

基于跳数修正和遗传模拟退火优化 DV-Hop 定位算法

王国武 陈元琰

广西师范大学计算机科学与信息工程学院 广西 桂林 541004

摘要 针对 DV-Hop 算法在跳数和平均跳距方面误差较大的缺点,提出了基于跳数修正和遗传模拟退火优化 DV-Hop 定位算法。该算法对未知节点的跳数进行改进,通过已知节点的精确跳数,计算偏差系数对其增加修正值;采用遗传算法和模拟退火算法相结合的方法在平均跳距值方面进行优化。通过仿真实验结果分析,改进后的算法能够明显提高节点定位精度。

关键词: 无线传感器网络;节点定位;DV-Hop;跳数修正;遗传模拟退火算法

中图分类号 TP393

Improvement of DV-Hop Location Algorithm Based on Hop Correction and Genetic Simulated Annealing Algorithm

WANG Guo-wu and CHEN Yuan-yan

College of Computer Science and Information Engineering, Guangxi Normal University, Guilin, Guangxi 541004, China

Abstract In order to solve the problem of location error caused by Hop count and Average Hop distance in traditional Distance Vector-Hop (DV-Hop) algorithm, an improved DV-Hop localization algorithm based on hop correction and Genetic Simulated Annealing is proposed. The improvement of the algorithm is mainly reflected in the calculation of the exact hop count of known nodes. It calculates the coefficient of deviation, and adds a correction value to unknown node with a large number of hops, then uses Genetic Simulated Annealing algorithm to optimize the average Hop distance. The simulation results show that the improved algorithm can significantly improve the node positioning accuracy.

Keywords Wireless sensor networks, Node localization, DV-Hop, Hop correction, Genetic simulated annealing algorithm

1 引言

无线传感器网络(Wireless Sensor Networks, WSN)是一种包含信息感知以及数据采集的新型网络系统,它可以帮助人类实现对物理世界的感知、人与事务的通信,同时无线传感器网络技术实现物联网的重要基础。有关 WSN 的研究在近年来发展极快,运用到很多民用和军事领域,如在民用方面的环境监测、工业控制、智能家居、健康医疗、抢险救灾等,在军事领域的目标定位、目标跟踪、国土安全等。因此 WSN 的发展也会对生活水平的提高和人类社会的进步带来巨大影响^[1-3]。

节点定位问题向来是 WSN 中的重点研究内容,在许多 WSN 的应用中都需要节点知道自身的位置信息。节点定位技术就是根据已知节点(信标节点)坐标来对未知节点进行定位。常见的节点定位算法一般可以分为基于测距和基于无测距两大类^[4]。基于测距的定位算法是通过测量节点间的距离和角度,通过几何关系确定未知节点位置,这类方法虽然精度较高但是成本和能耗也相对较大,基于无测距定位算法则无须直接测量节点间的距离和角度,而是通过网络连通性来确定未知节点的位置,这类方法的成本和能耗较低,但是精度相对也较低。

近些年,有越来越多的国内外学者提出了许多关于节点定位算法的改进。例如,文献[5]提出一种算法对平均跳距进行误差校正以及利用差分进化算法优化未知节点定位来提高定位精度。文献[6]中提出细菌觅食优化算法利用最小跳数和信标节点位置信息优化出每一跳的平均跳距。文献[7]中

提出利用蝙蝠算法计算平均跳距,然后通过跳数小于 3 的信标节点平均跳距进行加权来减小定位误差。文献[8]中提出一种全网络有效跳距并对跳数增加修正值,采用列文伯格-马夸尔特算法估算位置节点位置。文献[9]中提出了用人工蜂群优化神经网络对测距误差进行建模与预测,根据检测结果确定权重来提高定位精度的算法。

基于现有的研究基础上,本文提出了一种基于跳数修正和遗传模拟退火优化 DV-Hop 定位算法,主要利用计算跳数偏差系数对跳数进行修正,利用遗传模拟退火算法对信标节点平均跳距进行优化,从而降低传统 DV-Hop 算法的定位误差,提高定位精度。

