



引文格式:孟庆港,汪金花,王赛楠,等.MEMS IMU 实测磁信号 MNMF 盲源分离降噪及匹配定位分析[J].武汉大学学报(信息科学版),2025,50(12):2580-2591.DOI:10.13203/j.whugis20230186

Citation: MENG Qinggang, WANG Jinhua, WANG Sainan, et al. Denoising and Matching Localization of MNMF Blind Source Separation Algorithm for Measured Magnetic Signals by MEMS IMU[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2025, 50(12):2580-2591. DOI:10.13203/j.whugis20230186

# MEMS IMU 实测磁信号 MNMF 盲源分离 降噪及匹配定位分析

孟庆港<sup>1</sup> 汪金花<sup>1</sup> 王赛楠<sup>1</sup> 李鸣铎<sup>2</sup> 侯金亮<sup>1</sup>

<sup>1</sup> 华北理工大学矿业工程学院,河北 唐山,063210

<sup>2</sup> 华北理工大学电气工程学院,河北 唐山,063210

**摘要:**针对微机电系统惯性测量单元(micro electro mechanical system inertial measurement unit, MEMS IMU)量测信号噪声大、来源复杂,利用盲源解混算法对动态磁序列进行了噪声分离和降噪效果的系统研究。引入乘性误差和加性误差,建立 MEMS IMU 动态测量磁场值误差扰动模型,分析 MEMS IMU 在腰部、手腕及脚踝 3 处磁测量噪声扰动规律,并在非负矩阵分解盲源解混模型基础上,根据磁数值特点引入重加权稀疏约束条件,构建了动态磁序列非负矩阵分解(magnetic nonnegative matrix factorization, MNMF)盲源解混模型。试验采用 FVM-400 磁力仪测量静态磁基准库, MEMS IMU 装置采集动态行走磁序列,开展了快速独立成分分析(fast independent component analysis, FastICA)、MNMF 磁信号盲源解混试验。试验结果表明,在磁扰动解混的仿真试验中, FastICA、MNMF 算法对混合磁信号解混分离指数均小于 0.1,可以有效分离磁信号中人员行走噪声、设备振动噪声和静态磁序列;在 MEMS IMU 实测磁数值解混试验中, MNMF 可以有效分离出与静态磁序列相近的信号,能够提高行人动态行走状态下磁匹配定位的概率,验证了 MNMF 盲源分离降噪对匹配定位的有效性,也为室内自主定位磁量测值降噪处理提供了新的理论基础。

**关键词:**磁序列非负矩阵分解;微机电系统惯性测量单元;盲源分离降噪;地磁匹配

中图分类号:P228

文献标识码:A

收稿日期:2024-03-12

DOI:10.13203/j.whugis20230186

文章编号:1671-8860(2025)12-2580-12

## Denoising and Matching Localization of MNMF Blind Source Separation Algorithm for Measured Magnetic Signals by MEMS IMU

MENG Qinggang<sup>1</sup> WANG Jinhua<sup>1</sup> WANG Sainan<sup>1</sup> LI Mingduo<sup>2</sup> HOU Jinliang<sup>1</sup>

<sup>1</sup> School of Mining Engineering, North China University of Technology, Tangshan 063210, China

<sup>2</sup> School of Electrical Engineering, North China University of Technology, Tangshan 063210, China

**Abstract: Objectives:** With the development of indoor positioning technology towards continuity, precision, and intelligence, autonomous indoor positioning technology has become a research hotspot. The inertial acceleration and magnetic field values of the carrier can be obtained using micro electro mechanical system inertial measurement unit (MEMS IMU), which is an important device in positioning. However, there are difficulties in the complex noise of dynamic measurement values. For the high noise of measurement signals in low-cost MEMS IMUs, the noise separation and denoising of dynamic magnetic sequences are conducted by using blind source unmixing separation algorithm. **Methods:** An error model using multiplicative parameters and additive errors for MEMS IMU dynamic measurement is constructed, which expresses the error source of magnetic signals in real-time. The magnetic measurement noise disturbance law of MEMS IMU is analyzed at waist, hand and foot, then a new algorithm magnetic nonnegative matrix factorization is

**基金项目:**国家自然科学基金面上项目(42274056);河北省自然科学基金项目(E2018209345);河北省高等学校科学技术重点项目(ZD2021082);河北省高等学校科学技术研究项目(QN2022117)。

**第一作者:**孟庆港,博士生,主要从事基于 MEMS 井下自主定位数值降噪算法。meng\_qg2022@163.com

**通信作者:**汪金花,博士,教授,博士生导师。jinhua66688@126.com

constructed based on the nonnegative matrix factorization with adding the reweighted sparse constraint equation. The static magnetic value were measured using an FVM-400 magnetometer in study area, and magnetic sequences of pedestrian in walking using MEMS IMU. it were conducted on blind source unmixing separation and denoise test of magnetic signals using fast independent component analysis (FastICA) and magnetic nonnegative matrix factorization (MNMF) algorithms. **Results:** The results show that: the performance index of FastICA and MNMF is less than 0.1 in the simulation test of magnetic disturbance unmixing. It can effectively separate the walking noise, equipment vibration noise and static magnetic sequence in the magnetic signal. FastICA has better separation effect on periodic noise, MNMF can accurately unmix the static magnetic value, and the correlation coefficient reaches 0.996 8. In the unmixing experiment of the measured dynamic magnetic sequence, the MNMF algorithm can separate signals similar to the static magnetic sequence, which keep relatively good magnetic spatial sequence feature, but the separation accuracy for other noises is poor. In addition, MNMF algorithm has obvious noise reduction on the measured dynamic magnetic sequence. The experiment shows that the matching probability of the magnetic sequence after denoising with the MNMF algorithm can be significantly improved, especially for magnetic sequence at hand after denoising. The probability reaches about 95 % with the 3-meter matching length. **Conclusions:** For the unmixed and separated the measured magnetic sequence using the MNMF algorithm, most irrelevant interference noise can be separated, and the unmixed signal is similar to the static magnetic sequence, which can improve the probability and accuracy of the geomagnetic matching positioning in the dynamic walking of the pedestrian. The noise separation of dynamic magnetic measurement using MNMF has certain effectiveness, which provides a new theoretical basis for magnetic measurement denoise of indoor autonomous positioning.

**Key words:** magnetic nonnegative matrix factorization; mechanical system inertial measurement unit; blind source separation noise reduction; geomagnetic matching

随着定位技术的泛在、连续、精准、智能的发展和转型<sup>[1-3]</sup>,基于微机电系统(micro electro mechanical system, MEMS)的自主定位技术成为研究热点方向。微机电系统惯性测量单元(micro electro mechanical system inertial measurement unit, MEMS IMU)是行人航位推算(pedestrian dead reckoning, PDR)定位、地磁匹配与 PDR 组合定位等的数据采集设备<sup>[4-5]</sup>可以实时测量载体惯性加速度、角速度。低成本九轴 MEMS IMU 传感器与手机集成传感器类似,采集数据方便快捷,不仅可以实时测量人员通行路径加速度及角速度,还可以测量磁场值。但是其集成的轴系结构,实测磁场值、加速度与姿态存在明显的误差传递和相互干扰<sup>[6-8]</sup>。文献[9]在共享单车定位 MEMS IMU 数值量测中,发现量测姿态、速度与位置的误差存在明显相关性,运动姿态变化会使 IMU 量测产生较大的瞬间噪声。文献[10]在 MEMS 惯性导航单元量测过程中发现,当有随机大幅度姿态变化时,重力加速度、角速度、会产生较多噪声,对测量精度产生直接的影响。可见 MEMS IMU 实测数据扰动大且相关强,解算数据易产生累积误差,直接制约了 MEMS IMU 自

