

文章编号: 2095-4980(2020)05-0831-06

WSNs 中基于无人机的强健节点定位算法

王自力^{1,2}

(1.驻马店职业技术学院 信息工程系, 河南 驻马店 463000; 2.中国科学院 心理研究所, 北京 100101)

摘要: 通过移动无人机(UAV)收集无线传感网络数据的方案已受到广泛关注, 将感测的数据与产生此数据的传感节点位置关联起来是十分必要的。为此提出了基于无人机的强健节点定位算法(UAV-NL)。UAV-NL 算法将 UAV 位置作为未知信息。传感节点接收由 UAV 在随机位置传输的 beacon 包, 并记录接收信号强度指示(RSSI)矢量; 通过理论推导 2 个 RSSI 矢量的范数距离与这 2 节点距离的线性关系; 最后, 通过 RSSI 值测距, 并利用半定规划(SDP)算法估计节点位置。仿真结果表明, 提出的 UAV-NL 算法即使在噪声信道条件下仍具有高的定位精确度。

关键词: 无人机; 定位; 接收信号强度指示; 线性回归; 半定规划

中图分类号: TN929.5

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA2019302

UAV-based Robust Node Localization algorithm in WSNs

WANG Zili^{1,2}

(1.Department of Information Engineering, Zhumadian Career Technical College, Zhumadian Henan 463000, China;

2.Institute of Psychology, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China)

Abstract: The use of mobile Unmanned Aerial Vehicle(DAV) to collect data from Wireless Sensor Networks(WSNs) has attracted great attention recently. It is often necessary to relate the stream of sensed data to the deployed location of the data producing sensor nodes. Therefore, UAV-based Robust Node Localization(UAV-NL) algorithm is proposed. In UAV-NL algorithm, the location of UAV is unknown. Each sensor node receives beacon packets transmitted by the UAV at random positions and records an Received Signal Strength Indicator(RSSI) vector. The norm distance of two RSSI vectors, which is theoretically proved to be linearly related to the distance between two nodes, is used for ranging. Distance calculation method is theoretically derived by using RSSI measurements. Location of node is estimated by Semi-Definite Programming(SDP) algorithm. Extensive simulations in different environments validate high localization accuracy of the proposed algorithm even under noisy channel conditions.

Keywords: Unmanned Aerial Vehicle; localization; Received Signal Strength Indicator; linear regression; Semi-Definite Programming

相比于到达角度、到达时间的测距算法, 基于接收信号强度(RSSI)的定位算法因简单、易实施, 在无线传感网络(WSNs)中广泛使用^[1-2]。通过节点间的 RSSI 值估计距离(测距), 再依据这些测距值, 并利用多边定位算法^[2]或协作定位算法、定位匹配算法等, 估计未知节点位置, 进而实现定位。近期, 基于无人机(UAV)的定位系统广泛应用于 WSNs^[3]。文献[4]研究了融入 UAV 的 WSNs 系统, 并讨论了基于移动单元^[5]的无线定位方案。移动辅助的定位算法采用一个无线单元, 如一个 UAV, 它能够感知自己的位置。再通过自己的位置和测距值, 估计未知节点的位置。因此, 相比传统的定位算法, 基于移动辅助定位具有更多优势。然而, 在实际系统中准确地获取移动单元位置是困难的, 即使安装全球定位系统(Global Position System, GPS)仍存在问题。一方面 GPS 系统在室内定位误差极大, 误差达到 5~10 m^[6]; 另一方面, GPS 响应速度慢, 时延大, 这也增加了估计高速行驶 UAV 位置的难度。此外, 现存的基于移动辅助的定位系统要求准确的信号传播模型参数, 而这些参数通常是

收稿日期: 2019-08-19; 修回日期: 2019-11-19

基金项目: 河南省科技攻关资助项目(182102210599)

