

doi:10.19306/j.cnki.2095-8110.2025.02.006

一种结合注意力机制的神经网络航磁补偿方法

刘宇欣^{1,2}, 李雯¹, 魏东岩¹, 申戈¹

(1. 中国科学院空天信息创新研究院, 北京 100094;
2. 中国科学院大学电子电气与通信工程学院, 北京 100094)

摘要: 舱内航磁干扰补偿是飞行器地磁导航面临的关键问题, 由于舱内环境的干扰磁场更强且干扰源更加复杂, 无法满足经典线性补偿模型的应用限定条件, 导致模型补偿精度下降。近年来, 由数据驱动的神经网络模型因其强大的学习能力成为一种潜在的补偿方法, 但其在舱内场景的补偿精度和泛化能力受限。对于高空磁测序列数据而言, 磁特征变化较为平缓, 前后时刻特征之间存在一定的约束关系。因此, 提出了一种结合注意力机制的神经网络补偿模型。该方法利用注意力机制挖掘不同时刻的输入特征对当前补偿结果的重要性, 以提高舱内场景下模型的补偿精度。为了验证该方法的有效性, 分别采用固定翼有人机实测数据和旋翼无人机实测数据开展补偿实验。实验结果表明, 该方法的补偿精度高于经典磁补偿模型, 在两种飞行平台上的补偿均方误差分别达到了 0.40 nT 和 0.22 nT, 与经典模型相比, 补偿误差分别降低了 97.9% 和 96.7%; 与无注意力机制的神经网络模型相比, 补偿误差分别降低了 63.9% 和 81.1%。

关键词: 航磁干扰补偿; 神经网络; 注意力机制; 地磁导航; 舱内磁干扰

中图分类号: TP212

文献标志码: A

文章编号: 2095-8110(2025)02-0059-10

A neural network aeromagnetic compensation method combining attention mechanism

LIU Yuxin^{1,2}, LI Wen¹, WEI Dongyan¹, SHEN Ge¹

(1. Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China;
2. School of Electronic, Electrical and Communication Engineering, University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China)

Abstract: Compensation for in-cabin aeromagnetic interference is one of the key issues in aircraft geomagnetic navigation. Due to the stronger magnetic interference and more complex interference sources, the in-cabin environment cannot meet the specific application conditions of classical linear compensation models, resulting in a decrease in compensation accuracy. In recent years, data-driven neural network models have emerged as a potential compensation method due to their powerful learning ability. However, the compensation accuracy and generalization ability of this method are limited in cabin scenes. For high-altitude magnetic survey sequence data, the changes in magnetic characteristics are relatively gentle, and there is a certain constraint relationship between the characteristics of the previous and subsequent moments. Therefore, a neural network compensation model that combines the attention mechanism is proposed. In this method, the attention mechanism is used to explore the importance of input features at different moments to the current compensation result, so as to improve the compensation accuracy of the model in the cabin scene. To verify the effectiveness of this method, compensation experiments were conducted using measured data of fixed-wing manned aircraft and rotary-wing unmanned aircraft. The experimental results show that the compensation accuracy of this method is higher than that of the classical magnetic compensation model. The mean square error of compensation on two flight platforms reached 0.40 nT and 0.22 nT, respectively, which reduced the compensation error by 97.9% and 96.7% compared with the classical model. Compared with the neural network model without attention mechanism, the compensation error was reduced by 63.9% and 81.1%, respectively.

收稿日期: 2024-10-09; 修订日期: 2025-02-18

基金项目: 中国科学院青年创新促进会基金(E13314010D)

作者简介: 刘宇欣(1999—), 男, 博士研究生, 主要从事地磁导航中磁干扰补偿方面的研究。

通信作者: 李雯(1985—), 女, 高级工程师, 主要从事地磁导航、视觉导航及众包建图方面的研究。

nism is used to mine the importance of the input features at different moments to the current compensation result, in order to improve the compensation accuracy of the model inside the cabin. To verify the effectiveness of this method, compensation experiments are conducted using measured data from fixed-wing manned aerial vehicles and rotary-wing unmanned aerial vehicles. The experimental results show that the compensation accuracy of this method is higher than that of the classical magnetic compensation model, and the compensation mean square errors on two flight platforms reach 0.40 nT and 0.22 nT, respectively. Compared to the classical model, the compensation errors are reduced by 97.9% and 96.7% respectively. Compared to the neural network model without attention mechanism, the compensation errors are reduced by 63.9% and 81.1% respectively.

Key words: Aeromagnetic interference compensation; Neural network; Attention mechanism; Geomagnetic navigation; In-cabin magnetic interference

0 引言

地磁导航是一种无源自主导航技术,具有全天候、全地域及抗干扰能力强等特点,尤其在对抗环境下或卫星信号无法覆盖的区域,具备明显且独特的定位优势。因此,地磁导航被广泛应用于航空、水下及室内等多种导航场景^[1-2]。地磁导航定位技术的研究主要依赖于对地磁场的观测,其基本原理是利用实地观测的地磁信息,构建地磁场数据库,并建立对应于地球地理坐标的三维地磁图数字化模型;随后,在载体上装载磁传感器进行实时地磁测量,通过将实测数据与地磁图进行匹配,可以得到导航目标的位置信息和方向信息^[3-4]。在此过程中,首要任务是消除飞行器平台自身的磁场干扰^[5],这一过程也被称作航磁补偿。

