

基于改进全局人工蜂群算法的 WSN 节点定位研究

邢熔华 黄海燕

(华东理工大学信息科学与工程学院 上海 200237)

摘 要 无线传感器网络(Wireless Sensor Network, WSN)系统性能的提高,离不开对 WSN 中每一个传感器节点地理位置的精准定位。全局人工蜂群算法在基本人工蜂群算法的基础上,在邻域搜索后将迭代最优解添加到新解的更新公式中,提高了算法的开发能力。但将其应用于 WSN 节点位置求解时,存在计算时间长、收敛不稳定的问题。提出一种改进的全局人工蜂群算法,在邻域搜索后对新解进行衡量,若新解适应值在可接受的范围内,与迭代最优解进行交叉操作;若新解适应值较好,不与迭代最优解进行交叉操作;若新解适应值较差,舍弃新解。这较好地平衡了算法的探索和开发能力。求解 WSN 节点位置时,证明了该算法有更快的收敛速度和更好的收敛效果。

关键词 WSN 节点定位, RSSI, 人工蜂群算法, 全局人工蜂群算法

中图分类号 TP273

文献标识码 A

DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.12.050

Researches on Wireless Sensor Network Localization Based on Improved Gbest-guided Artificial Bee Colony Algorithm

XING Rong-hua HUANG Hai-yan

(School of Information Science and Engineering, East China University of Science and Technology, Shanghai 200237, China)

Abstract The overall performance of wireless sensor network(WSN) is highly reliable of the accurate geographic location of each sensor node in WSN. Based on the artificial Bee colony algorithm, the gbest-guided artificial bee colony algorithm adds the iterative optimal solution to updating formula after the neighborhood search, improving the development ability of the algorithm. But when it is applied to WSN node location, it still has the problem of long computing time and unstable convergence. An improved Gbest-guided artificial bee colony algorithm was proposed, and we measured the new solution after neighborhood search. If the new solution is acceptable, crossover with the iterative optimal solution is executed. If the new solution is good, crossover operation is not executed. If the new solution is bad, the solution is quitted. It balances the exploration and development ability of the algorithm better, and it's proved to have faster convergence rate and better convergence effect when applied to WSN node location.

Keywords WSN nodes localization, RSSI, Artificial bee colony algorithm, Gbest-guided artificial bee colony algorithm

1 前言

无线传感器网络(Wireless Sensor Network, WSN)广泛应用于各个领域中去执行监测或特殊任务,例如环境监测、自然灾害预警、医药健康、智能家居以及军事目标追踪^[1]。一个典型的 WSN 系统由大量传感器节点组成^[2],只有少部分节点位置已知,称作“锚节点”,其余大部分节点位置未知,称作“未知节点”。在一个 WSN 系统中,如果不知道每个传感器节点的位置,传感器所收集的信息是没有意义的^[3]。

在 WSN 节点定位中,可以将 WSN 看作多模型多优化问题,可用基于种群的随机优化算法来解决相关问题。文献[4]采用布谷鸟算法,文献[5,6]分别采用改进的粒子群算法和改进的模拟退火算法,都较好地求解了 WSN 中未知节点的位置。文献[7]提出先使用遗传算法求解,再对个别位置翻转到另一边的节点使用模拟退火算法矫正。

人工蜂群算法(Artificial Bee Colony Algorithm, ABC)由于其强大的邻域搜索能力而被应用于 WSN 定位中。但是基

本的人工蜂群算法因没有当前全局最优值参与算法过程,故全局探测能力不足,易陷入局部最优解^[8]。文献[9]受粒子群算法启发,在搜索公式中加入了当前全局最优项,提出一种全局最优引导的人工蜂群算法(Gbest-guided Artificial Bee Colony Algorithm, GABC),提高了算法的搜索精度和收敛速度。本文在文献[9]的基础上,提出一种改进的全局人工蜂群算法,根据新解适应值的优劣,依概率选择当前全局最优值中的某一项并让它参与搜索公式,同时将改进后的算法应用到 WSN 节点定位中。

2 WSN 节点定位

2.1 基于 RSSI 测距的 RIM 模型

基于接收信号强度(Received Signal Strength Indication, RSSI)的测距技术具有低成本、低功耗、无需额外硬件支持的优点,在实际应用和研究实验中备受青睐。Zhou 等人^[10]研究了实际情况下无线传输不规则性对 WSN 系统的影响,通过对 Mica2 和 Micaz 节点的实际测量,提出一种无线不规则

