

引用格式:李田来,刘方爱.带混沌映射的三维 WSN 蜂群优化定位算法[J].微电子学与计算机,2019,36(3):38-42. [LI Tian-lai,LIU Fang-ai. Artificial bee colony optimization localization algorithm with chaotic map in three-dimensional wireless sensor networks[J]. Microelectronics & Computer,2019,36(3):38-42.]

带混沌映射的三维 WSN 蜂群优化定位算法

李田来,刘方爱

(山东师范大学 信息化工作办公室,山东 济南 250013)

摘 要: 传感器节点的定位能力对无线传感器网络的性能有很大的影响.为此,本文针对三维无线传感器网络提出了一种带混沌映射的蜂群优化定位算法(CMABC).首先,采用 RSSI 模型获取目标节点与信标节点的测量值,以此为基础基于三面定位法计算目标节点初值集;然后,将混沌映射函数作为参数应用到初始解生成函数和寻优函数中;最后,采用改进的蜂群优化算法优化目标节点的位置.为了验证 CMABC 算法性能,进行了仿真实验.仿真结果表明,该算法在定位成功率和精度方面均优于人工蜂群算法、粒子群优化算法等定位算法.

关键词: 三维无线传感器网络;定位;混沌映射;人工蜂群算法

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2019)03-0038-05

Artificial bee colony optimization localization algorithm with chaotic map in three-dimensional wireless sensor networks

LI Tian-lai,LIU Fang-ai

(Information Office of Shandong Normal University,Ji'nan 250013, China)

Abstract: The localization ability of sensor nodes has a great impact on the performance of wireless sensor networks. To this, this paper proposes an artificial bee colony optimization localization algorithm (CMABC) with chaotic mapping in three-dimensional wireless sensor networks. First, the RSSI model is used to obtain the measured value of the target node and the beacon node. Based on the three plane location method, the initial set of target nodes is calculated. Then, several chaotic mapping functions are studied and used as initial solutions to generate functions and optimization functions. Finally, the improved artificial bee colony optimization algorithm is used to optimize the position of target nodes. In order to verify the performance of CMABC algorithm, a simulation experiment is carried out. The simulation results show that the algorithm is superior to artificial bee colony algorithm and particle swarm optimization algorithm in positioning success rate and accuracy.

Key words: three-dimensional wireless sensor network; location; chaotic map; artificial bee colony

1 引言

节点定位问题是无线传感器网络(WSN)的关键问题之一,传感器节点需要将自身位置与监测到的数据结合才有意义.随着 WSN 应用的日益广泛,三维 WSN 的节点定位成为研究热点^[1-2].

现有的节点定位算法,可以根据特定的因素进行分类,例如:GPS、计算模型、信标、距离计算和可伸缩性^[3].距离估计算法在传感器节点之间使用点到点距离估计或基于角度的估计来完成定位.该类算法的定位过程借助于信标节点完成.非距离估计算法不需要进行距离计算,因此成本较低,但精度不

如距离估计算法。

研究人员提出了一些方法来解决三维 WSN 节点定位问题。文献[4]在局部保持典型相关分析模型的基础上构造了三维定位算法,一定程度上提高了精度和能耗。文献[5]针对 WSN 的三维定位问题,设计了插值规划定位算法。文献[6]针对 WSN 定位过程中容易出现的翻转问题,提出了一种针对三维定位的翻转模糊检测方法,文献[7]针对移动节点研究了三维节点定位算法。

近年来,学者们开始研究通过优化算法来提高定位精度[8]。自然启发式算法[9]成为该领域的研究热点,其中像鸡群算法[10]、人工蜂群算法[11]、粒子群优化算法[12]、蝴蝶优化算法[13]、萤火虫算法[14]等都被用于传感器节点的定位优化。

