

doi: 10.3969/j.issn.0490-6756.2020.05.013

基于FFT的概率神经网络故障诊断模型

余臻, 付江梦, 刘利军

(厦门大学航空航天学院, 厦门 361005)

摘要:无人机的执行器和传感器系统受到材料与环境等诸多因素的影响,容易发生各类故障,严重时甚至会造成坠机,因此实现无人机早期故障的有效诊断对预防飞行事故具有重要意义.本文以六旋翼无人机 Simulink 模型作为研究对象,针对飞行器电机和角速度传感器的早期故障,提出了一种基于快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform, FFT)的概率神经网络故障诊断模型.首先,在 Simulink 平台上对六旋翼无人机进行飞控模型的建立;然后采用 FFT 对数据进行有效的时频分析;最后基于 MATLAB 设计并建立概率神经网络模型,利用 FFT 数据进行故障分类,实现无人机的故障诊断.

关键词:六旋翼无人机;傅里叶变换;神经网络;故障诊断

中图分类号: TP183 **文献标识码:** A **文章编号:** 0490-6756(2020)05-0909-06

Probabilistic neural network fault diagnosis model based on FFT

YU Zhen, FU Jiang-Meng, LIU Li-Jun

(School of Aerospace Engineering, Xiamen University, Xiamen 361005, China)

Abstract: The actuator and sensor system of the UAV is affected by many factors such as materials and environment, the UAV is prone to various types of faults and even may crash in severe cases. Therefore, the effective diagnosis of the early fault of the UAV is of great significance in preventing flight accidents. The paper chooses the Simulink model of the six-rotor UAV as the research object, a probabilistic neural network fault diagnosis model based on Fast Fourier transform (FFT) is proposed for the early fault of aircraft motor and angular velocity sensor. The flight control model of the six-rotor UAV is established on the Simulink platform. Then the FFT is used to analyze the data in an effective time-frequency analysis. Finally, the probabilistic neural network model is implemented with MATLAB, and the FFT data is used to classify the faults to realize fault diagnosis of UAV.

Keywords: Six-rotor UAV; Fast Fourier transform; Neural network; Fault diagnosis

1 引言

在航空工业和航天技术中,可靠性和安全性不仅是技术创新与发展的主要问题,也是飞行器的基本保障.电机作为执行器最重要的部分,是无人机

动力的全部来源,同时旋翼的转动效益直观地体现了电机性能,影响飞行器的整体稳定性,因此其安全性十分重要.而传感器作为无人机系统中的关键部件,对飞行状态实时测量,并通过执行器完成控制.当两者出现微小故障时,如果能及时准确地诊

收稿日期: 2019-05-17

基金项目: 国家自然科学基金(61304110); 厦门大学校长基金(20720160081); 船重科基金([2019]1138); 广东省自然科学基金(2018A030313124); 上海市自然科学基金(18ZR1443200); 中国博士后科学基金(2017M621578)

作者简介: 余臻(1965-),男,福建厦门人,博士,教授,厦门大学自动化系博导. E-mail: yuzhen20@xmu.edu.cn

通讯作者: 刘利军. E-mail: liulijun@xmu.edu.cn

断出故障并明确具体故障部件,便可提前检修,大大提高无人机的安全性。

根据目前发展现状,关于多旋翼无人机领域的研究方向主要包括三点,分别是无人机的飞行控制研究、无人机的建模分析以及无人机的故障诊断与容错控制^[1]。其中,故障诊断是无人机的一个重要研究方向,参考最前沿的研究结论,可分为基于数学解析模型,基于专家知识和基于数据驱动三类故障诊断方法^[2]。而神经网络与频域分析是基于数据驱动的两类典型故障诊断策略。

近年来,深度学习与故障诊断工作密切联系,而概率神经网络(Probabilistic Neural Network, PNN)作为一种常用的深度学习框架,在各领域的工程实践中发挥着巨大作用,例如:利用 PNN 实现对损伤仪器的高效鉴别^[3];以动态 PNN 对地质属性进行类别判断^[4]等等。

