

doi:10.19306/j.cnki.2095-8110.2025.02.007

Tolles-Lawson 模型—一维卷积神经网络磁补偿方法

刘 强¹, 王 涛², 张晓明¹, 刘 俊¹, 张 鸽¹, 王亚国¹

(1. 中北大学仪器与电子学院, 太原 030051;

2. 陆装驻长治地区军代室, 山西长治 046000)

摘要:随着无人机技术在航空磁测领域的迅速发展,需要使用航磁补偿技术对无人机载体磁场干扰进行补偿,以获取准确的磁场信息。通过分析四旋翼无人机电机因姿态角变化率变化而产生的非线性磁场,提出了一种考虑非线性磁场因素的磁补偿方法。该方法在 Tolles-Lawson(T-L)模型补偿的基础上,使用一维卷积神经网络(1DCNN)建立非线性磁场模型,并对 T-L 模型补偿的结果进行二次补偿。通过实际飞行数据验证表明,该方法能够准确估计无人机载体的干扰磁场,具有较高的补偿精度和较强的鲁棒性,使用该方法的磁补偿改善比达到了 20 以上。

关键词:航磁补偿;神经网络;航空磁测;磁干扰模型;电机磁场

中图分类号:TP212

文献标志码:A

文章编号:2095-8110(2025)02-0069-09

A one-dimensional convolutional neural network aeromagnetic compensation method based on Tolles-Lawson model

LIU Qiang¹, WANG Tao², ZHANG Xiaoming¹, LIU Jun¹, ZHANG Ge¹, WANG Yaguo¹

(1. School of Instrumentation and Electronics, North University of China, Taiyuan 030051, China;

2. Military Representative Office for Land Equipment in Changzhi Region, Changzhi, Shanxi 046000, China)

Abstract: With the rapid development of drone technology in the field of airborne magnetic surveys, it is necessary to use aeromagnetic compensation to compensate for the magnetic interference of unmanned aerial vehicle (UAV) carriers to obtain accurate magnetic field information. By analyzing the nonlinear magnetic fields generated by the motors of quadrotor UAVs due to changes in the rate of attitude angles, a magnetic compensation method that considers nonlinear magnetic field factors is proposed. Based on the Tolles-Lawson (T-L) model compensation, this method establishes a nonlinear magnetic field model using a one-dimensional convolutional neural network (1DCNN) and performs secondary compensation on the results of the T-L model compensation. Validation by actual flight data shows that this method can accurately estimate the interference magnetic field of the UAV carrier, achieving high compensation accuracy and strong robustness. And the magnetic compensation improvement ratio using this method exceeds 20.

Key words: Aeromagnetic compensation; Neural network; Airborne magnetic survey; Magnetic interference model; Motor magnetic field

收稿日期:2024-09-19;修订日期:2024-11-29

作者简介:刘强(2000—),男,硕士研究生,主要从事地磁导航中磁干扰补偿方面的研究。

通信作者:张晓明(1976—),男,教授,主要从事先进导航技术、弱磁场传感与应用方面的研究。

0 引言

随着无人机技术的迅速发展,四旋翼无人机在地球物理探测、环境监测和资源勘探等领域的应用愈加广泛^[1-3],特别是在航空磁测领域^[4],四旋翼无人机凭借其灵活的飞行能力和高效的数据获取方式,成为一种重要的工具。然而,由于四旋翼无人机本身及其旋翼、电机等电子设备会产生复杂的电磁干扰^[5],再加上地磁梯度^[6]及磁日变^[7]的环境磁场干扰,使得测量数据中包含大量噪声和系统误差,严重影响了数据的精度和可靠性。因此,航磁补偿技术成为保证四旋翼无人机航磁测量数据准确性的重要手段。

目前,航磁补偿技术主要包括静态补偿和动态补偿两种方法,前者侧重于补偿固定干扰,后者则致力于实时修正飞行过程中变化的干扰^[8]。典型的磁干扰补偿模型——Tolles-Lawson(T-L)模型,由 Tolles 和 Lawson 在 1950 年提出,他们将载体磁场干扰分为 3 部分,即固定磁场、感应磁场和涡流磁场^[9]。1961 年,Leliak 为了更好地激励出载体机动产生的磁场干扰,在 T-L 模型的基础上提出了 FOM(figure of merit)飞行方案^[10]。由于 T-L 模型的变量之间存在线性关系,对解的稳定性有很大的影响,在 1979 年,Bickle 提出了一种小信号近似的补偿方法^[11]。同样为了解决这一问题,在 1980 年,Leach 从线性代数的角度提出了岭回归算法^[12]。这些 T-L 模型驱动的工作都是通过改进线性回归算法以提高磁补偿的性能,并未考虑到 T-L 模型中没有表现出来的非线性磁场干扰,例如电子设备干扰^[13]、机翼摆动^[14]、具有交叉场和磁滞效应的软磁材料^[15]以及磁强计的系统误差^[16]等。Williams 利用神经网络的非线性映射能力对磁场干扰进行补偿^[17],但是由于神经网络是一个黑色预测器,它可以找到输入和输出之间的联系,但是不能利用磁干扰的物理模型。因此,以数据驱动神经网络对数据的依赖性较强且鲁棒性较差。