2 DV-Hop 算法误差分析及改进

DV-Hop(Distance Vector-Hop)算法^[10]属于非测距算法中的一类,它的定位过程主要可以分为计算节点间的最小跳数、估算未知节点到信标节点间距离、估算未知节点坐标位置 3 步来实现。

DV-Hop 算法是完全依靠网络连通度来进行节点定位的,无论是外部环境因素,还是算法本身缺陷都会导致许多定位误差。

(1)节点间跳数带来的误差

由于 DV-Hop 是通过节点间的通信来确定跳数,如果两个相邻节点可以互相感测到,即跳数为一跳,这里的一跳默认为节点间的通信半径 R 。尽管节点间的跳数为一跳,实际上两者的距离并非通信半径 R 。这时就会引起节点间跳数带来的误差。

在图1中,4个节点均为信标节点,虚线圆圈为信标节点A的通信半径。可以看出节点A到节点B相比较节点A到节点C,虽然都是1跳,在DV-Hop算法中都认为是一个通信半径的距离,但是实际上两者相差较大。为了进一步改进,将信标节点*i*和信标节点*j*之间的距离比上通信半径*R*的值作为信标节点之间的精确跳数:

$$H_{ij} = d_{ij} / R \quad (1)$$

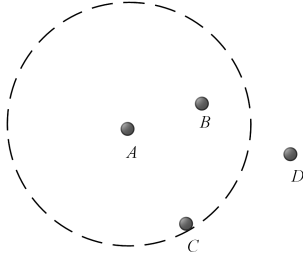


图1 信标节点分布示意图

Fig. 1 Distribution diagram of beacon nodes

然后用计算出的精确跳数 H_{ij} 与之前通过节点间通信得到的跳数 h_{ij} 求得偏差系数:

$$M_{ij} = \frac{|H_{ij} - h_{ij}|}{h_{ij}} \quad (2)$$

求出的偏差系数 M_{ij} 的值可用来反映信标节点间的精确跳数和估测出的跳数的偏差情况,该系数越大则误差越大。为了减小误差,偏差系数越大就给予跳数较大的修正值,修正值计算公式如下:

$$C_{ij} = 1 - M_{ij}^2 \quad (3)$$

(2) 计算出的信标节点的平均跳距的误差

在DV-Hop算法中,节点间距离的计算采用的是信标节点的平均跳距和节点间跳数的乘积来表示。如图2的网络结构中节点A,B,C为信标节点,节点U为未知节点,通过DV-Hop算法可以计算出信标节点B的平均跳距为 $(d1 + d2) / (4 + 4)$,未知节点U到节点A,C的跳数均为3,计算出的U到节点A,C的距离相等都为 $\frac{3}{8}(d1 + d2)$ 。但实际上未知节点U到A,C的距离相差较多。这主要是由于局部区域的网络拓扑结构存在差异,导致不同区域的平均跳距也不同。

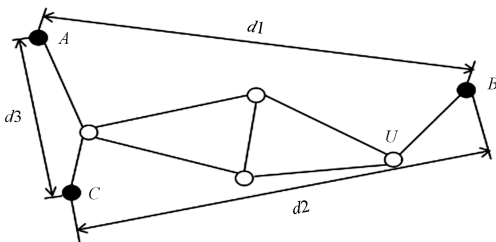


图2 网络节点结构示意图

Fig. 2 Network node structure diagram

针对上述误差,本文采用一种结合遗传算法以及模拟退火算法对节点平均跳距进行优化,进而得到更接近真实值的效果。

3 基于跳数修正和遗传模拟退火优化的DV-Hop定位算法

遗传算法(Genetic Algorithm, GA)^[11-12]是一种以进化论和生物遗传学相关知识为基础搜索问题最优解的方法。其在

机制上来看是从任一解出发,以一定的概率在解空间中找出最优解,其由于较快全局搜索能力,且不会陷入局部最优解的优点,目前已被广泛运用于各种优化问题上^[13-14]。

