

# 基于四元数卷积神经网络的卫星姿态控制系统故障诊断

闻新 王大勇

沈阳航空航天大学 航空宇航学院 沈阳 110135

**摘要** 卫星是最常用的一类航天器，其姿态控制系统是最重要的子系统。本文针对以飞轮作为执行机构的卫星姿态控制系统的故障诊断问题，提出了一种基于四元数卷积神经网络(Quaternionic Convolutional Neural Network, QCNN)的故障诊断方法。首先建立卫星姿态运动学与动力学模型，基于Matlab/Simulink建立完整的卫星姿态控制系统，对故障数据进行采集和分析。然后建立四元数神经元模型并构建四元数卷积神经网络，将预处理的数据输入到四元数卷积神经网络中进行仿真。最后通过对仿真结果的分析，验证了四元数卷积神经网络对卫星姿态控制系统故障检测的准确性和有效性。

**关键词** 卫星姿态；四元数；卷积神经网络；故障诊断

**DOI** 10.12252/j.issn.2096-6261.2021.11.334

近些年来，中国发射的卫星越来越多。作为目前应用非常广泛的一类航天器，卫星会面临很多的故障问题，其中姿态控制系统故障会导致非常严重的后果。针对这类故障诊断问题，众多学者进行了大量研究<sup>[1]</sup>。文献[2]利用自关联神经网络计算残差，通过将残差值与正常运行条件阈值进行比较来进行故障诊断。文献[3]提出了一种新的状态空间表示的动态多输入多输出神经元结构，并提出了一种基于无迹卡尔曼滤波的神经网络训练算法进行故障检测。文献[4]提出一种改进的1D-CNN卫星姿态控制系统，利用将卷积神经网络与快速卷积算法相结合的方法来进行故障检测。文献[5]设计了一种基于新型级联前馈神经网络的故障诊断系统，模拟脉冲等离子推进器的动力学特性开展故障诊断。文献[6]设计了一种基于HBF神经网络的自适应观测器，针对神经网络的非线性建模能力，提出了一种基于观测器的故障检测与诊断方法。文献[7]设计了一种带有门循环单元的循环神经网络，对时序故障进行诊断。文献[8]利用离散小波卷积神经网络来从图像中提取更详细的特征，有效识别出图像中更有用的信息。现代社会，人工智能技术高速发展，一些依靠浅层神经网络进行故障检测的方法逐渐被数据特征提取能力更强的深度学习所取代。本文基于四元数卷积神经网络建立卫星姿态控制系统的故障诊断方法，对卫星姿态控制系统中的执行器的常见故障进行仿真分析，验证了以四元数卷积神经网络进行故障诊断的有效性。

## 1 卫星姿态运动模型及故障建模

卫星姿态运动模型主要可以分为卫星姿态运动学模型和卫星姿态动力学模型两个部分<sup>[9]</sup>。卫星姿态运动学模型用来表示卫星姿态角及姿态角速度的变化情况；卫星姿态动力学模型用来表示在各种力矩作用下卫星角速度的变化情况<sup>[10]</sup>。

### 1.1 卫星姿态运动学建模

在用欧拉角描述卫星姿态运动方程时，会遇到奇异问题，为避免奇异，可以用四元数来描述卫星姿态运动方程<sup>[11]</sup>，如下：

$$\dot{q}_0 = -\frac{1}{2} \boldsymbol{\omega}^T \begin{bmatrix} q_1 \\ q_2 \\ q_3 \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$\begin{bmatrix} \dot{q}_1 \\ \dot{q}_2 \\ \dot{q}_3 \end{bmatrix} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} q_0 & -q_3 & q_2 \\ q_3 & q_0 & -q_1 \\ -q_2 & q_1 & q_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中： $\boldsymbol{\omega} = [\omega_x \ \omega_y \ \omega_z]^T$ 为卫星姿态角速度， $q = [q_0 \ q_1 \ q_2 \ q_3]^T$ 为卫星的姿态四元数， $\dot{q} = [\dot{q}_0 \ \dot{q}_1 \ \dot{q}_2 \ \dot{q}_3]^T$ 为姿态四元数导数， $q_0$ 是四元数的标量部分， $[q_1 \ q_2 \ q_3]^T$ 为四元数的矢量部分。

### 1.2 卫星姿态动力学建模

将卫星视为刚体，卫星姿态动力学模型为：

$$I\dot{\boldsymbol{\omega}} + \boldsymbol{\omega} \times H + T_r = T_{ext} \quad (3)$$

H=I $\boldsymbol{\omega}$

式中：I是卫星的转动惯量矩阵， $\boldsymbol{\omega} = [\omega_x \ \omega_y \ \omega_z]^T$ 是卫星姿态角速度， $T_r$ 、 $T_{ext}$ 分别是卫星的控制力矩和外部干扰力矩。H是卫星的角动量。

