

认知智能电网邻域网络的频谱分配策略



王依柔 张达敏 徐航 宋婷婷 樊英

贵州大学大数据与信息工程学院 贵阳 550025

(2570329488@qq.com)

摘要 可靠、高效的通信网络是充分发挥智能电网潜力的前提。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,文中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,考虑了通信过程中的信噪比和路径损耗后,选择网络吞吐量作为信道效益,并在拓扑结构固定的城市居民小区进行建模仿真。在此基础上,提出了一种改进二进制猫群(Weight Binary Cat Swarm Optimization, WBCSO)优化的频谱分配算法。首先,在二进制猫群算法(Binary Cat Swarm Optimization, BCSO)的速度更新公式中加入非线性动态的惯性权重,它随着迭代次数的增加而非线性地递减,以防止算法早熟;其次,引入繁殖算子,产生子代猫群以增加种群的多样性,以获取更好的全局最优解;然后,选用了4个常用的基准函数对改进后的算法进行性能测试,测试结果表明 WBCSO 算法的优化均值和标准差都优于 BCSO 算法;最后,以系统总效益和用户公平性为优化目标,将其与二进制遗传算法(Binary Genetic Algorithm, BGA)和二进制粒子群算法(Binary Particle Swarm Optimization, BPSO)进行了对比实验,仿真实验表明, WBCSO 算法最终的系统总效益和用户公平性指数比 BCSO 算法分别高出了 13.7% 和 14.6%,且比二进制群算法和遗传算法的性能都要好,进而表明改进二进制猫群算法在认知智能电网邻域网络的频谱分配中具有收敛速度快、搜索能力强的特点。

关键词: 认知智能电网;邻域网;二进制猫群算法;惯性权重;频谱分配

中图分类号 TN939

Spectrum Allocation Strategy for Neighborhood Network Based Cognitive Smart Grid

WANG Yi-rou, ZHANG Da-min, XU Hang, SONG Ting-ting and FAN Ying

College of Big Data & Information Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, China

Abstract Reliable and efficient communication network is the premise to give full play to the potential of smart grid. In view of the problems existing in the wireless communication environment of smart grid, such as the shortage of spectrum and low efficiency of resource utilization, this paper applied cognitive radio technology to the neighborhood network communication of smart grid. The concept of cognitive smart grid was introduced to ensure the fairness and effectiveness of service transmission. After considering the SNR and path loss in the communication process, the network throughput was selected as the channel benefit, and the modeling and simulation were carried out in urban residential areas with fixed topology. On this basis, an improved spectrum allocation algorithm for binary cat swarm (WBCSO) optimization was proposed. Firstly, the inertia weight of nonlinear dynamics is added into the speed update formula of binary cat swarm algorithm (BCSO), which decreases linearly with the increase of iteration times to prevent premature algorithm. Secondly, a breeding operator is introduced to generate offspring to increase the diversity of the population and obtain a better global optimal solution. Then, four common benchmark functions are selected to test the performance of the improved algorithm. The test results show that the optimized mean and standard deviation of WBCSO algorithm are better than that of BCSO algorithm. With the overall benefit of the system and the fairness of users as the optimization objectives, the proposed algorithm was compared with binary genetic algorithm (BGA) and binary particle swarm optimization (BPSO) on the contrast experiment. The simulation experiments show that WBCSO algorithm eventually system total benefits and user fairness index of WBCSO algorithm is higher than BCSO algorithm with 13.7% and 14.6% respectively, and its performance is better than BPSO and BGA. Therefore, the improved binary cat swarm algorithm has the characteristics of fast convergence and strong search ability in the spectrum allocation of the neighborhood network of cognitive smart power grid.

Keywords Cognitive smart grid, Neighborhood network, Binary cat swarm algorithm, Inertial weight, Spectrum allocation

收稿日期:2019-06-05 返修日期:2019-09-07 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:贵州省自然科学基金(黔科合基础[2017]1047号)

This work was supported by the Natural Science Foundation of Guizhou Province, China ([2017]1047).

