

基于蝙蝠优化算法的无线传感器 网络节点定位研究

赖锦辉

(广东石油化工学院 实验教学部计算机中心, 广东 茂名 525000)

摘要: 节点定位是无线传感器网络应用中的关键技术, Dv-Hop 算法的定位精度不尽人意, 因此将三方面改进的蝙蝠算法应用于 Dv-Hop 平均跳距的计算过程中, 在 Dv-Hop 的第三阶段引入改进后的蝙蝠算法代替最小二乘法来计算未知节点的坐标, 大大降低平均跳距导致的定位误差, 提高定位精度; 仿真结果表明, 改进的 BA 算法优化的 DV-hop 定位算法在不同锚节点密度、不同通信半径、不同节点数量以及定位精确度等方面表现出良好的性能。

关键词: 无线传感器网络; 蝙蝠优化算法; 节点定位; DV-Hop 算法

Research on Nodes Localization Method for Wireless Sensor Networks Based on Bat Optimization Algorithm

Lai Jinhui

(Computer Center, Department of Experiment Teaching, Guangdong University of Petrochemical
Technology, Maoming 525000, China)

Abstract: Node localization is the most critical technologies of applications in wireless sensor networks. In Dv-Hop algorithm, the localization accuracy is unsatisfactory. In this paper, the bat optimization algorithm is used to calculate the mean distance per hop, the improved BA replace least-squares method to correct the estimated position in the third stage of Dv-Hop algorithm. So the positioning error is reduced, the accuracy is significantly improved. Simulation results show that the proposed algorithm can achieve higher localization accuracy in different percentage of anchor nodes, and different transmission range of nodes, and different nodes number.

Keywords: wireless sensor network (WSN); bat optimization algorithm; node localization; Dv-Hop algorithm

0 引言

WSN 节点定位技术研究的主要方向^[1-3]是如何利用已知位置的节点和节点间的通信或测距来定位未知节点的坐标。对 WSN 应用来说, 节点的位置信息十分重要, 它可用来标识监测数据源的位置、完成网络拓扑自管理、实现网络的负载均衡、提高节点间路由效率等。

运用定位算法来实现 WSN 节点定位是必要的, 尤其是精度高、容错能力强的算法成为研究的重点。目前, 已有的 WSN 定位算法一般可分为两类^[4]: 基于测距 (Range-based) 的定位算法和免测距 (Range-free) 定位算法。

Range-based 定位算法利用节点自带的测距装置测量节点间距离, 再根据三边 (三角、多边形) 测量法计算未知节点与锚节点的相对位置来获取未知节点坐标。此类算法需额外硬件设备来测量节点间距离, 增加了成本和能量消耗, 影响网络寿命。

Range-free 定位算法^[5]根据节点间通信估计出节点间距离, 再用该距离计算未知节点的位置。代表性算法包括质心定位算法^[6] (Centroid)、距离向量一跳段定位算法^[7-9] (Dv-

Hop)、近似三角形内点测试法算法^[10-11] (APIT)。Range-free 算法相对而言因功耗、成本低更受关注^[12]。

而在众多 Range-free 定位算法中 Dv-Hop 算法因其实现简单、计算量小而更受青睐。Dv-Hop 算法用未知节点到锚节点的网络跳数乘以锚节点平均每跳距离作为两者之间估计距离, 再根据三边测量法或是极大似然估计法建立方程组, 然后利用最小二乘法解方程组获得未知节点的估计坐标。但因为距离估计值的误差受网络拓扑变化和 WSN 节点密度的影响较大, Dv-Hop 算法的定位精度不尽人意。近几年, 很多学者研究用群智能算法对 Dv-Hop 算法进行优化, 通过迭代求精计算未知节点的坐标获得不错的效果。如 Y. Gao^[13]等利用节点间的估计距离, 使用标准粒子群算法对 Dv-Hop 算法进行优化, 明显改善定位结果; 此外还有叶蓉^[14]等提出的基于蚁群粒子群优化的定位算法, 赵仕俊^[15]等提出的基于遗传模拟退火算法优化的定位算法。

