

基于磁势梯度与高斯过程的空间磁场构建方法

吴志东, 唐 涛, 王 鼎

(中国人民解放军战略支援部队信息工程大学信息系统工程学院, 河南郑州 450001)

摘 要: 构建准确的空间磁场是实现地磁室内定位的基础, 针对传统构建模型未考虑磁场分布规律, 导致其构建磁场精度差的问题, 本文提出了基于磁势梯度与高斯过程的磁场构建方法. 首先, 将磁势梯度和磁场的关系中引入高斯过程, 并用平方指数核函数的空间梯度与地球磁场分布的方差和作为高斯过程核函数; 然后, 将带有约束的超参数优化问题转换为无约束优化问题, 并利用 Rprop 算法优化超参数; 最后, 通过仿真分析了新方法相比于传统方法的优势, 讨论了超参数对构建精度的影响, 并且使用三轴矢量磁传感器, 分别在小区域较强磁场异常环境、开阔区域强磁场异常环境和弱磁场异常环境中开展磁场构建实验, 结果证明提出的方法能够用于真实环境下空间磁场的准确构建.

关键词: 地磁室内定位; 磁场构建; 高斯过程; 磁势梯度

中图分类号: TP391.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2020)12-2304-09

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2020.12.003

An Ambient Magnetic Field Construction Method Based on the Gradient of the Magnetic Potential and Gaussian Processes

WU Zhi-dong, TANG Tao, WANG Ding

(Institute of Information System Engineering, PLA Strategic Support Force Information Engineering University, Zhengzhou, Henan 450001, China)

Abstract: Modeling the spatial magnetic field precisely is the basis for the geomagnetism-based indoor localization and tracking system. Traditional magnetic constructing schemes ignore the distribution of magnetic field, which causes low accuracy of the constructing magnetic field. To deal with this problem, this paper presents a magnetic field modeling method based on the gradient of the magnetic potential and Gaussian processes. Firstly, the relationship between the gradient of the magnetic potential and magnetic field is introduced into the Gaussian processes. Furthermore, the sum of the squared exponential kernel spatial gradient and geomagnetic offset field distribution variance is used as the kernel function of the Gaussian processes. By transforming the constrained hyperparameters optimization problem into an unconstrained optimization problem, we employ the Rprop algorithm to estimate the hyperparameters. Finally, simulations are implemented to analyze the advantage of proposed method over traditional methods, and the impact of the hyperparameters on magnetic discernibility is also discussed. In addition, we carry out magnetic field constructing tests using a triaxial vector magnetic sensor in different environments, including small area relatively strong magnetic field distorted environment, strong magnetic field distorted environment, and open area weak magnetic field distorted environment, to validate the performance of the proposed method in different real environments. The results of the experiments prove that the proposed scheme works well in practical applications.

Key words: geomagnetism-based indoor localization; magnetic construction; Gaussian processes; gradient of the magnetic potential

1 引言

定位是位置服务、物联网和人工智能应用的核心

技术之一. 由于室内无法正常接收 GPS 信号, 使得室内定位成为制约工业生产和社会生活的主要问题之一^[1]. 当前主流的室内定位手段主要包括 Wi-Fi^[2]、

收稿日期: 2019-05-23; 修回日期: 2020-06-12; 责任编辑: 梅志强

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 61201381, No. 61401513); 河南省科技攻关计划项目 (No. 192102210117, No. 192102210092); 中国博士后科学基金面上项目 (No. 2016M592989)

RFID^[3]、UWB^[4]等基于射频无线电方法,以及惯性导航器件(INS)^[5]、地磁^[6-8]等基于物理场测量方法.其中,基于射频无线电方法受室内多径影响严重、在非可视(NLOS)环境下定位误差大^[9],且需要安装外部装置,成本高、工程实现难度大.地磁定位方法通过分辨室内钢铁建筑结构引起的空间磁场异常进行定位.由于地球磁场具有普遍存在性和对非铁磁性物体的可穿透性特点,其定位性能不受多径、障碍物遮挡的影响,且无需加装任何外置设备,成本低.

获取室内任意位置处的磁场是地磁室内定位的基础,而精确测量每个位置的磁场需要巨大的工程量和高昂的成本,通常利用有限位置处的磁场测量数据“构建”任意位置处的磁场.常用的磁场构建方法包括:线性或非线性插值法、基于非参数贝叶斯建模方法等.其中,线性或非线性插值方法^[10]未考虑实际磁场分布的物理特征,容易导致较大的拟合误差,通常采用非参数建模方法.作为一种常用的非参贝叶斯方法,高斯过程^[11]已被广泛用于其他手段室内定位信号指纹的构建^[12,13].文献[14]采用高斯过程构建空间磁场,但仅使用了标准的平方指数核函数作为先验,未考虑磁场分布的物理规律,难以准确拟合磁场.文献[15]使用高斯过程对室内磁场势函数进行建模,用高斯模型描述不同空间位置之间势函数的统计关系.该方法首先利用有限样点训练得到超参数,再预测空间其他位置处的磁场,实验证明该方法可以得到较高预测精度.在文献[15]的基础上,文献[16,17]将高斯过程模型进行伪线性化处理,并在希尔伯特空间对方差进行矩阵降秩以降低计算复杂度,但该方法对核函数的正定性要求较高易出现不稳定解,而磁场强度随距离三次方而衰减,无需使用全部测量数据参与拟合,既模型方差矩阵的维度不会太高.在文献[17]磁场构建方法基础上,文献[18]利用提出了一种基于 Rao-Blackwellised 粒子滤波算法的“区域分割”式即时定位与地图构建方法,实现室内三维高精度定位.

在前人研究的基础上,本文提出了基于磁势梯度与高斯过程的空间磁场构建方法.首先将磁场与磁势梯度关系引入高斯过程模型,使用平方指数协方差函数的空间梯度与地磁分布方差和作为模型核函数;根据模型似然函数的特点,将约束优化问题转化为无约束优化问题,并使用 Rprop 优化算法对超参数进行优化,通过仿真对比了传统构建方法的优势,分析了不同超参数对算法性能的影响;最后,基于 Mti-300 传感器开展了不同室内环境条件的磁场构建实验,验证了算法的性能.相比于文献[15]所提的传统方法,本文所提方法具有更高的磁场精度和更小的拟合方差.