### 1.3 飞轮故障建模

通过对飞轮故障原因进行分析，可以对飞轮故障原因总结为锁死故障、加性故障、乘性故障和混合故障，相应的模型为<sup>[12]</sup>：

(1) 锁死故障：

$$T_f = \begin{cases} T(t) & t < t_f \\ c & t > t_f \end{cases} \quad (4)$$

(2) 加性故障：

$$T_f = \begin{cases} T(t) & t < t_f \\ T(t) + f(t) & t > t_f \end{cases} \quad (5)$$

(3) 乘性故障：

$$T_f = \begin{cases} T(t) & t < t_f \\ T(t) + g(t) & t > t_f \end{cases} \quad (6)$$

(4) 混合故障：

$$T_f = \begin{cases} T(t) & t < t_f \\ T(t) \times g(t) + f(t) & t > t_f \end{cases} \quad (7)$$

式中： $T_f$ 为飞轮实际输出力矩， $T(t)$ 为飞轮期望输出力矩， $t_f$ 表示飞轮故障时刻， $f(t)$ 为加性故障函数， $g(t)$ 为乘性故障函数。

## 2 神经网络模型

### 2.1 卷积神经网络

卷积神经网络的基本结构如图1示。

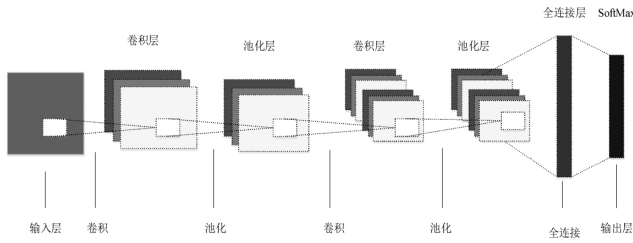


图1 卷积神经网络的基本结构

卷积层也可以称之为“检测层”，池化层也可以称之为“下采样层”。卷积层的权值称之为卷积核，通过卷积核对图像进行逐行扫描来提取图像中的特征。卷积操作其功能类似于传统图像处理中的滤波，池化层的主要作用就是“下采样”，通过降维去掉冗余信息，对特征进行压缩，减少神经网络要学习的参数数量，简化神经网络的复杂程度。全连接层是在图像经过若干的卷积层和池化层的特征处理后起到一个“分类器”的作用。

2.2 四元数定义

四元数是由一个实数和三个虚数*i*, *j*, *k*组成的一类超复数<sup>[13-14]</sup>，将四元数定义为在四维向量空间中的向量*x*：

$$x = x^{(e)} + x^{(i)}i + x^{(j)}j + x^{(k)}k \quad (8)$$

式中：*x*<sup>(e)</sup>, *x*<sup>(i)</sup>, *x*<sup>(j)</sup>和*x*<sup>(k)</sup>是实数，从而构成了以1、*i*、*j*、*k*为基的实数上的四维向量空间。

2.3 神经元模型

在四元数神经网络中，每个神经元都接收三维信号作为输入和输出，神经元*j*的输出用*y<sub>j</sub>*表示，定义为：

$$y_j = h(s_j^{(i)})i + h(s_j^{(j)})j + h(s_j^{(k)})k \quad (9)$$

式中：*N*是与神经元*j*连接的神经元数量，变量*x* ∈ *I*、*ω* ∈ *H*、*θ* ∈ *I*、*s* ∈ *I*分别是神经元的输入、连接权重、阈值和动作电位。神经元的激活函数采用分裂型函数，即将实值函数*h*(·)应用于四元数的每一个部分。

2.4 卷积和池化运算

与实值卷积神经网络一样，一个四元数神经元接受来自局部感受野的信号。四元数神经元的卷积运算类似于式(13)和式(14)中的神经元模型：

$$s_{ijk} = \sum_{s=1}^m \sum_{t=1}^m \frac{\omega_{stik} x_{i+s, j+t} \omega_{stik}^*}{|\omega_{stik}|} + \theta_k \quad (10)$$

$$y_{ijk} = h(s_{ijk}^{(i)})i + h(s_{ijk}^{(j)})j + h(s_{ijk}^{(k)})k \quad (11)$$

式中：*m*为局部感受野的过滤器大小。

池化操作对输入信号起到降低分辨率（降采样）的作用。本文采用最大池化，提取一组神经元中每个四元数分量的最大值：

$$p_{i,j} = \max_{s \in [0,m]} (y_{mi+s, mj+s}^{(i)})i + \max_{s \in [0,m]} (y_{mi+s, mj+s}^{(j)})j + \max_{s \in [0,m]} (y_{mi+s, mj+s}^{(k)})k \quad (12)$$