针对飞行器的航磁补偿问题,研究者在近几十年中开展了大量研究。目前,较为成熟的航磁补偿方法主要是以经典 Tolles-Lawson(T-L)模型^[6-7]为基础,配合载体舱外无磁改装^[8]实现干扰磁场的消除。其中,载体的舱外无磁改装指的是将磁力计以伸杆、拖拽等方式安装在载体外部。这种改装方式不仅技术难度较大,成本较高,还会影响平台飞行的安全性和隐蔽性,无法在所有飞行平台上实现,限制了地磁导航技术的推广与应用。而舱内的强磁干扰环境无法满足经典补偿模型在推导中的假设条件,无法直接应用。因此,随着人工智能的迅速发展,利用神经网络等机器学习方法进行舱内磁补偿逐渐成为了研究热点。

基于神经网络的补偿模型首先由 Williams^[9]提出,该模型利用标量磁场、矢量磁场及时空信息预测

飞行平台的干扰磁场。随后,反向传播(back propagation, BP)神经网络^[10]与深度神经网络(deep neural networks, DNN)^[11]也相继被应用于航磁补偿问题的研究。Ma等^[12-13]提出了利用卡尔曼滤波对训练集数据进行预处理,以降低无关噪声对神经网络训练的影响,并评价了神经网络补偿模型的性能。于平等^[14-15]采用深度自编码器对输入特征进行重构和降维,并采用广义回归神经网络结构,以提高模型的泛化能力。Zhang等^[16]利用一维卷积神经网络消除平台自身结构摇摆的影响。周帅等^[17]提出了基于径向基函数神经网络的航磁补偿模型,并在无人机平台进行了补偿实验,以验证其有效性。此外,长短期记忆(long short-term memory, LSTM)网络也被应用于处理航磁补偿问题中的时频域信息^[18]。Gnadt等^[19]将 T-L 模型与神经网络模型进行融合,提高了模型的补偿精度。焦健等^[20]利用模型压缩和加速技术优化了航磁补偿模型,使其能够在有限的计算资源下实现实时的航磁补偿。近年来,为了研究适用于舱内的航磁补偿方法,美国麻省理工学院发起了一项人工智能航磁补偿挑战赛,结果表明,神经网络模型在部分舱内航磁测量数据上可以取得 10 nT 以内的补偿精度。

分析上述基于神经网络的航磁补偿方法,存在以下问题:1)针对舱内场景的航磁补偿问题,现有研究很少考虑到舱内电子设备造成的干扰,因此,需要有选择地在模型输入中加入电子设备的电气特征;2)对于高空磁测序列数据而言,磁特征变化较为平缓,前后时刻特征之间存在一定的约束关系,现有研究很少考虑到地磁数据自身特有的时序特性。

针对上述问题,提出了一种结合注意力机制的神经网络航磁补偿方法。该方法针对航磁测量数据独特的时序特性,采用多个时刻的磁测数据进行模型的训练,并利用注意力机制挖掘不同时刻的特征矢量对当前时刻预测输出的重要性。为了验证该方法的有效性,分别在固定翼有人机实测数据、旋翼无人机实测数据上开展了补偿实验。实验结果表明,与经典磁补偿模型相比,该方法可以取得更高的补偿精度,且在两种飞行平台上的补偿均方误差分别达到了 0.40 nT 和 0.22 nT,与经典模型相比补偿误差分别降低了 97.9% 和 96.7%;与无注意力机制的神经网络模型相比,补偿误差分别降低了 63.9% 和 81.1%。

$$|\mathbf{B}_t| \approx |\mathbf{B}_e| + \left(\mathbf{u}^T \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} + |\mathbf{B}_t| \mathbf{u}^T \begin{bmatrix} x_4 & x_5 & x_6 \\ 0 & x_7 & x_8 \\ 0 & 0 & x_9 \end{bmatrix} \mathbf{u} + |\mathbf{B}_t| \mathbf{u}^T \begin{bmatrix} x_{10} & x_{11} & x_{12} \\ x_{13} & x_{14} & x_{15} \\ x_{16} & x_{17} & x_{18} \end{bmatrix} \dot{\mathbf{u}} \right) \quad (3)$$

其中, $\mathbf{u} = [\cos\alpha \ \cos\beta \ \cos\gamma]^T$ 为磁总场的方向余弦。该模型推导过程中存在一定的假设和近似,因此必然存在模型误差。假设磁总场、地磁场和干扰磁场的关系如图 1 所示。

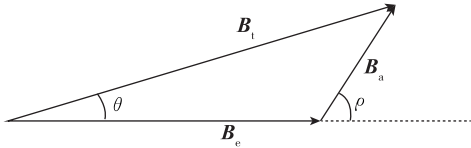


图 1 磁总场、地磁场和干扰磁场之间的关系

Fig. 1 Relationship between total magnetic field geomagnetic field and magnetic interference field

图 1 中, θ 表示磁总场与地磁场之间的夹角。 ρ 表示干扰磁场与地磁场的夹角。根据余弦定理可以得到

$$|\mathbf{B}_t| = |\mathbf{B}_e| \left(1 + \frac{|\mathbf{B}_a|^2 + 2|\mathbf{B}_e||\mathbf{B}_a|\cos\rho}{2|\mathbf{B}_e|^2} \right)^{\frac{1}{2}} \quad (4)$$

当磁力计安装在舱外时,可以假设磁干扰的强度远小于地磁场,即 $|\mathbf{B}_a| \ll |\mathbf{B}_e|$ 。此时,真实的干扰磁场可以简化为

$$|\mathbf{B}_a| = |\mathbf{B}_t| - |\mathbf{B}_e| \approx |\mathbf{B}_a| \cos\rho \quad (5)$$

即干扰磁场在地磁场方向上的投影。而这种投影近似计算省略了式(4)中的 $\frac{|\mathbf{B}_a|^2}{2|\mathbf{B}_e|^2}$ 项,造成一

