

## 四旋翼 PIDNN 控制器设计

苏立军<sup>1</sup>, 朱红娟<sup>2</sup>, 李小民<sup>1</sup>, 董海瑞<sup>1</sup>

(1. 军械工程学院, 石家庄 050003; 2. 河北政法职业学院, 石家庄 050061)

**摘要:** 针对传统四旋翼 PID 控制器参数整定困难和控制效果难以达到最优的问题, 综合了传统 PID 控制器工程意义明确、参数整定简便以及神经网络的非线性映射和自学习的优点, 构造了四旋翼神经网络 PID (PIDNN) 控制器。以神经网络的非线性映射特点和自学习能力优化了传统 PID 控制器的控制效果, 借助 PID 控制器的构造特点, 解决了神经网络层数、节点数和连接权重初值选取困难的问题。最后, 通过仿真实验验证了算法的合理性和有效性。

**关键词:** 四旋翼飞行器; 控制器; 神经网络; PID

中图分类号: V271.4 文献标志码: A 文章编号: 1671-637X(2015)02-0065-04

## Design of PIDNN Controller for Quadrotor Aircrafts

SU Li-jun<sup>1</sup>, ZHU Hong-juan<sup>2</sup>, LI Xiao-min<sup>1</sup>, DONG Hai-rui<sup>1</sup>

(1. Ordnance Engineering College, Shijiazhuang 050003, China;

2. Hebei Vocational College of Politics and Law, shijiazhuang 050061, China)

**Abstract:** In traditional quadrotor PID controller, parameters tuning is difficult and it is also difficult to achieve optimum control effect. To solve the problems, we constructed a quadrotor PID neural network (PIDNN) controller, which integrated the advantages of the traditional PID controller of clear engineering meaning and simple parameter tuning, with the advantages of neural network (NN) of nonlinear mapping and self-learning capability. The nonlinear mapping and self-learning capability of NN were used to optimize the control effect of traditional PID controller. By constructing the PID controller, the initial values of number of neural network layers, nodes and connection weights were determined. Finally, the simulation experiments verified the rationality and validity of the algorithm.

**Key words:** quadrotor aircraft; controller; neural network; PID

### 0 引言

四旋翼飞行器是一种能够实现垂直起降的非共轴式多旋翼飞行器, 可以只通过调节 4 个蝶形分布的旋翼的转速, 实现对四旋翼飞行器飞行姿态的控制。目前研究较多的鲁棒控制、自适应控制、非线性控制对模型精度要求较高, 控制系统设计复杂且存在各自的缺点<sup>[1-3]</sup>, 在实践中得到广泛应用的还是传统的 PID 控制算法。但是 PID 控制器本质是一种线性控制器, 在大范围内对非线性的四旋翼飞行器很难达到最优的控制效果。多层神经网络具有逼近任意函数的能力, 在复杂系统的控制方面具有明显的优势。将神经网络直接应用到控制器中还存在一些问题: 神经网络层数和

节点个数的选择没有统一标准, 往往需要反复尝试; 神经网络连接权重初值的选择多为随机数, 很难保证控制系统初始阶段的稳定性; 神经网络结构、参数等与控制系统的动态、静态性能指标对应关系不明确<sup>[4-5]</sup>。

针对四旋翼飞行控制器的设计问题, 通过分析四旋翼飞行器数学模型的特点, 提出一种控制器设计的新方法, 既能保留 PID 控制器的所有优点, 又具备神经网络非线性映射和在线优化的能力。

### 1 四旋翼动力学模型的建立

假设四旋翼为对称的刚体, 并忽略空气阻力, 根据文献[4-5]可以得到四旋翼线加速度、角加速度、控制量与螺旋桨转速之间的关系为

$$\dot{V} = \begin{bmatrix} \dot{u} \\ \dot{v} \\ \dot{w} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -gS_\phi - qw + rv \\ gS_\phi C_\theta - ru + pw \\ -b \sum_{i=1}^4 \omega_i^2 + gC_\phi C_\theta - pv + qu \end{bmatrix} \quad (1)$$