到稿日期:2016-01-09 返修日期:2016-04-22

邢熔华(1992-),女,硕士生,主要研究方向为传感器检测、智能计算, E-mail:1090115565@qq.com;黄海燕(1972-),女,博士,副教授,主要研究方向为控制与优化、复杂工业过程建模。

模型(Radio Irregularity Model),简称RIM模型。

尽管RSSI测距方法最简单,但是由于设备和传播媒介这两种因素的影响,会造成无线传输的不规则性。来自设备的影响主要有天线的种类(单向或多向)、发送功率、天线增益(传送方和接收方)、接收方敏感性和信噪比阈值;来自传播媒介的影响主要有媒介类型、背景噪声,以及其他环境因素的影响如温度、障碍物等^[10]。

T. He等人^[11]最早对无线传输的不规则性进行研究,提出了DOI(Degree of Irregularity)模型。DOI模型可以表示为:

$$P_r = P_{tr} - DOI + \eta \quad (1)$$

其中, P_r 为接收功率, P_{tr} 为发射功率,DOI为DOI模型中的路径损失, η 为衰落值。

RIM模型在DOI模型的基础上,考虑各向路径损失和信号发送功率差异,在DOI路径损失中引入了方向性损耗系数 k_i ,使得接收信号强度变成:

$$P_r = P_{tr} - DOI' + \eta \quad (2)$$

其中, $DOI' = DOI \times k_i$, k_i 表示第 k_i 个角度的损耗系数, n 为任意值。

$$k_i = \begin{cases} 1, & i=0 \\ k_{i-1} \pm n \times DOI, & 0 < i < 360 \cap i \in N \text{ 且 } |k_0 - k_{359}| \leq DOI \end{cases} \quad (3)$$

考虑到即使配置的是两个相同的节点但由于实际器件或电池的微小差别也会造成发射功率的差异,在上述模型的基础上又引入VSP(Variance of Sending Power)参数,VSP可表示为:

$$P'_{tr} = P_{tr} \times (1 + n \times VSP) \quad (4)$$

其中, n 为任意值,调整后的接收功率为:

$$P_r' = P'_{tr} - DOI' + \eta \quad (5)$$

2.2 三边测量法

三边测量法是根据未知节点附近3个锚节点的坐标及未知节点分别到3个锚节点的距离得到未知节点的坐标。如图1所示,已知锚节点 p_1, p_2, p_3 ,其坐标分别为 $p_1(x_1, y_1), p_2(x_2, y_2), p_3(x_3, y_3)$,未知节点 p 的坐标为 $p(x, y)$,其到 p_1, p_2, p_3 的距离分别为 d_1, d_2, d_3 。利用式(6)得出估计节点的坐标 (\hat{x}, \hat{y}) 。

$$\begin{cases} (x_1 - x)^2 + (y_1 - y)^2 = d_1^2 \\ (x_2 - x)^2 + (y_2 - y)^2 = d_2^2 \\ (x_3 - x)^2 + (y_3 - y)^2 = d_3^2 \end{cases} \quad (6)$$

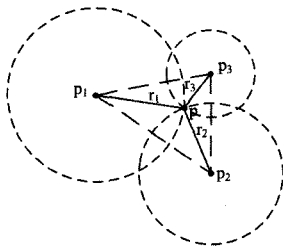


图1 3个锚节点确定的未知节点的坐标

2.3 WSN节点定位步骤

WSN节点定位的主要目标是使定位的未知节点数最多且定位误差最小。本文研究改进的全局蜂群算法在WSN节点定位中的应用,并将其与基本粒子群算法、人工蜂群算法以及全局蜂群算法在WSN定位中的性能进行比较。为了估计

N 个未知节点的位置,WSN节点定位步骤如下:

Step1 N 个未知节点和 M 个锚节点随机分布在传感器区域中。未知节点的传输半径为 r ,锚节点的传输半径为 $n \times r$, n 一般取大于或等于1的数。基于RSSI测距技术测量节点间距离,采用RIM模型模拟实际情况中无线传输的不规则性。每个锚节点配备有GPS,其自身的位置已知,并传递给传输半径内的未知节点。