主定位的精度。如何降低 MEMS 动态测量条件下噪声扰动且有效减弱载体运动对动态磁测量数据的影响就显得尤为重要,解决这些问题将直接提高 MEMS IMU 自主定位可行性。

电子传感器量测实际信号中通常含有白噪声、干扰、漂移及偏置等多种组合误差。目前对噪声的处理方式是分阶段的:一阶段是对采集信号通过数字滤波器降噪,剔除异常值<sup>[11-12]</sup>;二阶段是采集信号输出后,通过函数模型来抑制噪声。大量试验研究表明,经过数字滤波器初步降噪后结果可以消除传感器内部产生的大部分乘性误差,但是对于观测过程外部环境、载体运动产生磁噪声难以消除<sup>[13-14]</sup>,可以结合有限脉冲响应滤波器、小波滤波器、谱减滤波器、维纳滤波器与函数模型来抑制噪声。文献[15]针对实测地磁数据受软硬磁场、电气设备磁场等多种磁扰噪声问题,采用固定参数和小波滤波组合降噪算法消除磁扰误差,通过无磁转台证明了其降噪效果。文献[16]采用拉普拉斯、高通滤波和索伯尔滤波卷积算子构建了井下磁数值卷积增强算子(convolution enhancement algorithms, CEA),试验发现 CEA 算子卷积后降低了磁噪声扰动的影响,增强

了地磁空间匹配特征。函数模型虽然能够有效降低噪声干扰,但信号处理时易出现降噪过度、信号失真的问题。为了提高复杂环境下的信号降噪效果,一些研究提出对观测信号与噪声进行分离后再进行函数降噪,处理效果十分明显,最典型应用是声音识别<sup>[17-18]</sup>。文献[19]利用欠定盲源分离思路进行列车轴承故障声信号分离,并利用时域插值拟合矫正法进行矫正,噪声信号消除效果良好。文献[20]在复杂环境下对信号与船辐射噪声进行分离识别后,再采用针对性的降噪处理,提升信号分析准确率至90%左右。在地磁匹配动态磁测量中,低成本MEMS IMU实测磁信号含有多种噪声干扰,地磁空间特征识别度低<sup>[21-22]</sup>,还鲜见相关磁数据盲源解混降噪方面研究。本文针对动态磁信号不易降噪难点,优化了非负矩阵分解(nonnegative matrix factorization, NMF)解混模型,并利用快速独立成分分析(fast independent component analysis, FastICA)和NMF模型对九轴MEMS IMU采集的行人路径磁场值进行了盲源分离试验,为精准获取实时空间点位的磁场值和地磁匹配定位精度提供了一种新思路。

## 1 基础理论

### 1.1 MEMS IMU 实测磁场值模型

前期大量试验表明,人员携带定位设备正常行走过程中,实时测量磁场值除了通行路径空间点位磁场值外,还包含了两个明显磁扰动。一个是由于人迈步/踏步过程中产生磁噪声,另一个是定位设备轻微振动产生姿态微小变化下磁噪声。

由于姿态的改变会影响地磁三轴分量的分布,不同姿态采集的地磁分量存在较大偏差,为解决该问题,本文计算地磁模值作为室内磁总场值:

$$M_i = \sqrt{m_{ix}^2 + m_{iy}^2 + m_{iz}^2} \quad (1)$$

式中, $M_i$ 为第*i*点的磁场模值; $m_{ix}$ 、 $m_{iy}$ 、 $m_{iz}$ 分别表示磁力计的三轴磁分量。

图1是在已知静态磁场值的固定点位置上将磁力计固定在手腕且保持手腕下垂姿态,然后原地踏步,约0.5 s/步情况下测量的磁场值。理论上在固定基准点上,短时间内磁场值是相对恒定不变。但是由图1磁总场波动可以看出,人员行走踏步会给MEMS IMU设备产生一定的磁波

动,大部分磁波动幅值在0~1 000 nT区间内波动,少量波动幅值达到近2 000 nT。人员行走踏步磁扰动数值与行走步态大小、速度有明显关系,行进状态在一定程度上会给磁测量产生不确定噪声,行进速度越快,相对磁波动范围会增大。

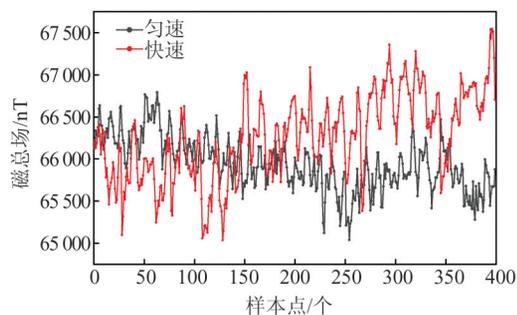


图1 行人踏步对MEMS IMU磁测量产生扰动

Fig. 1 Pedestrian Walking Disturbance on MEMS IMU Magnetic Measurement

图2是在已知静态磁场值固定点位置上将磁力计固定手腕且保持手腕下垂姿态,然后左右抖动手腕,约0.5 s/次,模拟人员动态行进过程中MEMS IMU设备产生轻微振动条件下的磁场值波动情况。由图2可以看出,设备姿态变化和振动会给磁测量产生明显磁扰动。其幅值在MEMS IMU设备产生轻微振动时可以产生1 000 nT周期磁扰动,而较大振动时产生达4 000 nT周期磁扰动,并且姿态变化越明显,给磁场值带来的不确定噪声越大。

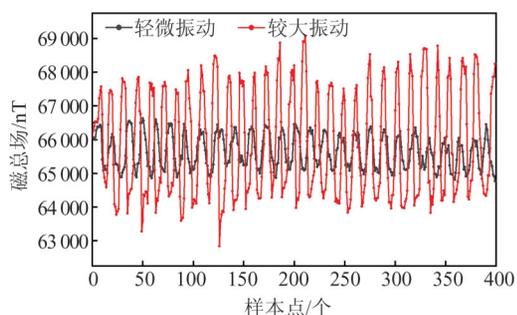


图2 MEMS IMU设备姿态变化产生磁扰动

Fig. 2 Equipment Attitude Disturbance on MEMS IMU Magnetic Measurement

假设认为MEMS的实时测量磁数值包含空间点磁场值、行人走路、设备振动、环境变化等因素产生扰动,则任意一点实测磁场值可以是这些干扰因素磁场的叠加。由于MEMS电子传感器轴系相关性,任一空间点 $P(x_p, y_p)$ 动态实测的磁场值不仅会与静态磁场值 $s_0(x_p, y_p)$ 相关,还会与

采样时刻  $i$  的行人走路状态  $s_{1i}$ 、设备振动情况  $s_{2i}$ 、环境变化  $s_{3i}$  等因素相关,则任意一点实测磁场值的计算式为:

$$M(x_p, y_p)_i = k_i s_0(x_p, y_p) + s_{1i} + s_{2i} + s_{3i} + \epsilon_i \quad (2)$$

式中,  $k_i$  是正常数;  $\epsilon_i$  为其余的噪声。

由式(2)可以看出,当进行静态磁测量时,人员动态行走磁扰动  $s_1$ 、设备振动磁扰动  $s_2$  是不存在的或者数值接近于 0。在前期大量地磁匹配仿真测试中发现,只需降低环境噪声对实测磁序列影响,就可以达到较为理想的磁匹配结果。但是如果要将地磁匹配有效应用,不可避免会采用动态行走直接获取磁序列的方式,人员行走过程中踏步磁扰动  $s_1$ 、设备振动磁扰动  $s_2$  会降低地磁匹配精准性,必须有效降低动态行走过程噪声扰动,还原空间磁序列特征。

