



# (12)发明专利申请

(10)申请公布号 CN 110187393 A

(43)申请公布日 2019.08.30

(21)申请号 201910448705.2

(22)申请日 2019.05.28

(71)申请人 吉林大学

地址 130012 吉林省长春市朝阳区前进大街2699号

(72)发明人 于平 赵肖 焦健 贾继伟 周帅  
卢鹏宇

(74)专利代理机构 沈阳铭扬联创知识产权代理  
事务所(普通合伙) 21241

代理人 屈芳

(51)Int.Cl.

G01V 3/08(2006.01)

G01V 3/38(2006.01)

权利要求书2页 说明书6页 附图3页

## (54)发明名称

一种基于广义回归神经网络的航磁补偿方法

## (57)摘要

本发明提供了一种基于广义回归神经网络的航磁补偿方法,包括:根据T-L方程数学模型和干扰产生原因,确定广义神经网络的输入输出指标因素;对标定飞行数据进行滤波处理后计算方向余弦及其导数,将输入、输出样本归一化处理,获得归一化的广义回归神经网络输入、输出向量;将预处理后的学习样本载入GRNN,采用十折交叉验证方法,循环验证,选取出最佳光滑因子、最佳输入样本和输出样本确定网络结构构建补偿模型。将标定飞行数据作为待补偿样本载入GRNN进行补偿计算,并将补偿网络的输出数据做反归一化处理,获得飞机干扰场的预测。本发明有效回避16项系数方程矩阵的病态问题,并且当标定飞行样本数据较少时,获得较好的补偿效果,实现无人机航磁干扰补偿。

根据TL方程数学模型和干扰产生原因,确定广义神经网络的输入指标因素和输出指标因素

对标定飞行数据进行滤波处理后计算方向余弦及其导数得到输入指标因素和输出指标因素,将输入指标因素和输出指标因素归一化处理,获得归一化的广义回归神经网络输入指标因素和输出指标因素作为学习样本

学习样本载入GRNN,光滑因子设定以0.1步长,0.1到1之间的值,采用十折交叉验证方法,循环验证,选取出最佳光滑因子、最佳输入样本和输出样本确定网络结构建立补偿模型

将标定飞行数据作为待补偿样本载入建立好的补偿模型进行补偿计算,并将补偿模型的输出数据做反归一化处理,获得飞机干扰场的预测,再从光泵磁力仪获取的数据中减去预测值可获得补偿后的地磁场值

1. 一种基于广义回归神经网络的航磁补偿方法,其特征在于,该方法包括:

步骤S1:根据T-L方程数学模型和干扰产生原因,确定广义神经网络的输入指标因素和输出指标因数;

步骤S2:对标定飞行数据进行滤波处理后计算方向余弦及其导数得到输入指标因素和输出指标因数,将输入指标因素和输出指标因数归一化处理,获得归一化的广义回归神经网络输入指标因素和输出指标因数作为学习样本;

步骤S3:将步骤S2的学习样本载入GRNN,光滑因子设定以0.1步长,0.1到1之间的值,采用十折交叉验证方法,循环验证,选取出最佳光滑因子、最佳输入样本和输出样本确定网络结构建立补偿模型;

步骤S4:将标定飞行数据作为待补偿样本载入建立好的补偿模型进行补偿计算,并将补偿模型的输出数据做反归一化处理,获得飞机干扰场的预测,再从光泵磁力仪获取的数据中减去预测值可获得补偿后的地磁场值。

2. 按照权利要求1所述的方法,其特征在于,步骤1具体的包括:航磁干扰根据产生的原因分解成恒定磁场、感应磁场和涡流磁场,根据T-L方程数学模型,飞机产生的恒定磁干扰场表示为:

$$H_p = c_1 \cos \alpha + c_2 \cos \beta + c_3 \cos \gamma$$

感应场表示为:

$$H_i = |T| (c_4 \cos^2 \alpha + c_5 \cos \alpha \cos \beta + c_6 \cos \alpha \cos \gamma + c_7 \cos^2 \beta + c_8 \cos \beta \cos \gamma + c_9 \cos^2 \gamma)$$

涡流场表示为:

$$H_{ec} = |T| (c_{10} \cos \alpha \cos' \alpha + c_{11} \cos \beta \cos' \alpha + c_{12} \cos \gamma \cos' \alpha + c_{13} \cos \alpha \cos' \beta + c_{14} \cos \beta \cos' \beta + c_{15} \cos \gamma \cos' \beta + c_{16} \cos \alpha \cos' \gamma + c_{17} \cos \beta \cos' \gamma + c_{18} \cos \gamma \cos' \gamma)$$