1 经典磁补偿模型误差来源分析

1.1 经典磁补偿模型误差

在经典磁补偿理论中,磁力计的测量值 \mathbf{B}_t 由地磁场 \mathbf{B}_e 和磁场干扰 \mathbf{B}_a 两部分组成。

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

其中,地磁场的标量值 $|\mathbf{B}_e|$ 正是地磁导航所需要的目标信号。由飞机平台引起的磁干扰包括永久磁干扰、感应磁干扰和涡流磁干扰。

$$\mathbf{B}_a = \mathbf{B}_{\text{perm}} + \mathbf{B}_{\text{indu}} + \mathbf{B}_{\text{eddy}} \quad (2)$$

其中: \mathbf{B}_{perm} 为永久磁场; \mathbf{B}_{indu} 为感应磁场; \mathbf{B}_{eddy} 为涡流磁场。永久磁场通常与外界磁场无关,而感应磁场和涡流磁场则会受到外界磁场大小和方向的影响。经过推导,可以得到完整的磁补偿数值模型

定的模型误差。在地磁场稳定的情况下,干扰磁场的强度越大,模型误差就越显著。而在磁干扰强度更大且干扰成分更加复杂的舱内环境, $|\mathbf{B}_a| \ll |\mathbf{B}_e|$ 假设条件无法得到满足时,经典磁补偿数值模型会引入额外的模型误差,导致补偿精度下降。

1.2 机载电子设备干扰模型误差

当磁传感器安装在舱内时,机载电子设备(on-board electronic systems, OBE)干扰通常是无法忽略的,而经典磁补偿数值模型没有考虑电子设备的影响。根据毕奥萨伐尔定律,OBE 干扰应与该设备的电流观测成正比

$$\mathbf{B}_{1,k} = I_k (a_1 \mathbf{i} + a_2 \mathbf{j} + a_3 \mathbf{h}) \quad (6)$$

其中: I_k 为电流观测量, k 为电子设备标号; a_1, a_2, a_3 为 OBE 干扰系数; $\mathbf{i}, \mathbf{j}, \mathbf{h}$ 为载体坐标系三轴的单位矢量。假设磁传感器在舱内安装时距离其他电子设备的位置较远,造成的磁场干扰强度远小于地磁场,即 $|\mathbf{B}_{1,k}| \ll |\mathbf{B}_e|$, 可以将其投影至总场方向

$$|\mathbf{B}_{1,k}| = \frac{\mathbf{B}_{1,k} \cdot \mathbf{B}_t}{|\mathbf{B}_t|} \quad (7)$$

$$= a_1 I_k \cos\alpha + a_2 I_k \cos\beta + a_3 I_k \cos\gamma$$

式(7)为由设备电流引起的直接干扰,称为直接 OBE 干扰。而由 OBE 干扰的变化率引起的感应磁场和涡流磁场称为间接 OBE 干扰。经过同样的近似投影计算,可以得到完整的 OBE 干扰补偿数值模型

$$|\mathbf{B}_{\text{OBE},k}| = I_k(c_1 \cos\alpha + c_2 \cos\beta + c_3 \cos\gamma) + I'_k(c_4 \cos\alpha + c_5 \cos\beta + c_6 \cos\gamma) \quad (8)$$

其中, I'_k 为电流变化量。在上述模型推导过程中同样存在假设条件和投影近似计算带来的模型误差, 在舱内环境无法满足 $|\mathbf{B}_{1,k}| \ll |\mathbf{B}_e|$ 时, 模型误差的增加同样会导致该补偿数值模型无法适用。

2 结合注意力机制的神经网络补偿模型

2.1 神经网络补偿模型

经典磁补偿模型基于不同的干扰来源, 建立了具有明确物理意义的参数模型, 但舱内补偿场景无法满足其磁干扰强度远小于地磁场的假设, 这也导致模型的补偿精度受限。而神经网络模型则可以通过构建输入特征与期望输出之间的非线性映射, 自动学习复杂物理现象和问题的隐含关系, 而无需考虑模型参数的物理含义及上述公式推导中的假设条件。因此, 神经网络模型成为了一种潜在的补偿方法。其中, 全连接神经网络是一种经典的分层型网络, 该网络的每个结点和下一层所有结点都具有运算关系, 主要由输入层、隐藏层和输出层组成。

在利用全连接网络进行航磁补偿时, 无需考虑干扰磁场的组成与物理原理, 仅需考虑模型的输入层到输出层的映射关系。模型的输入数据由飞行器舱内部署的光泵磁力计、磁通门磁力计以及相关电子设备的电压、电流传感器提供。模型的期望输出由挂载在舱外的光泵磁力计经过专业的磁补偿处理后提供。

在神经网络训练过程中, 数据包含正向传播和误差的反向传播两个过程。在正向传播过程中, 假设输入数据为 x , 第 l 层的输出为 $a^{(l)}$, 激活函数为 f , 第 l 层的输出为

$$a^{(l)} = f(\mathbf{W}^{(l)} a^{(l-1)} + b^{(l)}) \quad (9)$$

其中, $\mathbf{W}^{(l)}$ 和 $b^{(l)}$ 分别为第 l 层的权重和偏置。此时, 利用损失函数评估模型预测结果与参考值之间的差距, 对于一个给定的输入样本, 损失 L 可以表示为

$$L(y, \hat{y}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N l(y_i, \hat{y}_i) \quad (10)$$