2 磁场模型

磁场是矢量场^[19,20],室内空间磁场是由地球磁场和建筑物的钢铁结构、铁质家具等被磁化后感应的异常磁场叠加而成.

对于空间任意点 \mathbf{x} 处的磁场可以表示为 $\mathbf{H}(\mathbf{x})$, \mathbf{H} 表示磁场矢量($\mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}^3$),是三维位置坐标 \mathbf{x} 的函数.基于麦克斯韦电磁学方程对铁磁性物体引起的磁异常原理分析,可以得到: $\nabla \times \mathbf{H} = 0$, 既室内磁场为无旋场.无旋场的一个重要特性是沿任意路径 P 的积分只与起、终点有关,而和具体路径无关,可表示为:

$$\int_P \mathbf{H}(\mathbf{x}) d\mathbf{x} = \varphi(A) - \varphi(B) \quad (1)$$

式(1)中, φ 表示磁场的势函数($\mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}$), A, B 分别为路径 P 的起点、终点.将式(1)的积分形式写为微分形式可以得到^[21,22]:

$$\mathbf{H} = -\nabla\varphi \quad (2)$$

从式(2)中可以看出,只需要对磁势函数(标量)进行统计建模就可得到空间磁场 \mathbf{H} 的统计模型.

3 联合磁势和高斯过程的磁场建模

将式(2)所描述的磁场和磁势的关系作为先验信息,本节将使用高斯过程对空间磁场建模.

3.1 高斯过程

高斯过程使用均值函数和方差函数定义,可表示为

$$\begin{cases} f(\mathbf{x}) \sim \text{GP}(\mu(\mathbf{x}), k(\mathbf{x}, \mathbf{x}')) \\ \mathbf{y}_i = f(\mathbf{x}_i) + \boldsymbol{\varepsilon}_i \end{cases} \quad (3)$$

式中, $\mu(\mathbf{x})$ 为均值函数(常记为 0), $k(\mathbf{x}, \mathbf{x}')$ 为协方差函数, $\boldsymbol{\varepsilon}_i \sim \text{N}(0, \sigma_n^2)$ 为服从高斯分布的观测噪声,方差 σ_n^2 表示不同空间位置处磁场扰动程度, $i = 1, 2, \dots, n$.由式(3)可看出,任意位置 \mathbf{x}_* 处的观测值 $f(\mathbf{x}_*)$ 服从 $p(f(\mathbf{x}_*) | \mathbf{D}) = \text{N}(f(\mathbf{x}_*) | \text{E}[f(\mathbf{x}_*)], \text{V}[f(\mathbf{x}_*)])$ 形式的条件高斯分布.关于训练样本 \mathbf{D} 的条件均值和方差可以解析表示为

$$\begin{cases} \text{E}[f(\mathbf{x}_*)] = \mathbf{k}_*^T (\mathbf{K} + \sigma_n^2 \mathbf{I}_n)^{-1} \mathbf{y} \\ \text{V}[f(\mathbf{x}_*)] = k(\mathbf{x}_*, \mathbf{x}_*) - \mathbf{k}_*^T (\mathbf{K} + \sigma_n^2 \mathbf{I}_n)^{-1} \mathbf{k}_* \end{cases} \quad (4)$$

式中, $\mathbf{K}_{i,j} = k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$, \mathbf{k}_* 是 n 维矢量,第 i 行的元素是 $k(\mathbf{x}_*, \mathbf{x}_i)$, \mathbf{y} 是 n 个训练样本观测值,为 $n \times 1$ 维的列向量.

3.2 磁场建模

传统磁场构建方法标量核函数直接扩展到矢量模式,并写成下面对角阵的形式:

$$\mathbf{k}_{\text{SE}}(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \sigma_f^2 \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{x}'\|^2}{2l^2}\right) \cdot \mathbf{I}_{n_0} \quad (5)$$

式中, n_0 表示输出数据维度,每个对角元素的超参数有不同的超参数 σ_f^2 和 l .但该模型没有考虑不同维度数据

之间的相关性(非对角线值为零),并未遵循式(2)所描述的磁场分布规律.

根据式(2),将感应磁场 \mathbf{H} 看作磁势 $\varphi(\mathbf{x})$ 关于空间位置 \mathbf{x} 的梯度,其中,磁势 $\varphi: \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}$,空间位置 $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^3$. 将磁势 $\varphi(\mathbf{x})$ 建模为均值为零,方差为平方指数核函数的高斯过程,既 $\varphi(\mathbf{x}) \sim \text{GP}(0, \mathbf{k}_{\text{SE}}(\mathbf{x}, \mathbf{x}'))$. 则对应的矢量磁场 \mathbf{H} 可以建模为

$$\begin{cases} f(\mathbf{x}) \sim \text{GP}(0, \sigma_{\text{im}}^2 \mathbf{I}_3 + \mathbf{K}_H(\mathbf{x}, \mathbf{x}')) \\ \mathbf{y}_i = f(\mathbf{x}_i) + \varepsilon_i \end{cases} \quad (6)$$

式中, $\varepsilon_i \sim \text{N}(0, \sigma_n^2 \mathbf{I}_3)$, σ_{im}^2 表示地球磁场的分布方差, \mathbf{K}_H 是磁场分布的核函数, $\mathbb{R}^3 \times \mathbb{R}^3 \rightarrow \mathbb{R}^{3 \times 3}$. 该核函数的推导是建立在 $\mathbf{K}_H(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \text{Cov}(\mathbf{H}, \mathbf{H}')$ 基础上, 既

$[\mathbf{K}_H(\mathbf{x}, \mathbf{x}')]_{ij} = \frac{\partial}{\partial x_i} \frac{\partial}{\partial x'_j} \mathbf{k}_{\text{SE}}(\mathbf{x}, \mathbf{x}')$, 表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{K}_H(\mathbf{x}, \mathbf{x}') \\ = \frac{\sigma_f^2}{l^2} \left[\mathbf{I}_3 - \frac{(\mathbf{x} - \mathbf{x}')}{l} \frac{(\mathbf{x} - \mathbf{x}')^T}{l} \right] \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{x}'\|^2}{2l^2}\right) \end{aligned} \quad (7)$$

式中, $\sigma_H^2 = \sigma_f^2/l^2$ 为幅度因子,单位为 μT .