时频分析也是目前故障诊断研究的一个重要方向,其中最典型的方法包括小波变换和傅里叶变换。本文将直接采用快速傅里叶变换进行信号处理。因此,根据神经网络与频域分析的故障诊断方法,针对 Simulink 环境下六旋翼无人机电机和角速度传感器的单故障模式,本文提出一种基于 FFT 的概率神经网络故障诊断模型,实现无人机的故障诊断与故障模式识别。

2 六旋翼无人机 Simulink 模型

图 1 所示的六旋翼建立有效的数学模型。为了简化模型计算的复杂度,首先作如下假设:

- (1) 无人机为刚体,飞行过程中质量保持不变;
- (2) 地面坐标系视为惯性坐标系,且重力加速度保持不变;
- (3) 不计飞行时的空气阻力和陀螺效应。

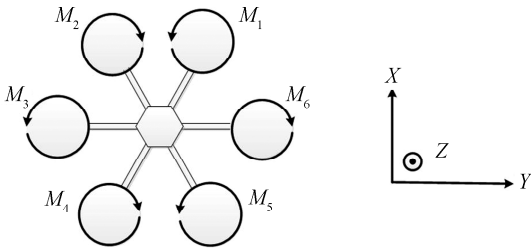


图 1 六旋翼模型及坐标定义

Fig. 1 Six-rotor model and coordinate definition

2.1 运动与动力学模型

根据文献^[5-8]中的推导及相关物理原理,可

推导出简化的六旋翼无人机运动与动力学方程。

$$\begin{cases} \ddot{x} = (\cos\phi \sin\theta \cos\Psi + \sin\phi \sin\Psi) \frac{U_1}{m} \\ \ddot{y} = (\cos\phi \sin\theta \cos\Psi + \sin\phi \sin\Psi) \frac{U_1}{m} \\ \ddot{z} = -g + (\cos\phi \cos\theta) \frac{U_1}{m} \\ \ddot{\phi} = \dot{\theta} \dot{\Psi} \frac{I_Y - I_Z}{I_X} + \frac{l}{I_X} U_2 \\ \ddot{\theta} = \dot{\phi} \dot{\Psi} \frac{I_Z - I_X}{I_Y} + \frac{l}{I_Y} U_3 \\ \ddot{\Psi} = \dot{\theta} \dot{\phi} \frac{I_X - I_Y}{I_Z} + \frac{d}{b I_Z} U_4 \end{cases} \quad (1)$$

其中, m 为无人机质量; g 为重力加速度; l 为臂长; b 为推力因子; d 为反扭矩系数; ϕ, θ, ψ 分别代表滚转、俯仰和偏航角; I_x, I_y, I_z 代表位置 x, y, z 通道上的转动惯量, $U_1 \sim U_4$ 分别代表在垂直、滚转、俯仰和偏航 4 个通道上 Backstepping 控制法的控制率。

2.2 电机模型

本文以一阶惯性环节模拟无人机的电机系统,具体可表示为^[9-10]:

$$G(s) = \omega(s)/U_c(s) = \frac{b}{as+1} \quad (2)$$

其中, $\omega(s)$ 为电机转速; $U_c(s)$ 为控制量; b 为尺度因子; a 为电机时间常数,由具体电机型号与硬件决定。本文取 $a=0.01, b=1$ 。同时引入电机的效率参数 $P_i (i=1 \sim 6)$,以实现电机故障的模拟。