在传统DV-Hop算法定位过程中,有关平均跳距的优化问题本质上就是求解平均跳距误差和最小值的问题:

$$\begin{cases} \min \epsilon = \sum_{i \neq j} (d_{ij} - hopsize_i \times hop_{ij})^2 \\ \text{s. t. } 0 < hopsize_i < \max(d_{ij}) \end{cases} \quad (4)$$

其中, ϵ 代表跳距误差, d_{ij} 为信标节点*i,j*之间的实际距离, $hopsize_i$ 为信标节点*i*的平均跳距, hop_{ij} 为信标节点*i*到*j*之间的跳数。根据上述公式可以看出对于平均跳距的优化问题完全可以使用遗传算法进行优化。

3.1 结合模拟退火改进后的算法

针对遗传算法“早熟”收敛,即算法本身局部搜索能力较差的缺点,种群进化到后期搜索能力较低。为了弥补这方面的不足,在遗传算法的基础上引入模拟退火算法(Simulated Annealing, SA)^[15-16]来解决其局部搜索能力差的缺点。模拟退火算法是一种应用比较广泛的蒙特卡罗迭代的随机求优算法,其具有摆脱局部最优解的能力,能够以随机搜索技术从概率的意义上找出目标函数的全局最小点。利用其收敛性避免出现遗传算法的“早熟”现象。再通过遗传算法每轮迭代选择出的子代个体后,这些个体仍然有可能由于遗传算法的缺陷无法得到更为准确的子代个体,针对遗传算法每轮的子代个体再进行模拟退火的优化。

3.1.1 算法的适应度函数

适应度函数用以计算个体适应值来控制保留和淘汰的个体。一个好的适应度函数决定着算法的效率和精度。本文算法以信标节点平均跳距为个体种群。具体的适应度函数公式如下:

$$fitness = \frac{1}{\sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^n (Hopsize_i \times H_{ij} - TrueD_{ij}))} \quad (5)$$

其中, n 为信标节点个数, $Hopsize_i$ 为信标节点*i*的平均跳距, H_{ij} 为信标节点*i*和*j*修正后的跳数, $TrueD_{ij}$ 为信标节点*i*和*j*之间的实际距离。

3.1.2 算法的初步选择操作

算法中的初次选择即依据适应度在个体中选取母本组,算法中采用轮盘赌的方式来进行,即将每个个体以一定的比例放在轮盘中,给予适应度越大的个体更大的概率,具体个体选择概率的计算公式如下:

$$p(x_i) = \frac{f(x_i)}{\sum_{j=1}^n f(x_j)} \quad (6)$$

其中, x_i 为某个个体。由于所有个体的概率总和为1,将每个个体按照其概率分布在区间 $[0, 1]$ 中。在具体选择个体时,只需要在 $[0, 1]$ 的区间中随机生成某个数,根据数所在区间选择相应的个体。这样适应度较大的个体所在区间范围较大,被选中的概率也较大,适应度较小的个体尽管选中概率较小,但也有一定的可能性,避免了适应度较小的个体被直接淘汰的问题。

3.1.3 算法的二次选择操作

二次的选择即为是否选择接收新产生的个体种群。算法中,当新个体种群降温到当前温度的适应度大于或等于旧适应度时,则接收这个新解,否则以一定的概率接收这个新解。若 $g(x)$ 为旧解, $g(x')$ 新解。具体接收新解的概率*P*的公式如下:

$$p = \begin{cases} 1, & g(x') \geq g(x) \\ \exp(-\frac{\Delta g}{t}), & g(x') < g(x) \end{cases} \quad (7)$$

