

DOI: 10.13382/j.jemi.B2002968

基于 BP 神经网络的无人机 IMU 多传感器冗余的补偿算法^{*}

乔文超¹ 王红雨¹ 王鸿东²

(1. 上海交通大学 电子信息与电气工程学院 上海 200240;
2. 上海交通大学 海洋智能装备与系统教育部重点实验室 上海 200240)

摘 要:针对无人机多传感器数据决策时存在的数据可靠性不足以及资源浪费的问题,提出一种基于 BP 神经网络的无人机惯性测量单元(IMU)多传感器冗余的补偿算法。将低精度的 IMU 传感器数据输入到 BP 神经网络,利用 BP 神经网络的非线性拟合能力,补偿低精度 IMU 数据的误差,然后利用基于置信度的数据仲裁算法对多个较高精度数据进行仲裁,输出经过数据融合后的传感器数据,此过程还可以进行传感器故障判断和定位。通过改变同类型传感器安装方式解决奇点问题。实验结果表明,经过神经网络误差补偿后,误差比原来减小了 55.2%,比使用卡尔曼滤波算法进行误差补偿后的误差小 53.9%。此算法充分发挥了冗余传感器设计的优势,提高了传感器系统的可靠性。

关键词: 惯性测量多传感器冗余;神经网络;数据融合;仲裁;IMU 冗余安装

中图分类号: TP202+.1;TN98 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 590.35

Compensation algorithm for UAV IMU multi-sensor redundancy based on BP neural network

Qiao Wenchao¹ Wang Hongyu¹ Wang Hongdong²

(1. School of Electronic Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China;
2. Key Laboratory of Marine Intelligent Equipment and System of Ministry of Education, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: Aiming at the problems of insufficient data reliability and resource waste in the decision of redundant data of UAVs, a compensation algorithm for UAV IMU multi-sensor redundancy based on BP neural networks is proposed. The low-precision IMU sensor data is input to the BP neural network, and the non-linear fitting capability of the BP neural network is used to compensate for errors in low-precision IMU data, then use data arbitration algorithm based on confidence to arbitrate multiple higher-precision data and output the sensor data after data fusion. This process can also judge and locate sensor faults. The singularity problem can be solved by changing the installation method of similar sensors. The experimental results prove that after neural network error compensation, the error is reduced by 55.2%. Furthermore, the error after neural network error competition is 53.9% smaller than the error after using the kalman filter algorithm for error compensation. The algorithm takes full advantage of redundant sensor design, improves the reliability of the sensor system.

Keywords: IMU multi-sensor redundant; neural network; data fusion; arbitration; IMU redundant installation

0 引 言

随着微机电系统(micro-electro-mechanical system, MEMS)传感器技术和无人机惯性导航技术的发展,无人机

系统对于惯性测量单元(inertial measurement unit, IMU)传感器的可靠性要求越来越高。基于控制理论的多 IMU 传感器冗余理论的发展已经日臻成熟,在传感器精度固定的前提下,无人机保证 IMU 可靠性的方式主要是设置多个冗余传感器,从而提供备份传感器,保证系统的可靠性。通

过增加冗余 IMU 传感器的数目可以不断提高可靠性。下面来对目前无人机 IMU 多传感器冗余的策略进行分析,以当前比较通用的开源飞控 Pixhawk 为例。

如图 1 所示,飞控系统构成了一个双冗余的 IMU 硬件系统。



图 1 飞控系统多传感器冗余硬件组成

Fig. 1 Multi-sensor redundant hardware composition of flight control system

无人机冗余设计是目前无人机设计中提高可靠性的有效手段之一^[1],为了提高系统的容错能力,通常采用数据仲裁算法来选择冗余系统的输出值^[2],然后进行冗余数据融合从而有效使用数据^[3]。无人机冗余设计体现在各个系统,包括硬件方面各个器件的冗余,以及软件控制和接口等的冗余^[4]。其中,在传感器系统中,由于各个传感器的精度不同,飞控系统中的数据仲裁算法^[2,5-6]如下:首先,根据传感器的精度预先设置其对应的优先级,传感器精度越高,则优先级越高。然后,系统优先选用优先级高的传感器数据,若优先级最高的传感器数据丢失,则选用优先级次高的传感器数据,以此类推。分析上述 IMU 多传感器冗余策略可以看出,此策略存在一些问题,此过程没有进行数据融合,仅根据传感器优先级来选择唯一的传感器作为数据来源。当系统正常时,冗余传感器数据没有得到利用,浪费计算能力和存储空间。当 IMU 传感器数据来源较为准确时,能够进行正确的姿态解算,但是当被选为数据来源的传感器受到干扰甚至损坏,出现数据错误时,姿态解算系统并不能判断数据错误,并且继续利用错误数据,造成无人机姿态估计错误^[7]。谭博^[8]提出了一种基于径向基神经网络(RBF)的预测误差校正方法,将前 p 个时刻的传感器数据通过 RBF 网络得到一个下一时刻的预测值,通过预测值与实际值之间的残差来补偿下一个预测值。这种方法通过复杂的网络预测传感器输出,对系统的计算能力有了较高的要求,并且此方法不能有效地进行误差补偿。文献[9-10]提出了一种基于卡尔曼滤波的误差补偿算法,将采集到的传感器数据经过卡尔曼滤波器进行误差补偿,该方法运算量较大。文献[11]提出了一种综合了卡尔曼滤波和互补滤波以及 PID 控制的补偿算法,首先利用陀螺仪数据经过卡尔曼滤波得到姿态角,然后利用加速度计数据及磁力计数

据计算得到的姿态角,通过互补滤波进行误差补偿,其中通过 PID 控制算法进行权值调整。此算法计算比较复杂,且 PID 参数难以调整。

针对上述已存在的问题,本文提出了一种基于神经网络的无人机 IMU 多传感器冗余的补偿算法,建立了多传感器数据处理模型,重点在于通过神经网络对精度较低的传感器进行误差补偿,从而转化为精度较高的传感器,使数据的处理方法不再受传感器的精度的影响,从而能够很好地解决上述问题。