收稿日期: 2014-04-17

修回日期: 2014-05-19

基金项目: 军械工程学院 2012 年度科研基金 (YJXM12049)

作者简介: 苏立军 (1981—), 男, 河北鹿泉人, 硕士生, 研究方向为飞行器控制。

$$\dot{\mathbf{Q}} = \begin{bmatrix} \dot{p} \\ \dot{q} \\ \dot{r} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{lb(\omega_2^2 - \omega_4^2) - qr(I_z - I_y)}{I_x} \\ \frac{lb(\omega_3^2 - \omega_1^2) - rp(I_x - I_z)}{I_y} \\ \frac{d \sum_{i=1}^4 (-1)^{i+1} \omega_i^2 - pq(I_y - I_x)}{I_z} \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$\begin{bmatrix} U_1 \\ U_2 \\ U_3 \\ U_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} lb(\omega_2^2 - \omega_4^2) \\ lb(\omega_3^2 - \omega_1^2) \\ d \sum_{i=1}^4 (-1)^{i+1} \omega_i^2 \\ -b \sum_{i=1}^4 \omega_i^2 \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中:  $V = \{u, v, w\}$ ,  $\Omega = \{p, q, r\}$ , 分别为机体坐标系下的速度和角速度矢量;  $C_x = \cos x$ ;  $S_x = \sin x$ ;  $l$  为机体质心到螺旋桨中心的距离;  $b$  和  $d$  分别为螺旋桨的推力以及力矩相关的常量;  $I_x, I_y$  和  $I_z$  分别为 3 个机体轴向的转动惯量; 重力加速度为  $g = 9.81 \text{ m/s}^2$ ;  $U_1$  为滚转控制量;  $U_2$  为俯仰控制量;  $U_3$  为偏航控制量;  $U_4$  为垂直速度的控制量<sup>[4]</sup>。

虽然在小角度、弱扰动的前提下可以对此数学模型线性化<sup>[6-7]</sup>, 但是为了确保所设计的控制器具有较大的动态范围, 在控制器设计与仿真试验中仍然采用此非线性模型。

## 2 PIDNN 控制算法

由上文中对四旋翼飞行器的动力学建模可知, 四旋翼飞行器的角运动不受线运动的影响, 而水平二维的线运动受角运动的影响。因此可选择滚转角、俯仰角、偏航角和高度值  $[\phi, \theta, \psi, z]^T$  作为飞行器的状态向量, 相应的选择  $[U_1, U_2, U_3, U_4]^T$  作为飞行器的控制向量。

PIDNN 控制算法的网络结构如图 1 所示。

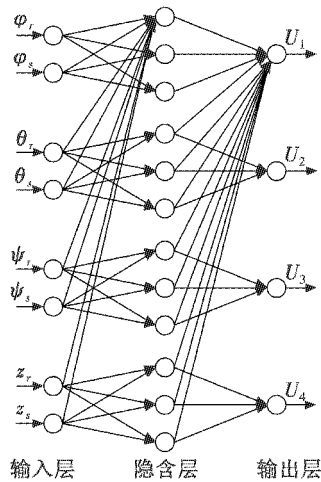


图 1 PIDNN 控制算法的网络结构图

Fig. 1 Network structure of PIDNN algorithm

依据 PIDNN 控制器的设计方法<sup>[1]</sup>所构建的 3 层神经网络, 第 1 层为输入层, 有 8 个神经元节点, 分别为  $[\phi, \theta, \psi, z]^T$  向量的参考输入和传感器测量值; 第 2 层为隐含层, 有 12 个神经元节点, 实现 PID 运算; 第 3 层为输出层, 有 4 个神经元节点, 实现控制向量的输出。

图 1 中省略了隐含层和输出层第一个节点之外的部分连接。其中每个神经元节点包含 3 个组成部分<sup>[5]</sup>, 变量  $I$  为节点的输入,  $u$  为中间变量,  $x$  为节点的输出, 变量  $\varphi_r$  表示  $\varphi$  的参考输入,  $\varphi_s$  表示  $\varphi$  的检测量。