其中, t 为温度控制参数。当前后解差值越小时总体接受概率越大,即保证前后两次解的变化不会特别大;温度越小时接受概率越小,即快到达算法搜索上限时尽量减少变化解。

3.2 算法流程图

改进定位算法的流程图如图 3 所示。

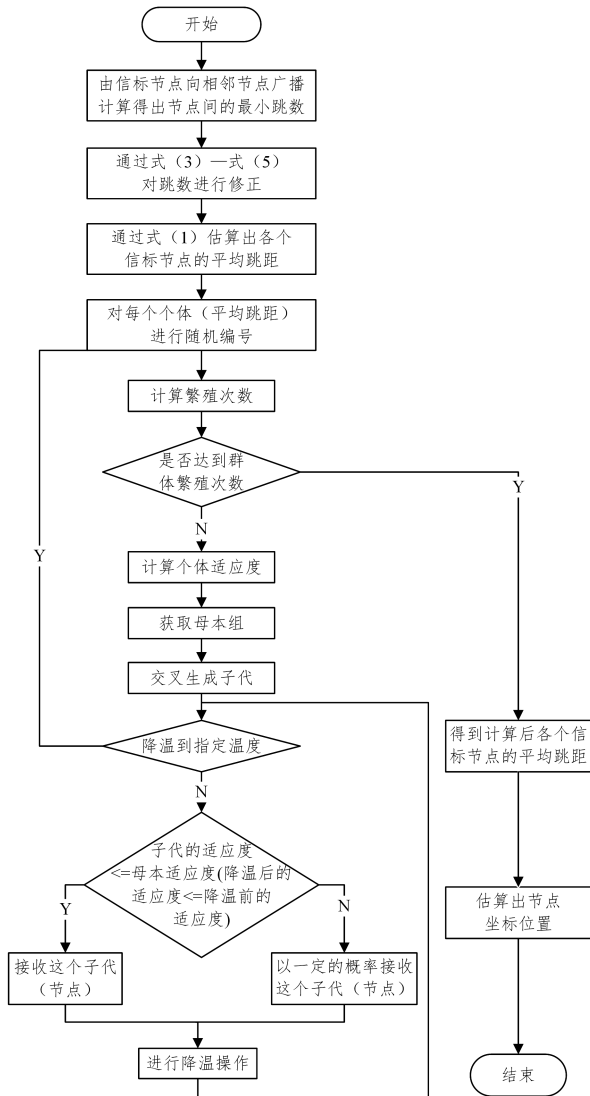


图 3 改进定位算法流程图

Fig. 3 Improved positioning algorithm flow chart

算法步骤描述如下。

(1)初始化网络。在网络中随机生成一些节点,其中部分为已知位置的信标节点,设置网络中节点的通信半径。

(2)通过 DV-HOP 算法及跳数修正计算跳数和平均跳距。由信标节点向相邻节点广播计算得出节点间的最小跳数;通过上式(1)一式(3)对跳数进行修正;由跳数估算出各个信标节点的平均跳距。

(3)通过改进后的算法优化平均跳距。对步骤(2)得到的一组平均跳距进行随机编号并将每个数据看作一个个体;通过算法的初步选择操作选出合适的母本交叉生成子代。每次繁殖计算繁殖次数直至到达设定的繁殖次数得到计算后各个节点的平均跳距即子代种群。将新产生的子代种群进行算法的二次选择操作,得到最终优化后的平均跳距。

(4)估算出节点坐标位置。通过上述步骤得到由跳数修正后的跳数以及遗传模拟退火算法优化后的平均跳距,估算出未知节点的位置并进行误差分析。

4 仿真实验与分析

为了验证通过跳数修正以及遗传模拟退火算法优化后的定位算法的性能,采用 Matlab R2014a 对算法进行仿真验证。信标节点和未知节点随机分布在 100×100 的区域内,模拟 100 个随机节点分布图如图 4 所示。

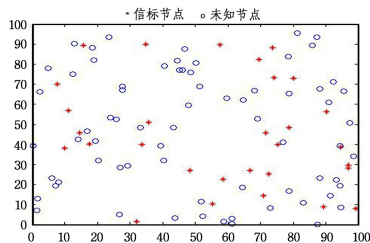


图 4 模拟随机节点分布示意图

Fig. 4 Simulate random node distribution diagram

本文采用的误差分析为:

$$err = \frac{\sum_{i=1}^n \sqrt{(x_i - \hat{x}_i)^2 + (y_i - \hat{y}_i)^2}}{n \times R} \times 100\% \quad (8)$$

