

文章编号: 2095-4980(2021)03-0426-07

## 基于临近锚节点修正的 DBSCAN 聚类加权定位算法

王 超

(南阳理工学院 计算机与软件学院, 河南 南阳 473004)

**摘 要:** 为了提高无线传感器网络节点的定位精确度, 给出一种基于临近锚节点修正(CAAN)的具有噪声的基于密度的聚类(DBSCAN)加权定位算法。首先, 在未知节点通信范围内的锚节点中选择三个构成三角形, 证明当未知节点处在此三角形外接圆圆心位置时定位误差最小, 然后据此选择合适的锚节点, 结合滤波后的接收信号强度指示(RSSI)值进行定位计算, 并利用 DBSCAN 聚类算法剔除误差较大的值。其次, 把聚类后所得簇的核心点个数当作权值, 采用加权定位算法得到未知节点的初始坐标。最后, 计算锚节点坐标与初始坐标间的距离, 选择临近的锚节点修正初始坐标, 使最终的定位结果更加精确。仿真结果表明: 相比于加权质心定位算法和基于 RSSI 测距滤波优化的加权质心定位算法, 所给算法的定位精确度分别提高了 69.55%和 38.64%。

**关键词:** 无线传感器网络; 定位; DBSCAN 聚类算法; 锚节点; 加权算法

**中图分类号:** TN953<sup>+</sup>.7; TP393 **文献标志码:** A **doi:** 10.11805/TKYDA2020104

## DBSCAN clustering weighted localization algorithm based on Correction of Adjacent Anchor Node

WANG Chao

(School of Computer and Software, Nanyang Institute of Technology, Nanyang Henan 473004, China)

**Abstract:** In order to improve the localization accuracy of Wireless Sensor Network(WSN) nodes, a Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise(DBSCAN) clustering weighted localization algorithm based on Correction of Adjacent Anchor Node(CAAN) is proposed. Firstly, the algorithm selects three nodes from the anchor nodes within the communication range of the unknown nodes to form a triangle, and proves that the positioning error is the smallest when the unknown node is at the center of the circumscribed circle of the triangle. And the algorithm selects some appropriate anchor nodes according to this theory and combines with the filtered Received Signal Strength Indicator(RSSI) values for positioning. Then the DBSCAN clustering algorithm is adopted to remove the values with large errors. Secondly, the number of core points of the clusters is regarded as the weight, and the initial coordinates of the unknown nodes are calculated by the weighted location algorithm. Finally, the distances between anchor nodes coordinates and the initial coordinates are calculated, and the adjacent anchor nodes are selected to correct the initial coordinates, so that the final positioning results are more accurate. The simulation results show that the positioning accuracy of the proposed algorithm is improved by 69.55% and 38.64% compared with the weighted centroid location algorithm and the weighted centroid location algorithm based on RSSI ranging filtering optimization.

**Keywords:** Wireless Sensor Network; localization; DBSCAN clustering algorithm; anchor nodes; weighted algorithm

无线传感器网络(WSN)是一个多跳自组织的网络系统, 在目标监测区域内部署成本低、无线通信能力强的节点, 能够实现人员设备的监控和跟踪<sup>[1]</sup>。目前, WSN 已经在环境监测、军事管理、智能交通等各个领域得到

收稿日期: 2020-03-14; 修回日期: 2020-03-25

基金项目: 河南省科技厅科技攻关项目资助项目(182102311102); 河南省高等学校青年骨干教师培养计划项目资助项目(2019GGJS282)