针对上述问题,本文简要分析了无人机电机因姿态变化产生的非线性磁场的机理,提出了一种 T-L 模型——维卷积神经网络(one-dimensional convolutional neural network,1DCNN)磁补偿方法。由于 T-L 模型中已经包括了因姿态变化引起的线性磁场干扰部分,因此,不需要复杂的神经网络代替 T-L 模型,而是在已有的先验模型基础上再使用 1DCNN 构建电机磁场的非线性模型。

1 机干扰磁场分析

1.1 经典航磁补偿 T-L 模型

Tolles 和 Lawson 提出的典型磁干扰补偿模型将无人机机动产生的干扰磁场分为 3 个部分:固定磁场、感应磁场和涡流磁场。

固定磁场来源于永磁性材料,可表示为

$$B_{\text{per}} = p_1 u_x + p_2 u_y + p_3 u_z \quad (1)$$

感应磁场来源于软磁材料,可表示为

$$B_{\text{ind}} = B_i(a_1 u_x^2 + a_2 u_x u_y + a_3 u_x u_z + a_4 u_y^2 + a_5 u_y u_z + a_6 u_z^2) \quad (2)$$

涡流磁场来源于导电材料,可表示为

$$B_{\text{edd}} = B_i(b_1 u_x u'_x + b_2 u_x u'_y + b_3 u_x u'_z + b_4 u_y u'_x + b_5 u_y u'_y + b_6 u_y u'_z + b_7 u_z u'_x + b_8 u_z u'_y + b_9 u_z u'_z) \quad (3)$$

其中: B_i 为三轴磁通门测量地磁场总量; p_i 为固定磁场有关的变量参数; a_i 为感应磁场有关的变量参数; b_i 为涡流磁场有关的变量参数; u_x, u_y, u_z 为根据磁通门测量值计算的方向余弦值; u'_x, u'_y, u'_z 分别为 u_x, u_y, u_z 关于时间的导数。方向余弦的具体表示如下

$$u_x = \frac{B_x}{\sqrt{B_x^2 + B_y^2 + B_z^2}} \quad (4)$$

$$u_y = \frac{B_y}{\sqrt{B_x^2 + B_y^2 + B_z^2}} \quad (5)$$

$$u_z = \frac{B_z}{\sqrt{B_x^2 + B_y^2 + B_z^2}} \quad (6)$$

式中, B_x, B_y, B_z 是由磁通门磁强计测量的 3 个分量。

则无人机总干扰磁场 B_i 为

$$B_i = B_{\text{per}} + B_{\text{ind}} + B_{\text{edd}} \quad (7)$$

光泵磁强计测量值可以表示为地磁场和无人机干扰磁场的叠加

$$B_m = B_0 + B_i \quad (8)$$

其中: B_m 为光泵磁强计测量的标量地磁场总值; B_0 为 T-L 模型补偿后得到的真实地磁场值。

1.2 无人机电机磁场分析

四旋翼无人机在机动时,其姿态(即绕 3 个轴的旋转状态:俯仰、横滚及偏航)与每个电机的转速密切相关。四旋翼无人机通过调节 4 个电机的转速控制其姿态。这些电机转速的变化最终使得电机产生复杂的非线性干扰磁场。

1.2.1 无人机姿态与电机转速分析

四旋翼无人机动力及运动模型,需要建立 2 个坐标系如图 1 所示,即惯性坐标系(静坐标系) $o_e x_e y_e z_e$ 和机体坐标系(动坐标系) $o_b x_b y_b z_b$ [18]。惯性坐标系是一个不随地球自转而变化的参考系,该坐标系的 X, Y, Z 轴一般分别指向北方、东方和地心方向。机体坐标系建立在飞行器上,取飞行器重心位置为坐标原点,其与四旋翼飞行器固连, x_b 轴方向为无人机前进方向。

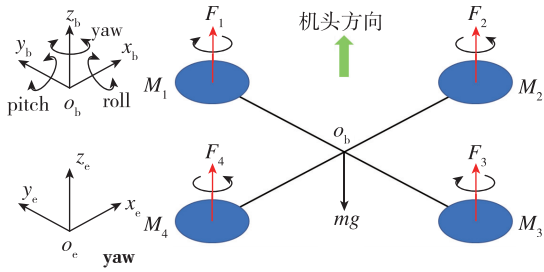


图 1 无人机电机分布

Fig. 1 Distribution of UAV motor

机体坐标系和地面坐标系之间的转换关系可以通过 3 个欧拉角进行描述,分别是俯仰角 θ 、横滚角 ϕ 及偏航角 ψ 。从机体坐标系到地面坐标系的变换过程如下。

1) 将地面坐标系和机体坐标系的初始方位重合,将机体坐标系绕 x_e 旋转横滚角 ϕ , 得到新的坐标系

$$\mathbf{R}_x(\phi) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\phi) & -\sin(\phi) \\ 0 & \sin(\phi) & \cos(\phi) \end{bmatrix} \quad (9)$$

2) 再将式(9)中的新坐标系绕 y_e 旋转俯仰角 θ , 得到新的坐标系

$$\mathbf{R}_y(\theta) = \begin{bmatrix} \cos(\theta) & 0 & \sin(\theta) \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin(\theta) & 0 & \cos(\theta) \end{bmatrix} \quad (10)$$

