

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2109089

改进 DV-Hop 定位算法在钢构建筑健康监测中的应用*

刘瑞兴¹, 段中兴^{1,2}, 李博¹

(1. 西安建筑科技大学信息与控制工程学院 西安 710055; 2. 西部绿色建筑国家重点实验室 西安 710055)

摘要:针对钢构建筑中故障点定位精度不高的问题,提出了一种改进的 DV-Hop 定位算法,设计出无线传感网络技术检测故障点的方案。描述了钢构建筑健康监测系统中故障点定位方式,分析传统 DV-Hop 算法节点定位精度不高的缺陷,并对其进行针对性的3点改进:首先采用四通信半径来细化节点间的跳数;然后利用加权处理平均跳距进行修正;最后通过改进的麻雀搜索算法对故障点进行位置定位。以秦始皇陵兵马俑一号展厅钢构屋盖作为仿真对象,通过 MADIS_GEN 软件进行建模和降维化处理,将改进的 ISSADV-Hop 与传统 DV-Hop、IPSODV-Hop 和 IGWODV-Hop 算法应用于钢构建筑中故障点定位进行仿真对比,结果表明归一化定位误差分别降低了 19.64%、14.87%、8.96%,验证了本文设计方案能够有效地提高定位精度,更适合于钢构建筑健康监测系统中故障点定位。

关键词: 钢构建筑;无线传感网络;故障点定位;DV-Hop;麻雀搜索算法

中图分类号: TU973.14 TP393 TH865 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.99

Application of improved DV-Hop positioning algorithm in steel structure health monitoring

Liu Ruixing¹, Duan Zhongxing^{1,2}, Li Bo¹

(1. College of Information and Control Engineering Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710055, China;
2. State Key Laboratory of Green Building in Western China, Xi'an 710055, China)

Abstract: Aiming at the problem of low positioning accuracy to fault points in steel structures, an improved DV-Hop location algorithm is proposed, and a scheme of fault points detection based on the wireless sensor network technology is designed. This paper described the fault point location method in the steel structure building health monitoring system, analyzes the defects of the low node location accuracy of the traditional DV-Hop algorithm, and makes three targeted improvements. Firstly, four communication radiuses are adopted to refine the hops between nodes. Then, the weighted average hop distance is corrected by weighted processing. Finally, the improved sparrow search algorithm is used to locate the fault point. Taking the steel structure roof of the Terracotta Warriors and Horses Exhibition Hall No. 1 of Qin Shihuang Mausoleum as the simulation object, the MADIS_GEN software is used for modeling and dimensionality reduction. The improved ISSADV-Hop is compared with the traditional DV-Hop, IPSODV-Hop, and IGWODV-Hop algorithms in the fault point location of steel structure buildings. The results show that the normalized location errors are reduced by 19.64%, 14.87% and 8.96% respectively, which verifies that the design scheme in this paper can effectively improve the positioning accuracy and is more suitable for fault point positioning in the steel structure health monitoring system.

Keywords: steel structure; wireless sensor network; fault location; DV-Hop; sparrow search algorithm

0 引言

钢构建筑通常作为国际国内体育赛事和文娱活动举

办场地,一旦受不可抗力因素影响而引发应力激增超出了钢构建筑的承受范围,将发生重大灾害事故,造成无法弥补的损失^[1-2],因此对服役的钢构建筑健康状态进行准确和及时的监测不容忽视^[3-4]。钢构建筑因面积大、范围

广,采用无线传感网络技术(wireless sensor networks, WSN)对钢构建筑健康问题进行实时监测,利用传感器检测卸载信息对钢构建筑性能进行风险预警是保证建筑物安全的必要手段,成为目前大型钢构建筑健康监测的主要手段和研究重点^[5-6]。

WSN 采用自组织方式搭建网络构架,主要承担数据采集与感知识别相关的前端任务^[7]。传感器作为 WSN 的关键设备,其位置信息对故障点的定位具有重要作用,而携带 GPS 定位功能的高精度传感器价格昂贵,高密度铺设必然大幅提高成本,因此,利用 WSN 监测钢结构建筑健康状态,其节点定位精度是研究的重点^[8]。传统 WSN 架构由携带 GPS 定位功能的传感器和仅进行数据采集与发送的普通传感器两种组成。WSN 节点定位技术分为两类^[9]:第 1 类为基于测距的高精度定位,该类方法主要有到达时间(time of arrival, TOA)、到达时间差(time difference of arrival, TDOA)、接收信号强度指示(received signal strength indicator, RSSI)等;第 2 类为非实际物理测量的测距,主要方法有 Centroid、Amorphous、DV-Hop 等,缺点是定位精度较低^[10-11]。其中,DV-Hop 算法作为目前应用较广的定位算法,因其算法本身功耗小且适应性较强的特点得到了更多的应用研究。文献[12]提出一种改进 DV-Hop 算法用于智能安全监控系统,准确提取和快速分析地下煤矿开采的关键安全数据以及人员位置数据。文献[13]通过建模巷道的 Voronoi 图与 DV-Hop 算法相融合,提出煤矿巷道定位方案,实现井下巷道的定位。DV-Hop 算法在实际工程应用中效果显著,但定位精度普遍不高。

针对传统 DV-Hop 算法定位精度不高的问题,学者们提出了多种改进算法,大体分为两类:1)修正节点间的最小跳数或平均跳距使计算节点间距离更加准确;2)估算未知节点位置误差值达到较小。文献[14]引入蛙跳算法进行平均跳距并且利用改进遗传算法(genetic algorithm, GA)优化节点位置,但定位精度提升不足;文献[15]提出多通道半径细化节点间的最小跳数,提高了定位精度,但信标节点的多次广播加剧了传感器能量消耗;文献[16]提出一种将粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)与人工蜂群算法(artificial bee colony algorithm, ABC)相融合的 DV-Hop 优化算法,提高了算法定位精度,但增加了计算复杂度;文献[17]将灰狼优化算法(grey wolf optimizer, GWO)与传统 DV-Hop 算法相结合,并对控制参数采用自适应策略,加快了收敛速度,提高了精度,但仅针对传统 DV-Hop 算法的第 3 阶段进行改进,还有较大提升空间。目前传统 DV-Hop 改进算法普遍存在复杂度较高、能耗大、收敛过程速度比较慢且定位精度低等问题。

针对上述问题,本文提出一种改进的 DV-Hop 定位算法,并应用于秦始皇陵兵马俑一号展厅钢构屋盖健康监测中,解决钢构建筑中故障点的定位问题。首先采用四通信半径来细化节点间的跳数,并利用加权处理平均跳距进行修正;然后采用改进的麻雀搜索算法对故障点进行位置定位;最后通过仿真实验验证了改进 DV-Hop 算法的可行性与有效性。

1 DV-Hop 算法及误差分析

1.1 DV-Hop 算法

DV-Hop 算法是一种基于多跳测距的无距离测距技术^[18],具体定位过程可以分为以下 3 个阶段:

1)信标节点通过泛洪向 WSN 网络中广播包含自身位置和跳数的数据包,接收节点将收到的信息自建表格记录并根据广播不断更新表格,泛洪结束得到所有节点到信标节点的最小跳数。