作者简介: 王 超(1986-), 男, 硕士, 讲师, 主要研究方向为计算机应用。email:wangc0401@163.com

广泛应用<sup>[2-3]</sup>。WSN 定位算法主要有距离测量和距离无关两种<sup>[4]</sup>。距离测量的算法是在距离或角度等测量值的基础上利用定位算法估算未知节点的位置坐标，常用的测距算法主要有到达角度(Angle Of Arrival, AOA)、到达时间(Time Of Arrival, TOA)、到达时间差(Time Difference Of Arrival, TDOA)、接收信号强度(RSSI)等。其中，AOA 利用天线阵列测量定位所需的角值，成本较高<sup>[5]</sup>；TOA 和 TDOA 的距离测量值较准确，但它们要求精准的时钟同步<sup>[6-7]</sup>；RSSI 是最常用的一种测距技术，它的测距成本和能耗都较低，许多定位算法都是以 RSSI 测距为基础开展的<sup>[8]</sup>。距离无关的算法则依据 WSN 拓扑估算未知节点的位置坐标，主要包含 DV-Hop 算法(Distance Vector-Hop)、不规则定位算法(Amorphous)、近似三角形内点测试(Approximate Point-In-Triangulation test, APIT)、质心算法等<sup>[9]</sup>。随着对 WSN 定位的不断研究，科研人员提出许多改进的定位算法。文献[10]利用基于层次聚类的方法将测试区域划分为不同的部分，再根据 WiFi 信号指纹信息进行匹配，利用加权算法计算定位结果；文献[11]提出了一种基于半圆模型的弱化节点的翻转歧义误差修正方法，并结合基于节点密度的误差修正方法，有效提高了无线传感器网络节点的定位精确度；文献[12]使用 RSSI 和 TDOA 两种技术联合定位，并利用 TDOA 节点修正未知节点的坐标，减小了定位误差；文献[13]提出一种基于 RSSI 模型的协作定位算法，根据误差系数对 RSSI 测距值进行校正，然后利用泰勒级数扩展线性最小二乘法估计未知节点的坐标，并将满足条件的节点看作参考节点参与定位，以提高定位精确度。通过将机器学习领域常用的 DBSCAN 聚类思想和传统的定位算法相结合，给出了一种基于临近锚节点修正(CAAN)的 DBSCAN 聚类加权定位算法，文中称为 CAAN 算法。所给 CAAN 算法首先从处在未知节点通信范围内的锚节点中选择 3 个构成三角形，证明当未知节点处在此三角形外接圆圆心位置时定位误差最小，根据该理论选择合适的锚节点并结合滤波后的 RSSI 值进行定位计算，然后利用 DBSCAN 聚类算法处理定位结果，得到多个簇，将簇中核心点的个数当作权值，采用加权定位算法得到未知节点的初始坐标，并根据计算得到的锚节点坐标与初始坐标间的距离选择临近的锚节点修正初始坐标。

## 1 基础工作概述

### 1.1 网络模型假设

为了便于描述，采用的网络模型假设：1) 每个 WSN 定位节点有唯一的 ID 编号；2) WSN 定位节点具有相同的结构、原始能量和通信能力；3) WSN 定位节点的通信半径范围是以其自身为圆心， $R$  为半径的圆；4) WSN 定位节点能够双向传输数据，在通信半径范围内能自由通信。

### 1.2 相关理论证明

随机选择一个未知节点  $P$ ，其估计坐标记为  $P(x_a, y_a)$ ，在其通信半径范围内找出任意三个锚节点  $A$ 、 $B$  和  $C$  构成三角形，如图 1 所示。其中，锚节点坐标分别为  $A(x_1, y_1)$ 、 $B(x_2, y_2)$  和  $C(x_3, y_3)$ 。未知节点  $P$  到 3 个锚节点  $A$ 、 $B$  和  $C$  的实际测量距离分别记为  $d_{1,p}$ 、 $d_{2,p}$  和  $d_{3,p}$ 。由三边定位法距离公式，可得方程组：

$$\begin{cases} \sqrt{(x_a - x_1)^2 + (y_a - y_1)^2} = d_{1,p} \\ \sqrt{(x_a - x_2)^2 + (y_a - y_2)^2} = d_{2,p} \\ \sqrt{(x_a - x_3)^2 + (y_a - y_3)^2} = d_{3,p} \end{cases} \quad (1)$$

然后对方程组求解可得：

$$\begin{pmatrix} x_a \\ y_a \end{pmatrix} = \frac{1}{2} \begin{pmatrix} (x_1 - x_3)(y_1 - y_3) \\ (x_2 - x_3)(y_2 - y_3) \end{pmatrix}^{-1} \times \begin{pmatrix} R_1^2 - R_3^2 + d_{3,p}^2 - d_{1,p}^2 \\ R_2^2 - R_3^2 + d_{3,p}^2 - d_{2,p}^2 \end{pmatrix} \quad (2)$$

其中，

$$\begin{cases} R_1^2 = x_1^2 + y_1^2 \\ R_2^2 = x_2^2 + y_2^2 \\ R_3^2 = x_3^2 + y_3^2 \end{cases} \quad (3)$$

通过式(2)和式(3)可得估计坐标  $P(x_a, y_a)$ 。利用该方法求得的  $P(x_a, y_a)$  误差较大，为使结果更精确，令：

$$\begin{cases} \mathbf{H} = [x_3 - x_2, x_1 - x_3] \\ \mathbf{E} = [R_1^2 - R_3^2 + d_{3,p}^2 - d_{1,p}^2, R_2^2 - R_3^2 + d_{3,p}^2 - d_{2,p}^2] \\ \mathbf{F} = [y_2 - y_3, y_3 - y_1] \end{cases} \quad (4)$$