3) 再将式(10)中的新坐标系绕 z_e 旋转偏航角 ψ , 得到新的坐标系,即为无人机运动后的机体坐标系

$$\mathbf{R}_z(\psi) = \begin{bmatrix} \cos(\psi) & -\sin(\psi) & 0 \\ \sin(\psi) & \cos(\psi) & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (11)$$

无人机整体的旋转矩阵可以表示为 3 个单独旋转矩阵的乘积

$$\mathbf{R}_b^e = \mathbf{R}_z(\psi)\mathbf{R}_y(\theta)\mathbf{R}_x(\phi) \quad (12)$$

姿态角变化率 $\dot{\boldsymbol{\Omega}} = [\dot{\phi}, \dot{\theta}, \dot{\psi}]^T$ 可以表示为无人机角速度 $\boldsymbol{\omega} = [\omega_x, \omega_y, \omega_z]^T$ 的线性组合。综合上述旋转矩阵,得到

$$\begin{bmatrix} \dot{\phi} \\ \dot{\theta} \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \sin(\phi)\tan(\theta) & \cos(\phi)\tan(\theta) \\ 0 & \cos(\phi) & -\sin(\phi) \\ 0 & \sin(\phi)/\cos(\theta) & \cos(\phi)/\cos(\theta) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \end{bmatrix} \quad (13)$$

无人机角速度由 4 个电机的转速决定,而每个电机提供的推力和反作用力矩决定了无人机的总力矩和角速度。

电机推力 T_i 与电机转速 n_i 的关系为

$$T_i = K_f n_i^2 \quad (14)$$

其中: T_i 是第 i 个电机产生的推力; K_f 是推力系数,与螺旋桨和电机特性相关; n_i 是第 i 个电机的转速。

横滚运动由左右电机转速的差异产生

$$\tau_x = LK_f((n_1^2 + n_4^2) - (n_2^2 + n_3^2)) \quad (15)$$

其中, τ_x 是横滚力矩。

俯仰运动由前后电机转速的差异产生

$$\tau_y = LK_f((n_1^2 + n_2^2) - (n_3^2 + n_4^2)) \quad (16)$$

其中: τ_y 是俯仰力矩; L 是电机到无人机质心的距离。

偏航运动由电机的反扭矩差异产生。假设 M_1 和 M_3 顺时针旋转, M_2 和 M_4 逆时针旋转

$$\tau_z = b((n_1^2 + n_3^2) - (n_2^2 + n_4^2)) \quad (17)$$

其中: τ_z 是偏航力矩; b 是反扭矩系数。

无人机角速度变化率与力矩的关系为

$$\begin{aligned} \tau_x &= I_x \dot{\omega}_x \\ \tau_y &= I_y \dot{\omega}_y \\ \tau_z &= I_z \dot{\omega}_z \end{aligned} \quad (18)$$

其中, I_x, I_y, I_z 分别是无人机绕 x, y, z 轴的转动惯量。

由式(15)~式(18)可以得到无人机角速度和电机转速的直接关系,如式(19)所示。

$$\begin{aligned} \dot{\omega}_x &= \frac{LK_f}{I_x}((n_1^2 + n_2^2) - (n_3^2 + n_4^2)) \\ \dot{\omega}_y &= \frac{LK_f}{I_y}((n_1^2 + n_4^2) - (n_2^2 + n_3^2)) \\ \dot{\omega}_z &= \frac{b}{I_z}((n_1^2 + n_3^2) - (n_2^2 + n_4^2)) \end{aligned} \quad (19)$$

由式(13)和式(19)可以看出,无人机姿态变化率与电机转速之间的关系是非常复杂的非线性关系。

1.2.2 无人机电机磁场与电机转速分析

无人机电机转速变化会使电机周围磁场发生变化。使用磁偶极子模型分析电机转速与距离电机 r 处的磁场强度 B 之间的关系,可以更加精确地描述电机周围的磁场分布。磁偶极子模型适用于描述小范围内

的磁场分布,特别是对于距离电机较远的区域。

4个电机位于无人机的4个角上,磁偶极子位置到空间任意点的位置矢量分别为 $\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2, \mathbf{r}_3$ 和 \mathbf{r}_4 ,对应的磁偶极矩分别为 $\mathbf{m}_1, \mathbf{m}_2, \mathbf{m}_3$ 和 \mathbf{m}_4 。假设不同转速下每个电机都可以简化为一个磁偶极子,产生的磁场 \mathbf{B}_i 在空间任意点 \mathbf{r}_i 上可以由磁偶极矩公式计算。

$$\mathbf{B}_i(\mathbf{r}_i, \mathbf{m}) = \frac{\mu_0}{4\pi} \left(\frac{3(\mathbf{m}_i \cdot \mathbf{r}_i)\mathbf{r}_i}{|\mathbf{r}_i|^5} - \frac{\mathbf{m}_i}{|\mathbf{r}_i|^3} \right) \quad (20)$$

其中: μ_0 是真空磁导率,约为 $4\pi \times 10^{-7}$ H/m; \mathbf{m} 是磁偶极矩; \mathbf{r} 是从磁偶极子位置到空间任意点的位置矢量。