作者简介: 王自力(1978-), 男, 硕士, 副教授, 主要研究方向为计算机应用及物联网技术。email:uijkr_ui@163.com

通过仿真实验计算的,与实际环境的参数值存在差距。实时训练参数,成本高,耗时,并不适合低成本的 WSNs 应用场景。

为此,提出基于 UAV 的强健节点定位算法(UAV-NL)。该算法考虑两类节点,锚节点知道自己绝对位置,而未知节点不知道绝对位置。节点部署后,UAV 周期地向节点传播 beacon 包,并沿着任意轨迹移动。利用来自 beacon 包传输的 RSSI 值以及锚节点间已知的距离信息,估计未知节点位置。UAV-NL 算法并不要求知晓 UAV 的位置或者它的移动轨迹,同时允许传播模型参数是未知的。这些特性使得 UAV-NL 算法能够在室内、室外环境使用。

1 系统模型

N 个节点分布于兴趣区域 Ω 内,表示为 s_1, s_2, \dots, s_N 。 N 个节点中有 M 个锚节点,且 $M < N$ 。 M 个锚节点形成锚节点集 $\mathfrak{R} = \{\hat{s}_1, \hat{s}_2, \dots, \hat{s}_M\}$ 。锚节点位置已知,其他节点位置未知,将这些节点称为未知节点。用 a_j 表示第 j 个锚节点 $\hat{s}_j \in \mathfrak{R}$ 位置。用 x_i 表示第 i 个未知节点 s_i 位置。

UAV 在其兴趣区域 Ω 内随意移动^[7-8],如图 1 所示。在移动的同时,UAV 周期地向传感节点广播 beacon 包。假定 UAV 不受能量限制,它有足够大的传输功率,致使它传输的 beacon 包能到达每个节点的通信范围。每个 beacon 包具有唯一的序列号 k ,且 $k \in \{1, 2, 3, \dots, K\}$,其中 K 表示 beacon 包数。每个节点 s_i 或 \hat{s}_i 接收 beacon 包,再估计 RSSI 值,然后构建矢量 \mathbf{r}_i ,矢量 \mathbf{r}_i 中 $r_{i,k}$ 表示节点 s_i 或 \hat{s}_i 接收来自第 k 个 beacon 包的 RSSI 值。然后,节点就将矢量 \mathbf{r}_i 返回至服务器,由服务器估计未知节点位置。

此外,考虑 UAV 与节点间的视距通信链路。当节点离 UAV 的距离为 d ,节点所接收的 RSSI 值如式(1)所示,单位为 dBm:

$$r = P_0 - 10\eta \lg d + X \quad (1)$$

式中: r 表示 RSSI 值; η 表示路径损耗指数; P_0 表示在参考距离 $d_0=1$ m 下的参考功率,本文依据真实情况,认为 η 和 P_0 是未知常数; X 表示噪声变量,假定 X 服从零均值高斯分布,即 $X \sim N(0, \sigma_X^2)$,其中 σ_X^2 表示 X 的标准方差。

2 UAV-NL 算法

UAV-NL 算法先估计距离,并建立估计距离与 RSSI 值的函数关系,然后再依据锚节点间已知的距离值训练函数,求解其未知参数。最后,再依据 SDP 估计未知节点位置。

2.1 距离估计

UAV-NL 算法充分利用节点间距离与 RSSI 值的相似性。实际上,若节点 s_i 与节点 s_j 的物理位置相近,则对于任意一个 beacon 包 k ,它们的 RSSI 值($r_{i,k}, r_{j,k}$)就相似^[9]。反之,若节点 s_i 与节点 s_j 的物理位置相距很远,则 $r_{i,k}$ 与 $r_{j,k}$ 的相似性就低。

令 $d_{i,j}$ 表示两节点间距离, $L_{i,j}$ 表示它们的 RSSI 矢量($\mathbf{r}_i, \mathbf{r}_j$)的平均范数,如式(2)所示:

$$L_{i,j} = \frac{1}{K} \sum_{1 \leq k \leq K} |r_{i,k} - r_{j,k}| \quad (2)$$

理论 1: 假定 K 和 Ω 足够大, $L_{i,j}$ 与距离 $d_{i,j}$ 呈近似线性关系。

证明: 令 \mathbf{c}_k 表示 UAV 在发送第 k 个 beacon 包时的位置矢量; \mathbf{n}_i 表示节点 s_i 的位置矢量;而 $\|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|$ 表示位于 x, y 两点的欧式距离,例如, $d_{i,j} = \|\mathbf{n}_i - \mathbf{n}_j\|$ 。

