

一种无线传感器网络中的目标覆盖优化算法*

徐梦颖, 卢毅, 周杰

(石河子大学 信息科学与技术学院, 新疆 石河子 832000)

摘要: 为了优化无线传感器网络中成功监测到的目标个数, 设计了目标覆盖模型, 提出了改进的混沌免疫混合蛙跳算法(Improved Chaotic Immune Shuffled Frog Leaping Algorithm, ICISFLA)。该算法使用混沌序列对种群进行编码, 从而增加种群的多样性; 使用免疫算子将种群中适应度较高的个体保留至下一代; 使用变异算子改进种群中适应度最低青蛙的学习机制, 从而改善局部最优解和全局最优解。为了验证该算法的性能, 将该算法与粒子群算法、遗传算法进行比较。仿真结果显示, 与其他两种算法相比, ICISFLA 的收敛速度更快, 被成功监测到的目标数量显著增加。

关键词: 无线传感器网络; 目标覆盖; 混合蛙跳算法; 混沌; 免疫; 遗传算法; 粒子群算法; 收敛速度

中图分类号: TN925

文献标识码: A

DOI: 10.16157/j.issn.0258-7998.200029

中文引用格式: 徐梦颖, 卢毅, 周杰. 一种无线传感器网络中的目标覆盖优化算法[J]. 电子技术应用, 2020, 46(7): 94-98.

英文引用格式: Xu Mengying, Lu Yi, Zhou Jie. An optimization algorithm for target coverage in wireless sensor networks[J]. Application of Electronic Technique, 2020, 46(7): 94-98.

An optimization algorithm for target coverage in wireless sensor networks

Xu Mengying, Lu Yi, Zhou Jie

(College of Information Science and Technology, Shihezi University, Shihezi 832000, China)

Abstract: In order to optimize the number of successfully monitored targets in WSNs, a target coverage model is designed and an improved chaotic immune shuffled frog leaping algorithm(ICISFLA) is proposed. The chaotic sequence is used to initialize the frogs to increase the diversity of the population. The immune operator is used to select individuals with higher fitness in the population to inherit to the next generation. The mutation operator is used to improve the learning mechanism of the frog with the lowest fitness in the population. Moreover, the local optimal solution and the global optimal solution can be improved. In order to verify the performance of the proposed algorithm, it is compared with the particle swarm optimization(PSO) and genetic algorithm(GA). The simulation results show that the proposed algorithm has a faster convergence speed than GA and PSO. The number of successfully monitored targets optimized by ICISFLA has increased dramatically.

Key words: wireless sensor networks(WSNs); target coverage; shuffled frog leaping algorithm; chaos; immune; genetic algorithm; particle swarm optimization; convergence speed

0 引言

目前环境监测对数据传输精度的要求越来越高, 无线传感器网络(Wireless Sensor Networks, WSNs)逐渐成为研究的热点^[1]。节点的覆盖范围和监测能力决定了数据采集与传输的可靠性, 节点的能耗和使用时长也影响着无线传感器网络的目标覆盖质量^[2]。

WSNs 现可用于监测地震、电磁、温度、压力、光强、心率、运动物体的大小、方向和速度等, 可用于智能家居^[3]、军事国防^[4]、医疗事业^[5]、智能交通^[6]、环境保护^[7]等各方面, 在社会生活中发挥着重要的作用。

目标覆盖问题是 WSNs 中的研究热点问题之一^[8], WSNs 中的节点具有成本低、体积小和数据处理能力快

等特点, 但是因为其监测能力、监测范围和能量有限, 需要许多传感器节点相互合作来收集并处理信息。因此存在传感器节点覆盖范围重合、覆盖范围内无法同时监测所有对象和电量耗尽等缺陷, 合理的目标覆盖方案可有效提高网络寿命^[9]。