总干扰表示为:

$$H_t = H_p + H_i + H_{ec}$$

式中 $c_i$ 为补偿系数, $H_t$ 为光泵磁力仪探头处的干扰总场, $|T|$ 是地磁场模值。

$\cos \alpha, \cos \beta, \cos \gamma$  是地磁场与飞机轴向所成夹角的方向余弦;

其中 $\alpha, \beta, \gamma$  为飞机坐标系下三轴分别与地磁场矢量之间的夹角;

$\cos' \alpha, \cos' \beta, \cos' \gamma$  是方向余弦关于时间 $t$ 的导数;

三轴磁通门磁力仪测得的磁场三分量 $T_x, T_y, T_z$ 用于表示方向余弦:

$$T_t = \sqrt{T_x^2 + T_y^2 + T_z^2}, \cos \alpha = \frac{T_x}{T_t}, \cos \beta = \frac{T_y}{T_t}, \cos \gamma = \frac{T_z}{T_t}。$$

3. 按照权利要求2所述的方法,其特征在于,确定广义神经网络的输入指标因素和输出指标因数包括:

由恒定场干扰、感应场干扰和涡流场干扰组成GRNN输入指标因素,总干扰值作为输出指标因素。

恒定磁场对应输入指标因素3项:

$$H_p = [u_1 \ u_2 \ u_3] \quad (16)$$

感应磁场对应输入指标因素5项:

$$H_i = |T| \cdot [u_1^2 \ u_1 u_2 \ u_1 u_3 \ u_2 u_3 \ u_3^2] \quad (17)$$

涡流磁场对应输入指标因素8项:

$$\mathbf{H}_{ec} = |\mathbf{T}| \cdot [u_1 u'_1 \quad u_2 u'_1 \quad u_3 u'_1 \quad u_1 u'_3 \quad u_2 u'_3 \quad u_3 u'_3 \quad u_1 u'_2 \quad u_3 u'_2] \quad (18)$$

从而确定GRNN输入指标因素为16项 $X_{n \times 16} = [H_p \ H_i \ H_{ec}]$ , 输出指标因素 $Y_{n \times 1} = [H_t]$ ,  $u_1 = \cos \alpha$ ,  $u_2 = \cos \beta$ ,  $u_3 = \cos \gamma$ ,  $u'_1 u'_2 u'_3$ 分别为方向余弦 $\cos \alpha$ ,  $\cos \beta$ ,  $\cos \gamma$ 关于时间 $t$ 的导数。

4. 按照权利要求1所述的方法, 其特征在于, 所述十折交叉验证包括: 将 $n$ 个样本打乱, 匀分成10份, 轮流选择其中9份作为训练样本进行训练, 剩余的1份作为验证样本, 其样本个数为 $n/10$ , 以此得到10组训练样本, 每一组训练样本对应不同的光滑因子和验证样本进行训练验证, 选择MSE最小时对应的样本和光滑因子来建立最终的网络模型。

## 一种基于广义回归神经网络的航磁补偿方法

### 技术领域

[0001] 本发明属于航空磁力探测领域,具体地来讲为一种基于广义回归神经网络的航磁补偿方法。

### 背景技术

[0002] 航空磁力探测已经成为研究地质构造和矿产资源或其他探测对象分布规律的主流方法之一,由于其效率高、速度快、受地球表面影响小等独特优势,已经在航空物探领域发挥了非常重要的作用。航空磁力探测就是将灵敏的磁力仪装载于飞机的合适位置上,在空中巡回飞行收集磁力数据,用于检测地表的磁异常,达到探测矿体的目的。近年来随着硬件设备的升级和计算机技术的快速发展,航磁勘探装备精度与效率都有了很大提高。

[0003] 航磁补偿是因为飞机本身存在铁磁性物质,飞行时,机上磁性物体产生的磁场和金属切割地磁场磁感线产生的磁场也会共同作用于磁力仪的传感器上,妨碍磁异常的探测,要想获得较好的探测效果,就必须对探测数据进行补偿。

