

## 基于地磁场的室内定位和地图构建<sup>\*</sup>

张聪聪<sup>1</sup>, 王新珩<sup>2</sup>, 董育宁<sup>1</sup>

(1. 南京邮电大学通信与信息工程学院 南京 210003;

2. 西苏格兰大学工程与计算机学院 苏格兰 PA1 2BE)

**摘要:**提出了一种利用室内地磁场的空间波动来实现即时定位和地图构建的方法。为了能增加定位精度和减少计算量,本文依据地磁场传感器能够测量地磁3个正交方向上的分量和不同的权重计算方式改进了粒子滤波算法,并结合克里金法对地磁地图进行更新。在定位阶段,利用改进的粒子滤波来估计机器人的位置,算法的收敛速度每次约加快0.5 s和定位误差约减少3.5 m;在构造地图阶段,利用克里金空间插值法来实现的空间波动地磁地图的更新较其他插值算法更灵活,且经过插值后的地图更有助于提高机器人的定位精度。通过MATLAB仿真实验,证明了该方法能够准确快速地对机器人定位,并且通过机器人观测值和里程计数据实时地构建连续一致的地图。

**关键词:** 移动机器人;粒子滤波;克里金插值;即时定位和地图构建

**中图分类号:** TP242 TH762.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

## Simultaneous localization and mapping based on indoor magnetic anomalies

Zhang Congcong<sup>1</sup>, Wang Xinheng<sup>2</sup>, Dong Yuning<sup>1</sup>

(1. College of Communication and Information Engineering, Nanjing University of Posts and Telecommunication,

Nanjing 210003, China; 2. School of Engineering and Computing, University of the West of Scotland, Scotland PA1 2BE, UK)

**Abstract:** This paper presents a simultaneous localization and mapping (SLAM) algorithm that utilizes the local spatial anomalies of the ambient magnetic field present in many indoor environments. In order to increase the positioning accuracy and reduce the amount of calculation, we improved particle filter algorithm, according to the characteristics of the magnetic field sensor measuring geomagnetic component on the three orthogonal directions and different weights calculation. In the localization stage, we use the improved particle filter to estimate the pose distribution of the robot. During the period, the convergence rate of the algorithms each iteration speeds up about 0.5s and positioning error reduces about 3.5m. And in the mapping stage, Kriging interpolation method is more flexible than other interpolation algorithms, when it used to update the fluctuant magnetic field map. The interpolated map improves the positioning accuracy of the robot. The feasibility of the proposed approach is validated by MATLAB simulations, which demonstrate that the approach can quickly and accurately locate the robot and construct the consistent map using only odometric data and measurements obtained from the ambient magnetic field.

**Keywords:** mobile robot; particle filter; Kriging interpolation; SLAM

## 1 引言

同步定位与地图创建(simultaneous localization and mapping, SLAM)问题是智能移动目标定位与导航的关键。Vallivaara 等人<sup>[1-2]</sup>利用室内磁场的空间波动来实现 SLAM 问题,其地图的生成方法是基于高斯算法,在真实的环境中验证了其算法的有效性;文献[3]的作者利用波动的地磁场解决了一维的室内定位问题;文献[4]利用室内的波动磁场解决了二维的室内全局定位问题,且文献[3-4]都需要对环境的磁场地图做训练采集;在文献[5]中,作者通过试验验证了室内地磁场空间波动的稳定性,并说明了特征元素越多,定位越准;在文献[6]中,使用最近邻算法和克里金插值算法实现了室内定位和地图更新,但是是基于 WiFi 和 RFID 的混合指纹。

本文也将利用室内地磁的空间波动来实现 SLAM,且空间内的稳定波动因子越多,定位越准。另外,文中采用基于文献[4]改进的粒子滤波来校正产生的定位误差,经过对室内地磁结构特点进行分析,并采用空间协方差最佳插值方法—克里金法进行地图插值更新。MATLAB 仿真实验结果表明这两种方法的结合能够准确快速地对机器人进行定位和构建连续一致的地图。

本文的主要贡献是:根据地磁场传感器测量数据的特点和不同的权重计算方式,改进了粒子滤波算法来进行室内磁场的定位,且将改进算法与克里金空间插值算法相结合,从而能够比现有方法更有效地实现室内地磁场的 SLAM。

