

北斗/WSN 网络的融合定位算法

黄佳, 杨琛

(上海海洋大学 工程学院, 上海 201306)

摘要: 通过对传统的无线传感器网络 RSSI 定位算法的研究, 分析了其定位精度差, 响应速度慢等特点, 结合北斗定位系统的优点, 提出了一种传统无线传感器定位与北斗导航定位相融合的算法, 通过卡尔曼滤波, 将两种算法的数据进行融合, 得到了新的融合定位算法。通过仿真分析可得, 新的融合算法在定位精度和收敛速度上, 相较于传统单一的无线传感器网络节点定位算法都有了相应的提高, 通过对这一算法的仿真, 仿真结果说明该算法切实可行。

关键词: 北斗; 无线传感器网络; 定位

中图分类号: P228.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1008-9268(2017)04-0027-05

0 引言

在当今快速增长的信息时代, 位置是信息中最重要的部分。怎样对于实现对系统资源的使用(系统组成, 网络结构等)来获取系统内的相应信息是当前的研究热点。定位是北斗卫星导航系统的最本质功能, 在室内, 城市峡谷, 森林等部分环境中, 卫星信号较弱, 甚至无法接收卫星信号, 不能实现定位。无线传感器网络可以利用网络架构和节点之间的拓扑关系来实现定位, 但是有着较大的误差。

同时, 随着社会技术的发展和人们复杂需求的日益提升, 单个北斗系统或无线传感器网络在一些情况下难以满足实际需求。世界上掀起了对于 GNSS, 2G/3G/4G 网络, 蓝牙, ZigBee, 无线传感器网络等系统之间相互融合的研究热潮。加拿大卡尔加里大学研究了基于 WSN 的分布式 GNSS 接收机的应用^[1]。研究结果表明了 WSN 系统的准确定位的基本原理和在实际应用中的不足, 同时研究中提出了 WA-GPS 的理论, 利用 WSN 网络来收集我们需要定位的位置信息, 从而提高 GPS 定位的精度。基于此, 本文提出了北斗和无线传感器网络相融合的定位算法, 它结合了两个系统的优点。也可以在定位算法中进行改进, 然后扩大定位范围, 提高定位精度^[2]。

1 北斗导航定位算法

北斗卫星导航系统的定位的理论依据是伪距定位法, 而其具体的定位算法则是源于三角定位原理。在实际应用中, 伪距时常在卫星定位领域中被提及, 这是北斗接收机对卫星信号的非常基本的度量。地面北斗接收机参考接收机时钟 $t_{\mu}(t)$ 采样北斗信号, 然后处理采样信号以获得信号发射时间 $t_n(t-\tau)$ 。伪距 $R(t)$ 被定义为信号接收时间 $t_{\mu}(t)$ 和信号发出时间 $t_n(t-\tau)$ 之间的差乘以光在真空中行进的速度 c , 即:

$$\begin{aligned} R(t) &= c[t_{\mu}(t) - t_n(t-\tau)] \\ &= c\tau + c[\delta t_{\mu}(t) - \delta t_n(t-\tau)], \end{aligned} \quad (1)$$

式中: $\delta t_{\mu}(t)$ 一般称为接收机时钟钟差; $\delta t_n(t)$ 通常称为卫星时钟钟差; τ 为卫星信号从卫星到接收机所需的实际传播时间。因为地面上北斗接收机时钟与卫星时钟的时间有差异, $R(t)$ 并不是真正意义上的几何距离, 因此称为“伪”距^[3]。

在卫星导航定位应用中, 当不知道用户位置的时候, 用户的实际位置可以用 x, y, z 三个参数来表示, 时间也可以看作是一个未知参数, 要想实现单频点定位必须要至少 4 颗卫星提供信号。设想通过导航电文推算出来的 4 颗北斗卫星的坐标分别为 $(x_i, y_i, z_i) (i = 1, \dots, 4)$, 用户位置坐标 (x_0, y_0, z_0) , 用户时钟相对于 UTC 时间的钟差为 Δt , 则有:

收稿日期: 2017-03-17

联系人: 黄佳 E-mail: 819388115@qq.com

$$\begin{cases} R_1 = \sqrt{(x_1 - x_0)^2 + (y_1 - y_0)^2 + (z_1 - z_0)^2} + c\Delta t, \\ R_2 = \sqrt{(x_2 - x_0)^2 + (y_2 - y_0)^2 + (z_2 - z_0)^2} + c\Delta t, \\ R_3 = \sqrt{(x_3 - x_0)^2 + (y_3 - y_0)^2 + (z_3 - z_0)^2} + c\Delta t, \\ R_4 = \sqrt{(x_4 - x_0)^2 + (y_4 - y_0)^2 + (z_4 - z_0)^2} + c\Delta t, \end{cases} \quad (2)$$

式中: $R_i (i = 1, \dots, 4)$ 为使用者与北斗卫星之间的伪距实际测量值; c 为光速, 对上述方程组进行演算可得到用户位置坐标 (x_0, y_0, z_0) , 从而实现定位过程^[4-5]。

2 无线传感器网络的定位算法

当前的无线传感器定位算法大致有以下两种, 一种是测距技术定位, 另一种是非测距技术定位。测距技术的定位算法对于硬件有很高要求, 包括质心定位算法、DV-Hop 算法等, 这一类的定位算法有着较为精准的定位精度, 但这类算法需要硬件的支持, 使得这一定位算法的定位成本较高。非测距技术定位算法顾名思义, 这类算法不用测量传感器节点之间的距离, 代表算法有 RSSI、TOA 等。因为大多数无线传感器网络中的通信模块能够给出接收信号的强度指示值即 RSSI 值, 所以该算法相对于其他算法, 计算过程简单, 本章就 RSSI 算法作了简要介绍^[6]。

在 WSN 中, 将锚节点定义为能够以另外的方式获取其位置坐标的传感器节点, 也称作信标节点, 与之相对的是, 该节点具体的位置信息并不是已知的, 而是要由无线传感器网络节点或者其他参考信息来获取自身位置信息的传感器节点被称为目标节点。WSN 的定位算法原理可以概括为: 使用 WSN 中锚节点的位置信息, 经过相应算法的计算, 从而获取网络中所要知道的节点位置的信息。

无线传感器网络中, 传输距离对于节点信号的强度是有影响的, 所以如果传感器节点之间的距离较小时, 反应信号强度的 RSSI 值则较大; 相反的, 距离相对较大时则 RSSI 值就较小。每当无线通信收发模块接受到一次数据, 就会相应的产生表示不同信号强度的 RSSI 值, 从而在路径损耗模型的基础上将信号在传播过程中的损耗转化为 RSSI 值。无线信号的衰减模型一般采用 Shadowing 模型。则目标节点接收到的信号强度, 记为 $[p(d)]_{\text{dbm}}$ 可由下式得到:

$$[p(d)]_{\text{dbm}} = [p(d_0)]_{\text{dbm}} - 10n \lg \frac{d}{d_0} + X_{\text{dbm}} \quad (3)$$

式中: $[p(d_0)]_{\text{dbm}}$ 为距离目标节点参考距离为 d_0 时接收的信号强度; $10n \lg \frac{d}{d_0}$ 为传输距离 d 的路径损耗; X_{dbm} 为一个高斯随机变量。通过简化式(3)中的模型, 可以设定参考距离 d_0 为 1 m, 离节点距离为 1 m 时的信号接收强度 $[p(d_0)]_{\text{dbm}}$ 记为 C , 随机误差忽略不计, 将模型简化成

$$\text{RSSI} = C - 10n \lg d, \quad (4)$$

式中, C 和 n 的值可以根据经验来取值, 在实际的算法使用当中, 信号的传播环境等因素会对实际的取值产生一定的影响。RSSI 算法是基于测距原理的定位算法, 在实际应用中需要对目标节点与 WSN 中的锚节点或参考位置之间的角度、方向、距离等数值进行测量, 然后获得目标节点的具体位置坐标。虽然 RSSI 算法的有着定位精度较低的弊端, 但是这种算法的结构则较为简单, 同时 RSSI 的实际测量值也较易测得, 并且对于节点的要求较低, 因此, 该算法在 WSN 节点的功耗和规模上具有较大优势^[7]。