### 2.1 前向通路算法

前向通路算法实现由被控量的参考输入值和传感器的检测值到飞行器控制量的映射, 各层算法如下所述<sup>[6]</sup>。

1) 输入层算法。

$$\begin{aligned} \mathbf{u}_{1r} &= \mathbf{I}_{1r} = \mathbf{r} \\ \mathbf{u}_{1s} &= \mathbf{I}_{1s} = \mathbf{y} \end{aligned} \quad (4)$$

式中:  $\mathbf{r} = [\phi_r, \theta_r, \psi_r, z_r]^T$ , 为四旋翼飞行器姿态的参考输入;  $\mathbf{y} = [\phi_s, \theta_s, \psi_s, z_s]^T$ , 是由传感器解算所得出的四旋翼飞行器姿态的实际测量值。

输入层神经元的输出为

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{1r} = \mathbf{g}(\mathbf{u}_{1r}) \\ \mathbf{x}_{1s} = \mathbf{g}(\mathbf{u}_{1s}) \end{cases} \quad (5)$$

式中, 函数  $\mathbf{g}(\cdot)$  为神经元的限幅输出函数, 在此选用比例阈值函数。

2) 隐含层算法。

$$\mathbf{I}_2^T = \mathbf{x}_{1r}^T \cdot \mathbf{w}_{ir} + \mathbf{x}_{1s}^T \cdot \mathbf{w}_{is} \quad (6)$$

式中:  $\mathbf{x}_{1r}$  和  $\mathbf{x}_{1s}$  均为输入层神经元的输出量, 为  $4 \times 1$  阶列向量;  $\mathbf{w}_{ir}$  和  $\mathbf{w}_{is}$  是输入层和隐含层之间神经元连接的权重值, 为  $4 \times 12$  阶矩阵;  $\mathbf{I}_2$  是隐含层神经元的输入量, 为  $12 \times 1$  阶列向量。

$$\mathbf{u}_2 = \mathbf{pid}(\mathbf{I}_2) \quad (7)$$

式中,  $\mathbf{pid}(\cdot)$  是 PID 运算函数, 即

$$\mathbf{pid}(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} x_1(k) \\ \sum_{i=0}^k x_2(i) \\ x_3(k) - x_3(k-1) \\ x_4(k) \\ \sum_{i=0}^k x_5(i) \\ x_6(k) - x_6(k-1) \\ x_7(k) \\ \sum_{i=0}^k x_8(i) \\ x_9(k) - x_9(k-1) \\ x_{10}(k) \\ \sum_{i=0}^k x_{11}(i) \\ x_{12}(k) - x_{12}(k-1) \end{bmatrix} \quad (8)$$

隐含层神经元的输出为

$$\mathbf{x}_2 = \mathbf{g}(\mathbf{u}_2)。$$
 (9)

3) 输出层算法。

输出层神经元的输入为

$$\mathbf{u}_3 = \mathbf{I}_3 = \mathbf{w}_j \cdot \mathbf{x}_2$$
 (10)

式中:  $\mathbf{x}_2$  是隐含层神经元的输出量, 为  $12 \times 1$  阶列向量;  $\mathbf{w}_j$  是隐含层和输出层之间神经元连接的权重值, 为  $4 \times 12$  阶矩阵;  $\mathbf{I}_3$  是输出层神经元的输入量, 为  $4 \times 1$  阶列向量。

输出层神经元的输出为

$$\mathbf{x}_3 = \mathbf{g}(\mathbf{u}_3)$$
 (11)

式中,  $\mathbf{x}_3$  为控制器的输出, 即

$$\mathbf{x}_3 = [U_1 \ U_2 \ U_3 \ U_4]^T。$$
 (12)