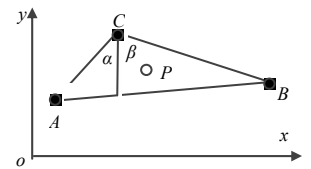


Fig.1 Node distribution  
图 1 节点分布图

所给 CAAN 算法主要是研究二维环境下节点的定位,为了更好地体现出结论的一般性,假设  $\angle ACB$  是选取三角形的最大角,由三角函数关系可得式(5):

$$\begin{cases} x_1 - x_2 = -d_{A,C} \sin \alpha \\ x_2 - x_3 = -d_{B,C} \sin \beta \\ y_1 - y_2 = -d_{A,C} \cos \alpha \\ y_3 - y_2 = -d_{B,C} \cos \beta \end{cases} \quad (5)$$

结合式(3)、式(4)和式(5),可得  $P$  节点更加精确的定位结果,如式(6)所示:

$$\begin{cases} x_a = \frac{\mathbf{F} \cdot \mathbf{E}^T}{2d_{A,C}d_{B,C} \sin(\alpha + \beta)} \\ y_a = \frac{\mathbf{H} \cdot \mathbf{E}^T}{2d_{A,C}d_{B,C} \sin(\alpha + \beta)} \end{cases} \quad (6)$$

假设  $(x_p, y_p)$  是  $P$  的实际坐标,则  $X_{\text{error}} = |X_a - X_p|$  表示  $P$  在  $X$  轴的定位误差值,  $Y_{\text{error}} = |Y_a - Y_p|$  表示  $P$  在  $Y$  轴的定位误差值。下面只对  $X$  轴的定位误差进行分析,  $Y$  轴的定位误差可以用相似的方法得出。由三边定位法可知,定位误差主要和节点之间的实际测量距离与真实距离的差值相关,将  $P$  到 3 个锚节点  $A$ 、 $B$  和  $C$  的真实距离分别记为  $D_{1,p}$ 、 $D_{2,p}$  和  $D_{3,p}$ ,实际测量距离和真实距离的差值记为  $E_{1,p}$ 、 $E_{2,p}$  和  $E_{3,p}$ ,可得:

$$\begin{cases} E_{1,p} = d_{1,p} - D_{1,p} \\ E_{2,p} = d_{2,p} - D_{2,p} \\ E_{3,p} = d_{3,p} - D_{3,p} \end{cases} \quad (7)$$

则  $P$  在  $X$  轴的定位误差表示为:

$$X_{\text{error}} = \frac{E_{1,p}(2D_{1,p} + E_{1,p})(y_3 - y_2)}{2d_{A,C}d_{B,C} \sin \angle ACB} + \frac{E_{2,p}(2D_{2,p} + E_{2,p})(y_1 - y_3)}{2d_{A,C}d_{B,C} \sin \angle ACB} + \frac{E_{3,p}(2D_{3,p} + E_{3,p})(y_2 - y_1)}{2d_{A,C}d_{B,C} \sin \angle ACB} \quad (8)$$

**定理 1** 在一定测距误差下,假若存在  $E_{1,p} \cong E_{2,p} \cong E_{3,p} = E_p$ ,则当未知节点位于三角形外接圆圆心处时,未知节点有最小定位误差。

**证明:**

当  $E_{1,p} \cong E_{2,p} \cong E_{3,p} = E_p$ ,并且  $E_{i,p} \ll D_{i,p}$ ,  $i=1,2,3$  时,式(8)可改写为式(9):

$$X_{\text{error}} \approx \frac{E_p D_{1,p} (y_3 - y_2)}{d_{A,C} d_{B,C} \sin \angle ACB} + \frac{E_p D_{2,p} (y_1 - y_3)}{d_{A,C} d_{B,C} \sin \angle ACB} + \frac{E_p D_{3,p} (y_2 - y_1)}{d_{A,C} d_{B,C} \sin \angle ACB} \quad (9)$$

由于测距误差是一个定值,而且  $d_{A,C}$ 、 $d_{B,C}$  和  $\angle ACB$  也是定值,若要使式(9)的  $X_{\text{error}}$  有最小值,即求:

$$\min[D_{1,p}(y_3 - y_2) + D_{2,p}(y_1 - y_3) + D_{3,p}(y_2 - y_1)] \quad (10)$$

则目标函数可改写为:

$$\min[y_1(D_{2,p} - D_{3,p}) + y_2(D_{3,p} - D_{1,p}) + y_3(D_{1,p} - D_{2,p})] \quad (11)$$