## 1.2 MEMS 磁信号盲源解混

室内或地下工程地磁匹配定位主要依据地磁基准库指纹磁空间的差异性,人员动态行走、设备振动磁扰动达到数千纳特,会淹没行人通行路径中磁总场空间差异特征,有可能直接导致地磁匹配结果失败。本文根据人员动态行走、设备振动磁扰动周期性变化特点,尝试将其从实测磁总场中分离出踏步磁扰动  $s_1$ 、设备振动磁扰动  $s_2$ , 获取较为纯净的空间磁序列。

假设实际观测过程中测量了  $N$  个相同状态下的观测磁序列数据(简称样本),每个样本是空间点磁总场、人员步态磁扰动、MEMS IMU 振动磁扰动及随机磁噪声的成分信号混合结果,但是信号间的混合比是动态变化的,其线性混合模型矩阵形式定义为:

$$M_v = AS + \epsilon = A \begin{bmatrix} s_0 \\ s_1 \\ s_2 \\ s_3 \end{bmatrix} + \epsilon \quad (3)$$

式中,  $M_v \in R^{N \times t}$  表示  $N$  个实测磁序列信号向量,其中  $t$  为时间长度;  $A \in R^{N \times u}$  表示每个单独信号在混合数据中丰度矩阵;  $\epsilon \in R^{N \times t}$  表示随机噪声、模型误差或不确定性因子;  $S \in R^{u \times t}$  表示通行路径空间点磁总场、人员步态磁扰动、MEMS 姿态磁扰动及环境干扰产生磁扰动的基向量,  $u$  表示单独信号的个数,具体表示为:

$$\begin{bmatrix} s_0 \\ s_1 \\ s_2 \\ s_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} s_{01} & s_{02} & \cdots & s_{0t} \\ s_{11} & s_{12} & \cdots & s_{1t} \\ s_{21} & s_{22} & \cdots & s_{2t} \\ s_{31} & s_{32} & \cdots & s_{3t} \end{bmatrix} \quad (4)$$

根据信号的实际物理意义,每个成分基向量需要满足非负性的约束条件,混合丰度矩阵  $A$  的每个分量向量和丰度矩阵  $A$  的每个元素需要满足非负性以及每个分量向量模为 1,其约束条件为:

$$\sqrt{\sum A_{ij}^2} = 1, \forall i, j, A_{ij} > 0 \quad (5)$$

盲源解混过程是在已知矩阵  $M_v$  基础上要求解矩阵  $A$  和  $S$ ,可以将其视为一个优化问题,通过定义目标函数和选择合适的优化方法来求解矩阵  $A$  和  $S$ 。

常用分离算法有 FastICA 和 NMF 等模型,其中 FastICA 是基于非高斯性最大化原理。它以最大化负熵作为目标函数,对观测信号  $M_v$  的采样点进行批处理,每次分离出一个独立成分,即可求得分离矩阵  $W$ ,然后求得矩阵  $A$ ,最后求得  $S$ ,目标函数  $J(W)$  的计算式为:

$$J(W) = \max \sum_{i=1}^p k_i \{E[G_i(W)] - E[G_i(v)]\}^2 \quad (6)$$

式中,  $v$  是一个具有零均值和单位方差的高斯随机变量;  $G_i(\cdot)$  是某种形式的非二次函数;  $A = W^{-1}$ 。

NMF 是在矩阵分解过程中加入了非负约束条件,从而得到了完全不同的结果,与 FastICA 相比, NMF 不要求信号源统计独立和信号源非高斯分布,具有分解形式和分解结果可解释性强等优点。NMF 最常用目标函数为最小化欧氏距离:

$$J(A, S) = \min_{A, S} \frac{1}{2} \|M_v - AS\|^2 \quad (7)$$

NMF 模型对目标函数  $J(A, S)$  使用梯度下降法进行迭代求解,使目标函数最小化,就可求得矩阵  $A$  和  $S$ 。但是式(7)目标函数存在的非凸性缺点,导致求得的结果不唯一,无法得到准确的结果。为了获得更加精确的解,可对目标函数中施加约束,来促进丰度矩阵  $A$  的稀疏性。本文采用重加权稀疏约束来促进丰度矩阵的稀疏性,计算式为:

$$\min_A \|A \cdot \omega\|_1 \quad \text{s.t. } M_v = AS \quad (8)$$

式中,  $\|\cdot\|_1$  表示向量的 1 范数;  $\omega \in R^{u \times 1}$  表示  $u$  维的权值向量,用于控制丰度矩阵  $A$  的稀疏性。混合磁序列解算过程的迭代权函数,可以根据上一次解算丰度矩阵来计算下一次迭代的权重:

$$\omega_{i,j}^{(k+1)} = \frac{1}{(|A_{i,j}^{(k)}| + E)} \quad (9)$$

式中,  $E$  表示经验值;  $k$  为迭代次数。

MEMS IMU 设备采集行人动态磁序列中包

含踏步磁扰动、设备振动磁扰动,这两类噪声具有一定相关性和不确定性的特点。为了保证分解磁信号高斯性和非负性,在最小的欧氏距离约束条件基础上,加入加权稀疏处理的约束条件,形成适合室内定位的磁测量数值非负矩阵分解(magnetic nonnegative matrix factorization, MNMF)。约束条件为:

$$J(S, W) = \min_{A, S} \frac{1}{2} \|M_v - AS\|^2 + \min_A \|A \cdot \omega\|_1 \quad (10)$$

利用MEMS IMU实测动态磁场值,应在式(10)目标约束条件下差异求解 $A$ 和 $S$ 。解混过程是假设成分信号基向量 $A$ 和混合比例 $S$ 未知,从两个矩阵开始,经过处理和迭代计算法,不断交替迭代来达到最小化目标函数,从而达到最优分解结果。试验数据开展混合信号的盲源分离步骤如下:(1)实测量磁信号进行归一化处理;(2)按照式(7)初次分离基元信号 $S$ 和组分矩阵 $A$ ;(3)利用上步求解出组分矩阵 $A$ 重新迭代计算初始权阵矩阵 $\omega$ ;(4)利用式(10)再次迭代计算分离基元信号 $S$ 和组分矩阵 $A$ ;(5)重复步骤(2)~(4),直到相邻两次计算差值在0.001以内,终止迭代计算;(6)按照全局矩阵、信噪比和均方差等指标,检测解混基元信号 $S$ 的分离精度。

## 2 试验方案

### 2.1 试验设备

磁数据采集使用九轴MEMS IMU装置和高精度FVM-400磁力仪两种设备完成,如图3所示。图3(a)是动态磁数据测量设备MEMS惯导装置,由九轴集成传感器等组成,可以测量三轴磁分量、三轴加速度、三轴角速度,采样频率为10 Hz,磁力计型号为QCM5883,理论噪声100 nT,可以完成数据的蓝牙传输。静态测量使用进口FVM-400磁力仪,见图3(b)。该仪器经过专业调校,测量灵敏度达到1 nT,量程为100 000 nT,测量噪声方差50 nT,随机误差为10~30 nT,稳定性高。



(a) 九轴MEMS IMU装置

(b) FVM-400磁力仪

图3 磁测量的定位装置和设备

Fig. 3 Positioning Devices of Magnetic Measurement

### 2.2 数据采集

被试对象为6名身高不同的大学生,身体健康,行走正常。他们在标准场地为长度约30 m楼道内,在场地内无行人、小车等其它环境磁干扰条件下完成如下实验任务。

1)在基准点处,携带MEMS装置原地踏步或者轻微振动,采样频率10 Hz,记录空间磁总场变化数据。要注意踏步速度与匀速行走速度相同,约0.5 s/步。

2)在试验场地使用FVM-400磁动仪开展空间点位的静态磁总场测量。空间采样间隔为0.3 m,每个空间点重复测量10次,数值偏差小于20 nT为合格,取10次平均值作为该点静态磁总场。