对于 WSNs 的目标覆盖问题, 在传感器节点个数和能力有限的情况下, 提高其监测目标的覆盖率和降低算法时间复杂度是提高无线传感器网络性能的关键所在。

为了提升目标覆盖率, 本文提出一种改进的混沌免疫混合蛙跳算法(Improved Chaotic Immune Shuffled Frog Leaping Algorithm, ICISFLA)。该方法在传统的蛙跳算法的基础上加入了混沌算子对二进制种群进行编码; 通过

* 基金项目: 国家自然科学基金项目(61662063); 兵团中青年科技创新领军人才计划项目(2018CB006);

兵团重大科技项目(2017AA005-04); 石河子大学研究生教育教学改革项目(2019Y-JGFF03)

免疫算子将种群中适应度较高的个体遗传至下一代;在更新种群的过程中,改变传统的青蛙跳跃的寻优方式,采用一种基于变异算子的组内最差个体寻优方式,通过一定的概率使组内最差青蛙不断向组内最优青蛙靠近,从而提高种群多样性,提高目标覆盖率。

在实验中,将该算法与遗传算法(Genetic Algorithm, GA)和粒子群算法(Particle Swarm Optimization, PSO)进行了仿真对比,仿真结果表明,ICISFLA 优化过的目标覆盖数量明显提升。

1 相关研究

在解决优化问题中采用不同的智能算法取得的结果不同,刘伟^[10]等给出了一种区域覆盖算法提高覆盖率,减少传感器之间的重叠,从而降低数据传输冗余,降低传感器使用能量。文献[11]将传感器节点的覆盖率、传感器节点的闲置率作为算法的优化因子,设计了数学模型,并且使用智能优化算法优化模型。该算法有效提高了 WSNs 的目标覆盖率并且降低了节点能耗,该方式使节点在监测区域的位置分布合理高效,但是该算法容易导致“早熟”现象的出现,无法搜索到整体最优解。

一些文献分别提出了改进的粒子群算法^[12]、量子蚁群算法^[13]、布谷鸟搜索算法^[14],并对这些算法进行了改进,设计了相应的覆盖模型。这些方法大大改善了寻找最优解的效率,减小了传感器在重复覆盖目标的情况下数据传输的冗余度,提高监测目标的覆盖率和传感器节点的利用率。

2 目标覆盖模型

在覆盖问题中,每个传感器节点可监测到其感知半径内的多个监测对象,一个对象也可被周围多个节点监测,多个传感器节点协同合作可以提高监测数据的精确度。

在监测区域内放置 S 个节点和 O 个目标,节点与监测对象的覆盖关系可通过式(1)表示:

$$E = \begin{bmatrix} e_{1,1} & \cdots & e_{1,S} \\ e_{2,1} & \cdots & e_{2,S} \\ \vdots & e_{o,s} & \vdots \\ e_{O-1,1} & \cdots & e_{O-1,S} \\ e_{O,1} & \cdots & e_{O,S} \end{bmatrix} \quad (1)$$

覆盖关系矩阵 E 中, $e_{o,s} \in \{0, 1\}$, 表明第 o 个被监测对象是否位于第 s 个节点监测范围内。 $e_{o,s}=1$ 表明第 o 个目标的位置处在第 s 个节点的监测半径中; 否则, 目标不处于第 s 个节点的监测半径中。

WSNs 中传感器节点和对象的监测关系可以如式(2)所示:

$$R = \begin{bmatrix} r_{1,1} & \cdots & r_{1,S} \\ r_{2,1} & \cdots & r_{2,S} \\ \vdots & r_{o,s} & \vdots \\ r_{O-1,1} & \cdots & r_{O-1,S} \\ r_{O,1} & \cdots & r_{O,S} \end{bmatrix} \quad (2)$$

在监测关系矩阵 R 中, $r_{o,s} \in \{0, 1\}$, $r_{o,s}=1$ 表明第 s 个节点选择监测第 o 个目标; 而 $r_{o,s}=0$ 表示第 o 个目标虽然能被第 s 个节点感知到, 但是不被节点 s 选择并监测, 或者第 o 个目标不位于第 s 个节点的感知半径之内, 所以也不被监测。