由式(6)、(7)给出了基于磁场分布规律的改进高斯过程模型,模型用磁势梯度核函数描述空间中变化的磁场并考虑表示恒定地球磁场的影响. 可将式(5)的预测方程改写为

$$\begin{cases} \mathbb{E}[f(\mathbf{x}_*)] = \mathbf{k}_*^T \mathbf{K}_y^{-1} \mathbf{y} \\ \mathbb{V}[f(\mathbf{x}_*)] = \mathbf{k}_H(\mathbf{x}_*, \mathbf{x}_*) - \mathbf{k}_*^T \mathbf{K}_y^{-1} \mathbf{k}_* \end{cases} \quad (8)$$

式中, $\mathbf{K}_y = \mathbf{K}_H + \mathbf{I}_N \otimes \sigma_n^2 \mathbf{I}_3$, \mathbf{y} 是 $3N \times 1$ 的观测向量,给出了待构建位置 \mathbf{x}_* 处的磁场分布均值与方差.

4 超参数优化

4.1 似然函数

模型中共计有四个待估计超参数:幅度因子(σ_f^2)、偏置磁场方差(σ_{im}^2)、尺度因子(l)和噪声方差(σ_n^2),假设被估参数向量为 $\boldsymbol{\theta} = [\sigma_f^2, \sigma_{\text{im}}^2, l, \sigma_n^2]$. 基于训练样本数据 $\{\mathbf{D} | \mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i, i = 1, 2, \dots, N\}$, 本文通过最大化对数似然分布 $\log p(\mathbf{y} | \mathbf{X}, \boldsymbol{\theta})$ 估计超参数 $\boldsymbol{\theta}$.

根据式(7)、(8)推论,似然函数 $p(\mathbf{y} | \mathbf{X}, \boldsymbol{\theta})$ 服从均值为0,方差为 \mathbf{K}_y 的高斯分布,对数解析形式可以表示为

$$\log p(\mathbf{y} | \mathbf{X}, \boldsymbol{\theta}) = -\frac{1}{2} \mathbf{y}^T \mathbf{K}_y^{-1} \mathbf{y} - \frac{1}{2} \log |\mathbf{K}_y| - \frac{3N}{2} \log(2\pi) \quad (9)$$

将式(9)对超参数 $\boldsymbol{\theta}$ 求导得到

$$\frac{\partial \log p(\mathbf{y} | \mathbf{X}, \boldsymbol{\theta})}{\partial \theta_j} = \frac{1}{2} \mathbf{y}^T \mathbf{K}_y^{-1} \frac{\partial \mathbf{K}_y}{\partial \theta_j} \mathbf{K}_y^{-1} \mathbf{y} - \frac{1}{2} \text{tr} \left(\mathbf{K}_y^{-1} \frac{\partial \mathbf{K}_y}{\partial \theta_j} \right) \quad (10)$$

式中, $\boldsymbol{\alpha} = \mathbf{K}_y^{-1} \mathbf{y}$, 可使用梯度优化算法对参数 $\boldsymbol{\theta}$ 进行优化. 式(10)是一个关于参数 $\boldsymbol{\theta}$ 的带约束优化问题(参数 $\boldsymbol{\theta}$ 均大于或等于0)且满足一阶可导. 为了简化问题,通过对数变量替换法将其转化为非约束问题,既 $\boldsymbol{\beta} \triangleq [\log \theta_1, \log \theta_2, \log \theta_3, \log \theta_4]$, $\boldsymbol{\beta}$ 为替换后的变量.

4.2 超参数优化

对比现有的梯度优化算法,本文使用 Rprop 算法^[23]对式(10)进行优化. Rprop 算法利用梯度符号自适应调整迭代步长,迭代公式如式(11)所示:

$$\boldsymbol{\theta}_i^{n+1} = \boldsymbol{\theta}_i^n - \text{sign} \left(\frac{\partial J^n}{\partial \boldsymbol{\theta}_i} \right) \Delta_i^n, i = 1, 2, 3; n = 1, 2, \dots, N \quad (11)$$

式中, J 为目标函数, Δ_i^n 为第 n 个时刻关于第 i 个参数的迭代步长. 相比传统梯度优化算法,该算法具有需调整参数少、不依赖初值、不直接使用梯度值等优点.

算法1给出了基于改进高斯过程的磁场构建的处理流程,首先,基于 Rprop 算法,利用 N 点训练样本数据估计超参数 $\boldsymbol{\theta} = [\sigma_f^2, \sigma_{\text{im}}^2, l, \sigma_n^2]$, 然后,根据训练样本坐标、待估计点坐标和超参数计算协方差矩阵,最后,根据式(8)得到预测位置处的均值和方差.

算法1 基于改进高斯过程的磁场构建方法流程

输入: $\mathbf{D} = \{(\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i) |_{i=1}^N, \mathbf{x}_*, M\}$

步骤1 使用式(11)的 Rprop 算法对式(10)进行优化,得到超参数 $\boldsymbol{\theta} = [\sigma_f^2, \sigma_{\text{im}}^2, l, \sigma_n^2]$;

步骤2 根据式(7)计算协方差矩阵 \mathbf{K}_y ;

步骤3 计算协方差矩阵 $\mathbf{k}_H(\mathbf{x}_*, \mathbf{x}_*)$, \mathbf{k}_* ;

步骤4 根据式(8)得到预测位置处的均值 $\mathbb{E}[f(\mathbf{x}_*)]$ 和方差 $\mathbb{V}[f(\mathbf{x}_*)]$.

在磁场构建过程中,假设训练样本点数为 N 、待预测位置点数为 M ,优化迭代次数为 K ,该方法运算量主要由超参数优化和磁场重构两个步骤组成,其运算量如算法2所示,可以看出,关于训练样本点和预测位置点的协方差矩阵求逆占用的运算量(分别为 $(3N)^3$ 、 $(3M)^3$)最大.