通信作者:张达敏(1203813362@qq.com)

1 引言

智能电网(Smart Grid, SG)^[1-3]作为下一代电网,已经具备了安全、灵活、可靠、稳定等优点。相比于传统电网,智能电网加入了智能电表、传感器以及先进量测设备,使得信息交互变成了双向流动。智能电网可分成3层网络结构:广域网(Wide Area Network, WAN)、邻域网(Neighborhood Area Network, NAN)和家庭域网(Home Area Network, HAN)。家庭域网负责各用电器与家庭智能网关(Home Gateway, HGW)的通信,邻域网负责各HGW与数据聚合单元(Data Concentrator Unit, DCU)的通信,广域网负责DCU与数据管理系统的通信。

随着无线电通信技术的飞速发展和人们对高传输速率的需求,电磁频谱资源日益稀缺。为了实现不可再生资源的综合利用,解决智能电网业务增长的问题,将认知无线电(Cognitive Radio, CR)技术应用于智能电网应运而生。

认知无线电通过允许智能电网CR^[4]用户,即二级用户(SUs),在对主用户和其他同时存在的SUs不造成干扰的情况下,可以访问一个由主用户(PUs)空置的频谱空穴。大量研究采用图论模型方法^[5]在认知无线电技术中进行频谱分配,该方法采用图论着色进行求解。文献[6]提出基于遗传算法的信道和功率分配方案,该方案采用基于干扰限制频谱工程的高级蒙特卡罗模拟工具(SEAMCAT),但是收敛速度较慢。Huynh等^[7]使用了基于匈牙利算法(Hungarian Algorithm, HA)的联合功率分配和信道分配方法,在对PU的最小干扰约束下最大限度地提高信道容量。文献[8]提出了一种基于公平性的动态频谱分配(Dynamic Spectrum Allocation, DSA)方案,使部分用户能够实时地获取频谱,该方案基于二进制粒子群优化(Binary Particle Swarm Optimization, BPSO),但是全局搜索能力较弱、收敛速度较慢。文献[9]讨论了主从并行免疫优化算法与串行免疫优化算法的对比分析与仿真,该算法根据收敛速度和种群多样性的要求,设计了一种新的抗体编码方案。基于此,本文在智能电网的第二层网络结构邻域网(NAN)中提出使用二进制猫群算法(BCSO),并且增加非线性动态的惯性权重和杂交算子的频谱分配方法。该方法较好地实现了智能电网中通信传输的系统效益和用户接入公平性的最大化。

2 系统模型

基于认知无线电的智能电网系统大都采用IEEE 802.11af标准^[10-11],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(TV White Spaces, 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。集群通常是将节点分组,以提高网络性能,而为了减少通信过程中用户间的干扰,提高网络的利用率和公平性,使电力控制中心能更好地进行电力传输,本文采用基于集群的频谱分配方法来管理干扰和分配信道。在拓扑结构固定的城市居民小区进行建模,其中认知智能电网用户(SUs)是固定的,无线电环境变化缓慢,这意味着在每次信道分配期间,空闲频段的位置和持续时间不会更改,方便数据集中器单元收集数据

并进行资源管理。认知智能电网(Cognitive Radio-Smart Grid, CR-SG)模型如图1所示,其中NAN是由多个家庭网关(HGWs)和一个数据集中器单元(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 m半径内为几十个节点提供便利。DCU配备了一个数据库(Database, DB),其中包含所有相关信息,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(Quality of Service, QoS)约束。

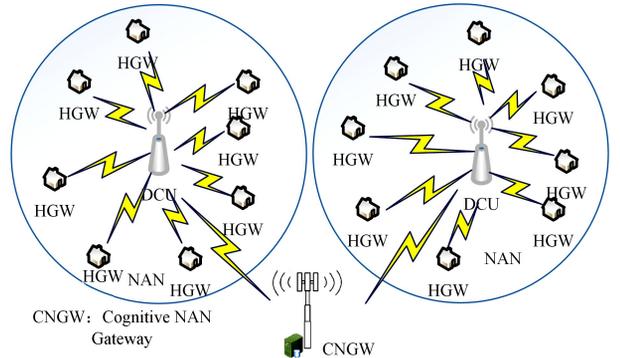


图1 CR-SG系统模型

Fig. 1 System model of CR-SG

本文的信道分配方案基于抗干扰策略,以确保无冲突分配满足两个主要约束条件。

(1)主用户(PUs)的干扰:电视频段被认为是PUs。SUs可以分配由PUs空置的信道。

(2)认知智能电网用户(SUs)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,从而避免了共信道干扰。