由于  $y_1$ 、 $y_2$  和  $y_3$  为定值,当  $D_{1,p} = D_{2,p} = D_{3,p}$  时,式(11)有最小值 0,也就是说当未知节点到三角形 3 个顶点距离相等,即该未知节点位于三角形外接圆圆心处时,有最小定位误差。证毕。

### 1.3 DBSCAN 聚类算法

DBSCAN 聚类算法是一种经典的密度聚类算法<sup>[14]</sup>,其将一个高密度的区域分成多个簇,簇即是密度相连的点的最大集合,以该集合内的单位数目为标准,根据事先设置的阈值,将区域内的点划分为噪声点和核心点,同时将核心点区域内的单位划分为边界点从而实现聚类。其中, DBSCAN 聚类算法的有关术语定义如下:

- 1)  $Eps$  邻域:对象  $Eps$  所包含的区域;
- 2) 核心点对象:在  $Eps$  邻域内含有大于等于  $MinPts$  个数据点的对象称为核心点对象;
- 3) 边界对象:边界对象在  $Eps$  邻域内含有小于  $MinPts$  个数据点,但其落在其他核心点对象的  $Eps$  邻域内;
- 4) 密度可达:对于数据样本集合  $D$  来说,若存在两个样本对象  $q$  和  $p$ ,其中  $q$  处在  $p$  的  $Eps$  邻域内,并且样本对象  $p$  是核心点对象,那么样本对象  $q$  从样本对象  $p$  直密度可达。若有一组样本对象  $p_1, p_2, \dots, p_n$  满足  $p_i$  从  $p_{i-1}$  直密度可达,那么  $p_n$  从  $p_1$  密度可达。

5) 聚类:在给定的  $Eps$  和  $MinPts$  下,若对象  $p$  是聚类  $C$  中的点,且满足在其  $Eps$  邻域内点的数量  $|N_{Eps}(p)| \geq MinPts$ ,则聚类  $C$  的集合为:  $O = \{o | o \text{ 为 } Eps \text{ 和 } MinPts \text{ 条件下 } p \text{ 的密度可达点}\}$ 。

DBSCAN 聚类算法首先随机选择一个对象  $p$ ，参照  $Eps$  和  $MinPts$  的值，提取从对象  $p$  密度可达的所有对象。若对象  $p$  为核心点对象，那么从对象  $p$  密度可达的所有对象被划归为当前类，由它们进行下一步扩展；若对象  $p$  为边界对象，则将  $p$  看作噪声并忽略其存在，算法寻找下一个对象重复以上操作，直到生成一个完整的聚类。接着，算法再重新选择新的对象开始下一轮聚类，当所有的对象都被测试过后，算法终止，如图 2 所示。

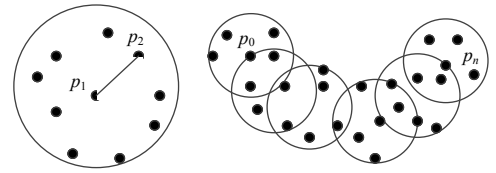


Fig.2 Schematic diagram of DBSCAN algorithm  
图 2 DBSCAN 算法原理图

## 2 所给 CAAN 算法设计

在 WSN 定位中，不规则的网络拓扑会使锚节点分布不均匀，此时能和未知节点通信的锚节点数量会减少，导致定位精确度降低。所以在基于临近锚节点修正的 DBSCAN 聚类加权定位算法中，当采用加权定位算法得到未知节点的初始坐标后，根据锚节点坐标和初始坐标间的距离，选择最靠近未知节点的 2 个锚节点作为修正节点修正初始坐标。则所给基于临近锚节点修正的 DBSCAN 聚类加权定位算法具体步骤如下：

步骤 1：锚节点向未知节点发送自身的 ID 号以及位置信息。

步骤 2：未知节点  $P$  在设定的阈值范围内接收并存储来自锚节点的信息，并建立通信半径内的锚节点集合  $A=\{A_1, A_2, \dots, A_n\}$ ，其中  $n$  表示未知节点通信半径内的锚节点个数。根据均值滤波对测得的 RSSI 值进行处理，转换为较为精确的距离值。

步骤 3：任意取集合  $A$  中的 3 个锚节点组成三角形，则由这  $n$  个锚节点可得到  $C_n^3$  个三角形，分别求出每个三角形的外接圆圆心坐标。