若每一个节点最大限度能监测感知半径内的 G 个对象时, 约束公式如式(3)所示:

$$\sum_{o=1}^O r_{o,s} \leq G, s=1 \cdots S \quad (3)$$

为了获取被传感器成功监测到的最大目标数量, 目标函数如式(4)所示。式中目标函数值 f 表示监测矩阵为 R 时被成功监测的目标数。

$$\max f(r_{11}, r_{12}, \cdots, r_{OS}) = \sum_{o=1}^O w_o \quad (4)$$

式(5)表示每一个被监测目标至少应被 N 个节点监测, 当 $w_o=1$ 时, 至少有 N 个传感器节点监测第 o 个目标, 反之则是没有节点或者不足 N 个节点检测该目标。式(6)表示每一个节点的监测能力有一定的限制, 其最大限度能同时监测 G 个对象。式(7)表示目标只有处于节点覆盖范围内才可能被传感器节点监测。

$$w_o = \begin{cases} 1, & \sum_{s=1}^S r_{o,s} \geq N \\ 0, & \sum_{s=1}^S r_{o,s} < N \end{cases} \quad (5)$$

$$\sum_{o=1}^O r_{o,s} \leq G, s=1 \cdots S \quad (6)$$

$$r_{o,s} \leq e_{o,s} \quad (7)$$

3 目标覆盖优化算法

混合蛙跳算法(Shuffled Frog Leaping Algorithm, SFLA), 是一种典型的群智能仿生算法, SFLA 按照种群进行信息交换, 将局部搜索和全局搜索结合从而提高算法的性能和全局搜索能力^[15-16]。

为了提高目标覆盖率, 提出一种改进的混沌免疫混合蛙跳算法(Improved Chaotic Immune Shuffled Frog Leaping Algorithm, ICISFLA), 该算法通过设计改进的编码方式和改进的组内最差个体更新方式提高解的质量。ICISFLA 具有收敛速度快、全局搜索能力强特点, 对提高目标覆盖的效率具有重要意义。

3.1 初始化算法参数

在 ICISFLA 中, 首先对参数进行初始化。在种群 P 中, 青蛙总个数为 K , $k=\{1, 2, \cdots, K\}$, 维度为 T , $t=\{1, 2, \cdots, T\}$, $P=\{p_1, p_2, \cdots, p_K\}$, $p_k=\{p_{k,1}, p_{k,2}, \cdots, p_{k,T}\}$; 将整个群体分成 c 个子群体, 每个子群体里由 j 只青蛙组成; 将每个子种群中的循环次数设为 d , 青蛙种群的整体迭代次数为 M 。

3.2 种群编码

在目标覆盖问题中, 对矩阵 E 和矩阵 R 进行编码。

在覆盖关系矩阵 E 中,若目标 o 在传感器 s 的覆盖半径内, $e_{o,s}=1$,覆盖关系矩阵 E 中值为 1 的个数为种群的编码长度。种群中个体的维度 T 为所有传感器成功感知到的目标总数。

$$T = \sum_{o=1}^O \sum_{s=1}^S e_{o,s} \quad (8)$$

节点与监测对象之间的覆盖关系矩阵如式(9)所示, 1 和 0 分别表示目标是否在传感器的检测范围内。矩阵 E 中下划线上的数值被随机编码。

$$E = \begin{bmatrix} 0 & \underline{1} & \underline{1} & 0 & \underline{1} \\ \underline{1} & 0 & \underline{1} & \underline{1} & \underline{1} \\ \underline{1} & \underline{1} & \underline{1} & 0 & 0 \\ \underline{1} & 0 & \underline{1} & 0 & \underline{1} \\ 0 & \underline{1} & 0 & 0 & \underline{1} \end{bmatrix} \quad (9)$$