Step2 将3个或3个以上锚节点传输范围内的未知节点视为可定位节点。上一迭代中确定位置的节点在下一迭代中可作为参考节点,等同于锚节点。

Step3 采用三边测量法,对每个未知节点运行优化算法,使适应度函数值 $f(x, y)$ 最小的坐标 (x, y) 作为最终的最优估计值。适应度函数为:

$$f(x, y) = \frac{1}{3} \sum_{i=1}^3 (d_i - \hat{d}_i)^2 \quad (7)$$

其中, \hat{d}_i 为候选解到附近锚节点的距离, d_i 为实际测量得到的距离。

Step4 重复Step2和Step3,直到所有的未知节点定位或者没有未知节点可以定位为止。定位算法的性能由定位误差 E_L 和未定位节点的个数 N_{NL} 决定, N_L 为已定位节点个数, $N_{NL} = N - N_L$, E_L 和 N_{NL} 越小,性能越好。定位误差函数为:

$$E_L = \frac{\sum_{i=1}^{N_L} \sqrt{(X_i - x_i)^2 + (Y_i - y_i)^2}}{N_L \times r} \quad (8)$$

其中, (x_i, y_i) 为估计未知节点坐标, (X_i, Y_i) 为实际未知节点坐标, r 为未知节点通信半径。

3 改进的全局人工蜂群算法

3.1 人工蜂群算法

Kataboga^[12,13]于2005年系统地提出了人工蜂群算法,这是一种受自然界蜂群行为启发从而模拟蜂群寻找优良蜜源的新颖的智能优化算法。在人工蜂群算法中,蜜源代表解空间中的可能解,用收益度来衡量解的优劣。对于多峰函数求极值问题,收益度即为适应度函数值。有3种类型的蜜蜂:采蜜蜂、观察蜂和侦查蜂。每个采蜜蜂搜索一个蜜源并分享蜜源信息给观察蜂;观察蜂根据采蜜蜂提供的信息依概率选择一个较好的蜜源进行探索;侦查蜂随机地探索新的蜜源^[14]。初始化时,蜜源、采蜜蜂和观察蜂个数相等,等于蜂群总数的一半,蜜源位置随机产生^[15]。

假设 x_i 为第 i 次迭代种群产生的候选解,令 $v_i = x_i$,解的更新公式为:

$$v_{ij} = x_{ij} + \phi_{ij} (x_{ij} - x_{kj}) \quad (9)$$

其中, $x_{ij} (v_{ij})$ 为 $x_i (v_i)$ 的第 j 维值, j 为任意值。 x_k 为从解空间中随机选择的第 k 个解,且 $i \neq k$ 。 ϕ_{ij} 为 $[-1, 1]$ 之间的随机数。

整个算法分成3个阶段:采蜜蜂阶段、观察蜂阶段和侦查蜂阶段。在采蜜蜂阶段和观察蜂阶段解的更新公式相同,根据贪婪选择策略从 v_i 和 x_i 中选择较优解。在观察蜂阶段,观察蜂根据采蜜蜂提供的蜜源信息,以轮盘赌的方式选择一个较好的蜜源进行探索,每个蜜源被选择的概率为:

$$P_i = fit_i / \sum_{i=1}^n fit_i \quad (10)$$

其中, fit_i 为种群空间第 i 个解的适应值, n 为蜜源数目。如

果一个蜜源经过 $Limit$ 次探索后没有得到改进,进入到侦查蜂阶段,侦查蜂随机产生一个新蜜源代替当前蜜源。

3.2 全局人工蜂群算法

基本人工蜂群算法解的更新公式中,新的候选解是由旧解靠近或远离种群空间中的某一解得到,探索能力较强,但开发能力较弱。针对该特性,文献[9]将当前全局最优解添加到解的更新公式中,得到:

$$v_{ij} = x_{ij} + \phi_{ij}(x_{ij} - x_{kj}) + \varphi_{ij}(y_j - x_{ij}) \quad (11)$$

其中, y 为当前迭代中的全局最优解, y_j 为全局最优的第 j 维值, φ_{ij} 为 $[0, C]$ 间的随机数, C 为正数。

3.3 改进的全局人工蜂群算法

全局人工蜂群算法虽然在一定程度上提高了算法的开发能力,但并没有充分考虑如何更好地平衡探索和开发能力。为此,本文在文献[9]的基础上,提出一种改进的全局人工蜂群优化算法。