步骤 4：根据测量距离值和最小二乘法对未知节点进行坐标计算，然后分别求出该坐标和步骤(3)中的  $C_n^3$  个外接圆圆心坐标的欧氏距离并由小到大排序，取前  $m$  个较小距离对应的三角形组成集合  $B=\{B_1, B_2, \dots, B_m\}$ ，集合  $B$  中的三角形称为校正三角形。使用三边定位法计算每个校正三角形的质心坐标。

步骤 5：使用 DBSCAN 聚类算法对步骤 4 中校正三角形的质心坐标进行处理，将  $Eps$  和  $MinPts$  两个参数融合在一起，可得：

$$Eps = \left( \frac{volume_D \cdot MinPts \cdot \Gamma\left(\frac{dim}{2} + 1\right)}{N \cdot \sqrt{\pi^{dim}}} \right)^{\frac{1}{dim}} \quad (12)$$

式中： $volume_D$  表示数据样本的集合  $D$  的面积； $dim$  表示数据点集维度； $N$  表示数据点的数量；并且，

$$\Gamma(x) = \int_0^{\infty} \frac{t^{x-1}}{e^t} dt \quad (13)$$

步骤 6：根据步骤(5)可以计算得到  $t$  个簇和误差大的噪声点，将这些噪声点去除，然后计算每个簇的质心坐标，用  $(X_1, Y_1), (X_2, Y_2), \dots, (X_t, Y_t)$  表示。根据聚类原理，每个簇中数据点的聚集状况可以用簇中包含的核心点数量来衡量。据此可将核心点数量作为权值，即第  $i(1 \leq i \leq t)$  个簇的权值  $w_i$  表示该簇中包含的核心点数量。根据每个簇的质心坐标和权值  $w_i$ ，采用加权质心算法可以求出未知节点的初始坐标，如式(14)和式(15)所示：

$$x' = \frac{\sum_{i=1}^t w_i \cdot X_i}{\sum_{i=1}^t w_i} \quad (14)$$

$$y' = \frac{\sum_{i=1}^t w_i \cdot Y_i}{\sum_{i=1}^t w_i} \quad (15)$$

步骤 7：计算锚节点坐标和未知节点初始坐标间的距离，选择最靠近未知节点的 2 个锚节点作为修正节点修正初始坐标。假设选取的 2 个修正节点分别是  $A_1$  和  $A_2$ ，它们到初始坐标间的距离分别是  $R_1$  和  $R_2$ 。则可得到以  $A_1$  为圆心、 $R_1$  为半径和  $A_2$  为圆心、 $R_2$  为半径的两个圆。两个圆的位置关系有以下 5 种情况，如图 3 所示。

根据图 3 的位置关系, 对未知节点  $P$  的最终坐标进行讨论:

1) 图 3(a)和图 3(b)显示的是两圆相切的情况, 此时认为两圆的切点是  $P$  的最终定位坐标。

2) 图 3(c)显示的是两圆内含的情况, 连接两圆圆心的直线和两个圆相交于 4 个点, 分别取和两个圆相交的距离最近的两个点, 此时认为两点连线的中点是  $P$  的最终定位坐标。

3) 图 3(d)和图 3(e)分别显示的是两圆外离和两圆相交的情况, 连接两圆圆心的线段和两个圆相交于两个点, 此时认为两点连线的中点是  $P$  的最终定位坐标。

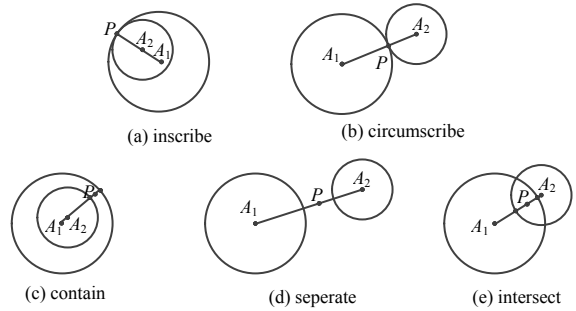


Fig.3 Correction diagram of unknown node coordinates

图 3 未知节点坐标修正图

### 3 仿真分析

#### 3.1 仿真环境及参数

由采用 Matlab 2014a 仿真软件验证所给 CAAN 算法的性能, 并与加权质心定位算法及基于 RSSI 测距滤波优化的加权质心定位算法<sup>[15]</sup>进行比较。仿真区域为一个  $100\text{ m} \times 100\text{ m}$  的二维平面, 在此区域内随机部署节点, 所有节点享有相同的通信半径。由于 DBSCAN 聚类算法的效果和  $MinPts$  参数的取值有很大关系, 多次实验表明: 当  $MinPts \geq 3$  时, DBSCAN 聚类算法会将实验数据点聚集起来形成唯一的簇, 这对于后续计算未知节点的定位坐标有很大影响。为了使定位结果更加精确, 则取  $MinPts = 2$ 。同时为了避免结果的偶然性, 在同一区域内对所有仿真进行 50 次重复实验, 并取 50 次仿真结果的平均值来反映定位效果。