2)利用式(1)计算信标节点间的平均跳距。

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

式中: $(x_i, y_i), (x_j, y_j)$ 表示信标节点 i, j 的坐标, h_{ij} 表示信标节点 i, j 间的跳数。未知节点将接收到第 1 个平均跳距信息作为自己平均跳距,并通过式(2)计算其到信标节点的距离 d_i 。

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

3)利用三边测量法进行定位。如图 1 所示,根据式(2)计算未知节点 A_0 与信标节点 A_1, A_2, A_3 间的距离。

$$\begin{cases} \sqrt{(x_1 - x)^2 + (y_1 - y)^2} = d_1 \\ \sqrt{(x_2 - x)^2 + (y_2 - y)^2} = d_2 \\ \sqrt{(x_3 - x)^2 + (y_3 - y)^2} = d_3 \end{cases} \quad (3)$$

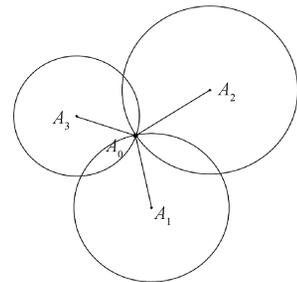


图 1 三边测量法示意图

Fig. 1 Schematic diagram of trilateral measurement

将式(3)转化为公式 $\mathbf{AX} = \mathbf{P}$ 的形式,则有:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} (x_1 - x_k) & (x_1 - x_k) \\ (x_2 - x_k) & (x_2 - x_k) \\ \vdots & \vdots \\ (x_{k-1} - x_k) & (x_{k-1} - x_k) \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\mathbf{P} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} x_1^2 - x_k^2 + y_1^2 - y_k^2 + d_k^2 - d_1^2 \\ x_2^2 - x_k^2 + y_2^2 - y_k^2 + d_k^2 - d_2^2 \\ \vdots \\ x_{k-1}^2 - x_k^2 + y_{k-1}^2 - y_k^2 + d_k^2 - d_{k-1}^2 \end{bmatrix} \quad (6)$$

采用最小二乘法估计得出:

$$\mathbf{X} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{P} \quad (7)$$

1.2 DV-Hop 算法误差分析

DV-Hop 算法误差主要来源以下 3 个方面:

1) 第 1 阶段,跳数按照节点间通信计算,如果相邻节点间能相互感知,则跳数为 1,并定义 1 跳距离为通信半径 R 。如图 2 所示,跳数 1 的实际距离并不等于通信半径 R ,两者之间存在跳数误差。图中信标节点 A 与节点 B, C, D, E 进行通信, $h_{AB} = 1, h_{AC} = 1, h_{AD} = 1, h_{AE} = 2$,但 AB, AC, AD 的距离相差较大, AE 之间跳数记作 2,影响信标节点 A 的平均跳距,这种计算跳数的机制导致产生误差。

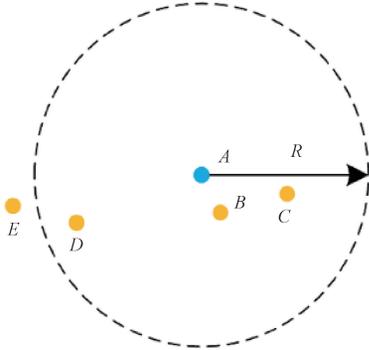


图 2 初始跳数

Fig. 2 Original hop count

2) 第 2 阶段,平均跳距的选择不能通过单一信标节点反应网络实际情况,这样选择忽略其他信标节点的信息。在异构网络中,未知节点这种选择不能反应真实的平均跳距。

3) 第 3 阶段,使用三边测量法进行定位,仅利用 3 个分布不同的信标节点信息定位,平均跳距误差很大,从而影响节点定位精度;同时,节点分布不均匀或节点分布异常造成 3 个圆无法交汇于一点,这样估算位置信息与节点真实位置产生较大误差。

2 DV-Hop 算法的改进

针对传统 DV-Hop 算法存在的缺陷,下面分别从最小跳数、平均跳距和未知节点定位 3 个方面进行改进,得到更加适合钢构建筑中故障点定位的算法。

2.1 最小跳数修正

根据误差分析可知,由于节点间的距离不同,只有将通信半径分级细化,才能得到较精确跳数。文中给出一种多通信半径方式优化节点间的跳数值。假设网络中信标节点通信半径为 R ,将节点间划分 m 级,网络中节点实际距离为 d ,跳数记作 $h_i, i \in [1, m]$ 且为正整数,则:

$$h_i = \begin{cases} \frac{1}{m}, & 0 < d \leq \frac{R}{m} \\ \frac{i}{m}, & \frac{(i-1)R}{m} < d \leq \frac{iR}{m} \\ 1, & \frac{(m-1)R}{m} < d \leq R \end{cases} \quad (8)$$

应用中具体 R 和 m 的值按照实际情况设定。根据式(8)所示,若取 $R = 40 \text{ m}, m = 4$ 进行广播信息, $h_{AB} = 1/4, h_{AC} = 1/2, h_{AD} = 3/4, h_{AE} = 1, h_{AF} = h_{AB} + h_{BF} = 5/4$,如图 3 所示,邻近信标节点跳数值是更精确的小数,跳数分级细化必然能减小误差提高定位精度。

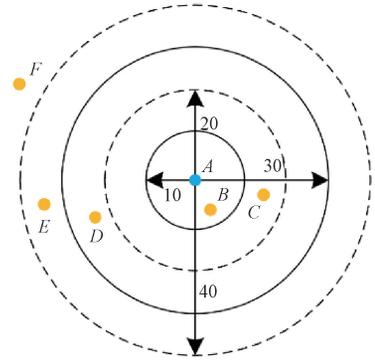


图 3 $m=4$ 通信半径广播跳数

Fig. 3 $m=4$ Communication radius broadcast hops

2.2 加权修正平均跳距

传统 DV-Hop 算法第 2 阶段中平均跳距的选择未能完全反应网络中的实际情况,会引入较大累积误差。由式(2)计算显示出未知节点与信标节点相距越近,得到的距离越准确。根据上述误差分析构造加权因子对平均跳距进行修正。

$$\omega_i = \frac{h_i}{\sum_{j=1}^n h_j} \quad (9)$$

$$\text{Hopsize}_i = (1 - \omega_i) \cdot \text{Hopsize}_i \quad (10)$$

$$Hopsize = \frac{\sum_{i=1}^n Hopsize_i}{n} \quad (11)$$

由式(9)可知,权值 ω_i 的大小取决于未知节点与信标节点之间 h_i 的大小,并且成比例形式;式(10)为 $Hopsize_i$ 初始计算值的加权修正;式(11)的 $Hopsize_i$ 修正会直接影响后续结果,修正越多得到的就越精确。根据式(9)~(11)修正后计算得到的平均跳距更加符合实际网络结构。

2.3 改进麻雀搜索算法定位未知节点

根据第1、2阶段得到的估计距离,将定位问题转化为求解坐标方程如式(12)所示。

$$\begin{cases} d_1^2 - \varepsilon_1^2 \leq (x - x_1)^2 + (y - y_1)^2 \leq d_1^2 + \varepsilon_1^2 \\ d_2^2 - \varepsilon_2^2 \leq (x - x_2)^2 + (y - y_2)^2 \leq d_2^2 + \varepsilon_2^2 \\ \vdots \\ d_n^2 - \varepsilon_n^2 \leq (x - x_n)^2 + (y - y_n)^2 \leq d_n^2 + \varepsilon_n^2 \end{cases} \quad (12)$$