在此基础上,本文针对三维 WSN 提出了一种带混沌映射的蜂群优化节点定位算法(CMABC)。

2 初始值计算

定位可以定义为对未知传感器节点(也称为目标节点)位置的确定过程,定位的定义为:一个无线传感器网络的 n 个节点分布在三维区域中,每个节点的通信半径为 R ,无线传感器网络可以表示为欧几里德图 $G = (V, E)$,其中 V 表示节点集合, E 表示边 (i, j) 的集合,仅当节点 i 与 j 的距离小于等于 R 。 T 表示目标节点集合, L 表示通过一些定位技术获取位置信息的节点集合。现在,设一个无线传感器网络 $G = (V, E)$, A 表示信标节点集合,其中任意一个信标节点 a 的坐标为 (x_a, y_a, z_a) ,定位目标就是尽可能多的找到目标节点 $t \in T$,将其转化为已定位节点,从而使得集合 L 尽可能大,未找到的目标节点尽可能的少。

本文研究的 WSN 设定为在一个正方体区域内,随机分布着一些目标节点和信标节点,所有节点的通信范围设定为 R 。目标节点的位置计算需要借助于其通信范围内的信标节点的位置及其测得的 RSSI 强度,本文采用 RSSI 的信号衰减模型[10]测量。目标节点能够被定位的前提是至少有四个不共面的信标节点在通信范围内。

如图 1 所示,目标节点 P 的通信半径为 R , A, B, C, D 是四个信标节点,其位置信息是已知的。

A, B, C, D 与 P 的距离可借助 RSSI 测距获取,如图 2 所示, $AB, AC, AD, BC, BD, CD, AP, BP, CP, DP$ 的距离都可以通过欧式距离公式(1)求得。在计算目标节点 P 的位置时,以每 4 个信标节点为

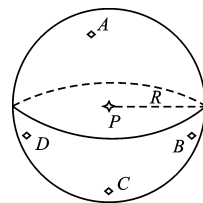


图 1 WSN 布局举例

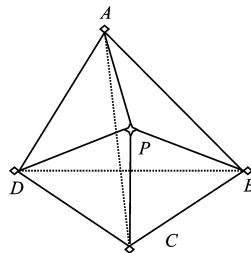


图 2 目标节点 P 的初始值计算

一组,借鉴三面定位法模型[10]可计算出其坐标。

$$D_{XY} = \sqrt{(X_y - X_x)^2 + (Y_y - Y_x)^2 + (Z_y - Z_x)^2} \quad (1)$$

每 4 个信标节点作为一组,假设可分成 m 组,可得出 m 个坐标。然后,将 m 个坐标值的各向量值由小到大排序,可求得坐标中各向量的最小值 $X_{\min}$ 和最大值 $X_{\max}$,将其作为 CMABC 算法中蜂群初始化的参数。采用公式(2)求得其通信范围内的所有信标节点的质心;以此为基础,结合各向量的 $X_{\min}$ 和 $X_{\max}$,采用公式(3)计算 CMABC 的初始值集。

$$X_c = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i, \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N y_i, \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N z_i \right) \quad (2)$$

$$X = X_c \pm \text{rand}(0, 1) (X_{\max} - X_{\min}) \quad (3)$$

3 改进的人工蜂群算法

人工蜂群算法是由土耳其学者 Karaboga 提出的一种仿生智能算法,被多次改进并应用到诸多优化问题中[11]。本文将该算法应用到三维 WSN 的节点定位优化问题中,改进的算法定义如下。

定义种群规模为 N ,采蜜蜂规模为 N_e ,跟随蜂规模为 N_u ,采蜜蜂规模与跟随蜂规模相等,蜜蜂向量维度为 3,令采蜜蜂种群为 X ,则 $X = (X_1, X_2, \dots, X_{N_e})$ 。

$n = 0$ 时,采用公式(3)随机生成 N_s 个可行解 $(X_1, \dots, X_{N_s})$ 。将 N_s 个解的适应度函数值排名,前 N_e 的解构成 $X(0)$ 。

