

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2417472

基于GAN-LSTM改进T-L磁补偿方法^{*}

王劲楠¹ 张晓明^{1,2} 张 鹤¹ 赵晨阳¹

(1. 中北大学电子测试技术国家重点实验室 太原 030051; 2. 中北大学仪器科学与动态测试教育部重点实验室 太原 030051)

摘要: 针对无人机磁反潜任务中因机载设备、运动特性等引入的磁干扰问题,开展基于改进磁补偿模型的研究。提出了一种基于GAN和LSTM的改进T-L磁补偿模型,该模型融合了传统T-L模型在姿态相关噪声建模方面的优势、LSTM对长时间间隔依赖关系的捕获能力以及GAN对数据分布特性的学习能力,从而显著提升了噪声识别精度,进一步提高了磁数据的测量准确性。仿真结果表明,补偿精度较T-L模型提高了67%,改善比达到43.67;无人机机载试验中,补偿精度提高了64%,改善比达到26.93。研究表明,该方法显著提升磁测数据的质量,为基于磁场变化的水下反潜任务提供准确的磁场。

关键词: 磁反潜;航磁补偿;T-L磁补偿模型;神经网络

中图分类号: P631.222;V249.3;TN96 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 590.35

Improved T-L magnetic compensation method based on GAN-LSTM

Wang Jinnan¹ Zhang Xiaoming^{1,2} Zhang Ge¹ Zhao Chenyang¹

(1. State Key Laboratory of Electronic Testing Technology, North University of China, Taiyuan 030051, China; 2. Key Laboratory of Instrument Science and Dynamic Testing, Ministry of Education, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: In order to solve the problem of magnetic interference caused by airborne equipment and motion characteristics in UAV magnetic anti-submarine missions, a study based on the improved magnetic compensation model was carried out. An improved T-L magnetic compensation model based on GAN and LSTM is proposed, which combines the advantages of the traditional T-L model in attitude-dependent noise modeling, the ability of LSTM to capture the long-term interval dependence, and the learning ability of GAN to the data distribution characteristics, so as to significantly improve the accuracy of noise recognition and the measurement accuracy of magnetic data. The simulation results show that the compensation accuracy is increased by 67% and the improvement ratio is 43.67 compared with the T-L model, and the compensation accuracy is increased by 64% and the improvement ratio is 26.93 in the UAV airborne test. The results show that this method significantly improves the quality of magnetic survey data and provides accurate magnetic field for underwater anti-submarine missions based on magnetic field changes.

Keywords: magnetic anti-submarine; aeromagnetic compensation; T-L magnetic compensation model; neural networks

0 引言

地磁信息作为地球固有的物理信息,因其误差不随时间累计等优势,广泛应用于异常探测、姿态修正等领域^[1-4],但磁测载体机动、载体本身磁场以及传感器等带来的干扰磁场会极大的影响测量结果^[5-8]。为此,Qiao等^[9]提出了一种基于鲁棒主成分分析的方法,通过分离载体干扰与真实磁场信号,显著提升了磁场测量精度。Yuan等^[10]改进了传统航磁模型,考虑飞机非刚性、三轴磁通门非正交性和非

线性因素,从而提高了模型适用性和精度。为应对地磁场梯度干扰,Feng等^[11]基于国际地磁参考场模型提出了一种改进的航空磁补偿方法,提升了测量的鲁棒性。针对飞机姿态矩阵的多重共线性和异常数据问题,Ge等^[12]采用融合岭回归的补偿算法,显著抑制负面影响;凌姐丫等^[13]学者构建矢量测量的在线载体磁补偿方法,解决了传统载体磁补偿求解系数存在病态性问题;吕禹莹等^[14]学者通过将模型转换为标准多元线性方程,实现正交约束和线性约束,降低多重共线性干扰;Bi等^[15]学者通过自适应分配飞行方

收稿日期:2024-11-28

^{*} 基金项目:国家自然科学基金(61873247)、航空科学项目(202000010U0004)资助

向变量,构建最优航向模型,进一步降低了多重共线性干扰。此外,针对航向变化和恶劣天气导致的传感器异常,Ge等^[16]基于灰色系统理论开发了磁异常值快速识别与剔除方法,有效提高了数据处理的效率与可靠性。在无人机磁测任务中,Li等^[17]构建了多源双通道线性时不变模型,用于补偿由机动性和机载设备引起的磁干扰,显著提升了测量精度。然而,针对无人机飞行中非线性干扰的补偿问题,现有研究仍存在不足,这一挑战有待进一步探索。