2.5 批量归一化

批量归一化是对训练数据的分布进行归一化，以加快训练速度的过程<sup>[15]</sup>。本文基于实值卷积神经网络的批量归一化方法采用一种用于四元数神经网络的批量归一化方案<sup>[16]</sup>。

四元数*x*的均值*QE*(*x*)和方差*QV*(*x*)的扩展定义为：

$$QE(x) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (x_i^{(e)} + x_i^{(i)}i + x_i^{(j)}j + x_i^{(k)}k) \quad (13)$$

$$QV(x) = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (x_i - QE(x))(x_i - QE(x))^* \quad (14)$$

批量归一化被定义为：

$$QBN(x_i) = \gamma \left( \frac{x_i - QE(x)}{\sqrt{QV(x) + \epsilon}} \right) + \beta \quad (15)$$

式中：*γ*是一个标量称为伸缩尺度，*β*是一个纯虚四元数称为位移尺度，*ε*是一个非零的小常数。*γ*和*β*参数会随着网络训练而改变。

2.6 Softmax操作

在神经网络的分类任务中，Softmax操作对于获得分类结果很有用，因为神经元通过Softmax操作的输出可以被映射为分类的概率。由于四元数神经元具有三维输出功能，不能直接将Softmax操作引入四元数神经元。因此，本文在输出层将四元数神经元替换为实值神经元，以获得实值信号(见图2)。利用这些实值输出，可以进行Softmax操作。

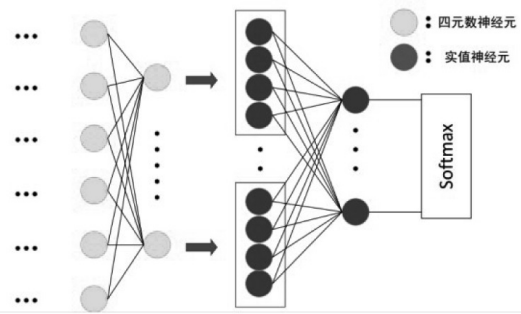


图2 四元数神经网络中Softmax运算的实值变化

3 故障诊断方法

通过Simulink建立如图3卫星姿态控制系统并进行数值仿真。以飞轮作为执行器，对卫星俯仰轴上安装的飞轮引入锁死故障、加性故障、乘性故障和混合故障四种故障，横滚轴和偏航轴上的飞轮保持健康状态。采集不同故障情况下的输出力矩。

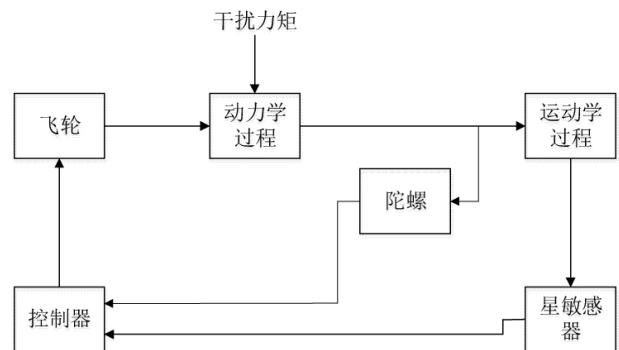


图3 卫星姿态控制系统

建立拥有两对卷积层、两层池化层以及两层全连接层的四元数卷积神经网络，网络结构如表1所示：

表1 四元数卷积神经网络结构

Layer	Output size	Fliter size	Activation
Conv1	3×32×32×16	3×3	RELU
Maxpool1	3×16×16×16	2×2	
Conv2	3×16×16×16	3×3	RELU

Maxpool2	3×8×8×16	2×2	
Flatten	3×1024		
FC1	3×256		RELU
FC2	4		Softmax

#### 4 仿真结果

##### 4.1 仿真参数设定

卫星姿态控制系统的仿真框架图如图2所示。

卫星的转动惯量矩阵为  $I = \text{diag} \{1.251 \ 9.65 \ 9.65\}$ ,

初始姿态角速度  $\omega_0 = [0.0017 \ 0.0017 \ 0.0017]^T$ ,

初始姿态角  $f_0 = [0 \ 0.7543 \ 0.0977]^T$ ,

目标姿态角  $f_1 = [0.1745 \ 0.1745 \ 0.5263]^T$ ,

初始姿态为  $Q_0 = [-0.0178 \ 0.3636 \ 0.0455]^T$ ,

初始轨道角速度为  $\omega_{r0} = [0 \ -0.0011 \ 0]^T$ ,

初始姿态四元数为  $Q_0 = [0.9303 \ -0.0178 \ 0.3636 \ 0.0455]^T$ ,

目标姿态四元数为  $Q_1 = [0.9606 \ 0.0614 \ 0.1063 \ 0.2495]^T$ 。

##### 4.2 仿真结果

对卫星姿态控制系统执行器的四种故障进行故障诊断仿真验证。每种故障选取360个训练集和120个测试集。图像输入尺寸设置为64×64，学习率设置为0.001，激活函数选择ReLU函数，采用Adam优化器，迭代次数为20。仿真结果如图：