将式(1)代入式(2)可得:

$$L_{i,j} = \frac{1}{K} \sum_{1 \leq k \leq K} \left| P_0 - 10\eta \lg \|\mathbf{c}_k - \mathbf{n}_i\| + X_{i,k} - (P_0 - 10\eta \lg \|\mathbf{c}_k - \mathbf{n}_j\| + X_{j,k}) \right| = \frac{1}{K} \sum_{1 \leq k \leq K} \left| 10\eta \lg \frac{\|\mathbf{c}_k - \mathbf{n}_i\|}{\|\mathbf{c}_k - \mathbf{n}_j\|} - X_{i,k} + X_{j,k} \right| \quad (3)$$

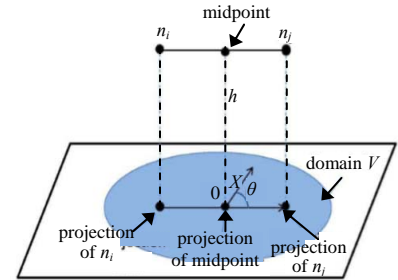


Fig.1 An example of geometric relationship between Ω and sensor nodes
图 1 Ω 与节点间的空间关系示例

假定 $X_{i,k}$ 的绝对值较小。因此, 式(3)可近似为:

$$L_{i,j} \approx \frac{1}{K} \sum_{1 \leq k \leq K} \left(\frac{10\eta}{\ln 10} \ln \frac{\|\mathbf{c}_k - \mathbf{n}_i\|}{\|\mathbf{c}_k - \mathbf{n}_j\|} - X_{i,k} + X_{j,k} \right) \approx \frac{1}{K} \sum_{1 \leq k \leq K} (X_{j,k} - X_{i,k}) + \frac{10\eta}{\ln 10} \left(\lim_{K \rightarrow +\infty} \sum_{1 \leq k \leq K} \frac{1}{K} \ln \frac{\|\mathbf{c}_k - \mathbf{n}_i\|}{\|\mathbf{c}_k - \mathbf{n}_j\|} \right) \quad (4)$$

令 $Z = \frac{1}{K} \sum_{1 \leq k \leq K} (X_{j,k} - X_{i,k})$, 其为高斯随机变量, 且 $Z \sim N(0, 2\sigma_X^2/K)$ 。引用中心极限理论(Central Limit Theorem, CLT), 式(4)可转化为:

$$L_{i,j} \approx Z + \frac{10\eta}{\ln 10} \left(\lim_{K \rightarrow +\infty} \sum_{1 \leq k \leq K} \frac{1}{K} \ln \frac{\|\mathbf{c}_k - \mathbf{n}_i\|}{\|\mathbf{c}_k - \mathbf{n}_j\|} \right) \approx Z + \frac{10\eta}{\Omega \ln 10} \int_{\Omega} |\ln \|\mathbf{x} - \mathbf{n}_i\| - \ln \|\mathbf{x} - \mathbf{n}_j\|| \mathrm{d}\mathbf{x} \quad (5)$$

假设 Ω 较大, 将 Ω 近似看成圆形, 且半径为 $R = \sqrt{\Omega/\pi}$, 圆心为 \mathbf{n}_i 和 \mathbf{n}_j 连线中点向平面的投射点, 如图 1 所示。

令 θ 表示向量 \mathbf{x} 与向量 $\mathbf{n}_j - \mathbf{n}_i$ 的夹角。因此, 向量 \mathbf{x} 与 $\mathbf{n}_j, \mathbf{n}_i$ 的距离可分别表示为:

$$\|\mathbf{x} - \mathbf{n}_i\|^2 = h^2 + x^2 + (d_{i,j}/2)^2 + xd_{i,j} \cos \theta \quad (6)$$

$$\|\mathbf{x} - \mathbf{n}_j\|^2 = h^2 + x^2 + (d_{i,j}/2)^2 - xd_{i,j} \cos \theta \quad (7)$$