2.3 Backstepping 控制法

Backstepping 控制是一种具有鲁棒性的递归设计方法。设计过程中,复杂系统被划分各个子系统并逐步修正,最终集成为一个完整控制律。根据相关推导^[6],可得控制律 U 为

$$\begin{cases} U_1 = \frac{m}{\cos\phi \cos\theta} \left[\frac{(1+\alpha_1\alpha_2)(z_d - z)}{+ (\alpha_1 + \alpha_2)(\dot{z}_d - \dot{z}) + g} \right] \\ U_2 = \frac{1}{b_1} \left[\frac{(1+\alpha_3\alpha_4)(\phi_d - \phi)}{+ (\alpha_3 + \alpha_4)(\dot{\phi}_d - \dot{\phi}) - a_1 \dot{\theta} \dot{\psi}} \right] \\ U_3 = \frac{1}{b_2} \left[\frac{(1+\alpha_5\alpha_6)(\theta_d - \theta)}{+ (\alpha_5 + \alpha_6)(\dot{\theta}_d - \dot{\theta}) - a_2 \dot{\phi} \dot{\psi}} \right] \\ U_4 = \frac{1}{b_3} \left[\frac{(1+\alpha_7\alpha_8)(\psi_d - \psi)}{+ (\alpha_7 + \alpha_8)(\dot{\psi}_d - \dot{\psi}) - a_3 \dot{\theta} \dot{\phi}} \right] \end{cases} \quad (3)$$

其中, $a_1 = (I_x - I_z)/I_y, a_2 = (I_z - I_x)/I_y, a_3 = (I_x - I_y)/I_z$,同时 $\alpha_1 \sim \alpha_8$ 为系统的可调参数,可针对具体的控制效果进行参数调节。

2.4 六旋翼模型仿真

根据上述分析, 最终可得六旋翼无人机 Simu-

link 系统控制图, 具体如图 2 所示.

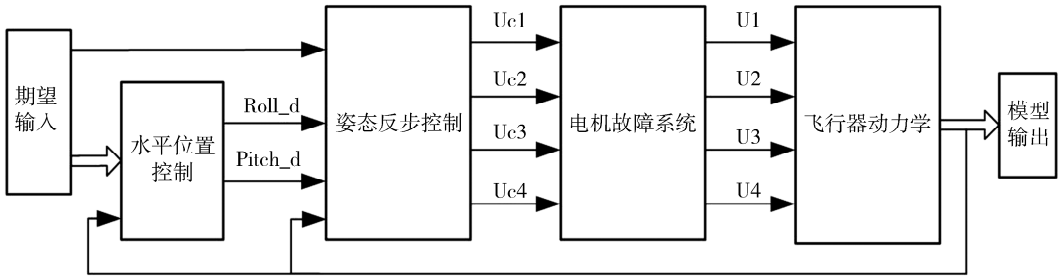


图 2 六旋翼系统控制仿真图
Fig. 2 Six-rotor system control simulation diagram

接下来, 对上述六旋翼无人机模型进行仿真分析. 首先, 设置模型的期望输入为 $x_d = y_d = z_d = 3$, $roll_d = pitch_d = yaw_d = 0$, 系统仿真时间为 15 s. 仿真后便可得如图 3 所示的六自由度时域曲线. 由图可得, 该模型的控制效果良好.

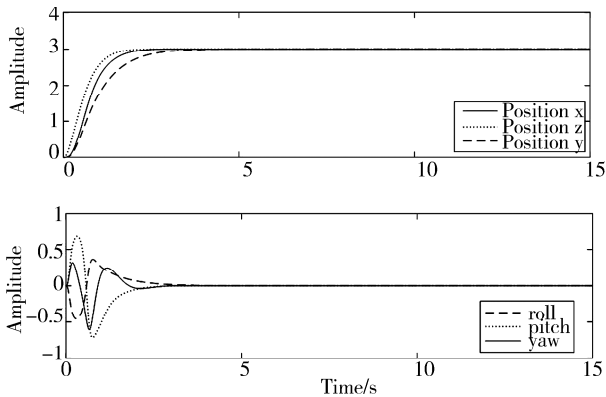


图 3 六旋翼系统位置与姿态响应
Fig. 3 Six-rotor system position and attitude response

3 概率神经网络模型

概率神经网络 (Probabilistic Neural Networks, PNN) 是一种典型的分类器, 广泛地应用于预测分类领域^[11], 在故障诊断领域中有着不可比拟的作用.