2010 年提出的蝙蝠算法 (BA) 也是一种群智能优化算法, 在准确性和有效性方面相较其它算法有很大优势, 且没有许多参数要调整。本文将改进的蝙蝠算法应用于 Dv-Hop 定位算法平均跳距的计算过程中, 在 Dv-Hop 的第三阶段利用改进后的蝙蝠算法代替最小二乘法来计算未知节点的坐标, 有效减少平均跳距导致的定位误差, 提高定位精度。仿真结果表明, 本文改进的 BA 算法优化的 DV-hop 定位算法在不同锚节点密度、不同通信半径、不同节点数量以及定位精确度等方

收稿日期: 2014-01-16; 修回日期: 2014-04-07。

基金项目: 茂名市科技计划项目。

作者简介: 赖锦辉 (1977-), 女, 广东茂名, 硕士, 讲师, 主要从事网络、人工智能算法与应用等方向的研究。

面表现出良好性能。

1 基于改进 BA 算法的 WSN 节点定位

1.1 问题描述

Dv-Hop 算法中未知节点到锚节点的距离是利用两者之间跳数和锚节点的平均每跳距离计算得到的, 其间会存在误差^[16]。假设锚节点为 $p_1(x_1, y_1), p_2(x_2, y_2), \dots, p_n(x_n, y_n)$, 由 Dv-Hop 算法前两个阶段得到的未知节点到各个锚节点的估计距离分别是 d_1, d_2, \dots, d_n , 估计距离与真实距离之间的误差分别为 $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$, 则存在如下方程组:

$$\begin{cases} \sqrt{(\bar{x} - x_1)^2 + (\bar{y} - y_1)^2} = d_1 + \varepsilon_1 \\ \sqrt{(\bar{x} - x_2)^2 + (\bar{y} - y_2)^2} = d_2 + \varepsilon_2 \\ \dots \\ \sqrt{(\bar{x} - x_n)^2 + (\bar{y} - y_n)^2} = d_n + \varepsilon_n \end{cases} \quad (1)$$

未知节点 (\bar{x}, \bar{y}) 应同时满足方程组中所有等式, 当 $|\varepsilon_1|, |\varepsilon_2|, \dots, |\varepsilon_n|$ 的和越小时, 估计坐标 (\bar{x}, \bar{y}) 越精, 由此使用蝙蝠算法优化未知节点位置的问题可以转化成求下式最小值的问题:

$$f_i(\bar{x}, \bar{y}) = \sqrt{(\bar{x} - x_i)^2 + (\bar{y} - y_i)^2} - d_i \quad (2)$$

蝙蝠算法在优化的过程中是通过蝙蝠的适应度值来判断蝙蝠所处位置的优劣。在蝙蝠算法的种群中, 每一个蝙蝠都是未知节点的一个候选解, 本文采用式 (3) 所示的适应值函数来评价每个蝙蝠的优劣:

$$fitness(\bar{x}, \bar{y}) = \sum_{i=1}^m \omega_i^2 (f_i(\bar{x}, \bar{y}))^2 \quad (3)$$

其中: m 为锚节点的个数, ω_i 为未知节点与第 i 个锚节点测量距离的权重, 其值与未知节点到锚节点的跳数 h_i 成反比, h_i 由 Dv-Hop 算法的第一阶段获得。未知节点的估计距离是通过最小化适应度函数的目标值来决定的。

1.2 改进的蝙蝠算法

2010 年, 文献 [17] 通过模拟蝙蝠回声定位行为而提出的蝙蝠算法 (BA), 其在迭代寻优方面相较其它群智能算法有很大优势。

首先, BA 算法对所有蝙蝠的位置和速度随机初始化, 其中位置是待求解问题的潜在解, 然后通过适应度函数评价群体, 找出群体最优个体 (最优解); 接着分别按式 (4)、式 (5) 和式 (6) 更新个体的脉冲频率、速度和位置:

$$F_i = F_{\min} + (F_{\max} - F_{\min})\beta \quad (4)$$

$$v_i^t = v_i^{t-1} + (x_i^t - x_i)F_i \quad (5)$$

$$x_i^t = x_i^{t-1} + v_i^t \quad (6)$$

式中, F_i, F_{\max} 和 F_{\min} 分别表示第 i 只蝙蝠在当前时刻发出的脉冲频率、脉冲频率的最大值和最小值, $\beta \in [0, 1]$ 是一个服从均匀分布的随机因子, x_i 为最优蝙蝠位置。