3)在试验场地使用MEMS惯导装置进行动态磁测量。测试者将定位装置置于衣服兜内,按照大约2步/s频率行走,MEMS惯导装置实时记录人员通行路径的磁总场数据。

实验数据共收集到10组加速度变化、姿态变化与实测磁数值信号,每组信号有12序列,每个序列有400多个数据点。在动态情况下进行磁测量,开始和结束时存在一定的磁测量延迟。为了保证算法试验可靠性,统一去除了前端和后尾的部分数据点。由于试验场地无环境磁干扰条件下测量的磁总场,所以理论上可认为测量磁数据应主要为空间点静态磁场值、踏步产生磁场值及设备振动产生磁场值的组合。图4是在同一个基准点上的磁扰动,图4(a)是原地踏步产生的磁扰动 $s_1$ ,图4(b)是装置轻微振动产生的磁扰动 $s_2$ 。由图4可以看出,原地踏步产生了1 500 nT的磁扰动,并且随着时间增长,产生误差累积的偏置误差,从前段65 000~66 000 nT持续波动,后半段上仰到66 000~67 000 nT区间内变化。

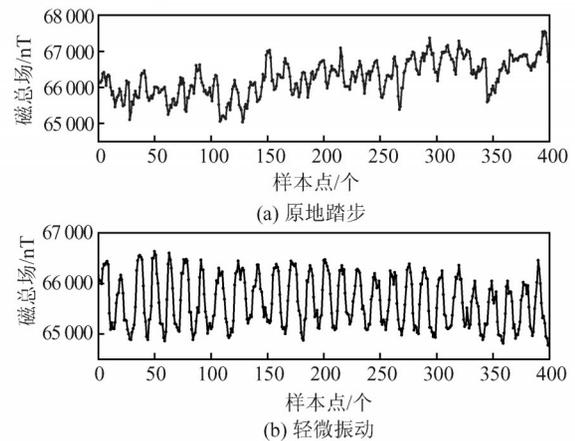


图4 基准点原点踏步和轻微振动的磁扰动曲线

Fig. 4 Magnetic Disturbance Curve of Pedestrian Walking and Slight Vibration on the Reference Points

图 5 是利用 MEMS IMU 装置在试验区内同一条路径上,行人动态行走过程中采集磁序列,其中  $s_0$  是行人通行路径静态磁场插值后曲线。由图 5 可以看出,MEMS IMU 放置腰部和绑置手腕处测量动态磁序列的总体变化趋势与静态磁场  $s_0$  相一致,但存在上万纳特偏置磁噪声。另外,MEMS IMU 置于腰部、脚踝和手肘处不同部

分,测量磁序列噪声扰动形态是不相同的,明显看出置于腰部、手腕处扰动值相对较小,3 次重复测量值总体形态相似,仅在局部上存在一定差异变化。绑置脚踝处测量磁序列与静态磁场  $s_0$  趋势差异明显,可见绑置脚踝处测量磁数据噪声包含多种来源,扰动噪声更为复杂,且局部噪声扰动数值已经将静态空间磁差异淹没了。

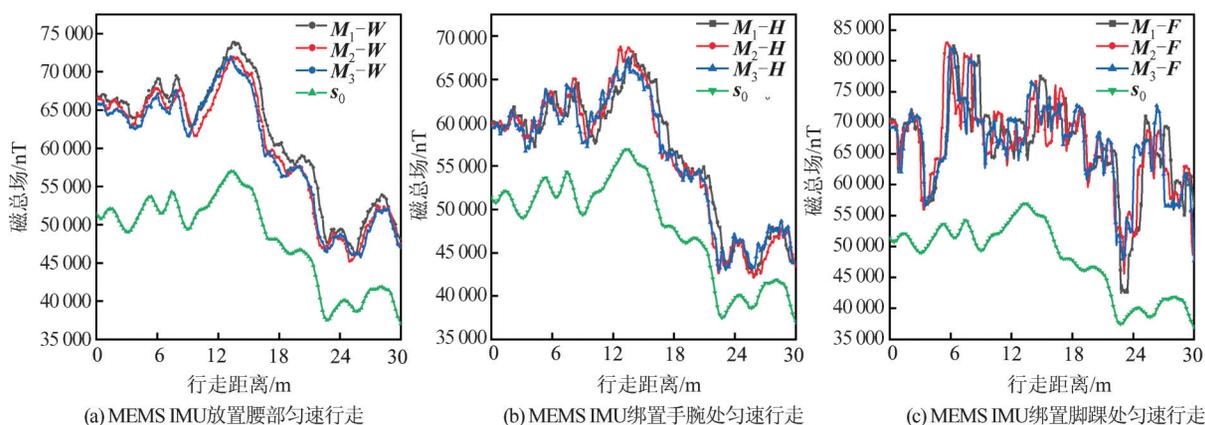


图 5 试验区静态磁序列和 MEMS IMU 动态

Fig. 5 Static Magnetic Value and MEMS IMU Dynamics Magnetic Value in the Test Area

### 2.3 评价指标

为了检测空间点磁场值、步态变化磁扰动和姿态变化磁扰动的信号分离有效性和精度。解混试验结果采用了两种指标:解混性能指数(perfor-

$$E_{PI} = \frac{1}{n(n-1)} \left[ \left( \sum_{k=1}^n \frac{|c_{ik}|}{\max_j |c_{ij}|} - 1 \right) + \left( \sum_{k=1}^n \frac{|c_{ki}|}{\max_j |c_{ji}|} - 1 \right) \right] \quad (11)$$

式中,  $c_{ij}$  为解混后全局矩阵  $C = WA$  的元素;  $\max_j |c_{ij}|$  表示  $C$  的第  $i$  行中绝对值最大值;  $\max_j |c_{ji}|$  表示第  $j$  列元素绝对值最大值。

2) 相关系数  $\rho$  表示为解混信号基向量与参考信号之间相似程度,数值在 0~1 之间。 $\rho$  越接近于 1,表示解混信号与参考信号相似度越高; $\rho$  越接近于 0,表示其与参考信号相似度越低, $\rho$  的计算式为:

$$\rho = \frac{1}{t} \sum_{i=1}^t \left( \frac{f_i - \bar{f}}{\sigma_f} \right) \left( \frac{g_i - \bar{g}}{\sigma_g} \right) \quad (12)$$

式中,  $f, g$  分别为解混前后信号向量;  $\bar{f}, \bar{g}$  分别为  $f, g$  的均值;  $\sigma_f, \sigma_g$  分别为  $f, g$  的标准差。

## 3 结果与分析

### 3.1 MEMS IMU 磁扰动解混仿真试验

为了检测 FastICA、MNMF 分离人工混合磁扰动信号源的性能,开展 MEMS IMU 磁扰动解

mance index, PI) 和相关系数  $\rho$ , 具体计算过程如下:

1) PI 是表示混合信号分离性能指标,当解混完全时,  $PI=0$ 。实际上当 PI 接近  $1 \times 10^{-2}$  时说明该算法分离性能好,其计算式为:

混仿真试验。试验选取图 4 中源信号中原地踏步产生的  $s_1$  磁扰动、装置轻微振动产生的  $s_2$  磁扰动和  $s_0$  的静态磁序列。每道信号源数据均为 400 点,归一化处理后的曲线见图 6。由图 6 可以看出,归一化后  $s_2$  振动噪声周期性明显。