对于三维 WSN 的定位问题,个体向量维度可用三维坐标轴的形式表示,如图 3 所示,每个蜜蜂解的向量都可以划分为 M 个区间,采用公式(4)可计

算出 M^3 个三维子区间(例如 A),再应用公式(5) 进一步划分为 N^3 个子区间.

$$Y_{i,j}^m = X_i^j + \frac{2m-M}{M}(X_i^j - X_k^j), m \in [0, M] \quad (4)$$

$$V_{i,j}^{m,n} = Y_{i,j}^m \pm \text{rand}(0,1) \frac{n}{N} (Y_{i,j}^m - Y_{i,j}^{m+1}) \quad (5)$$

$$n \in [1, N]$$

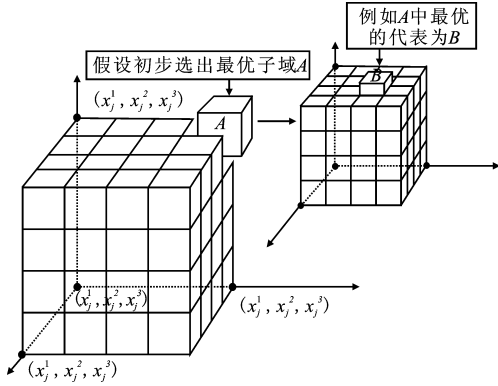


图3 改进的寻优过程

对于每一个子区间 B , 计算其适应度函数值, 然后基于最优化函数公式(6) 求得对应的区间 A 的代表值.

$$U_i^m = \text{best}\{f(V_i^{m,n})\}, n \in [1, N] \quad (6)$$

$$W_i = \min\{f(U_i^m) - f(X_i)\}, \quad (7)$$

$$f(U_i^m) - f(X_i) > 0, m \in [1, M]$$

将上述得到的 $[1, \dots, M]$ 个代表值代入蜜源计算适应度函数值, 然后与原值 X_i 的适应度函数值用公式(7) 进行计算, 选择最小值 W_i 作为精英个体更新种群, 既能保证进化方向, 又可以避免过早陷入局部最优.

各跟随蜂根据公式(8) 选择采蜜蜂, 并在其邻域内执行上述寻优操作.

$$P\{T_{s1}(X) = X_i\} = \frac{f(X_i)}{\sum_{m=1}^{N_e} f(X_m)} \quad (8)$$

执行迭代优化操作, 记下最优适应度值 f_{best} 以及与之对应的最优解.

上述步骤构成了改进的人工蜂群算法的核心框架. 其程序流程图如图4所示.

4 基于混沌映射的人工蜂群算法(CMABC)

混沌映射是在非线性系统中表现出复杂和动态行为的映射. 近十年来, 混沌映射由于其动态特性, 在优化搜索算法中更具动态性和全局性, 在优化领

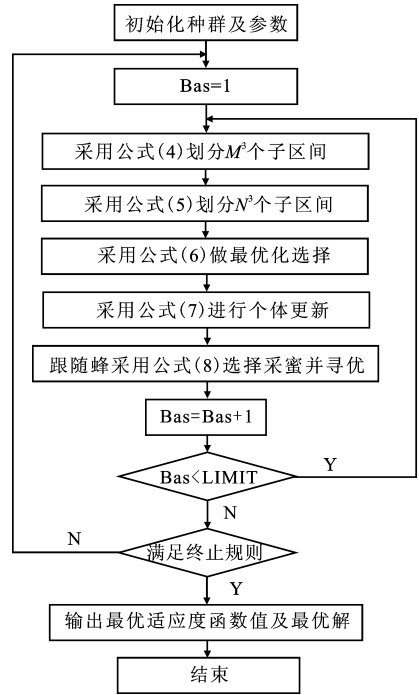


图4 改进的人工蜂群算法流程图

域得到了广泛的重视. 它的行为仅在初始条件下是可预测的, 但之后它显示随机行为. 混沌映射函数是提高仿生智能算法性能的最佳方法之一^[15]. 目前在优化领域已经有多种不同的混沌函数. 本文关注以下几个混沌映射函数.