监测关系矩阵 R 如式(10)所示,在矩阵 E 中下划线上数值为 1 时, R 中相应位置上的数值被重新编码,而数值为 0 的位置保持不变。在重新编码后的矩阵中, 1 和 0 分别表示目标是否被成功监测到。

$$R = \begin{bmatrix} 0 & \underline{1} & 0 & 0 & \underline{1} \\ 0 & 0 & \underline{1} & \underline{1} & \underline{1} \\ 0 & 0 & \underline{1} & 0 & 0 \\ \underline{1} & 0 & \underline{1} & 0 & 0 \\ 0 & \underline{1} & 0 & 0 & \underline{1} \end{bmatrix} \quad (10)$$

3.3 种群初始化

在初始蛙群中,加入混沌算子能够改善算法全局的搜索能力,避免早熟收敛的问题。一维 Logistic 映射如下所示:

$$b_{n+1} = \mu \cdot b_n \cdot (1 - b_n) \quad (11)$$

$$p_{k,t} = \begin{cases} 0 & b_n \leq 0.5 \\ 1 & b_n > 0.5 \end{cases} \quad (12)$$

式中, b_n 为 0 和 1 之间的随机数, n 为迭代次数。生成的混沌序列由 0~1 之间的随机小数组成。 μ 为控制参数,当 $\mu \in (3.569\ 9, 4]$ 时,系统处于混沌状态;当 $\mu=4$ 时,系统达到完全混沌状态。

3.4 计算适应度

在目标覆盖的优化问题中,提高传感器监测到的目标数量是 ICISFLA 算法要优化的主要目标,其适应度函数可由式(4)计算可得。

3.5 划分子种群

按照种群的适应度进行降序排列并将其放入各个子种群中。分组过程:将第一只青蛙添加到子种群 1 中,第二只青蛙添加到子种群 2 中,直到第 c 只青蛙添加到子种群 c 中,然后第 $c+1$ 只青蛙添加到子种群 1 中,依次分组,将原始种群分成 c 个子种群。

3.6 更新算子

按照适应度排列顺序选择子种群中目标成功监测数量最多的青蛙 p_b 和目标成功监测数量最少的青蛙 p_w 。设置个体编码位变异概率,若产生的随机小数小于变异概率,则将组内最差个体编码位上的二进制数值替换为组内最优编码位上的数值,通过再次计算适应度可以得知组内最差青蛙的适应度是否改进。若依旧小于组内最优个体的适应度,则将组内最差个体替换为组内最优个体。

在全局搜索的过程中,将种群的适应度按照降序排序,同时对种群中的最差青蛙按照组内更新方式对个体进行更新,则将全局最差编码位上的数值替换为全局最优个体 p_G 编码位上的数值,通过计算适应度可以看出个体的适应度是否改善,若更新后的青蛙个体的适应度没有得到改善,则随机产生一个新的青蛙个体替换种群中适应度最差的个体。

3.7 免疫算子

在 ICISFLA 中,为了提高种群的多样性,通过加入免疫算子将每一代中适应度高的抗体存留至下一代。如式(13)所示, p 为青蛙遗传到下一代的概率, f_k 为第 k 只青蛙的适应度。抗体按照轮盘赌方式被选择,蛙群中亲和度高的青蛙被选择遗传至下一代的概率大;相反地,亲和度越低,个体被遗传至下一代的概率就越低。

$$p = \frac{f_k}{\sum_{k=1} f_k} \quad (13)$$

3.8 子种群迭代

子种群迭代到 d 代时,进行局部搜索,找到种群中适应度高的青蛙。将子种群适应度高的青蛙合成一个新的种群。

3.9 求出最优解

重复执行青蛙寻优过程直到迭代到 M 代时算法结束。将其中适应度值最高的青蛙作为问题最优解输出。

4 仿真与实验

仿真时采用的操作系统为 Windows 10,仿真平台采用 MATLAB 2014。仿真时,感知区域设为 $400\text{ m} \times 400\text{ m}$,将 100 个目标和 100 个感知节点随机分布在该区域中。假定每个传感器最多可以监测到 5 个目标,每个目标在同一个时间段内必须被 3 个传感器节点监测到。在 ICISFLA 中,青蛙的数量为 40 个,迭代次数为 100 代。

