

2-15-2019

Improved DV-Hop Localization Scheme Based on the Best Path Matching Strategy

Qinqin Shi

1. School of Computer Science & Information Engineering, Shanghai Institute of Technology, Shanghai 201418, China;;

Xu Qiang

1. School of Computer Science & Information Engineering, Shanghai Institute of Technology, Shanghai 201418, China;;

Jianping Zhang

2. Sino Parking Tech Co. Ltd., Shanghai 200127, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the [Artificial Intelligence and Robotics Commons](#), [Computer Engineering Commons](#), [Numerical Analysis and Scientific Computing Commons](#), [Operations Research](#), [Systems Engineering and Industrial Engineering Commons](#), and the [Systems Science Commons](#)

This Original Article is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Improved DV-Hop Localization Scheme Based on the Best Path Matching Strategy

Abstract

Abstract: Improvement strategies are provided in view of the fact that the original DV-Hop (Distance, Vector-Hop) method has great error in distance estimation due to the network anisotropy in practical applications and the sensitivity of its location derivation algorithm to the range error. *In the distance estimation step, a strategy of computing path similarity parameter is proposed to find out the most similar beacon-beacon path to beacon-node path; in the position calculation step, a modified PSO (Particle Swarm Optimization) algorithm is added after the initial position of an unknown node being derived using Lateration algorithm.* Simulation shows that compared with the original method and other representative improved algorithms, our method can obtain higher distance estimation accuracy, improve the robustness to range error, and effectively improve enhance the average localization accuracy of the unknown nodes in the network.

Keywords

DV-Hop, node localization, path matching, Lateration, PSO algorithm

Recommended Citation

Shi Qinqin, Xu Qiang, Zhang Jianping. Improved DV-Hop Localization Scheme Based on the Best Path Matching Strategy[J]. Journal of System Simulation, 2019, 31(2): 316-324.

基于最佳路径匹配的 DV-Hop 改进方法

石琴琴¹, 徐强¹, 张建平²

(1. 上海应用技术大学计算机科学与技术工程学院, 上海 201418; 2. 华车科技有限公司, 上海 200127)

摘要: 针对原 DV-Hop (Distance Vector-Hop)方法在实际应用中因网络的各向异性而导致的距离估计误差较大以及位置计算算法对测距误差敏感的问题进行改进,在距离估计步骤中提出通过路径相似度参数对比的策略选择最佳信标间路径来逼近未知节点与信标间路径;在位置计算步骤中提出在原有 Lateralation 算法的基础上增加改进的粒子群算法优化过程。仿真实验表明,与原 DV-Hop 方法和其他典型改进方法相比,所提改进方法首先提高了测距精度,进而提高了定位算法对测距误差的鲁棒性,从而整体上可有效提高全网未知节点的定位精度。

关键词: DV-Hop; 节点定位; 路径匹配; Lateralation; 粒子群算法

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1004-731X (2019) 02-0316-09

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.17-0099

Improved DV-Hop Localization Scheme Based on the Best Path Matching Strategy

Shi Qinqin¹, Xu Qiang¹, Zhang Jianping²

(1. School of Computer Science & Information Engineering, Shanghai Institute of Technology, Shanghai 201418, China;

2. Sino Parking Tech Co. Ltd., Shanghai 200127, China)

Abstract: Improvement strategies are provided in view of the fact that the original DV-Hop (Distance, Vector-Hop) method has great error in distance estimation due to the network anisotropy in practical applications and the sensitivity of its location derivation algorithm to the range error. *In the distance estimation step, a strategy of computing path similarity parameter is proposed to find out the most similar beacon-beacon path to beacon-node path; in the position calculation step, a modified PSO (Particle Swarm Optimization) algorithm is added after the initial position of an unknown node being derived using Lateralation algorithm.* Simulation shows that compared with the original method and other representative improved algorithms, our method can obtain higher distance estimation accuracy, improve the robustness to range error, and effectively improve enhance the average localization accuracy of the unknown nodes in the network.