## 2.2 反传算法

前向传递算法可实现偏差量到控制量的非线性映射, 神经元连接权重的优化需要依靠反传算法。PIDNN 神经网络反传算法为

$$\begin{aligned} \arg \min_{\mathbf{w}_i, \mathbf{w}_j} \frac{1}{l} \sum_{k=1}^m \| \mathbf{r}(k) - \mathbf{y}(k) \| &= \\ \arg \min_{\mathbf{w}_i, \mathbf{w}_j} \frac{1}{l} \sum_{k=1}^m \| \mathbf{e}(k) \| &= \arg \min_{\mathbf{w}_i, \mathbf{w}_j} J \end{aligned}$$
 (13)

式中,  $m$  为采样点数。

按照梯度下降法调整 PIDNN 神经网络的权重值, 由式(13)可得隐含层至输出层的权重值迭代公式为

$$\mathbf{w}_j(n_0 + 1) = \mathbf{w}_j(n_0) - \eta_j \frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}_j}$$
 (14)

$$\mathbf{w}_j(n_0 + 1) = \mathbf{w}_j(n_0) + \eta_j \frac{2}{m} \sum_{k=1}^m (\mathbf{e}(k)^T \cdot \mathbf{d}(\mathbf{y}(k+1)) \cdot \mathbf{d}(\mathbf{v}(k))) \mathbf{x}_2^T。$$
 (15)

输入层至隐含层的权重值迭代公式为

$$\mathbf{w}_i(n_0 + 1) = \mathbf{w}_i(n_0) - \eta_i \frac{\partial J}{\partial \mathbf{w}_i}$$
 (16)

$$\mathbf{w}_i(n_0 + 1) = \mathbf{w}_i(n_0) + \eta_i \frac{2}{l} \sum_{k=1}^l (\mathbf{x}_1(k) \cdot \boldsymbol{\delta}_i^T)$$
 (17)

式(16)和(17)中,  $\eta_j$  和  $\eta_i$  分别为连接权重  $\mathbf{w}_j$  和  $\mathbf{w}_i$  的反传学习步长系数。  $\boldsymbol{\delta}_i$  的定义为

$$\boldsymbol{\delta}_i = (\mathbf{e}(k)^T \cdot \mathbf{d}(\mathbf{y}(k+1)) \cdot \mathbf{d}(\mathbf{v}(k)))^T \cdot \mathbf{w}_j \cdot \mathbf{d}(\mathbf{u}_2(k)) \cdot \mathbf{d}(\mathbf{I}_2(k))。$$
 (18)

式(14)和(17)中, 函数  $\mathbf{d}(\cdot)$  的定义为

$$\mathbf{d}(\mathbf{x}(k)) = \begin{bmatrix} \text{sgn}(x_1(k) - x_1(k-1)) \\ \vdots \\ \text{sgn}(x_n(k) - x_n(k-1)) \end{bmatrix}$$
 (19)

式中, 函数  $\text{sgn}(\cdot)$  为符号函数。

## 2.3 连接权重初值选取

为了保证控制器初始阶段的稳定性, 合理地选择神经元连接权重的初始值, 在初始阶段将 PIDNN 控制

器首先设定为传统的 PID 控制器, 输入层至隐含层的连接权重初值为

$$\mathbf{w}_{ir} = \begin{bmatrix} \mathbf{A} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{A} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{A} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{A} \end{bmatrix}, \mathbf{w}_{is} = \begin{bmatrix} \mathbf{B} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{B} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{B} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{B} \end{bmatrix}$$
 (20)

式中,  $\mathbf{A}$  和  $\mathbf{B}$  分别为  $1 \times 3$  的矩阵, 即  $\mathbf{A} = [1 \ 1 \ 1]$ ,  $\mathbf{B} = [-1 \ -1 \ -1]$ 。

隐含层至输出层的连接权重初值为

$$\mathbf{w}_j = \begin{bmatrix} \mathbf{K}_\phi & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{K}_\theta & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{K}_\psi & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{K}_z \end{bmatrix}^T$$
 (21)