磁偶极矩定义为

$$\mathbf{m} = NIA\mathbf{n} \quad (21)$$

其中: N 是描述磁效应的等效线圈的匝数; I 为电机电流; A 是线圈的面积; \mathbf{n} 是磁矩方向的单位矢量。

根据法拉第电磁感应定律,电机的转子转动会在定子绕组中感应出电动势,其大小与转速成正比。反电动势 E_b 可以表示为

$$E_b = k_e n_i \quad (22)$$

其中, k_e 是一个与电机常数和设计参数相关的比例常数。

对于一个无刷直流电机,电机的驱动电压 V 与电动势、等效电流 I 和绕组电阻 R 的关系可以用基尔霍夫电压定律表示为

$$V = E_b + IR \quad (23)$$

由式(20)~式(23)可以得到无人机电机转速和电机磁场的直接关系为

$$\mathbf{B}_i(\mathbf{r}_i, \omega_i) = \frac{\mu_0 N(V - k_e n_i) A \mathbf{n}}{4\pi R} \left(\frac{3 \cdot \mathbf{r}_i^2}{|\mathbf{r}_i|^5} - \frac{1}{|\mathbf{r}_i|^3} \right) \quad (24)$$

任意一点的总磁场可以表示为4个电机磁场的矢量和

$$\mathbf{B}_{\text{total}} = \sum_{i=1}^4 \mathbf{B}_i(\mathbf{r}_i, \omega_i) \quad (25)$$

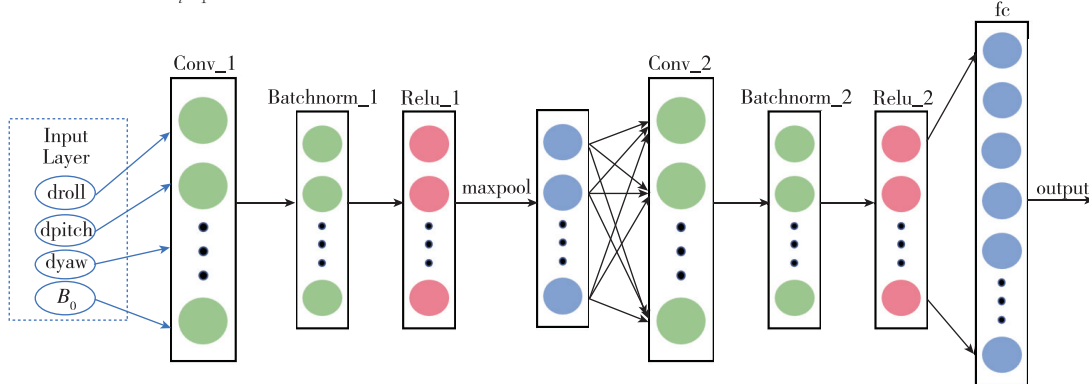


图2 1DCNN模型网络结构

Fig. 2 Structure of 1DCNN model network

由式(13)、式(19)和式(24)可以看出,无人机电机产生的干扰磁场与无人机姿态变化率之间有着非常复杂的非线性关系,且最终反映在残余噪声中。在实际操作的过程中,无人机的姿态变化通常并不是单独由某一个姿态角引起的,而是多个姿态角共同作用的结果。这种复杂的非线性关系很难建立一个闭合形式的模型。

1.3 神经网络建模

经典的航磁补偿 T-L 模型使用线性方法对干扰磁场进行补偿,忽略了实际应用中非线性磁场的干扰,导致使用 T-L 模型补偿后的磁场(式(26)的 \mathbf{B}_0)中还包含着未补偿掉的非线性磁场干扰,其中就有由电机姿态变化产生的非线性磁场,可以表示为

$$\mathbf{B}_0 = \mathbf{B}_e + \mathbf{B}_{\text{NL}} \quad (26)$$

其中: \mathbf{B}_e 为真实地磁场; \mathbf{B}_{NL} 为非线性干扰磁场。地球磁场被认为是恒定的磁场,因此,采用高通滤波的方式将其去除。

$$\begin{aligned} \text{hpf}(\mathbf{B}_0) &= \text{hpf}(\mathbf{B}_e) + \text{hpf}(\mathbf{B}_{\text{NL}}) \\ &= 0 + \text{hpf}(\mathbf{B}_{\text{NL}}) = \text{hpf}(\mathbf{B}_{\text{NL}}) \end{aligned} \quad (27)$$

因此,假设对 T-L 模型补偿后的地磁场进行高通滤波后得到的数据为因姿态变化产生的非线性合磁场。考虑到非线性磁场的复杂性,很难用闭合形式的模型来建立,最好使用数据驱动的隐式模型。神经网络非常适合发现数据之间隐藏的复杂关系。然而,由于纯数据驱动模型对数据质量有很高的要求且鲁棒性较差,所以选用在已有先验模型的基础上再使用1DCNN构建电机磁场的非线性模型。与传统的全连接神经网络相比,1DCNN可以更好地处理序列数据中的局部关系,特别是在处理时间序列数据方面表现良好,能够自动提取数据中的重要特征,从而减少人工特征提取的工作量,同时具有较好的泛化性能。