随着智能算法的兴起,神经网络在应对难以建模的复杂干扰方面表现出显著优势。Yu等^[18]和Zhou等^[19]分别将残差神经网络和径向基神经网络应用于磁测数据处理,优化了传统模型在非线性磁干扰考虑不足问题。针对尾翼摆动引起的噪声,Zhang等^[20]利用一维卷积神经网络进行二次补偿,有效去除了T-L模型补偿后的残余干扰。Cunningham等^[21]开发了一种混合循环神经网络算法,应对缺乏高海拔校准条件下的姿态与运动信号干扰。为解决补偿系统性能评估难题,Ma等^[22]引入随机隐藏变量和变分贝叶斯神经网络,不仅同步预测地磁干扰,还量化了补偿不确定性,为性能评估提供了新思路。Jiao等^[23]通过模型压缩与加速优化反向传播神经网络,实现了实时磁补偿的高效应用。此外,Yu等^[24]利用深度自编码器结合梯度下降反向传播算法,提取数据特征,降低系数矩阵相关性,从而提高了补偿精度。Xu等^[25]提出一种干扰模型引导的神经网络方法,通过基于T-L模型的初始化和嵌入干扰模型的损失函数,显著增强了航空磁补偿的性能和实用性。

受上述研究的启发,本研究提出了一种基于GAN-LSTM的改进T-L磁补偿方法。该方法结合了传统Tolles-Lawson(T-L)模型与智能算法的优势,在T-L模型可靠建模载体姿态相关噪声的基础上,融合了长短时记忆网络(Long short-term memory networks, LSTM)和生成对抗网络(generative adversarial networks, GAN)网络的特点。LSTM网络擅长捕捉和记忆长期时间依赖关系,而GAN网络则能够学习复杂数据分布并生成逼真的数据样本。通过将时间序列数据映射到潜在空间并从中重构数据,该方法显著提升了对航磁数据噪声的识别精度。同时,在传统模型的约束下,本研究展现出良好的防过拟合能力。仿真与无人机机载实测结果表明,该方法显著提高了航磁数据的补偿精度,增强了对水下磁场突变的检测能力,为基于磁场变化的水下反潜技术提供了新的解决方法和可能性。

1 算法原理

1.1 T-L磁补偿模型

传统的T-L磁补偿模型通过利用矢量磁力仪的测量数据对标量磁力仪进行校准,从而有效去除标量总磁场中的磁干扰。矢量磁力仪的测量数据可表示为:

$$\mathbf{B}_t = \mathbf{B}_e + \mathbf{B}_n \quad (1)$$

其中, \mathbf{B}_t 为测量的总磁场, \mathbf{B}_e 和 \mathbf{B}_n 分别表示地磁场和干扰场。干扰场由固定磁场、感应磁场和涡流磁场组成。

固定磁场 \mathbf{B}_p 是由于载体自身硬磁材料磁化产生的磁场,可表示为:

$$\mathbf{B}_p = [p_1 \ p_2 \ p_3] \quad (2)$$

感应磁场 \mathbf{B}_{ind} 来源于载体的软磁材料,可表示为:

$$\mathbf{B}_{ind} = \mathbf{A}\mathbf{B}_t = |\mathbf{B}_t| \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \hat{\mathbf{B}}_t \quad (3)$$

式中: \mathbf{A} 为感应磁场的系数矩阵, $\hat{\mathbf{B}}_t$ 为总磁场的方向向量。

载体机动切割磁感线产生涡流磁场 \mathbf{B}_{edy} ,其与磁场在各个轴上的变化率成正比。式(4)中 \mathbf{C} 表示涡流磁场的系数矩阵。涡流磁场 \mathbf{B}_{edy} 可表示为:

$$\mathbf{B}_{edy} = \mathbf{C}\hat{\mathbf{B}}_t = |\mathbf{B}_t| \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & c_{13} \\ c_{21} & c_{22} & c_{23} \\ c_{31} & c_{32} & c_{33} \end{bmatrix} \hat{\mathbf{B}}_t \quad (4)$$

将磁干扰投影到总场方向,从而求得地磁场强度 \mathbf{B}_e ,表达式为:

$$|\mathbf{B}_e| = |\mathbf{B}_t| - \mathbf{B}_p \cdot \hat{\mathbf{B}}_t - \mathbf{B}_{ind} \cdot \hat{\mathbf{B}}_t - \mathbf{B}_{edy} \cdot \hat{\mathbf{B}}_t \quad (5)$$

传统T-L磁补偿是线性求解模型,难以有效处理非线性磁干扰。

1.2 智能网络算法

1) 生成对抗网络

生成对抗网络(GAN)由生成器(G)和判别器(D)组成。生成器负责学习数据分布并生成新样本,判别器用于区分输入数据是真实数据还是生成器生成的样本。通过对抗性训练,生成器和判别器相互博弈,不断优化,从而提高网络整体性能。其基本结构如图1所示。