再对 $\ln(a+x)$ 进行泰勒级数展开: 当 $x < a$ 时, $\ln(a+x) \approx \ln a + x/a$ 。据此, 可得式(8):

$$\begin{aligned} \left| \ln \|\mathbf{x} - \mathbf{n}_i\| - \ln \|\mathbf{x} - \mathbf{n}_j\| \right| &= \frac{1}{2} \left| \ln \|\mathbf{x} - \mathbf{n}_i\|^2 - \ln \|\mathbf{x} - \mathbf{n}_j\|^2 \right| \approx \frac{1}{2} \left| \ln \left(h^2 + x^2 + (d_{i,j}/2)^2 \right) + \right. \\ &\quad \left. \frac{xd_{i,j} \cos \theta}{h^2 + x^2 + (d_{i,j}/2)^2} - \left(\ln \left(h^2 + x^2 + (d_{i,j}/2)^2 \right) - \frac{xd_{i,j} \cos \theta}{h^2 + x^2 + (d_{i,j}/2)^2} \right) \right| \approx \left| \frac{xd_{i,j} \cos \theta}{h^2 + x^2 + (d_{i,j}/2)^2} \right| \end{aligned} \quad (8)$$

将式(8)代入式(5)可得:

$$\begin{aligned} L_{i,j} &\approx Z + \frac{10\eta}{\Omega \ln 10} \int_0^R x \mathrm{d}x \int_{-\pi}^{\pi} \left| \frac{xd_{i,j} \cos \theta}{h^2 + x^2 + (d_{i,j}/2)^2} \right| \mathrm{d}\theta \approx Z + \frac{20\eta}{\Omega \ln 10} \int_0^R x \mathrm{d}x \int_{-\pi/2}^{\pi/2} \left| \frac{xd_{i,j} \cos \theta}{h^2 + x^2 + (d_{i,j}/2)^2} \right| \mathrm{d}\theta \approx \\ &Z + \frac{20\eta}{\Omega \ln 10} \int_0^R \frac{2x^2 d_{i,j} \cos \theta}{h^2 + x^2 + (d_{i,j}/2)^2} \mathrm{d}x \approx Z + \frac{40\eta d_{i,j}}{\Omega \ln 10} \times \left(R - \sqrt{h^2 + (d_{i,j}/2)^2} \arctan \frac{R}{\sqrt{h^2 + (d_{i,j}/2)^2}} \right) \end{aligned} \quad (9)$$

由于 Ω, R 足够大, 可得:

$$R - \sqrt{h^2 + (d_{i,j}/2)^2} \arctan \frac{R}{\sqrt{h^2 + (d_{i,j}/2)^2}} \approx R \approx \sqrt{\Omega/\pi} \quad (10)$$

最终, 将式(10)代入式(9)可得:

$$L_{i,j} \approx Z + d_{i,j} \times \frac{40\eta}{\sqrt{\Omega\pi} \ln 10} \quad (11)$$

依式(10)所示, 当 Ω, K 足够大时, $L_{i,j}$ 和 $d_{i,j}$ 是线性函数关系, 利用式(12)建立 $L_{i,j}$ 与 $d_{i,j}$ 的线性函数关系:

$$L_{i,j} = \gamma + \alpha + \beta \times d_{i,j} \quad (12)$$

式中: α, β 为常数; γ 为随机变量, 表征 $L_{i,j}$ 与距离的线性函数间的差异。

2.2 位置估计

先计算每对锚节点(\hat{s}_i, \hat{s}_j)间的距离 $d_{i,j}$, 并依据它们的位置($\mathbf{a}_i, \mathbf{a}_j$)计算 $L_{i,j}$ 。再将 $d_{i,j}$ 和 $L_{i,j}$ 代入式(12), 并通过线性回归算法估计参数 α, β , 如算法 1 中的 Step2 至 Step7 所示。