式中: d_1, d_2, \dots, d_n 表示未知节点 $u(x, y)$ 与信标节点 $i_1(x_1, y_1), i_2(x_2, y_2), \dots, i_n(x_n, y_n)$ 之间的距离。第1、2阶段的测距误差为 $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_n$,若求解未知节点 $u(x, y)$,只须使式(13)中 $g(x, y)$ 最小,得到的误差值将最小。 $g(x, y)$ 可通过式(13)进行求解。

$$g(x, y) = \sum_{i=1}^n \left| \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2} - d_i \right| \quad (13)$$

要使 $g(x, y)$ 最小,构建如式(14)所示的非线性优化目标函数。

$$fit = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \sqrt{(x - x_i)^2 + (y - y_i)^2} - d_i \right| \quad (14)$$

式中: fit 表示麻雀个体适应度值, (x, y) 和 (x_i, y_i) 分别表示未知节点和信标节点的位置, d_i 表示两者之间距离。

当目标函数式(14)取到最小值时,估计坐标误差最精确,因此可将定位问题转化为求解最优值,利用改进麻雀搜索算法对目标函数求解最优值,进一步改进传统 DV-Hop 算法坐标定位方法。

1) 麻雀搜索算法

麻雀搜索算法^[19-20](sparrow search algorithm, SSA)将搜索种群分为发现者、跟随者和预警者3部分,按照相互分工可以快速达到寻找最优值的目的。文献[21]利用改进麻雀搜索算法优化支持向量机应用于诊断变压器故障问题,检测速度更快且具有更高的准确率。文献[22]利用多策略改进麻雀搜索算法与双向长短时记忆网络进行组合,有效提高了故障诊断精度。由于 SSA 具有收敛速度快和精度高的特点,因此将其应用于 DV-Hop 算法的改进,以期提升算法的定位精度。

SSA 基本思想:初始种群数量为 N ,存在于 D 维搜索空间的麻雀种群,则 $\mathbf{x}_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}]$, $i = 1, 2, \dots, N$,

$d = 1, 2, \dots, D$, x_{id} 表示第 i 只麻雀在 D 维搜索空间中的位置。

麻雀群体中发现者起主导作用,引领种群不断探索寻找食物,位置更新如式(15)所示。

$$x_{id}^{t+1} = \begin{cases} x_{id}^t \cdot \exp\left(\frac{-i}{\alpha \cdot t_{\max}}\right), & R_2 < ST \\ x_{id}^t + P \cdot L, & R_2 \geq ST \end{cases} \quad (15)$$

式中: x_{id}^t 表示第 i 只麻雀第 t 次迭代时位置; t_{\max} 是最大迭代次数; $\alpha \in (0, 1]$ 的随机数; P 是服从正态分布的随机数; L 表示 $1 \times d$ 的单位向量; $R_2 \in [0, 1]$ 表示预警值, $ST \in [0.5, 1]$ 表示安全值。

跟随者依托发现者寻找食物,并存在和发现者争夺食物,提高自己捕食率,其位置更新如式(16)所示。

$$x_{id}^{t+1} = \begin{cases} P \cdot \exp\left(\frac{xw_d^t - x_{id}^t}{i^2}\right), & i > \frac{N}{2} \\ xb_d^{t+1} + |x_{id}^t - xb_d^{t+1}| A^+ \cdot L, & i \leq \frac{N}{2} \end{cases} \quad (16)$$

式中: xw_d^t 表示麻雀第 t 次迭代时最差位置; xb_d^{t+1} 表示麻雀在第 $t+1$ 次迭代最优位置; A 表示 $1 \times d$ 的矩阵,每个元素随机赋值1或-1,并且 $A^+ = A^T(AA^T)^{-1}$ 。

预警者约占麻雀种群的10%~20%,初始位置随机选择,其位置更新如式(17)所示。

$$x_{id}^{t+1} = \begin{cases} xb_d^t + \beta(x_{id}^t - xb_d^t), & fit_i \neq fit_g \\ x_{id}^t + K \left(\frac{x_{id}^t - xw_d^t}{|f_i - f_w + \tau|} \right), & fit_i = fit_g \end{cases} \quad (17)$$

式中: xb_d^t 表示麻雀第 t 次迭代最优位置; β 是步长控制因子; $K \in [-1, 1]$ 表示麻雀移动方向的随机数; τ 是无限小常数; fit_i 表示第 i 只麻雀的适应度值, fit_g 和 fit_w 分别代表当前全局最佳和最差适应度值。

2) 麻雀搜索算法的改进

虽然 SSA 已经具备较好的寻优能力,但仍存在一些缺陷:(1)传统 SSA 使用随机初始化分布,很难保证初始种群的质量和多样性。(2)发现者和跟随者数目比例是恒定的,这将导致种群迭代前期,发现者数目相对较少,缺乏引导种群全局探索的能力;后期,跟随者数目较少,缺少精确局部搜索的能力^[23]。(3)算法整个寻优过程中,为拓展局部探索能力,需要局部极值点个体跳出限制。

(1) 佳点集种群初始化策略

SSA 计算未知节点位置过程中,若能使初始化麻雀种群较为均匀的分布于目标区间范围内,则寻优阶段收敛速度和精度将会有较大的提升,为此,采用佳点集策略^[24-25]来优化麻雀种群的初始化。

佳点集策略的构造如下:

①设 V_D 表示 D 维欧氏空间内的单位立方体,即 $\mathbf{x} \in$

$V_D, 0 \leq x_i \leq 1$, 其中 $0 \leq x_i \leq 1, i = 1, 2, \dots, D$ 。

② $P_n(i) = \{(\{r_1^{(n)} \cdot i\}, \{r_2^{(n)} \cdot i\}, \dots, \{r_D^{(n)} \cdot i\}) \mid 1 \leq i \leq n\}$, 若 $r \in V_D$, 其偏差 $\phi(n)$ 满足 $\phi(n) \leq V(r, \varepsilon) n^{-1+\varepsilon}$, 则称 $P_n(i)$ 为佳点集, r 为佳点, 其中 $V(r, \varepsilon)$ 是仅于 r 和 ε 相关的正常数, ε 是极小正数。

③ 一般情况下, 采用分圆域法求佳点集 r , 取 $r = 2\cos(2k\pi/t), 1 \leq k \leq D, t$ 表示满足圆域的最小素数, r 均为佳点。

由佳点集定理可知, 在 D 维欧氏空间内单位立方体进行近似函数积分时, 其加权比其他方法所得误差要小, 即佳点集构造与空间维数无关, 故能很好地适应高维度函数问题, 而且佳点集方法稳定性高, 偏差小, 具有分布均匀的特点。

随机初始化和佳点集策略初始化的二维空间分布如图4和5所示, 其中麻雀种群数量为100个, 通过对比得出, 采用佳点集策略初始化的种群分布非常均匀且稳定, 将有效提高算法的收敛速度。