1 基于神经网络的低精度传感器误差补偿算法

传统的无人机 IMU 多传感器冗余算法^[2]如图 2 所示,多个传感器测量得到加速度、角速度、磁场强度信息,然后分别选择加速度、角速度、磁场强度中优先级最高的传感器信息作为唯一数据源传至姿态估计系统。其工作过程是单向的,传感器数据的可靠性不能得到很好的保障。

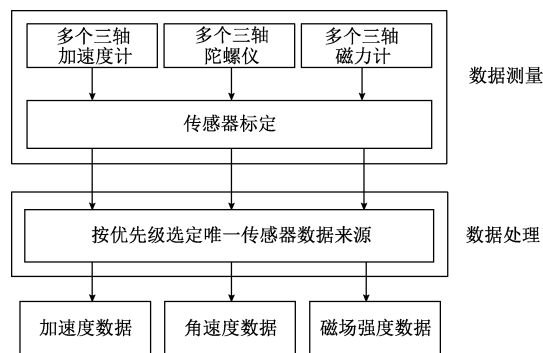


图 2 传统的无人机 IMU 多传感器冗余算法

Fig. 2 Traditional multi-sensor redundant algorithm for UAV IMU

本文提出的基于神经网络的无人机 IMU 多传感器冗余的补偿算法的流程如图 3 所示,整个过程由数据测量和数据处理两个部分组成。数据测量部分主要由测量传感器(三轴加速度计、三轴陀螺仪、三轴磁力计)和传感器标定算法组成。

数据处理部分主要由神经网络误差补偿算法和多个相同类型相似精度的传感器的数据融合算法组成。在多个不同精度的传感器测量得到 IMU 数据之后,将较低精度传感器所得数据经过一个神经网络,输出得到与高精度传感器精度接近的 IMU 数据。由于二者之间误差很小,所以可以将所有传感器处理后数据进行相同类型传感器的数据融合,从而有效地利用了所有传感器的测量数据。

神经网络参数由较低精度传感器数据和最高精度传感器数据训练得到,网络输入为低精度传感器测量值经过

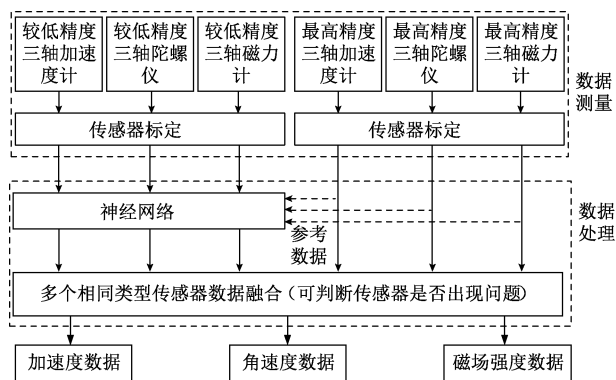


图 3 基于神经网络的无人机 IMU 多传感器冗余算法

Fig. 3 Multi-sensor redundant algorithm for UAV IMU based on neural network

处理后的数据,参考数据为高精度传感器数据。利用神经网络的非线性变换能力提高低精度传感器的数据精度。

神经网络构建过程如图 4 所示,该过程包括网络构建、训练、测试 3 个部分。

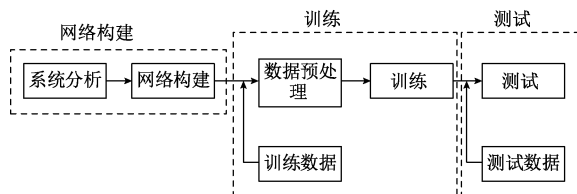


图 4 神经网络构建过程

Fig. 4 Neural network construction process

1.1 神经网络构建

BP 神经网络包含输入层、隐含层和输出层,采用梯度下降法进行训练,最终得到最优的权值和偏置量。本文试验采用了 BP 神经网络实现。

包含有一个隐含层的前馈神经网络能够逼近任意含有多个变量的函数,因此本文设计了包含一个隐藏层的 BP 神经网络,不仅能很好地达到目标,而且实现了网络轻量化,大大减小了运算和存储的压力。

训练目标是将低精度传感器数据转化为高精度数据,二者的差距主要在于它们之间的固定误差,因此偏置量是训练的主要方面,权值作为辅助微调量。网络的输入量具体为某传感器的三轴数据,输出同样为三轴数据,因此输入输出维度都为三维。由于每一次姿态的变化都会引起三轴数据的变化,三轴数据之间的变化可以通过坐标系的转化推算,因此三轴数据都与三轴的偏转角有直接的关系。三轴数据相辅相成又相互独立,作为 3 个特征可以涵盖测量数据的所有信息。经过多次实验,本文采用包括 6 个神经元的一个隐藏层的 BP 神经网络来实现低精度数据的误差补偿。图 5 所示为神经网络的结构。

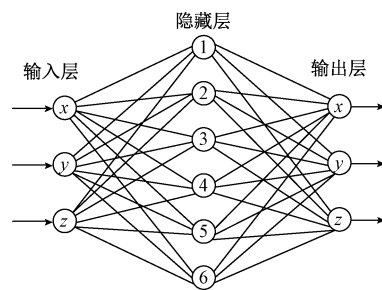


图 5 神经网络结构

Fig. 5 Neural network structure

1.2 数据集

本文采用开源飞控 Pixhawk 作为实验平台,采集了飞控在各个状态下的多个传感器数据,将其作为训练数据与测试数据。为了能够适应于所有的状态,实验中尽可能地包括了飞机所有的姿态情况,采集了全面的数据。所采集数据包括较高精度的传感器 MPU6000 的三轴陀螺仪数据和三轴加速度计数据,较低精度的 L3GD20 的三轴陀螺仪数据以及较低精度的 LSM303D 的三轴加速度计数据。由于所有的传感器都在同一平台上,因此所有的数据都是同步变化的。共采集了 2 060 组数据,其中 1 500 组用于训练,560 组用于测试。由于误差的信息是未知的,因此将最高精度的传感器数据作为标准,不便于进行归一化处理。

1.3 网络训练

由于不同传感器之间存在的误差相对于传感器数据来说较小,因此,将神经网络权值设置如下:将输入层和隐含层之间的权值 w_{ij} 以及隐含层与输出层之间的权值 w_{jk} 均设置在 $[-1, 1]$,将输入层和隐含层之间的权值 w_{ij} 初值设置为 1,其中 $i \in [1, 3], j \in [1, 6], k \in [1, 3]$ 。