针对六旋翼而言, 一方面, 当电机发生失效时, 输出效率的改变将直接反映到螺旋桨转速上, 使得无人机飞行姿态产生变化, 且故障电机不同, 飞行姿态的偏转也不同; 另一方面, 当角速度传感器发生最常见的偏移故障时^[12], 很明显将直接影响无人机对应姿态角速度及其角度的变化. 因此, 本文重点关注滚转 Roll、俯仰 Pitch 和偏航 Yaw 三个姿态角及对应角速度这六个有关输出量, 同时将三

个姿态角作为电机故障的特征元素, 在此基础上, 额外引入三个姿态角速度与之共同作为传感器故障的特征元素.

3.1 故障数据

本文假设均在仿真飞行中途的第 10 s 为无人机注入不同类型的单故障模式.

首先, 针对电机故障设计三种状态: (1) 6 个电机均为全效率 ($P_i = 1, i = 1 \sim 6$) 输出时的正常情况; (2) 6 个电机单独为可忽略失效 ($P_i > 0.98, i = 1 \sim 6$) 时的正常情况; (3) 6 个电机单独为本文自定义的微小失效 ($0.9 \leq P_i \leq 0.98, i = 1 \sim 6$) 的故障情况. 针对以上 3 种情况, 共仿真出 50 种不同飞行状态.

以六旋翼正常和 1 号电机第 10 s 时发生 10% 的失效状态为例, 其原始仿真数据如表 1 和表 2 所示.

表 1 六旋翼正常时的原始仿真数据
Tab. 1 Original simulation data for normal Six-rotor

No.	Roll_normal	Pitch_normal	Yaw_normal
1	-4.978 7e-25	1.418 5e-42	2.751 3e-25
2	-1.403 0e-23	6.015 1e-42	1.755 7e-24
⋮	⋮	⋮	⋮
110 000	-2.239 5e-16	1.158 7e-16	-3.953 3e-17
⋮	⋮	⋮	⋮
150 205	-2.380 3e-16	3.515 5e-17	6.680 7e-17
150 206	-2.380 2e-16	3.515 4e-17	6.680 8e-17

其中, NO. 代表序号; normal 和 fault 分别用于标注电机处于正常和故障状态. 由表 1 和表 2 可得, 针对每一次飞行实验, 单个输出变量均可仿真出 150 206 条数据, 本文设计了 50 种飞行状态, 则总共可仿真出 22 530 900 条数据.

表 2 六旋翼 1 号电机失效 10% 的原始仿真数据

Tab. 2 Original simulation data for NO. 1 motor failure 10% of Six-rotor

No.	Roll_fault	Pitch_fault	Yaw_fault
1	-4.978 7e-25	1.418 5e-42	2.751 3e-25
2	-1.403 0e-23	6.0151e-42	1.755 7e-24
⋮	⋮	⋮	⋮
110 000	0.045 7	-0.0784	-0.018 0
⋮	⋮	⋮	⋮
150 205	0.054 4	-0.093 7	-0.019 7
150 206	0.054 4	-0.093 7	-0.019 7

同理,针对角速度传感器故障设计两种状态:

- (1) 三个角速度传感器均正常时的正常情况;
- (2) 三个传感器单独为偏移故障时的故障情况. 针对以上两种情况,共仿真出 16 种不同飞行状态,则总共可仿真出 14 419 776 条数据.