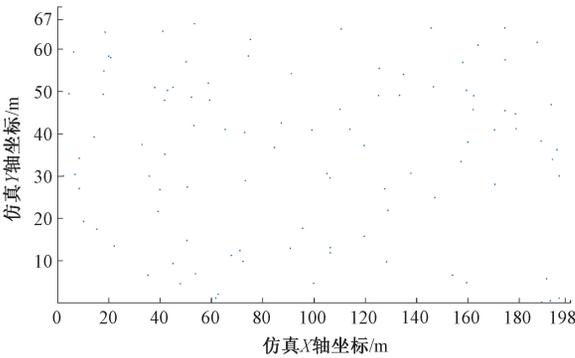


图4 随机方法产生的100个点

Fig. 4 100 points generated by random method

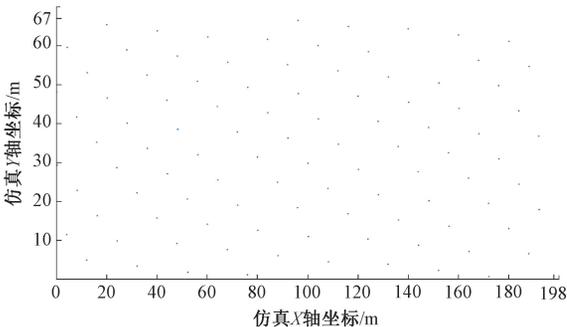


图5 佳点集方法产生的100个点

Fig. 5 100 points generated by good point set method

(2) 发现者-跟随者自适应调整策略

发现者-跟随者自适应调整策略开始阶段, 拥有较多

的发现者, 随着迭代次数增加, 发现者数目自适应减少, 跟随者数目增多, 算法寻优从全局转向局部。发现者和跟随者数目调整如式(19)~(20)所示。

$$\lambda = \gamma \cdot \left(\tan\left(-\frac{\pi t}{4 \cdot t_{\max}} + \frac{\pi}{4}\right) - \alpha \cdot L \right) \quad (18)$$

$$PN = \lambda \cdot N \quad (19)$$

$$SN = (1 - \lambda) \cdot N \quad (20)$$

式中: PN 为发现者数目, SN 为跟随者数目; t_{\max} 为迭代次数; γ 为控制发现者和跟随者之间数目的比例系数; α 为扰动偏离因子, 对非线性递减的 λ 值进行扰动; $L \in (0, 1)$ 的随机数, λ 取值范围如图6所示。

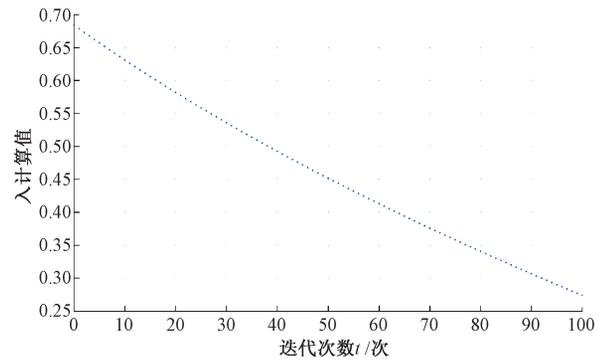


图6 λ 的分布范围

Fig. 6 Distribution of λ values

(3) Tent 混沌扰动策略

为避免算法陷入局部最优, 进一步增强算法寻优能力, 引入 Tent 混沌扰动策略。由于 Tent 混沌映射本身存在小区间的不稳定, 借鉴文献[26]引入随机变量 $\text{rand}(0, 1) \cdot \frac{1}{N}$, 改进的 Tent 混沌映射表达式如下:

$$z_{i+1} = \begin{cases} 2z_i + \text{rand}(0, 1) \cdot \frac{1}{N}, & 0 \leq z \leq \frac{1}{2} \\ 2(1 - z_i) + \text{rand}(0, 1) \cdot \frac{1}{N}, & \frac{1}{2} < z \leq 1 \end{cases} \quad (21)$$

伯努利移位变换后的表达式为:

$$z_{i+1} = (2z_i) \text{bmod} 1 + \text{rand}(0.1) \cdot \frac{1}{N} \quad (22)$$

式中: N 为序列内粒子个数。

2.4 改进麻雀算法优化 DV-Hop 定位算法的流程

优化流程总结如下:

1) 初始化网络区域 S , 总节点数 NA 、信标节点 BA 和未知节点 UNA 数目, 随机初始化节点位置坐标, 通信半径 R , 初始跳数 $h = 0$, 循环次数 $loop$ 。

2) 利用改进得到的最小跳数和平均跳距,由式(2)计算出未知节点到信标节点之间的距离。

3) 麻雀种群初始化,确定种群数量 N , 设置迭代次数 t_{max} , 安全阈值 ST , 比例系数 γ , 扰动偏离因子 α , 以及种群的搜索范围和维数。

4) 利用佳点集策略初始化种群,计算每只麻雀的适应度值。

5) 由式(19)、(20)计算发现和跟随者数量。

6) 由式(15)~(17)更新发现、跟随和警戒者位置。

7) 位置更新后,加入 Tent 混沌扰动,由式(21)、(22)计算变异个体适应度值与原始种群进行对比优胜劣汰,记录更新后种群的最优个体适应度值和位置。

8) 判断是否达到 t_{max} ,若是,执行下一步;否则, $t++$, 返回步骤 5)。

9) 输出全局最优值,即未知节点的位置。

3 钢构建筑 WSN 故障定位描述

钢构建筑 WSN 在线健康监测系统如图 7 所示。钢构屋盖铺设 6 种传感器:振弦式应变计 90 个、静力水准仪 57 个、温度传感器 18 个、位移传感器 10 个,以及速度传感器和加速度传感器各 3 个。当钢构建筑服役期间某处结构发生故障时,触发故障点附近传感器检测示数发生异常,故障监测信息通过多跳路由传输到监控平台,实现故障类别判定和损伤程度的等级判断。

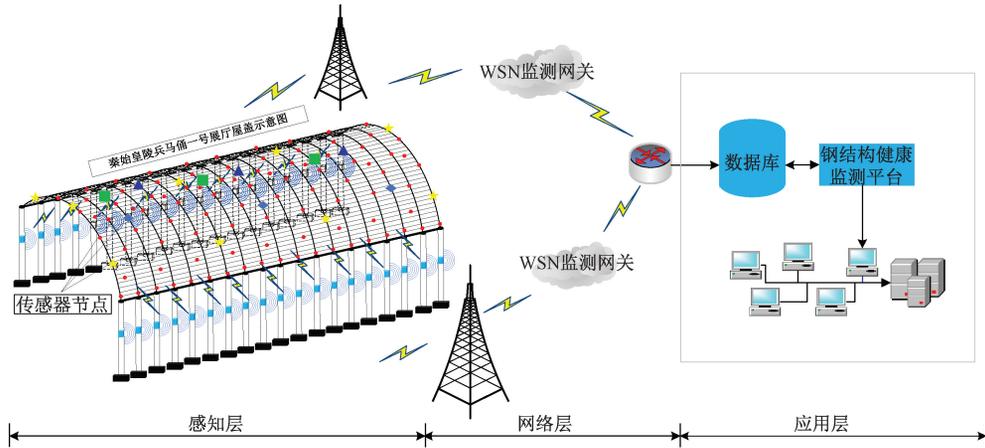


图 7 钢构建筑 WSN 在线健康监测系统

Fig. 7 WSN online health monitoring system for steel structures

钢构建筑的规模普遍较为庞大,传感器铺设比较密集,通过人工逐个排查传感器故障存在工作量大和安全隐患。采用无线传感网络技术,基于对传回故障信息的分析处理,定位钢构建筑故障点的方法具有效率高、成本低、能实时监控的优势。本文利用改进的 DV-Hop 算法实现钢构建筑故障点传感器的精确定位。