Keywords: DV-Hop; node localization; path matching; Lateralation; PSO algorithm

引言

DV-Hop(Distance Vector-Hop)定位方法^[1]最初

是由美国路特葛斯大学(Rutgers University)的 Dragos Niculescu等提出的6种分布式定位算法之一,是一种非基于测距的定位方法,主要应用于无线传感器网络的节点自定位。

经典 DV-Hop 方法用于解决网络节点随机布设而引起的节点定位问题。方法一般约定网络中存在一定比例已知自身位置的节点(称为信标),其余节点称为未知节点。网络中的所有节点可通过多跳



收稿日期: 2017-03-06

修回日期: 2017-06-01;

基金项目: 国家自然科学基金(61103180), 上海应用技术学院协同创新基金(XTCX2015-11);

作者简介: 石琴琴(1975-), 女, 山西五寨, 博士, 讲师, 硕导, 研究方向为无线感知网络定位相关技术。

<http://www.china-simulation.com>

通信获知与信标间的最小跳数, 未知节点与信标之间的估计距离通过将最小跳数与一个平均每跳距离估值相乘来确定的, 以此为计算条件采用 Lateration 算法计算未知节点的坐标。

经典 DV-Hop 方法利用获知的跳数信息与信标的坐标值实现未知节点的坐标计算, 无须专门的测距硬件设施, 因而具有易于部署、可扩展性强以及能量高效的优点, 是无线传感器网络实现节点定位功能最常使用的方法之一。然而, 因经典 DV-Hop 方法固有的定位原理, 使得其在节点分布均匀的各向同性网络拓扑状态下具有良好的定位性能, 但在各向异性网络中, 由于节点分布不均匀或部署区域不均匀, 定位精度则会出现严重下降的现象。

很多学者提出多种基于经典 DV-Hop 方法的改进策略, 以期改善其对多样性应用环境的适应性。有些改进策略是针对 DV-Hop 方法距离估计步骤中的平均每跳距离校正开展的, 如文献[2-5]中所列, 这些策略对节点布设密度、信标比例及网络拓扑仍需特殊限定才能达到改善的目的; 有些改进策略是针对 DV-Hop 方法位置计算步骤中使用 Lateration 算法获得的节点定位值的优化开展的, 如文献[6-8]中提出了在这一步骤中增加数值优化处理过程来提高定位精度, 改进策略执行的计算条件是在默认距离估计值精确的前提下, 计算量较大, 在实际环境中使用存在很大挑战; 另外一些改进策略对两个定位步骤都提出了相应的改进算法, 如文献[9-12]所列, 在特定的实验环境下都取得了较好的定位精度, 为本文提供了良好的思路借鉴。

本文提出的改进策略主要的贡献在于: 在距离估计阶段对每个未知节点, 建立路径相似度参数选择机制, 在目标信标与其余各个信标的连接路径中选出与目标信标和此未知节点连接路径最相似的一条, 独立确定未知节点与目标信标间的平均跳距, 以期使得估计距离尽量接近真实距离; 在节点位置计算阶段, 在使用 Lateration 算法获得节点初始坐

标后, 将定位问题建模为求非线性方程组最优解的问题, 使用改进的粒子群算法^[13]求解, 实现进一步的位置优化计算, 以期达到提高整体定位精度的目的。

1 相关工作

1.1 经典 DV-Hop 方法

首先基于距离矢量路由协议获知节点间跳距, 利用跳距与估计的平均每跳距离值相乘来获得未知节点与信标之间的距离, 而后通过定位算法获得未知节点坐标。依据计算条件的获取与利用的线索, 本文将经典 DV-Hop 定位方法的实现步骤归纳为以下 2 步:

第 1 步: 每个信标节点使用距离矢量交换协议向相邻节点广播其信息, 信息向量表示为: (id, h, x, y) , 其中 id 为信标序号, h 为初始值为 0 的当前跳数累加值, (x, y) 为信标坐标。而后利用信标间的相隔最小跳数和坐标值, 采用式(1)估计一个平均每跳距离值 $Hopsiz_e$, 并将其广播至网络中。

$$Hopsiz_e = \frac{\sum_{i \neq j} \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}}{\sum_{j \neq i} h_{ij}} \quad (1)$$

式中: (x_i, y_i) 、 (x_j, y_j) 是信标节点 i 和 j 的坐标, h_{ij} 是 i 和 $j(i \neq j)$ 之间的最小跳数。未知节点将最先接收到的 $Hopsiz_e$ 值作为自身的 $Hopsiz_e$, 并据此估计与各信标节点之间的距离 d_i , 计算公式如式(2)所示。

$$d_i = Hopsiz_e \times h_i \quad (2)$$

式中: h_i 是未知节点到信标 i 的最小跳数值。

第 2 步: 未知节点获得相距 $n(n \geq 3)$ 个信标节点的距离与信标坐标后, 将其作为 Lateration 算法的计算条件, 实现自身的坐标求解。这一步骤建立如式(3)所示的距离方程组, 线性化后求得的未知数的解即为未知节点坐标 (x, y) 。

$$\begin{cases} (x_1 - x)^2 + (y_1 - y)^2 = d_1^2 \\ \vdots \\ (x_n - x)^2 + (y_n - y)^2 = d_n^2 \end{cases} \quad (3)$$