本模型包括 K 个主用户(PUs)和 N 个认知电网用户(SUs)。如文献[10],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中单元。设 $\alpha = \{1, 2, 3, \dots, N\}$ 表示服务区域中所有SUs的集合, $\beta = \{1, 2, 3, \dots, M\}$ 表示PUs空置的通道,数据集中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 ,如式(1)所示:

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

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

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

其中, g_1 服从瑞利衰落; $L(d^n)$ 表示路径损耗,如式(3)所示:

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

其中, 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 是影子参量。下面定义关键组成部分:

(1) 距离矩阵 $\mathbf{D} = \{d^n\}_{N \times 1}$, 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 $\mathbf{B} = \{b_n^m\}_{N \times M}$ 来表示, b_n^m 代表认知智能电网用户 n 使用频谱 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如式(4)所示:

$$b_n^m = \omega_n^m \log_2(1 + \Gamma^n) \quad (4)$$

其中, ω_n^m 为频谱 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, 由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 $\mathbf{C} = \{c_{n,k}^m | c_{n,k}^m \in \{0, 1\}\}_{N \times N \times M}$, 其中 $c_{n,k}^m = 1$ 表示次用户 n 和 k 同时使用频谱 m 进行数据传输时, 将会产生通信干扰。

(5) 定义分配矩阵 $\mathbf{A} = \{a_n^m | a_n^m \in \{0, 1\}\}_{N \times M}$ 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 分配到频谱 m 。

$C_1: l_n^m \times l_p^m = 0$, 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 \mathbf{A} 的情况下, 次用户 n 所获得的效益值, 如式(5)所示:

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

(7) 最大和总效益 U_{sum} 是用来评价频谱分配策略对系统效益影响的函数, 系统总效益为:

$$U_{\text{sum}} = \sum_{m=1}^M \gamma_n \quad (6)$$

(8) 系统公平性 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为:

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

3 频谱分配算法

3.1 二进制猫群算法

本文在猫群算法 (Cat Swarm Optimization, CSO)^[12] 的基础上, 使用了一种二进制优化算法。在二进制猫群算法^[13-15] 中, 位置向量由 1 和 0 组成, 这一变化使得 CSO 和 BCSO 有所不同。与 CSO 类似, BCSO 通过分组率将猫群分为两种模式, 即搜索模式和跟踪模式。

3.1.1 搜索模式

搜索模式对应于猫的休息状态。在这种模式下, 它们环顾四周, 寻找下一个要移动的位置。这里定义了 4 个基本要素: 记忆池 (Seeking Memory Pool, SMP)、搜索维度的范围 (Seeking a Range of the Dimensions, SRD)、更改维度的计数 (Counts of Dimensions to Change, CDC) 和自我位置 (Self-Position Consideration, SPC)。SPC 为布尔值, 若 SPC 为真, 则表示此时的位置为候选解之一。由于 BCSO 中的所有值都是

0 和 1, 因此猫当前位置的变化可以定义为二进制突变。本文中, 参数变异概率 (Parameter probability of Mutation Operation, PMO) 替换了 CSO 中的参数 SRD。BCSO 与 CSO 的搜索模式非常相似, 有以下 4 个步骤:

(1) 将当前位置复制 j 份副本, 并放在记忆池中;

(2) 对于记忆池中的副本, 根据 CDC 和 SRD 更新猫群位置, 并用新位置代替旧位置;

(3) 计算记忆池中所有副本的适应度值;