本文提出的1DCNN模型网络结构如图2所示,

包括 1 个输入层、2 个卷积层、2 个批量归一化层、2 个激活函数层、1 个池化层、1 个全连接层和 1 个输出层。通过多次试验,最终确定选择第一层卷积层神经元设置为 32,第二层设置为 64,在这个条件下,该模型具有较好的拟合优度且模型复杂程度适中。

根据 1.2 节可知,下列变量和电机的非线性磁场有很强的相关性。

- 1) 无人机的姿态(俯仰、横滚及偏航)变化率;
- 2) T-L 模型补偿后的磁场。

因此,神经网络的输入特征为 4 项:无人机的姿态(俯仰、横滚及偏航)和 T-L 模型补偿后的磁场。输出为预测的电机非线性磁场。

卷积层将一维卷积核与输入层的 4 个输入进行卷积运算;再通过批量归一化标准化输入数据的分布,消除内部协变量偏移,这一步使得网络训练更加稳定和快速;然后通过激活函数提取局部特征,本文激活函数选择 ReLU 函数,具有计算简单、可有效避免梯度消失问题等优点。

$$\text{ReLU}(x) = \max(0, x) \quad (28)$$

池化层选择最大池化

$$O(i) = \max_{0 \leq m < k} I(s \cdot i + m) \quad (29)$$

其中:输入为 I ;输出为 O ;池化窗口的大小为 k ;步幅为 s 。

损失函数选择 Huber 损失函数,既可以保证模型以一个较快的速度更新参数,又可以使模型更精确地得到全局最优值。

$$\text{Loss}(y, \hat{y}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N z_i \quad (30)$$

其中, z_i 为

$$z_i = \begin{cases} 0.5 (y_i - \hat{y}_i)^2 / \beta, & \text{if } |y_i - \hat{y}_i| < \beta \\ |y_i - \hat{y}_i| - 0.5 * \beta, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (31)$$

其中: N 是批次的样本数; y_i 是 T-L 模型补偿后经过高通滤波器的磁场数据; \hat{y}_i 是网络预测值; β 是超参数,本文设置为 0.1。

优化算法采用 Adam 算法,该算法使用了自适应学习率,有助于模型在训练过程中快速收敛。

对于模型数据集,本文采用随机抽样时间序列划分法,每一帧数据为一个样本,对测线数据随机抽取 90% 的点作为训练集,而剩余的 10% 作为测试集,对数据集进行分批次训练和打乱操作以保证训练效果。

本算法流程如图 3 所示。

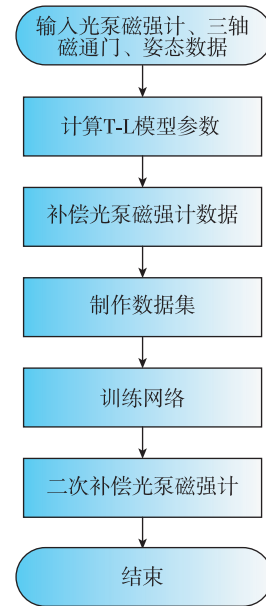


图 3 算法流程

Fig. 3 Flow of algorithm

2 试验验证

本文中搭载航磁测量系统的无人机选择大疆的 RTK350 型号四旋翼无人机,如图 4 所示。无人机除配备有惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)以外,还在无磁折叠杆末端装有 2 台光泵磁强计,并在外部一侧固定有 1 个三轴磁通门。

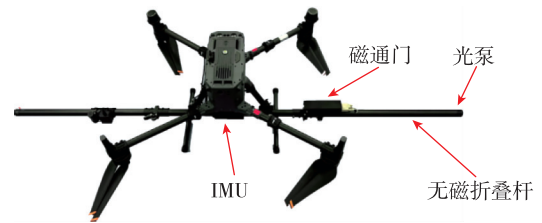


图 4 无人机航磁测量系统

Fig. 4 Drone-based aeromagnetic survey system

由于本文使用的无人载体为四旋翼无人机,根据 Leliak 给出的四边飞行方案,设计了一种原地机动方案以标定载体磁场干扰(见图 5),即依次选择航向相隔约 90° 的 4 个方向(航向切换速度约为 $30^\circ/\text{s}$)进行机动动作,每组机动动作包含 $2 \sim 5$ 次 $\pm(10^\circ \sim 30^\circ)$ 的横滚、俯仰及偏航机动动作,每种姿态间隔 1 s,每次机动动作周期为 $2 \sim 6$ s。