[0004] 目前,广泛应用的磁干扰补偿模型是基于Tolles和Lawson提出的T-L方程得到的16系数磁补偿方法。而求解16项系数是补偿模型最为困难的一点。系数的求解直接关系到补偿结果的精度,传统的求解方法中,由于系数间可能存在的相关性等其它问题,方程存在严重的复共线性,运用最小二乘法(LS)及各种改进方法去求解,都可能使方程的解严重偏离原磁补偿系数,造成较大的误差。难以满足当前大数据量下高精度航磁补偿的需求。

### 发明内容

[0005] 本发明所要解决的技术问题在于提供一种基于广义回归神经网络的航磁补偿方法,解决对补偿系数求解困难,且利用最小二乘法及其改进算法解方程时存在一定程度的复共线性使方程的解严重偏离原磁补偿系数,在数据质量较差的情况下会出现更大的误差,导致补偿精度不高。

[0006] 本发明是这样实现的,

[0007] 一种基于广义回归神经网络的航磁补偿方法,该方法包括:

[0008] 步骤S1:根据T-L方程数学模型和干扰产生原因,确定广义神经网络的输入指标因素和输出指标因数;

[0009] 步骤S2:对标定飞行数据进行滤波处理后计算方向余弦及其导数得到输入指标因素和输出指标因数,将输入指标因素和输出指标因数归一化处理,获得归一化的广义回归神经网络输入指标因素和输出指标因数作为学习样本;

[0010] 步骤S3:将步骤S2的学习样本载入GRNN,光滑因子设定以0.1步长,0.1到1之间的值,采用十折交叉验证方法,循环验证,选取出最佳光滑因子、最佳输入样本和输出样本确定网络结构建立补偿模型;

[0011] 步骤S4:将标定飞行数据作为待补偿样本载入建立好的补偿模型进行补偿计算,并将补偿模型的输出数据做反归一化处理,获得飞机干扰场的预测,再从光泵磁力仪获取

的数据中减去预测值可获得补偿后的地磁场值。

[0012] 进一步地,步骤1具体的包括:航磁干扰根据产生的原因分解成恒定磁场、感应磁场和涡流磁场,根据T-L方程数学模型,飞机产生的恒定磁干扰场表示为:

$$[0013] \quad H_p = c_1 \cos \alpha + c_2 \cos \beta + c_3 \cos \gamma$$

[0014] 感应场表示为:

$$[0015] \quad H_i = |T| (c_4 \cos^2 \alpha + c_5 \cos \alpha \cos \beta + c_6 \cos \alpha \cos \gamma + c_7 \cos^2 \beta + c_8 \cos \beta \cos \gamma + c_9 \cos^2 \gamma)$$

[0016] 涡流场表示为:

$$[0017] \quad H_{ec} = |T| (c_{10} \cos \alpha \cos' \alpha + c_{11} \cos \beta \cos' \alpha + c_{12} \cos \gamma \cos' \alpha + c_{13} \cos \alpha \cos' \beta + c_{14} \cos \beta \cos' \gamma + c_{15} \cos \gamma \cos' \gamma$$

$$[0018] \quad + c_{16} \cos \alpha \cos' \beta + c_{17} \cos \beta \cos' \beta + c_{18} \cos \gamma \cos' \beta)$$

[0019] 总干扰表示为:

$$[0020] \quad H_t = H_p + H_i + H_{ec}$$

[0021] 式中 $c_i$ 为补偿系数, $H_t$ 为光泵磁力仪探头处的干扰总场, $|T|$ 是地磁场模值。

[0022]  $\cos \alpha, \cos \beta, \cos \gamma$  是地磁场与飞机轴向所成夹角的方向余弦;

[0023] 其中 $\alpha, \beta, \gamma$  为飞机坐标系下三轴分别与地磁场矢量之间的夹角;

[0024]  $\cos' \alpha, \cos' \beta, \cos' \gamma$  是方向余弦关于时间 $t$ 的导数;

[0025] 三轴磁通门磁力仪测得的磁场三分量 $T_x, T_y, T_z$ 用于表示方向余弦:

$$[0026] \quad T_t = \sqrt{T_x^2 + T_y^2 + T_z^2}, \cos \alpha = \frac{T_x}{T_t}, \cos \beta = \frac{T_y}{T_t}, \cos \gamma = \frac{T_z}{T_t}。$$

[0027] 进一步地,确定广义神经网络的输入指标因素和输出指标因素包括:

[0028] 由恒定场干扰、感应场干扰和涡流场干扰组成GRNN输入指标因素,总干扰值作为输出指标因素。

[0029] 恒定磁场对应输入指标因素3项:

$$[0030] \quad H_p = [u_1 \ u_2 \ u_3] \quad (16)$$

[0031] 感应磁场对应输入指标因素5项:

$$[0032] \quad H_i = |T| \cdot [u_1^2 \ u_1 u_2 \ u_1 u_3 \ u_2 u_3 \ u_3^2] \quad (17)$$

[0033] 涡流磁场对应输入指标因素8项:

$$[0034] \quad H_{ec} = |T| \cdot [u_1 u'_{11} \ u_2 u'_{11} \ u_3 u'_{11} \ u_1 u'_{13} \ u_2 u'_{13} \ u_3 u'_{13} \ u_1 u'_{22} \ u_2 u'_{22} \ u_3 u'_{22}] \quad (18)$$

$$[0035] \quad u_1 u'_{11} \ u_2 u'_{11} \ u_3 u'_{11} \ u_1 u'_{13} \ u_2 u'_{13} \ u_3 u'_{13} \ u_1 u'_{22} \ u_2 u'_{22} \ u_3 u'_{22}] \quad (18)$$

[0036] 从而确定GRNN输入指标因素为16项 $X_{n \times 16} = [H_p \ H_i \ H_{ec}]$ ,输出指标因素 $Y_{n \times 1} = [H_t]$ , $u_1 = \cos \alpha, u_2 = \cos \beta, u_3 = \cos \gamma, u'_{11}, u'_{13}, u'_{22}$ 分别为方向余弦 $\cos \alpha, \cos \beta, \cos \gamma$ 关于时间 $t$ 的导数。

[0037] 进一步地,所述十折交叉验证包括:将 $n$ 个样本打乱,匀分成10份,轮流选择其中9份作为训练样本进行训练,剩余的1份作为验证样本,其样本个数为 $n/10$ ,以此得到10组训练样本,每一组训练样本对应不同的光滑因子和验证样本进行训练验证,选择MSE最小时对应的样本和光滑因子来建立最终的神经网络模型。

[0038] 本发明与现有技术相比,有益效果在于:

[0039] 本发明根据16项方程确定16项输入、1项输出指标因素,并基于概率密度函数出发

的广义回归神经网络方法从而有效回避了求解16项系数方程时系数矩阵存在的病态问题，对比传统方法能显著提升补偿精度。

[0040] 无人机在搭载一定载荷后机动性能较差，对标定飞行执行能力较差，数据获得不稳定，而10折交叉验证优化后建立的GRNN模型处理这类不稳定数据效果较好，使GRNN具有较强的泛化能力。

### 附图说明

[0041] 图1为广义神经网络指标因素基于T-L方程的确定流程图；

[0042] 图2为广义神经网络结构图；

[0043] 图3为基于广义神经网络的航磁补偿流程图；

[0044] 图4为根据图3所示基于广义神经网络的航磁补偿具体实施步骤流程图；

[0045] 图5为根据本发明实施例进行实验获得的无人机标定飞行磁干扰补偿结果对比图；

[0046] 图6为补偿后的误差图。

### 具体实施方式

[0047] 为了使本发明的目的、技术方案及优点更加清楚明白，以下结合实施例，对本发明进行进一步详细说明。应当理解，此处所描述的具体实施例仅仅用以解释本发明，并不用于限定本发明。

[0048] 本发明提供一种基于广义回归神经网络的航磁补偿方法，包括：

[0049] 步骤S1：根据T-L方程数学模型和干扰产生原因，确定广义神经网络的输入指标因素16项，输出指标因数1项；

[0050] 步骤S2：对标定飞行数据（光泵磁力仪和三轴磁通门磁力仪数据）进行滤波处理后计算输入、输出参数即输入指标因素和输出指标因数，将输入、输出样本归一化处理，获得归一化的广义回归神经网络输入、输出样本作为学习样本；

[0051] 步骤S3：将步骤S2预处理后的学习样本载入GRNN，光滑因子设定以0.1步长，0.1到1之间的值，采用十折交叉验证方法，循环验证，选取出最佳光滑因子、最佳输入样本和输出样本确定网络结构；

[0052] 步骤S4：选定最佳方案建立GRNN，将标定飞行数据作为待补偿样本载入GRNN进行补偿计算，并将补偿网络的输出数据做反归一化处理，获得飞机干扰场的预测，再从光泵磁力仪获取的数据中减去预测值可获得补偿后的地磁场值。