## 2 算法描述

### 2.1 算法流程

- 1) 初始化空的网格地图,分为  $81 \times 81$  格;
- 2) 移动目标,获取当前地磁场值,进行粒子滤波,估计当前位置;
- 3) 将当前检测到的地磁场值插入到网格地图中估计的位置处;
- 4) 克里金插值以当前位置为中心的  $10 \times 10$  格范围内的网格地图,然后融合局部地图和全局地图;
- 5) 判断目标是否移动,是就返回到第 2 步,否则结束算法。

下面具体介绍本文的相关算法。

### 2.2 改进的粒子滤波算法

本文使用 Rao-Blackwellized 粒子滤波<sup>[11]</sup>来估计机器

人的路径和磁场地图,磁场 SLAM 问题需要解决的是机器人位姿和磁场地图的联合后验概率密度分布:

$$p(x_t, m | z_{1:t}, u_t) = p(m | x_t, z_{1:t})p(x_t | z_{1:t}, u_t) \quad (1)$$

式中:  $x_t = [x_t, y_t, \theta_t]^T$  为机器人在  $t$  时刻的位姿,即当前坐标和相对上一时刻位姿的偏移角度;  $m = [x_1, y_1, x_2, y_2, \dots, x_n, y_n]^T$  表示环境磁场位置;  $z_{1:t} = [z_1 + \Delta z_1, z_2 + \Delta z_2, \dots, z_t + \Delta z_t]^T$  表示到  $t$  时刻为止的观测序列,即磁场值,而  $\Delta z_t$  是每次测量磁场与实际值之间的偏差,偏差服从高斯分布,即  $\Delta z_t \sim N(0, \delta_{\Delta t})$ ,  $\delta_{\Delta t}$  由测量数据和实际数据统计计算求得。 $u_t = [l_t, \phi_t]^T$  为  $t-1$  到  $t$  时刻内部传感器测得的控制输入。如果计算出机器人的当前位置,即可通过外部传感器(如地磁场测量仪等)测得当前位置的磁场值。

所以,首先进行对机器人位姿  $p(x_t | z_{1:t}, u_t)$  的估计。由运动模型的概念可知,通过  $x_{t-1}$  和控制变量  $u_t$  能求  $x_t$ , 表示为:

$$x_t \sim P(x_t | u_t, x_{t-1}, v_t) \quad (2)$$

而控制变量  $u_t$  是由机器人的内部传感器(如里程计,测距仪等)测得的,  $v_t$  是误差,传感器本身以及周围的环境会使测量带有一定的误差,所以机器人想要依据这些不确切的控制信息来实现精确地定位是很难的,本文对目标移动过程中引入的误差看作为高斯白噪声<sup>[3]</sup>和随机噪声<sup>[9]</sup>的累加和,而高斯白噪声服从分布为  $N(0, 0.001)$ 。上述取值依据是,将每次测量中的实际位置和估计位置求误差,会得到一组估计偏差,再将估计偏差减去随机噪声,剩下的数据大致服从高斯分布。因为地磁场在空间分布的稳定性和机器人行走过程中的速度保持不变等因素,高斯噪声的功率均值收敛于 0,而方差的大小基本收敛于 0.001。

下面就由粒子滤波算法对由运动模型计算得到的位置进行矫正。

#### 1) 初始化

在本例中,假设知道机器人的初始位置,且令初始的粒子均匀分布在室内,粒子的位置为  $X_0^{(i)}$ ,粒子权重为  $\omega_0^{(i)}$  ( $i = 1, 2, \dots, N$ ),粒子数  $N$  为 200。对需要更新的磁场地图,在此处依据活动室的大小初始定义网格地图的尺寸为  $10 \text{ m} \times 10 \text{ m}$ ,并将内部小格处的磁场分量均设置成很小的值(如  $1 \times 10^{-5}$ )。

#### 2) 重要性采样

基于蒙特卡洛法的思想,利用随机采样对目标函数做近似。在  $t$  时刻,对于集合粒子  $X_{t-1}^{(i)}$  和控制变量  $u_t$ ,将每个粒子的状态,根据(2)式,从  $X_{t-1}^{(i)}$  更新到  $X_t^{(i)}$ ,即在新的位置周围随机采样  $N$  个粒子。得到一个“新”粒子集合  $X_t^{(i)}$ ,作为对当前机器人位置概率分

布的估计。

### 3) 权重计算

计算权重,重要性权值[3]计算方法见下式:

$$\omega_t^{(i)} = \frac{p(X_t^{(i)} | z_{1:t}, u_{0:t})}{q(X_t^{(i)} | z_{1:t}, u_{0:t})} \quad (3)$$