据生物学知识, 在初始阶段蝙蝠脉冲频率低且声响大, 有助于在大范围内搜索目标, 发现猎物后, 逐渐使声响变小并增加脉冲频率以便精确掌握猎物的空间位置, 因此声响和脉冲频率随着运行而不断地更新, 公式如下:

$$A_i^{t+1} = \alpha A_i^t \quad (7)$$

$$R_i^{t+1} = R_i^0 \times [1 - \exp(-\gamma t)] \quad (8)$$

其中: $0 < \alpha < 1, \gamma > 0$, 均为常量。不难发现, 当 $t \rightarrow \infty$,

$$A_i^t \rightarrow 0, R_i^t = R_i^0。$$

蝙蝠算法的伪代码为:

初始化种群 $x_i (i = 1, 2, \dots, n)$

计算适应值 f_i

While(停止条件不满足)

通过调整频率 F_i 得出新解 x_i

同时更新速度

If (rand > R_i)

接受新解 x_i

Else

通过随机飞动产生新解 x_i

End if

If (rand > A_i && $f(x_i) < f(x^*)$)

接受新解 x_i

$f(x^*) = f(x_i)$

增加 R_i , 减小 A_i

End if

保留最好的解 x 。

End while

其中, 随机飞动产生新解 x_i 的公式为:

$$x_{\text{new}} = x_{\text{old}} + \epsilon A' \quad (9)$$

式中, $\epsilon \in [-1, 1]$ 是一个随机变量, A' 是所有蝙蝠在此步中平均声音响度。

根据 BA 算法原理, 可以看出 BA 算法缺乏有效的变异机制, 群体容易聚集于局部极值, 导致早熟收敛。因此本文提出三点改进, 并将其用于解决无线传感网节点定位问题, 使得定位精度得到了很大提高。

首先, 蝙蝠通过调整频率 F_i 得到新的位置, 频率公式 (4) 中, $\beta \in [0, 1]$ 区间为均匀分布的随机因子, 其实质上是个体的变异操作, 在一定的程度上使种群保持多样性。 β 是变异因子, 其值越大, 对新构建的解贡献越大; 反之, 值越小, 对新构建的解贡献越小, 控制好 β 值能提高种群多样性, 避免早熟, 从而提高算法的求精能力。因此本文采用动态自适应机制调整变异因子 β , 公式如下:

$$\beta(i) = \beta_{\min} + (\beta_{\max} - \beta_{\min}) \frac{f_{\text{best}}(i) - f_{\text{worst}}(i)}{f_{\text{best}}(i)} \quad (10)$$

式中, $f_{\text{best}}(i)$ 为第 i 代最佳的适应度值, $f_{\text{worst}}(i)$ 为第 i 代中最差的适应度值, $\frac{f_{\text{best}}(i) - f_{\text{worst}}(i)}{f_{\text{best}}(i)}$ 为变异因子根据每代中最佳和最差适应度值完成自适应的调整。

其次, 当 $\text{rand} < R_i$ 时, 基本 BA 是通过随机飞动产生新解 x_i , 相关研究表明, 位置移动机制对算法优化精度、收敛速度有重要影响。在基本 BA 算法中, 蝙蝠移动后的位置目标函数值可能比原来的更差, 因此, 本文的改进在于考虑以概率 $p_a \in [0, 1]$ 抛弃最差的解, 然后再用随机飞动重新生成与抛弃解相同数量的新解。

最后, 如果进行了 n 次迭代, 最小值无变化或者变化很小, 算法可能陷入局部最优。因此, 假设 $n > 3$ 且当前解的变化很小 ($< 1e-3$), 则考虑在当前解的基础上以莱维随机游动方式进行扰动, 以扩大种群的搜索范围, 评价并保留较好的解。莱维飞行是一种特殊的随机行走 (Random Walk) 行为, 体现出的是一类非高斯随机过程, 其平稳增量服从 Lévy 稳定

分布。则有蝙蝠位置更新公式为:

$$x_i^{k+1} = x_i^k + \alpha \oplus Lévy(\lambda), i = 1, 2, \dots, n \quad (11)$$

式中, x_i^k 为第 i 个蝙蝠在第 k 代的位置, $\alpha > 0$ 为步长控制量, \oplus 为点对点乘法, $Lévy(\lambda)$ 为 Lévy flights 随机搜寻路径, 且服从 Lévy 概率分布: $Lévy(\lambda) \sim u = k^{-\lambda}, (1 < \lambda \leq 3)$ 。