为能直观地体现所给 CAAN 算法的优越性, 用定位误差  $ER$  来衡量定位算法的精确度。设未知节点的真实坐标为  $(X, Y)$ , 经算法定位后所得最终坐标为  $(x, y)$ , 定位误差  $ER$  定义为:

$$ER = \sqrt{(X-x)^2 + (Y-y)^2} \quad (16)$$

为能直观体现出所给 CAAN 算法的定位性能, 在  $100\text{ m} \times 100\text{ m}$  区域内设置节点总数为 100, 其中, 锚节点数为 20, 用星号表示; 未知节点数为 70, 用圆点表示; 节点通信半径设为 30 m, 节点分布如图 4 所示。

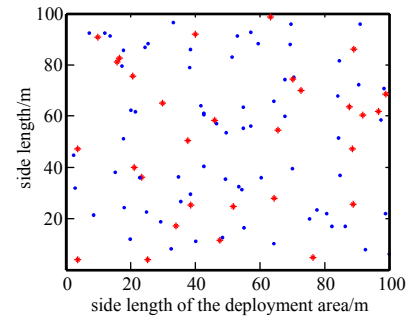


Fig.4 Node distribution

图 4 节点分布图

#### 3.2 三种算法的定位效果图

图 5、图 6 和图 7 分别为加权质心定位算法、基于 RSSI 测距滤波优化的加权质心定位算法以及所给 CAAN 定位算法的定位效果图。其中, 圆点表示未知节点实际坐标位置, 三角形表示未知节点的估计坐标位置, 它们之间用细线相连, 线的长度表示实际位置和估计位置间的误差, 即定位误差。通过对比 3 个图可知, 所给 CAAN 定位算法的定位效果图中节点连线的长度相对于其余 2 种算法而言更短, 说明所给 CAAN 算法的定位效果更好。

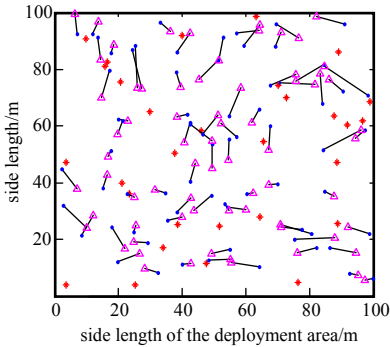


Fig.5 Rendering of weighted centroid positioning algorithm

图 5 加权质心定位算法效果图

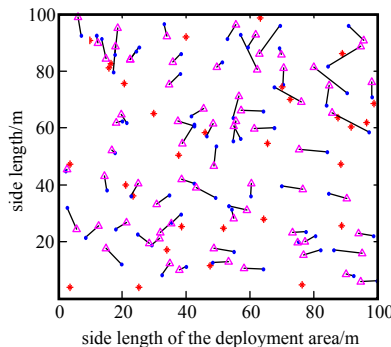


Fig.6 Rendering of weighted centroid positioning algorithm based on RSSI ranging and filtering optimization

图 6 基于 RSSI 测距滤波优化的加权质心定位

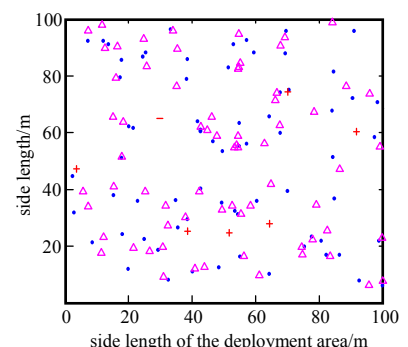


Fig.7 Rendering of the proposed CAAN positioning algorithm

图 7 所给 CAAN 定位算法效果图

### 3.3 不同的锚节点数量对算法性能的影响

图 8 为当总节点数量为 100 个, 通信半径为 30 m 时, 3 种算法的定位误差随锚节点数量变化的仿真结果图。从图 8 中可以看出, 在相同约束条件下, 当锚节点数量增加时, 3 种算法的定位误差随之减小, 且所给 CAAN 算法的定位精确度始终高于其余 2 种定位算法。当锚节点数量为 40 个时, 所给 CAAN 算法有最小定位误差为 0.75 m。这是由于锚节点数量的增加会生成更多的校正三角形, 经 DBSCAN 聚类算法处理后得到的准确定位坐标会更多。