(1) Chebyshev 映射

$$x_{k+1} = \cos(k \cos^{-1}(x_k)) \quad (9)$$

(2) Logistic 映射

$$x_{k+1} = P x_k (1 - x_k), P = 4 \quad (10)$$

(3) Sinusoidal 映射

$$x_{k+1} = \sin(\pi x_k) \quad (11)$$

本文定位优化过程中, 将上述三种混沌映射函数分别应用到初始解生成公式(2) 和优化过程公式(5) 中, 从而提高其动态性和全局性.

5 迭代定位过程

WSN 的节点三维定位的优化目标是找到目标函数的最小值对应的目标函数坐标. 采用 CMABC 完成优化问题, 其迭代过程如下:

(1) 在 WSN 的正方体区域内, 随机分布着 M 个目标节点和 N 个信标节点. 信标节点可广播其自身位置信息. 节点的通信范围设为 R .

(2) CMABC 算法将找到最小化定位误差的目标节点的坐标 (x, y, z) . 目标函数是目标节点和信标节点之间的均方距离, 在数学上被描述为:

$$f(x,y,z)=\frac{(\sum_{i=1}^N\sqrt{(x-x_i)^2+(y-y_i)^2+(z-z_i)^2}-d_i)^2}{N}$$

(12)

式中, N 表示通信范围内信标节点的数量。

(3)采用CMABC迭代寻优。

(4)在所有可定位目标节点 N_L 寻优结束后,可计算总定位误差 E_{all} 。假设估算坐标为 (X_i,Y_i,Z_i) ,实际节点坐标为 (x_i,y_i,z_i) ,其计算公式为:

$$E_{all}=\frac{1}{N_L}\sum_{i=1}^{N_L}\sqrt{(x_i-X_i)^2+(y_i-Y_i)^2+(z_i-Z_i)^2}$$

(13)

(5)执行(2)~(4),直到没有更多目标节点可被定位。定位算法的性能取决于平均定位误差 E_{all} 和成功定位的目标节点数量。平均定位误差越小,成功定位节点数量越大,则定位效果越好。

总体流程图如图5所示。

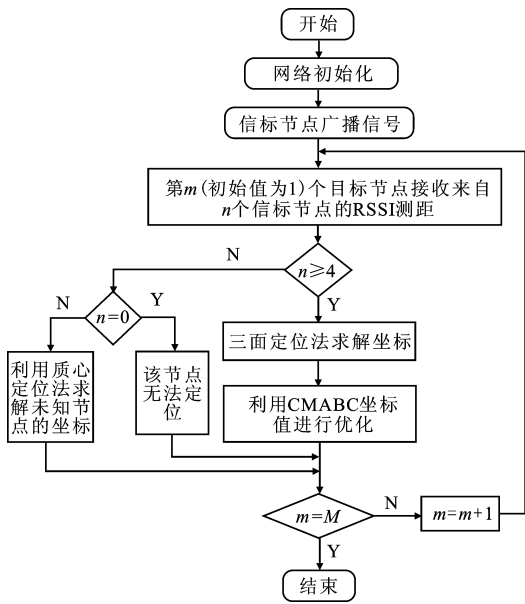


图5 定位流程图

6 仿真实验

为了验证本文提出的CMABC算法的性能,采用Matlab平台进行仿真,并与已有的改进ABC算法^[11]及PSO算法^[10]进行对比。仿真环境设为:在边长为50 m的正方体区域内随机分布100个节点,信标节点密度和通信范围是影响定位误差的重要参数。本文算法设定节点的传输范围为30 m。初始化规模为30,迭代次数设为200,实验重复30次。