其中: y 为真实标签; \hat{y} 为模型预测输出; l 为损失函数, 如均方误差或交叉熵损失。在反向传播过程中, 利用链式法则计算损失对权重和偏置的梯度, 并根据梯度更新权重和偏置

$$\mathbf{W}^{(l)} = \mathbf{W}^{(l)} - \eta \frac{\partial L}{\partial \mathbf{W}^{(l)}} \quad (11)$$

$$b^{(l)} = b^{(l)} - \eta \frac{\partial L}{\partial b^{(l)}} \quad (12)$$

其中, η 为学习率。通过设定误差阈值或训练次数, 在有限时间的训练内重复上述过程, 使网络的输出误差函数达到最小。

2.2 结合注意力机制的神经网络补偿模型

对于高空磁测序列数据而言, 地磁场的真实测量值通常不会发生突变, 且前后时刻特征之间存在一定的约束关系。因此, 在构建神经网络模型的过程中, 对某一时刻磁场补偿结果的预测, 可以考虑周围时刻输入数据的影响。注意力机制则可以在神经网络补偿模型中挖掘地磁序列数据的这种时序特性, 利用多个时刻的观测特征对当前时刻的磁补偿结果进行预测。

注意力机制主要通过计算多组输入数据对当前输出的重要性, 对输入的多个数据特征进行选择或加权融合, 以突出重要数据在模型训练中的作用。假设当前模型输入为

$$\mathbf{H} = [\mathbf{h}_1, \mathbf{h}_2, \mathbf{h}_3, \dots, \mathbf{h}_n] \quad (13)$$

其中, \mathbf{h}_i 为磁测量特征及电子设备的电气特征。定义查询矢量 \mathbf{q} (一般选取当前时刻的输入特征), 采用打分函数 $s(\mathbf{h}, \mathbf{q})$ 评估其与各输入 \mathbf{h}_i 的相关程度, 得到对应的注意力分数。常用的打分函数为点积缩放模型

$$s(\mathbf{h}, \mathbf{q}) = \frac{\mathbf{h}^T \mathbf{q}}{\sqrt{D}} \quad (14)$$

其中, D 为查询矢量及特征矢量的维度, 采用 softmax 函数进行归一化

$$a_i = \text{softmax}(s(\mathbf{h}_i, \mathbf{q})) = \frac{\exp(s(\mathbf{h}_i, \mathbf{q}))}{\sum_{i=1}^n \exp(s(\mathbf{h}_i, \mathbf{q}))} \quad (15)$$

得到查询矢量 \mathbf{q} 在各个输入上的注意力分布

$$\mathbf{a} = [a_1, a_2, a_3, \dots, a_n] \quad (16)$$

随后, 根据注意力分布对多组输入特征进行加权融合, 可以得到加权融合结果

$$\mathbf{c} = \sum_{i=1}^n a_i \cdot \mathbf{h}_i \quad (17)$$

假设当前 T 时刻的期望输出与周围 $2n + 1$ 个时刻的输入有关, 则可通过计算 $2n + 1$ 个时刻的输入矢量对 T 时刻期望输出的贡献度大小, 对输入矢量进行加权, 处理过程如图 2 所示。

图 2 中, 模型通过注意力得分模块计算不同时刻的输入特征权重, 并对各输入特征进行加权融合后, 输入全连接网络进行迭代训练。模型输入特征

通常包含 T-L 模型补偿后的标量磁场值、三轴矢量磁场观测值,以及相关的电压、电流观测量。采用

数据集中提供的尾翼光泵磁力计的专业补偿值作为模型输出的参考值,进行模型的迭代训练。

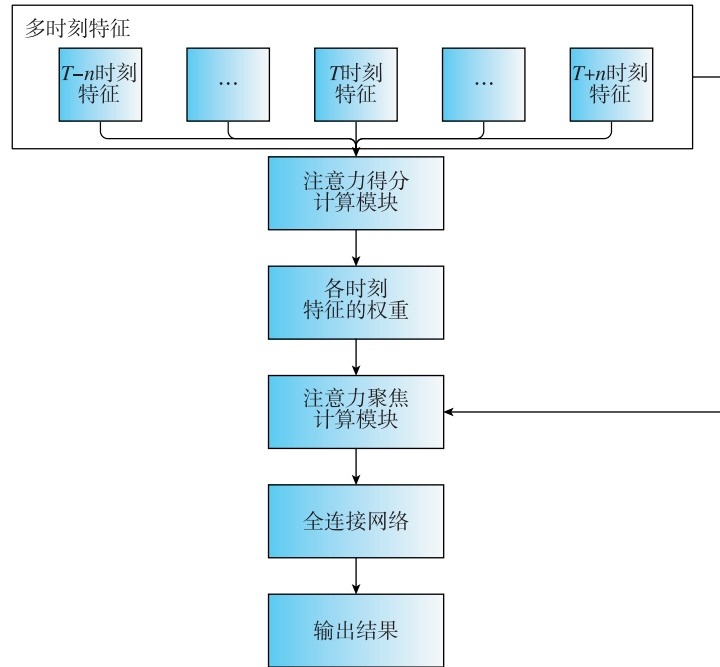


图 2 注意力机制在航磁数据处理中的应用

Fig. 2 Application of attention mechanism in aeromagnetic data processing

3 实验结果及分析

3.1 模型结构设计

实验首先采用开源有人机实测数据,该数据集由麻省理工学院的研究团队发布,包括舱内、舱外多个磁力计观测,以及多个舱内电子设备的电压、电流观测,如油泵、风扇等,数据类型丰富,主要面向舱内补偿场景,能够支持本研究开展算法验证。此外,飞机尾翼伸杆的标量磁场值经过专业补偿后可作为参考值,用于模型训练和评估。

在模型训练过程中,输入数据包含 T-L 模型补偿后的标量磁场值、三轴矢量磁场观测值,以及相关的 3 个电压观测值和 3 个电流观测值,共 10 种数据作为模型的输入特征。同时,采用数据集中提供的尾翼光泵磁力计的专业补偿值作为模型的期望输出。实验采用一组四方位校准飞行数据,按照 4 : 1 的比例分别划分为训练集和测试集。为了更好地设定模型结构和各隐藏层的节点数量,分别设计了不同结构和不同隐藏层节点数量的神经网络模型,并结合注意力机制,在一组开源的有人机数据集上进行了补偿实验,结果如表 1 所示。