(4) 选择适应度值最高的副本来代替当前猫的位置, 从而完成猫的位置信息更新。

3.1.2 跟踪模式

二进制猫群算法定义了两个速度向量 \mathbf{V}_{kd}^0 和 \mathbf{V}_{kd}^1 , 这里 k 表示第 k 只猫, d 表示对应向量的第 d 维, \mathbf{V}_{kd}^0 表示当位置信息变为 0 时的速度, \mathbf{V}_{kd}^1 表示当位置信息变为 1 时的速度, 它们的更新公式如下:

$$\begin{cases} \mathbf{V}_{kd}^1 = \omega \mathbf{V}_{kd}^1 + d_{kd}^1 \\ \mathbf{V}_{kd}^0 = \omega \mathbf{V}_{kd}^0 + d_{kd}^0 \end{cases}, d=1, \dots, M \quad (8)$$

其中, d_{kd}^0 和 d_{kd}^1 的更新公式如下:

$$\begin{cases} \text{if } X_{g,d} = 1 \text{ Then } d_{kd}^1 = r_1 c_1, & d_{kd}^0 = -r_1 c_1 \\ \text{if } X_{g,d} = 0 \text{ Then } d_{kd}^1 = -r_1 c_1, & d_{kd}^0 = r_1 c_1 \end{cases} \quad (9)$$

其中, $X_{g,d}$ 表示目前的全局最优解, r_1 为 $[0, 1]$ 区间内的随机值, ω 为惯性权重, c_1 为常数。根据当前第 k 只猫的位置, 计算出它的速度为:

$$\mathbf{V}_{kd}' = \begin{cases} \mathbf{V}_{kd}^1, & \text{if } X_{kd} = 0 \\ \mathbf{V}_{kd}^0, & \text{if } X_{kd} = 1 \end{cases} \quad (10)$$

种群中每个维度中的突变概率由参数 t 定义, 该参数使用下式计算:

$$t_{kd} = \text{sig}(\mathbf{V}_{kd}') = \frac{1}{1 + e^{-\mathbf{V}_{kd}'}} \quad (11)$$

其中, t_{kd} 取区间 $[0, 1]$ 的数值。根据 t_{kd} 值更新猫群的新位置, 如式(12)所示:

$$x_{kd} = \begin{cases} X_{\text{gbest},d}, & \text{if } \text{rand} < t_{kd} \\ x_{kd}, & \text{if } t_{kd} < \text{rand} \end{cases}, d=1, \dots, M \quad (12)$$

需要注意的是, 应该设置一个 \mathbf{V}_{kd}' 的最大速度矢量 \mathbf{V}_{max} 。如果 \mathbf{V}_{kd}' 的值大于 \mathbf{V}_{max} , 则此时的速度选择 \mathbf{V}_{max} 。

3.2 非线性动态的惯性权重改进策略

在基本二进制猫群算法中, 惯性权重较大或较小都有可能引起算法陷入局部最优, 从而影响算法效率。因此, 本文提出了一种基于非线性动态惯性权重的二进制猫群算法, 该算法中的惯性权重随着迭代次数的增加而非线性地递减, 有利于跳出局部最优解, 获得全局最优^[16]。惯性权重的更新公式为:

$$\omega(t) = \omega_{\text{min}} + (\omega_{\text{max}} - \omega_{\text{min}}) \exp\left(-k \times \left(\frac{t}{t_{\text{max}}}\right)^2\right) \quad (13)$$

其中, ω_{max} 为惯性权重的初始值, 一般设置为 0.9; ω_{min} 为迭代结束时的惯性权重值, 一般设置为 0.4; t 为当前迭代次数; t_{max} 为最大迭代次数; k 为控制因子, 控制 ω 与 t 变化曲线的平滑度, 经过多次实验, k 取值 0.5 时算法性能达到最优。

3.3 繁殖算子改进策略

猫群算法是将遗传算法中的杂交概念引入 BCSO 算法的跟踪模式中, 以增加种群的多样性, 从而获取更好的全局最优

解。在每次迭代中,根据杂交概率选取指定数量的猫群放入杂交池内,池中的猫群粒子随机两两杂交,产生同样数目的子代猫群,并用子代猫群代替亲代猫群,即式(12)中的 x_{kd} 由式(14)进行更新:

$$nx(x_{kd}) = p \cdot mx_1(x_{kd}) + (1-p) \cdot mx_2(x_{kd}) \quad (14)$$

其中, p 是 $0 \sim 1$ 之间的随机数; $nx(x_{kd})$ 为子代猫群位置; $mx_1(x_{kd})$ 和 $mx_2(x_{kd})$ 为父代猫群位置。

