

基于小波包—灰色神经网络的 机电作动系统故障预测

雷晓霖, 李曙伟, 阳 杰, 张东升

(空军工程大学 航空航天工程学院, 西安 710038)

摘要: 针对健康状态难以预测的机电作动系统, 提出一种基于小波包—灰色神经网络的机电作动系统故障预测方法; 该方法利用小波包分解对机电作动系统的故障特征进行提取, 利用灰色 GM (1, 1) 模型对提取出的 12 种不同故障模式下的频带值进行预测, 并作为神经网络的输入, 采用 BP 三层结构, 通过验证取隐含层数为 10 进行训练, 预测结果相对误差只有 -0.014 6, 取得了较好的预测效果; 仿真结果表明: 小波包—灰色神经网络方法在机电作动系统故障预测中具有一定的有效性。

关键词: 机电作动系统; 故障预测; 神经网络; 灰色系统

Fault Prediction of Electromechanical Actuating System Based on Wavelet Packet—gray Neural Network

Lei Xiaoben, Li Shuwei, Yang Jie, Zhang Dongsheng

(Aeronautics and Astronautics Engineering College, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China)

Abstract: Aiming at the evaluate problem of electromechanical actuating system health status, a method based on wavelet packet—gray neural network is proposed for the fault prediction of electromechanical actuating system. This method made a fault feature extraction in electromechanical actuating system applying wavelet packet decomposition, used the grey model of GM (1, 1) to predict the twelve frequency band values under the different fault modes, then as the input of the neural network, adopted BP three layer structure, took hidden layer of 10 for training, relative error of predicted results is just -0.014 6, achieved good prediction effect. Finally, according to analysis of the fault of electromechanical actuating system, the correctness and effectiveness of this method are validated by the result of practical fault diagnosis examples.

Key words: electromechanical actuating system; fault prediction; neural network; grey system

0 引言

电力作动取代液压作动是未来先进多电/全电战机的重要特征, 其健康状态直接影响到飞行的安全^[1]。因此, 及时准确地预测电力作动系统的故障, 有效评估电力作动系统的健康状态^[2-3], 意义重大。

目前, 故障预测的方法主要有贝叶斯网络、数据挖掘、粗糙集、支持向量机、灰色系统、神经网络、D-S 数据理论等^[4]。文献 [5] 应用粗糙集的知识建立灰色预测模型并进行预测, 获得预测状态特征和故障类型, 从而可以预先有针对性对变压器进行检修; 文献 [6] 提出了一种采用 L-M 算法的改进 BP 神经网络, 建立了基于改进 BP 神经网络的非线性系统预测模型, 通过仿真验证了该神经网络的有效性; 文献 [7] 以灰色系统理论为基础, 研究电气绝缘故障诊断的灰色预测模型新模式及其应用, 并验证了该方法的可行性和有效性。本文将小波分解、灰色系统与神经网络在理论上进一步有机地融合起来, 充分利用了小波分析时频特性、灰色系统样本数据建模

优点及神经网络精度可控特性, 为机电作动系统的故障预测提供了一种可行有效的方法。

本文提出一种小波包—灰色神经网络的机电作动系统故障预测方法。首先利用小波包分析方法对机电作动系统的故障特征进行提取, 得到不同故障模式下各频带能量值, 然后利用小波—灰色神经网络预测模型对能量特征向量数据进行预测计算并进行误差校验, 显示了其较高的预测精度。该方法可及早对电力作动系统的状态进行预测, 从而可以预先有针对性对其进行检修。

1 灰色 GM (1, 1) 模型构造

灰色系统理论以“部分信息已知, 部分信息未知”的“小样本”、“贫信息”不确定性系统为研究对象, 主要通过“部分”已知信息的生成、开发, 提取有价值的信息, 实现对系统运行行为、演化规律的正确描述和有效监控^[8]。

GM (1, 1) 是灰色预测的基本模型, 其建模过程如下:

设序列 $X^{(0)} = (x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n))$ 为原始序列, 由于原始序列是随机性的, 离散性很大, 不能直接进行建模, 因此对序列 $X^{(0)}$ 进行一次累加生成, 得到序列 $X^{(1)} = (x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n))$ 。其中, $x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i) (k = 1, 2, \dots, n)$ 。则称方程 $x^{(0)}(k) + ax^{(1)}(k) = b$ 为灰色微分方程。