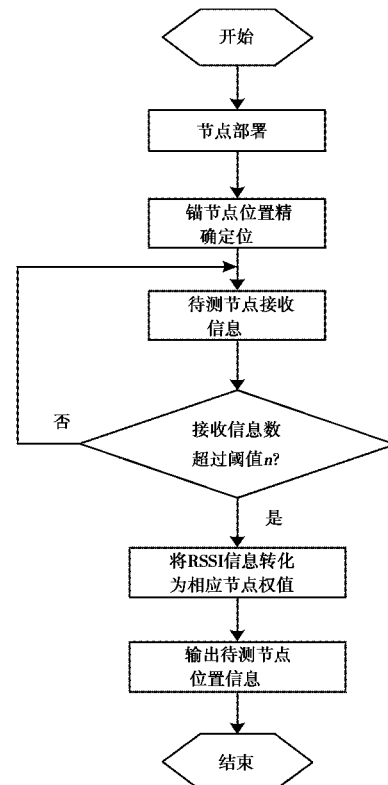


图 1 RSSI 算法流程图

3 基于北斗的融合定位算法

基于上述对于两种算法的描述,本章将对上述两种算法融合后的算法进行介绍。既在北斗伪距定位原理的基础上,融合 WSN 的 RSSI 定位算法,并通过卡尔曼滤波对数据进行处理融合。实现对目标位置的定位。

融合定位算法的原理是源于第1节和第2节

$$\begin{cases} R_i^s = [(x_i^s - x_0)^2 + (y_i^s - y_0)^2 + (z_i^s - z_0)^2]^{1/2} + c\Delta t + \omega_i, & (i = 1, 2, \dots, M), \\ \text{RSSI}_j = C - 10n \lg[(x_j - x)^2 + (y_j - y)^2 + (z_j - z)^2]^{1/2}, & (j = 1, 2, \dots, N). \end{cases} \quad (6)$$

利用式(6)便可以演算出目标位置的定位坐标^[8]。

卡尔曼滤波是一种系统状态进行评估并使得该状态的均方误差最小的方法。卡尔曼滤波的数学模型

$$\begin{cases} \mathbf{X}(k) = \mathbf{A}(k, k-1)\mathbf{X}(k-1) + \mathbf{B}(k-1)\mathbf{W}(k-1), \\ \mathbf{Y}(k) = \mathbf{C}(k)\mathbf{X}(k) + \mathbf{V}(k), \end{cases} \quad (7)$$

$$\begin{cases} \mathbf{X}^-(k) = \mathbf{A}(k, k-1)\mathbf{X}(k-1), \\ \mathbf{P}^-(k) = \mathbf{A}(k, k-1)\mathbf{P}(k-1)\mathbf{A}^T(k, k-1) + \mathbf{B}(k-1)\mathbf{Q}(k-1)\mathbf{B}^T(k-1), \\ \mathbf{K}(k) = \mathbf{P}^-(k)\mathbf{C}^T(k)[\mathbf{C}(k)\mathbf{P}^-(k)\mathbf{C}^T(k) + \mathbf{R}(k)]^{-1}, \\ \mathbf{P}(k) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}(k)\mathbf{C}(k)]\mathbf{P}^-(k), \\ \mathbf{X}(k) = \mathbf{X}^-(k) + \mathbf{K}(k)[\mathbf{Y}(k) - \mathbf{C}(k)\mathbf{X}^-(k)], \end{cases} \quad (8)$$

式中: $\mathbf{X}^-(k)$ 为 $\mathbf{X}(k)$ 的先验估计值; $\mathbf{P}^-(k)$ 与 $\mathbf{P}(k)$ 分别为先验估计误差和后验估计误差的协方差矩阵; $\mathbf{Q}(k)$ 与 $\mathbf{R}(k)$ 分别为过程噪声向量和测量噪声向量的协方差矩阵; $\mathbf{K}(k)$ 为卡尔曼滤波增益。根据式(6)组成的系统“伪距”方程,设 $\mathbf{b} = \mathbf{c} \cdot \Delta t$,

$$\begin{cases} l_i^s \cdot \delta x + m_i^s \cdot \delta y + n_i^s \cdot \delta z + \delta b = R_i^s - r_i^s - b_0 - \omega_i, & (i = 1, 2, \dots, M), \\ l_j^w \cdot \delta x + m_j^w \cdot \delta y + n_j^w \cdot \delta z = d_j^w - r_j^w - v_j, & (j = 1, 2, \dots, N), \end{cases} \quad (9)$$