1.2 DV-Hop 方法既有改进策略分析

经典 DV-Hop 方法的运算规则使其优势显著,但也使得其在实际应用中的规则合理性不能保证。因为一般需要采用 DV-Hop 类算法实现节点定位的环境,多为战场、灾害发生地或其他危险区域,节点通常采用随机布设的方式,由此引起的网络各向异性会使得通过全网信标节点间距离和除以跳数和计算获得的平均每跳距离估值不能真实反映未知节点与每一个信标之间的平均每跳距离值;另外,根据既有文献[14]对 Lateration 定位算法属性的研究,当距离误差较大时,其定位精度是不能保证的,因此,有必要增加优化步骤,以此提高整体的算法鲁棒性。

针对上述 DV-Hop 方法的不足之处,文献[2]对每一未知节点到信标的最短路径,在相邻两节点间计算一个通信覆盖率,而后获得跳数系数来修正最短路径跳数,再与平均每跳距离相乘得到未知节点到信标的距离值,该算法在网络节点较密集的条件下能对测距精度起到一定程度的改进,但当节点稀疏分布时,节点的覆盖比例很不均匀,改进算法的定位误差较高;文献[3]通过设定跳数阈值限定了局部信标参与平均每跳距离值的估计,对 1 跳范围内未知节点与信标间的距离估值,采用 RSSI 测距值代替,并计算信标节点间实际距离与估算距离之间的误差,再利用该误差反向修正平均每跳距离参数,该算法主要有两点不足:一是引入了 RSSI 测距技术,导致硬件开销比传统算法有所增加,二是对信标节点的平均每跳距离重新修正,使得改进算法的计算量有所增加;文献[4]首先使用 Bat 算法计算对每个信标节点而言的最优平均每跳距离值,针对每个未知节点,选择跳数距离小于或等于 3 的信标节点所记录的平均每跳距离,使用跳数倒数为权值来加权平均,得到未知节点的平均每跳距离,该算法的缺点是忽略了 3 跳内没有信标节点的情况,针对每个未知节点,如果存在 3 跳内没有信标节点的情况会导致算法出错,为了避免上述情况发

生,需要加大节点布设密度,这就使得算法复杂度增加。文献[5]使用人工蜂群算法来修正平均每跳距离,查找适用于所有信标的平均每跳距离值,定位仍采用 lateration 算法,在节点分布均匀的条件下能够在一定程度上提高定位精度,该算法的缺点是没有有效的避免人工蜂群陷入局部优化,使得测距误差波动较大,算法稳定性不够。文献[6-8]沿用了原 DV-Hop 方法的距离估计规则与算法,只在在位置计算步骤中基于使用 Laterration 算法获得的未知节点坐标初始值,分别增加 Steffensen、Bat 以及拟牛顿算法实现的迭代优化步骤,这些算法都将距离估计步骤中获得的未知节点与信标间的测距值看做常量,默认为精确值,未做进一步修正,不能从根本上解决因测距误差引起的定位偏差,不符合实际应用场景。文献[9]通过理想跳数锚节点筛选与加权平均的方式改进平均每跳距离参数,而后使用遗传机制改进的粒子群算法代替 Lateration 算法得出未知节点的坐标,该算法中理想锚节点跳数阈值的设定可能导致不同锚节点获得的平均每跳距离估计值差异较小,难以反映真实的节点连接关系,且使用遗传算法改进粒子群算法将成倍地增加计算量,降低了方法的实用性;文献[10]首先通过加权平均计算多个信标的平均每跳距离值作为新的平均每跳距离值来减少距离估计误差,而后在定位部分使用无偏估计得到的权值来改进最小二乘法计算未知节点坐标,算法所确定的平均每跳距离值虽然经过加权平均,但在各向异性网络中仍然不能反映出未知节点与每一个信标之间平均每跳距离值,且算法存在计算开销大的问题,导致实用性较差。文献[11]中当前信标只采用相隔欧氏距离在通信半径内的其他信标节点参加平均每跳距离值计算,然后采用 QR 分解法计算未知节点坐标,该算法的实施做了理想化的假设,未考虑设定的距离范围内无信标节点的状况,在仿真实验中该算法在传感器数量固定时并没有稳定地降低定位误差,说明该算法对传感器节点的数量需求较大,实用性

较低; 文献[12]中提出一种基于跳距修正粒子群优化的定位算法, 在测距阶段通过改进信标节点广播的数据分组结构, 选择限定跳数内的信标节点计算当前信标的平均每跳距离, 并将平均每跳距离误差取做权值, 每个未知节点取最近的 3 个信标的加权平均每跳距离做为自身的平均每跳距离, 最后用改进的粒子群算法对定位结果进行迭代优化, 该算法的缺点是在信标节点生存周期范围内少于 3 个信标节点时会报错, 并且该算法增加了数据分组格式的内容, 对数据传输的带宽要求较高。