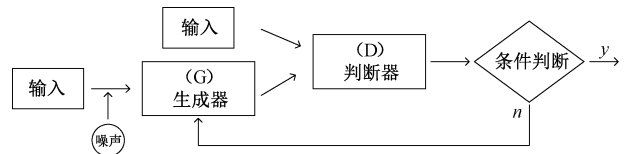


图1 生成对抗网络基本结构

Fig. 1 Generate the basic structure of the adversarial network

生成对抗网络的训练是一个对抗博弈过程。生成器生成假样本,与真实数据共同输入判别器,以训练其区分真伪。判别器通过反向传播优化参数以减少分类误差。随后,固定判别器参数,生成器更新参数以迷惑判别器,使其将假样本误判为真实数据。该过程在生成器与判别器间交替进行,直至达到平衡(纳什均衡),此时生成器生成的数据已高度逼真。最终,该过程可形式化为一个最小-最大优化问题:

$$\min_G \max_D V(D, G) = E_{x \sim p_{data}(x)} [\log D(x)] + E_{z \sim p_z(z)} [\log(1 - D(G(z)))] \quad (6)$$

其中, $p_{data}(x)$ 表示真实数据的分布, $p_z(z)$ 表示输入

噪声变量的分布, $G(z)$ 表示生成器生成的样本, $D(x)$ 表示判别器输出样本为真的概率。

2) 长短时记忆网络

LSTM 在隐藏层中引入了两个状态:隐藏状态和长期状态,从而能够有效地保留长期记忆。LSTM 通过记忆单元存储任意时间间隔内的数值,同时利用输入门、输出门和遗忘门控制信息在记忆单元中的流入和流出。这种结构有效解决了循环神经网络在处理大规模数据时易出现的梯度消失或梯度爆炸问题。同时改擅长捕捉数据中的长期依赖关系,常用于处理时间序列数据。LSTM 的基本结构如图 2 所示。

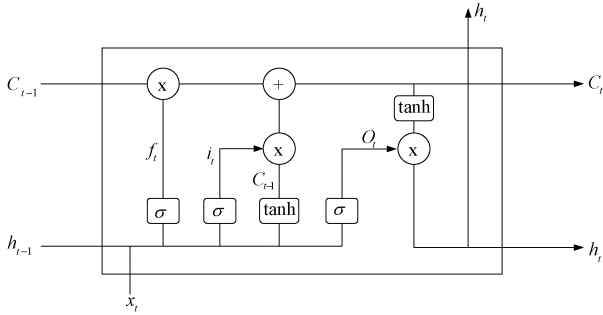


图 2 长短时记忆网络基本结构

Fig. 2 Basic structure of long short-term memory networks

遗忘阈值层,用于决定哪些数据需要被遗忘。遗忘门通过前一个神经元的输出与一个输入变量进行 sigmoid 运算,从而生成一个介于 0~1 之间的值。接近 0 的部分信息将被遗忘,而接近 1 的部分则将在联合状态下继续传递。这一机制有效地决定了前一个状态 C_{i-1} 中将遗忘多少信息。

遗忘门输出 f_i 为:

$$f_i = \sigma(W_f \cdot [h_{i-1}, x_i + b_f]) \quad (7)$$

输入门输出 i_i 决定多少新信息应被存储到记忆单元

中,同时使 tanh 激活函数分别过滤和创建候选状态 \tilde{C}_i ,

其中 i_i 和 \tilde{C}_i 分别为:

$$i_i = \sigma(W_i \cdot [h_{i-1}, x_i + b_i]) \quad (8)$$

$$\tilde{C}_i = \tanh(W_c \cdot [h_{i-1}, x_i + b_c]) \quad (9)$$

在输入层的作用下,将之前的状态更新为 C_i :

$$C_i = f_i \cdot C_{i-1} + \tilde{C}_i \cdot i_i \quad (10)$$

最后,输出门计算输出门输出 O_i 和最终输出 h_i :

$$O_i = \sigma(W_o \cdot [h_{i-1}, x_i + b_o]) \quad (11)$$

$$h_i = O_i * \tanh(C_i) \quad (12)$$

1.3 基于 GAN-LSTM 的改进 T-L 磁补偿方法

T-L 磁补偿模型在噪声建模方面存在局限性,仅能对线性干扰进行补偿,对于非线性干扰则难以有效处理。此外,基于神经网络的补偿方法通常需要大量的磁场数据进行训练。针对这些问题,提出了一种基于 GAN-LSTM 复

合神经网络的残余磁干扰二次补偿方法。在 T-L 模型对线性干扰完成初步补偿的基础上,利用 GAN-LSTM 对残余噪声进行建模和学习,从而抑制标量磁场数据中的非线性干扰。该方法分为标定和补偿两个阶段,图 3 为基于 GAN-LSTM 的改进 TL 磁补偿方法标定过程。

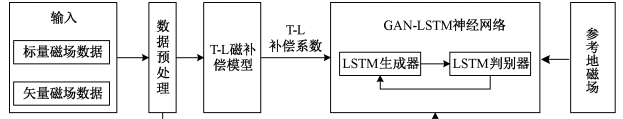


图 3 基于 GAN-LSTM 的改进 T-L 磁补偿方法标定过程
Fig. 3 Calibration process of improved T-L magnetic compensation method based on GAN-LSTM