式中:  $p(X_t^{(i)} | z_{1:t}, u_{0:t})$  为真实分布,而  $q(X_t^{(i)} | z_{1:t}, u_{0:t})$  为建议性的分布,2种分布是不一样的。在利用磁场进行研究定位的相关文献[2,4-5]中所采用的磁场地图特征都是基于活动区域的真实磁场值分布,即是表示磁场方向和强度的向量  $\langle H_x, H_y, H_z \rangle$ , 实际磁场模值  $H = \sqrt{H_x^2 + H_y^2 + H_z^2}$ 。

在本例中采用的数据库是由大小相同的3个网格地图组成,分别表示  $H_x, H_y, H_z$  3个方向的磁场分量。这样地图的特征会增多,有利于定位[5]。由于每个粒子都代表目标状态的一个可能性,则系统观测的目的就是使与实际情况相似的粒子获得的权重更大一些,与实际情况相差较大的粒子获得的权值小一些。所以本例中实际粒子权值的计算基于指数分布,即:

$$\begin{cases} DIS = \sqrt{|Rx_{mt} - x_{mt}^{(i)}| + |Ry_{mt} - y_{mt}^{(i)}| + |Rz_{mt} - z_{mt}^{(i)}|} \\ \omega_t^{(i)} = \omega_t^{(i)} \lambda \exp((-DIS)/\lambda) \end{cases} \quad (4)$$

式中:  $Rx_{mt}, Ry_{mt}, Rz_{mt}$  分别为机器人  $t$  时刻通过外部传感器测得的  $H_x, H_y, H_z$  3个方向上的值;  $x_{mt}^{(i)}, y_{mt}^{(i)}, z_{mt}^{(i)}$  为  $t$  时刻第  $i$  个粒子在磁场格形地图中相应位置的  $H_x, H_y, H_z$  3个方向上的值。 $\lambda$  的值可以依据指数分布的特点确定,当  $\lambda$  值较大时,分布下降的慢,权重取值的灵敏度低,取值范围大;当  $\lambda$  较小时,分布下降的快,权重取值的灵敏度高,取值范围小,所以我们在实验中测试了不同的  $\lambda$  取值,包括小于1,1.5,2,2.5,3,3.5,4,大于4,最后得出2较合适,所以本文中取为2。并且,指数分布的计算复杂度是  $O(N)$ ,而高斯分布[4]的计算复杂度是  $O(N^2)$ ,  $N$  表示粒子数。由此可以降低运算量,加快收敛速度,提高定位精度,如图1所示。

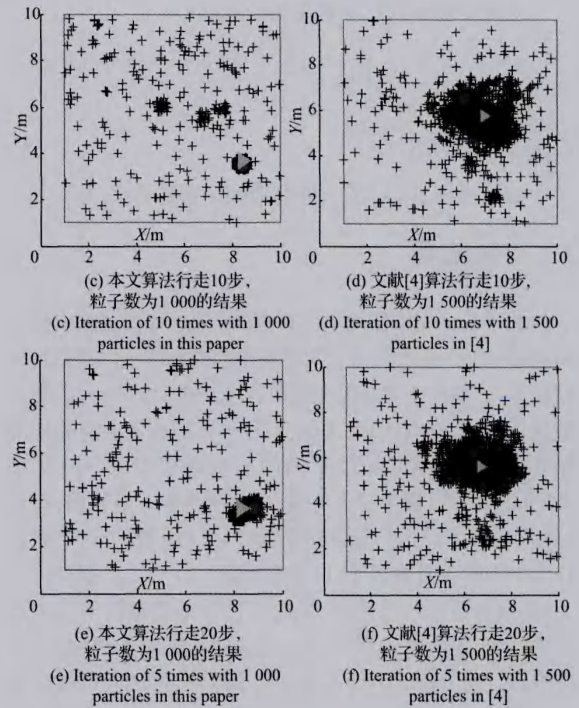
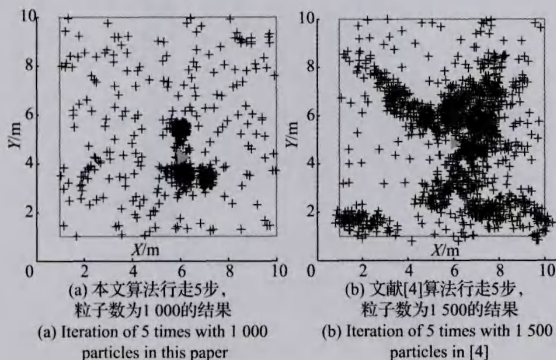