表 1 神经网络模型结构设计

Tab. 1 Design of neural network model structure

隐藏层数	节点数	训练误差/nT	测试误差/nT
1	16	1.01	0.86
1	32	0.72	0.65
1	64	0.45	0.80
1	128	0.48	0.45
1	256	1.14	0.88
2	16,8	0.88	0.95
2	32,16	0.75	0.76
2	64,32	0.50	0.69
2	128,64	0.40	0.58
2	256,128	0.57	0.60
3	32,16,8	0.70	1.24
3	64,32,16	0.46	0.80
3	128,64,32	0.42	0.55
3	256,128,64	0.60	0.64

从表 1 不难看出,包含 2 层隐藏层且节点数分别为 128 和 64 的神经网络模型在训练集上取得了最佳的补偿精度(表 1 中加粗部分),且随着网络层数及节点数的增加,补偿精度并没有明显提高。因

此,选定该结构的神经网络作为补偿模型,用于后续的补偿实验验证。

此外,为了在模型中考虑高空磁测数据独特的时序特性,同时输入多个时刻的观测数据,并通过注意力机制处理获得新的隐藏层矢量表示。为了确定局部注意力的范围,在上述模型结构的基础上,设定了模型在不同时间长度的注意力范围,并在相同的数据集上进行了补偿实验,结果如表 2 所示。

从表 2 不难看出,同时涵盖 10 个时刻(采样率 10 Hz,即 1 s)输入特征的局部注意力范围设定在训练集上取得了最佳的补偿精度。因此,采用该局部注意力范围用于后续的补偿实验验证。

表 2 局部注意力范围的确定

注意力范围	训练误差/nT	测试误差/nT
2	0.55	0.51
3	0.49	0.50
5	0.55	0.54
10	0.40	0.58
15	0.48	0.65
20	0.54	0.78

经过上述实验,可以得到神经网络补偿模型的基本结构,如图 3 所示。其中,输入特征经过一层全连接网络提取数据特征后,采用两层注意力机制获取当前时刻的隐层矢量表示。然后采用一层全连

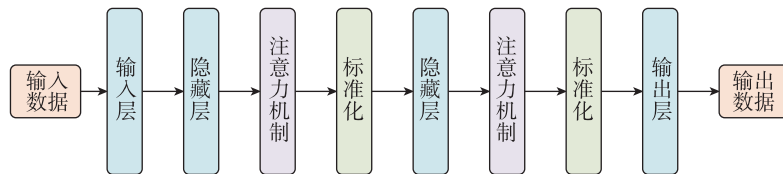


图 3 神经网络模型的整体结构

Fig. 3 Overall structure of neural network models

接层获取当前时刻的输出,2 个隐藏层的节点数分别为 128 和 64。其中,标准化层的作用是使网络更快收敛,并增强对不同学习率的鲁棒性。

3.2 开源无人机数据补偿实验

首先采用 3.1 节介绍的开源无人机实测数据进行补偿实验验证。在模型训练过程中,同时输入 10 个时刻的数据用于模型的迭代学习,网络的优化器和损失函数分别为 Adam 和 MSEloss,批大小和学习率分别设为 128 和 0.000 1。网络迭代训练 100 次,训练过程在一台带有英特尔酷睿 i9-12900H CPU 和

NVIDIA GeForce RTX 3070Ti GPU 的计算机上完成。

实验采用 2 组四方位校准飞行数据,这里分别称为飞行 A 与飞行 B,数据长度分别为 12 300 和 12 900。首先,将飞行 A 的数据按照 4 : 1 的比例分别划分为训练集和测试集,仅利用训练集进行神经网络模型的训练,并将训练好的神经网络模型称为模型 A,用于测试集数据的补偿。采用数据集中提供的尾翼光泵磁力计的专业补偿值作为参考值,用于补偿精度的验证。实验结果如图 4 所示。

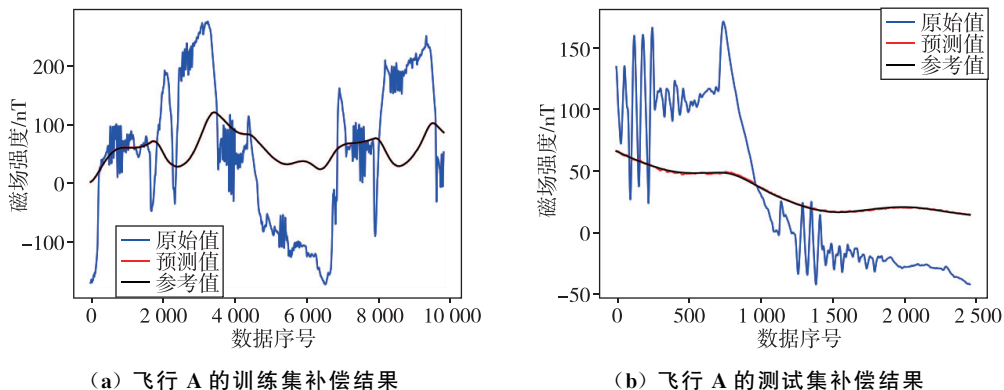
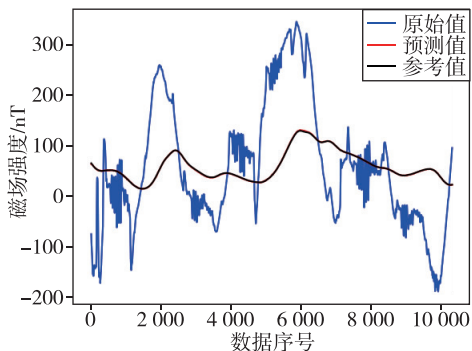