如图 3 所示,首先对光泵磁力仪测得的原始标量磁场数据进行带通滤波,以滤除稳定变化的地磁场信息以及由载体设备机械振动等因素引起的高频噪声。同时,利用三轴磁通门传感器采集三分量磁场信息,并将其转换为参考坐标系下与地磁场夹角的方向余弦。基于输入的方向余弦,建立固定磁场、感应磁场和涡流磁场的补偿模型,并通过线性最小二乘算法解算这 3 类磁场的补偿系数,从而有效抑制光泵磁力仪数据中的线性干扰。

将通过 T-L 磁补偿模型解算得到的 16 项线性干扰系数、原始标量磁场以及矢量磁场的方向余弦作为 GAN-LSTM 复合神经网络的输入,以参考地磁场作为网络的输出进行训练^[20]。由于 LSTM 网络具有捕捉数据长期依赖关系的能力,并能在处理数据时保持梯度稳定,因此可通过 LSTM 网络对输入磁场数据的非线性特征进行拟合。同时,GAN 通过其内部对抗机制,使生成器能够学习时间序列中的复杂分布特性,从而提高生成样本的质量,进一步增强 LSTM 的预测能力。相比传统神经网络需要大量数据以实现较高的补偿精度,本文提出的方法仅需较少的数据量即可达到良好的补偿效果。

由于原始磁场信号中的噪声远高于经 T-L 补偿后的残余噪声,若直接采用 GAN-LSTM 复合神经网络对原始信号进行补偿,网络将主要学习线性干扰特性,从而导致补偿后的磁场数据仍包含显著的非线性干扰。为解决这一问题,提出了一种改进方法:在利用 T-L 模型对飞机姿态相关噪声进行初步补偿的基础上,进一步通过 GAN-LSTM 复合神经网络进行二次补偿,重点捕捉和学习非线性干扰特性,从而显著提升磁补偿的精度。

如图 4 所示,基于 GAN-LSTM 的改进 T-L 磁补偿方法的补偿过程以标量磁场、方向余弦以及 T-L 磁补偿模型标定得到的补偿系数作为输入。首先,通过 T-L 磁补偿模型消除由载体机动引起的磁测误差;随后,利用 GAN-LSTM 复合神经网络对残余噪声进行补偿。该方法通过将传统物理模型与数据驱动算法相结合,通过传统物理模型保证算法的鲁棒性,并通过数据驱动方式进一步提升补偿精度,最终实现航磁数据的准确获取。

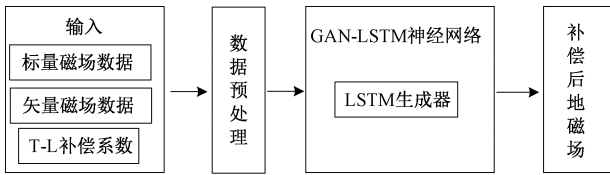


图 4 基于 GAN-LSTM 的改进 T-L 磁补偿方法补偿过程

Fig. 4 Compensation process of improved T-L magnetic compensation method based on GAN-LSTM

2 试验设计与分析

本章节通过仿真数据,验证基于 GAN-LSTM 的改进 T-L 磁补偿方法对非线性磁干扰的补偿性能,并利用多种方法对实际测量数据的补偿效果对比分析。

2.1 评价指标

补偿后磁场数据的标准差能够反映磁干扰噪声的离散程度,是评价磁补偿效果的重要指标^[26-27]。标准差越小,说明补偿后磁场数据的稳定性越高,干扰抑制效果越显著。

在本文中通过补偿后磁场数据的标准差和改善比,评价方法的补偿性能,公式为:

$$std = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2} \quad (13)$$

$$IR = \frac{std_{before}}{std_{after}} \quad (14)$$

式中: μ 是数据 x_i 的平均值, std_{before} 是原始数据的标准差, std_{after} 补偿后数据的标准差。改善比 IR 反映了补偿系统的性能。改善比越大,说明补偿方法的效果越显著,补偿后的磁场数据越稳定,噪声抑制能力越强。

2.2 仿真试验

模拟无人机 FOM 机动轨迹,依照该轨迹位置信息,通过国际地磁场参考模型增加地磁场。设置固定磁场、感应磁场、涡流磁场参数,模拟无人机机动过程中产生的线性磁干扰。构建与磁场值相关的二次项,增加有色噪声,以模拟无人机在实际飞行过程中受到的非线性干扰 F 。 F 公式为:

$$\begin{cases} F_x = \mu_x B_x^2 + N \\ F_y = \mu_y B_y^2 + N \\ F_z = \mu_z B_z^2 + N \end{cases} \quad (15)$$