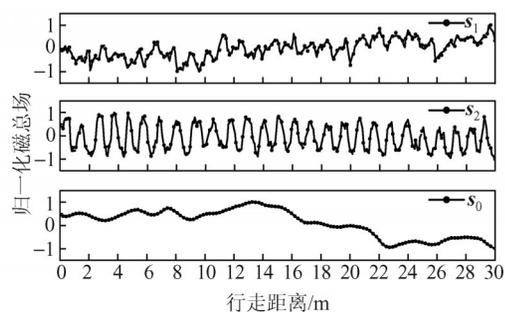


图 6 行走、振动的磁扰动及静态磁序列归一化后曲线  
Fig. 6 Walking, Vibration Magnetic Disturbance and Static Magnetic Value Normalized Curve

参考 §2.2 数据采集 MEMS IMU 采集腰部、手腕处磁序列扰动变化特征,构建一定约束

条件下随机生成混合矩阵  $A_0$  时,按  $A_0 = \begin{bmatrix} 0.4036 & 0.4555 & 0.7844 \\ 0.8990 & 0.5132 & 0.0691 \\ 0.1701 & 0.7274 & 0.6163 \end{bmatrix}$  混合源信号。图7是混合后磁序列曲线,也是盲源解混的原始信号  $MX_i (i=1, 2, 3)$ 。

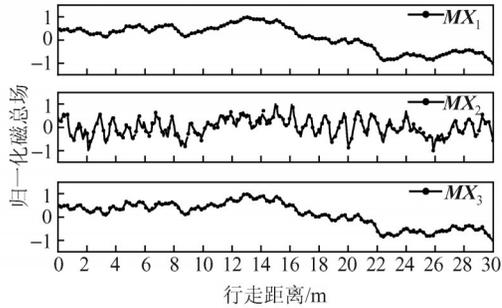


图7 按照随机生成矩阵  $A_0$  生成的混合后磁序列曲线

Fig. 7 Mixed Magnetic Value Curve Generated According to Random Generation Matrix  $A_0$

盲源解混目标函数存在的非凸性缺点,导致求得的结果不唯一。为了检测出混合磁数值解混的算法适用性,对仿真数据同时应用了FastICA算法、MNMF算法分离试验独立执行1000次,以保证实验分析结果的可靠性。图8是盲源解混结果与源信号对比图,  $s_i - o (i=1, 2, 3)$  是源信号,  $s_i - r (i=1, 2, 3)$  是解混后的信号。由图8可以看出, FastICA对周期性振动噪声  $S_2$  解混效果较好, MNMF算法分离出静态磁场序列形态很好,与源信号  $S_0$  通行路径的静态磁序列一致性高。

表1是FastICA算法、MNMF算法分离试验评价结果。通常情况下,盲源分离精度PI小于或接近  $1 \times 10^{-2}$  时说明该算法分离性能好。由表1可以看出, FastICA算法、MNMF算法分离精度PI均小于0.1,分离性能较好。从源信号与解混信号的相关系数来看, FastICA解混轻微振动的磁扰动  $s_2$  达到了0.9900,说明FastICA能够有效分离出周期性噪声扰动; MNMF解混结果静态磁场值  $s_0$  相关系数达到0.9968,精准度很高。说明MNMF解混结果能够保持静态磁数据空间结构特征,利于动态磁序列之间匹配定位。然而,轻微振动磁扰动  $s_2$  分离特征较低,尽管如此分离结果仍保持了周期性。

### 3.2 MEMS IMU 实测磁测量值解混

为了测试MNMF算法为动态磁序列降噪效果,对图5中实测动态磁序进行MNMF算法进行盲源分离。图9是盲源解混结果与源信号的对比图,由图9中可以看出,仿真试验中较好地分离出相应的常速行走磁扰动、轻微振动的磁扰动

和通行路径的静态磁序列3个对应基源向量,但实测试验中并没有按照仿真试验预期得到较好的结果,而是从信号中分离出3个相近的静态磁序列。

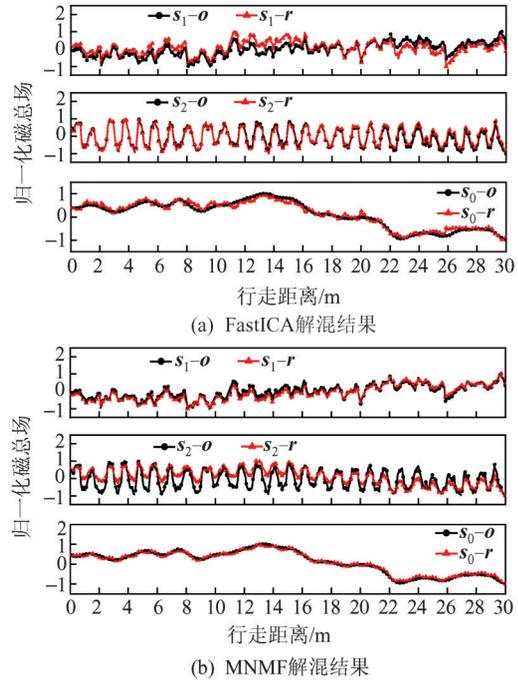


图8 混合磁序列解混后信号与源信号对比

Fig. 8 Comparison Between Signal After Unmixing of the Mixed Magnetic and Original Source Signal

表1 MEMS IMU 磁扰动解混仿真分离的性能

Table 1 Performance Index of Magnetic Disturbance Unmixing Separation

方法	PI	分离组分	相关系数
FastICA	0.0550	$s_1$ 行走	0.7408
		$s_2$ 振动	0.9894
		$s_0$ 静态	0.9839
MNMF	0.0955	$s_1$ 行走	0.9701
		$s_2$ 振动	0.7524
		$s_0$ 静态	0.9968

解混结果未达到噪声完全分离,一是实测动态磁序列空间磁差异较大,在近两万纳特内进行波动,行走和振动磁扰动值约2000 nT以内,当其叠加到空间磁序列时,并未淹没真正静态磁序列空间差异性,只是造成局部细节磁数值扰动偏离。二是实测动态磁序列噪声来源较为复杂,不仅仅是理论分析踏步、振动等加性噪声,还可能有一定比例乘性噪声及惯性偏移累积误差。MNMF算法对其它类型噪声分离效果较差,但是却能分离出静态磁数据,且保持了相对较好的磁空间序列特征。