收稿日期: 2014-01-13; 修回日期: 2014-03-06。

基金项目: 陕西省自然科学基金基础研究计划项目(2009JM8014)。

作者简介: 雷晓霖(1972-), 博士, 副教授, 主要从事智能电机控制方向的研究。

GM (1, 1) 建模是基于灰数白化理论^[9-10], 其基本形式是以平均的观念对数据序列的发展进行分析, 即用 $z^{(1)}(k)$ 来代替 $X^{(1)}(k)$ 。其中, $z^{(1)}$ 为 $x^{(1)}$ 的紧邻均值生成序列, $z^{(1)}(k) = 0.5x^{(1)}(k) + 0.5x^{(1)}(k-1); k = 2, 3, \dots, n$ 由此得到 GM (1, 1) 模型的基本形式及其白化方程为:

$$x^{(0)}(k) + az^{(1)}(k) = b \quad (1)$$

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)} = b \quad (2)$$

式中, 参数 a 和 b 的值可由最小二乘法得到。若参数 $\hat{a} = (a, b)^T$ 为参数列, 且

$$B = \begin{bmatrix} -z^{(1)}(2) & 1 \\ -z^{(1)}(3) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix}, \quad Y = \begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(n) \end{bmatrix} \quad (3)$$

灰色微分方程 $x^{(0)}(k) + ax^{(1)}(k) = b$ 的最小二乘估计参数满足: $\hat{a} = (B^T B)^{-1} B^T Y$, 则得到 GM (1, 1) 灰微分方程 $x^{(0)}(k) + ax^{(1)}(k) = b$ 的时间响应序列及还原值为:

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = \left(x^{(0)}(1) - \frac{b}{a}\right)e^{-at} + \frac{b}{a} \quad (4)$$

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = \hat{x}^{(1)}(k+1) - \hat{x}^{(1)}(k) \quad (5)$$

其中: $k = 1, 2, \dots, n$ 。

对还原值进行精度校验。GM 模型一般采用 3 种方法检验: 即残差大小的检验、关联度检验、后验差检验。本文主要利用 C 和 P 对模型进行校验。

其中: 后验差比值 C :

$$C = \frac{S_2}{S_1} \quad (6)$$

小误差概率 P :

$$P = \{|\epsilon(k) - \bar{\epsilon}| < 0.6745S_1\} \quad (7)$$

2 小波包—灰色神经网络

灰色预测模型具有所需数据少、不考虑分布规律、不考虑变化趋势、运算方便等特点。灰色建模是根据序列本身的数据来寻找规律进行预测, 但灰色 GM (1, 1) 模型有时预测误差较大, 且多个相关序列同时预测时不能充分考虑序列数据之间的关联。而人工神经网络模型可以模仿人脑的智能化处理, 具有非线性、非精确性、自主学习、知识推理和优化计算等特点, 因此可以将灰色系统和人工神经网络组合进行预测^[11]。

2.1 小波包—灰色神经网络预测步骤

以固定的时间间隔采集一组时域信号, 时域信号经小波包频带能量特征提取后, 获取能量特征值 $E_i(k)$ 。设其任意频带上的能量时间序列有 n 个数据, 对应的 GM (1, 1) 模型预测值也为 n 个。由能量时间序列的 n 个数据可以生成 m 个相互关联的数列, 设每组数列有 $n-m$ 个数据, 小波组合灰色神经网络预测模型的步骤如下:

1) 取预测值数列中的第 1 个到第 $n-m$ 个, 第 2 个到第

$n-m+1$ 个, \dots 第 m 个到第 $n-1$ 个, 组成 m 个长度为 $n-m$ 的数据序列 P ;

2) 取原始数列中的第 $n-m+1$, 第 $n-m+2$, 第 $n-m+3, \dots$ 第 n 个数据, 组成数据序列 T ;

3) 将数列 P 作为神经网络的输入向量, T 作为神经网络的输出向量, 选择网络结构, 并进行参数初始值的设定;

4) 设定训练次数, 期望误差值, 学习速率等, 训练网络, 使得误差达到期望值, 从而得到一系列权值和阈值, 固定网络结构;