V_{kd}^0 和 V_{kd}^1 的更新公式为:

$$nv(V_{kd}^i) = \frac{mv_1(V_{kd}^i) + mv_2(V_{kd}^i)}{|mv_1(V_{kd}^i) + mv_2(V_{kd}^i)|} |mv_1(V_{kd}^i)|, i=0,1 \quad (15)$$

其中, $nv(V_{kd}^i)$ 为子代猫群速度, $mv_1(V_{kd}^i)$ 为父代猫群速度。

3.4 基于 WBCSO 算法的频谱分配

本文提出的基于 WBCSO 算法的认知智能电网邻域网络频谱分配方案中,将频谱分配^[17]变量映射为猫群中每只猫的位置,算法迭代结果中的猫群最优解对应的是频谱分配的系统网络效益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效益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 (SUs) N 、可用频谱数 M 增加时,问题规模随着维度呈指数级增长。由于可用矩阵 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 。因此, 可以只对 L 矩阵中为 1 的元素进行编码, 有助于提高计算速度。此时, 猫群个体的编码长度 D 根据矩阵 L 中非零元素的个数确定, 其计算式为:

$$D = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M l_n^m \quad (16)$$

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 , 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, 优化以后按照之前的映射关系将猫群个体二进制编码的解向量 x 映射为分配矩阵 A 。

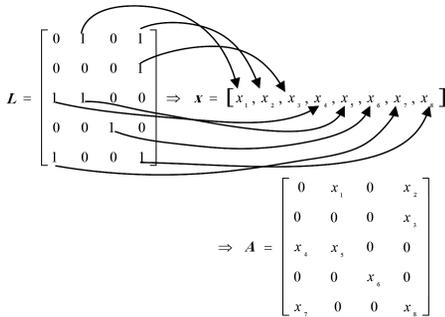


图 2 解向量与分配矩阵的映射关系

Fig. 2 Relationship between solution vector and allocation matrix

由于猫群个体初始位置的编码是随机产生的, 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 $m(0 \leq m < M)$ 寻找全部满足条件 $c_{n,k}^m = 1$ 的 n 和 k , 检查 A 中的 a_n^m 和 a_k^m 的元素值是否为 1, 若是, 则随机将其中一个元素设置为 0, 而另一个则不变。经过以上操作, 此时猫群位置所代表的频谱分配方案可行。同时, 将算法中衡量猫群个体位置的适应度函数值定义为频谱分配的目标函数值 U_{sum} 以及输出公平性值 U_{fair} 。

综上所述, 本文提出的基于认知智能电网的 WBCSO 算

法的频谱分配步骤如下。

步骤 1 初始化满足约束条件的相关参数, 设置猫群体大小、分组率^[15] (MR)、电视频段 (PUs) 数量和 SUs (HGWs 和 DCU) 数量、信道数量等。

步骤 2 由随机生成的 CR-SG 网络结构得到矩阵 B, L, C 。计算矩阵 L 中元素为 1 的数目, 并在 1 的位置记录相应的 n 和 m 值, 即令 $L_1 = \{l_n^m | l_n^m = 1\}_{N \times M}$, 矩阵 L_1 中的元素依照 n 和 m 递增的次序罗列, 优化问题的维度为 $D = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M l_n^m$, 即猫群个体编码的个数。

步骤 3 根据猫群的初始位置, 利用式(6)计算猫群的适应度值, 并且纪录适应度最好的解为当前最优解。

步骤 4: 根据 MR 随机将猫群分组, 一部分猫处于搜索模式, 另一部分猫处于跟踪模式。再根据每只猫所处的模式, 利用式(8)、式(12)和式(13)更新猫群个体的速度和位置信息, 当 $V_{kd}' \geq V_{\text{max}}$ 时, 将此时的速度设置为 V_{max} 。