式中,  $\mathbf{K}_x = [\mathbf{K}_{p_x} \ \mathbf{K}_{i_x} \ \mathbf{K}_{d_x}]$ ,  $\mathbf{K}_{p_x}$ ,  $\mathbf{K}_{i_x}$  和  $\mathbf{K}_{d_x}$  为针对被控量  $x$  的 PID 控制器系数。

按照式(20)和(21)选取控制器初值后, 初始阶段系统完全等价于传统 PID 系统, 可以依据传统 PID 参数的整定方法选取  $\mathbf{K}_{p_x}$ ,  $\mathbf{K}_{i_x}$  和  $\mathbf{K}_{d_x}$  等参数, 确保系统初始阶段的稳定性<sup>[8-11]</sup>。随着 PIDNN 反传算法的运行, 控制器的性能将在此基础上进一步优化。

初值的选取比较重要, 因为 PIDNN 的反传算法使用了梯度下降算法, 所以初值就决定了网络的收敛方向, 训练结束后网络一般收敛到初值附近的局部极小值。通过设置不同的初值进行优化, 从优化结果中选取一个最佳结果是一种常用的跳出局部极小值的方法。

对一个实际系统而言, 传统 PID 控制器的参数有多种组合能够满足基本的需求。保证稳定的前提下, 选取几组差异较大的  $\mathbf{K}_{p_x}$ ,  $\mathbf{K}_{i_x}$  和  $\mathbf{K}_{d_x}$  等参数作为连接权重的初值。不同的初值 PIDNN 会收敛到不同的极值点, 然后从中选取最佳的结果以及相对应的初值。

## 3 仿真实验

给出一组仿真实验, 用于说明 PIDNN 控制器优化过程中控制效果的变化。仿真实验相关参数如下: 四旋翼飞行器的标称质量  $m = 1 \text{ kg}$ ; 转动惯量  $I_x = I_y = 1.0 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$ ,  $I_z = 2.0 \text{ kg} \cdot \text{m}^2$ ; 机体质心到螺旋桨中心的距离  $l = 0.2 \text{ m}$ ; 螺旋桨的推力常量  $b = 5$ ; 螺旋桨的力距常量  $d = 50$ ; 数字系统采样频率为  $1 \text{ ms}$ , 采样点数为 500 点。

根据式(1)~(3)所得四旋翼动力学模型以及式(4)~(21)所得 PIDNN 控制器算法在 Matlab 中创建仿真程序<sup>[12]</sup>。

依次对 4 个通路输入幅值为 0.5 的阶跃信号进行训练, PIDNN 的收敛速度很快, 一般经过 10 次左右的训练算法即可收敛到极值, 优化结果和初始响应如图 2 所示。

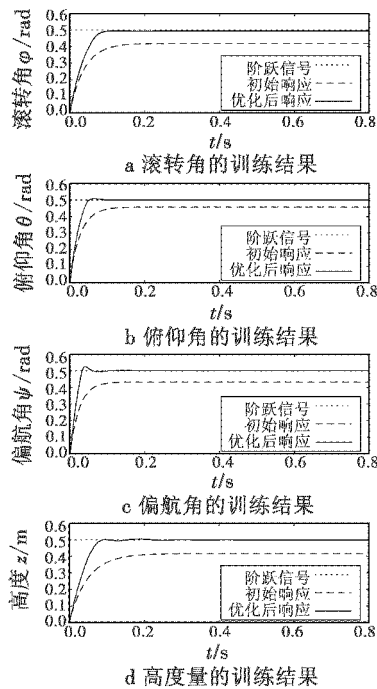


图2 PIDNN控制器的训练结果

Fig. 2 Training results of PIDNN controller  
训练过程中系统误差平方和变化如图3所示。

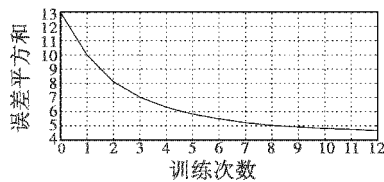


图3 系统误差平方和的收敛过程

Fig. 3 Converging process of error sum of squares

由图3的仿真结果可知:按照PID参数整定原则选取的神经网络初始值可以保证系统初始阶段的稳定性,但是响应较慢且存在较大的稳态误差。仅经过很少次数的反传优化,控制器的控制效果便得到了很大改善<sup>[13-14]</sup>。