### 3.4 不同的节点通信半径对算法性能的影响

图 9 为当总节点数量为 100 个, 锚节点个数为 30 个时, 三种算法的定位误差随节点通信半径变化的仿真结果图。从图 9 中可以看出, 通信半径的增加会使 3 种算法的定位误差呈现下降的趋势, 但所给 CAAN 算法的定位效果始终是最好的。在节点通信半径是 40 m 时, 所给 CAAN 算法的定位误差约为 0.81 m, 而加权质心定位算法和基于 RSSI 测距的改进加权质心定位算法的误差分别为 2.66 m 和 1.32 m, 所给 CAAN 算法的定位精确度分别提升了 69.55% 和 38.64%, 且算法的性能更加稳定。这是由于通信半径的增大促使未知节点能感知到的锚节点数量增多, 与之对应的校正三角形数量同样更多, 因此计算结果更接近于真实坐标。

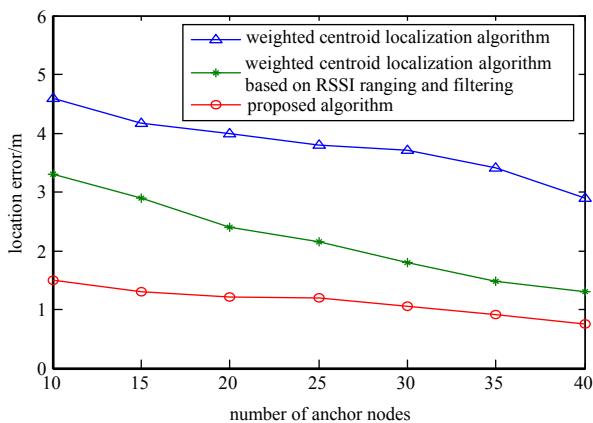


Fig.8 Relation between positioning error and the number of anchor nodes

图 8 定位误差与锚节点数量关系

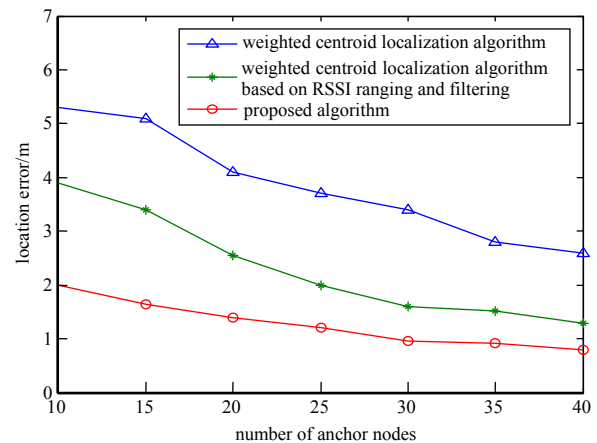


Fig.9 Relation between positioning error and node communication radius

图 9 定位误差与节点通信半径关系

## 4 结论

通过将聚类算法和传统定位算法相结合, 给出一种基于临近锚节点修正的 DBSCAN 聚类加权定位算法。根据定理 1 选择合适的锚节点联合滤波后的 RSSI 值进行定位计算, 利用 DBSCAN 聚类剔除误差较大的值, 并把聚类后得到的簇的核心点个数当作权值, 依据加权定位算法得到初始坐标, 并根据锚节点坐标与未知节点初始坐标间的距离选择临近的锚节点修正初始坐标。由仿真实验可知, 与加权质心定位算法以及基于 RSSI 测距滤波优化的加权质心定位算法相比, 所给 CAAN 定位算法定位精确度更高, 但是由于采用了聚类算法, 而且定位过程中锚节点数量逐渐增加, 导致所给 CAAN 算法的复杂度和能耗不断增加。因此, 如何在保证算法定位精确度的同时减小算法的复杂度和能耗是下一步要考虑的问题。

### 参考文献:

- [1] 韩利钊, 钱雪忠, 罗靖, 等. 基于区域划分的 DBSCAN 多密度聚类算法[J]. 计算机应用研究, 2018, 35(6): 1668-1671. (HAN Lizhao, QIAN Xuezhong, LUO Jing, et al. Multi-density clustering algorithm DBSCAN based on region division[J]. Application Research of Computers, 2018, 35(6): 1668-1671)
- [2] 徐以福. 航天发射场电力传输线 WSN 定位算法与仿真[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2016, 14(2): 219-223. (XU Yifu. Wireless sensor network localization algorithm of power transmission line in aerospace launch spot and simulation[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2016, 14(2): 219-223.)
- [3] 于晓升, 王莹, 孟亚男, 等. 基于 IMM-IKF 的无线传感器网络非视距节点定位方法[J]. 控制与决策, 2018, 33(6): 1069-1074. (YU Xiaosheng, WANG Ying, MENG Yanan. Non-line of sight node localization method based on MM-IKF for wireless sensor networks[J]. Control and Decision, 2018, 33(6): 1069-1074.)