本文综合上述文献的优缺点, 渐次对原 DV-Hop 方法的两个步骤进行改进, 提出相应的改进策略, 具体的改进算法阐述如第 2 节所述。

2 本文改进策略

经典 DV-Hop 方法因其固有的平均每跳距离参数估计规则对各向异性网络的适应性较差, 使得距离估计精度存在不可控性, 进而导致对距离误差敏感的 Lateration 算法难以精确定位节点。针对以上问题, 本文所做改进如下: ①在距离估计步骤中搜索最佳信标对间路径来独立确定未知节点到目标信标间的平均每跳距离估计值; ②在位置计算步骤中采用改进的粒子群算法对 Lateration 算法获得的未知节点初始位置进行优化。

2.1 最佳路径匹配算法

在距离估计阶段, 基于原 DV-Hop 方法, 利用距离矢量交换协议全网节点可获得并记录距离各信标节点的多跳最短路径与最小跳数。针对每一个未知节点, 当其需要获知与某个信标节点间的距离估计时, 搜索与它们之间的最短路径最为相似的其他信标节点对之间的最短路径, 匹配出路径相似度参数值最高的信标节点对间的路径作为计算该未知节点至其目标信标的平均每跳距离值的最佳路径, 进而获得该未知节点与目标信标间的距离估计值。

以其中一个未知节点获知与某一目标信标间的距离估值为例, 对上述算法的具体步骤描述如下:

(1) 记录目标信标到该未知节点间的多跳最短路径所包含的节点数, 并记为 m ;

(2) 分别记录其余信标至目标信标间的多跳最短路径所包含节点数, 并记 n ;

(3) 分别将其余信标至目标信标间的多跳最短路径与未知节点至目标信标间的多跳最短路径相比, 其中包含的相同的节点个数记为 q ;

(4) 提出一个计算路径相似度参数 Xsd 的公式, 如式(4)所示。

$$Xsd = \begin{cases} \alpha_1 \times \frac{q}{m} + \alpha_2 \times \frac{1}{|m-n|} & (m \neq n) \\ \frac{q}{m} & (m = n) \end{cases} \quad (4)$$

式中: α_1 和 α_2 是偏离因子, 根据多次仿真实验结果, 本文中 α_1 取 0.8, α_2 取 0.2。

(5) 将具有最高 Xsd 值的信标对间的路径作为最佳匹配路径, 并据此计算出一个平均每跳距离值, 作为未知节点至目标信标的平均每跳距离值。

(6) 根据步骤(5)中获得的平均每跳距离值计算未知节点到目标信标点的距离估值。

以图 1 所示的图形拓扑为例对上述步骤(1)~(6)进行具体说明。图 1 中 B1, B2, B3 为信标节点, 其余为未知节点。估计未知节点 u2 到信标节点 B3 的距离时, 首先, 提取信标节点 B3 到未知节点 u2 的最短路径, 其结果为: B3-u6-u5-u4-u3-u2; 再提取其余信标节点 B1、B2 到信标节点 B3 的最短路径, 其结果如下:

第一路径: B1-u1-u2-u3-u4-u5-u6-B3。

第二路径: B2-u3-u4-u5-u6-B3。

根据式(4)计算路径相似度参数, 可得第一路径的相似度参数为 0.7, 第二路径的相似度参数为 0.8, 故采用 B2 到 B3 间的平均每跳距离来近似 u2 到 B3 间的平均每跳距离, 再乘以最小跳数获得距离估计值, 以此类推, 可获得未知节点到所有信标节点的距离估计值。

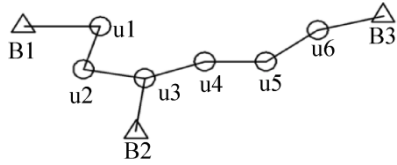


图 1 最佳路径匹配算法说明图
Fig. 1 Illustration of the best path matching algorithm

2.2 改进的粒子群优化算法

在文献[14]中对 Lateration 算法的属性进行了研究与分析, 结论为: Lateration 算法对测距误差敏感, 而且当参与计算的信标节点数目大于 4 时, 再采用增加参与定位计算的信标数目并不能起到提高节点定位精度的作用。在本文实验的节点位置计算阶段设置参与节点位置计算的信标个数为 4, 并且依据距离估计步骤中获得路径相似度参数值 Xsd 进行选择。就每一未知节点而言, 选出 Xsd 值最高的 4 个信标节点, 以其坐标及与未知节点间的距离估值作为计算条件, 采用 Lateration 算法计算出未知节点的坐标值。而后, 建立如式(5)所示的非线性方程组, 增加改进的粒子群算法优化步骤, 求式(5)的最优解, 是为未知节点的坐标最优值。