式中: $r_i^s = [(x_i^s - x_0)^2 + (y_i^s - y_0)^2 + (z_i^s - z_0)^2]^{1/2}$;

$$l_i^s = \frac{x_0 - x_i^s}{r_i^s}; m_i^s = \frac{y_0 - y_i^s}{r_i^s}; n_i^s = \frac{z_0 - z_i^s}{r_i^s}; r_j^w = [(x_j^w -$$

$$x_0)^2 + (y_j^w - y_0)^2 + (z_j^w - z_0)^2]^{1/2}; l_j^w = -\frac{10n}{\ln 10}$$

$$\frac{x_0 - x_j^w}{(r_j^w)^2}; m_j^w = -\frac{10n}{\ln 10} \frac{y_0 - y_j^w}{(r_j^w)^2}; n_j^w = -\frac{10n}{\ln 10} \frac{z_0 - z_j^w}{(r_j^w)^2}.$$

设 $L_i^s = R_i^s - r_i^s - b_0$, $L_j^w = R_j^w - r_j^w - b_0$, 取观测向量 $\mathbf{Y} = [L_1^s, \dots, L_M^s, L_1^w, \dots, L_N^w]$, 将其他项放到 $\mathbf{V}(k)$ 中, 得到测量方程如下:

$$\mathbf{Y}(k) = \mathbf{C}(k)\mathbf{X}(k) + \mathbf{V}(k), \quad (10)$$

式中, 测量关系矩阵 $\mathbf{C}(k)$ 的值为

介绍的公式(2)和公式(4), 同时通过卡尔曼滤波对数据进行处理, 实现定位功能。通过用空间坐标表达式来表述公式(2)中的距离 d , 则式(2)可改写为

$$\text{RSSI}_j = C - 10n \lg[(x_j - x)^2 + (y_j - y)^2 + (z_j - z)^2]^{1/2} \quad (5)$$

联合式(2)则可得到融合系统的“伪距”方程:

式中: $\mathbf{X}(k)$ 为状态向量; $\mathbf{A}(k, k-1)$ 为由状态 $k-1$ 到状态 k 的状态转移矩阵; $\mathbf{B}(k)$ 为过程噪声关系矩阵; $\mathbf{W}(k)$ 为过程噪声向量; $\mathbf{Y}(k)$ 为观测向量; $\mathbf{C}(k)$ 为测量关系矩阵; $\mathbf{V}(k)$ 为测量噪声向量。根据公式(7), 滤波过程的初值和相关的噪声特性数值可以通过特定的数值给出, 具体的滤波过程为

节点位置为 $[x, y, z, b]^T$, 估计值为 $[x_0, y_0, z_0, b_0]^T$, 两者的差值为 $[\delta x, \delta y, \delta z, \delta b]^T$ 。即 $x = x_0 + \delta x, y = y_0 + \delta y, z = z_0 + \delta z, b = b_0 + \delta b$ 。

通过泰勒级数展开将式(6)线性化得:

$$\mathbf{C}(k) = \begin{bmatrix} l_1^s & m_1^s & n_1^s & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ l_M^s & m_M^s & n_M^s & 1 \\ l_1^w & m_1^w & n_1^w & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ l_N^w & m_N^w & n_N^w & 0 \end{bmatrix}.$$

滤波过程中, 需要达到滤波结果的无偏性要求, 需将卡尔曼滤波状态向量的初始值设定为 $\mathbf{X}(0) = \mathbf{0}$, 将初始估计均方差矩阵设定为 $\mathbf{P}(0) = \alpha \mathbf{I}$ (α 为常数, \mathbf{I} 为单位矩阵), 同时还设定过程噪声 $\mathbf{W}(k)$ 和测量噪声 $\mathbf{V}(k)$ 都是零均值的高斯白噪声序列, 将过程噪声方差矩阵 \mathbf{Q} 设定为式(11), 将测量噪声方差矩阵 \mathbf{R} 设定为式(12)

$$\mathbf{Q} = \frac{M}{M+N} \text{diag}(\delta_D^2, \delta_D^{(1)2}, \delta_D^2, \delta_D^{(1)2}, \delta_D^2, \delta_D^{(1)2}) + \frac{N}{M+N} \text{diag}(\delta_a^2, \delta_a^{(1)2}, \delta_a^2, \delta_a^{(1)2}, \delta_a^2, \delta_a^{(1)2}), \quad (11)$$

$$\mathbf{R} = \text{diag}(\delta_D^2, \dots, \delta_D^2, \delta_a^2, \dots, \delta_a^2), \quad (12)$$

