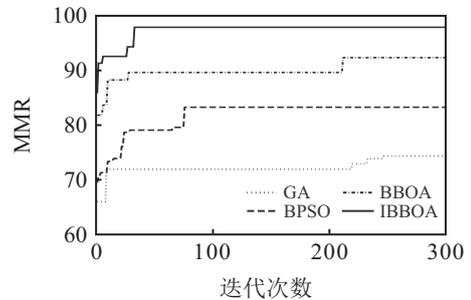


图6 各算法MMR的收敛速度

图7所示为30次不同的频谱环境下联合闭环功率控制的IBBOA算法和未联合闭环功率控制的NBOA算法的系统能量效率对比图.由表4可知,IBBOA算法所获得的系统能量效率比NBOA算法高33.2%,说明联合闭环功率控制算法以后的频谱分配

策略能够有效减少认知智能电网用户间的干扰,获得更高的系统能效.

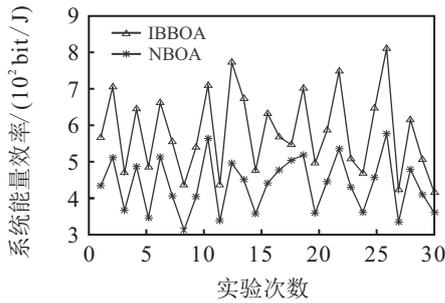


图7 联合功率控制的系统能效率对比

表4 30次联合功率系统能效率比较

算法	30次能效总和	30次能效均值
IBBOA	17 444.51	581.48
NBOA	13 094.46	436.48

为了说明IBBOA算法在不同频谱环境下均具有更好的优化性能,将4种算法在30次不同的频谱环境下进行仿真.对于每种算法均采用相同的初始值,但是不同实验中的矩阵 B 、 L 、 C 不同,得到不同频谱环境下的系统能效率图和认知智能电网用户系统公平性fair图,如图8和图9所示.从表5和表6可以看出,IBBOA算法最终的系统能效率和用户公平性指数fair比效果表现最差的GA算法分别高出47.8%和62.6%;比未改进前的BBOA算法分别高出17.6%和26.7%.由此说明,IBBOA算法在不同频谱环境下均能获得更大的系统能效率,而且认知智能电网用户接入频段的公平性指数fair也更高.

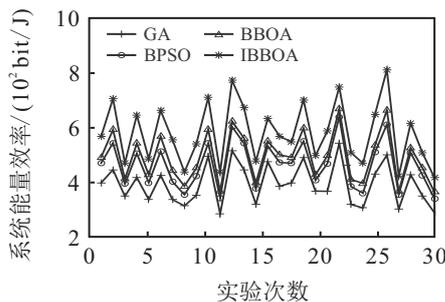


图8 不同频谱环境的系统能效率

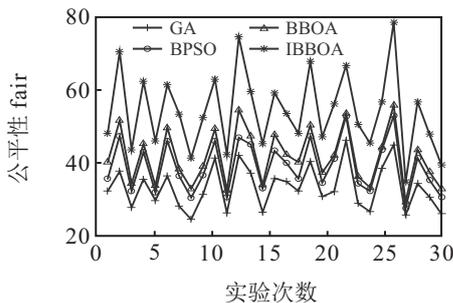


图9 认知智能电网用户公平性fair

表5 30次系统能效率比较

算法	30次能效总和	30次能效均值
IBBOA	17 444.51	581.48
BBOA	14 828.85	494.29
BPSO	13 944.39	464.81
GA	11 800.62	393.35

表6 30次用户公平性指数fair比较

算法	30次公平性指数总和	30次公平性指数均值
IBBOA	1 631.14	54.37
BBOA	1 253.28	41.78
BPSO	1 177.63	39.25
GA	1 003.07	33.44

在某些区域范围之内,认知智能电网的邻域网络环境中频谱数和认知智能电网用户数(HGWs和DCU)的数量并不会一直保持不变,它们的变化会影响整个认知智能电网系统,因此进行以下实验来验证频谱数和认知智能电网用户数变化对系统能效率的影响.图10表示保持认知智能电网用户数量为 $N = 10$ 不变,可用频谱数 M 从10变化到35时,系统能效率与可用频谱数变化的关系.从图10可以看出,当可用频谱数量增加时,系统能效率的数值也随之增大,而且IBBOA算法比BBOA算法、BPSO算法和GA算法的系统能效率都高,体现了本文提出的IBBOA算法的有效性.

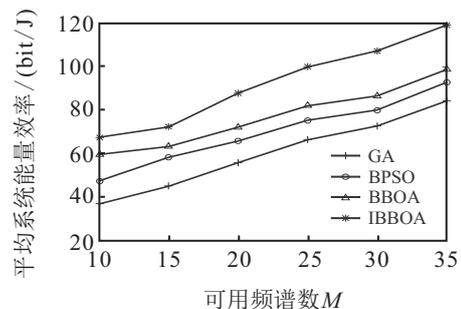


图10 可用频谱数对平均能效率的影响

图11表示保持可用频谱数 $M = 10$ 不变,认知智能电网用户数 N 从10变化到35,显示了认知智能电网用户数的改变对系统能效率的影响.随着用户数的增加,认知智能电网用户之间的竞争会越来越激烈,它们之间的干扰也会逐渐变大,系统能效率也越来越低.但是,IBBOA算法的能效率也都大于BBOA算法、BPSO算法和GA算法,进一步验证了IBBOA算法在认知智能电网的邻域网络中进行频谱分配优化的有效性.