2 基于改进 BA 优化的节点定位步骤

Step1: 在目标区域随机部署节点, 先运用 Dv-Hop 算法的第一、二阶段定位方法, 通过节点间相互通信, 确保每个未知节点都接收并保存其到各锚节点的跳数 h_i 和网络跳距 d_i ;

Step2: 在目标区域内随机初始化蝙蝠种群, 种群中的每个蝙蝠都是当前未知节点位置的一个可行解, 根据公式 (3) 计算每个个体的适应值, 保存群体最优位置 x^* 以及群体最优值 $f(x^*)$;

Step3: 用式 (4)、(10) 调整搜索脉冲频率 F_i , 根据式 (5) 计算蝙蝠个体的飞行速度 v_i , 根据式 (6) 更新蝙蝠的空间位置 x_i ;

Step4: 产生随机数 $rand$, 如果 $rand > R_i$, 则接受新位置 x_i , 否则, 按发现概率 p_a 丢弃差的个体, 用式 (9) 产生新的位置替代丢弃的位置;

Step5: 如果 $rand > A_i$ 且 $f(x_i) < f(x^*)$, 则移动至更新后的位置, 然后按式 (7)、(8) 更新脉冲频率 R_i 和声响 A_i ;

Step6: 判断是否出现连续 3 次 $f(x^*)$ 变化量小于 $1e-3$ 的现象。若是, 则转 Step7, 否则, 转 Step8;

Step7: 根据式 (11) 对蝙蝠位置进行莱维随机扰动, 评价并保留较好的解;

Step8: 判断是否满足结束条件 (达到迭代次数或是预测精度), 满足则结束; 否则, 转向 step3;

Step9: 输出全局最优解对应的个体位置, 也就是未知节点的位置估计坐标。

3 实例分析

3.1 仿真环境设置

为了验证改进的 BA 算法在 WSN 节点定位中的有效性和适用性, 在 Matlab 中分别对标准 Dv-Hop 算法、基于改进 BA 优化的 Dv-Hop 算法进行仿真, 在同样的网络环境下, 对不同锚节点密度、不同通信半径、不同节点数量以及定位精确度等方面进行了比较。

本文用平均定位误差评价定位算法的优劣, 式 (12) 如下:

$$AverageError = \frac{\sum_{i=1}^N \sqrt{(\bar{x}_i - x_i)^2 + (\bar{y}_i - y_i)^2}}{N \times R} \times 100\% \quad (12)$$

其中: N 是未知节点的个数, R 为节点的通信半径, (\bar{x}_i, \bar{y}_i) 为未知节点 i 的估计坐标, (x_i, y_i) 为未知节点 i 实际坐标。

在 $100 \text{ m} \times 100 \text{ m}$ 的二维区域中随机部署 100 个节点, 节点的通信半径为 30 m, 锚节点的比例为 10%。基本 BA 中: 蝙蝠种群大小 $m = 200$, 搜索脉冲频率范围 $[0, 100]$, 最大脉冲频率 $r^0 = 0.75$, 最大声响 $A = 0.25$, 音量衰减系数 $\alpha =$

0.95, 脉冲频率增加系数 $\gamma = 0.05$ 。改进的 BA 中: $p_a = 0.25$, 其余参数同 BA。实验的所有结果都为重复运行 30 次后取均值。

3.2 结果分析

图 1 表示基本 Dv-Hop 算法与基于改进 BA 优化的 Dv-Hop 算法的未知节点定位误差。

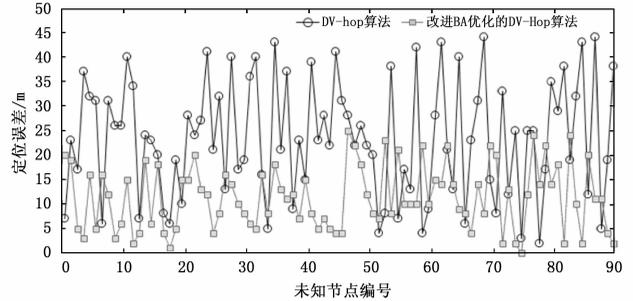


图 1 两种算法定位的未知节点误差

由图知, 基于改进 BA 优化的 Dv-Hop 算法得到的 90 个未知节点的平均定位误差相差不多, 都明显小于 Dv-Hop 算法的结果, 而且经改进 BA 优化后节点坐标偏离平均定位误差的幅度要明显小于 Dv-Hop 算法的结果, 说明改进 BA 优化的 Dv-Hop 算法具有更好的稳定性。