4 实验测试及分析

4.1 多通信半径的选择

1) 多通信半径下信标节点比例对定位精度的影响

设节点总数 $N = 100$ 个,通信半径 $R = 30$ m, 信标节点的变化范围为 5%~35%, 信标节点比例不同时的定位误差如图 8 所示。 $m = 1, 2, 3, 4, 5$ 时定位误差与信标节点比例成反比。当信标节点比例为 5%~15% 时,定位误差受信标节点比例的影响较大;比例超过 15% 后,定位误差变化趋于稳定。同时 $m = 1, 2, 3, 4$ 时定位误差减小效

果较明显, $m = 5$ 时定位误差减小较少。

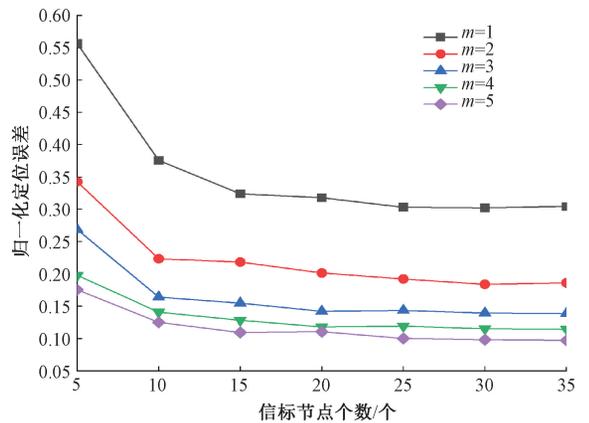


图 8 信标节点比例不同时定位误差

Fig. 8 Beacon node ratio different localization error

2) 多通信半径下通信半径对定位精度的影响设节点总数 $N = 100$ 个,信标节点数为 30 个,通信半径范围为

20 ~ 50 m,通信半径分级 m 不同时节点定位误差如图9所示。 $m = 1, 2, 3, 4, 5$ 时定位误差与通信半径变化成反比,即通信半径越大,每个节点的邻节点越多,网络连通性越高,节点的平均跳距和跳数越准确。同时可知, $m = 1, 2, 3, 4$ 时定位误差改善效果较明显, $m = 5$ 时改善效果较小。

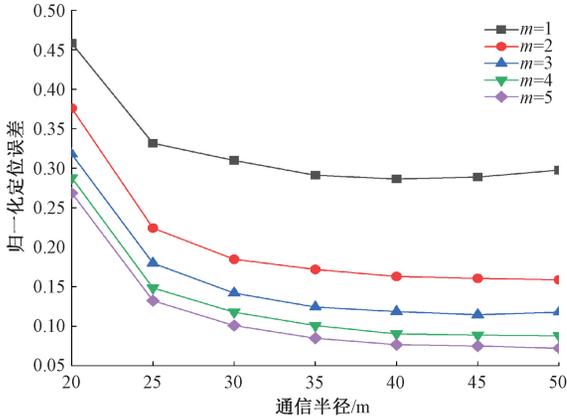


图9 通信半径不同时的定位误差

Fig. 9 Positioning error of different communication radius

如表1所示可知,通信半径分级 $m = 4$ 时定位误差较 $m = 1$ 的经典 DV-Hop 算法改善明显,这是由信标节点每广播一次自身信息分组都有能量消耗所导致的。综合考虑,选择4级通信半径,细化精确节点间的跳数,并应用于改进的 DV-Hop 定位算法。

表1 通信半径分级 m 不同时节点定位误差影响

Table 1 Communication radius classification Influence of node positioning error at different m %

影响因子	$m = 2$ 比	$m = 3$ 比	$m = 4$ 比	$m = 5$ 比
	$m = 1$	$m = 2$	$m = 3$	$m = 4$
信标节点个数	13.38	5.66	3.31	1.67
通信半径	11.78	4.63	2.75	1.60

4.2 算例

为验证算法的可行性和有效性,将 ISSADV-Hop 算法应用于钢构建筑故障点定位实验。实验对象为秦始皇陵兵马俑一号展厅钢构屋盖如图10所示。使用 MIDAS_GAN 软件构建的三维模型如图11所示,再利用三维俯视处理方法得到的二维模型如图12所示。利用 MATLAB 软件对 ISSADV-Hop 与传统 DV-Hop、IPSODV-Hop^[16] 和 IGWODV-Hop^[17] 3种算法进行仿真实验对比,具体实验参数如表2、3所示,实验中采用式(23)归一化定位误差^[27]。

$$error = \frac{\sum_{u=1}^N \sqrt{(x-x')^2 + (y-y')^2}}{UNA \cdot R} \quad (23)$$

式中: $(x, y), (x', y')$ 分别为未知节点原始位置和实验估计坐标, UNA 为实验使用未知节点数目, R 为通信半径。图14为 $R = 30$ m, 进行200次随机仿真实验结果。



图10 秦始皇陵兵马俑一号展厅

Fig. 10 The first exhibition hall of the Terracotta Warriors and Horses of Qin Shihuang's Mausoleum

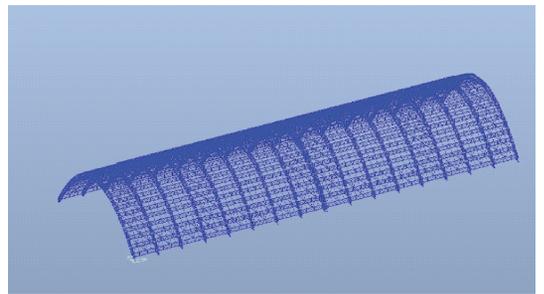


图11 MIDAS_GAN 三维模型

Fig. 11 MIDAS_GAN 3D model

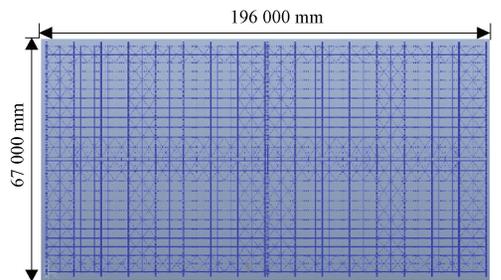


图12 MIDAS_GAN 俯视图二维模型

Fig. 12 MIDAS_GAN top view 2D model

由图13可知传统 DV-Hop 算法误差为 0.301 9, IPSODV-Hop 算法精度保持为 0.254 2, IGWODV-Hop 算法精度保持为 0.195 1, ISSADV-Hop 精度保持为 0.105 5,定位精度有明显提升,满足实际工程中钢构建筑故障定位需求。

表 2 网络参数初始化

Table 2 Network parameter initialization Model network

参数	数值
网络区域大小 S/m^2	198×67
通信半径 R/m	30
总节点数 $NA/\text{个}$	200
信标节点 $BA/\text{个}$	60
未知节点 $UNA/\text{个}$	140
初始跳数 h	0
循环次数 $loop$	500
节点能量	充足
节点分布	随机分布