3.2 数据 FFT 变换

快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform, FFT)是一种离散傅里叶变换的高效快速算法. 本文在 MATLAB 环境中实现 FFT 功能,为后续故障诊断提供有效的数据处理方法. 其核心代码如下.

```

Fs=100; % 采样频率
t=roll.time(11000:14000); % 采样时间
y=roll.signals.values(11000:14000); % 采样值
L=length(t); % 信号时长
NFFT=2^nextpow2(L);
Y=fft(y,NFFT)/L; % 归一化处理
f=Fs/2 * linspace(0,1,NFFT/2+1);

```

下面以表 1 中的 Roll_normal 为例,对 FFT 的设计进行说明:(1) 选取第 11 s 后的稳定状态进行分析,即大约 40 000 条稳定数据;(2) 对每 1 000 条时域数据分别进行相同的 FFT 处理,并从数据集中选取最大值作为当前数据条目的最终 FFT 幅值,并记为 Roll_FFT.

针对电机故障,按上述操作得到对应 1 000 条数据的 Pitch_FFT 与 Yaw_FFT 值,形成一个特征列向量,并记为 [Roll_FFT; Pitch_FFT; Yaw_FFT]. 同理,针对传感器故障可得特征列向量 [Roll_FFT; Pitch_FFT; Yaw_FFT; Roll_V; Pitch_V; Yaw_V],其中,Roll_V; Pitch_V; Yaw_V 分别代表 3 个姿态角的角速度. 因此,每一次飞

行一共可形成 40 个稳定数据的 FFT 特征向量.

综上所述,针对电机故障最终可得 2 000 个特征向量,即 2 000 组数据样本. 针对传感器故障可得 640 组数据样本.

3.3 概率神经网络的设计

概率神经网络是一个典型的分类器,其主要包括 4 部分. 如图 4 所示,分别为输入层、模式层、加法层和类别层. 输入层是输入样本进入网络的入口;模式层用于计算各样本的类别概率;加法层则将模式层同类别的输出作加权平均;类别层实现了在 bayes 原理基础上,选取最大后验概率的类别作为输出类别^[13-14].

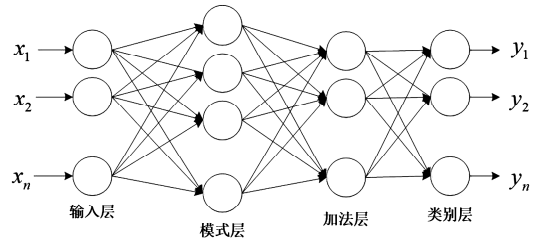


图 4 概率神经网络模型

Fig. 4 Probabilistic neural network model

本文利用 MATLAB 的库函数 newpnn 建立 PNN 模型^[15-16]. 其表达式为 newpnn(P, T, SPREAD),其中参数有特征输入矩阵 P、类别向量 T 以及延伸因子 SPREAD. 下面详细介绍网络建立的步骤.

- (1) 分别定义六旋翼无人机电机和角速度传感器的模式类别标签. 如表 3 和表 4 所示.

表 3 电机模式类别标签

Tab. 3 Motor mode category label

故障电机	一号	二号	三号	四号	五号	六号	无故障
类别标签	1	2	3	4	5	6	7

表 4 角速度传感器模式类别标签

Tab. 4 Angular velocity sensor mode category label

故障传感器	滚转角	俯仰角	偏航角	无故障
类别标签	1	2	3	4

- (2) 针对电机故障,本文从 2 000 组数据样本中随机选取 700 组构成 3×700 维的训练样本,并形成对应模式类别向量,同时对输入样本实现归一化. 然后将剩余 1 300 组数据作为网络的测试样本;同理,针对传感器故障,从 640 组数据样本中随机选取 200 组作为训练样本,将剩余 440 组作为测

试样本。

(3) 利用 newpnn 函数建立 PNN 模型, 并设置相关参数后, 进行概率神经网络的建立与训练。

(4) 重新载入已训练的 PNN 模型, 对原有训练集和更新测试集进行模式识别, 并分析结果。

4 网络模型分析

4.1 电机故障分析

首先利用 700 组训练样本对 PNN 网络进行训练, 然后将这 700 组数据作为测试样本重新输入至网络模型, 以分析该网络的故障模式识别能力, 结果如图 5 所示。