图1 磁场SLAM仿真结果

Fig. 1 The simulation result of magnetic field SLAM

### 4) 归一化权重:

$$\omega_k^{(i)} = \omega_k^{(i)} / \sum_{i=1}^{N_{\text{eff}}} \omega_k^{(i)} \quad (5)$$

5) 计算有效粒子数: Liu等人[8]提出了怎样从当前的粒子集中计算有效粒子数  $N_{\text{eff}}$  来估计真实的后验概率的分布。其计算式为:

$$N_{\text{eff}} = 1 / \sum_{i=1}^N (\omega_k^{(i)})^2 \quad (6)$$

### 6) 估计机器人位置

基于上步采样完的粒子,估计当前位置,利用插值算法将机器人当前测的磁场值加入地图,利用  $p(m | x_t, z_{1:t})$  对  $m$  ( $m$  为地图) 进行更新。然后移动机器人,回到第2步,直到机器人停止移动。

## 2.3 克里金(Kriging)插值

由于地磁空间波动的特征,采用克里金插值算法[10]比其他的插值算法效果更佳。克里金法是一种用于空间插值的数理统计方法。可对周围的测量值进行加权以得出未测量位置的预测,常用公式为:

$$\hat{Z}(S_0) = \sum_{i=1}^N \lambda_i Z(S_i), \quad \sum_{i=1}^N \lambda_i = 1 \quad (7)$$

式中:  $Z(S_i)$  为位置  $S_i$  处的磁场值;  $N$  为测量值数量,本例中设为100;本文为了减少插值算法的计算量,每次插值时,仅仅计算估计点周围  $10 \times 10$  网格的局部磁场值,然后将其融合到全局网格地图中。



估计方差函数比较常用的公式如下:

$$\gamma^*(h'_m) = \frac{1}{2N(h'_m)} \sum_{i=1}^{N(h'_m)} [Z(S_i) - Z(S_i - h'_m)]^2$$

$$(i = 1, 2, \dots, N(h)) \quad (8)$$

由此求出  $S_0(a_0, b_0)$  处的地磁场预测值  $\hat{Z}(S_0)$ 。

### 3 实验结果

为了验证文章所提出的算法的可行性,在实验中使用由 MicroMag3 磁传感器芯片测量得到的真实室内地磁场分布数据,目前由于实际的测量单元和数据处理单元之间的数据传输还存在点困难,所以实验中首先在实验室实地测量了室内  $10\text{m} \times 10\text{m}$  范围内的地磁场数据,其中,每隔  $0.5\text{m}$  测量一组数据取平均值,一共测得 441 组数据,将这 441 组数据进行克里金插值得到  $81 \times 81$  组数据,这组数据作为实验的参考数据库(即参考地图),并导入数据处理单元;在测量数据的过程中,实验人员是不携带任何电子产品的,因为这些电子产品会干扰空间地磁场的稳定性;另需将芯片的方位始终与正北方向尽量对齐,芯片可以分别同时测得水平面上纵向、横向和重力 3 个方向上的磁值。利用上述的数据在 MATLAB 平台上进行算法仿真。令机器人在  $10\text{m} \times 10\text{m}$  的范围内随机的移动 500 步。图 1 中(a)、(c)、(e)是在改进的粒子滤波算法下得到的定位仿真图,(b)、(d)、(f)是文献[4]提出的定位算法结果。其中,十字叉点是粒子的分布,圈是机器人的实际位置,机器人的位置是随机产生的,三角是算法估计的机器人的位置。表 1 是实验仿真得到的性能比较参数。例如,在粒子滤波全局定位中行走 10 步时,[4]中算法使用的粒子数为 1 500,目标点与估计点的距离误差为 4.133 2 m,所用的时间为 17.242 7 s;而本文使用的粒子数为 1 000,距离误差为 1.364 4 m,所用时间为 12.614 1 s,可得到本文改进的粒子滤波算法具有更高的精确度和更快的收敛速度,并且需要的粒子数也较少。同时本文也再次验证了环境元素越多,定位越准。

表 1 不同方法的磁场 SLAM 性能比较

Table 1 Magnetic field SLAM performance comparison of different methods

行走步数 /time	文献[4] 方法平均 误差距离/m	本文方法 的平均误差 距离/m	文献[4] 方法运行 时间/s	本文方法的 运行时间/s
5	6.309 1	2.085 4	9.731 150	7.493 352
10	4.133 2	1.364 4	17.242 7	12.614 1
20	4.249 4	1.726 0	32.285 5	22.944 7