当参数 α, β 为已知参数后, 再利用式(13)估计节点间距离:

$$\hat{d}_{i,j} = \frac{L_{i,j} - \alpha}{\beta} \quad (13)$$

再应用 SDP 定位算法^[10]估计节点位置。整个过程如算法 1 所示：

Algorithm 1 proposed localization algorithm

Input: $r_i, \forall_i \in \{1, \dots, N\} \{r_i = [r_{i,1}, [r_{i,1}, r_{i,2}, \dots, r_{i,k}]]\}, a_i, \forall_i \in A \{positions\ of\ anchor\ nodes\}$

output: $x_i, \forall_i \in T \{positions\ of\ anchor\ nodes\}$

- 1: $L \leftarrow$ new array; $d \leftarrow$ new array
- 2: for each $i, j \in A$ do
- 3: $d.append(\|a_i - a_j\|)$ {distance between two anchor nodes}
- 4: $L_{i,j} \leftarrow \frac{1}{K} \sum_{1 \leq k \leq K} |r_{i,k} - r_{j,k}|$
5. $L.append(L_{i,j})$
6. end for
7. $\alpha, \beta \leftarrow$ Linear_regression(L, d)
8. for each $i \in A, j \in A \cup T$ do
9. $L_{i,j} \leftarrow \frac{1}{K} \sum_{1 \leq k \leq K} |r_{i,k} - r_{j,k}|$
10. $\hat{d}_{i,j} \leftarrow \frac{L_{i,j} - \alpha}{\beta}$
11. end for
12. for each $i \in T$ do
13. $x_i \leftarrow$ positions of nodes n_i derived by SDP localization method
14. end for

图 2 为 UAV-NL 算法的框架。先推导距离与 RSSI 矢量间的线性关系函数，利用锚节点距离信息求解函数式的未知参数，再利用此函数式估计距离，最终通过 SDP 算法估计未知节点位置。

3 性能分析

为了更好地分析 UAV-NL 算法性能，利用 Python^[11]建立仿真平台，并利用 MOSEK 优化软件包求解 SDP 的定位问题。在 Θ 区域内部署 N 个节点；一个无人机 UAV 在 Ω 内随机移动。

考虑 2 个实验，实验参数如表 1 所示。表中实线框表示变化的参数。在实验中考虑 2 个传播模型：高斯 (Gaussian)和瑞利(Rayleigh)。并在实验 2 中，对比这 2 个传播模型的定位精确度。

从表 1 可知，2 个实验有多项参数不同。通过这 2 个实验分析 UAV-NL 算法的定位性能，同时选择传统的基于 RSSI 定位算法作为参照，并标记为 RSSI-P。

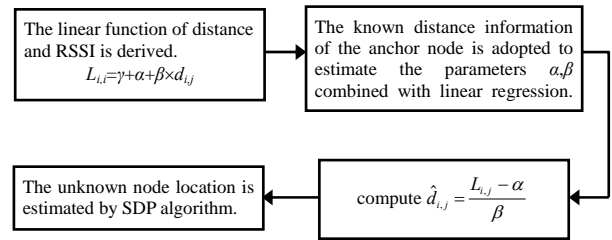


Fig.2 Framework of UAV-NL
图 2 UAV-NL 算法框架

表 1 实验参数

Table1 Experiment parameter								
text	Θ/m^2	Ω	K	η	propagation model	σ_x	N	number of anchors
text.1	100×100	2 Θ	100-800	3.0	Gaussian	3,10	35	10
text.2	100×100	2 Θ	400	2.5	Gaussian Rayleigh	5.57	20-50	0.3N

3.1 试验一

图 3 显示了标准方差 $\sigma_x = 3, \sigma_x = 10$ 两种情况下对 25 个未知节点的位置估计情况，且 $K=800$ 。从图 3(a)可知，在 $\sigma_x = 3$ 条件下，UAV-NL 算法和 RSSI-P 算法对未知节点的估计准确度相近。而在 $\sigma_x = 10$ 条件下，UAV-NL 算法对未知节点的估计准确度高于 RSSI-P。相比于 RSSI-P 算法，提出的 UAV-NL 算法更适合严苛环境。