#### 4 结论

针对四旋翼传统PID控制器参数整定复杂、性能难以优化问题以及将神经网络直接应用到控制器时所存在的问题,利用神经网络的非线性映射能力和优化算法提高了传统PID的控制效果,利用PID控制器的构造特点确定了神经网络的节点个数与初值选择,有效解决了神经网络在控制器设计中所遇的难题。由仿真实验验证了算法的合理性和有效性。

#### 参考文献

[1] 李杰,齐晓慧,韩帅涛.基于自抗扰技术的四旋翼姿态解耦控制方法[J].电光与控制,2013,20(3):44-48. (LI J, QI X H, HAN S T. Attitude decoupling control for

quadrotor aircraft based on active disturbance rejection control technique[J]. Electronics Optics & Control, 2013, 20(3):44-48.)

- [2] 舒怀林. PID神经网络及其控制系统[M]. 北京:国防工业出版社,2006:4-10. (SHU H L. PID neural network and its control system[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2006:4-10.)
- [3] 岳基隆,张庆杰,朱华勇. 微小型四旋翼无人机研究进展及关键技术浅析[J]. 电光与控制,2010,17(10):46-52. (YUE J L, ZHANG Q J, ZHU H Y. Research progress and key technologies of micro quad-rotor UAVs[J]. Electronics Optics & Control, 2010, 17(10):46-52.)
- [4] COOK M V. Flight dynamics principles[M]. Oxford: Elsevier Ltd, 2007:66-73.
- [5] 李俊,李运堂. 四旋翼飞行器的动力学建模及PID控制[J]. 辽宁工程技术大学学报:自然科学版,2012,31(1):114-117. (LI J, LI Y T. Modeling and PID control for quadrotor[J]. Journal of Liaoning Technical University: Natural Science, 2012, 31(1):114-117.)
- [6] 单海燕. DL/QFT控制器在四旋翼无人直升机飞行控制中的应用[J]. 电光与控制,2008,15(12):68-71. (SHAN H Y. Combined DL/QFT flight control for a quadrotor unmanned helicopter[J]. Electronics Optics & Control, 2008, 15(12):68-71.)
- [7] 甄海涛,齐晓慧,夏明旗,等. 四旋翼无人机块控反步姿态控制器设计[J]. 电光与控制,2012,20(10):87-91. (ZHEN H T, QI X H, XIA M Q, et al. Block back-stepping attitude controller design of quadrotor UAV[J]. Electronics Optics & Control, 2012, 20(10):87-91.)
- [8] 庞庆霏,李家文,黄文浩. 四旋翼飞行器设计与平稳控制仿真研究[J]. 电光与控制,2012,19(3):51-55. (PANG Q P, LI J W, HUANG W H. Design of a quadrotor helicopter and its smooth motion control simulation[J]. Electronics Optics & Control, 2012, 19(3):51-55.)
- [9] 王洪军,齐晓慧,贾云辉. 改进粒子群算法在四旋翼PID参数优化中的应用[J]. 电光与控制,2013,20(10):82-86. (WANG H J, QI X H, JIA Y H. Application of improved PSO in PID parameter optimization of quadrotor aircrafts[J]. Electronics Optics & Control, 2013, 20(10):82-86.)
- [10] SALIH A L. Modelling and PID controller design for a quadrotor unmanned air vehicle[J]. IEEE AQTR, 2010, 39(5):697-699.
- [11] 刘金琨. 先进PID控制MATLAB仿真[M]. 2版. 北京:电子工业出版社,2005. (LIU J K. MATLAB simulation of advanced PID control[M]. 2nd ed. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2005.)