图6为本文提出的CMABC算法、ABC算法、PSO算法的节点定位成功率与信标节点密度比较图。如图6所示,当信标节点数量太少时,节点的定位成功率会非常低。随着信标节点的增加,定位成功率会随之提高。本文提出的三种混沌映射函数对应的CMABC在定位成功率方面均高于ABC算法和PSO算法,这也验证了混沌映射函数在动态性和全局性方面的优势。

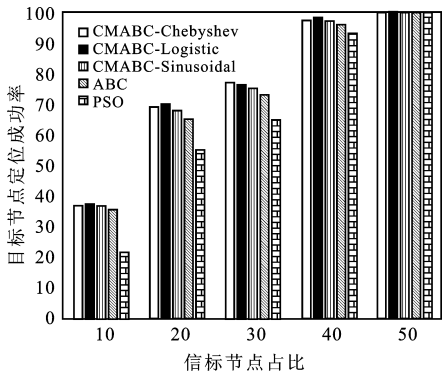


图6 信标节点个数对定位成功率的影响

图7为本文提出的CMABC算法、ABC算法、PSO算法的节点定位成功率与信标节点通信距离比较图。从图7可见,信标节点的通信距离对节点定位性能也有很大的影响。当通信距离过小时,目标节点通信范围内的信标节点受到限制,因此定位成功率会受到影响。随着通信距离的增加,目标节点获得的测距值越多,定位成功率就越高。当传输距离到达一定值后,定位成功率趋于稳定。在相同通信距离下,本文提出的CMABC算法的成功率均高于其他算法。

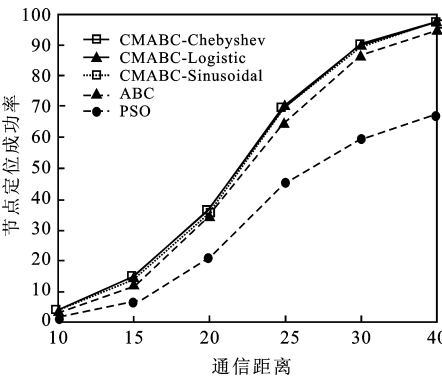


图7 通信距离对定位成功率的影响

图8为本文提出的CMABC算法、ABC算法、PSO算法的平均误差值与迭代次数比较图。如图8所示,迭代次数对目标节点的定位误差有较大影响。随着迭代次数的增加,定位精度都会随之提高,但本

文提出的 CMABC 的定位误差均小于 ABC 和 PSO 算法。实际情况中,需要掌握迭代次数带来的定位精度与时间复杂度之间的平衡。

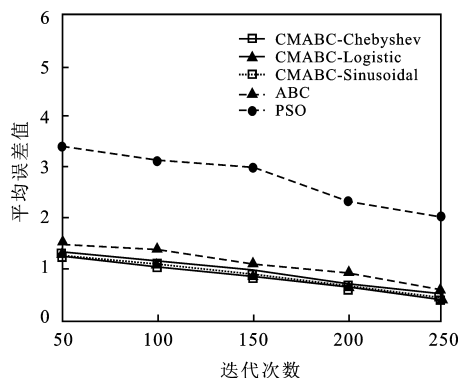


图8 迭代次数对定位误差的影响

图9为本文提出的CMABC与已有的ABC算法、PSO优化算法在平均定位误差与信标节点所占比率关系方面的比较曲线。由图9可见,信标节点的占比对定位误差的影响很大。当信标节点个数占比为40%时,后续定位误差趋于稳定。同时,由图9可见,本文提出的CMABC算法在同等条件下,平均误差均小于ABC算法和PSO算法,这主要归功于混沌映射函数较强的规避局部最优风险的能力。