其中, μ_x 、 μ_y 、 μ_z 表示设定的参数, N 是有色噪声。

利用不增加非线性干扰和增加非线性干扰的磁场数据对 T-L 磁补偿模型的补偿效果进行验证,如图 5 所示。

由图 5 可知,在仿真数据增加非线性干扰后,磁场数据通过 T-L 磁补偿模型补偿后峰峰值增大,补偿效果不佳。

通过包含线性干扰和非线性干扰的磁场数据,对传统 T-L 补偿模型与基于 GAN-LSTM 的改进 T-L 磁补偿方法进行补偿效果对比,以观测神经网络对非线性干扰的进一步的补偿性能。将基于 LSTM 的改进 T-L 磁补偿方法作为对照组,验证本研究方法中 GAN-LSTM 神经网络对非

线性干扰建模补偿性能。两个实验磁场数据补偿结果如图 6 和 7 所示。

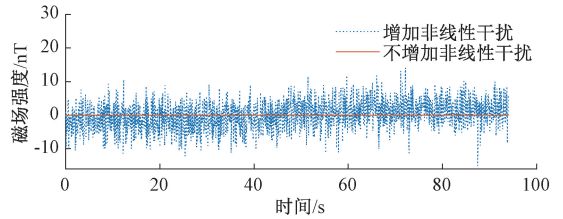


图 5 T-L 磁补偿模型补偿结果

Fig. 5 Compensation results of T-L magnetic compensation model

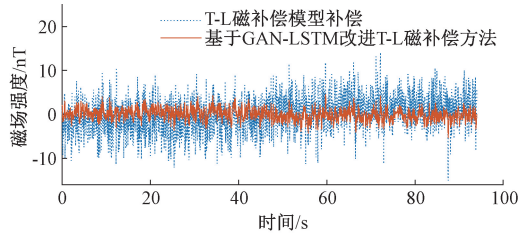


图 6 与 T-L 补偿方法对比

Fig. 6 Comparison with the T-L compensation method

根据图 6 可知,经过 T-L 磁补偿模型补偿后,数据波动较大,对于非线性干扰补偿效果不佳。经过基于 GAN-LSTM 改进 T-L 磁补偿算法补偿后的磁场噪声明显减小,可有效补偿非线性干扰。

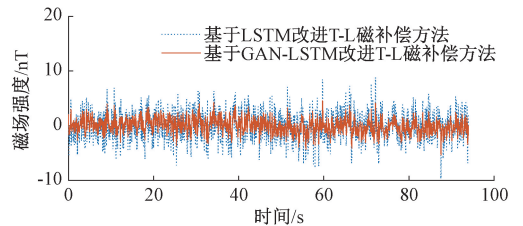


图 7 与基于 LSTM 改进 T-L 补偿方法对比

Fig. 7 Compared with the improved T-L compensation method based on LSTM

如图 7 所示,在基于 T-L 磁补偿模型补偿后,本文的方法经过 GAN 网络的对抗学习,能够更好地识别非线性干扰,补偿后的数据变化幅度减小,对磁干扰的补偿效果要优于 LSTM 网络。

由表 1 的评价指标可以看出 T-L 补偿模型对磁干扰补偿后标准差和改善比较小。基于 GAN-LSTM 改进 T-L 磁补偿算法与其他两种方法对比,补偿精度分别提高了 67%、45%;改善比分别提高了 29.29、19.75,证明该算法有效地补偿了磁干扰,提高磁测数据的质量。

2.3 无人机机载试验

为验证基于 GAN-LSTM 磁补偿算法的补偿效果,开展了无人机机载试验。试验基于无人机磁补偿测量系统进行,该系统由标量磁传感器、三轴磁通门传感器、惯性组合导航系统、数据采集系统及无线装置组成。通过标量磁传

传感器和三轴磁通门传感器采集磁场数据,同时由惯性组合导航系统获取无人机的机动信息(如图 8 所示)。无人机装载的电器设备在机动过程中会生成包含非线性干扰的磁场数据,这些数据用于验证 GAN-LSTM 磁补偿算法的有效性。为尽量降低环境磁干扰对补偿结果的影响,试验地点选定在地磁场强度变化较为平稳的河流附近。无人机设定为匀速直线飞行,飞行速度为 10 m/s,采样频率为 20 Hz,以确保数据采集的稳定性和可靠性。

表 1 补偿效果评价表

Table 1 Compensation effect evaluation form

方法	补偿前标准	补偿后标准	改善比
	差/nT	差/nT	
T-L 方法	58.92	4.10	14.38
基于 LSTM 改进 T-L 补偿方法	58.92	2.46	23.92
基于 GAN-LSTM 改进 T-L 补偿方法	58.92	1.35	43.67



图 8 无人机及携带设备安装位置示意图

Fig. 8 Schematic diagram of the installation location of the drone and its carrying equipment