根据神经网络设计的一般原则以及大量实验,选定隐含层激活函数为:

$$f(n_j) = \frac{1}{1 + e^{-(n_j + a_j)}} \quad (1)$$

式中: a_j 是隐含层节点 j 的偏置值, n_j 是隐含层中节点 j 的输入,该值由输入层的输入以及输入层和隐含层之间的权值决定,形式如下:

$$n_j = \sum_{i=1}^3 w_{ij} x_i \quad (2)$$

式中: x_i 表示输入层中 i 节点的输入值, w_{ij} 表示第 i 个输入层节点与第 j 个隐含层节点之间的权值。

输出层的激活函数为:

$$g(m_k) = \frac{1}{1 + e^{-(m_k + b_k)}} \quad (3)$$

此为神经网络的预测输出结果,其中 b_k 是输出层节点 k 的偏置值, m_k 为输出层节点 k 的输入,该值由隐含层的输入

以及隐含层和输出层之间的权值决定,形式如式(4)所示。

$$m_k = \sum_{j=1}^6 w_{jk} f(n_j) \quad (4)$$

将神经网络的预测输出值与参考值作差求其误差,得到神经网络的训练误差如式(5)所示。

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^3 (y_k - o_k)^2 \quad (5)$$

本文采用梯度下降法对神经网络的权值和偏置值进行更新,更新后输出层的权值和偏置值分别为:

$$w_{jk,p} = w_{jk,p-1} - \eta \frac{\partial E}{\partial w_{jk,p-1}} \quad (6)$$

$$b_{k,p} = b_{k,p-1} - \eta \frac{\partial E}{\partial b_{k,p-1}} \quad (7)$$

更新后隐含层的权值和偏置值分别为:

$$w_{ij,p} = w_{ij,p-1} - \eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij,p-1}} \quad (8)$$

$$a_{j,p} = a_{j,p-1} - \eta \frac{\partial E}{\partial a_{j,p-1}} \quad (9)$$

式中: p 为训练更新的次数; η 为学习率,该值可以根据需要进行调节。

1.4 多传感器冗余安装方式

由于所述传感器系统有多个冗余的相同类型传感器,故安装方式不需要完全相同。采用不同的安装方式及安装位置,可以有不同的效果。黄静雯等^[12]提出了三正交两斜置的五陀螺冗余方案,通过正交以及斜置的方式得到更高精度的数据。本文对于安装方式的讨论,主要是为了消除姿态解算的奇点。由于无人机姿态解算时是采用四元数进行运算的,当四元数转换为欧拉角表示时,会出现问题。四元数转换到欧拉角的公式如式(10)所示。

$$\begin{cases} \varphi = \arctan\left(\frac{2(q_0q_1 + q_2q_3)}{q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2}\right) \\ \theta = \arcsin(2(q_0q_2 - q_1q_3)) \\ \psi = \arctan\left(\frac{2(q_0q_3 + q_1q_2)}{q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2}\right) \end{cases} \quad (10)$$

$\arctan$ 与 $\arcsin$ 函数的值域都是 $[-90^\circ, 90^\circ]$, 为了能够表示全部的角度, 将 $\arctan$ 函数用 atan2 函数代替, atan2 函数具有象限感知能力, 因此其值域为 $(-180^\circ, 180^\circ]$ 。然而 θ 的范围依然不能覆盖全部的角度, 代替后计算公式变为:

$$\begin{cases} \varphi = \text{atan2}(2(q_0q_1 + q_2q_3), q_0^2 - q_1^2 - q_2^2 + q_3^2) \\ \theta = \arcsin(2(q_0q_2 - q_1q_3)) \\ \psi = \text{atan2}(2(q_0q_3 + q_1q_2), q_0^2 + q_1^2 - q_2^2 - q_3^2) \end{cases} \quad (11)$$

本文根据 Pixhawk 硬件的安装方式定义绕 x 轴旋转的角度 φ 称为横滚角, 绕 y 轴旋转的角度 θ 称为俯仰角, 绕 z 轴旋转的角度 ψ 称为偏航角。由以上公式可以看

出, 由于 $\arcsin$ 函数的值域范围是 $[-90^\circ, 90^\circ]$, 当无人机俯仰角超过 90° 或者小于 -90° 时, 计算俯仰角所用的 $\arcsin$ 函数范围溢出, 导致数据混乱, 所以 $\pm 90^\circ$ 是俯仰角计算的奇点。为了消除奇点, 可以发挥多传感器冗余的优势, 将同类型的不同传感器正交安装如图 6 所示, 此时图 6(a) 传感器的俯仰角与图 6(b) 传感器的横滚角等价, 图 6(a) 传感器的横滚角与图 6(b) 传感器的俯仰角等价, 因此可以用图 6(b) 传感器的横滚角来补偿图 6(a) 传感器的俯仰角, 同理可以用图 6(a) 传感器的横滚角来补偿图 6(b) 传感器的俯仰角, 从而消除了奇点。

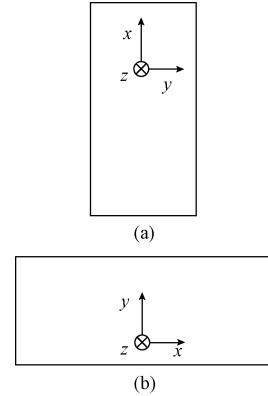


图 6 传感器正交安装以消除奇点

Fig. 6 Sensors are mounted orthogonally to eliminate singularities

2 基于置信度的数据仲裁算法

在经过神经网络之后, 较低精度的传感器数据精度提升, 与最高精度的传感器数据精度基本相同, 然后将多个精度类似的相同类型传感器数据传入到数据仲裁机制中, 根据预先设置的置信度对数据进行仲裁, 得到唯一的一个数据来源, 使得此数据作为后续进行滤波以及姿态解算的传感器数据。置信度的设置是根据先验知识, 即根据不同传感器的可靠性, 可靠性高的置信度高, 可靠性低的置信度低。