步骤 5 按照式(6)计算所有猫的适应度值, 纪录最好的适应度值为当前的最优解。利用式(7)计算群体的公平性值, 并记录下来。

步骤 6 按照式(14)和式(15)随机对猫群进行杂交操作, 再利用式(6)计算适应度值, 与当前最优解进行比较, 若其大于当前最优解则保留, 否则丢弃。

步骤 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; 否则转步骤 4 继续执行。

4 仿真实验与分析

4.1 参数设置

为验证基于改进二进制猫群算法在认知智能电网的邻域网络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 $100 \text{ m} \times 100 \text{ m}$ 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、系统总效益 3 个方面入手, 将其与 BCSO 算法、BPSO 算法^[18] 和 BGA 算法^[19] 进行对比。仿真参数设置如下: 根据文献^[12], 依经验取值记忆池 $SMP=3$, 更改维度的计数 $CDC=0.2$, 变异概率 $PMO=0.2$, 种群数为 40, 杂交概率 $bc=0.9$, 杂交池大小比率 $bs=0.5$, 主用户数/信道数 $K=M=20$, 次级用户数 $N=10$, 最大迭代次数为 300。系统模型参数如表 1 所列。

表 1 系统模型参数值

Table 1 Parameter values for system model

Parameter	Value
p^n/W	4
p_{noise}	1×10^{-13}
λ/m	0.6
ϵ	3.5
X_g/dB	10
d_0/m	4
$\tau_{\text{avg}}^m/\text{MHz}$	1.25

4.2 算法性能测试

为了验证本文提出的 WBCSO 算法的性能, 实验选用了 4 个常用的基准函数(求解最小值)进行测试。这 4 个测试函数的基本信息如表 2 所列, 实验选取改进后的 WBCSO 算法与 BCSO 算法进行同等条件测试。为了便于比较和突出 WBCSO 算法的性能, 均在种群数为 40、维度为 30、最大迭代

次数为 300 的情况下进行仿真实验。

表 2 测试函数

Table 2 Test functions

Functions	Test Functions	Optimum Value
F1	$F_1(x) = \sum_{i=1}^n (x_i + 5)^2$	0
F2	$F_2(x) = \sum_{i=1}^n ix_i^4 + rand$	0
F3	$F_3(x) = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10)$	0
F4	$F_4(x) = \sum_{i=1}^n x_i \sin(x_i) + 0.1x_i $	0

本实验将 WBCSO 算法与 BCSO 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 列出了 4 个求解测试函数分别独立运行 20 次的实验结果。从表中可以看出,WBCSO 算法的优化均值和标准差都优于 BCSO 算法。其中,F3 和 F4 是多峰函数,有很多极小值点,一般算法较难找到全局最优解,而 WBCSO 算法却很快求得了全局最优解,由此表明了本文提出的 WBCSO 算法的有效性。

表 3 实验结果比较

Table 3 Comparison of experimental results

函数	BCSO		WBCSO	
	优化均值	标准差	优化均值	标准差
F1	4.881×10^{-2}	6.910×10^{-2}	1.4211×10^{-10}	1.7223×10^{-10}
F2	1.405×10^{-3}	1.901×10^{-3}	3.1904×10^{-5}	6.1254×10^{-5}
F3	5.311×10^{-1}	7.511×10^{-1}	4.7300×10^{-9}	0.0000
F4	1.578×10^{-4}	1.334×10^{-4}	6.2200×10^{-7}	4.6919×10^{-7}

4.3 算法对比分析

图 3 是 WBCSO 算法与 BCSO 算法、BPSO 算法、BGA 算法的一次迭代速度对比图。系统总效益随着迭代次数的增加而增大,WBCSO 算法在 21 代左右时,系统总效益达到最大,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,在此以后系统总效益不再改变;加入非线性动态的惯性权重和杂交算子后,WBCSO 算法的最优解明显大于 BCSO 算法,说明了改进算法的有效性;BPSO 算法和 BGA 算法分别在第 160 代和第 80 代时系统总效益才达到最大值,而且它们的效益值明显低于 WBCSO 算法。