[0053] 为了解决补偿系数求解矩阵的病态性，本发明提供了一种全新的航磁补偿模型求解方法，该方法可用于航磁补偿计算，并提高了补偿精度。

[0054] 广义回归神经网络需确定输入、输出指标因数，图1为广义神经网络指标因素基于T-L方程的确定流程图，图2为广义神经网络结构图，图3为基于广义神经网络的航磁补偿流程图，图4为根据图3所示基于广义神经网络的航磁补偿具体实施步骤流程图，

[0055] 航磁干扰根据产生的原因可分解成恒定磁场、感应磁场和涡流磁场，根据T-L模型，飞机产生的恒定磁干扰场可表示为：

[0056]  $H_p = c_1 \cos \alpha + c_2 \cos \beta + c_3 \cos \gamma$

[0057] 感应场可表示为:

$$[0058] \quad H_i = |T| (c_4 \cos^2 \alpha + c_5 \cos \alpha \cos \beta + c_6 \cos \alpha \cos \gamma + c_7 \cos^2 \beta + c_8 \cos \beta \cos \gamma + c_9 \cos^2 \gamma)$$

[0060] 涡流场可表示为:

$$[0061] \quad H_{ec} = |T| (c_{10} \cos \alpha \cos' \alpha + c_{11} \cos \beta \cos' \alpha + c_{12} \cos \gamma \cos' \alpha + c_{13} \cos \alpha \cos' \beta + c_{14} \cos \beta \cos' \gamma + c_{15} \cos \gamma \cos' \gamma + c_{16} \cos \alpha \cos' \beta + c_{17} \cos \beta \cos' \beta + c_{18} \cos \gamma \cos' \beta)$$

[0064] 总干扰可表示为:

$$[0065] \quad H_t = H_p + H_i + H_{ec}$$

[0066] 式中 $c_i$ 为补偿系数, $H_t$ 为光泵磁力仪探头处的干扰总场, $|T|$ 是地磁场模值。 $\cos \alpha$ ,  $\cos \beta$ ,  $\cos \gamma$  是地磁场与飞机轴向所成夹角的方向余弦;

[0067] 其中 $\alpha, \beta, \gamma$  为飞机坐标系下三轴分别与地磁场矢量之间的夹角;

[0068]  $\cos' \alpha, \cos' \beta, \cos' \gamma$  是方向余弦关于时间 $t$ 的导数;

[0069] 三轴磁通门磁力仪测得的磁场三分量 $T_x, T_y, T_z$ 可用于表示方向余弦:

$$[0070] \quad T_t = \sqrt{T_x^2 + T_y^2 + T_z^2}, \cos \alpha = \frac{T_x}{T_t}, \cos \beta = \frac{T_y}{T_t}, \cos \gamma = \frac{T_z}{T_t};$$

[0071] 确定网络输入、输出指标因素:

[0072] 根据式(16)16项系数方程可知,干扰根据其产生原因被分成三类,包含了航磁干扰的所有因素。因此,由恒定场干扰、感应场干扰和涡流场干扰组成GRNN输入指标因素,总干扰值作为输出指标因素。

[0073] 恒定磁场对应输入指标因素3项:

$$[0074] \quad H_p = [u_1 \quad u_2 \quad u_3] \quad (16)$$

[0075] 感应磁场对应输入指标因素5项:

$$[0076] \quad H_i = |T| \cdot [u_1^2 \quad u_1 u_2 \quad u_1 u_3 \quad u_2 u_3 \quad u_3^2] \quad (17)$$

[0077] 涡流磁场对应输入指标因素8项:

$$[0078] \quad H_{ec} = |T| \cdot [u_1 u'_1 \quad u_2 u'_1 \quad u_3 u'_1 \quad u_1 u'_3 \quad u_2 u'_3 \quad u_3 u'_3 \quad u_1 u'_2 \quad u_3 u'_2] \quad (18)$$

[0080] 从而确定GRNN输入指标因素为16项 $X_{n \times 16} = [H_p \quad H_i \quad H_{ec}]$ ,输出指标因素 $Y_{n \times 1} = [H_t]$ 。 $u_1 = \cos \alpha, u_2 = \cos \beta, u_3 = \cos \gamma, u'_1 u'_2 u'_3$  分别为方向余弦 $\cos \alpha, \cos \beta, \cos \gamma$  关于时间 $t$ 的导数。