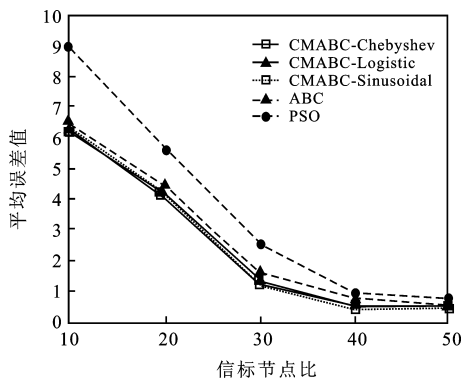


图9 信标节点个数对误差的影响

7 结束语

节点定位是三维WSN的关键问题之一,相对于二维WSN有更大的难度,其误差更难控制。为此,本文在三维WSN节点定位问题中设计了带混沌映射的人工蜂群优化算法(CMABC),分别在种群初始化和迭代优化过程中引入三个混沌映射函数,在迭代过程中引入了分治策略进行优化,通过与人工蜂群算法和粒子群优化算法进行仿真实验对比,验证了CMABC算法在定位成功率和定位精度

上都优于其他两种算法。未来的工作将进一步优化CMABC算法过程,研究与其他优化算法的交叉与合并,力求进一步提高算法性能,并将算法应用到更多的优化问题中。

参考文献:

- [1] 张欣慧,徐晶晶,许必宵,等. 无线传感器网络三维定位算法研究[J]. 计算机技术与发展, 2016, 26(12): 195-199.
- [2] ZHANG X, TANG J. LSSVR three-dimensional WSN nodes location algorithm based on improved RSSI[J]. Video Engineering, 2014; DOI: 10.1109/ICECENG.2011.6058085.
- [3] PATWARI N, ASH J N, KYPEROUNTAS S, et al. Locating the nodes: cooperative localization in wireless sensor networks[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2005, 22(4): 54-69.
- [4] 崔鸿飞,刘佳,顾晶晶,等. 基于局部保持典型相关分析的无线传感器网络三维定位算法[J]. 计算机科学, 2017, 44(9): 105-109.
- [5] 李彬,吕晓军,贾新春,等. 无线传感器网络三维节点的插值规划定位[J]. 北京邮电大学学报, 2016, 39(5): 94-98.
- [6] 刘伟,董恩清,宋洋. 无线传感器网络节点三维定位的翻转模糊检测[J]. 电子学报, 2016, 44(2): 374-384.
- [7] 邹斌,李长庚. 一种无线传感器网络移动节点的三维定位算法[J]. 计算机应用与软件, 2015, 32(1): 132-135.
- [8] YUN S, LEE J, CHUNG W, et al. A soft computing approach to localization in wireless sensor networks[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36(4): 7552-7561.
- [9] KULKARNI R V, VENAYAGAMOORTHY G K, CHENG M X. Bio-inspired node localization in wireless sensor networks[C]// IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. Italy, Bari, IEEE Press, 2009: 205-210.
- [10] 曹建,乔学工. 基于鸡群优化的无线传感器网络三面定位算法[J]. 计算机应用研究, 2017, 34(8): 2483-2485.
- [11] 李田来,刘方爱,王新华. 基于分治策略的改进人工蜂群算法[J]. 控制与决策, 2015, 30(2): 316-320.
- [12] 卞国龙,黄海松,葛至峥,等. 无线传感器网络定位技术的优化处理[J]. 微电子学与计算机, 2017, 34(4): 49-54.
- [13] ARORA S, SINGH S. Butterfly algorithm with levy flights for global optimization[C]// International Conference on Signal Processing, Computing and Control. Italy, Bologna, IEEE, 2016: 220-224.