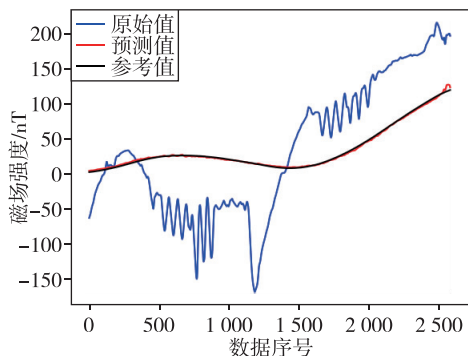
图 4 飞行 A 的训练集和测试集的补偿结果

Fig. 4 Compensation results for the training and testing sets of Flight A

在飞行 B 数据上进行相同的补偿实验,并将训练好的神经网络模型称为模型 B,实验结果如图 5 所示。



(a) 飞行 B 的训练集补偿结果



(b) 飞行 B 的测试集补偿结果

图 5 飞行 B 的训练集和测试集的补偿结果

Fig. 5 Compensation results for the training and testing sets of Flight B

同时,将模型 A 用于飞行 B 的训练集与测试集数据的补偿,并将模型 B 用于飞行 A 的训练集与测试集的补偿,进行交叉验证。上述所有实验补偿结果的均方误差如表 3 所示。

表 3 神经网络模型在有人机数据上的补偿误差

Tab. 3 Compensation error of neural network models on manned-aircraft data nT

神经网络模型	飞行 A		飞行 B	
	训练集	测试集	训练集	测试集
模型 A	0.40	0.58	3.04	2.25
模型 B	4.57	3.67	0.49	1.63

此外,为了进一步验证模型的泛化能力,利用模型 A 在另外 3 组非四方位飞行数据上进行验证实验,补偿结果的均方误差如表 4 所示。

表 4 模型 A 在其他飞行数据上的补偿误差

Tab. 4 Compensation error of Model A on other flight data

飞行数据标号	原始误差/nT	补偿误差/nT
1	84.43	8.97
2	72.12	7.91
3	109.91	6.30

从图 4、图 5 和表 3、表 4 的补偿结果可以看出,提出的结合注意力机制的神经网络模型在训练集和测试集上可以取得较高的补偿精度,但在不同飞行数据段的交叉验证以及非四方位飞行数据的补偿验证中,该模型的补偿精度有所下降,说明模型仍然存在一定程度的过拟合。

3.3 旋翼无人机数据补偿实验

为了进一步验证提出的基于注意力机制的神经网络模型,在旋翼无人机载体上搭载磁传感器开展磁补偿实验。旋翼无人机的设备搭载情况如图 6 所示。其中,采用长度约为 2.5 m 的伸杆将 1 号光泵磁力计伸出,并将其测量值经过专业补偿后作为参考值用于模型的参数训练;2 号光泵磁力计安装在靠近载体的位置,将其看作“舱内”观测值,用于补偿方法的验证。

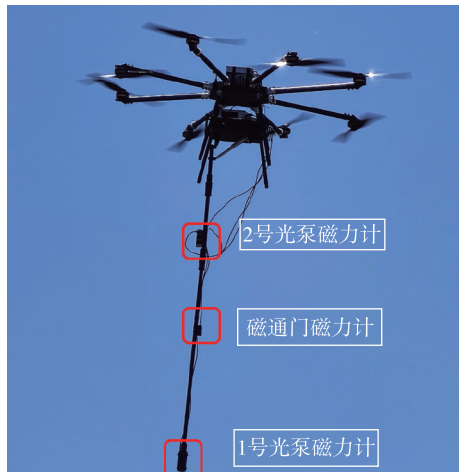
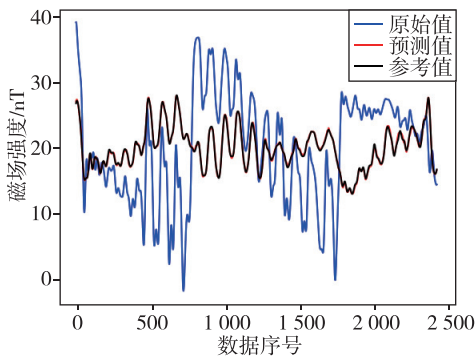


图 6 旋翼无人机的设备搭载情况

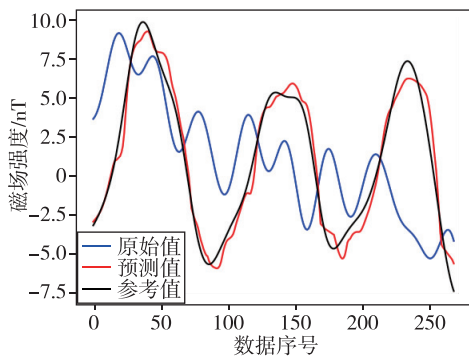
Fig. 6 Equipment loading status of rotary-wing UAV

由于旋翼无人机几乎没有搭载其他电子设备,因此未部署电压、电流传感器。模型的输入由式 (3) 中经典磁补偿数值模型参数对应的数据矩阵构成,具体包含测量磁场的方向余弦及其导数项、交叉项等共 18 维输入特征。经过实验,采用包含 2 层

隐藏层且其节点数分别为 64 和 32 的神经网络模型进行磁干扰补偿。其中,1 号光泵磁力计测量值经过经典数值模型补偿后的值作为参考值,用于模型的训练。实验同样采用 2 组四方位飞行数据,将 2 组飞行数据分别称为飞行 A 与飞行 B,2 组数据长度均为 2 700。由于数据量较少,这里适当增加训练集的数据比例,并按 9 : 1 的比例将 2 组数据分别划分为训练集和测试集。由于实测数据的数据量较小,相较于 2.1 节中的实验,本次增大了训练集的比例。同样地,将利用飞行 A 训练集数据进行训练得到的模型称为模型 A,利用飞行 B 训练集进行训练得到的模型称为模型 B。首先,模型 A 在飞行 A 数据上的补偿结果如图 7 所示。