- [4] 蒋锐,杨震. 基于质心迭代估计的无线传感器网络节点定位算法[J]. 物理学报, 2016,65(3):1-9. (JIANG Rui,YANG Zhen. An improved centroid localization algorithm based on iterative computation for wireless sensor network[J]. Acta Physica Sinica, 2016,65(3):1-9.)
- [5] 任修坤,李珂,孔范增. 基于聚类分析的反向射线跟踪算法[J]. 计算机应用研究,2018,35(3):854-858. (REN Xiukun,LI Ke,KONG Fanzeng. Reverse ray tracing method based on clustering analysis[J]. Application Research of Computers, 2018,35(3):854-858.)
- [6] HUANG B,XIE L,YANG Z. TDOA-based source localization with distance-dependent noises[J]. IEEE Transactions on Wireless Communications, 2015,14(1):468-480.
- [7] 王文秀,董峰,张昊洋,等. 一种改进的到达时间差无线定位算法研究[J]. 科学技术与工程, 2017,17(21):1671-1815. (WANG Wenxiu,DONG Feng,ZHANG Haoyang,et al. Research on an improved TDOA wireless location algorithm[J]. Science Technology and Engineering, 2017,17(21):1671-1815.)
- [8] 姜穆元,汪毓铎. 基于 RSSI 无线传感器网络改进加权质心算法[J]. 科技通报, 2018,34(10):144-148. (JIANG Muyuan,WANG Yuduo. Improved weighted centroid algorithm based on RSSI wireless sensor network[J]. Bulletin of Science and Technology, 2018,34(10):144-148.)
- [9] ZAIDI S,ASSAF A E,AFFES S,et al. Accurate range-free localization in multi-hop wireless sensor networks[J]. IEEE Transactions on Communications,2016,64(9):3886-3900.
- [10] 王怡婷,郭红. 基于层次聚类的 WiFi 室内位置指纹定位算法[J]. 福州大学学报, 2017,45(1):8-15. (WANG Yiting,GUO Hong. WiFi indoor position fingerprinting localization algorithm based on hierarchical clustering[J]. Journal of Fuzhou University (Natural Science Edition), 2017,45(1):8-15.)
- [11] 邬春明,杨涛,马冬梅,等. 一种改进 DV-HOP 无线传感器网络定位算法[J]. 河南科技大学学报(自然科学版), 2016,37(6):55-60. (WU Chunming,YANG Tao,MA Dongmei,et al. An improved DV-HOP localization algorithm for wireless sensor networks[J]. Journal of Henan University of Science & Technology (Natural Science), 2016,37(6):55-60.)
- [12] 龙佳,卑璐璐,李轶,等. 基于 RSSI 的改进加权质心定位修正算法[J]. 微电子学与计算机, 2017,34(4):89-93. (LONG Jia,BEI Lulu,LI Yi,et al. Improved weighted centroid localization correction algorithm based on RSSI[J]. Microelectronics & Computer, 2017,34(4):89-93.)
- [13] 张新荣,熊伟丽,徐保国. 采用 RSSI 模型的无线传感器网络协作定位算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2016,30(7):1008-1015. (ZHANG Xinrong,XIONG Weili,XU Baoguo. Cooperative localization algorithm applying RSSI model in wireless sensor network[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2016,30(7):1008-1015.)
- [14] 田增山,王向勇,周牧,等. 基于 DBSCAN 子空间匹配的蜂窝网室内指纹定位算法[J]. 电子与信息学报, 2017,39(5):1157-1163. (TIAN Zengshan,WANG Xiangyong,ZHOU Mu,et al. DBSCAN based subspace matching for indoor cellular network fingerprint positioning algorithm[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2017,39(5):1157-1163.)
- [15] 艾华,李艳. 基于 RSSI 测距滤波优化的加权质心定位算法[J]. 计算机工程与设计, 2017(10):2631-2635. (AI Hua,LI Yan. Weighted centroid localization algorithm based on RSSI ranging filter optimization[J]. Computer Engineering and Design, 2017(10):2631-2635.)