由图 5 可得, 700 组输入样本中有 38 组数据出现了误诊断, 其准确率达到 94.6%, 可见网络的训练效果比较可观。接下来, 将剩余 1 300 组测试样本, 输入到网络模型中作进一步的故障模式识别。具体预测结果如图 6 所示。

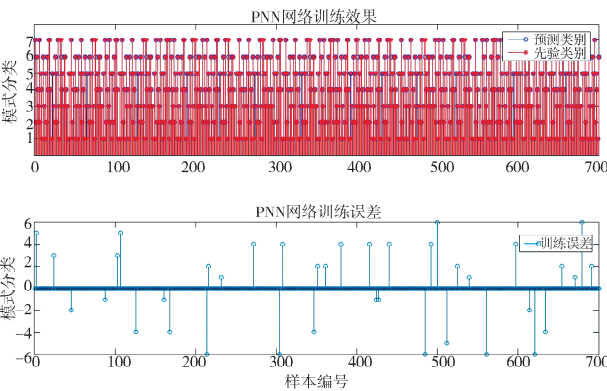


图 5 电机故障的概率神经网络训练效果

Fig. 5 Probabilistic neural network training effect of motor fault

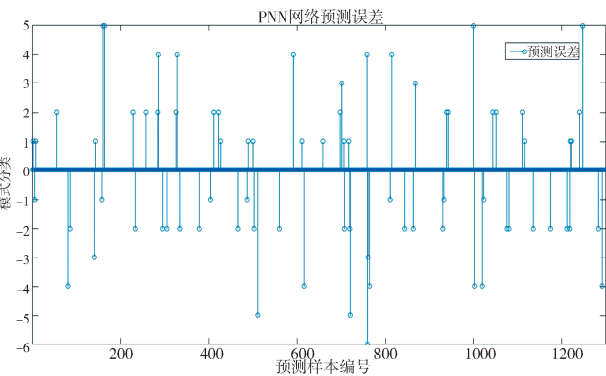


图 6 电机故障的概率神经网络预测效果

Fig. 6 Probabilistic neural network prediction effect of motor fault

由图 6 可得, 1 300 组测试样本中大约有 90 组数据出现了误诊断, 准确率达到 93.1%。由此可

见, 该 PNN 模型对无人机电机具有良好的故障模式识别能力, 其故障诊断能力得到了验证。

4.2 传感器故障分析

同理, 首先利用 200 组训练样本对 PNN 网络进行训练, 然后再将此数据作为测试样本重新输入至网络模型中进行分析, 具体结果如图 7 所示。

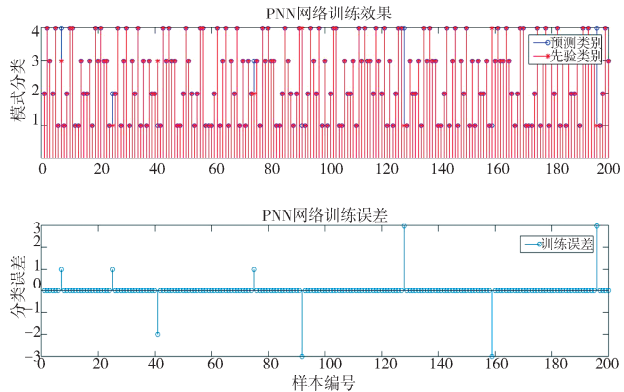


图 7 传感器故障的概率神经网络训练效果

Fig. 7 Probabilistic neural network training effect of sensor fault

由图 7 可得, 200 组输入样本中存在 8 组数据识别错误, 其准确率达到 96%, 可见网络的训练效果十分可观。我们再利用剩余 440 组测试样本作进一步的模式识别。具体预测结果如图 8 所示。