该算法在迭代过程中,记录当前迭代次数下全局最优解及次优解的适应值 $fitbest$ 和 $fitsub$ 。首先进行邻域搜索,解的更新公式为:

$$v_{ij} = x_{ij} + \phi_{ij}(x_{ij} - x_{kj}) \quad (12)$$

新解的适应值为 fit 。衡量新解适应值的方程为:

$$sel = \frac{fitbest}{fit} + \frac{fitsub}{fit} \quad (13)$$

在邻域搜索的过程中,邻域的选择是随机的,新解优于候选解的概率等于劣于候选解的概率,进化效率较低。如果新解的适应值过大,说明新解与实际坐标相差较远,舍弃新解,引入迭代最优解;如果新解的适应值在可以接受的范围内,引入迭代最优解会限制算法的开发能力。引入迭代最优解,解的更新公式为:

$$v_{ij} = y_j + c \times (rand - 0.5) \times (y_j - x_{ij}) \quad (14)$$

其中, c 为正数,在采蜜蜂和观察蜂阶段取不同值。

基于适应值的全局人工蜂群算法的实现步骤为:

Step1 初始化蜜蜂种群:种群规模 BN (采蜜蜂、观察蜂各 $BN/2$),最大搜索次数 $Limit$,迭代次数 $iter=0$,最大迭代次数 $maxCycle$ 。

Step2 随机产生 $BN/2$ 个可能解。

Step3 计算解的适应度值,初始化标志向量 $trial(i)=0$,记录采蜜蜂在同一蜜源的连续停留次数。

Step4 在采蜜蜂阶段,首先按照式(12)进行邻域搜索,计算新解的适应值。按照式(13)衡量新解,如果 sel 在某一范围内,按照式(14)搜索,计算新解的适应值,若优于当前蜜源,则更新当前采蜜蜂所在的蜜源位置,令 $trial(i)=0$,否则更新标志向量 $trial(i)=trial(i)+1$ 。

Step5 在观察蜂阶段,按照式(10)计算观察蜂选择概率,每只观察蜂以概率 P_i 寻找新蜜源,并转化为采蜜蜂,其搜索机制与采蜜蜂类似。

Step6 判断 $trial(i)$ 与 $Limit$ 的大小。如果 $trial(i) \leq Limit$,跳转至 Step8。

Step7 当 $trial(i) > Limit$ 时,第 i 个采蜜蜂放弃当前蜜源成为侦查蜂,在解空间随机产生新蜜源。

Step8 记录当前所有蜜蜂找到的最优值,即全局最优解, $iter=iter+1$ 。

Step9 判断 $iter$ 与 $maxCycle$ 的大小。如果 $iter \leq maxCycle$,跳转至 Step4,否则算法终止运行。

流程图如图 2 所示。

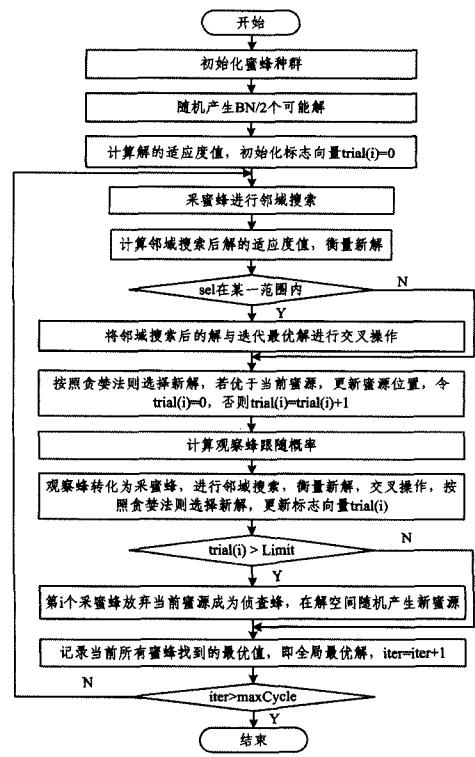


图 2 改进的全局蜂群算法流程图

4 实验仿真

本文研究环境为大范围监测区域如森林,人力无法对传感器节点一一布置,采用飞机投洒的方式布置,传感器节点所在位置随机。Matlab 仿真环境设置:在一个 $1000m \times 1000m$ 的正方形区域内随机分布 400 个节点,节点传输半径均为 100m,锚节点所占的比例为 0.25,锚节点 GPS 误差为 5m,DOI 值为 0.05。