算法2 运算量分析

步骤 运算量(乘法次数)

超参数优化 $O((3N)^3 + (3N)^2/2) * K$

磁场重构 $O\left(\frac{1}{2}((3M)^2 + (MN) + (3N)^2) + (3M)^3\right)$

5 仿真与实测实验

5.1 仿真实验

仿真模型使用的超参数是 $\sigma_f^2 = 1.0$, $\sigma_{\text{im}}^2 = 1.0$, $l = 0.1$, $\sigma_n^2 = 0.04$, 在 $x \in [0, 1.2]$, $y \in [0, 1.2]$ 的二维平面

内产生等间隔训练样本点坐标 \mathbf{x} . 基于数据 \mathbf{y} , 使用 Rprop 算法优化超参数. Rprop 算法参数的初始值设置分别为 $\Delta_0 = 0.1, \eta^+ = 1.2, \eta^- = 0.5, \Delta_{\min} = 10^{-6}, \Delta_{\max} = 20$, 迭代 100 次. 仿真对比文献[15]提出的基于式(7)的传统三分量磁场独立建模方法的性能.

表 1 出了 50 次蒙特卡洛实验后两种方法构建磁场的期望与测量值之间的均方根误差, 可以看出, 相比传统方法, 提出方法的构建误差降低了 2~3 倍.

表 1 传统方法与提出方法的均方根误差

	X 分量磁场	Y 分量磁场	Z 分量磁场
传统方法	4.3063	5.0212	4.2
提出方法	2.7831	2.4	1.526

图 1(a) 给出了传统方法与提出方法各分量预测方差对比, 可以看出, 提出方法的各分量的预测方差明显小于传统方法的预测方差, 图 1(b) 是对仿真数据的拟合对比, 可以看出提出算法具有更高的可信区间.

下面通过仿真对比分析不同参数对构建结果的影响.