在仿真中,将传感器的监测范围分别设置为 50 m、60 m、70 m、80 m。算法的仿真结果如图 1~图 4 所示。

图 1~图 4 为 ICISFLA、GA、PSO 在传感器的感知范围分别为 50 m、60 m、70 m 和 80 m 时的目标覆盖率对比图。在图 1 中,将节点的监测半径设置为 50 m,当传感器个数与监测目标数都为 100 时,通过 ICISFLA 进行优化,目标被成功覆盖的数量可达到 62 个,GA 优化过的成功监测目标数可达到 57,而 PSO 优化过的成功监

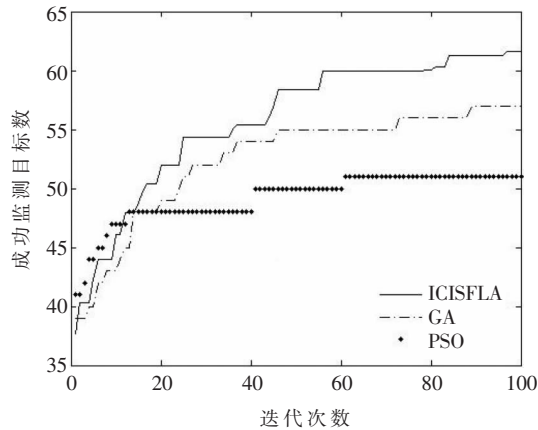


图1 传感器的感知范围为 50 m

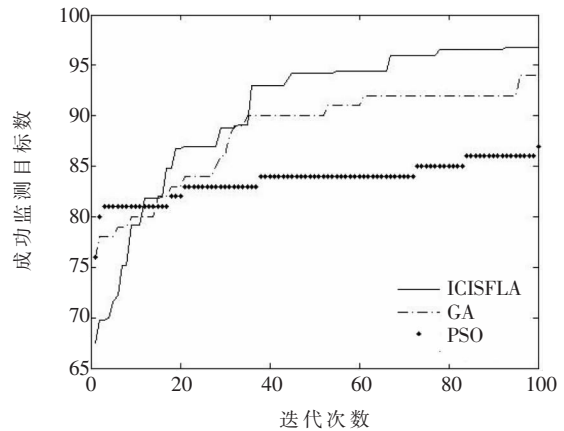


图4 传感器的感知范围为 80 m

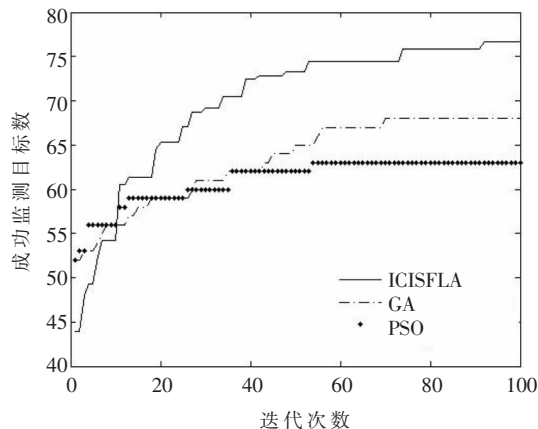


图2 传感器的感知范围为 60 m

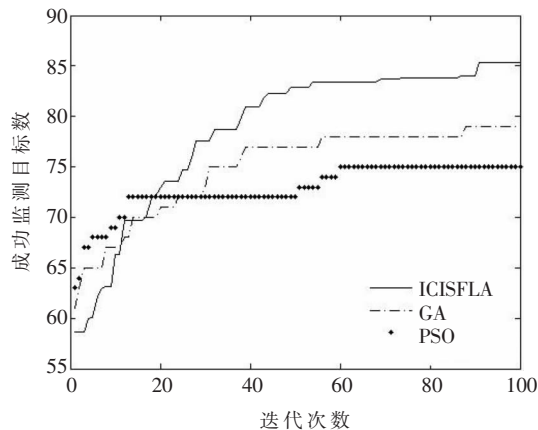


图3 传感器的感知范围为 70 m

测目标数为 51。由图 1 可知,ICISFLA 优化过的目标覆盖率最大,GA 次之,PSO 最低。且 ICISFLA 的优化曲线在前 50 代收敛速度较快,在后 50 代逐渐收敛。