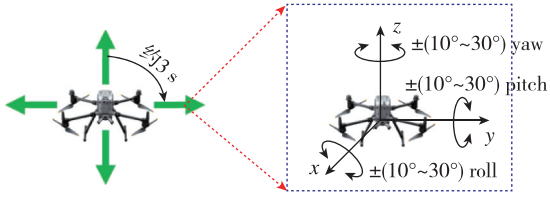
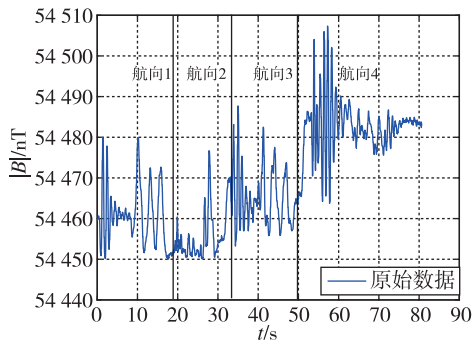
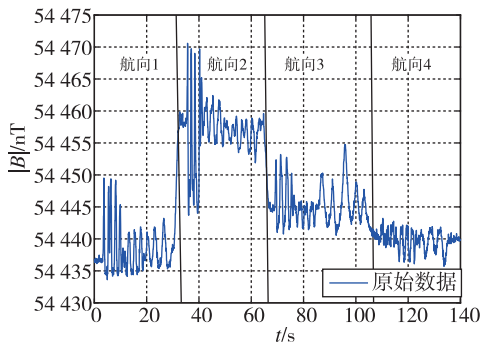


图5 机动参考示意

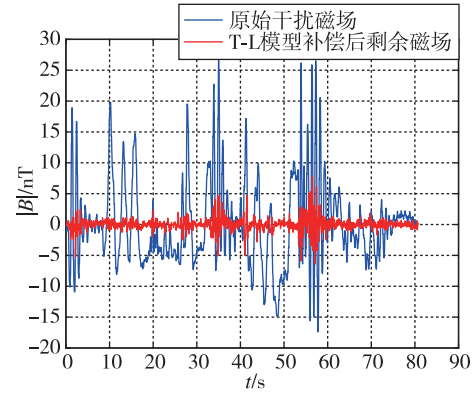
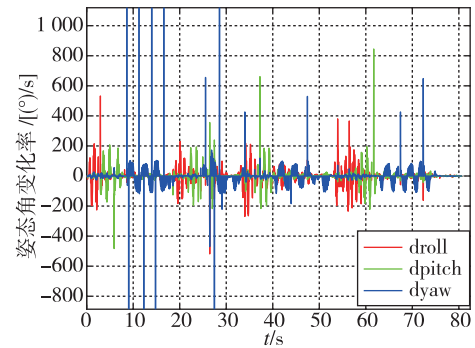
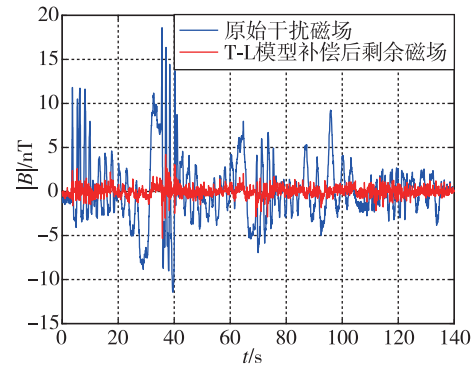
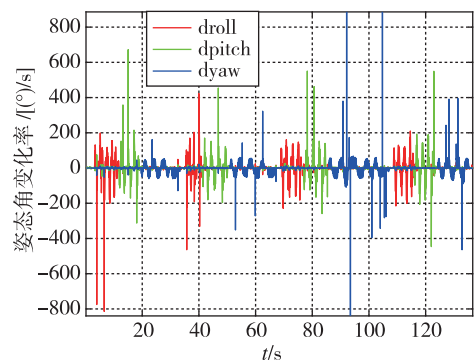
Fig. 5 Maneuver reference

飞行试验包括2条测线,一条测线(L_1)用于标定补偿参数和构建非线性模型,另一条测线(L_2)用于验证算法的泛用性。2条测线光泵磁强计的原始数据分别如图6和图7所示,采样率为20 Hz。

图6 L_1 原始数据Fig. 6 Raw data of L_1 图7 L_2 原始数据Fig. 7 Raw data of L_2

由图8和图10可以看出,T-L模型可以补偿掉大部分干扰磁场。由图9和图11可以看出,补偿后的剩余磁场与姿态仍有着较大的相关性。

使用基于先验模型的神经网络磁补偿方法对 L_1 测线T-L模型补偿后的剩余磁场进行非线性建模,并对T-L模型补偿后的结果进行二次补偿。T-L模型补偿结果和基于先验模型的神经网络磁补偿方法补偿的剩余磁场对比如图12所示。

图8 L_1 测线剩余磁场Fig. 8 Residual magnetic field of L_1 图9 L_1 测线姿态角变化率Fig. 9 Attitude angle change rate of L_1 图10 L_2 测线剩余磁场Fig. 10 Residual magnetic field of L_2 图11 L_2 测线姿态角变化率Fig. 11 Attitude angle change rate of L_2

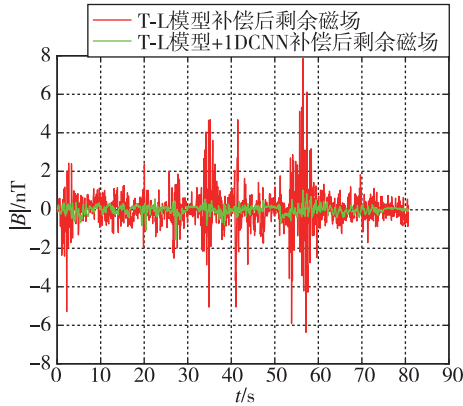


图 12 L_1 模型对 L_1 测线补偿效果对比
Fig. 12 Comparison of compensation effects of L_1 model on L_1 lines