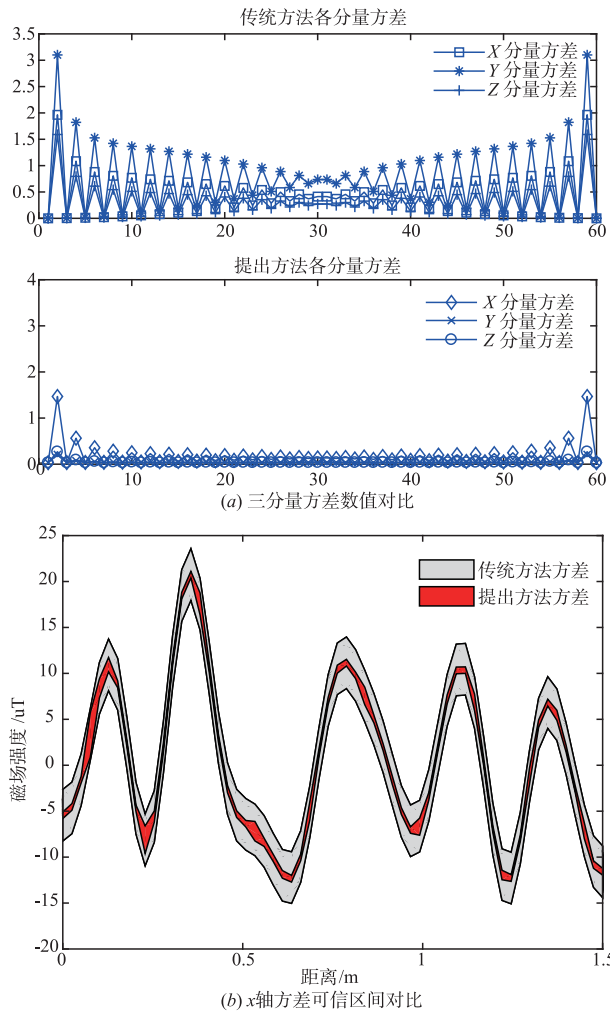


图1 传统方法与提出方法的方差对比

图 2(a) 给出了在其他超参数估计准确条件下, 本文

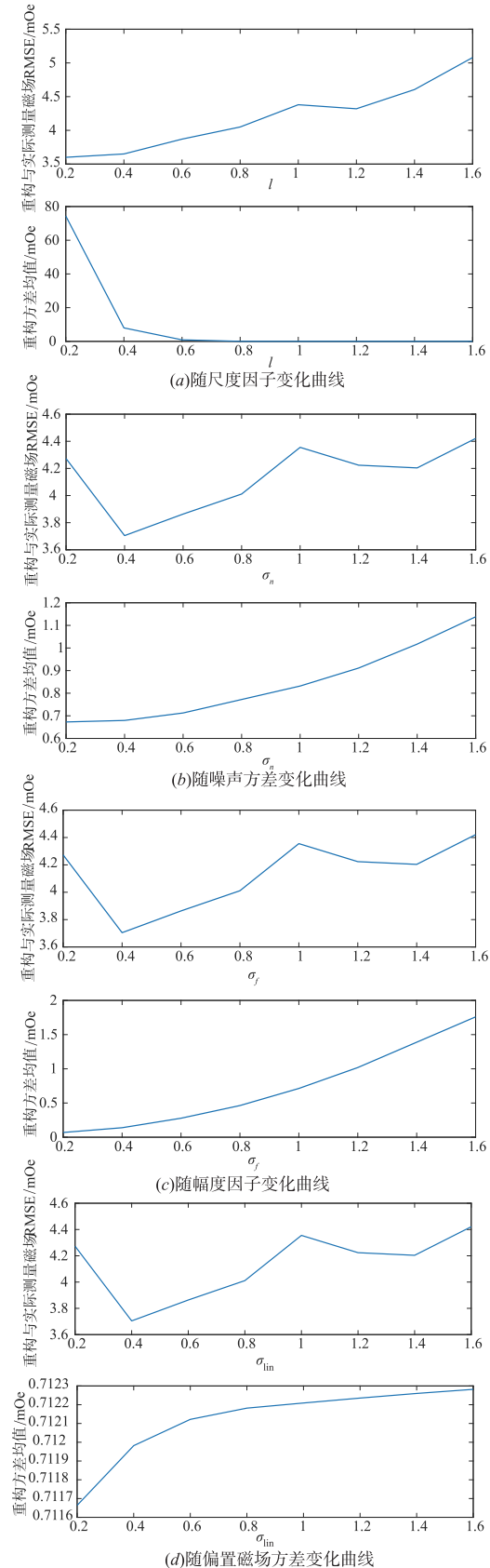


图2 均值与方差变化曲线

提出算法构建的 X 分量磁场均值与真实测量值的 RMSE (50 次蒙特卡洛实验), 及其构建方差随尺度因子 l 的变化曲线. 可以看出, 当 l 的估计值偏小时, 均值较好的拟合观测值但方差较大, 反之, 若 l 的估计值偏大, 均值偏离真实较大但方差较小. 图 2(b) ~ 2(d) 给出的是其他超参数估计准确条件下, 分别改变 σ_n 、 σ_f 、 σ_{lm} 后, 构建均值与真实测量值的 RMSE 和方差变化曲线, 对比看出 l 对构建精度的影响最大. 从图 2(a) ~ (d) 中预测磁场 RMSE 可以看出, 算法磁场估计误差小于 4.5 mOe, 方差不大于 0.8 mOe (1 mOe = 0.1 μ T).

5.2 实测实验

下面将通过磁场测量实验验证本文提出算法对不同磁场环境的构建性能. 实验使用了 XSENS 公司的 MTi-300 传感器, 内置的正交磁传感器具有较高灵敏度、较好的三轴正交性和灵敏度一致性.

基于钢筋混凝土的建筑物多样, 导致不同的室内磁场分布特点, 如大型商场、超市、各种机械设备密集的医院、实验室等. 本文从不同空间尺度和不同室内结构对室内磁场分布影响出发, 将选择小区域较强磁场异常、开阔区域强磁场异常和弱磁场异常等作为典型的室内磁场环境进行重构, 以验证算法性能、分析构建条件.

(1) 小区域较强磁场异常环境构建实验

构建区域和实际环境如图 3 所示, 构建区域为 75 cm \times 25 cm 的矩形, 采样间隔在横轴方向为 2.5 cm, 纵轴方向为 5 cm. 为增加磁场异常, 在区域周边放置了多个铁质物体, 如图 3 所示, 图中红色为 Mti-300 传感器, 银色立方体形状物体为铁质物体.

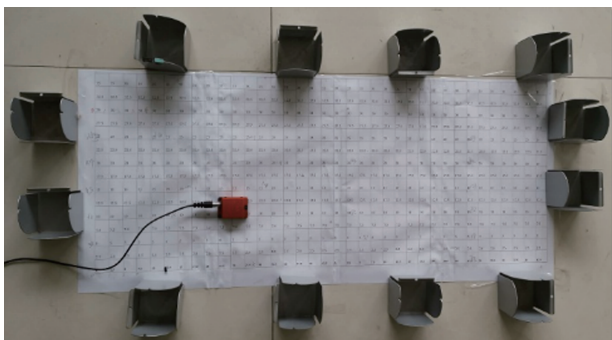


图3 实际实验环境

将 186 个测量点数据作为训练样本带入表 1, 优化得到表 2 所示的超参数. 可以看出, 尺度因子 l 小于 0.1, 说明在一定距离上磁场之间的都有较强的相关性.

表 2 实验超参数估计结果

参数	σ_f	l	σ_n	σ_{lm}
Rorop 法	0.0207	0.0919	0.0084	0.3207

将表 2 得到的超参数带入算法 1 所示的磁场构建

流程, 构建区域空间磁场. 图 4 给出的是构建区域内某条轨迹上的磁场测量值和构建磁场均值及其方差和传统方法的对比结果, 可以看出: 一方面, 在训练样本区间内, 传统方法构建均值与测量值的拟合方差较大, 且存在过度拟合情况; 另一方面, 在训练样本区间外 ($[-0.1, 0)$, $(0.75, 0.85]$ m), 因缺少观测值修正, 导致模型后验高斯分布难以准确估计, 数据预测方差较大数据可信度低.

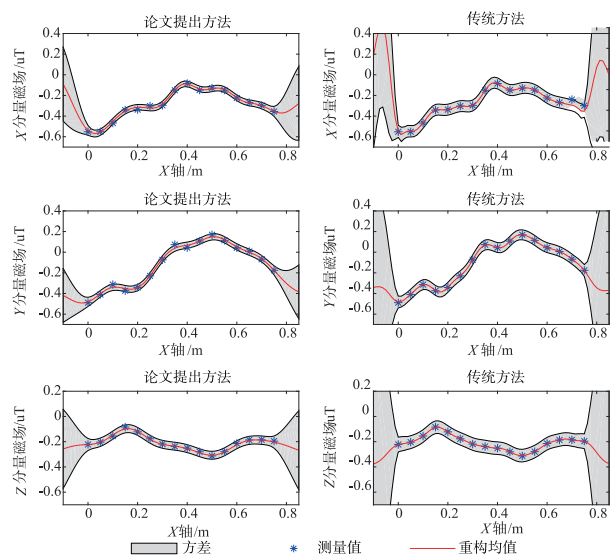


图4 磁场测量和构建的均值、方差对比图

图 5 ~ 7 分别给出了构建区域内 X 分量、 Y 分量、 Z 分量的磁场构建图, 图中不同颜色表示不同的磁场强度, 颜色越亮表示强度越大, 颜色集中的区域表示存在较强的异常磁场. 从图中能够看出, 三分量磁场随空间位置分布具有较强的差异性 (颜色差别较大), 为室内定位提供准确的“指纹”.