图 2 为锚节点比例由 5% 变化到 30% 中, 两种定位算法的定位误差。

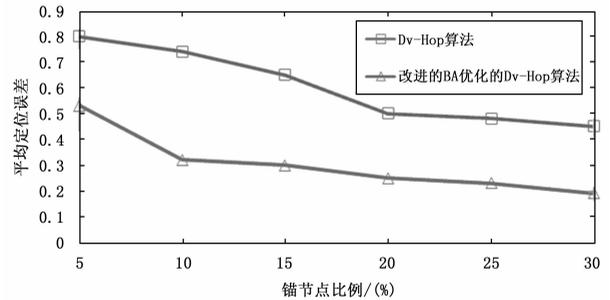


图 2 锚节点密度对定位精度的影响

由图知, 相同锚节点比例下, 基于改进 BA 优化的 Dv-Hop 算法的平均定位误差总是小于未优化的定位算法。

图 3 为节点通信半径由 20~60 m 的变化中, 两种定位算法的定位误差。

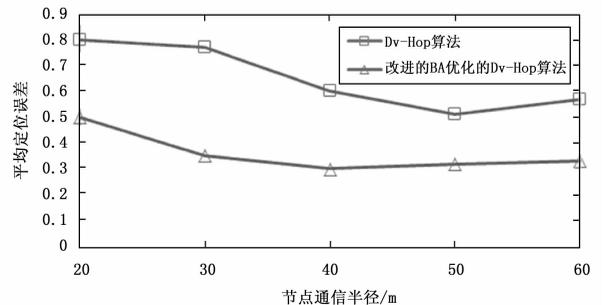


图 3 节点通信半径对定位精度的影响

由图知, 相同节点通信半径下, 基于改进 BA 优化的 Dv-Hop 算法比基本 Dv-Hop 算法的定位精度要高 20%~40%。

图 4 为节点个数从 50 变化为 130 中, 两种定位算法的定位误差。

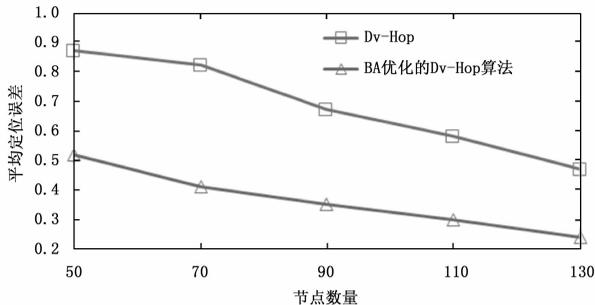


图 4 节点密度对定位精度的影响

由图知, 基于改进 BA 优化的 Dv-Hop 算法受到节点数量变化的影响相对于未优化的算法要小, 体现了很好的鲁棒性。

图 5 显示的是改进 BA 优化 Dv-Hop 算法的定位效果图, “*”表示锚节点的位置, 共 10 个, “○”表示未知节点的实际位置, 共 90 个; “+”表示通过改进 BA 算法优化得到的未知节点的估计位置。该图表明本文的算法能够较准确有效地估计绝大部分未知节点的位置。