飞行试验分为训练和补偿两部分,网络训练是利用 FOM 飞行的数据进行解算磁干扰,补偿是通过正常飞行采集的磁场数据来验证算法的有效性。FOM 飞行是无人机在东南西北 4 个方向上,依次做俯仰、横滚和偏航机动动作。俯仰和偏航的机动角度不超过 5°,横滚的机动角度大于 10°。通过做不同的机动动作,激励出线性干扰和非线性干扰。补偿试验的飞行为了尽可能贴近实际任务的飞行状态,因此设计试验是在同样的环境下,在 4 个方向上进行和 FOM 相同的机动动作,但是角度变化小于 FOM 的机动角度。

如图 9 和 10 所示,通过 FOM 飞行过程中的磁场数据作为训练集,训练神经网络。将该网络应用于执行任务飞行轨迹的磁场数据,采用本文的方法、T-L 磁补偿模型和基于反向传播神经网络(back propagation neural network, BP)改进 T-L 补偿方法、基于 LSTM 改进 T-L 补偿方法对原始测量数据进行补偿^[28-29]。

从图 11 的补偿结果可以看出,经过 T-L 磁补偿模型处理后,磁场数据中仍残留较大的噪声。在 4 种补偿算法的对比中,基于 GAN-LSTM 改进 T-L 磁补偿算法表现出最

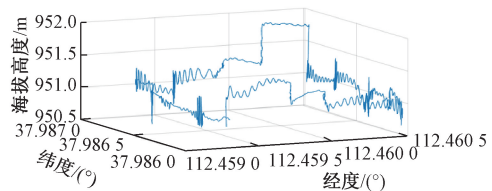


图 9 FOM 飞行轨迹

Fig. 9 FOM flight trajectory

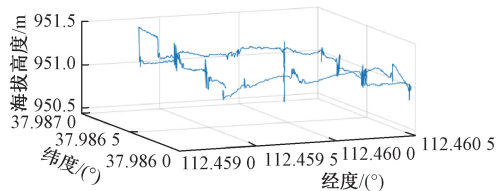
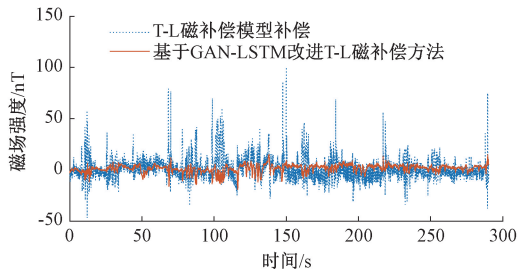


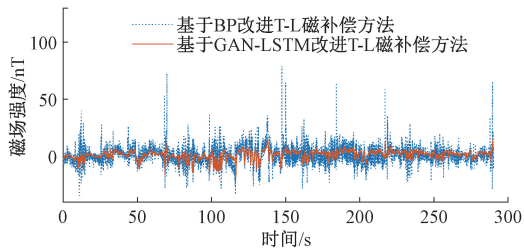
图 10 执行任务航行轨迹

Fig. 10 Perform mission navigation tracks



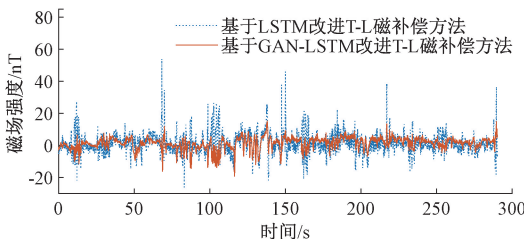
(a) 与 T-L 补偿方法对比

(a) Comparison with the T-L compensation method



(b) 与基于 BP 改进 T-L 补偿方法对比

(b) Compared with the improved T-L compensation method based on BP



(c) 与基于 LSTM 改进 T-L 补偿方法对比

(c) Compared with the improved T-L compensation method based on LSTM

图 11 补偿方法对比

Fig. 11 Comparison of compensation methods

佳的补偿效果。与其他 3 种方法相比,该算法显著降低了磁场数据中的峰峰值,补偿后的磁场变化趋势更加平稳,整体表现更加优异。

表 2 补偿效果评价表

Table 2 Compensation effect evaluation form

方法	补偿前标准	补偿后标准	改善比
	差/nT	差/nT	
T-L 方法	101.19	10.46	9.68
基于 BP 改进 T-L 补偿方法	101.19	7.78	13.00
基于 LSTM 改进 T-L 补偿方法	101.19	5.83	17.36
基于 GAN-LSTM 改进 T-L 补偿方法	101.19	3.75	26.93