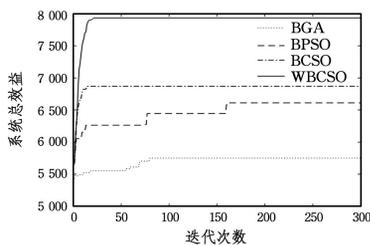


图 3 不同算法的收敛速度

Fig. 3 Convergence rate of different algorithms

为了说明 WBCSO 算法在不同频谱环境下均具有更好的优化性能,将 4 种算法在不同的频谱环境下仿真 30 次,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,从而得到不同频谱环境下的系统总效益图和认知电网用户接入公平性图,如图 4 和图 5 所示。从表 3、表 4 可以看出,WBCSO 算法最终的系统总效益和用户公平性指数比表现最差的 BGA 算法分别高出了 35.46% 和 43.7%;比未改

进前的 BCSO 算法分别高出了 13.7% 和 14.6%。由此说明,WBCSO 算法在不同频谱环境下均能获得更大的系统效益,而且认知电网用户接入频段的公平性指数也更高。

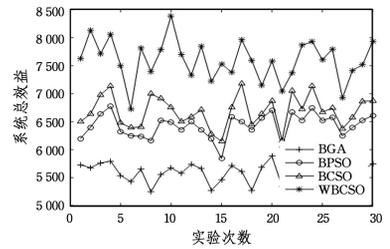


图 4 不同频谱环境的系统总效益

Fig. 4 Total systematic benefit of different spectrum environments

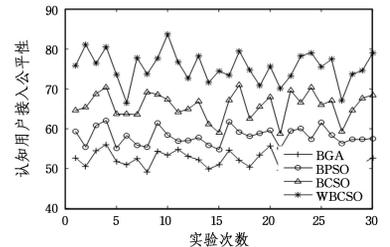


图 5 认知电网用户接入公平性

Fig. 5 Access equity of recognize grid user

表 4 30 次系统效益比较

Table 4 Comparison of 30 times of system benefit

算法	30 次效益总和	30 次效益均值
WBCSO	227 858.39	7 595.28
BCSO	200 465.91	6 682.20
BPSO	192 765.83	6 425.53
BGA	168 210.73	5 607.02

表 5 30 次用户公平性指数比较

Table 5 Comparison of 30 times of user equity index

算法	30 次公平性指数总和	30 次公平性指数均值
WBCSO	2 262.58	75.42
BCSO	1 974.13	65.80
BPSO	1 742.44	58.08
BGA	1 574.48	52.48

在某些区域范围之中,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的变化对认知电网用户接入频谱公平性的影响。图 6 给出了保持用户数量 $N=10$ 不变,可用频谱数 M 从 10 变化到 35 时,认知电网用户接入公平性与可用频谱数变化的关系。

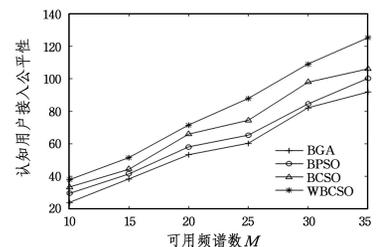


图 6 可用频谱数对接入公平性的影响

Fig. 6 Effect of available spectrum on access fairness

可以看出,当可用频谱数量增加时,公平性指数的数值也

随之增大,而且 WBCSO 算法比 BCSO 算法、BPSO 算法、BGA 算法的公平性指数都高,这说明了本文提出的 WBCSO 算法的有效性。

图 7 显示了保持可用频谱数 $M=20$ 不变,认知电网用户数 N 从 5 变化到 30 时,认知电网用户数的改变对接入公平性的影响。随着用户数的增加,认知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,用户公平性指数就越来越低。但是,WBCSO 算法的公平性指数均大于 BCSO 算法、BPSO 算法和 BGA 算法,进一步验证了 WBCSO 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。

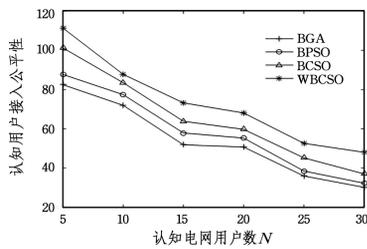


图 7 认知电网用户数对接入公平性的影响

Fig. 7 Effect of recognize grid users on access fairness

结束语 二进制猫群算法通过搜索模式和跟踪模式相互作用,能够很好地实现局部搜索和全局优化。本文将二进制猫群算法应用于认知智能电网邻域网络的频谱分配优化问题,并且针对原始算法容易陷入局部最优的缺点,在速度矢量和位置矢量中加入非线性动态的惯性权重和繁殖算子,扩大了猫群的搜索范围,从而使其跳出局部最优解,通过增加种群多样性,获得了更大的全局最优解。研究表明,WBCSO 算法可以获得更好的系统效益和认知电网用户接入公平性指数,而且能收敛到质量更好的最优解,该算法的有效性和寻优能力也得到了验证。