$$\begin{cases} (x_1 - x)^2 + (y_1 - y)^2 - d_1^2 = 0 \\ (x_2 - x)^2 + (y_2 - y)^2 - d_2^2 = 0 \\ (x_3 - x)^2 + (y_3 - y)^2 - d_3^2 = 0 \\ (x_4 - x)^2 + (y_4 - y)^2 - d_4^2 = 0 \end{cases} \quad (5)$$

式(5)中方程组的待求未知数包括未知节点的坐标 x 、 y , 以及未知节点与 4 个信标之间的距离值 d_1 、 d_2 、 d_3 、 d_4 。改进的粒子群算法求坐标优化值的步骤如下:

(1) 粒子表示为一个 6 维的未知数向量, 各个分量分别代表未知节点的坐标 x 、 y , 未知节点与 4 个信标之间的距离 d_1 、 d_2 、 d_3 、 d_4 。根据适应度函数初始化各粒子的个体最优值和种群的全局最优值。其中, 第 i 个粒子可表示为 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, x_{i4}, x_{i5}, x_{i6})$, 每个粒子向量的分量初始值都设置在前述步骤中已获得的距离估计值与未知节点初始坐标值。

(2) 根据 Xsd 值构建惯性权重矩阵 W , 如式(6)所示:

$$W = \begin{bmatrix} w_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & w_2 & 0 & \\ & 0 & w_3 & 0 \\ \vdots & & 0 & w_4 & 0 \\ & & & 0 & w_5 & 0 \\ 0 & \cdots & & 0 & w_6 \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中: w_1 为未知节点的 x 坐标对应的变化速度权值, w_2 为未知节点的 y 坐标对应的变化速度权值; w_3 , w_4 , w_5 和 w_6 分别为未知节点与 4 个信标之间的距离对应的变化速度权值。利用 4 个信标在距离估计步骤中记录的 Xsd 值分别对所述 w_1 , w_2 , w_3 , w_4 , w_5 和 w_6 进行赋值, 具体的赋值策略为: 将 4 个信标对应的 Xsd 值均值的倒数对 w_1 及 w_2 进行赋值; 分别将 4 个信标节点对应的 Xsd 值的倒数对 w_3 , w_4 , w_5 和 w_6 赋值。

权重 W 的赋值策略可以使得在距离估计步骤中取得较高精度测距值的距离未知数分量在迭代过程中变化较小, 反之则需变化较大, 这样可加快迭代收敛, 并在一定程度上避免迭代陷入局部最优的状态。

(3) 粒子 i 的当前值列向量记为 $x_i(t)$, 当前速度记为 $v_i(t)$, 运动速度记为 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, v_{i3}, v_{i4}, v_{i5}, v_{i6})$, 个体最优值记为 $pbest_i = (p_{i1}, p_{i2}, p_{i3}, p_{i4}, p_{i5}, p_{i6})$, 全局最优值记为 $gbest = (p_{g1}, p_{g2}, p_{g3}, p_{g4}, p_{g5}, p_{g6})$ 。通过式(7)所列迭代公式来更新粒子 i 的速度和位置。

$$\begin{cases} v_i(t+1) = Wv_i(t) + \\ \quad c_1 r_1 (pbest_i(t) - x_i(t)) + \\ \quad c_2 r_2 (gbest(t) - x_i(t)) \\ x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \end{cases} \quad (7)$$

式中: $i=1, 2, \dots, N$; W 为惯性权重; t 为当前迭代次数; c_1 、 c_2 为学习因子, 一般取 c_1 、 c_2 的值为 2; r_1 、 r_2 是 $[0,1]$ 范围内均匀分布的随机数。

(4) 计算适应度函数值, 据此判断是否进入下一轮迭代。改进粒子群算法粒子的适应度函数如式

(8)所示。

$$fitness_i = \sum_{j=1}^4 \left(\sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} - d_j \right)^2 \quad (8)$$

式中: $fitness_i$ 为粒子 i 的适应度值; (x_i, y_i) 为粒子 i 中的平面位置坐标; (x_j, y_j) 为信标节点 j 的位置坐标; d_j 为未知节点到信标节点 j 的估计距离。每次迭代计算完成后, 每个粒子计算各自的适应度值, 并比较更新个体最优值与全局最优值。迭代计算在设定条件下完成后所得解向量中的 x, y 元素值即为最终求得的未知节点坐标优化值。