其中： δ_D^2 为实际中卫星测得的伪距噪声方差； $\delta_D^{(1)2}$ 为伪距率的噪声误差； δ_a^2 为 WSN 系统中的信号收发模块反馈的 RSSI 值的噪声误差； $\delta_a^{(1)2}$ 为 RSSI 值变化率的噪声误差。算法过程中，需要对以上介绍的公式进行迭代演算，在一定次数的迭代后，便能得出所要定位位置的估计坐标^[9-10]。

4 融合算法仿真与分析

仿真环境：仿真的地点设定为室外开阔地域。假设可供使用的北斗卫星数目为 M ，WSN 锚节点数为 N ，传感器节点随机分布，每个节点之间的距离范围为几十米到几百米，锚节点的坐标是已知的，假设以 $A(x, y, z)$ 作为未知节点的坐标，同时北斗卫星和已知的锚节点都可以给未知节点提供信号，从而获得卫星伪距的测量值和 RSSI 值。通过融合定位算法，以北斗和 WSN 提供的信息为基础，演算得出所要定位节点的坐标值。并且综合分析在不同的应用情况下该算法的定位精度和误差。

对上述的融合定位算法进行了仿真，并分别与单一算法的定位精度进行了比较分析。图 2 的仿真结果表明了在不同锚节点数情况下的定位精度情况，北斗卫星个数越多，则定位精度越高。图 3 的仿真结果表明了不同卫星数目下的定位精度情况。随着锚节点数的增多，定位精度逐渐提高。仿真中，北斗卫星数目为 0 表示的是传统的无线传感器网络 RSSI 算法定位。从图中可以看出，在北斗卫星数目小于 4 的时候，融合定位算法仍能实现定位；当卫星数目相同时，无线传感器网络锚节点数越多，定位精度越高。在锚节点数目相同的情况下，融合北斗卫星定位系统的融合算法可以通过伪距的测量降低系统定位误差，由此可以看出融合定位算法比单纯的无线传感器网络 RSSI 定位精度高。

图 4 示出了同一个锚节点下，比较了无线传感器网络定位算法和融合算法的收敛速度，从图中可以看出融合系统定位算法的定位结果在非常短的时间内达到稳定的状态，定位精度也较高，而无线传感器网络定位算法，定位结果的收敛速度慢，定