(下转第99页)

考虑测试影响,造成直接使用监测的性能退化数据进行贮存寿命预测时预测结果不准确。本文分析传统的建模方法并不能准确描述装备在贮存期间真实的退化过程,实际上,武器装备在贮存期间的退化过程是贮存状态和工作状态重复切换的退化过程,而传统的建模方法只能描述处于一种状态的退化过程,因此,本文建立能够描述装备真实退化过程的新的模型。基于所建立的 Wiener 过程模型,通过贝叶斯理论和 EM 算法将反映贮存状态和工作状态的退化模型参数进行分离,得到贮存寿命的预测结果及相应的预测算法。最后,通过对陀螺仪进行实验研究,比较本文方法与传统方法的贮存寿命预测的结果,验证了本文所提方法的实用性和有效性。

### 参考文献

- [1] PECHT M. Prognostics and health management of electronics[M]. New Jersey:John Wiley, 2008.
- [2] ZHANG B L, DENG W Y, LU H X, et al. Study on effective storage time of raw natural rubber[J]. Journal of Applied Polymer Science, 2006, 100(5):4114-4119.
- [3] 马静,苑丹丹,晁代宏,等. 基于漂移布朗运动的光纤陀螺仪加速贮存寿命评估[J]. 中国惯性技术学报, 2010,18(6):756-760. (MA J, YUAN D D, CHAO D H, et al. Accelerated storage life evaluation of FOG based on drift Brownian movement[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2010, 18(6):756-760.)
- [4] 上官芝,付桂翠,万博. 基于加速性能退化的元器件贮存寿命预测[J]. 电子产品可靠性与环境试验,2009,27(5):32-36. (SHANGGUAN Z, FU G C, WAN B. Component storage life prediction based on accelerated performance degradation[J]. Electronic Product Reliability and Environmental Testing, 2009,27(5):32-36.)
- [5] LEE M L T, WHITMORE G A. Threshold regression for survival analysis: Modeling event times by a stochastic process reaching a boundary[J]. Statistical Science, 2006, 21(4):501-513.
- [6] 司小胜,胡昌华,周东华. 带测量误差的非线性退化过程建模与剩余寿命预测[J]. 自动化学报,2013,39(5):590-601. (SI X S, HU C H, ZHOU D H. Nonlinear degradation process modeling and remaining useful life estimation subject to measurement error[J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(5):590-601.)
- [7] TSENG S T, BALAKRISHNAN N, TSAI C C. Optimal step-stress accelerated degradation test plan for gamma degradation processes[J]. IEEE Transactions on Reliability, 2009, 58(4):611-618.
- [8] WANG X, XU D. An inverse Gaussian process model for degradation data[J]. Technometrics, 2010, 52(2):188-197.
- [9] SI X S, WANG W, HU C H, et al. A Wiener-process-based degradation model with a recursive filter algorithm for remaining useful life estimation[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 35(1):219-237.
- [10] SI X S, WANG W, CHEN M Y, et al. A degradation path-dependent approach for remaining useful life estimation with an exact and closed-form solution[J]. European Journal of Operational Research, 2013, 226(1):53-66.
- [11] OLIVEIRA V D. Bayesian inference and prediction of Gaussian random fields based on censored data[J]. Journal of Computational and Graphical Statistics, 2005, 14(1):95-115.
- [12] DEMPSTER A P, LAIRD N M, RUBIN D B. Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm[J]. Journal of the Royal Statistical Society, 1977,39(1):1-38.
- [12] NARDI F. Neural network based adaptive algorithms for nonlinear control[D]. Atlanta:Georgia Institute of Technology, 2000:36-38.
- [13] VOOS H. Nonlinear and neural network-based control of a small four-rotor aerial robot[C]//International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics, 2007:1-6.
- [14] DIERKS T, SARANGAPANI J. Output feedback control of a quadrotor UAV using neural networks[J]//IEEE Transactions on Neural Networks, 2009, 21(1):50-66.

(上接第 68 页)

欢迎订阅期刊 欢迎刊登广告