表 3 麻雀搜索算法参数初始化

Table 3 Sparrow algorithm parameter initialization

参数	数值
种群数量 N	100
迭代次数 t_{\max}	200
安全阈值 ST	0.8
比例系数 γ	0.7
扰动偏离因子 α	0.03

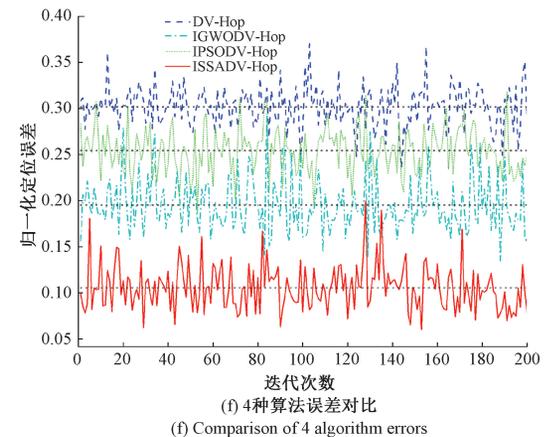
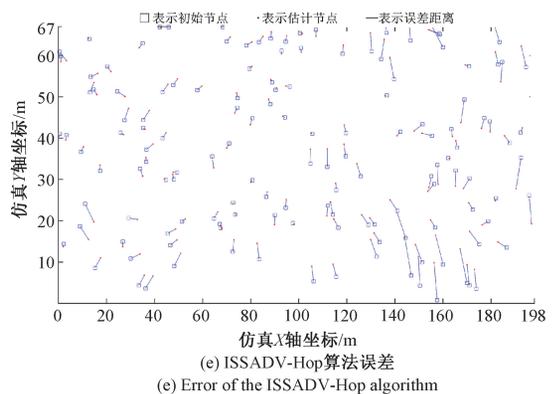
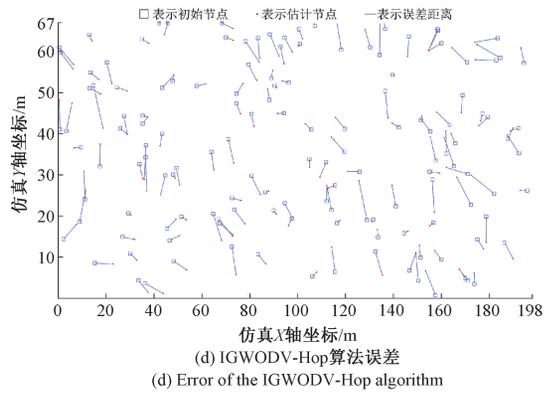
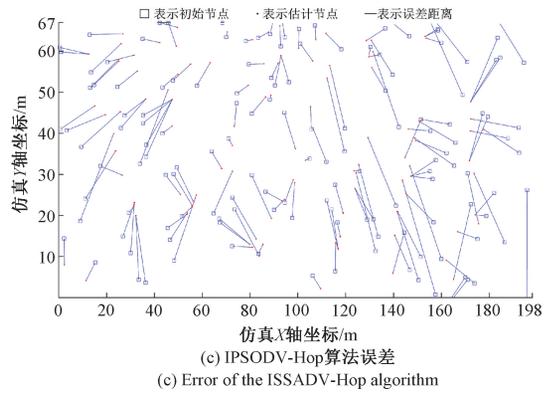
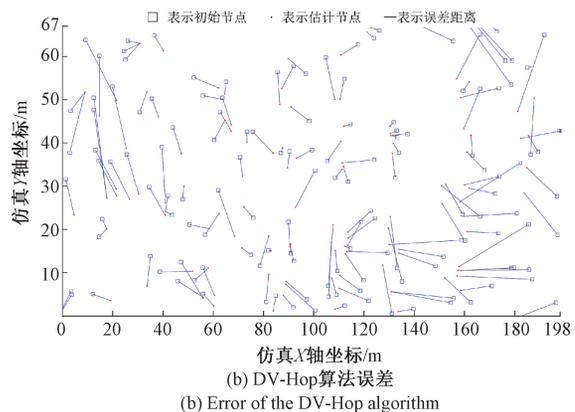
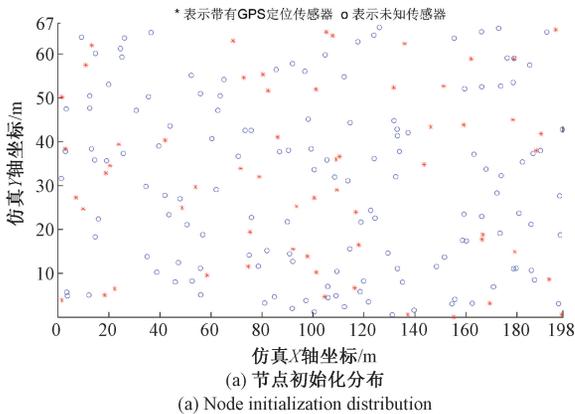


图 13 本文改进算法与其他算法对比
Fig. 13 The improved algorithm in this paper compares with the other algorithms

进一步研究不同参数因素对节点定位精度影响,通过改变通信半径、总结点数和信标节点数,对比 ISSADV-Hop 与传统 DV-Hop、IPSODV-Hop 和 IGWODV-Hop 3 种算法的性能。

4.3 通信半径对定位精度的影响

传感网络中部署总结点数设为 100 个,信标节点数为 30 个,通信半径范围为 20~50 m,实验结果如图 14 所示。由图 4 可知,增大通信半径可以提高算法的定位精度,通信半径的增加一定程度上可以为网络中传感器节点间的信息传播更多,从而提高了算法精度。与前 3 种算法相比,本文算法的平均定位误差分别降低了 17.54%、7.46% 和 5.48%。

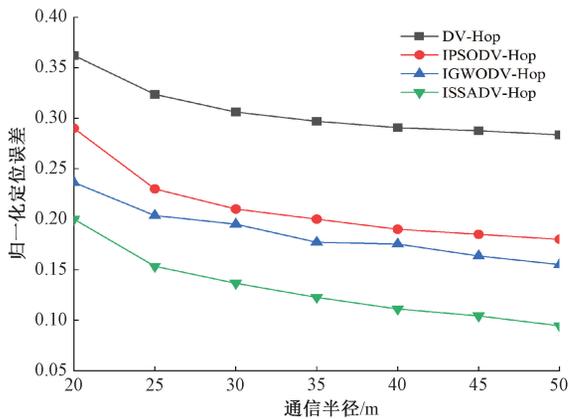


图 14 变通信半径对定位精度的影响

Fig. 14 The influence of variable communication radius on positioning accuracy

4.4 节点总数对定位精度的影响

实验中保持节点通信半径 30 m 不变,信标节点占比设为 30%,节点数量设置在 50~300 个之间实验结果如图 15 所示。由图可知,增加节点数可以改善网络的连通性,提高算法的精度。与前 3 种算法相比,本文算法的平均定位误差分别降低了 22.89%、11.32% 和 8.51%。

4.5 信标节点数对定位精度的影响

实验中保持节点通信半径 30 m 不变,总结点数设置为 100 个,信标节点数为 10~40 个,实验结果如图 16 所示。由图 16 可知,信标节点数的不断增加提高了算法精度,这是由于信标节点数的增加精确了信标节点平均跳距。与前 3 种算法相比,本文算法的平均定位误差分别降低了 19.08%、13.67% 和 6.81%。