(a) 飞行 A 的训练集补偿结果



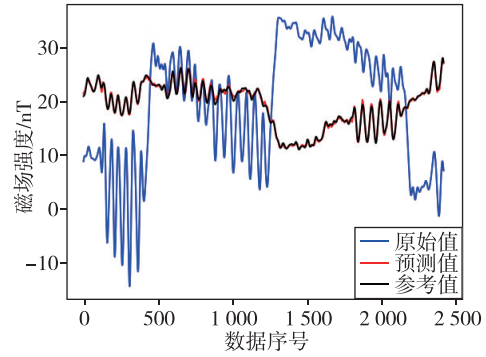
(b) 飞行 A 的测试集补偿结果

图 7 飞行 A 的训练集和测试集的补偿结果(旋翼无人机)

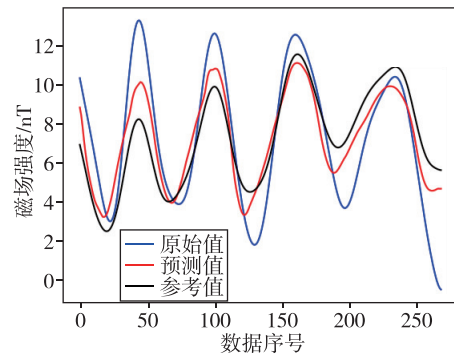
Fig. 7 Compensation results for the training and testing sets of Flight A (rotary-wing UAV)

模型 B 在飞行 B 数据上的补偿结果如图 8 所示。

同样在两段数据上进行交叉验证,补偿结果的均方误差如表 5 所示。



(a) 飞行 B 的训练集补偿结果



(b) 飞行 B 的测试集补偿结果

图 8 飞行 B 的训练集和测试集的补偿结果(旋翼无人机)

Fig. 8 Compensation results for the training and testing sets of Flight B (rotary-wing UAV)

表 5 神经网络模型在旋翼无人机的补偿误差

Tab. 5 Compensation error of neural network models in rotary-wing UAV

神经网络模型	nT			
	飞行 A		飞行 B	
	训练集	测试集	训练集	测试集
模型 A	0.22	0.99	2.33	1.47
模型 B	2.39	1.36	0.27	1.07

从图 7、图 8 和表 5 的补偿结果可以看出,加入注意力机制的神经网络模型在没有电流和电压监测的情况下,同样可以有效地消除载体平台造成的磁场干扰。模型在其各自的训练集和测试集上可以取得较高的补偿精度,但在不同飞行数据段的交叉验证中,模型的补偿精度同样有所下降,这也说明了模型存在一定程度的过拟合。

3.4 有无注意力机制的性能对比

为了对比验证结合注意力机制的全连接网络模型与无注意力机制的全连接网络模型的性能差

异,在上述两种飞行平台的实验数据上开展补偿对比实验。实验分别采用固定翼飞机飞行数据中的飞行 A 和旋翼无人机飞行数据中的飞行 A,将其按照上述实验中描述的比例分别划分训练集和测试集。同时设计了结构相似的无注意力机制全连接网络,该网络同样采用 2 个隐藏层,且隐藏层节点个

数同样分别为 128 和 64。设置相同的训练参数,网络的优化器和损失函数分别为 Adam 和 MSEloss,批大小和学习率分别设为 128 和 0.000 1,网络迭代训练 100 次。对比分析了有无注意力机制的全连接网络的补偿性能,结果如表 6 所示。

表 6 有无注意力机制的全连接网络补偿性能对比

Tab. 6 Comparison of compensation performance of fully connected networks with and without attention mechanisms

算法	固定翼无人机飞行数据			旋翼无人机飞行数据		
	训练误差/nT	测试误差/nT	运行时间/s	训练误差/nT	测试误差/nT	运行时间/s
原始测量误差	108.73		0	8.58		0
T-L 模型	19.28		2.23	6.77		1.11
无注意力机制	1.11	1.45	14.80	1.17	5.16	4.67
有注意力机制	0.40	0.58	59.63	0.22	0.99	10.82

不难看出,在相同的实验条件下,神经网络模型的补偿精度明显优于经典 T-L 模型,且结合注意力机制的全连接神经网络在两种平台数据的训练集和测试集上的补偿误差明显低于无注意力机制的全连接神经网络。与经典 T-L 模型相比,补偿误差分别降低了 97.9% 和 96.7%。与无注意力机制的神经网络模型相比,补偿误差分别降低了 63.9% 和 81.1%。由于注意力机制为全连接网络引入了对于磁测数据时序特性的考量,使得网络结构变得复杂,神经网络迭代训练的时间变长。

4 结论

针对地磁导航应用,提出了一种结合注意力机制的神经网络补偿方法。该方法的创新在于:为了充分利用时序数据的上下文信息,针对航磁测量数据独特的时序特性,采用注意力机制挖掘不同时刻的特征向量对当前时刻预测输出的重要性,并设计了一种适用于舱内航磁补偿的神经网络模型,分别在固定翼有人机磁测数据和旋翼无人机磁测数据上开展补偿实验,得出如下结论:

1)与相同结构的全连接神经网络补偿结果相比,采用结合注意力机制的神经网络模型在训练集和测试集上均取得了更佳的补偿精度,验证了提出方法的有效性。其中,在开源有人机数据的训练集和测试集上分别取得了 0.40 nT 和 0.25 nT 的补偿精度;在旋翼无人机磁测数据的训练集和测试集上分别取得了 0.22 nT 和 0.99 nT 的补偿精度。