[0081] 在将数据载入网络之前,对标定飞行数据进行巴特沃斯带通滤波处理,获得干扰 $Y_{n \times 1} = [H_t]$ ,以滤波后的三轴数据求取方向余弦和方向余弦导数,获得输入指标因数 $X_{n \times 16}$ ;

[0082] GRNN使用径向基函数作为激活函数,在结构上由输入层、模式层、求和层和输出层构成如图2所示;

[0083] 将最佳参数导入GRNN输入层,经训练后,输出层中的神经元数目等于学习样本中输出向量的维数 $k$ ,各神经元将求和层的输出相除,神经元 $j$ 的输出对应估计结果 $Y(X)$ 的第 $j$ 个元素,即:

$$[0084] \quad y_j = \frac{S_{Nj}}{S_D} \quad j=1,2,\dots,k; \quad S_D = \sum_{i=1}^n P_i, \quad S_{Nj} = \sum_{i=1}^n y_{ij} P_i \quad j=1,2,\dots,k$$

[0085] GRNN里磁干扰预测值表达式如下：

$$[0086] \quad \hat{Y}(X) = \frac{\sum_{i=1}^n Y_i \exp \left[ -\frac{(X - X_i)^T (X - X_i)}{2\sigma^2} \right]}{\sum_{i=1}^n \exp \left[ -\frac{(X - X_i)^T (X - X_i)}{2\sigma^2} \right]}$$

[0087]  $X_i, Y_i$ 分别为输入向量 $X_{n \times 16}$ 和输出向量 $Y_{n \times 1}$ 的值, $n$ 为样本容量, $\sigma$ 为光滑因子;

[0088] 数据归一化在MATLAB里调用premnmx函数进行处理;语法格式:[Pn,minp,maxp,Tn,mint,maxt]=premnmx(P,T);

[0089] 将预处理后的学习样本载入GRNN,光滑因子设定以0.1步长、0.1到1之间的值,采用十折交叉验证(10-fold cross Validation)方法调用crossvalind('Kfold',x,k)函数,循环验证,选取出最佳光滑因子、最佳输入样本和输出样本确定网络结构;

[0090] 其中十折交叉验证:将 $n$ 个样本打乱,匀分成10份,轮流选择其中9份作为训练样本进行训练,剩余的1份作为验证样本,其样本个数为 $n/10$ 。以此得到10组训练样本,每一组训练样本对应不同的光滑因子和验证样本进行训练验证,选择MSE最小时对应的样本和光滑因子来建立最终的补偿模型。

$$[0091] \quad MSE = \frac{1}{n/10} \sum_{i=1}^{n/10} (y_i - \hat{y}_i)^2$$

[0092] 将得到的预测干扰数据反归一化处理,在MATLAB里调用tramnmx函数实现;实现语法:[PN]=tramnmx(P,minp,maxp);

[0093] 获得的结果即为飞机干扰场的预测;

[0094] 然后从标定飞行光泵磁力仪测得的数据中减去飞机干扰磁场的预测量即获得磁干扰补偿。

[0095] 根据本发明方法,进行了标定飞行实验,用以验证本发明的可行性,该实验操作过程如下:无人机标定飞行完成后,获得标定飞行的磁数据,使用上述基于广义回归神经网络的航磁干扰补偿方法,对标定飞行数据进行补偿,对比补偿前后的结果从而验证该方法的可行性。

[0096] 为了进一步验证10折交叉验证对GRNN的优化作用,设定两个对比模型:model 1,GRNN模型中有10折交叉验证,以10折交叉验证循环验证确定最佳 $\sigma$ 来训练GRNN模型;model 2,去掉10折交叉验证,将model 1确定的最佳光滑因子输入GRNN,直接用样本数据训练网络。

[0097] Model 1对飞行数据( $X_{13860 \times 16}, Y_{13860 \times 1}$ )进行处理,以此确定光滑因子为0.2,此时的第6次交叉验证的训练数据为最佳,最佳输入训练样本为 $X_{12474 \times 16}$ 、输出训练样本为 $Y_{12474 \times 1}$ ,以此最佳GRNN模型对标定飞行数据进行补偿。为了验证该方法,同时使用传统以最小二乘法为基础的航磁补偿方法对试验标定飞行数据进行补偿。

[0098] 图5为根据本发明实施例进行实验获得的无人机标定飞行磁干扰补偿结果对比



图,包含三种方法补偿后的地磁场强度和实测总场值,model 1的补偿效果明显优于model 2,model 2对某些姿态产生的干扰补偿效果较差。LS估计对由飞机不同姿态产生的干扰补偿偏差最大;