设置基本粒子群算法的参数:种群数 $N=40$,学习因子 $c1=1, c2=2$,惯性权重 $w=0.6$,最大迭代次数 $M=500$ 。人工蜂群算法的参数: $BN=40, Limit=20$,最大迭代次数 $maxCycle=200$ 。全局人工蜂群算法参数: $BN=40, Limit=20, maxCycle=100, \phi_{ij}$ 和 φ_{ij} 为 $[-1, 1]$ 间的随机数。改进的全局人工蜂群算法参数: $BN=40, Limit=20, maxCycle=100, \phi_{ij}$ 为 $[-1, 1]$ 间的随机数。在采蜜蜂阶段,若 $sel \geq 0.6$,不与全局最优解交叉;若 $0.3 \leq sel < 0.6$,与全局最优解的交叉系数 c 取 1;若 $sel < 0.3$, c 取 2。在观察蜂阶段,若 $0.3 \leq sel < 0.6$, c 取 1.5;若 $sel < 0.3$, c 取 2.4。本文在节点分布相同的情况下,对粒子群算法、人工蜂群算法、全局人工蜂群算法和改进的全局蜂群算法进行仿真,各算法重复运行 15 次后求均值,仿真结果如图 3—图 7 所示。

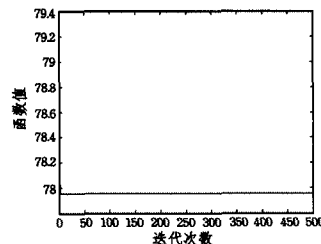


图 3 基本粒子群算法在 WSN 定位中的收敛图

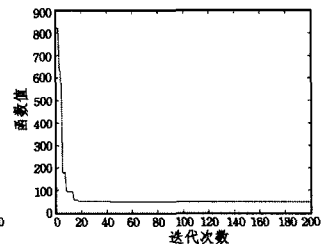


图 4 人工蜂群算法在 WSN 定位中的收敛图

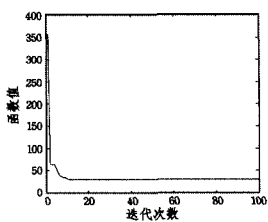


图5 全局人工蜂群算法在 WSN 定位中的收敛图

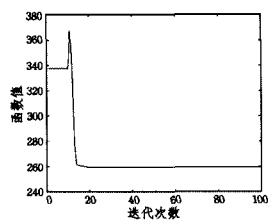


图6 全局人工蜂群算法在 WSN 定位中异常的收敛图

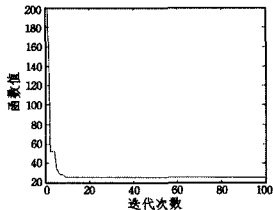


图7 改进的全局蜂群算法在 WSN 定位中的收敛图

图3—图7表示采用各算法对每个节点求候选解时,由式(7)计算出来的适应值的收敛情况,横坐标为迭代次数,纵坐标为适应度函数值。分析图3知,基本粒子群算法在求解未知节点坐标时,极易陷入局部极值,定位效果差。图4为人工蜂群算法求解的收敛图,适应值随迭代次数递减,但收敛速度较慢。全局人工蜂群算法求解的函数值收敛图中收敛效果较好(见图5),但是在仿真的过程中会出现图6中适应值突然增大的情况,收敛不稳定。图7为改进的全局蜂群算法在 WSN 定位中的收敛图,由图中可以看出,算法有效地克服了全局人工蜂群算法收敛不稳定的缺点,适应值随迭代次数的增加而递减,并且其收敛速度快,收敛效果好。

各算法的平均定位误差如图8所示,横坐标表示锚节点占总节点数的比例,总节点数为400,纵坐标表示平均定位误差。由图8可以看出,各算法的平均定位误差随着锚节点数增加而减小,其中基本粒子群算法定位误差大,定位效果最差,误差在0.75左右;基本人工蜂群算法定位误差在0.4左右;全局蜂群算法定位误差在0.38左右;改进的全局蜂群算法定位效果最好,定位精度高,定位误差在0.29左右。