由表 2 可知,磁场数据补偿前的标准差为 101.19 nT,经过 4 种补偿方法处理后,标准差均显著下降。其中,基于 GAN-LSTM 磁补偿算法的补偿后标准差降至 3.75 nT,相较于补偿前减少了两个数量级,补偿精度提高了 64%。此外,该算法的磁场数据改善比达到 26.93,相较于其他 3 种算法,改善比分别提高了 17.25、13.93、9.57,显示出明显优势。结合补偿结果对比图与相关补偿指标可以得出,基于 GAN-LSTM 磁补偿算法在抑制磁干扰和提升补偿效果方面优于其他 3 种方法。

3 结 论

针对 T-L 磁补偿方法难以消除非线性干扰的问题,本研究提出基于 GAN-LSTM 磁补偿算法,经试验验证可得出:

LSTM 网络擅长处理和记忆长期依赖信息,可高效提取磁数据中的关键特征。同时 GAN 网络通过生成额外的训练数据,在数据集有限的情况下显著提升模型性能。因此,基于 GAN-LSTM 的磁补偿算法能够在有限磁数据条件下,对航磁数据中的特征进行精确建模和深入分析,从而实现高效补偿;通过生成磁干扰数据,分别采用基于 GAN-LSTM 磁补偿算法、T-L 磁补偿模型和基于 LSTM 改进 T-L 补偿方法进行补偿。结果表明,基于 GAN-LSTM 磁补偿算法可有效地补偿非线性干扰,且补偿后的磁场数据据峰峰值显著降低,从而验证了该方法的可行性和优越性;为验证该算法在实际场景中的有效性,设计并开展了无人机机载试验。通过分析补偿后的标准差和改善比结果表明,基于 GAN-LSTM 磁补偿算法可显著提升磁测数据质量,在无人机反潜应用中展现出较高的实用价值。

参考文献

[1] 王云鹏, 刘晓刚, 邱雪峰, 等. 航磁测量系统的外符合精度评估[J]. 物探与化探, 2023, 47(1): 129-134.
WANG Y P, LIU X G, QIU X F, et al. Evaluation of the external coincidence precision of the aeromagnetic survey system [J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2023, 47(1): 129-134.

[2] 张聪聪, 管雪元, 姜博文. 基于磁传感器的温度误差补偿方法[J]. 电子测量技术, 2019, 42(1): 35-39.
ZHANG C C, GUAN X Y, JIANG B W. Compensation method of the thermal error based on magnetic sensor [J]. Electronic Measurement Technology, 2019, 42(1): 35-39.

[3] 刘福朝, 李存健, 刘宁, 等. 高旋制导弹药转速测量装置及方法研究[J]. 电子测量技术, 2023, 46(11): 37-41.
LIU F CH, LI C J, LIU N, et al. Research on rotating speed measuring device and method of high rotation ammunition [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(11): 37-41.

[4] 李翔, 石琦. 融合光流与惯性传感器的扩展卡尔曼姿态滤波[J]. 电子测量技术, 2021, 44(17): 88-92.
LI X, SHI Q. Extended Kalman attitude filter incorporating optical flow and inertial sensors [J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(17): 88-92.

[5] 刘双, 胡祥云, 郭宁, 等. 无人机航磁测量技术综述[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2023, 48(6): 823-840.
LIU SH, HU X Y, GUO N, et al. Overview on UAV aeromagnetic survey technology [J]. Wuhan University Journal of Natural Sciences, 2023, 48(6): 823-840.

[6] 张朝阳, 刘济民, 杨林. 磁探潜关键技术现状及发展趋势[J]. 科学技术与工程, 2022, 22(1): 18-27.
ZHANG ZH Y, LIU J M, YANG L. Situation and development trend of the key technology of magnetic submarine exploration [J]. Science Technology and Engineering, 2022, 22(1): 18-27.

[7] 宋欣达, 任雯, 索宇辰, 等. 单光束 SERF 磁强计三轴磁场解耦磁补偿校准方法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(6): 55-62.
SONG X D, REN W, SUO Y CH, et al. Sequential magnetic compensation calibration method of single beam SERF magnetometer based on three-axis magnetic field decoupling [J]. Chinese Journal of Science Instrument, 2022, 43(6): 55-62.

[8] 李晨, 周建军. 航磁探测水下目标关键技术发展及应用[J]. 舰船电子工程, 2023, 43(6): 184-188.
LI CH, ZHOU J J. Key Technology development and application on aeromagnetic detection of target underwater [J]. Ship Electronic Engineering, 2023, 43(6): 184-188.

[9] QIAO ZH K, YUAN P, WANG L F, et al. Research on aeromagnetic compensation of a multi-rotor UAV based on robust principal component analysis [J]. Journal of Applied Geophysics, 2022, 206: 104791.

[10] YUAN Z F, LIU X G, KONG D H, et al. Enhanced aeromagnetic compensation models for magnetic anomaly target detection [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2024, 62: 1-13.