使用 L_1 测线训练的非线性模型对 L_2 测线 T-L 模型补偿后的结果进行二次补偿。补偿的剩余磁场对比如图 13 所示。

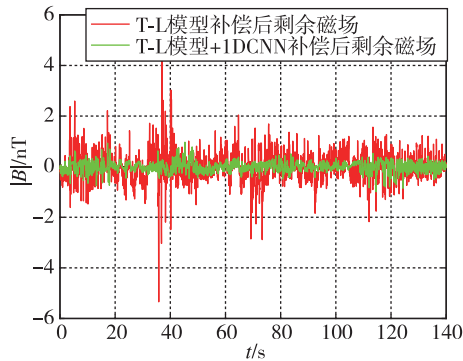


图 13 L_1 模型对 L_2 测线补偿效果对比
Fig. 13 Comparison of compensation effects of L_1 model on L_2 lines

使用基于先验模型的神经网络磁补偿方法对 L_2 测线 T-L 模型补偿后的剩余磁场进行非线性建模,并对 T-L 模型补偿后的结果进行二次补偿。T-L 模型补偿结果和基于先验模型的神经网络磁补偿方法补偿的剩余磁场对比如图 14 所示。

使用 L_2 测线训练的非线性模型对 L_1 测线 T-L 模型补偿后的结果进行二次补偿。补偿的剩余磁场对比如图 15 所示。

在航磁补偿领域,通常使用标准差作为衡量数据噪声的指标,使用改善比作为衡量补偿算法效果的指标。改善比越大,表明补偿效果越好,标准差

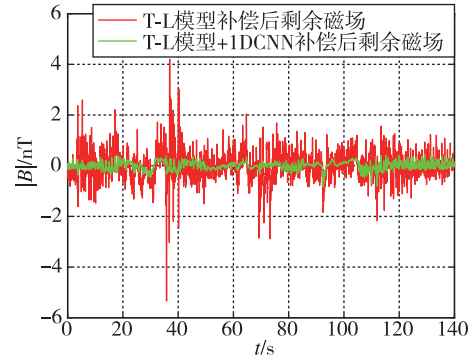


图 14 L_2 模型对 L_2 测线补偿效果对比
Fig. 14 Comparison of compensation effects of L_2 model on L_2 lines

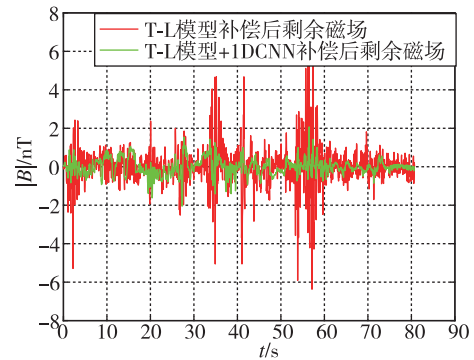


图 15 L_2 模型对 L_1 测线补偿效果对比
Fig. 15 Comparison of compensation effects of L_2 model on L_1 lines

和改善比的定义如下

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2} \quad (32)$$

$$IR = \frac{\sigma_u}{\sigma_c} \quad (33)$$

其中: μ 是 x_i 的算术平均值; σ_u 和 σ_c 分别表示地磁场未补偿和补偿之后的标准差。

量化补偿效果如表 1 和表 2 所示。

表 1 L_1 补偿效果对比

Tab. 1 Compensation effect comparison of L_1

项目	T-L 模型补偿	L_1 的 T-L 模型+ 1DCNN 补偿	L_2 的 T-L 模型+ 1DCNN 补偿
补偿前标准差/nT	12.751	12.751	12.751
L_1 模型补偿后标准差/nT	1.027	0.364	0.625
改善比	12.415	35.031	20.401

表 2 L_2 补偿效果对比Tab. 2 Compensation effect comparison of L_2

项目	T-L 模型补偿	L_1 的 T-L 模型+ 1DCNN 补偿	L_2 的 T-L 模型+ 1DCNN 补偿
补偿前标准差/nT	7.715	7.715	7.715
L_1 模型补偿后 标准差/nT	0.804	0.272	0.379
改善比	9.597	28.362	20.356

使用 T-L 模型-1DCNN 磁补偿方法对 2 条测线补偿后的标准差均降低了约 0.4 nT。由于手动控制无人机完成标定飞行任务,每条测线数据具有随机性,2 条测线训练出的网络补偿效果有一定差别,但总体来看,补偿的改善比均可达到 20 以上。

从补偿结果可以看出,T-L 模型可以有效补偿载体干扰磁场,但剩余磁场中仍存在着较大的噪声。通过神经网络对 T-L 模型补偿的结果进行二次补偿,剩余磁场得到了明显的抑制,且具有良好的泛化性和迁移性。

3 结论

通过对典型磁补偿模型和电机磁场分布进行分析,根据无人机电机磁场的非线性特性,提出了 T-L 模型-1DCNN 磁补偿方法,并使用实际飞行试验数据进行验证。该方法有如下优点。