- on anomaly and community detection[J]. IEEE Transactions on Control of Network Systems, 2017, 4(2): 392 - 404.
- [4] 方滨兴, 崔翔, 王威. 僵尸网络综述[J]. 计算机研究与发展, 2011, 48(8):1315-1331.
- [5] SAAD S, TRAORE I, GHORBANI A, et al. Detecting P2P botnets through network behavior analysis and machine learning[C]// Ninth International Conference on Privacy, Security and Trust, Montreal, Canada, IEEE, 2011:174-180.
- [6] KATO K, KLYUEV V. Large-scale network packet analysis for intelligent DDoS attack detection development[C]// Internet Technology and Secured Transactions. London, United Kingdom, IEEE, 2015: 360-365.
- [7] 诸葛建伟, 韩心慧, 周勇林, 等. 僵尸网络研究[J]. 软件学报, 2008, 19(3):702-715.
- [8] LU C, BROOKS R. Botnet traffic detection using hidden markov models[C]// The Workshop on Cyber Security and Information Intelligence Research. USA, Oak Ridge, Tennessee, ACM, 2011:31.
- [9] VENKATESH G K, NADARAJAN R A. HTTP botnet detection using adaptive learning rate multilayer feed-forward neural network[C]// Information Security Theory and Practice. Security, Privacy and Trust in Computing Systems and Ambient Intelligent Ecosystems. Berlin, Heidelberg, Springer, 2012:38-48.
- [10] BARTHAKUR P, DAHAL M, GHOSE M K. An efficient machine learning based classification scheme for detecting distributed command & control traffic of P2P botnets[J]. International Journal of Modern Education & Computer Science, 2013, DOI: 10. 5815/ijmecs. 2013. 10. 02.
- [11] YAVANOGLU O, AYDOS M. A review on cyber security datasets for machine learning algorithms[C]// IEEE International Conference on Big Data, Symposium on Data Analytics for Advanced Manufacturing. Boston, MA, USA, IEEE, 2017. DOI: 10.1109/Big-Data. 2017. 8258167.
- [12] KOZIK R, CHORAŠ M. Pattern extraction algorithm for netflow-based botnet activities detection[J]. Security & Communication Networks, 2017:1-10. DOI:10. 1155/2017/6047053.
- [13] HOQUE N, BHATTACHARYYA D K, KALITA J K. FFSc: a novel measure for low-rate and high-rate DDoS attack detection using multivariate data analysis [M]. John Wiley & Sons, Inc. 2016.
- [13] BHAMARE D, SALMAN T, SAMAKA M, et al. Feasibility of supervised machine learning for cloud security[C]// International Conference on Information Science and Security. Changsha, China, IEEE, 2017: 1-5.
- [15] 韦泽鲲, 夏靖波, 张晓燕, 等. 基于随机森林的流量多特征提取与分类研究[J]. 传感器与微系统, 2016, 35 (12):55-59.
- [16] GARCÍA S, GRILL M, STIBOREK J, et al. An empirical comparison of botnet detection methods [J]. Computers & Security, 2014(45):100-123.
- [17] JIN J, YAN Z, GENG G, et al. Botnet domain name detection based on machine learning[C]// International Conference on Wireless, Mobile and Multi-Media. Beijing, China, IET, 2016.
- [18] STEVANOVIC M, PEDERSEN J M. On the use of machine learning for identifying botnet network traffic [J]. AALOBURG University, 2016, 4(2):1-32, DOI: 10.13052/jcsm2245-1439. 421

作者简介:

肖琦女, (1993-), 硕士. 研究方向为网络安全、机器学习. E-mail:15751153961@163.com.

苏开宇男, (1978-), 硕士. 研究方向为计算机网络.

(上接第42页)

- [14] LIU Y, CHEN J. A K-means based firefly algorithm for localization in sensor networks[J]. International Journal of Parallel Emergent & Distributed Systems, 2018(12):1-16.
- [15] SANKALAP A, SATVIR S. An improved butterfly optimization algorithm with chaos[J]. Advanced Science, 2016, 8(9):711-717.

作者简介:

李田来男, (1982-), 博士, 讲师. 研究方向为无线网络、智能计算. E-mail:litianlai@sdu.edu.cn.

刘方爱男, (1962-), 博士, 教授, 博士生导师. 研究方向为人工智能、大数据分析.