仲裁机制的处理流程如图 7 所示, 整个过程分为数据一致和数据不一致两种情况, 当数据一致时, 将多个传感器的数据根据置信度比例进行数据融合; 当数据不一致时, 选择置信度较高的传感器数据作为数据来源。

在上述的仲裁机制中, 首先针对每个传感器的可靠性设置对应的置信度。由于加速度数据、陀螺仪数据以及磁场强度数据仲裁原理相同, 故以加速度数据为例, 将不同传感器数据之差小于固定范围视为数据一致, 比较多个加速度传感器数据是否一致, 当所有传感器数据一致时, 则根据传感器对应的置信度, 乘上对应的系数, 通过互补的方式求得输出加速度数据。不同加速度传感器对应的系数根据式(12)计算。

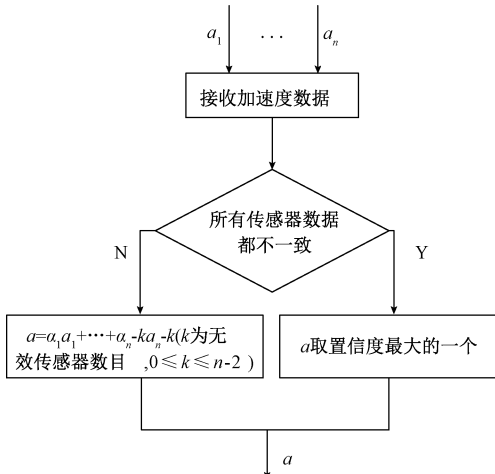


图 7 基于置信度的数据仲裁机制

Fig. 7 Data arbitration mechanism based on confidence

$$\alpha_i = \frac{A_i}{\sum_{j=1}^n A_j} \quad i = 1, \dots, n \quad (12)$$

式中: A_i 为第 i 个加速度传感器对应的置信度; n 为加速度传感器的个数; α_i 为第 i 个加速度传感器对应的系数,

其中 $\sum_{i=1}^n \alpha_i = 1$ 。

当其中某一个或几个加速度传感器与其他传感器数据不一致时,将数据不一致的传感器数据舍弃,不再参与后续运算。此时系数计算公式变为:

$$\alpha_i = \frac{A_i}{\sum_{j=1}^{n-k} A_j} \quad i = 1, \dots, n - k \quad (13)$$

式中: k 为加速度数据不一致的传感器数目。

当所有传感器数据都不一致,无法判断哪个是数据正常的传感器时,选用置信度最高的传感器数据作为输出数据。

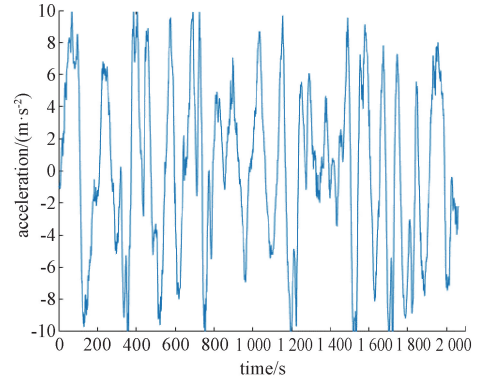
通过此方式还可以判断出传感器故障,判断出数据不一致的传感器,即可确定其为故障传感器。当发现若干传感器故障时,控制器也可控制无人机安全降落。

3 神经网络传感器数据补偿结果及分析

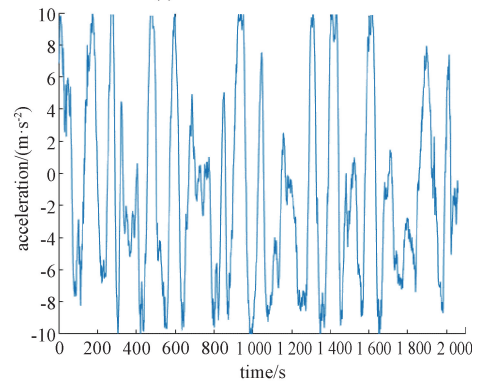
为了检验本文提出的基于神经网络的无人机 IMU 多传感器冗余的补偿算法性能,本文采用了 Pixhawk 作为实验平台,采集了无人机各个可能的姿态下 IMU 传感器的数据,共 2 060 组,其中 1 500 组作为训练数据,560 组作为测试数据,实验证明,此数据集足够。

在飞机保持位置固定的条件下,只进行姿态的变换,然后采集数据,如图 8 所示。由图 8 加速度计三轴数据可知,加速度计三轴数据均在 $-g \sim g$ 变换,即三轴角度在其整个值域内变化,飞行姿态涵盖各个可能出现的角度。

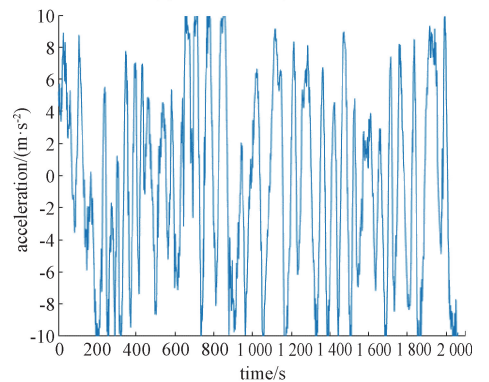
在此条件下,陀螺仪测得的 x 轴的角速度范围是 $[-7.465, 7.685]$ rad/s, y 轴的角速度范围是 $[-8.126, 9.675]$ rad/s, z 轴的角速度范围是 $[-4.495, 5.191]$ rad/s,能够实现对无人机实际飞行状态的全覆盖,因此对工程实现来说,已经遍历所有空间^[13-15]。由于 MPU6000 的加速度数据和陀螺仪数据均精度较高,因此将 MPU6000 的加速度数据和陀螺仪数据作为参考值,将 LSM303D 的加速度数据和 L3GD20 的陀螺仪数据作为训练数据,使其经过训练后可以实现误差补偿。以角速度数据进行数据融合、仲裁过程为例分析实验结果。