[0099] 补偿后的误差如图6所示,以此计算出补偿后标准差(其数值大小直接反映补偿后磁干扰噪声的离散程度)和改善比(未补偿信号的标准差与补偿后剩余干扰的标准差的比值)如表1所示;综合对比三种方法得到:通过10折交叉验证确定的model 1标准差更小,其补偿精度更高。通过网络实现补偿后,飞机的干扰磁场可以获得较好的抑制,航磁数据的改善比为80.2012,数据质量有较高的提升。LS法不能适应当前高精度航磁补偿需求。

[0100] 表1

[0101]

方法	补偿前标准差	补偿后标准差	改善比
GRNN model 1	15.2703	0.1904	80.2012
GRNN model 2		0.6363	24.0005
LS		1.5701	9.7258

[0102] 综上所述:本发明实施例提供了一种基于广义回归神经网络的航磁干扰补偿方法,以飞机产生干扰的原因确定16项指标因素来训练广义回归神经网络,并以10折交叉验证获得最佳数据建立GRNN,有较强处理不稳定数据的能力,有效回避了16项补偿法在求解矩阵时矩阵的病态问题,并能获得较高的航磁标定飞行补偿精度。

[0103] 以上所述仅为本发明的较佳实施例而已,并不用以限制本发明,凡在本发明的精神和原则之内所作的任何修改、等同替换和改进等,均应包含在本发明的保护范围之内。