3 仿真实验

为评估本文改进策略的有效性, 基于 MATLAB 设立仿真实验环境, 将本文的算法与另外的 3 种算法进行对比分析, 另外的 3 种算法分别为: (1) 经典 DV-Hop 算法, (2) 文献[9]中提出的基于加权平均每跳距离的遗传粒子群定位算法(下文简称 IDV-Hop1), (3) 文献[10]中提出的基于跳数修正的 DV-Hop 定位改进算法(下文简称 IDV-Hop2)。本节首先描述仿真实验中的节点布设场景及仿真步骤, 并介绍用于评价算法表现的参数, 最后根据实验结果对所使用的算法及系统的整体表现进行详尽的分析与评价。

3.1 实验环境

仿真实验环境设为 $100 \text{ m} \times 100 \text{ m}$ 的正方形二维平面。传感器节点随机布设于监测区域内, 所有的节点同构, 所有的节点具有相同的通信半径。为了取得客观准确的实验结果, 本文设置了三种实验场景: 场景一是区域内随机分布 100 个节点, 节点通信半径设为 15 m, 改变信标节点的比例(5%~30%), 模拟网络节点布设拓扑与信标比例变化; 场景二是将通信半径设为 15 m, 信标节点比例固定为 15%, 改变区域内节点总数(100~225), 模拟网络节点布设拓扑与节点布设密度变化; 场景三是将节点总数设为 100, 信标节点比例设为 15%, 改变节点的通信半径(15~35 m), 模拟网络节点布设

拓扑与节点连通度的变化。

在上述 3 种仿真实验场景中, 首先模拟各个信标节点发起的多跳信息记录与转发, 统计出各信标节点到全网节点的最小跳数与多跳最短路径包含节点编号; 而后, 在相同的数据环境下模拟参加对比的各算法的距离估计与位置计算步骤。

在本文提出的定位策略中, 未知节点与信标节点之间的测距精度越高, 最终可获得的定位精度越高, 因此测距精度是评价算法性能的重要指标。全网的测距精度用所有未知节点与信标节点之间的估计距离误差的平均值来衡量, 并归一化为通信半径的百分比来表示。

本文提出的定位策略的最终目标是获得高精度的未知节点定位, 因此定位精度是评价算法性能的关键指标。对全网未知节点的每一次定位操作, 定位精度用所有未知节点经过定位计算获得的位置和真实位置之间的欧氏距离的均值来衡量, 并归一化为通信半径的百分比来表示。

3.2 实验结果与分析

在上述 3 种实验场景中, 根据距离估计步骤中获得的测距精度与位置计算步骤中获得的定位精度对算法进行对比分析。

3.2.1 测距精度

本文算法与另外 3 种算法就信标节点比例对测距精度影响的对比如图 2 所示, 本文算法与另外 3 种算法就节点总数对测距精度影响的对比如图 3 所示, 本文算法与另外 3 种算法就通信半径对测距精度影响的对比如图 4 所示。实验结果表明: 随着信标节点的比例变化, 本文算法较之原方法可降低约 46%测距误差、较之 IDV-Hop1 可降低约 21%测距误差、较之 IDV-Hop2 可降低约 23%测距误差; 随着网络节点部署密度的变化, 分别可降低约 43%, 18%和 24%的测距误差; 随着通信半径大小的变化, 分别可降低约 42%, 23%和 24%的测距误差。本文算法整体可获得更稳定的测距精度。