图 2 是磁场 SLAM 的仿真结果,其中白色区域为活动室的仿真平面; $X, Y$  为坐标,单位为米,点为机器人的运动模型,是随机产生的,每一步具体的运动都可由内部传感器测

得,由于传感器本身的存在,会引入误差。又是由粒子滤波估计得到的机器人的位置,由图 2 可知,只有少量的估计点偏离了实际点。由此可以说明本文算法的有效性。

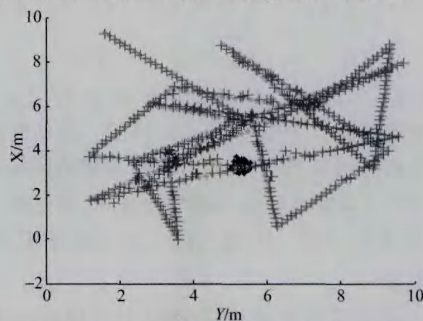
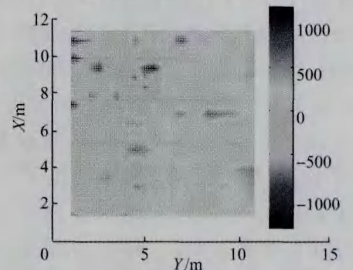
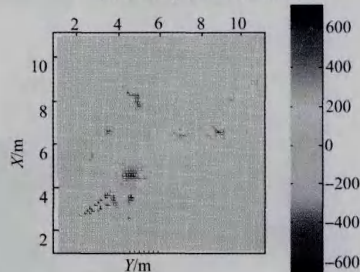


图 2 目标的实际运动轨迹(0)和算法估计位置(+)  
Fig. 2 The robot's actual trajectory (0) and the algorithm to estimate position (+)

图 3 是机器人走完运动模型之后产生的磁场  $H_x$  ( $H_x, H_z$  方向类似)方向上的分布,分布是随着机器人的移动在同时更新的,其中,左边的为实际磁场分布图,右边为插值得到的图,仿真与理论中都可以得到任意步数之后的图,这里取机器人走完 500 步之后的图。可以看出,机器人重复走过的路径处,地图的插值分布会变大,精确度会变好。由于机器人一直在更新地图,所以如果在实际环境中磁场发生波动(如家具移走,加入电子产品等),磁场 SLAM 算法也可以及时的矫正地图数据。



(a) 理论上Y方向上磁场分量分布情况  
(a) The original distribution



(b) 使用Kriging插值算法对Y方向磁场分量在运行完500步后,地图更新阶段插值后的结果  
(b) The distribution after Kriging interpolation after 500 steps

图 3 磁场地图

Fig. 3 Map of magnetic field in y direction

## 4 结 论

本文提出的基于室内空间波动磁场来实现室内磁场SLAM,可以通过改进的仿真算法来有效的实现。并且,在现在的大多数建筑物内,磁场的波动是正常现象,所以本文的算法不需要额外布置定位所需的参考点,由此可以减少花费。

在构建地图的过程中,闭循环是磁场SLAM的关键部分,通过闭循环可以对机器人走过的路径进行更加精确的矫正。本文也验证了这一点,如果要将全局的地图都覆盖到,则机器人必须的遍布到地图的每一点,且要重复走,才会更精确,这样的工作量较大;当移动目标在携带有手机等电子产品时,会干扰室内地磁的波动从而带来干扰;粒子滤波算法中,在跟踪到一定次数之后,定位误差距离会因为跟踪次数的增多,而使误差增大;在以后的工作中,我们将会克服这些问题,并努力实现算法的实际应用。