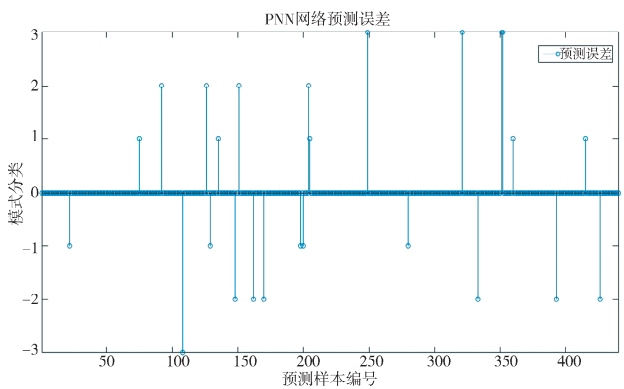


图 8 传感器故障的概率神经网络预测效果

Fig. 8 Probabilistic neural network prediction effect of sensor fault

由图 8 得, 440 组测试样本中有 25 组数据存在误诊断, 其准确率达到 94.3%。从而验证了该 PNN 模型对无人机传感器的故障模式识别能力。

5 结论

本文在六旋翼 Simulink 仿真模型基础上, 分别针对电机失效和角速度传感器的单故障模式, 提出了一种基于 FFT 的概率神经网络故障诊断模

型.首先在 Simulink 平台上对六旋翼无人机完成了数学建模;其次设计了无人机的仿真飞行试验以及 FFT 处理方法;然后在 MATLAB 环境下实现了概率神经网络模型的设计与建立,并通过此网络模型对电机失效和传感器偏移故障进行了模式分类,验证了其良好的故障模式识别能力与网络预测能力.由于本文建模所考虑的外界干扰不全面,同时仿真数据有限,因此未来还需进行一步设计该故障诊断模型,并提供更多的数据支持.

参考文献:

- [1] 张益鹏. 四旋翼无人机自适应控制与故障容错[D]. 南京: 南京邮电大学, 2014.
- [2] 赵娟. 基于 T-S 模糊模型故障的故障诊断方法研究 [D]. 济南: 山东大学, 2006.
- [3] 杨晓楠. 基于概率神经网络与小波变换的结构检测方法研究[D]. 沈阳: 沈阳建筑大学, 2004.
- [4] 徐旺林. 概率神经网络及其在地球物理勘察中的应用[D]. 兰州: 兰州大学, 2003.
- [5] Tommaso Bresciani. Modelling, Identification and Control of a Quadrotor Helicopter[D]. [Master's Thesis]. Sweden: Lund University, 2008.
- [6] 岳基隆. 四旋翼无人机自适应控制方法研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2010.
- [7] 王世勇. 六旋翼无人机控制系统设计与实现[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2015.
- [8] 曾伟. 基于 DSP 的四旋翼无人机驱动器的控制研究[D]. 天津: 天津大学, 2012.
- [9] 吴太阳. 小波变换和概率神经网络在脉象信号分析中的应用[D]. 重庆: 重庆大学, 2007.
- [10] 田忠. 无人直升机传感器故障诊断与容错控制方法研究[D]. 南昌: 南昌航空大学, 2015.
- [11] 王敬涛, 邓东花. 基于概率神经网络的滚动轴承故障诊断[J]. 现代电子技术, 2010, 20: 147.
- [12] 王小川, 史峰, 郁磊, 等. MATLAB 神经网络 43 个案例分析[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2013.

引用本文格式:

中文: 余臻, 付江梦, 刘利军. 基于 FFT 的概率神经网络故障诊断模型[J]. 四川大学学报: 自然科学版, 2020, 57: 909.

英文: Yu Z, Fu J M, Liu L J. Probabilistic neural network fault diagnosis model based on FFT [J]. J Sichuan Univ; Nat Sci Ed, 2020, 57: 909.