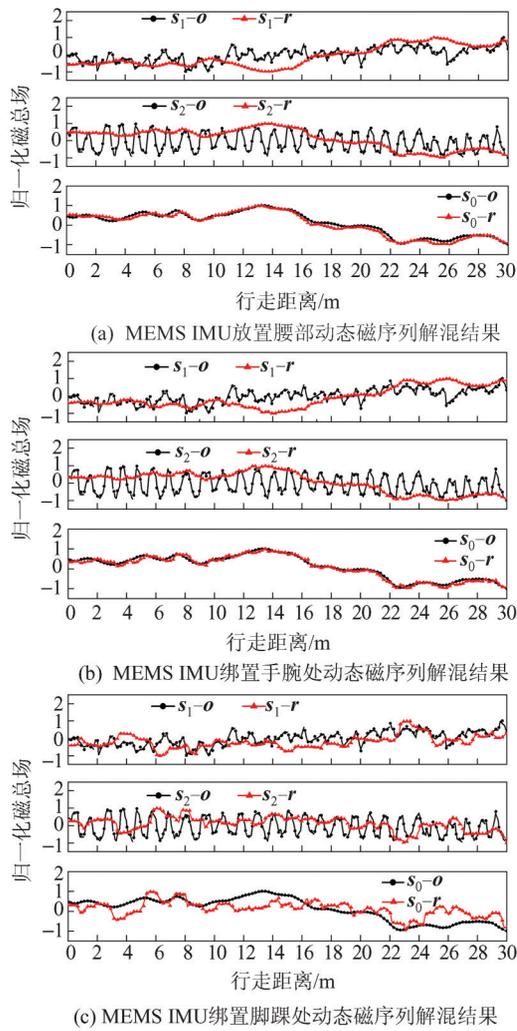


图 9 实测动态磁序列 NMNF 解混结果

Fig. 9 NMNF Unmixing Results of Measured Dynamic Magnetic Value

由图 9 还可以看出,虽然 MNMF 算法未能将一部分周期性噪声和随机噪声完全分离,但是却能够有效分离出动态磁序列的行走路径静态磁序列,且分离结果相似度很高,消除大部分干扰性噪声,利于动态磁序列之间匹配定位。表 2 是行人动态行走过程中, MEMS IMU 放置腰部、手腕处和脚踝处采集动态磁序列的 MNMF 算法分离试验评价结果。由表 2 中源信号与解混信号的相关系数来看, MEMS IMU 放置腰部、手腕处动态磁序列解混结果较好,解混出静态磁场值与已知静态  $S_0$  相关系数达到 0.98 以上,精准度很高。MEMS IMU 放置脚踝处解混结果仅为 0.635 0,说明放置脚踝处采集磁序列易受到不确定多种因素的噪声干扰,如有可能存在来自地面表层管道磁扰动,说明脚踝处不适合作为动态磁测量位置。

### 3.3 MEMS IMU 动态实测磁序列解混降噪

地磁匹配或磁匹配定位需要获取实时测量

行走磁序列,计算与已有磁基准数据库的指纹相似度,相似度最高序列的即为实际定位点所在磁序列。通常磁基准库是通过静态测量或者高精度磁测量来获取数据,但是磁匹配所需的行人通行路径的磁序列是在动态状态下实时测量的,会存在多种不确定噪声扰动,易导致磁匹配定位的低精度或失败。如果可以通过盲源解混算法去除低成本 MEMS IMU 磁测量大部分的噪声扰动,获取较为纯净的磁序列,就有可能直接提升动态磁匹配的定位精度。

表 2 MEMS IMU 实测动态磁序列解混分离的性能

Table 2 Performance of Dynamic Magnetic Value Unmixing Separation Measured by MEMS IMU

MEMS IMU 位置	分离组分	相关系数
放置腰部	$s_1$ 行走	0.541 6
	$s_2$ 振动	0.181 2
	$s_0$ 静态	0.987 3
绑置手腕处	$s_1$ 行走	0.495 7
	$s_2$ 振动	0.178 8
	$s_0$ 静态	0.989 7
绑置脚踝处	$s_1$ 行走	0.393 8
	$s_2$ 振动	0.114 8
	$s_0$ 静态	0.635 0

文中 §3.2 节中试验结果表明, MEMS IMU 绑置手腕处测量磁序列噪声相对较大,但解混后仍能获得相对精准的磁序列。为了测试盲源解混算法对动态实测磁序列降噪效果的适应性,以 MEMS IMU 绑置手腕处观测值(见图 10)作为试验数据,截取了其中 3 个子序列进行 MNMF 算法解混降噪试验,分别是 41—140、151—250、301—400。每个序列约 100 个采样点,按照动态采样频率和平均步长换算,相当于实地行进距离约在 7.5 m 左右,符合动态磁匹配定位的一般匹配长度。由图 10 可以看出,3 个子序列噪声扰动是不一样的,图 10(a)窗口内 3 次重复测量的磁序列差异性主要是随机噪声扰动,而图 10(b)、10(c)窗口内 3 次重复测量的磁序列存在明显整体偏移误差和随机干扰。

图 11 是 3 个子序列的 MNMF 算法的解混结果。由图 11 可以看出,不同子序列的分离精度不同,序列 151—250 解混结果能够分离大部分不相关噪声干扰,与静态磁序列相似度高,保持了主要磁空间差异特征,与源静态信号相关系数达到了 0.991 8;序列 41—140、301—400 解混后结果与已知静态源磁序列相近,存在一定程度偏移误差

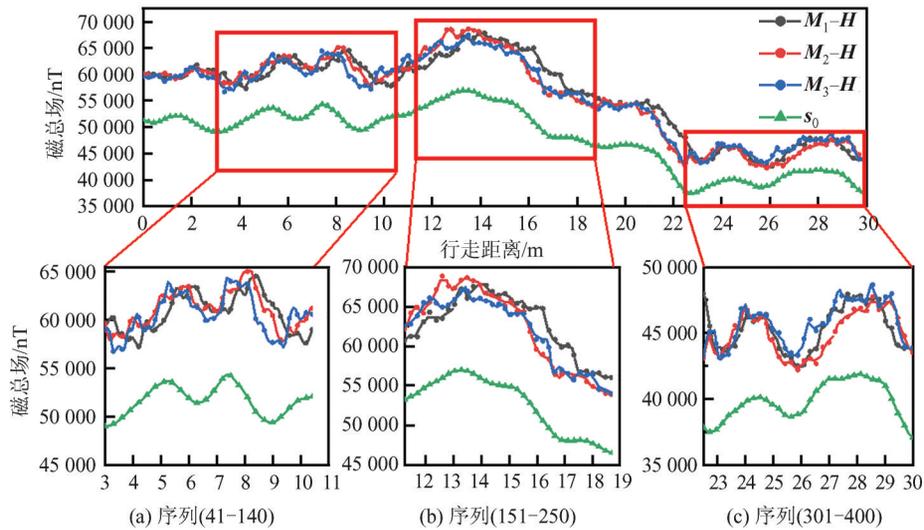


图10 MEMS IMU绑置手腕处实测磁序列

Fig. 10 Measured Magnetic Value at the MEMS IMU Strapped Wrist

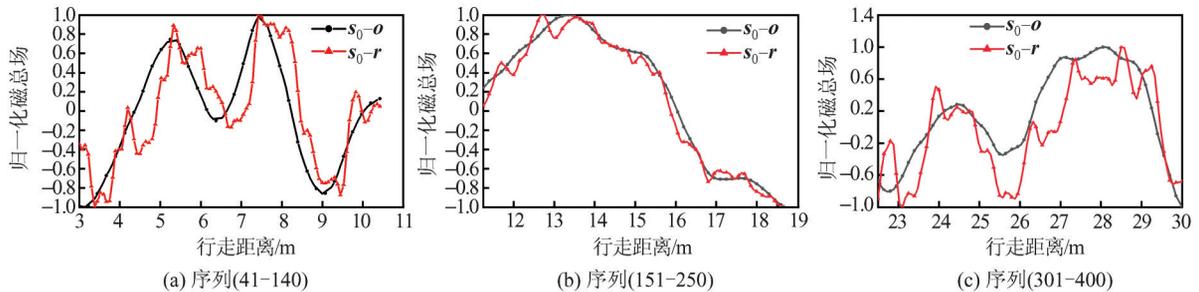


图11 动态实测磁序列MNMF解混结果

Fig. 11 Dynamic Measured Magnetic Value MNMF Unmixing Results

进一步说明了动态行走过程中传感器惯性存在累积误差影响。解混后序列41—140与源静态信号相关系数为0.8018,但是解混后序列301—400的相关系数为0.8197,均达到了80%以上,说明MNMF解混分离对动态磁序列有较好降噪效果。