## 参考文献

- [1] VALLIVAARA I, HAVERINEN J, KEMPPAINEN A, et al. Simultaneous localization and mapping using ambient magnetic field[C]. Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems (MFI), 2010 IEEE Conference on. IEEE, 2010: 14-19.
- [2] VALLIVAARA I, HAVERINEN J, KEMPPAINEN A, et al. Magnetic field-based SLAM method for solving the localization problem in mobile robot floor-cleaning task[C]. Advanced Robotics (ICAR), 2011 15th International Conference on. IEEE, 2011: 198-203.
- [3] HAVERINEN J, KEMPPAINEN A. Global indoor self-localization based on the ambient magnetic field[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2009, 57(10): 1028-1035.
- [4] LU X, DONG Y, WANG X. A Monte Carlo Localization algorithm for 2-D indoor self-localization based on magnetic field[C]. Communications and Networking in China (CHINACOM), 2013 8th International ICST Conference on. IEEE, 2013: 563-568.
- [5] LI B, GALLAGHER T, DEMPSTER A G, et al. How feasible is the use of magnetic field alone for indoor positioning[C]. Indoor Positioning and Indoor Navigation (IPIN), 2012 International Conference on. IEEE, 2012: 1-9.
- [6] GUNAWAN M, LI B, GALLAGHER T, et al. A new method to generate and maintain a WiFi fingerprinting database automatically by using RFID[C]. International Conference on Indoor Positioning and Indoor Navigation. 2012, 13: 15th.
- [7] LIU J S. Metropolisized independent sampling with comparisons to rejection sampling and importance sampling[J]. Statistics and Computing, 1996, 6(2): 113-119.
- [8] WANG C M. Location estimation and uncertainty analysis for mobile robots[C]. Robotics and Automation, 1988, 1988:1231-1235.
- [9] 刘洞波, 刘国荣, 喻妙华. 融合异质传感信息的机器人粒子滤波定位方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2011, 25(1): 38-43.  
LIU D B, LIU G R, YU M H. Method of particle filter localization of robot base on heterogeneous sensor information fusion [J]. Journal of electronic measurement and instrumentation, 2011, 25(1): 38-43.
- [10] 弋英民, 刘丁. 基于单目视觉的轮式机器人同步定位与地图构建[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(1): 117-121.  
YI Y M, LIU D. Monocular-vision-based simultaneous localization and map building of wheel robots[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(1): 117-121.
- [11] 任沁源, 李平. 结合视觉里程计的微小型空中机器人SLAM研究[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(2): 475-480.  
REN Q Y, LI P. The SLAM combining with visual odometry for small-scale aerial robots[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(2): 475-480.
- [12] 张利, 秦海春, 王文彬, 等. 超声波与航迹推算融合的智能轮椅定位方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2014, 28(1): 62-68.  
ZHANG L, QIN H CH, WANG W B, et al. Intelligent wheelchair positioning method based on ultrasonic and track reckoning fusion[J]. Journal of electronic measurement and instrumentation, 2014, 28(1): 62-68.
- [13] 孟东阳, 何秀凤, 桑文刚. 基于无线网络传感器的定位技术研究[J]. 电子测量技术, 2012, 35(9): 4-9.  
MENG D Y, HE X F, SANG W G. Locating technology research based on wireless network sensor[J]. Journal of electronic measurement, 2012, 35(9): 4-9.
- [14] 王宏健, 傅桂霞, 李娟, 等. 基于强跟踪CKF的无人水下航行器SLAM[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(11): 2542-2550.  
WANG H J, FU G X, LI J, et al. Strong tracking CKF based SLAM method for unmanned underwater vehicle [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(11): 2542-2550.
- [15] 杨世凤, 韩军. 基于RFID技术的设备管理系统研究[J]. 国外电子测量技术, 2010, 29(8): 46-49.  
YANG SH F, HAN J. Research of equipment management system based on RFID technology[J]. Foreign Elec-

tronic Measurement Technology, 2010, 29(8): 46-49.

- [16] 王沁, 何杰, 张前雄, 等. 测距误差分级的室内 TOA 定位算法[J]. 仪器仪表学报, 2012, 32(12): 2851-2856.

WANG X, HE J, ZHANG Q X, et al. Ranging error classification based indoor TOA localization algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2012, 32(12): 2851-2856.

#### 作者简介



**张聪聪**, 2012 年于安徽师范大学获得学士学位, 2015 年于南京邮电大学获得硕士学位, 主要研究方向为信号与信息处理。  
E-mail: zcc0808333@163.com

**Zhang Congcong** received her B. Sc. degree in 2012 from Anhui Normal University,

received her M. Sc. degree in 2015 from Nanjing University of posts and Telecommunications. Her main research interests is Signal and Information Processing.



**王新珩**, 1991 年于西安交通大学获得学士学位, 1994 年于西安交通大学获得硕士学位, 2001 年于 Brunel 大学获得博士学位, 主要研究方向为无线网络, 室内定位等。

E-mail: xinheng.wang@uws.ac.uk

**Wang Xinheng** received his B. Sc. degree in 1991 from Xi'an Jiao Tong University, received His M. Sc. degree in 1994 from Xi'an Jiao Tong University, received his Ph. D. degree in 2001 from Brunel University. His main research interests include Wireless network, Indoor Positioning and so on.