由于本文采用基于集群的频谱分配方法去管理干扰和分配频谱资源,研究对象是认知智能电网的邻

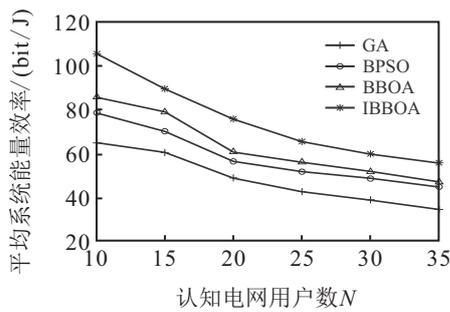


图 11 认知电网用户数对平均能量效率的影响

域网络,当小型规模邻域网络增多时,则构成了大规模通信网络环境.蝴蝶优化算法具有如下优势:采用两段式更新策略,利用开关概率的方式来划分种群状态能够有效拓展频谱分配方案;每次位置更新都会根据全局变量进行移动,能够有效提高系统能量效率.因此,通过改进蝴蝶算法来优化各小型邻域网络内的频谱分配方案后传输数据信息到数据集中器单元,再由数据集中器单元完成数据分析调度即可完成大规模网络通信的频谱资源分配.

4 结论

针对认知智能电网邻域网络中的频谱分配问题,本文提出了一种联合改进二进制蝴蝶优化算法和闭环功率控制的频谱分配机制.首先,采用基于改进时变转换函数和扰动策略的蝴蝶优化算法,可以较好地解决原始蝴蝶算法容易陷入局部最优的缺点;然后,为了减少认知智能电网用户间和主要用户间的干扰,采用闭环功率控制算法动态调整认知用户的传输功率;最后,联合改进二进制蝴蝶优化算法与闭环功率控制算法进行频谱分配.研究表明:IBBOA算法有效减少了系统中存在的干扰,获得了更好的系统能量效率,两个认知智能电网用户公平性指数也取得了更好的值,而且算法收敛速度得到了提高,算法的有效性和寻优能力也得到验证.

参考文献(References)

[1] Deng H F. The development of smart grid and the legal challenges in China[J]. *Jindal Global Law Review*, 2015, 6(1): 123-136.

[2] Gupta B B, Akhtar T. A survey on smart power grid: Frameworks, tools, security issues, and solutions[J]. *Annals of Telecommunications*, 2017, 72(9/10): 517-549.

[3] Uddin Z, Ahmad A, Qamar A, et al. Recent advances of the signal processing techniques in future smart grids[J]. *Human-centric Computing and Information Sciences*, 2018, 8(1): 126.

[4] Wang G D, Zhao Y X, Ying Y L, et al. Data aggregation

point placement problem in neighborhood area networks of smart grid[J]. *Mobile Networks and Applications*, 2018, 23(4): 696-708.

[5] Ozger M, Cetinkaya O, Akan O B. Energy harvesting cognitive radio networking for IoT-enabled smart grid[J]. *Mobile Networks and Applications*, 2018, 23(4): 956-966.

[6] Narayan Yadav R, Misra R, Bhagat S. Spectrum access in cognitive smart-grid communication system with prioritized traffic[J]. *Ad Hoc Networks*, 2017, 65: 38-54.

[7] Alam S, Sohail M F, Ghauri S A, et al. Cognitive radio based smart grid communication network[J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2017, 72(1): 535-548.

[8] Xu L, Nallanathan A, Yang J, et al. Power and bandwidth allocation for cognitive heterogeneous multi-homing networks[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2018, 66(1): 394-403.

[9] Wang C, Kuo W H, Chu C Y. QoS-aware cooperative power control and resource allocation scheme in LTE femtocell networks[J]. *Computer Communications*, 2017, 110: 164-174.

[10] 张国斌, 宋建勋, 韩涛. 认知无线电系统基于动态功率控制的频谱分配[J]. *北京理工大学学报*, 2014, 34(7): 737-741.
(Zhang G B, Song J X, Han T. Frequency allocation based on dynamic power controlling adjustment in cognitive radio system[J]. *Transactions of Beijing Institute of Technology*, 2014, 34(7): 737-741.)

[11] Meng M R, Si X Y, Zhao W Q. Power and spectrum allocation in D2D networks based on coloring and chaos genetic algorithm[C]. *International Congress of Information and Communication Technology*. Trivandrum: IEEE, 2017: 183-189.

[12] 庄陵, 尹耀虎, 赵旭, 等. 认知蜂窝异构网络中能效优化的资源分配算法[J]. *华中科技大学学报: 自然科学版*, 2018, 46(3): 12-17.
(Zhuang L, Yin Y H, Zhao X, et al. Resource allocation algorithm based on Energy Efficiency optimization in cognitive cellular heterogeneous networks[J]. *Journal of Huazhong University of Science and Technology: Natural Science Edition*, 2018, 46(3): 12-17.)