(a) 加速度 x 轴数据
(a) Acceleration x -axis data



(b) 加速度 y 轴数据
(b) Acceleration y -axis data



(c) 加速度 z 轴数据
(c) Acceleration z -axis data

图 8 加速度三轴数据

Fig. 8 Acceleration triaxial data

神经网络的输出数据与参考数据及训练数据的对比如图 9 所示,为了更好地展现误差补偿效果,将本文算法与文献[9-10]所述的基于卡尔曼滤波的误差补偿算法进行对比实验,数据误差实验结果如图 10 所示。

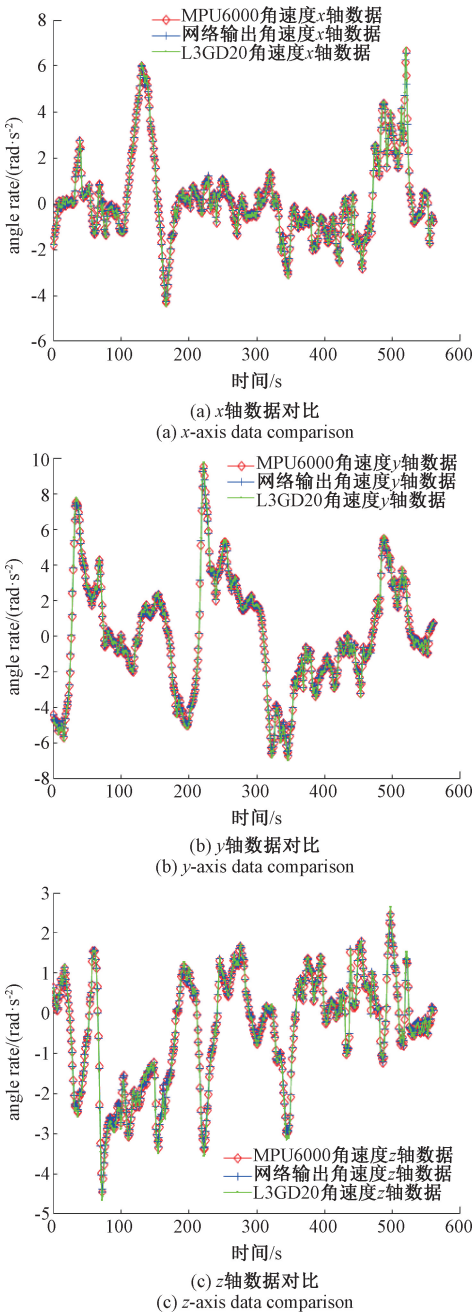


图 9 神经网络的输入与输出分别与参考数据进行对比
Fig. 9 The input and output of the neural network are compared with reference data

由图 9 可以看出,神经网络输出的角速度数据与 MPU6000 输出的角速度数据几乎一致。图 10 是经过训练之后的数据误差与训练之前的数据误差以及卡尔曼滤波误差补偿算法的输出数据误差进行对比,可以发现,经

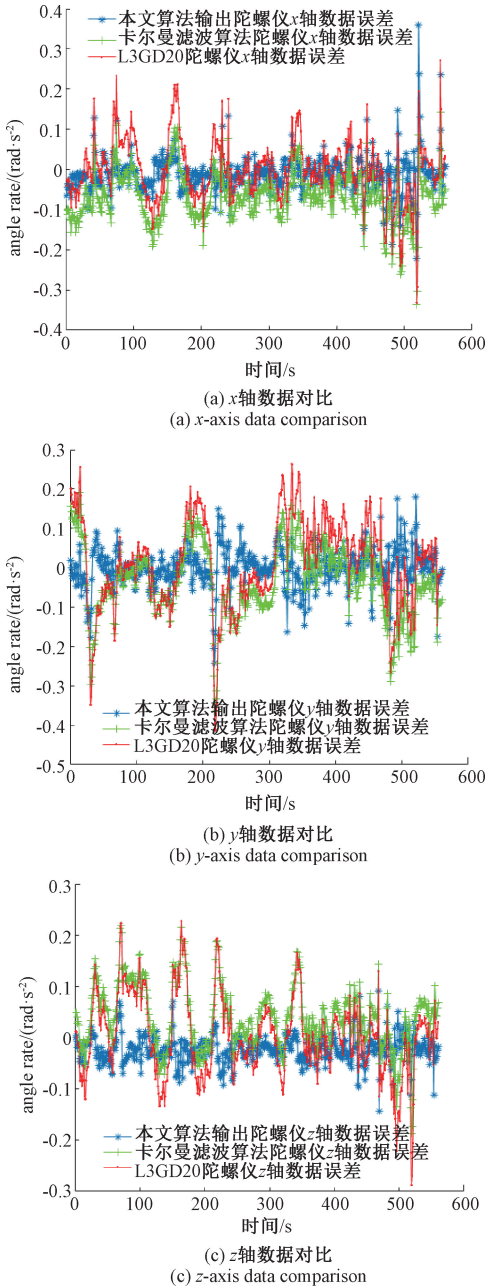


图 10 本文算法输出误差与卡尔曼滤波算法数据误差
Fig. 10 The output error of the algorithm in this paper and the error of the Kalman filtering algorithm

过神经网络训练后数据的误差显著减小,卡尔曼滤波的误差补偿效果比神经网络的误差补偿效果差。如表 1 所示,将本文算法与文献[9-10]基于卡尔曼滤波的误差补偿算法进行对比,可以发现本文算法能够更好地补偿数据误差,误差比未补偿前减小了 55.2%,比卡尔曼滤波误差小 53.9%。卡尔曼滤波可以根据先前的数据,预测出下一个数据,可以有效克服数据处理的不稳定性,但是由于需要利用先前数据,且状态量较多,运算量较大,对飞控计算机的要求较高,而且由于系统模型线性度误差的

存在,其补偿效果比 BP 神经网络差。微惯性测量单元 (micro inertial measurement unit, MIMU) 的误差^[16] 主要包括确定性误差、随机误差和温度误差,其中确定性误差主要包括由于磁场等产生的常值漂移,由数字信号向物理量转化产生的标度因子误差,与加速度有关的偏置,敏感轴不完全正交产生的交叉耦合误差以及安装误差;随机误差主要包括角度随机游走,角度白噪声,速率随机游走;MIMU 由于自身结构,容易受温度影响产生温度误差。卡尔曼滤波补偿的误差类型主要是常值漂移和随机漂移。虽然 BP 神经网络^[17-18] 的误差补偿效果较好,但是不能分辨补偿的误差类型,后续研究将会针对这一问题进行详细的误差建模。