2)通过在不同飞行数据上开展交叉验证实验,

该模型并在两种平台数据集上分别取得了 3.04 nT 和 2.33 nT 的补偿精度,验证了模型的泛化能力。

3)由于有人机平台搭载了众多电子设备,神经网络模型输入包含其电流及电压观测,模型隐藏层节点较多且相对复杂,更容易发生过拟合;而旋翼无人机平台搭载的电子设备较少,舱内磁场干扰来源较少,模型节点数较少且模型结构相对简单,因此其泛化能力更佳。

4)为了进一步提高模型的泛化能力,在后续研究中,需继续调整模型结构,并采用持续学习等相关算法,在不同应用场景下进行模型参数调优。此外,需在载体平台上针对特定的电子设备设定合理的电压、电流监测,以构造完备的数据集供模型训练和测试。

参考文献

- [1] 陆一,魏东岩,纪新春,等. 地磁定位方法综述[J]. 导航定位与授时, 2022, 9(2): 118-130.
LU Yi, WEI Dongyan, JI Xinchun, et al. Review of geomagnetic positioning method[J]. Navigation Positioning and Timing, 2022, 9(2): 118-130(in Chinese).
- [2] 林沂,孙晶京,闫旭. 地磁导航定位技术原理与方法综述[J]. 全球定位系统, 2023, 48(6): 32-41.
LIN Yi, SUN Jingjing, YAN Xu. A review of the principles and methods of geomagnetic navigation and positioning technology[J]. GNSS World of China, 2023, 48(6): 32-41(in Chinese).
- [3] 孙广,王兴涛,朱翔宇,等. 基于地磁导航的地磁通化方法精度分析[J]. 导航定位与授时, 2018, 5(4): 69-75.

- SUN Guang, WANG Xingtao, ZHU Xiangyu, et al. Accuracy analysis of geomagnetic diurnal correction based on geomagnetic navigation[J]. *Navigation Positioning and Timing*, 2018, 5(4): 69-75(in Chinese).
- [4] 范锦蓉, 张海. 基于航向匹配的磁力计外场无依托标定算法[J]. *导航定位与授时*, 2022, 9(1): 146-151.
- FAN Jinrong, ZHANG Hai. Outdoor calibration algorithm without instrumental assistance of triaxial magnetometer based on heading matching[J]. *Navigation Positioning and Timing*, 2022, 9(1): 146-151 (in Chinese).
- [5] 王一凡, 欧阳君, 杨晓非, 等. 面向机载地磁测量的磁干扰补偿技术[J]. *仪表技术与传感器*, 2012(11): 125-127.
- WANG Yifan, OUYANG Jun, YANG Xiaofei, et al. Magnetic disturbance compensation technique for airborne geomagnetic survey[J]. *Instrument Technique and Sensor*, 2012(11): 125-127(in Chinese).
- [6] TOLLES W E, LAWSON J D. Magnetic compensation of MAD equipped aircraft[R]. Mineola: Airborne Instruments Lab, 1950.
- [7] BICKEL S H. Error analysis of an algorithm for magnetic compensation of aircraft[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1979(5): 620-626.
- [8] 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 Shuang, HU Xiangyun, GUO Ning, et al. Overview on UAV aeromagnetic survey technology[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 48(6): 823-840(in Chinese).
- [9] WILLIAMS P M. Aeromagnetic compensation using neural networks[J]. *Neural Computing & Applications*, 1993, 1(3): 207-214.
- [10] 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 Yu, CHEN Zhengxiang, QIN Tao. Research on aeromagnetic compensation method based on BP neural network [J]. *Digital Ocean & Underwater Warfare*, 2023, 6(6): 734-742(in Chinese).
- [11] 姜丹丹, 周文月, 秦朋波. 基于机器学习的无人机磁测平台补偿方法研究[J]. *地质论评*, 2023, 69(S1): 363-366.
- JIANG Dandan, ZHOU Wenyue, QIN Pengbo. Research on compensation method for unmanned aerial vehicle magnetic survey platform based on machine learning[J]. *Geological Review*, 2023, 69(S1): 363-366(in Chinese).
- [12] MA M, ZHOU Z, CHENG D. A dual estimate method for aeromagnetic compensation[J]. *Measurement Science and Technology*, 2017, 28(11): 115904.
- [13] MA M, CHENG D, 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.
- [14] YU P, ZHAO X, JIAO J. An aeromagnetic compensation algorithm based on a deep autoencoder[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2020, 19: 1-5.
- [15] YU P, ZHAO X, JIAO J, et al. An improved neural network method for aeromagnetic compensation[J]. *Measurement Science and Technology*, 2021, 32(4): 045106.
- [16] 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*, 2021, 60: 1-10.
- [17] ZHOU S, YANG C, SU Z, et al. An aeromagnetic compensation algorithm based on radial basis function artificial neural network[J]. *Applied Sciences*, 2022, 13(1): 136.
- [18] 毕凤仪. 基于时频融合的 LSTM 神经网络航磁补偿方法[C]// 第二届全国矿产勘查大会论文集. 中国地球物理学会金属矿勘查专业委员会, 2023: 2.
- BI Fengyi. LSTM neural network aeromagnetic compensation method based on time-frequency fusion[C]// Proceedings of 2nd National Mineral Exploration Conference. Chinese Geophysical Society Metal Mineral Exploration Professional Committee, 2023: 2(in Chinese).
- [19] GNADT A. Machine learning-enhanced magnetic calibration for airborne magnetic anomaly navigation [C]// Proceedings of AIAA SCITECH 2022 Forum. San Diego: AIAA, 2022.
- [20] 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.
- [21] GNADT A, BELARGE J, CANCIANI A, et al. Signal enhancement for magnetic navigation challenge problem[J]. arXiv e-prints: 2007.12158v1, 2020.

(编辑:黄利华)