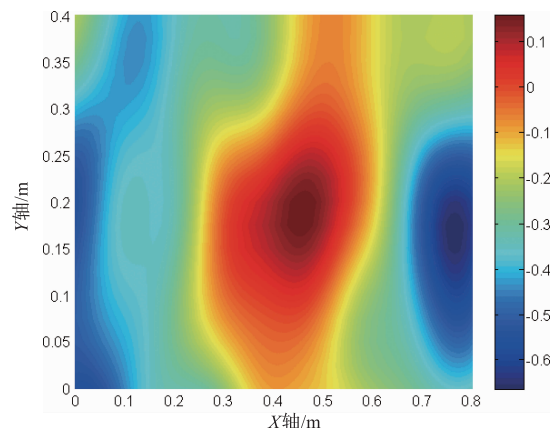


图5 区域平面X分量磁场数据构建图

(2) 强磁场异常环境构建实验

当对磁场随空间位置剧烈变化的室内环境, 如仪器实验室或机械工厂等, 进行磁场构建时, 需要考虑训

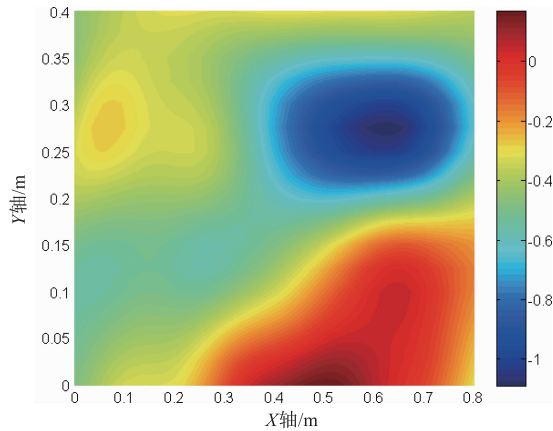


图6 区域平面Y分量磁场数据构建图

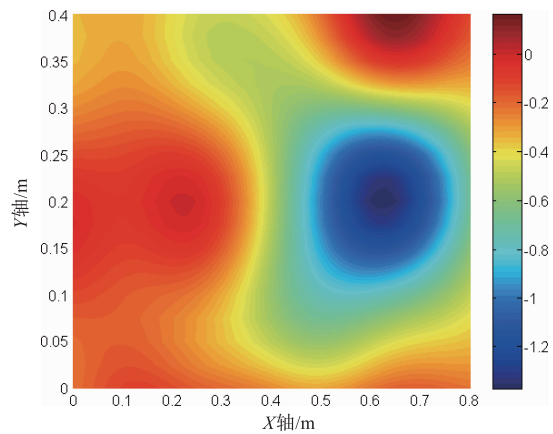


图7 区域平面Z分量磁场数据构建图

练数据的空间采样间隔对构建精度和置信度的影响. 下面在一个铺设复杂铁磁仪器设备的实验室进行,如图8所示,地板下铺设钢铁支撑,操作台、仪器设备等均为钢铁结构. 磁场测量区域覆盖了一个堆满设备仪器的操作台,1.2m处的采样线处于操作台的正下方.



图8 实际实验环境

根据式(2)可知,磁场随空间连续分布,即相邻磁场应具有较强相关性. 表3给出了超参数优化结果,可以看出,尺度因子 l 大于 3.0,既相邻点磁场相关系数的相关性较弱(衰减超过9倍).

图9给出了某条预测轨迹上的 X 分量测量值和构

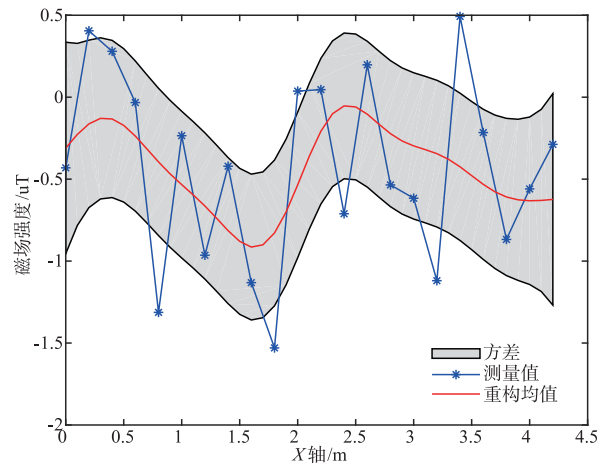


图9 X分量磁场测量和构建的均值、方差对比图

建磁场均值及方差分布对比结果,可以看出,构建磁场数据的均值未能拟合真实的磁场分布. 其原因是环境磁场随空间位置变化较快,如图中蓝色线所示,而训练样本的采样间隔较大,无法满足准确磁场建模的需求.

表3 实验超参数估计结果

参数	σ_f	l	σ_n	σ_{im}
Rorop 法	0.4732	3.0901	0.6408	0.5057

当将采样点间隔减小到 $5\text{cm} \times 5\text{cm}$ 时,超参数优化结果如表4所示,尺度因子 l 为 0.0493,与实际环境磁场随空间连续分布的规律相符. 图10给出了构建区域某条轨迹的对比结果,可以看出:(1)相比传统方法,论文提出方法的估计方差更小;(2)相比图10,当前构建均值能够准确的拟合测量磁场,且方差较小,其代价是增加了 4^2 倍的采样点数,极大的增加了工程任务量.

表4 实验超参数估计结果

参数	σ_f	l	σ_n	σ_{im}
Rorop 法	0.0402	0.0493	0.1031	0.3582

(3) 开阔区域弱磁场异常环境构建实验

构建区域为 $1.8\text{m} \times 4.2\text{m}$ 的矩形区域,采样间隔为 $0.2\text{m} \times 0.3\text{m}$,在 X - Y 水平面内采样并构建磁场. 实验场地如图11所示,区域尽头是一扇铁门,中间放置了两把铁质椅子用以标定结果. 超参数优化结果如表5所示,与实验1相比,尺度因子增大到 0.4 左右,说明当磁场异常变弱后相邻位置之间的磁场相关性随即减小.