参考文献

- [1] JENKINS N, LONG C, WU J. An Overview of the Smart Grid in Great Britain[J]. *Engineering*, 2015, 1(4): 413-421.
- [2] MASERA M, BOMPARD E F, PROFUMO F, et al. Smart (Electricity) Grids for Smart Cities; Assessing Roles and Societal Impacts[J]. *Proceedings of the IEEE*, 2018, 106(4): 613-625.
- [3] YAO J M, LIANG Y, LI B L, et al. Research progress and development trend of cognitive radio for smart grid[J]. *Computer Science*, 2013, 40(S2): 50-52.
- [4] 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: 535-548.
- [5] TRAGOS E Z, ZEADALLY S, FRAGKIADAKIS A G, et al. Spectrum assignment in cognitive radio networks; a comprehensive survey[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2013, 15(3): 1108-1135.
- [6] HUYNH C K, LEE W C. An efficient channel selection and power allocation scheme for TVWS based on interference analysis in smart metering infrastructure[J]. *Journal of Communications and Networks*, 2016, 18(1): 50-64.
- [7] HUYNH C K, HOANG T M N, LEE W C. Interference avoidance for TVWS smart metering system by optimization assign-

ment problem[C]//International Conference on New Technologies. Paris, France, IEEE, 2015.

- [8] YANG S, WANG J, HAN Y, et al. Dynamic spectrum allocation algorithm based on fairness for smart grid communication networks[C]//Control Conference. Chengdu, China, IEEE, 2016.
- [9] WU H, MO D, LI H. Analysis and Simulation of the Dynamic Spectrum Allocation Based on Parallel Immune Optimization in Cognitive Wireless Networks[J]. *The Scientific World Journal*, 2014, 2014: 1-8.
- [10] 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.
- [11] SELINIS I, KATSAROS K, ALLAYIOTI M, et al. The Race to 5G Era; LTE and Wi-Fi[J]. *IEEE Access*, 2018, 6(1): 56598-56636.
- [12] BRETTTSCHNEIDER D, HOLKER D, ROER P, et al. Cluster-based distributed algorithm for energy management in smart grids[J]. *Computer Science-Research and Development*, 2016, 31(1): 17-23.
- [13] TSAI P W, ISTANDA V. Review on cat swarm optimization algorithms[C]//2013 3rd International Conference on Consumer Electronics, Communications and Networks. Xianning, China, IEEE, 2013: 20-22.
- [14] SHARAFI Y, KHANESAR M A, TESHNEHLAB M. Discrete binary cat swarm optimization algorithm[C]//IEEE International Conference on Computer. Karachi, Pakistan, IEEE, 2013: 1-6.
- [15] YANG L, YANG X H, WU Y, et al. Optimal configuration of distributed power supply based on improved cat swarm algorithm [J]. *Power System Protection and Control*, 2019, 47(1): 95-100.
- [16] LI H, DING X D. Steepest Descent Optimization Swarm Reference Based PSO Algorithm [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2006, 42(16): 44-45.
- [17] CHEN Y, XIONG Y, WANG Q, et al. Ensuring Minimum Spectrum Requirement in Matching-based Spectrum Allocation[J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2018: 1-1.
- [18] WANG D W, ZHU F F. Improved binary particle swarm optimization algorithm and its application in spectrum allocation [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2016, 52(21): 111-115.
- [19] 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. IEEE, 2018.



WANG Yi-rou, born in 1994, master. Her main research interests include cognitive radio, smart grid and optimized computing.



ZHANG Da-min, born in 1967, Ph. D, professor. His main research interests include cognitive radio and optimized computing.