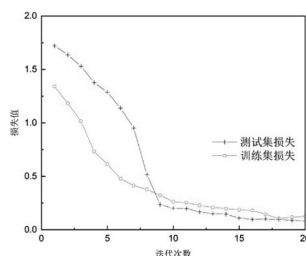


图4 损失函数曲线

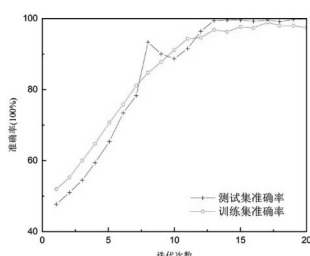


图5 准确率曲线

由图4可以看出，在10次迭代后，四元数卷积神经网络测试集损失值迅速收敛，并趋于平稳。由图5可以看出，在第13次迭代之后，测试集的准确率达到97.81。通过训练集和测试集的仿真结果，证明了四元数卷积神经网络可以对卫星姿态控制系统执行器故障进行准确的识别。

#### 5 结论

本文基于对以飞轮作为执行机构的卫星姿态控制系统的四种故障类型进行诊断，提出了一种应用四元数卷积神经网络来进行故障诊断的方法。根据仿真结果，可以明显地看到四元数卷积神经网络可以精确地对卫星姿态控制系统飞轮部分的故障进行诊断，验证了以四元数卷积神经网络进行故障诊断的有效性与可靠性。在选取四元数卷积神经网络的卷积层与池化层时，过程较为繁琐，有待进行进一步的完善。

#### 参考文献

[1]SULLIVAN J, GRIMBERG S, AMICO D. Comprehensive

Survey and Assessment of Spacecraft Relative Motion Dynamics Models[M]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 2017: 1-23.

[2]NIETO J P, LUIS G C, RABHI A, et al. Vehicle Fault Detection and Diagnosis combining AANN and ANFIS[J]. IFAC Proceedings Volumes, 2009, 42(8): 1079-1084.

[3]MRUGALSKI M. An unscented Kalman filter in designing dynamic GMDH neural networks for robust fault detection[J]. International Journal of Applied Mathematics & Computer Science, 2013, 23(1): 157-169.

[4]闻新, 龙弟之, 王俊鸿等.基于1D-CNN的卫星姿态控制系统故障诊断方法[J].兵工自动化, 2020, 39(7): 1-6.

[5]陈辛, 魏炳翌, 闻新.卫星姿态控制系统执行器的故障诊断方法研究[J].航空兵器, 2018(02): 69-76.

[6]Wen Xin, Zhang Xingwang, Zhu Yaping. Design of Fault Detection Observer Based on Hyper Basis Function [J]. Tsinghua Science and Technology, 2015, 20(2): 200 - 204.

[7]倪平, 闻新.基于循环神经网络的卫星姿态执行器故障诊断[J/OL].中国空间科学技术: 1-5 [2021-05-05].

[8]Reshmi Sasibhooshan, Suresh Kumaraswamy. WavNet - Visual saliency detection using Discrete Wavelet Convolutional Neural Network[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 79.

[9]Mousavi S, Khorasani K. Fault Detection of Reaction Wheels in Attitude Control Subsystem of Formation Flying Satellites: A Dynamic Neural Network-Based Approach [J]. International Journal of Intelligent Unmanned Systems, 2014, 2(1): 2 - 26.

[10]朱津津.应用控制力矩陀螺的卫星姿态控制研究[D].哈尔滨工业大学, 2016.

[11]YANG Y. Spacecraft attitude determination and control: quaternion based method[J]. Annual Reviews in Control. 2012, 36(2): 198-219.

[12]程瑶.卫星姿态控制系统的混合故障诊断方法研究[D].哈尔滨工业大学, 2016.

[13]W. R. Hamilton, Lectures on Quaternions. Dublin: Hodges and Smith, 1853.

[14]T. L. Hankins, Sir William Rowan Hamilton. Baltimore and London: Johns Hopkins University Press, 1980.

[15]S. Ioffe and C. Szegedy, "Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift," in Proceedings of the 32nd International Conference on Machine Learning, vol. 37, 2015, pp. 448 - 456.

[16]Q. Yin, J. Wang, X. Luo, J. Zhai, S. K. Jha, and Y. Shi, "Quaternion convolutional neural network for color image classification and forensics," IEEE Access, vol. 7, pp. 20 293 - 20 301, 2019.