1)该方法在典型的磁干扰补偿模型之上,扩展了非线性干扰磁项,能更加准确地估计无人机载体磁场干扰。

2)使用基于 T-L 模型的方法,初始化神经网络的输入参数,对不同环境下的磁场有着较好的补偿效果,增强了算法的鲁棒性。

3)在线性模型的基础上,使用神经网络进行二次补偿,解决了线性回归方法计算精度和泛化能力不足的问题。

综上,T-L 模型-1DCNN 磁补偿方法不仅可以更有效地补偿载体干扰磁场,而且还具有较好的鲁棒性,对不同的测线都有较为显著的补偿效果。

参考文献

[1] 熊盛青,徐学义. 航空地球物理在战略性矿产勘查中的应用前景[J]. 地球科学与环境学报,2023, 45(2): 143-156.
XIONG Shengqing, XU Xueyi. Application prospect of aerogeophysics in strategic mineral exploration[J]. Journal of Earth Science and Environment, 2023, 45

(2): 143-156(in Chinese).

- [2] SAYYADI S, GUDMUNDSSON T M, WHITE D J, et al. Internal structure of the volcanic island of Surtsey and surroundings: constraints from a dense aeromagnetic survey[J]. Journal of Volcanology and Geothermal Research, 2024, 451: 108096.
- [3] 王楠,马国庆,王泰涵,等. 时移航磁测量及其在大柳塔煤矿火烧区探测中的应用[J]. 地质论评, 2023, 69(S1): 425-426.
WANG Nan, MA Guoqing, WANG Taihan, et al. Time-shifted aeromagnetic survey and the application in the detection of fire zone in Dalu Tower coal mine [J]. Geological Review, 2023, 69(S1): 425-426(in Chinese).
- [4] 焦立果,雷宇,涂继耀,等. 航磁异常分析技术及其在地质构造中的应用[J]. 地球与行星物理论评, 2022, 53(3): 331-358.
JIAO Liguang, LEI Yu, TU Jiyao, et al. A review on the analysis of aeromagnetic anomaly and its geological and tectonic applications[J]. Review of Earth and Planetary Physics, 2022, 53(3): 331-358(in Chinese).
- [5] 王国超. 基于时间序列的 OBE 磁干扰检测与补偿方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2020.
WANG Guochao. Study on detection and compensation of magnetic interference for OBE based on time-series [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2020(in Chinese).
- [6] 郭华,鞠星,韩松,等. 基于大型无人机航磁全轴梯度测量技术研究与应用[J]. 地球物理学报, 2024, 67(8): 3162-3172.
GUO Hua, JU Xing, HAN Song, et al. Research and application of aeromagnetic full axis gradient measurement technology based on large unmanned aerial vehicle [J]. Chinese Journal of Geophysics, 2024, 67(8): 3162-3172(in Chinese).
- [7] 王卫平,王启,吴成平,等. 航空磁测地面磁日变曲线干扰识别与处理[J]. 物探与化探, 2017, 41(3): 560-563.
WANG Weiping, WANG Qi, WU Chengping, et al. Disturbance identification and disposal of magnetic diurnal variation in aeromagnetic survey[J]. Geophysical and Geochemical Exploration, 2017, 41(3): 560-563(in Chinese).
- [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].

- Journal of Wuhan University (Information Science Edition), 2023, 48(6): 823-840(in Chinese).
- [9] TOLLESW E, LAWSON J D. Magnetic compensation of MAD equipped aircraft [R]. Airborne Instruments Lab. Inc., Mineola, NY. Technical Report, 1950.
- [10] LELIAK P. Identification and evaluation of magnetic-field sources of magnetic airborne detector equipped aircraft[J]. IRE Transactions on Aeronautical and Navigational Electronics, 1961, 8(3): 95-105.
- [11] BICKEL S H. Small signal compensation of magnetic fields resulting from aircraft maneuvers[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1979, AES-15(4): 518-525.
- [12] LEACH B W. Aeromagnetic compensation as a linear regression problem[M]// Information Linkage Between Applied Mathematics and Industry. London: Academic Press, 1980: 139-161.
- [13] 刘宇欣, 李雯, 魏东岩, 等. 一种顾及舱内 OBE 干扰的改进航磁补偿方法[J]. 导航定位与授时, 2024, 11(4): 38-46.
- LIU Yuxin, LI Wen, WEI Dongyan, et al. A modified aeromagnetic compensation method robust to in-cabin OBE interferences [J]. Navigation Positioning and Timing, 2024, 11(4): 38-46(in Chinese).
- [14] 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.
- [15] WANG Y, HAN Q, ZHAN D, et al. A data-driven OBE magnetic interference compensation method[J]. Sensors, 2022, 22(20): 7732.
- [16] 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.
- [17] WILLIAMS P M. Aeromagnetic compensation using neural networks[J]. Neural Computing & Applications, 1993, 1(3): 207-214.
- [18] 刘翔, 魏莹, 马飞越, 等. 基于非线性模型预测控制算法的四旋翼无人机控制研究[J]. 宁夏电力, 2024(4): 69-74+82.
- LIU Xiang, WEI Ying, MA Feiyue, et al. Research on control of quadcopter UAV based on nonlinear model predictive control algorithm [J]. Ningxia Electric Power, 2024(4): 69-74+82(in Chinese).

(编辑:孟彬)