4.6 定位耗时分析

从构建佳点集麻雀种群、更新发现者-跟随者个体以及加入 Tent 混沌扰动的建立过程可知,未知节点坐标求解优化问题的计算量由整个网络中所有节点个数决定。

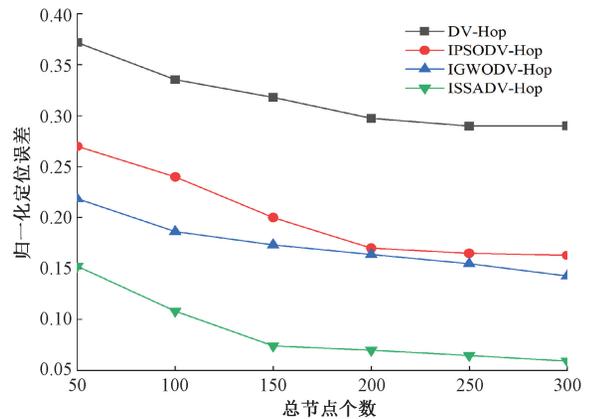


图 15 变总结点数对定位精度的影响

Fig. 15 The influence of variable total number of nodes on positioning accuracy

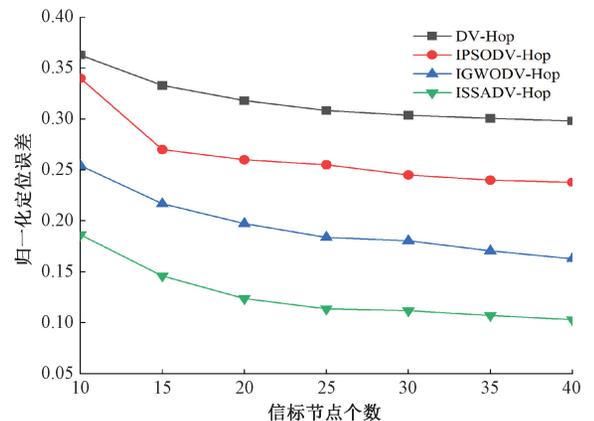


图 16 变信标节点对定位精度的影响

Fig. 16 The influence of variable beacon nodes on positioning accuracy

选取 100 m×100 m 的网络区域,部署 n 个传感器节点,信标节点占比为 30%,通信半径为 30 m,群智能算法迭代 100 次,实验对比结果如图 17 所示。

由图 17 可知,随着节点数量的增加,算法运行时间也不断增加。当所需定位的未知节点数目过多时,直接通过改进算法直接计算所需要的时间和成本将大幅增长。针对此问题,可将整个无线传感器网络所占地区的面积分成几等份如图 18 所示,先对区域进行预划分,采用并行方式同时通过改进的 ISSADV-Hop 算法计算出所有未知节点坐标进行定位估计,可最大程度上减少时间且能快速准确的定位出未知节点坐标。

实际应用中相比于 WSN 服役工作时间,文中改进算法的定位耗时在可接受范围内。此外,虽然文中改进算法的定位速度不及其他 3 种算法,但能较大提升定位精度,对规模普遍偏大的钢构建筑健康监测故障点定位具有实际应用价值。

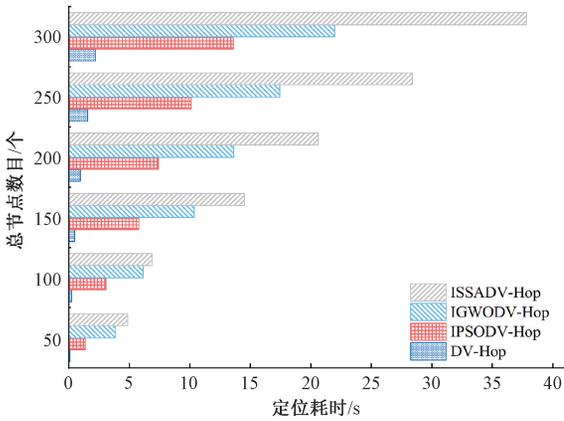


图 17 不同节点个数下 4 种算法的平均定位时间

Fig. 17 Average location time under different number of nodes for 4 algorithms

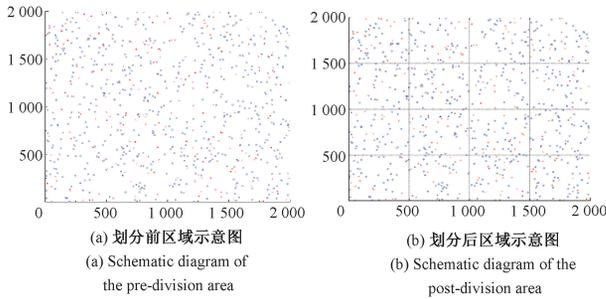


图 18 区域划分

Fig. 18 Area division

5 结 论

针对传统 DV-Hop 算法定位精度不高的问题,提出了一种改进 DV-Hop 的故障点定位算法。该算法在分析传统 DV-Hop 算法定位过程中误差缺陷的基础上,通过以下措施进行改进:首先采用四通信半径来细化节点间的跳数;然后利用加权处理平均跳距进行修正;最后通过改进的 SSA 对故障点进行位置定位。仿真实验结果表明,改进算法 ISSADV-Hop 相比传统 DV-Hop、IPSODV-Hop 和 IGWODV-Hop 算法,定位精度有较大幅度提升,符合钢构建筑服役状态健康监测的实际需求。但实验中只考虑二维平面定位问题且增加少许计算量,对于降低算法复杂度以及三维空间拓展应用有待进一步研究解决。

参考文献

[1] 张勇,陶一凡,巩敦卫. 迁移学习引导的变源域长短时记忆网络建筑负荷预测[J]. 控制与决策, 2021, 36(10): 2328-2338.

ZHANG Y, TAO Y F, GONG D W. Load forecasting of buildings using LSTM based on transfer learning with variable source domain[J]. Control and Decision, 2021, 36(10): 2328-2338.

[2] SVENDSEN B T, FROSETH G T, OISETH O, et al. A data-based structural health monitoring approach for damage detection in steel bridges using experimental data[J]. Journal of Civil Structural Health Monitoring, 2022, 12(1): 101-115.

[3] DAN D, YU X, YAN X, et al. Monitoring and evaluation of overturning resistance of box girder bridges based on time-varying reliability analysis[J]. Journal of Performance of Constructed Facilities, 2020, 34(1): 04019101.

[4] LI Q, ZHANG H, ZHANG L. Application of building information modeling (BIM) technology in information management of steel structure materials[M]. ICCREM 2018: Innovative Technology and Intelligent Construction, Reston, VA: American Society of Civil Engineers, 2018: 278-284.

[5] 石晟,杜东升,徐敬海,等. 基础隔震结构基于实时监测数据的多级预警及其在南京博物院老大殿中的应用[J]. 建筑结构学报, 2022, 43(4): 47-57.

SHI SH, DU D SH, XU J H, et al. Multi-level early-warning system for base-isolated structures based on real-time monitoring data and its application on the Old Hall of Nanjing Museum[J]. Journal of Building Structures, 2022, 43(4): 47-57.

[6] 杨辰. 结构健康监测的传感器优化布置研究进展与展望[J]. 振动与冲击, 2020, 39(17): 82-93.

YANG CH. Advances and prospects for optimal sensor placement of structural health monitoring[J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(17): 82-93.

[7] 孙宇嘉,王晓鸣,于纪言. 低信标节点密度传感器网络的启发式定位算法[J]. 仪器仪表学报, 2018, 39(1): 225-233.