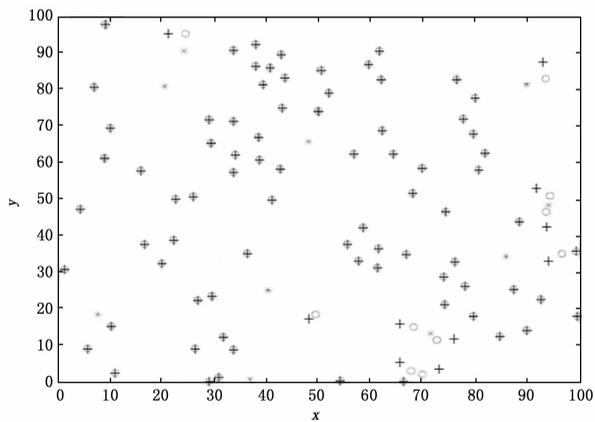


图 5 改进 BA 优化 Dv-Hop 算法定位效果图

4 结束语

本文将 3 方面改进的蝙蝠算法应用于 Dv-Hop 定位算法平均跳距的计算过程中, 在 Dv-Hop 的第三阶段利用改进后的蝙蝠算法代替最小二乘法来计算未知节点的坐标, 有效减少平均跳距导致的定位误差, 在不同锚节点密度、不同通信半径、不同节点数量以及定位精确度等方面表现出良好的性能。今后, 在该基础上, 我们将要开展定位能耗、移动定位方面的改进研究。

参考文献:

[1] Songhwal Oh, Shankar. Tracking on a graph [A]. International conference on Information Processing in Sensor Networks (IPSN)

[C]. Los Angeles, USA, 2005: 195-202.
 [2] Sridhar P, Madni A M, Jamshidi M. Intelligent object-tracking using sensor networks [A]. Sensors Applications Symposium, 2007. SAS07. IEEE [C]. San Diego, USA, 2007: 1-5.
 [3] Li N, Hou J C. Topology control in heterogeneous wireless networks: problems and solutions [A]. Proceeding of the 23rd Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies (INFOCOM 2004) [C]. 2004: 232-243.
 [4] Chang J H, Tassiulas L. Energy conserving routing in wireless ad-hoc networks [A]. IrIFOCOM 2000. Nineteenth Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies, Proceedings IEEE [C]. IEEE, 2000, 1: 22-31.
 [5] Cerpa A, Estrin D. ASCENT: Adaptive self-configuring sensor networks topologies [J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2004, 3 (3): 272-285.
 [6] Bulusu N, Heidemann J, Estrin D. GPS-less low cost outdoor localization for very small devices IEEE personal communications magazine, 2000, 7 (5): 28-34.
 [7] Niculescu D, Nath B. DV based positioning in Ad Hoc network [J]. Journal of Telecommunication Systems, 2003, 22 (1-4): 267-280.
 [8] Niculescu D, Nath B. Ad-Hoc positioning systems (APS) [A]. Proceeding of the 2001 IEEE Global Telecommunications Conference [C]. San Antonio: IEEE Communications Society, 2001: 2926-2931.
 [9] Nagpal R, Shrope H, Bachrach J. Organizing a global coordinate system from local information on an Ad Hoc sensor network [A]. Proceeding of Workshop on Information Processing in Sensor Networks [C]. 2003: 333-348.
 [10] He T, Huang C, Brian M B, et al. Range-free localization schemes for large scale sensor networks [A]. Proceedings of the 9th ACM International Conference on Mobile Computing and Networking (Mobicom2003) [C]. San Diego, CA, USA. 2003: 81-95.
 [11] He T, Huang C, Blum B M, et al. Range-free localization and its impact on large scale sensor networks [J]. ACM Transactions on Embedded Computing Systems, 2005, 4 (4): 877-906.
 [12] Niculescu D, Nath B. Ad hoc positioning system (APS) [A]. Global Telecommunications Conference, 2001. GLOBECOM'01. IEEE [C]. IEEE, 2001, 5: 2926-2931.
 [13] Gao Y, Zhao W S, Jing C, et al. WSN node localization algorithm based on adaptive particle swarm optimization [J]. Applied Mechanics and Materials, 2012, 143: 302-306.
 [14] 叶蓉, 赵灵轲. 基于蚁群粒子群混合的无线传感器网络定位算法 [J]. 计算机测量与控制, 2011, 19 (3): 732-735.
 [15] 赵仕俊, 孙美玲, 唐懿芳. 基于遗传模拟退火算法的无线传感器网络定位算法 [J]. 计算机应用与软件, 2009, 26 (10): 189-192.
 [16] Zhang Q G, Cheng M. A node localization algorithm for wireless sensor network based on Improved Particle Swarm Optimization [A]. 2013 International Conference on Mechatronics and Automatic Control Systems (ICMS 2013) [C]. Hangzhou, 2013.
 [17] Yang X S, Gandomi A H. Bat algorithm: a novel approach for global engineering optimization [J]. Engineering Computations, 2012, 29 (5): 464-483.