在磁匹配定位过程中,匹配步长大小是直接影响定位精准度的主要因素。从匹配模型解算的角度,待匹配序列长度越长,其匹配结果往往会更精准,甚至可以抵消大多数未知干扰误差对匹配结果的影响。但是从动态实时定位的需求,期望行人通行较短的距离就可以解求出较佳的定位结果。文中期望MNMF模型对短距离匹配存在一定适应性,为了测试MNMF算法是否易受动态实测磁序列长度影响,选取了序列151—250数据,按照匹配步长递减的方式进行了降噪效果的分析试验,检测匹配长度对解混效果的影响趋势。结果如图12和表3所示,序列长度从100样本点降低到50样本点,对应匹配序列长度从7m左右减少至3.75m左右。但是经过盲源解

混得出磁序列与源信号形态上差异并不明显,两者相关系数始终在99%左右。说明盲源解混降噪方式有一定鲁棒性,对噪声分离效果较为稳定。

为了进一步检验盲源分离对动态实测磁数据降噪的有效性,将MEMS IMU绑置手腕处,测量了3个试验区行走的磁数值,每个区域长度不少于30m,磁序列样本数均为400个样本左右。

对3个试验区磁数据开展盲源分离,并计算了降噪前后数据的均方差(mean square differences, MSD)匹配定位概率。由表4可以看出,匹配概率明显受到通行路径特点、匹配步长的影响,当匹配步长达到3m以上时,试验区地磁匹配定位概率快速上升。另外,经过盲源分离降噪后的磁序列,其匹配定位概率会明显提高。特别是绑置手腕处的磁序列经过盲源降噪后,3m匹配步长的定位概率均达到了95%左右。说明盲源解混算法对动态行走状态磁序列降噪效果明显,直接有助于匹配定位精度提高。

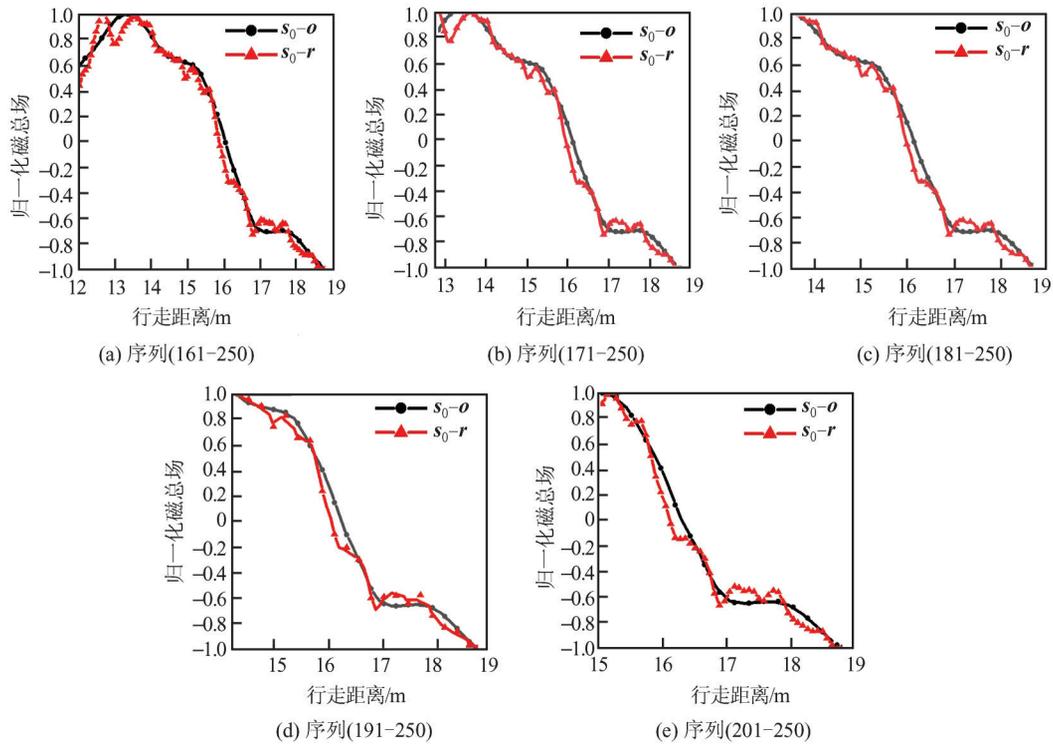


图 12 不同长度动态实测磁序列 MNMF 解混结果

Fig. 12 MNMF Unmixing Results of Dynamic Measured Magnetic Value with Different Lengths

表 3 不同长度动态实测磁序列 MNMF 解混分析

Table 3 MNMF Unmixing Analysis of Dynamic Measured Magnetic Value with Different Lengths

序列	匹配步长/m	相关系数
161-250	6.75	0.992 9
171-250	6.00	0.994 4
181-250	5.25	0.994 9
191-250	4.50	0.993 3
201-250	3.75	0.990 7

表 4 盲源分离降噪前后 MSD 匹配结果指标

Table 4 MSD Matching Results Before and After Blind Source Separation Noise Reduction

匹配步长	MEMS IMU 位置	匹配数据	匹配概率/%		
			试验区 1	试验区 2	试验区 3
20 样本点 /1.5 m	放置腰部	实测数据	68.50	47.24	58.53
		盲源分离后	71.39	53.54	82.68
	绑置手腕处	实测数据	66.40	58.27	69.29
		盲源分离后	80.05	77.43	85.83
40 样本点 /3 m	放置腰部	实测数据	83.10	57.62	72.02
		盲源分离后	90.03	64.54	97.51
	绑置手腕处	实测数据	85.87	66.76	81.44
		盲源分离后	94.46	95.84	97.23

## 4 结 语

文中针对低成本 MEMS IMU 动态行走条件

下,磁量测数值噪声大,噪声来源复杂的问题,构建了 MNMF 盲源解混算法,并开展系统的解混降噪试验研究,得出以下结论:

1)携带 MEMS IMU 装置测量磁数值是空间点磁场值与扰动磁场值的叠加。扰动磁场值易受行人走路、设备振动、环境变化等多因素影响。文中构建的动态测量磁场值误差扰动模型利用了乘性误差和加性误差因子定量表达了实时测量磁信号存在的误差组成。分析了 MEMS IMU 在腰部、手腕及脚踝 3 处磁测量噪声扰动规律。

2)在 NMF 盲源解混模型加入重加权稀疏约束条件,构建的动态磁序列 MNMF 解混算法具有较好磁信号解混效果。在仿真磁信号分离试验中, FastICA 和 MNMF 算法分离指数均小于 0.1, FastICA 对周期性噪声扰动分离效果较好, MNMF 能够精准解混出静态磁场值,相关系数达到 0.996 8。在对实测动态磁序列解混试验中, MNMF 算法能分离出静态磁数据,且保持了相对较好的磁空。

3)MNMF 盲源分离对实测动态磁序列存在明显降噪效果。磁序列经过解混分离后可以分离出大部分的噪声扰动,获取较为纯净的磁序列,直接有助于匹配定位精度提高。试验中当匹配步长达到 3 m 以上,绑置手腕处测量的磁序列经过 MNMF 盲源降噪后,匹配定位概率提升至