表5 实验超参数优化结果

参数	σ_f	l	σ_n	σ_{im}
Rorop 法	0.0486	0.3974	0.0740	0.5408

图12给出了某条预测轨迹上的测量值和构建磁场均值及方差分布对比结果,论文提出方法预测的方差小于传统方法,具有更高可信度. 图12中,在磁场变化

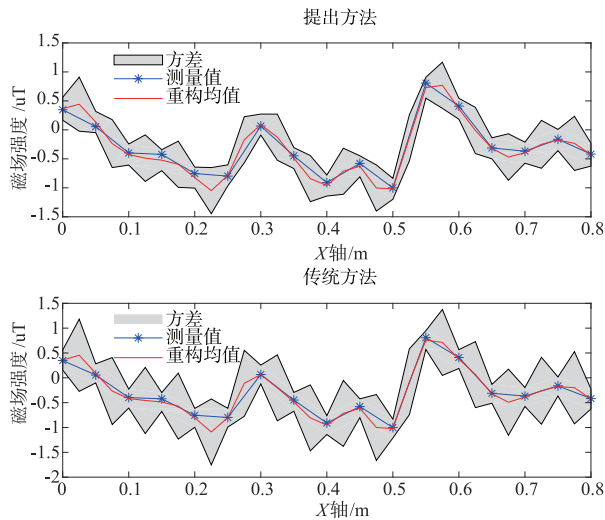


图10 X分量磁场测量和构建的均值、方差对比图



图11 实际实验环境

较大的位置,如 1.8 ~ 2m、2.7 ~ 3m 处,的预测方差小于较小磁场变化的区域,如 0.5 ~ 1.5m、3 ~ 3.5m 处,既磁场构建精度与磁场、空间位置的关系有关。

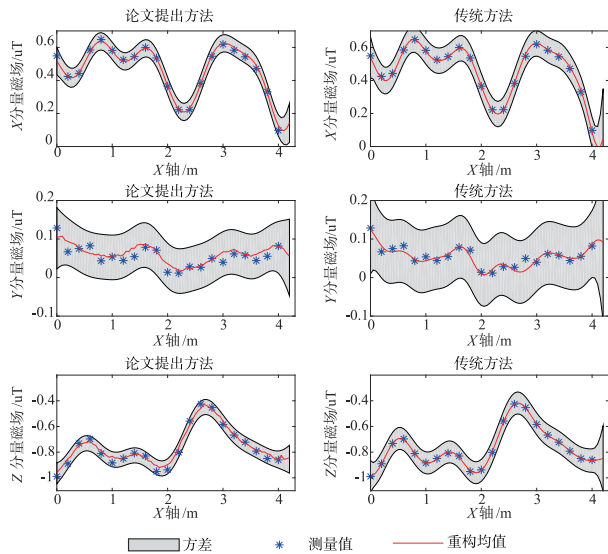


图12 磁场测量和构建的均值、方差对比图

图 13 ~ 15 给出了区域构建的三分量磁场分布图,可以看出,在(4.2, 0.4) m 位置附近三分量磁场同时存在不同程度的磁场异常,与铁门位置一致;在图 13 所示

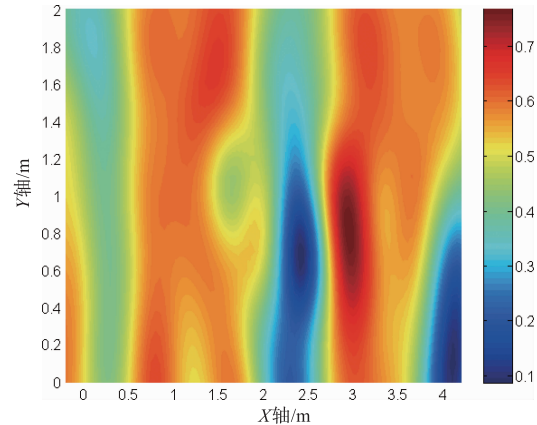


图13 区域平面X分量磁场数据构建图

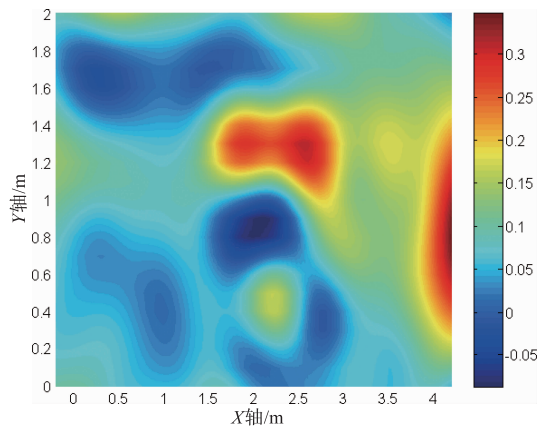


图14 区域平面Y分量磁场数据构建图

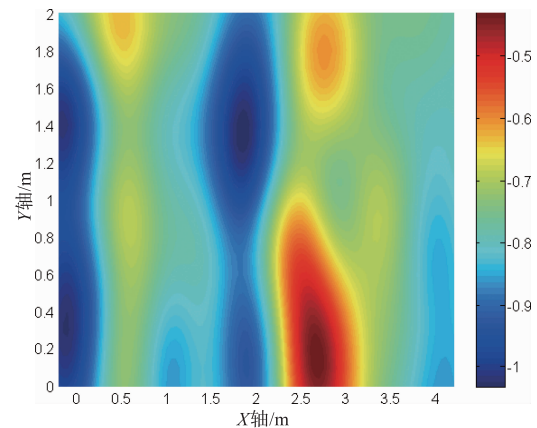


图15 区域平面Z分量磁场数据构建图

的 X 分量磁图分布图中,分别在(2.3, 0.7) m 和(3, 0.8) m 位置处出现了磁场异常,与实验区域内放置的两把铁质椅子位置一致,进一步证明该算法能够准确构建出环境磁场。

通过与实验 1 构建的磁图对比发现,实验区域内磁场随位置变化较小,磁图中存在大范围的近乎“平坦”区域,地磁“指纹”特征不明显,不利于基于“指纹”的地磁室内定位. 通常需要联合其他手段如 Wi-Fi、惯导等,