表 1 本文算法输出误差与卡尔曼滤波算法数据误差的标准差对比

Table 1 The standard deviation of the output error of the algorithm and the error of the Kalman filtering algorithm data (m·s ⁻²)			
坐标轴	本文算法	卡尔曼滤波算法 ^[9,10]	L3GD20 原数据
x	0.048 48	0.075 18	0.085 54
y	0.050 73	0.110 10	0.113 30
z	0.034 26	0.077 75	0.080 59

为了进一步对比本文算法在提高 IMU 数据的可靠性方面的性能,本文设置了另外两组对比实验。本文将 Pixhawk 固件的处理算法称为原生算法,本文算法与原生算法进行对比,包括正常状态下 IMU 数据的输出对比和某一传感器 IMU 数据混乱状态下 IMU 数据的输出对比。如图 11 所示,在数据源没有受到干扰情况下,原生算法与基于神经网络的补偿算法都能输出正确的数据。如图 12 所示,在主要数据源受到干扰时,本文提出的基于神经网络的多传感器冗余算法依然能输出正确数据,数据误差较小,而原生多传感器冗余算法则出现数据错误,数据误差较大。由此可见本文算法切实有效,提高了多传感器冗余系统的可靠性^[19-20]。

同时用 MPU6000 传感器、L3GD20 传感器以及故障的 adis16448 传感器采集数据,然后将数据输入判定仲裁算法,得到输出数据,实验结果如图 13 所示。

由图 13 可知,当有一个传感器出现故障时,仲裁算法根据该传感器与其他传感器的数据误差判定其故障,然后不再使用该传感器数据,只使用正常传感器做数据融合,然后输出正确数据,此过程充分发挥了多传感器冗余方法的优势,提高了系统的可靠性。

4 结 论

本文主要通过神经网络对低精度传感器数据进行处

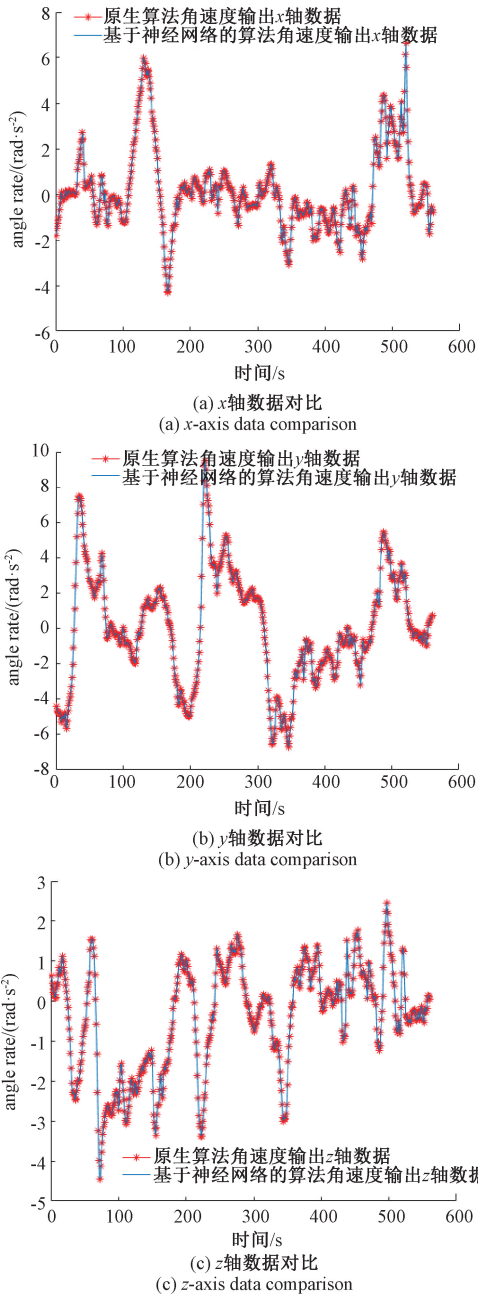


图 11 原生算法角速度输出数据与基于神经网络的算法角速度输出数据对比 (正常)

Fig. 11 Comparison of the angle rate output data of the native algorithm and the angle rate output data of the neural network-based algorithm (normal)

理,从而消除大部分误差,然后将输出数据与高精度传感器数据进行数据融合,将融合数据作为传感器最终输出数据。此外,本文还提出了针对消除奇点的传感器安装方式。实验发现,此算法能够很好地提高 IMU 传感器的可靠性,具有很大的现实意义^[21-23]。