在图 2 中,传感器的感知半径增大到 60 m,传感器的个数与监测目标的个数不变。在该条件下,ICISFLA 优化过的成功监测目标数可达到 77,GA 优化过的成功监测目标数可达到 68,PSO 为 63。在图 3 中,ICISFLA、GA、PSO 优化过的成功监测目标数分别可达到 86、79、75。

在图 4 中,ICISFLA、GA、PSO 优化过的成功监测目标数分别可达到 97、94 和 87。

ICISFLA 相比 GA 与 PSO 优化过的成功监测目标数提升百分比如表 1 所示,结果表示 ICISFLA 优化过的成功监测目标数明显大于遗传算法与粒子群算法。

表 1 ICISFLA 优化过的成功监测目标数相较于 GA 与 PSO 提升百分比

| 感知半径/m | (%) | |
|--------|-------|-------|
| | 遗传算法 | 粒子群算法 |
| 50 | 8.77 | 21.57 |
| 60 | 13.24 | 22.22 |
| 70 | 8.86 | 14.67 |
| 80 | 3.19 | 11.49 |

图 5 为 ICISFLA、GA、PSO 在传感器的感知范围为 80 m 时监测到的目标数量对比图。由图 5 可知,当传感器的个数增加时,被成功监测到的目标数量不断提高,且 ICISFLA 优化过的目标覆盖数量更高,优化效果最好,GA 次之,PSO 最低。

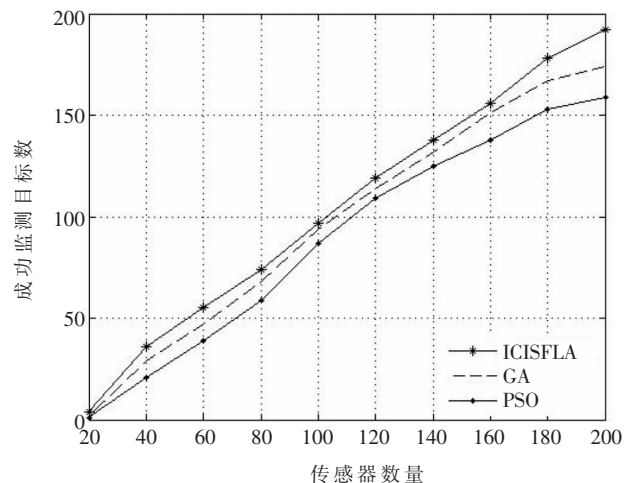


图5 传感器的感知范围为 80 m

5 结论

本文针对无线传感器网络中的多目标覆盖优化问题,设计了相应的数学模型,提出了一种改进的混沌免疫混合蛙跳算法。在感知半径不同的情况下,通过和遗传算法、粒子群算法进行仿真对比,所提算法优化效果更好,避免了陷入局部最优,有效提高了成功监测到的目标数量。