以增加位置的可辨识度。

6 结论

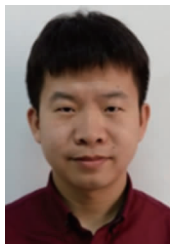
针对传统磁场重构方法未考虑磁场分布规律而导致预测精度差的问题,本文提出了基于磁势梯度与高斯过程的磁场构建方法。基于麦克斯韦方程,本文将磁势梯度和磁场关系引入高斯过程,通过使用平方指数核函数的空间梯度作为高斯核函数,并采用 Rprop 算法优化超参数。仿真实验结果表明,由于引入磁势函数梯度,提出的磁场构建方法能够遵循磁场分布规律,提高了估计精度;超参数中的尺度因子 l 对构建精度的影响最大,符合高斯过程模型特点。三种不同室内场景实测实验结果表明,本文提出的方法具有较高的精度和较强的环境适应性;表 1~4 所示的超参数估计结果表明,当尺度因子 l 小于 1 时会准确构建磁场;实测实验 2 说明,当构建复杂室内环境磁场时,需要较大数据训练样本以保证超参数的估计精度;通过对开阔区域的室内环境构建发现,缺少铁质家具的扰动,“磁场”随空间分布的差异性较小,不利于基于地磁“指纹”的室内定位。

参考文献

- [1] Xiao J, Zhou Z, Yi Y. A survey on wireless indoor localization from the device perspective[J]. *ACM Computing Surveys*, 2016, 49(2): 1–31.
- [2] 周牧, 卫亚聪, 田增山, 等. 面向 WLAN 室内定位的 T 检验样本容量优化方法[J]. *电子学报*, 2018, 46(6): 74–79.
Zhou M, Wei Y C, Tian Z S, et al. T-test based sample capacity optimization for WLAN indoor localization[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2018, 46(6): 74–79. (in Chinese)
- [3] Lei Y, Ye K C, Li X Y, et al. Tagoram: Real-time tracking of mobile RFID tags to high precision using COTS devices [A]. *Mobile Computing and Networking [C]*. New York, USA: IEEE, 2014. 237–248.
- [4] Yang Z, Wu C S, Zhou Z M, Zhang X L, Wang X, Liu Y H. Mobility increases localizability: A survey on wireless indoor localization using inertial sensors[J]. *ACM Comput. Surv.*, 2015, 47(3): 54–88.
- [5] Shu Y, Shin K G, He T. Last-mile navigation using smartphones [A]. *Mobile Computing and Networking [C]*. Pairs, France: IEEE, 2015. 512–524.
- [6] Indoor Atlas. Making Indoor Worlds Discoverable [DB/OL]. <https://www.indooratlas.com>. 2016.
- [7] Suining H, Kang G. Geomagnetism for smartphone-based indoor localization: challenges, advances, and comparisons[J]. *ACM Computing Surveys*, 2017, 50(6): 97:1–97:31.
- [8] Galván T C, García V J, Ramon B. Magnetic field feature extraction and selection for indoor location estimation[J]. *Sensors*, 2014, 14(6): 11001–11015.
- [9] Yoon S, Lee K, Yun Y C. ACMI: FM-based indoor localization via autonomous fingerprinting [J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2016, 15(6): 1318–1332.
- [10] Bishop C M. Exponentially weighted particle filter for simultaneous localization and mapping based on magnetic field measurements [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2017, 66(7): 1658–1667.
- [11] Rasmussen C E, Williams C K I. *Gaussian Processes for Machine Learning [M]*. Cambridge: MIT Press, 2005.
- [12] Herranz F, Llamazares A, Molinos E. Wi-Fi SLAM algorithms: An experimental comparison [J]. *Robotica*, 2016, 34(4): 837–858.
- [13] Atia M M, Noureldin A, Korenberg M J. Dynamic online-calibrated radio maps for indoor positioning in wireless local area networks [J]. *IEEE Transactions on Mobile Computing*, 2013, 12(9): 1774–1787.
- [14] Vallivaara I, Haverinen J, Kemppainen A. Simultaneous localization and mapping using ambient magnetic field [A]. *IEEE Conference on Multisensor Fusion and Integration [C]*. Salt Lake City, UT, USA: IEEE, 2010. 14–19.
- [15] Niklas W, Kok M, Thomas B Schön. Modeling magnetic fields using Gaussian processes [A]. *IEEE International Conference on Acoustics [C]*. Vancouver, BC, Canada: IEEE, 2013. 3522–3526.
- [16] Akai N, Ozaki K. Gaussian processes for magnetic map-based localization in large-scale indoor environments [A]. *IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS) [C]*. Hamburg, Germany: IEEE, 2015. 4459–4464.
- [17] Arno S, Manon K, Niklas W. Modeling and interpolation of the ambient magnetic field by Gaussian processes [J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2018, 34(4): 1112–1127.
- [18] Arno S, Manon K. Scalable magnetic field SLAM in 3D using Gaussian process maps [A]. *International Conference on Information Fusion [C]*. Cambridge, UK: IEEE, 2018. 1353–1360.
- [19] Mora C V, Davison M, Martin Wild J, et al. Magneto-reception and its trigeminal mediation in the homing pigeon [J]. *Nature (London)*, 2004, 432(7016): 508–511.
- [20] Canciani A, Raquet J. Airborne magnetic anomaly navigation [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2017, 53(1): 67–80.
- [21] Guillen A, Calcagno P, Courrioux G, et al. Geological modelling from field data and geological knowledge: Part II. Modelling validation using gravity and magnetic data inversion [J]. *Physics of the Earth and Planetary Interiors*, 2008, 171(1): 158–169.

- [22] Wang R X, Ye H, Wang L J, et al. Magnetization reversal and precession in spin valve structures with a perpendicular free layer and a tilted polarizer layer[J]. Acta Physica, 2017, 66(12): 127201-1 – 127201-6.
- [23] Riedmiller M. A direct adaptive method for faster back-propagation learning: The RPROP algorithm[J]. Chemical Product and Process Modeling, 1993, 6(A8): 586 – 91.

作者简介



吴志东 男, 1986 年生于河南汤阴县, 博士. 现为中国人民解放军战略支援部队信息工程大学讲师. 主要研究方向为: 空间谱估计、磁感应通信与定位技术.

E-mail: 3092004009wzd@163.com



唐涛 男, 1981 年生于湖北荆门, 博士. 现为中国人民解放军战略支援部队信息工程大学副教授. 主要研究方向为空间谱估计和通信信号处理.

E-mail: 13703820631@163.com



王鼎(通信作者) 男, 1982 年生于安徽芜湖, 博士(后). 现为中国人民解放军战略支援部队信息工程大学副教授. 主要研究方向为无源定位和阵列信号处理.

E-mail: wang_ding814@aliyun.com