95%左右,充分验证了MNMF盲源分离降噪的适宜性。

### 参 考 文 献

- [1] 刘经南,高柯夫. 智能时代测绘与位置服务领域的挑战与机遇[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2017, 42(11): 1506-1517.  
LIU Jingnan, GAO Kefu. Challenges and Opportunities for Mapping and Surveying and Location Based Service in the Age of Intelligence[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2017, 42(11): 1506-1517.
- [2] 李哈旭,李昕,黄观文,等. 速度分类的LSTM神经网络辅助GNSS/SINS车载定位方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2025, 50(7): 1311-1320.  
LI Hanxu, LI Xin, HUANG Guanwen, et al. LSTM Neural Network Assisted GNSS/SINS Vehicle Positioning Based on Speed Classification[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2025, 50(7): 1311-1320.
- [3] 邓中亮,王翰华,刘京融. 通信导航融合定位技术发展综述[J]. 导航定位与授时, 2022, 9(2): 15-25.  
DENG Zhongliang, WANG Hanhua, LIU Jingrong. Status and Trend of Communication-Navigation Integrated Positioning Technology[J]. *Navigation Positioning and Timing*, 2022, 9(2): 15-25.
- [4] 杨帆,柳景斌,龚晓东,等. 基于移动采集指纹的手机自适应压缩感知室内定位方法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2025, 50(10): 2135-2144.  
YANG Fan, LIU Jingbin, GONG Xiaodong, et al. Mobile Phone-Based Indoor Positioning Method Using Adaptive Compressed Sensing for Mobile-Collected Fingerprints[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2025, 50(10): 2135-2144.
- [5] 赵悦,兰英,屈贤. 基于MEMS传感器的煤矿井下人员定位系统设计[J]. 工矿自动化, 2018, 44(8): 87-91.  
ZHAO Yue, LAN Ying, QU Xian. Design of Personnel Positioning System in Coal Mine Underground Based on MEMS Sensor[J]. *Industry and Mine Automation*, 2018, 44(8): 87-91.
- [6] SONG Z G, ZHANG J S, ZHU W Q, et al. The Vector Matching Method in Geomagnetic Aiding Navigation[J]. *Sensors*, 2016, 16(7): 1120-1131.
- [7] 李晓阳,王伟魁,汪守利,等. MEMS惯性传感器研究现状与发展趋势[J]. 遥测遥控, 2019, 40(6): 1-13.  
LI Xiaoyang, WANG Weikui, WANG Shouli, et al. Status and Development Trend of MEMS Inertial Sensors[J]. *Journal of Telemetry, Tracking and Command*, 2019, 40(6): 1-13.
- [8] 王甫红,程雨欣,赵广越,等. 智能手机GNSS/MEMS IMU车载组合导航的安装角估计算法[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2025, 50(10): 1948-1956.  
WANG Fuhong, CHENG Yuxin, ZHAO Guangyue, et al. Mounting Angle Estimation Algorithm for Smartphone GNSS/MEMS IMU Vehicle-Borne Integrated System[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2025, 50(10): 1948-1956.
- [9] 牛小骥,丁龙阳,旷俭,等. 基于MEMS IMU和运动约束的共享单车定位算法[J]. 中国惯性技术学报, 2021, 29(3): 300-306.  
NIU Xiaoji, DING Longyang, KUANG Jian, et al. A MEMS IMU and Motion Constraint-Based Positioning Algorithm for Shared Bicycles[J]. *Journal of Chinese Inertial Technology*, 2021, 29(3): 300-306.
- [10] 杜俊伟,陈起金,牛小骥,等. MEMS惯性高度尺测量精度分析[J]. 系统工程与电子技术, 2019, 41(11): 2605-2610.  
DU Junwei, CHEN Qijin, NIU Xiaoji, et al. Analysis on Measurement Accuracy of MEMS Inertial Height Gauge[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2019, 41(11): 2605-2610.
- [11] 马梦瑶. 基于ADMM算法的二维FIR数字滤波器设计[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2020.  
MA Mengyao. Design of 2D FIR Digital Filter Based on Admm Algorithm[D]. Hangzhou: Hangzhou Dianzi University, 2020.
- [12] 陈俊良,康林,李广伟,等. 基于Matlab的FIR数字滤波器设计及在接收机中的应用[J]. 兵工自动化, 2020, 39(12): 33-35.  
CHEN Junliang, KANG Lin, LI Guangwei, et al. Design of FIR Digital Filter Based on Matlab and Its Application in Receiver[J]. *Ordnance Industry Automation*, 2020, 39(12): 33-35.
- [13] 汪金花,张恒嘉,侯金亮,等. 井下地磁定位的瞬间强噪声扰动规律研究[J]. 昆明理工大学学报(自然科学版), 2021, 46(3): 39-46.  
WANG Jinhua, ZHANG Hengjia, HOU Jinliang, et al. The Disturbance Law of Instantaneous Strong Noise in Underground Geomagnetic Positioning[J]. *Journal of Kunming University of Science and Technology (Natural Sciences)*, 2021, 46(3): 39-46.
- [14] 黄英. 基于Remez算法的多媒体阅读语音快速降噪算法[J]. 自动化与仪器仪表, 2021(9): 62-65.

- HUANG Ying. A Fast Denoising Algorithm for Multimedia Reading Speech Based on Remez Algorithm[J]. *Automation & Instrumentation*, 2021(9): 62-65.
- [15] 张玉芝, 杨腾越, 杨云涛, 等. 地磁匹配定位中高精度地磁测量组合降噪算法[J]. *传感技术学报*, 2024, 37(06): 1041-1048.
- ZHANG Yuzhi, YANG Tengyue, YANG Yuntao, et al. Combined Noise Reduction Algorithm for High Precision Geomagnetic Measurement in Geomagnetic Matching Location[J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2024, 37(06): 1041-1048.
- [16] 汪金花, 张博, 郭立稳, 等. 井下巷道地磁匹配特征的 CEA 卷积增强的分析[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2022, 47(9): 1422-1431.
- WANG Jinhua, ZHANG Bo, GUO Liwen, et al. Performance Analysis of Convolution Enhancement of CEA Operator for Underground Geomagnetic Matching[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2022, 47(9): 1422-1431.
- [17] 余先川, 胡丹. 盲源分离理论与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2011.
- YU Xianchuan, HU Dan. Theory and Application of Blind Source Separation [M]. Beijing: Science Press, 2011.
- [18] 吉长东, 吕广涵, 张恒璟, 等. 一种 CORS 站高程序列噪声识别算法[J]. *测绘科学*, 2021, 46(3): 8-16.
- JI Changdong, LÜ Guanghan, ZHANG Hengjing, et al. A Noise Recognition Algorithm of CORS Station Elevation Series [J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2021, 46(3): 8-16.
- [19] 赵新航, 刘方, 黄明涛, 等. 列车轴承故障声音信号单通道去相关分离矫正[J]. *振动与冲击*, 2023, 42(13): 137-146.
- ZHAO Xinhang, LIU Fang, HUANG Mingtao, et al. Single-Channel De-correlation, Separation and Correction of Train Bearing Fault Sound Signals [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2023, 42(13): 137-146.
- [20] 李倩. BP 神经网络的舰船辐射噪声识别[J]. *舰船科学技术*, 2019, 41(24): 22-24.
- LI Qian. Identification of Ship Radiated Noise Based on BP Neural Network [J]. *Ship Science and Technology*, 2019, 41(24): 22-24.
- [21] AKAI N, OZAKI K. Gaussian Processes for Magnetic Map-Based Localization in Large-Scale Indoor Environments [C]//2015 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Hamburg, Germany, 2015.
- [22] 蔡劲, 蔡成林, 张首刚, 等. GNSS/地磁组合的室内外无缝定位平滑过渡方法[J]. *测绘通报*, 2018(2): 30-34.
- CAI Jin, CAI Chenglin, ZHANG Shougang, et al. A Smooth Transition Method for Indoor and Outdoor Seamless Positioning of GNSS/Magnetic Combination [J]. *Bulletin of Surveying and Mapping*, 2018(2): 30-34.