其中, n 为未知节点的个数, R 为节点间的通信半径, (\hat{x}_i, \hat{y}_i) 为计算出的未知节点的位置, (x_i, y_i) 为未知节点的真实位置。

信标节点的个数以及通信半径都会对误差产生影响。通过控制变量的方式分别以传统 DV-Hop 算法、遗传模拟退火算法改进的 DV-Hop 算法(GASA-Hop)、跳数修正改进后的 DV-Hop 算法(HC-Hop)、跳数修正和遗传模拟退火算法改进 DV-Hop 算法(HC-GASA-Hop) 4 种算法进行实验。

图 5 为通信半径固定为 30 m 时,不同信标节点个数下各个算法的定位误差。由图可见相较于传统 DV-Hop 普遍在 30%左右的误差,单一优化的 HC-Hop 和 GASA-Hop 算法都能在一定程度上降低误差,在信标节点覆盖率为 40%时能达到低于 20%的误差;本文提出的 HC-GASA-Hop 在信标节点覆盖率 15%时就能降低到上述误差率,在信标节点覆盖率达到 40%时,定位误差可进一步降低到 12.8%。

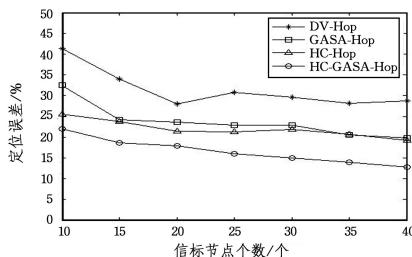


图 5 信标节点变化时算法定位误差图

Fig. 5 Positioning error diagram of different beacon nodes

图 6 为信标节点覆盖率为 30%时,不同信标节点个数下各个算法的定位误差。由图可见传统 DV-Hop 的误差仍然普遍偏高,使用 HC-Hop 和 GASA-Hop 算法可在一定程度上降低误差,在通信半径为 50 m 时误差降低到 20%;本文提出的 HC-GASA-Hop 在通信半径为 50 m 时定位误差进一步降低到 13.1%。

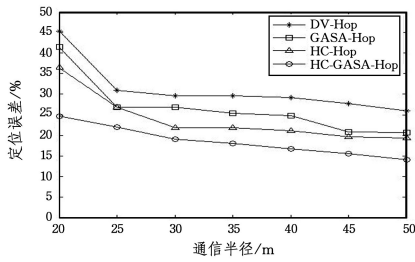


图6 通信半径变化时算法定位误差图

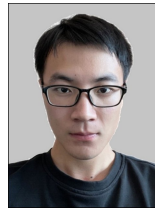
Fig. 6 Location error diagram of different communication radii

结束语 通过对传统 DV-Hop 算法以及 HC-GASA-Hop 算法进行了相同参数环境下的定位误差分析可以看出, HC-GASA-Hop 算法相比传统的 DV-Hop 算法具有更强的定位精度。但是其提升定位精度的同时未能兼顾改进其时间复杂度, 因此如何进一步降低算法复杂度也是今后研究的重点。

参考文献

- [1] CHONG C Y, KUMAR S P. Sensor Networks: Evolution, opportunities, and Challenges [J]. IEEE Communications Magazine, 2002, 40(8): 102-114.
- [2] 王泽兵, 李贯峰. 无线传感器网络技术在物联网中的应用及其发展趋势[J]. 信息记录材料, 2019, 20(11): 179-180.
- [3] ESTRIN D, CULLER D, PISTER K, et al. Connecting the physical world with pervasive networks[J]. IEEE Pervasive Computing, 2002, 1(1): 59-69.
- [4] CHENG X, SHU H, LIANG Q, et al. Silent Positioning in Underwater Acoustic Sensor Networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2008, 57(3): 1756-1766.
- [5] HUANG Y, ZHANG L. Weighted DV-Hop Localization Algorithm for Wireless Sensor Network based on Differential Evolution Algorithm[C]// 2019 IEEE 2nd International Conference on Information and Computer Technologies (ICICT). IEEE, 2019.
- [6] HUANG H, CHEN H, CHENG S, et al. An improved DV-HOP algorithm for indoor positioning based on Bacterial Foraging Optimization[C]// 2016 8th International Conference on Wireless