图 4 显示了 RSSI-P 和 UAV-NL 算法的平均定位误差随 K 数的变化情况。从图 4 可知，随着 K 数的增加，定位误差降低。原因在于： K 数越多，获取的测距信息越多，越有利于线性回归算法估计参数。相比于 RSSI-P 算法，提出的 UAV-NL 算法的平均定位误差得到有效控制。

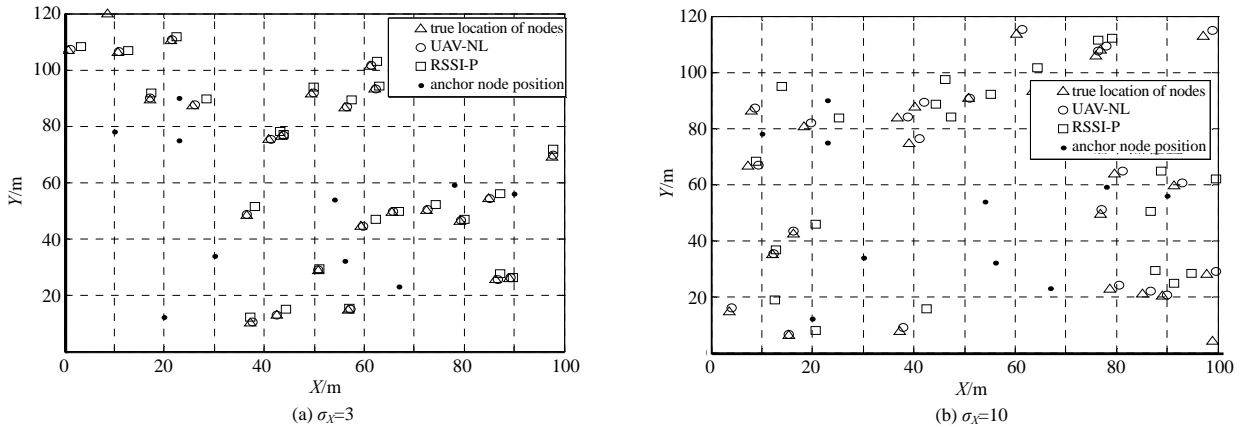


Fig.3 Position accuracy
图 3 定位精确度

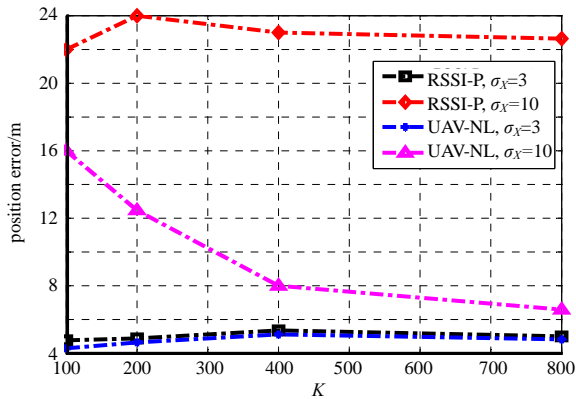


Fig.4 Impact of K on position error
图 4 平均定位误差随 K 的变化情况

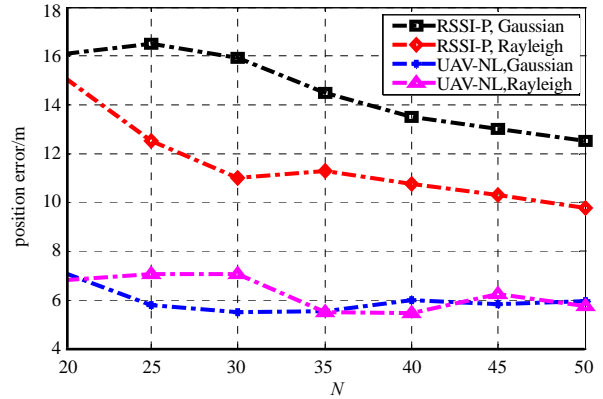


Fig.5 Impact of N on position error
图 5 平均定位误差随节点数变化情况

3.2 试验二

本次实验分析了平均定位误差随节点数 N 的变化情况，如图 5 所示。平均定位误差随节点数 N 的增加呈下降趋势，但影响并不大，这说明 UAV-NL 算法能够适用于稀疏环境。相比于 RSSI-P 算法，提出的 UAV-NL 算法在定位误差上仍具有明显的优势。