参考文献

- [1] 郭志鹏,李娟,赵友刚,等.物联网中的无线传感器网络技术综述[J].计算机与应用化学,2019,36(1):72-83.
- [2] ELHABIAN R,SHI W,ST-HILAIRE M.Coverage protocols for wireless sensor networks: review and future directions[J].Journal of Communications and Networks,2019,21(1):45-60.
- [3] KIM J M,MOON S J,HWANG D Y.A study on greenhouse smart farm system based on wireless sensor[J].Advanced Science Letters,2018,24(3):2041-2045.
- [4] PRABHU B,BALAKUMAR N,ANTONY A J.Evolving constraints in military applications using wireless sensor networks[J].International Journal of Innovative Research in Computer Science & Technology,2017,5(1):184-187.
- [5] REZAAE A A,PASANDIDEH F.A fuzzy congestion control protocol based on active queue management in wireless sensor networks with medical applications[J].Wireless Personal Communications,2018,98(1):815-842.
- [6] BANG J H,CHO Y J,KANG K.Anomaly detection of network-initiated LTE signaling traffic in wireless sensor and actuator networks based on a hidden semi-Markov model[J].Computers & Security,2017,65:108-120.
- [7] DONG Z,MEYLAND S,KARAOMEROGLU M.FEW:a case study of an autonomous wireless sensor network system for environmental data collection[J].Environmental Progress & Sustainable Energy,2017,37(1):180-188.
- [8] 蒋维成,李兰英,刘华春,等.传感网中区域覆盖的目标跟踪方法[J].计算机工程与设计,2019,40(7):1840-1845.
- [9] NGUYEN L,NGUYEN H T.Mobility based network lifetime in wireless sensor networks:a review[J].arXiv:1906.07063 [CS.NI],2019.
- [10] 刘伟,胡安林.无线传感器网络覆盖率与节能性研究[J].电子技术应用,2016,42(6):98-100,104.
- [11] GAO C,ZI L I,SUN Z,et al.Multi-target K-Coverage preservation algorithm in wireless sensor network[J].Computer Engineering,2016,42:59-64.
- [12] LI C X,ZHANG Q,ZHANG L Y.Research on wireless sensor network coverage based on improved particle swarm optimization algorithm[C].2017 International Conference on Computer Network,Electronic and Automation(ICCNEA).IEEE Computer Society,2017.
- [13] LEE J W,CHOI B S,LEE J J.Energy-efficient coverage of wireless sensor networks using ant colony optimization with three types of pheromones[J].IEEE Transactions on Industrial Informatics,2011,7(3):419-427.
- [14] BINH H T T,HANH N T,QUAN L V,et al.Improved cuckoo search and chaotic flower pollination optimization algorithm for maximizing area coverage in wireless sensor networks[J].Neural Computing & Applications,2018,30(7):2305-2317.
- [15] DAMODAR R E,AMRUTA L,RAMALINGASWAMY C,et al.An efficient load balancing of gateways using improved shuffled frog leaping algorithm and novel fitness function for WSNs[J].IEEE Sensors Journal,2017,17(20):6724-6733.
- [16] WANG Z,ZHANG D H,WANG B,et al.Research on improved strategy of shuffled frog leaping algorithm[C].2019 34rd Youth Academic Annual Conference of Chinese Association of Automation(YAC).IEEE,Jinzhou,China,2019.

(收稿日期:2020-01-12)

作者简介:

徐梦颖(1996-),女,硕士研究生,主要研究方向:物联网与人工智能。

卢毅(1981-),男,博士研究生,主要研究方向:物联网与人工智能。

周杰(1982-),通信作者,男,博士,副教授,主要研究方向:物联网与人工智能,E-mail:jiezhou@shzu.edu.cn。

(上接第93页)

- [26] 游胜强.电容型设备介质损耗因数的监测技术研究[D].福州:福州大学,2015.
- [27] 符晓,朱洪顺.TMS320F28335 原理开发及应用[M].北京:清华大学出版社,2017.
- [28] Xu Guangke,Li Ming,Zhang Weiwei,et al.Research of metal oxide arrester on-line monitoring system[C].2018 2nd IEEE Conference on Energy Internet and Energy

System Integration(EI2),Beijing,2018:1-5.

(收稿日期:2019-10-08)

作者简介:

刘志坚(1975-),男,博士,教授,研究生导师,主要研究方向:电力系统运行与控制。

赵浩益(1995-),男,硕士研究生,主要研究方向:电力系统运行与控制。

梁宁(1985-),通信作者,男,博士,主要研究方向:电力系统优化与运行,E-mail:ningkmust@163.com。