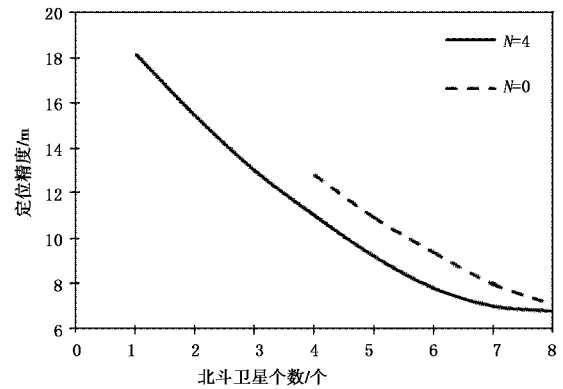


图 2 不同锚节点树下的定位精度变化

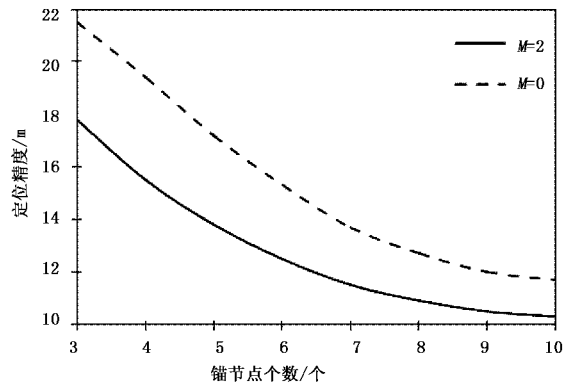


图 3 不同卫星数下的定位精度变化

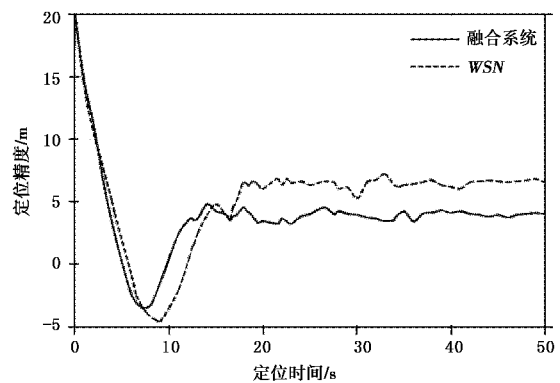


图 4 不同场景下定位误差曲线

位过程响应时间较长，在卡尔曼滤波对数据的处理以后，定位误差逐渐稳定，定位误差融合系统小于纯无线传感器网络的误差，这证明了定位精度高并具有高收敛速度。

5 结束语

北斗卫星导航系统拥有着覆盖范围广，用户量大，成本低等特点，在当前各行业中拥有巨大的应

用潜力。通过与其他系统相结合,可以使得系统的应用范围更加宽广,也使得用户在实际使用中更加便捷,同时对于北斗与其他系统应用结合的研究也会促进许多新的产业,在新产业催生的同时也会促进北斗系统的建设、发展与完善。

本文介绍了传统的无线传感器网络的 RSSI 定位算法,并对北斗导航系统的定位原理进行了介绍,在北斗定位算法的基础上提出了一种融合 WSN 网络的 RSSI 定位算法和北斗定位算法的融合算法,通过引入卡尔曼滤波对融合算法数据进行处理,使得融合定位算法能够具有较高的定位精度与定位效率。通过实验仿真,验证了算法的可行性同时表明该算法具有实际的应用性。

参考文献

- [1] GARIN L. Wireless sensor network-based distributed GNSS receiver architecture for infrastructure monitoring [D]. University of Calgary, 2010.
- [2] 张飞舟,何汉贤. 基于北斗系统的物联网应用评述 [J]. 导航定位学报,2014,6(2):6-12.
- [3] 赵彦青. 北斗卫星导航系统定位算法研究和 GDOP 分析[D]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学,2013.

- [4] 王睿. 多系统组合定位算法研究与仿真[D]. 桂林:桂林理工大学,2014.
- [5] 姜雪. 仿卫星与北斗卫星导航系统组合定位技术研究及实现[D]. 石家庄:河北科技大学,2016.
- [6] 韩贵新. 基于北斗与无线传感器网络的系统与定位算法研究[D]. 北京:北京理工大学,2015.
- [7] 苟胜难. 基于改进的 RSSI 无线传感器网络节点定位算法研究[J]. 计算机应用研究,2012,29(5):1867-1869.
- [8] 詹杰,吴伶俐,唐志军. 无线传感器网络 RSSI 测距方法与精度分析[J]. 电讯技术,2010,50(4):83-87.
- [9] 谭志. 无线传感器网络 RSSI 定位算法的研究与改进 [J]. 北京邮电大学学报,2013,36(3):88-91.
- [10] 李方园. 基于粒子滤波的 GPS/DR 组合导航定位算法研究[D]. 徐州:中国矿业大学,2015.

作者简介

黄佳 (1992—),男,硕士研究生,研究方向为物联网系统开发。

杨琛 (1978—),女,博士研究生,讲师,研究方向为物联网研究与开发,无线传感器网络研究等。

The Architecture of Internet of Things System Based on BeiDou Satellite System and Wireless Sensor Network

HUANG Jia, YANG Chen

(School of Engineering, Shanghai Ocean University, Shanghai 201306, China)

Abstract: Based on the research of traditional RSSI localization algorithm for wireless sensor networks, the characteristics of poor positioning accuracy and slow response are analyzed. Combining with the advantages of Beidou positioning system, an algorithm combining traditional wireless sensor positioning and Beidou navigation and positioning is proposed. The Kalman filter is used to fuse the data of the two algorithms, and a new fusion localization algorithm is obtained. Through the simulation analysis, the new fusion algorithm has a corresponding improvement in the positioning accuracy and convergence rate compared with the traditional single wireless sensor network node localization algorithm. The simulation results also show that the algorithm is feasible.

Keywords: Beidou satellite system; wireless sensor networks; internet of things