观察图 5 不难发现，对于 UAV-NL 算法，2 个传播模型对算法的平均定位误差的差别并不大。换个视角，这说明 UAV-NL 算法对传播模型具有鲁棒性。而对于 RSSI-P 算法，采用 Rayleigh 模型的平均定位误差低于采用 Gaussian 模型。

4 结论

针对无线传感网络的节点定位问题，提出 UAV-NL 算法。UAV-NL 算法通过无人机周期广播 beacon，并由节点接收 beacon 的 RSSI 值测距。同时，利用锚节点位置信息估计环境参数，进而实现强健的节点定位算法。相比于现存的定位算法，UAV-NL 算法的主要优势在于：a) 不要求系统知晓 UAV 位置；b) 不依赖于信号传播模型。UAV-NL 算法的这 2 点优势扩展了它的应用场景。

参考文献：

[1] 逯志宇,王建辉,巴斌. 修正容积卡尔曼滤波数据域直接定位方法[J]. 航空学报, 2018,38(25):34-45. (LU Zhiyu, WANG Jianhui,BA Bin. Direct position determination algorithm based on modified cubature Kalman filter[J]. Acta Aeronautica Et Astronautica Sinica, 2018,38(25):34-45.)

- [2] 顾剑,李文钧. 轻量级 WSN 分层协议栈的设计与实现[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2018,16(2):312-316. (GU Jian, LI Wenjun. Design and implementation of lightweight layered protocol stack for WSN[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2018,16(2):312-316.)
- [3] 江禹生,冯砚毫,管芳,等. 无线传感网非测距三维节点定位算法[J]. 西安电子科技大学学报(自然科学版), 2012,39(5):140-148. (JIANG Yusheng,FENG Yanhao,GUAN Fang,et al. Rang-free three-dimensional node location algorithm for the wireless sensor network[J]. Journal of Xidian University, 2012,39(5):140-148.)
- [4] TAZIBT C Y,BEKHTI M,DJAMAH T. Wireless sensor network clustering for UAV-based data gathering[J]. Wireless Days, 2017,3(6):245-247.
- [5] HAN G,JIANG J,ZHANG C,et al. A survey on mobile anchor node assisted localization in wireless sensor networks[J]. IEEE Communications Surveys and Tutorials, 2016,18(3):2220-2243.
- [6] JAYATILLEKE L,ZHANG N. Landmark-based localization for unmanned aerial vehicles[C]// 2013 IEEE International Systems Conference. Manchester,UK:IEEE, 2013:448-451.
- [7] OKCU H,SOYTURK M. Distributed clustering approach for UAV integrated wireless sensor networks[J]. International Journal of Ad Hoc and Ubiquitous Computing, 2014,15(3):106-120.
- [8] RASHED S,SOYTURK M. Analyzing the effects of UAV mobility patterns on data collection in wireless sensor networks[J]. Sensors, 2017,17(2):413-512.
- [9] 任衍青,逯志宇,巴斌,等. 锐化遗传直接定位快速估计算法[J]. 西安电子科技大学学报, 2017,44(4):144-150. (REN Yanqing,LU Zhiyu,BA Bin,et al. Fast direct position determination method based on the sharpening function genetic algorithm[J]. Journal of Xidian University, 2017,44(4):144-150.)
- [10] BISWAS P,LIAN T C,WANG T C. Semidefinite programming based algorithms for sensor network localization[J]. ACM Transactions on Sensor Networks, 2016,2(2):188-220.
- [11] MOSEK A. The mosek python optimizer api manual version 7.1(revision 62)[Z]. 2017.