本文是针对无人机 IMU 多传感器冗余问题提出此

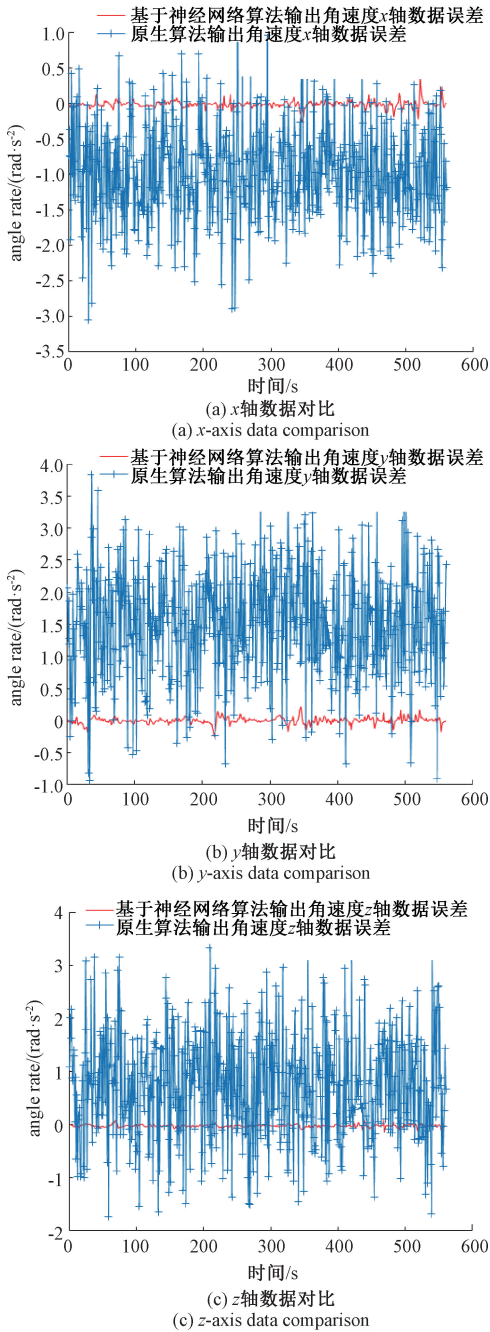


图 12 基于神经网络算法输出角速度数据误差及原生算法输出角速度数据误差(干扰)
Fig. 12 Error of output data based on neural network algorithm and error of output data of native algorithm (interference)

算法^[24-25],后续将继续研究神经网络补偿的误差来源以及其能补偿哪几种误差,建立详细的误差模型,得到一个普适性的理论算法。

参考文献

[1] 蒋红阳. 基于 STM32 的多旋翼无人机飞行控制器的冗余度系统研究[D]. 长春:吉林大学,2018.

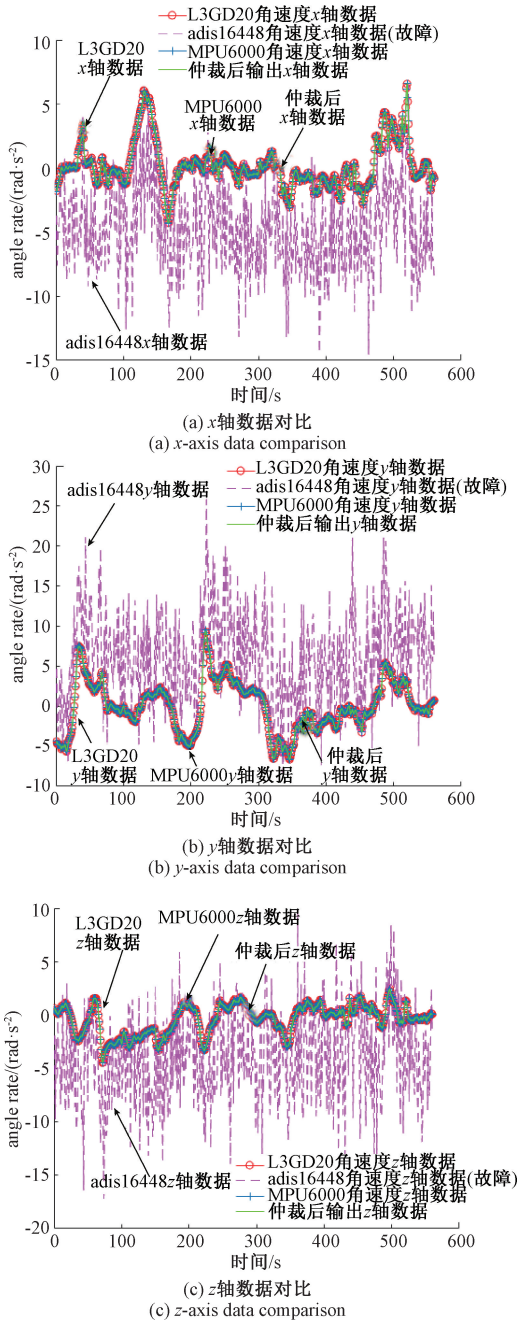


图 13 仲裁后判定传感器故障以及输出可靠数据
Fig. 13 Determine sensor failure and output reliable data after arbitration

JIANG H Y. Research on redundancy control system of multi-rotor unmanned aerial vehicle flight based on STM32 MCU [D]. Changchun: Jilin University, 2018.
[2] 韩志成. 基于数据仲裁算法的多旋翼飞控器相似冗余度内核技术研究[D]. 南京:南京航空航天大学,2019.
HAN ZH CH. Research on similarity redundancy kernel technology of multi-rotor flight controller based on data