[11] FENG Y, ZHANG Q, ZHENG Y, et al. An

- improved aeromagnetic compensation method robust to geomagnetic gradient[J]. *Applied Sciences*, 2022, 12(3): 1490.
- [12] GE J, LUO W, DONG H, et al. Cooperative suppression of negative effects associated with multicollinearity and abnormal data for aeromagnetic compensation [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2022, 71: 1-9.
- [13] 凌姐丫, 金煌煌, 庄志洪, 等. 基于矢量测量的在线载体磁补偿方法[J]. *物探与化探*, 2023, 47(2): 401-409.
LING J Y, JIN H H, ZHUANG ZH H, et al. An online magnetic compensation method for carriers based on vector measurement [J]. *Geophysical and Geochemical Exploration*, 2023, 47(2): 401-409.
- [14] 吕禹萱, 雷华明. 磁异常探测中载体干扰磁场 RLS 补偿方法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2022, 36(3): 96-104.
LYU Y X, LEI H M. RLS method for carrier interference compensation in magnetic anomaly detection[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2022, 36(3): 96-104.
- [15] BI F, YU P, JIAO J, et al. An adaptive modeling-based aeromagnetic maneuver noise suppression method and its application in mine detection [J]. *Remote Sensing*, 2023, 15(18): 4590.
- [16] GE J, ZHANG X, DONG H, et al. Gray system-based identification and pre-culling of outliers applied to magnetic sensor in aeromagnetic compensation[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2021, 21(3): 2783-2790.
- [17] LI Y, HAN Q, PENG X, et al. A magnetic interference compensation method for airborne electronic equipment without current sensors [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(17): 4151.
- [18] YU P, BI F, JIAO J, et al. An aeromagnetic compensation algorithm based on a residual neural network[J]. *Applied Sciences*, 2022, 12(21): 10759.
- [19] ZHOU SH, YANG CH CH, SU ZH N, et al. An aeromagnetic compensation algorithm based on radial basis function artificial neural network [J]. *Applied Sciences*, 2022, 13(1): 136.
- [20] ZHANG D, LIU X, QU X, et al. Analysis of aeromagnetic swing noise and corresponding compensation method [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 1-10.
- [21] CUNNINGHAM M, TUCK L, SAMSON C, et al. Aeromagnetic attitude compensation for uninhabited aircraft systems without high-altitude calibration patterns using hybrid recurrent neural networks[J]. *The Leading Edge*, 2023, 42(2): 112-123.
- [22] MA M, CHENG D F, CHALUP S, et al. Uncertainty estimation in the neural model for aeromagnetic compensation [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2018, 15(12): 1942-1946.
- [23] JIAO J, YU P, ZHAO X, et al. Real-time aeromagnetic compensation with compressed and accelerated neural networks[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2022, 19: 1-5.
- [24] YU P, ZHAO X, JIAO J. An aeromagnetic compensation algorithm based on a deep autoencoder [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2022, 19: 1-5.
- [25] XU Y J, LIU ZH Y, ZHANG Q, et al. Interference model guided neural network for aeromagnetic compensation[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2024, 24(8): 12266-12275.
- [26] 刘首善, 唐林牧, 许庆丰, 等. 航磁补偿技术及补偿质量的评价方法[J]. *海军航空工程学院学报*, 2016, 31(6): 641-647.
LIU SH SH, TANG L M, XUN Q F, et al. Aeromagnetic compensation technology and compensation quality evaluation method[J]. *Journal of Naval Aviation University*, 2016, 31(6): 641-647.
- [27] 王林飞, 薛典军, 熊盛青, 等. 航磁软补偿质量评价方法及软件实现 [J]. *物探与化探*, 2013, 37(6): 1027-1030.
WANG L F, XUE D J, XIONG SH Q, et al. The method of quality assessment for digital magnetic compensation and software realization[J]. *Geophysical and Geochemical Exploration*, 2013, 37(6): 1027-1030.
- [28] 刘德华. 航磁测量平台磁干扰补偿算法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2019.
LIU D H. Research on magnetic interference compensation algorithm for aeromagnetic measurement platform [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2019.
- [29] 张宇, 陈正想, 覃涛. 基于 BP 神经网络的航磁补偿方法研究 [J]. *数字海洋与水下攻防*, 2023, 6(6): 734-742.
ZHANG Y, CHEN ZH X, QIN T. Research on aeromagnetic compensation method based on bp neural network [J]. *Digital Ocean&Underwater Warfare*, 2023, 6(6): 734-742.

作者简介

王劲楠, 硕士研究生, 主要研究方向为地磁导航中磁干扰补偿。

E-mail: 18634231188@163.com

张晓明 (通信作者), 教授, 博士研究生导师, 主要研究方向为动态测试与组合导航。

E-mail: zxm_auto@nuc.edu.cn

张鸽, 博士研究生, 主要研究方向为微弱磁信号处理及智能组合导航。

E-mail: gezhang_auto@163.com

赵晨阳, 硕士研究生, 主要研究方向为地磁导航中磁干扰补偿。

E-mail: leileichenyang@126.com