- Communications & Signal Processing (WCSP). IEEE, 2016.
- [7] YANG X, ZHANG W. An Improved DV-Hop Localization Algorithm Based on Bat Algorithm[J]. Cybernetics & Information Technologies, 2016, 16(1): 89-98.
- [8] 高清源, 徐曾春, 胡平. 基于跳数修正与 LM 优化的 DV-Hop 改进算法[J]. 计算机应用研究, 2019, 36(1): 206-209, 219.
- [9] 周子昂, 徐坤, 程全, 等. 人工蜂群优化神经网络的无线传感器节点定位算法[J]. 南京理工大学学报, 2017, 41(4): 466-471.
- [10] NICULESCU D, NATH B. DV Based Positioning in Ad Hoc Networks[J]. Telecommunication Systems, 2003, 22(1-4): 267-280.
- [11] PENG B, LI L. An improved localization algorithm based on genetic algorithm in wireless sensor networks[J]. Cognitive Neurodynamics, 2015, 9(2): 249-256.
- [12] 张万礼, 宋启祥. 遗传算法的 DV-Hop 算法改进[J]. 重庆大学学报, 2015, 38(3): 159-166.
- [13] KUMAR G, RAI M K. An energy efficient and optimized load balanced localization method using CDS with one-hop neighbourhood and genetic algorithm in WSNs[J]. Journal of Network and Computer Applications, 2017, 78: 73-82.
- [14] FERREIRA M, BAGARI J, LANZA-GUTIERREZ J M, et al. On the Use of Perfect Sequences and Genetic Algorithms for Estimating the Indoor Location of Wireless Sensors[J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2015, 2015: 1-12.
- [15] 张治华, 张玲华. 基于模拟退火的加权 DV-Hop 的 WSN 定位算法[J]. 计算机技术与发展, 2018, 28(6): 201-204.
- [16] 何庆, 吴意乐, 徐同伟. 改进遗传模拟退火算法在 TSP 优化中的应用[J]. 控制与决策, 2018, 33(2): 219-225.



WANG Guo-wu, born in 1996, postgraduate. His main research interests include computer network and artificial intelligence.

(上接第 294 页)

- [13] YAN W, LI M, ZHONG Y, et al. A Novel k-MPSO Clustering Algorithm for the Construction of Typical Driving Cycles[C]// IEEE Access. 2020, 88: 64028-64036.
- [14] SEYYED M E G, MAZLUMI K. Adaptive protection scheme for microgrids based on SOM clustering technique[J]. Applied Soft Computing, 2020: 106062.
- [15] WILINSKI A. Time series modeling and forecasting based on a Markov chain with changing transition matrices[J]. Expert Systems with Applications, 2019, 133: 163-172.
- [16] WU Y, ZHANG W, ZHANG L, et al. A Multi-Clustering Algorithm to Solve Driving Cycle Prediction Problems Based on Unbalanced Data Sets: A Chinese Case Study[J]. Sensors, 2020, 20: 2448.
- [17] YAN J, LIU J, TSENG F M. An evaluation system based on the self-organizing system framework of smart cities: A case study of smart transportation systems in China [J]. Technological Forecasting and Social Change, 2020, 153: 119371
- [18] SHI Q, ZHENG Y, JIANG P. Research on driving conditions of

urban roads based on kinematic fragments [J]. Automotive Engineering, 2011, 33(3): 256-261.

- [19] LI J. Research on related technologies of data processing and analysis platform for operating vehicle operating conditions [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2014.



LUO Jing-jie, born in 1997, postgraduate. His main research interests include machine learning and intelligent traffic.



WANG Yong-li, born in 1974, Ph. D, professor, is a member of China Computer Federation. His main research interests include database technology, knowledge graph, data mining, internet of things data processing, massive data analysis, and machine learning.