SUN Y J, WANG X M, YU J Y. Heuristic localization algorithm for low density of anchor nodes in wireless sensor networks[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(1): 225-233.

[8] LI G, ZHAO S, WU J, et al. DV-Hop localization algorithm based on minimum mean square error in internet of things[J]. Procedia Computer Science, 2019, 147:458-462.

[9] JIA Y, ZHANG K, ZHAO L. Improved DV-Hop location

- algorithm based on mobile anchor node and modified hop count for wireless sensor network [J]. *Journal of Electrical and Computer Engineering*, 2020(4): 1-9.
- [10] 吕敬祥, 龙满生, 尹凯. 基于加权最小二乘优化的 DV-HOP 定位算法 [J]. *传感技术学报*, 2020, 33(3): 450-455.
- LYU J X, LONG M SH, YIN K. DV-HOP location algorithm based on weighted least squares optimization[J]. *Chinese Journal of Sensor and Actuators*, 2020, 33(3): 450-455.
- [11] OMAR C, GHULAM M B, ROOBAEA A. A hybrid DV-hop algorithm using RSSI for localization in large-scale wireless sensor networks [J]. *Sensors*, 2018, 18(5): 1469.
- [12] CHEN K, WANG C, CHEN L, et al. Smart safety early warning system of coal mine production based on WSNs[J]. *Safety Science*, 2020, 124: 104609.
- [13] WANG F, SHI L, FAN W, et al. Application of computational geometry in coal mine roadway 3D localization [J]. *Int. Arab J. Inf. Technol.*, 2018, 15(4): 668-674.
- [14] 陈业海, 郑日荣, 许亮. 基于进化算法的多通信半径 DV-Hop 改进定位算法 [J]. *计算机工程与应用*, 2019, 55(1): 89-95.
- CHEN Y H, ZHENG R R, XU L. Improved localization algorithm of multiple communication radius DV-Hop based on evolutionary algorithm [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2019, 55(1): 89-95.
- [15] 刘川洲, 张玲华. 基于 DV-Hop 算法的无线传感器网络定位精度优化 [J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(22): 498-504.
- LIU CH ZH, ZHANG L H. Research on optimization of positioning accuracy of wireless sensor network based on DV-Hop algorithm [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(22): 498-504.
- [16] ZHANG Y B. DV-hop localization scheme for WSN based on artificial bee colony [C]. *International Information and Engineering Association; Computer Science and Electronic Technology International Society*, 2018: 354-358.
- [17] 孙博文, 韦素媛. 基于自适应调整策略灰狼算法的 DV-Hop 定位算法 [J]. *计算机科学*, 2019, 46(5): 77-82.
- SUN B W, WEI S Y. DV-Hop positioning algorithm based on adaptive adjustment strategy gray wolf algorithm [J]. *Computer Science*, 2019, 46(5): 77-82.
- [18] 程杰, 董云玲, 陈嘉兴, 等. 一种具有连续跳数值的三维 DV-Hop 改进算法 [J]. *电子学报*, 2020, 48(11): 2122-2130.
- CHENG J, DONG Y L, CHEN J X, et al. An improved three-dimension DV-Hop algorithm with continuous hop value [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2020, 48(11): 2122-2130.
- [19] 王雨虹, 王志中. 基于 RFRFE 与 ISSA-XGBoost 的变压器故障辨识方法 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2021, 252(12): 142-150.
- WANG Y H, WANG ZH ZH. Transformer fault identification method based on RFRFE and ISSA-XGBoost [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2021, 252(12): 142-150.
- [20] XUE J K, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: Sparrow search algorithm [J]. *Systems Science & Control Engineering an Open Access Journal*, 2020, 8(1): 22-34.
- [21] 李黄曼, 张勇, 张瑶. 基于 ISSA 优化 SVM 的变压器故障诊断研究 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2021, 35(3): 123-129.
- LI H M, ZHANG Y, ZHANG Y. Research on transformer fault diagnosis based on issa optimized SVM [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2021, 35(3): 123-129.
- [22] 王雨虹, 王志中, 付华, 等. 多策略改进麻雀算法与 BiLSTM 的变压器故障诊断研究 [J]. *仪器仪表学报*, 2022, 43(3): 87-97.
- WANG Y H, WANG ZH ZH, FU H, et al. Research on transformer fault diagnosis based on the improved multi-strategy sparrow algorithm and BiLSTM [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2022, 43(3): 87-97.
- [23] 唐延强, 李成海, 宋亚飞, 等. 自适应变异麻雀搜索优化算法 [J]. *北京航空航天大学学报*, 2021, 11(16): 1-14.
- TANG Y Q, LI CH H, SONG Y F, et al. Adaptive mutation sparrow search optimization algorithm [J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2021, 11(16): 1-14.
- [24] LI H, XIANG S, YANG Y, et al. Differential evolution particle swarm optimization algorithm based on good point set for computing Nash equilibrium of finite noncooperative game [J]. *AIMS Mathematics*, 2021, 6(2): 1309-1323.

- [25] ZHANG P. Research on convergence of artificial bee colony algorithm based on crossover and consistency distribution-good point set [C]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, IOP Publishing, 2020, 446(5): 052007.
- [26] 张娜, 赵泽丹, 包晓安, 等. 基于改进的 Tent 混沌万有引力搜索算法[J]. 控制与决策, 2020, 35(4): 893-900.
ZHANG N, ZHAO Z D, BAO X AN, et al. Gravitational search algorithm based on improved Tent chaos [J]. Control and Decision, 2020, 35(4): 893-900.
- [27] 单好民, 陈才学. 基于 RSSI 高斯滤波的人工蜂群定位算法[J]. 传感技术学报, 2021, 34(7): 979-983.
SHAN H M, CHEN C X. RSSI gaussian filter-based artificial bee colony localization algorithm [J]. Chinese Journal of Sensor and Actuators, 2021, 34(7): 979-983.

作者简介



刘瑞兴, 2020 年于西安建筑科技大学获得学士学位, 现为西安建筑科技大学硕士研究生, 主要研究方向为无线传感器网络与智能控制。

E-mail: 1658074721@qq.com

Liu Ruixing received his B. Sc. degree from Xi'an University of Architecture and Technology in 2020. He is currently a master

student at Xi'an University of Architecture and Technology. His main research interests include wireless sensor networks and intelligent control.



段中兴(通信作者), 分别于 1992、1999 年在西安建筑科技大学获得学士、硕士学位, 2006 年于西安交通大学获得博士学位, 现为西安建筑科技大学教授, 主要研究方向为智能信息处理与智能控制。

E-mail: zhx_duan@163.com

Duan Zhongxing (Corresponding author) received her B. Sc. and M. Sc. degrees both from Xi'an University of Architecture and Technology in 1992 and 1999, respectively, and received his Ph. D. degree from Xi'an Jiao tong University in 2006. He is currently a professor at Xi'an University of Architecture and Technology. His main research field includes intelligent information processing and intelligent control.



李博, 2017 年于西安建筑科技大学获得学士学位, 现为西安建筑科技大学硕士研究生, 主要方向为智能检测与机器视觉。

E-mail: 4921164774@qq.com

Li Bo received his B. Sc. degree from Xi'an University of Architecture and Technology in 2017. He is currently a master student at Xi'an University of Architecture and Technology. His main research interests include intelligent detection and computer vision.