- arbitration algorithm [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2019.
- [3] 杨嘉珩. 多传感器融合的无人机位姿跟踪与路径规划[D]. 杭州: 浙江大学, 2019.
- YANG J H. Pose tracking and path planning of UAV based on multi-sensor fusion [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2019.
- [4] 刘歌群, 刘卫国, 卢京潮, 等. 民用无人机飞行控制器可靠性设计[J]. 计算机测量与控制, 2005, 13(2): 135-137.
- LIU G Q, LIU W G, LU J CH, et al. Reliability design of commercial UAV flight controller [J]. Computer Measurement & Control, 2005, 13(2): 135-137.
- [5] 白雪琛. 无人机多余度飞行控制系统设计与应用研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2017.
- BAI X CH. The design and application research in redundant flight control system of UAV [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2017.
- [6] 白雪琛, 韩波, 方舟, 等. 一种多传感器冗余备份的无人机飞行控制系统: 201610244349.9 [P]. 2018.
- BAI X CH, HAN B, FANG ZH, et al. Multi-sensor redundant backup UAV flight control system: 201610244349.9 [P]. 2018.
- [7] 孙玉杰, 贺思艳, 徐小龙, 等. 神经网络补偿算法在基于 MEMS 的姿态检测中的应用[J]. 计算机应用研究, 2019, 36(10): 2696-2699.
- SUN Y J, HE S Y, XU X L, et al. Application of neural network compensation algorithm in MEMS-based attitude measurement [J]. Application Research of Computers, 2019, 36(10): 2696-2699.
- [8] 谭博. 基于神经网络水下机器人的容错控制[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2009.
- TAN B. Fault-tolerant control based on neural networks for underwater vehicle [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2009.
- [9] 贾培刚, 李明哲. 基于 Kalman 滤波算法的姿态传感器运动补偿方法研究[J]. 制造业自动化, 2015, 37(12): 41-43.
- JIA P G, LI M ZH. Research on method of motion compensation of attitude sensor based on Kalman filtering algorithm [J]. Manufacturing Automation, 2015, 37(12): 41-43.
- [10] 杨慧娟, 黄铮, 霍鹏飞, 等. 基于卡尔曼滤波的轴向加速度动态误差补偿方法[J]. 弹道学报, 2014, 26(1): 103-106.
- YANG H J, HUANG ZH, HUO P F, et al. Dynamic calibration method of axial acceleration based on Kalman filter [J]. Journal of Ballistics, 2014, 26(1): 103-106.
- [11] 米刚, 田增山, 金悦, 等. 基于 MIMU 和磁力计的姿态更新算法研究[J]. 传感技术学报, 2015, 28(1): 43-48.
- MI G, TIAN Z SH, JIN Y, et al. MIMU update algorithm based on the posture and magnetometer [J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2015, 28(1): 43-48.
- [12] 黄静雯, 符文星, 陈康. 五冗余捷联惯组系统配置及优化[J]. 指挥控制与仿真, 2013, 35(6): 105-108.
- HUANG J W, FU W X, CHEN K. Redundant configuration and optimization of strapdown inertial measurement unit [J]. Command control and simulation, 2013, 35(6): 105-108.
- [13] 郭宏伟, 侯宏录, 李光耀. 基于 Kalman 滤波和神经网络的 MEMS 陀螺温度漂移补偿[J]. 自动化与仪器, 2020, 35(1): 1-5.
- GUO H W, HOU H L, LI G Y. Temperature drift compensation of MEMS gyroscope based on Kalman filter and neural network [J]. Automation & Instrumentation, 2020, 35(1): 1-5.
- [14] 姜彪, 李荣正, 曹磊. 基于神经网络算法的 LVDT 传感器非线性补偿方法设计[J]. 化工自动化及仪表, 2017, 44(9): 853-856.
- JIANG B, LI R ZH, CAO L. Design of LVDT nonlinear compensation method based on neural network algorithm [J]. Chemical Automation and Instrumentation, 2017, 44(9): 853-856.
- [15] 王慧, 符鹏, 宋宇宇. 基于萤火虫优化 BP 神经网络方法的传感器温度补偿策略[J]. 机械强度学报, 2020, 42(1): 109-114.
- WANG H, FU P, SONG Y N. Temperature compensation strategy of pressure sensor based on BP neural network optimized by glowworm swarm optimization [J]. Journal of Mechanical Strength, 2020, 42(1): 109-114.
- [16] 高畅. 基于 MEMS 的 IMU 误差建模与温度补偿技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2017.
- GAO CH. Research on IMU error modeling and temperature compensation technology based on MEMS sensor [D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2017.
- [17] 彭基伟, 吕文华, 行鸿彦, 等. 基于改进 GA-BP 神经网络的湿度传感器的温度补偿[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(1): 154-160.
- PENG J W, LV W H, XING H Y, et al. Temperature compensation for humidity sensor based on improved GA-BP neural network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(1): 154-160.
- [18] 温嘉斌, 赵红阳, 刘子宁. 基于神经网络的无刷直流电机传感器故障检测及容错系统[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(10): 39-46.

- WEN J B, ZHAO H Y, LIU Z N. Brushless DC motor sensor fault detection and fault-tolerant system based on neural network [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(10): 39-46.
- [19] 宋浏阳, 李石, 王芃鑫, 等. 基于动态统计滤波与深度学习的智能故障诊断方法[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(7): 39-46.
- SONG L Y, LI SH, WANG P X, et al. Brushless DC motor sensor fault detection and fault-tolerant system based on neural network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(7): 39-46.
- [20] 许刚, 肖军. 无人机的神经网络观测器及多传感器故障诊断技术的研究[J]. 计算机与数字工程, 2018, 46(7): 1327-1340.
- XU G, XIAO J. Research on sensor fault diagnosis of UAV based on neural network [J]. Computer & Digital Engineering, 2018, 46(7): 1327-1340.
- [21] 包国宁. 无人机冗余飞行控制系统研究[D]. 厦门: 厦门大学, 2017.
- BAO G N. Research on redundant flight control system of unmanned aerial vehicle [D]. Xiamen: Xiamen University, 2017.
- [22] 程建兴, 史仪凯. 基于冗余信息的多传感器数据融合算法研究[J]. 传感器与微系统, 2008, 27(4): 27-29.
- CHENG J X, SHI Y K. Research on multi-sensor data fusion algorithm based on redundant information [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2008, 27(4): 27-29.
- [23] 陈国良, 李飞, 张言哲. 一种基于自适应波峰检测的MEMS计步算法[J]. 中国惯性技术学报, 2015, 23(3): 316-321.
- CHEN G L, LI F, ZHANG Y ZH. Pedometer method based on adaptive peak detection algorithm [J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2015, 23(3): 316-321.
- [24] MAHONY R, HAMEL T, PFILMLIN J M. Nonlinear complementary filters on the special orthogonal group [J]. IEEE Trans on Automation Control, 2008, 53(5): 1203-1218.
- [25] JAFARI M, ROSHANIAN J. Inertial navigation accuracy increasing using redundant sensors [J]. Journal of Science and Engineering, 2013, 1(1): 55-66.

作者简介



乔文超, 2018年于东南大学获得学士学位, 现为上海交通大学硕士研究生, 主要研究方向为无人机飞行控制。

E-mail: WenchaoQ@163.com

Qiao Wenchao received his B. Sc. degree from Southeast University in 2018. Now he is a M. Sc. candidate at Shanghai Jiaotong University. His main research interest includes UAV flight control.



王红雨(通信作者), 2004年于西安交通大学获得硕士学位, 2009年于上海交通大学获得博士学位, 现为上海交通大学海洋智能装备与系统教育部实验室高级工程师, 主要研究方向为微小型无人飞行器, 故障诊断与容错控制。

E-mail: redrain@sjtu.edu.cn

Wang Hongyu (Corresponding author) received his M. Sc. degree from Xi'an JiaoTong University in 2004, Ph. D. degree from Shanghai JiaoTong University in 2009. He is currently a senior engineer in Key Laboratory of Marine Intelligent Equipment and System of Ministry of Education, Shanghai Jiaotong University. His main research interests include micro UAV, fault detection and fault tolerant control.