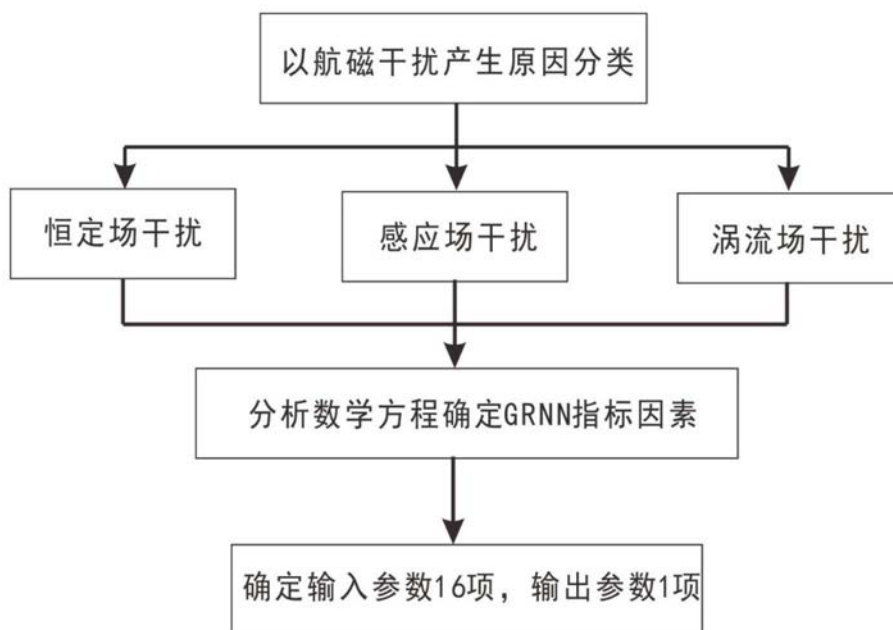


图1

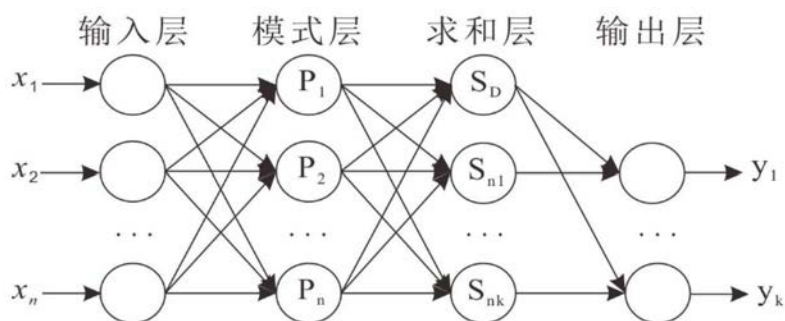


图2

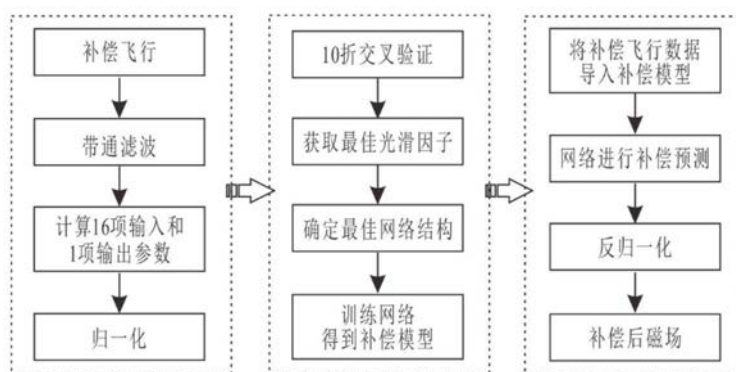


图3

根据TL方程数学模型和干扰产生原因，确定广义神经网络的输入指标因素和输出指标因数

对标定飞行数据进行滤波处理后计算方向余弦及其导数得到输入指标因素和输出指标因数，将输入指标因素和输出指标因数归一化处理，获得归一化的广义回归神经网络输入指标因素和输出指标因数作为学习样本

学习样本载入GRNN，光滑因子设定以0.1步长，0.1到1之间的值，采用十折交叉验证方法，循环验证，选取出最佳光滑因子、最佳输入样本和输出样本确定网络结构建立补偿模型

将标定飞行数据作为待补偿样本载入建立好的补偿模型进行补偿计算，并将补偿模型的输出数据做反归一化处理，获得飞机干扰场的预测，再从光泵磁力仪获取的数据中减去预测值可获得补偿后的地磁场值

图4

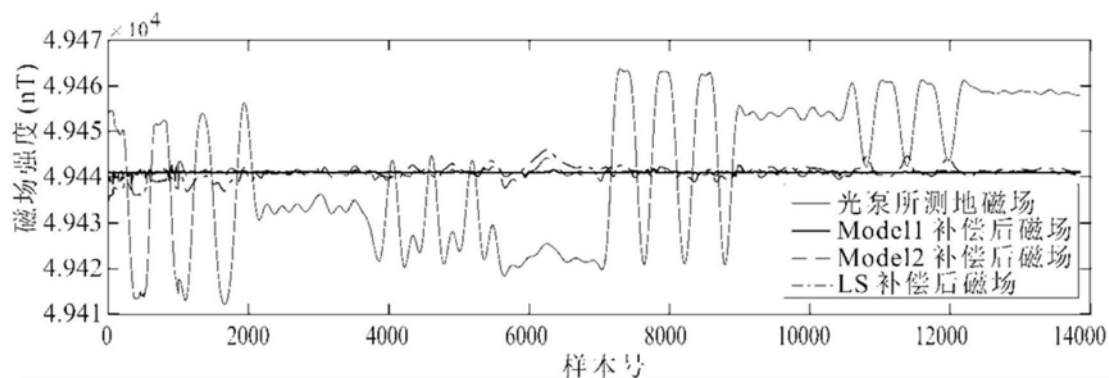


图5

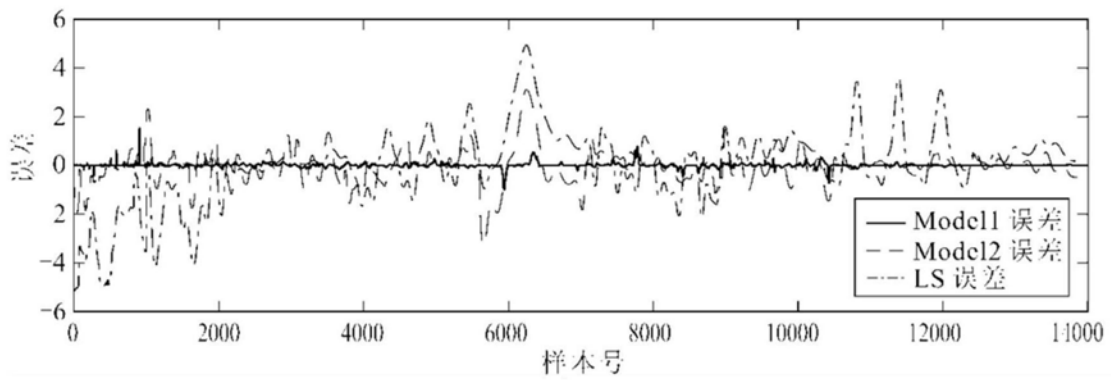


图6