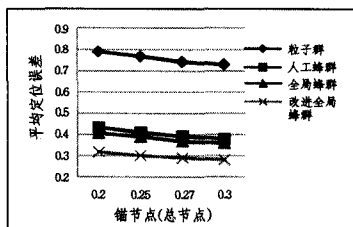


图8 各算法的平均定位误差

进一步从平均定位误差方差、最快收敛代数以及平均收敛代数方面进行比较分析,结果如表1所列。从表1可以看出,改进的全局蜂群算法的平均定位误差方差最小,收敛速度最快。

表1 定位算法性能指标分析

定位算法	平均定位误差方差	最快收敛代数	平均收敛代数
基本粒子群	0.4879	3	5
基本人工蜂群	0.2033	20	45
全局人工蜂群	0.1950	20	35
改进的全局蜂群	0.1023	15	28

结束语 本文在全局蜂群算法的基础上,提出了改进的

全局蜂群算法,并将该算法用于 WSN 节点定位研究。实验结果表明,改进的全局蜂群算法不仅有效地解决了全局蜂群算法收敛过程中适应度函数值不稳定的问题,同时提高了节点定位精度和收敛速度。

参考文献

- [1] Zhong Yuan-chang, Yang Liu, et al. A hybrid, game theory based, and distributed clustering protocol for wireless sensor networks[J]. *Wireless Networks*, 2016, 22(3): 1-15
- [2] Zhong Yuan-chang, Yang Liu, et al. A Multi-Hop Energy Neutral Clustering Algorithm for Maximizing Network Information Gathering in Energy Harvesting Wireless Sensor Networks[J]. *Sensors*, 2016, 16(1): 26
- [3] Feng Yin, Fritsche C, et al. Cooperative localization in WSNs using gaussian mixture modeling, distributed ECM algorithms [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2015, 63(6): 1448-1463
- [4] Goyal S, Patterh M S. Wireless Sensor Network Localization Based on Cuckoo Search Algorithm[J]. *Wireless Pers Commun*, 2014, 79(1): 223-234
- [5] Chuang P J, Wu C P. An effective pso-based node localization scheme for wireless sensor networks[C]// Ninth International Conference on Parallel and Distributed Computing, Applications and Technologies. 2008: 187-194
- [6] Li Yu-zeng, Xing Jiang-jun, et al. Localization research based on improved simulated annealing algorithm in WSN [J]. *IEEE*, 2009: 1-4
- [7] Zhang Qing-guo, Huang Jing-wei, et al. A two-phase localization algorithm for wireless sensor network[C]// IEEE International Conference on Information and Automation. 2008: 59-64
- [8] Liu Xing-bao. Equilibrium bee colony algorithm for global optimization problems[C]// International Conference on Signal Processing Systems. 2010
- [9] Zhu G P, Kwong S. Gbest-guided artificial bee colony algorithm for numerical function optimization [J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2010, 217(7): 3166-3173
- [10] Zhou Gang, He Tian. Models and solutions for radio irregularity in wireless sensor networks[J]. *ACM Transactions on Sensor Networks*, 2006, 2(2): 221-262
- [11] He T, Huang C D, Blum B M, et al. Stankovic and tarek abdelzaherrange-free localization schemes for large scale sensor networks[C]// 9th Annual Intl Conference on Mobile Computing and Networking. 2003: 9-81
- [12] Karaboga D. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization[R]. Technical Report-TR06. Kayseri; Erciyes University, 2005
- [13] Basturk B, Karaboga D. An artificial bee colony (ABC) algorithm for numeric function optimization[C]// IEEE Swarm Intelligence Symposium. Indiana, 2006
- [14] Kuang Fang-jun, Jun Zhong, et al. Hybridization algorithm of Tent chaos artificial bee colony and particle swarm optimization [J]. *Control and Decision*, 2015, 30(5): 839-847 (in Chinese) 匡芳君, 金忠, 等. 混沌人工蜂群与粒子群混合算法[J]. *控制与决策*, 2015, 30(5): 839-847
- [15] Xiong Wei-li, Xu Mai, Xu Bao-guo. Differential bee colony algorithm for non-convex economic load dispatch [J]. *Control and Decision*, 2011, 26(12): 1813-1823 (in Chinese) 熊伟丽, 徐迈, 徐保国. 基于差分蜂群算法的电力系统经济负荷分配[J]. *控制与决策*, 2011, 26(12): 1813-1823