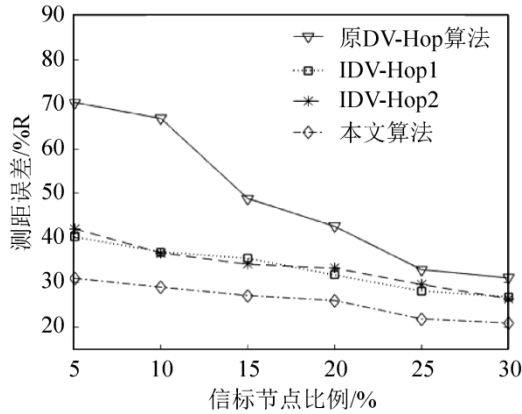


图2 测距误差 vs. 信标比例
Fig. 2 Range error vs. beacon proportion

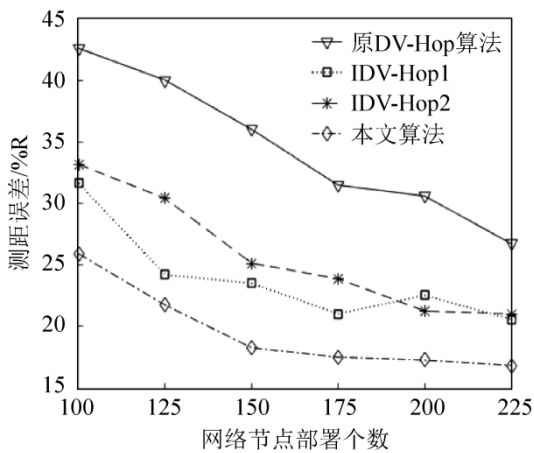


图3 测距误差 vs. 节点总数
Fig. 3 Range error vs. number of nodes

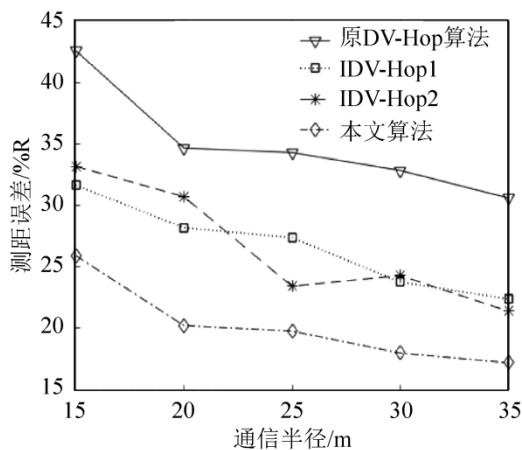


图4 测距误差 vs. 通信半径
Fig. 4 Range error vs. communication radius

3.2.2 定位精度

本文算法与另外三种算法就信标节点比例对定位精度影响的对比如图5所示, 本文算法与另外三

种算法就节点总数对定位精度影响的对比如图6所示, 本文算法与另外3种算法就通信半径对定位精度影响的对比如图7所示。实验结果表明: 随着信标节点的比例变化, 本文算法较之原方法可降低约38%定位误差、较之 IDV-Hop1 可降低约17%定位误差、较之 IDV-Hop2 可降低约16%定位误差; 随着网络节点部署密度的变化, 分别可降低约44%, 15%和16%的定位误差; 随着通信半径大小的变化, 分别可降低约45%, 27%和12%的定位误差。本文算法整体可获得在各种场景之下更稳定的定位精度。

仿真实验同时统计了各算法的时耗来比较计算量, 本文算法的时耗约为原 DV-Hop 算法的1.5倍, 约为 IDV-Hop1 算法的1.1倍, 约为 IDV-Hop2 算法的0.8倍。