[13] 汪志勇, 张沪寅, 徐宁, 等. 认知无线网络中基于随机学习博弈的信道分配与功率控制[J]. *电子学报*, 2018, 46(12): 2870-2877.
(Wang Z Y, Zhang H Y, Xu N, et al. Channel assignment and power control based on stochastic learning game in cognitive radio networks[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2018, 46(12): 2870-2877.)

[14] Flores A B, Guerra R E, Knightly E W, et al. IEEE 802.11af: A standard for TV white space spectrum

- sharing[J]. IEEE Communications Magazine, 2013, 51(10): 92-100.
- [15] Selinis I, Katsaros K, Allayioti M, et al. The race to 5G Era; LTE and Wi-Fi[J]. IEEE Access, 2018, 6: 56598-56636.
- [16] Arora S, Singh S. Butterfly optimization algorithm: A novel approach for global optimization[J]. Soft Computing, 2019, 23(3): 715-734.
- [17] Mirjalili S, Hashim S Z. BMOA: Binary magnetic optimization algorithm[J]. International Journal of Machine Learning and Computing, 2012, 2(3): 204-208.
- [18] Kennedy J, Eberhart R C. A discrete binary version of the particle swarm algorithm[C]. 1997 IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. Computational Cybernetics and Simulation. Orlando: IEEE, 1997: 4104-4108.
- [19] 赵新超, 刘国莅, 刘虎球, 等. 基于非均匀变异和多阶段扰动的粒子群优化算法[J]. 计算机学报, 2014, 37(9): 2058-2070.
(Zhao X C, Liu G Q, Liu H Q, et al. Particle swarm optimization algorithm based on heterogeneous variation and multi-stage perturbation[J]. Chinese Journal of Computers, 2014, 37(9): 2058-2070.)
- [20] Chen Y J, Xiong Y X, Wang Q, et al. Ensuring minimum spectrum requirement in matching-based spectrum allocation[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2018, 17(9): 2028-2040.
- [21] Dosaranian M M, Bakhshi H, Dadashzadeh G. Reverse link performance of DS-CDMA cellular systems through closed-loop power control, base station assignment, and antenna arrays in 2D urban environment[J]. Wireless Personal Communications, 2012, 65(2): 293-318.
- [22] 李志华. D2D通信系统功率控制算法研究[D]. 四川: 西南交通大学信息科学与技术学院, 2013: 20-22.
(Li Z H. Research on power control algorithms for D2D communication system[D]. Sichuan: College of Information Science and Technology, Southwest Jiaotong University, 2013: 20-22.)
- [23] Yuksekkaya B, Toker C. Power and interference regulated water-filling for multi-tier multi-carrier interference aware uplink[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2018, 7(4): 494-498.
- [24] 董莉, 宋晓勤, 韩杰. 基于遗传粒子群优化的认知OFDM网络资源分配算法[J]. 应用科学学报, 2017, 35(3): 288-298.
(Dong L, Song X Q, Han J. Resource allocation based on genetic algorithm and particle swarm optimization for cognitive OFDM network[J]. Journal of Applied Sciences, 2017, 35(3): 288-298.)
- [25] Pegado R, Ñaupari Z, Yuri M, et al. Radial distribution network reconfiguration for power losses reduction based on improved selective BPSO[J]. Electric Power Systems Research, 2019, 169(1): 206-213.
- [26] Reddy K Y, Kumar R B, Jijenth M, et al. Synthesis of large thinned planar antenna arrays using modified binary coded genetic algorithm[C]. IEEE Applied Electromagnetics Conference. Aurangabad: IEEE, 2018: 1-2.
- [27] 贾亚男, 岳殿武. 认知小蜂窝网络中基于能效的下行资源分配算法[J]. 通信学报, 2016, 37(4): 116-127.
(Jia Y N, Yue D W. Energy efficiency-based downlink resource allocation in cognitive small cell networks[J]. Journal on Communications, 2016, 37(4): 116-127.)
- [28] Alam S, Aqdas N, Qureshi I M, et al. Joint power and channel allocation scheme for IEEE 802.11af based smart grid communication network[J]. Future Generation Computer Systems, 2019, 95(7): 694-712.

作者简介

张达敏(1967—), 男, 教授, 博士, 从事计算机应用技术、认知无线电、信号与信息处理等研究, E-mail: 1203813362@qq.com;

王依柔(1994—), 女, 硕士生, 从事认知无线电、智能电网的研究, E-mail: 2570329488@qq.com;

徐航(1995—), 男, 硕士生, 从事认知无线电、优化算法的研究, E-mail: 1518818139@qq.com;

宋婷婷(1995—), 女, 硕士生, 从事认知无线电、优化算法的研究, E-mail: 1564648970@qq.com;

王栋桥(1996—), 男, 硕士生, 从事软件无线电、计算机应用技术的研究, E-mail: 2440814146@qq.com.

(责任编辑: 齐 霖)