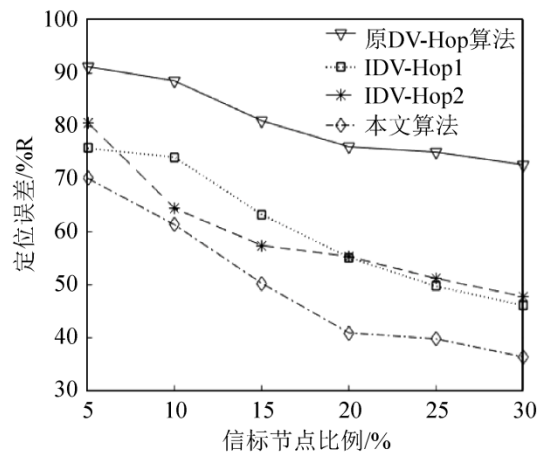


图5 定位误差 vs. 信标比例
Fig. 5 Position error vs. beacon proportion

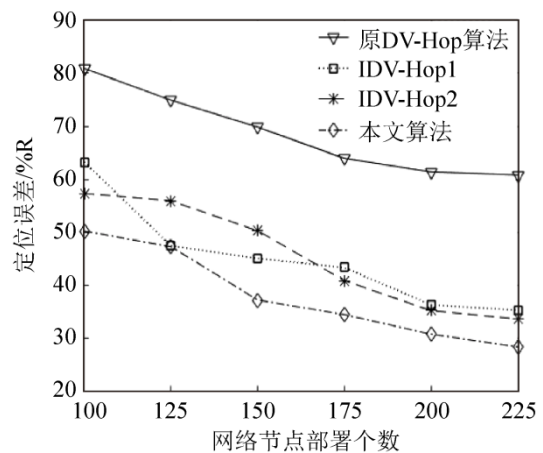


图6 定位误差 vs. 节点总数
Fig. 6 Position error vs. number of nodes

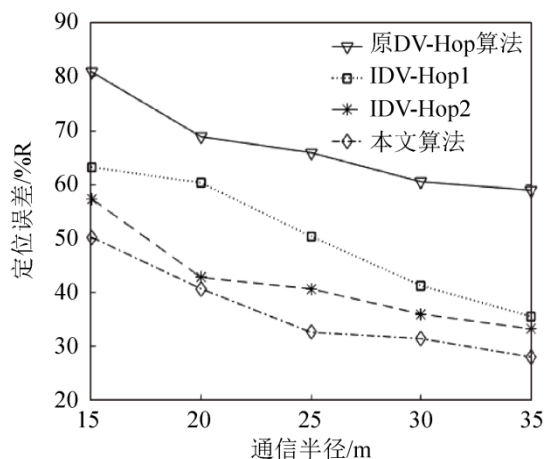


图 7 定位误差 vs. 通信半径
Fig. 7 Position error vs. communication radius

总体而言, 本文提出的基于最佳路径匹配的改进 DV-Hop 定位方法相对于原 DV-Hop 方法和既有改进算法在相对提高计算量的前提下较好地改善了测距精度与最终的定位精度, 表明该方法的可行性。

4 结论

本文针对 DV-Hop 定位方法在实际应用中存在的算法适应性的问题进行改进, 所提出的改进策略不需要增加额外的硬件, 在通信负荷方面只增加了多跳路径所经过节点编号的记录与转发, 占用极小的数据包空间。仿真结果表明, 相对于原 DV-Hop 算法、文献[9-10]中提出的改进算法, 在多种仿真场景下, 本文算法以适当提高的计算量为代价, 首先在距离估计阶段较大幅度地降低了未知节点与信标之间的测距误差; 进而在节点位置计算阶段降低了网络整体未知节点的定位误差, 且体现出针对网络环境参数变化较强的鲁棒性。

本文研究成果为发挥原 DV-Hop 算法的优势并能在多样化的应用环境下合理使用算法, 有效地实现节点定位提供一种新的解决思路, 具有良好的实用价值与研究前景。

既有的研究工作在搜索节点连接路径的最佳逼近策略方面指标比较单一, 在后续工作中将进一步挖掘有效的评价指标优化算法, 以期进一步提高

测距精度, 增强方法对复杂环境的实用性。

参考文献:

- [1] Niculescu D, Nath B. DV Based Positioning in Ad Hoc Networks[J]. Telecommunication Systems (S1018-4864), 2003, 22(1-4): 267-280.
- [2] 谭志, 张卉. 基于节点间覆盖关系的改进 DV-Hop 算法[J]. 北京邮电大学学报, 2014, 37(1): 35-38.
Tan Zhi, Zhang Hui. Improved DV-Hop Localization Algorithm Based on Coverage of Nodes[J]. Journal of Beijing University of Posts & Telecommunications, 2014, 37(1): 35-38.
- [3] 夏少波, 朱晓丽, 邹建梅, 等. 基于跳数修正的 DV-Hop 改进算法[J]. 传感技术学报, 2015, 28(5): 757-762.
Xia Shaobo, Zhu Xiaoli, Zou Jianmei, et al. The Improved DV-Hop Algorithm Based on Hop Count[J]. Chinese Journal of Sensors & Actuators, 2015, 28(5): 757-762.
- [4] Yang X, Zhang W. An Improved DV-Hop Localization Algorithm Based on Bat Algorithm[J]. Cybernetics & Information Technologies (S1311-9702), 2016, 16(1): 89-98.
- [5] Zhang W, Yang X, Song Q. Improved DV-Hop Algorithm Based on Artificial Bee Colony[J]. International Journal of Control & Automation (S2005-4297), 2015, 8(11): 135-144.
- [6] 白伟, 李凤英, 郑海洋, 等. 基于 BADV-Hop 的无线传感器网络节点定位方法[J]. 传感器与微系统, 2014, 33(10): 118-124.
Bai Wei, Li Fengying, Zheng Haiyang, et al. Node Localization Method of WSNs Based on BADV-Hop[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2014, 33(10): 118-124.
- [7] 于泉, 孙顺远, 徐保国, 等. 基于蝙蝠_拟牛顿混合算法的无线传感器网络节点定位[J]. 计算机应用, 2015, 35(5): 1238-1241.
Yu Quan, Sun Shunyu, Xu Baoguo, et al. Node Localization of Wireless Sensor Networks Based on Hybrid Bat-Quasi-Newton Algorithm[J]. Journal of Computer Applications, 2015, 35(5): 1238-1241.
- [8] Wang Z P, Chen X. Node Localization of Wireless Sensor Networks Based on DV-Hop and Steffensen Iterative Method[J]. International Journal of Future Generation Communication and Networking (S2233-7857), 2015, 8(2): 1-8.

(下转第 331 页)