5) 利用训练好的网络, 将灰色模型预测的下一时刻的值作为神经网络的输入, 运行程序, 得到神经网络的输出值, 即相应下一时刻的预测值。

2.2 小波包—灰色神经网络预测流程图

小波包—灰色神经网络模型预测流程如图 1 所示。

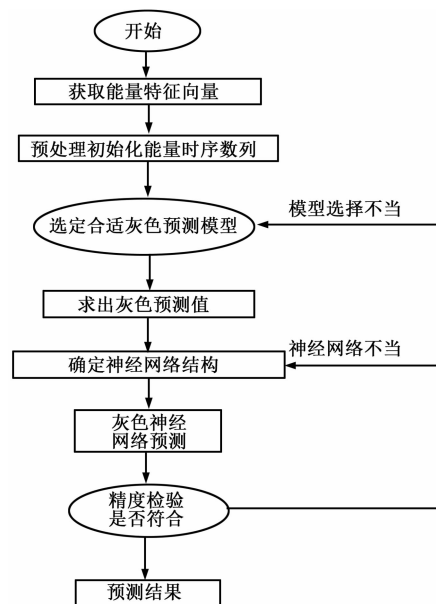


图 1 小波包—灰色神经网络模型预测流程图

3 机电作动系统结构与建模

3.1 机电作动系统模型的构建

建立了以无刷直流电机为驱动电机的机电作动系统的 Simulink 仿真模型, 并设定参数对机电作动系统进行分析。以稀土永磁材料作为转子磁钢的无刷直流电机 (Brushless DC Motor, BLDCM) 作为机电作动系统的驱动电机进行研究, 其系统设计如图 2 所示。

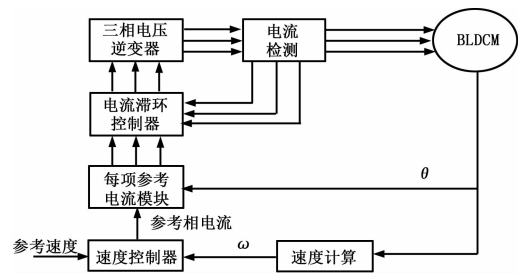


图 2 无刷直流电机系统设计框图

根据永磁无刷直流电动机气隙磁场、反电动势以及电流的非正弦特性，直接利用电动机本身相变量建立数学模型。BLDCM 建模仿真系统采用双闭环控制：转速环由 PI 调节器构成，电流环由电流滞环调节器构成。其中主要包括：BLDCM 本体模块、速度控制模块、参考电流模块、电流滞环控制模块、转矩计算模块、转速计算模块和电压逆变器模块。

3.2 机电作动系统的能量特征提取

在模型运转稳定后，每隔一秒钟设定一种故障模式，且持续一秒钟，在此期间采集系统模型的电磁转矩信号，采样时间为 0.6 s，根据采样定律，取采样频率为 4 000 Hz。所采集的每组电磁转矩信号随时间推移构成时间序列，分别对各组信号进行 3 层 db3 小波包分解，在尺度 3 上形成 23=8 个频带，信号频带宽度为 0~250 Hz，那么所获取的每个频带上的能量值也是一组时间序列。所选取的故障模式及获取的能量特征如表 1 所示。

表 1 中，w1 为转承轻微卡滞；w2 为定子绕组 2% 匝间短路；w3 为机械传动部件润滑效果下降；w4 为定子绕组 10% 匝间短路；w5 为减速齿轮齿面轻微点蚀；w6 为转子刚开始触碰；w7 为定子绕组 15% 匝间短路；w8 为轴承轻微点蚀；w9 为机械传动部件润滑失效；w10 为转子早期尖锐碰撞；w11 为转子平钝碰撞；w12 为轴承局部剥落。

表 1 不同故障模式下机电作动系统电磁转矩小波包分解各频带能量值

故障持续时间	故障模式	频带序号及其对应的能量值							
		1	2	3	4	5	6	7	8
0~1 s	w1	2518.8	376.8	54.8	142.3	24.3	22.2	9.7	76.3
1~2 s	w2	1 639.0	256.3	34.2	68.2	10.1	11.8	6.8	46.1
2~3 s	w3	1 797.8	288.6	38.1	78.6	11.7	12.5	6.8	49.3
3~4 s	w4	1 769.9	289.7	39.5	79.7	11.0	12.4	6.5	48.3
4~5 s	w5	1 907.1	309.8	41.8	86.7	14.9	16.4	7.2	56.1
5~6 s	w6	1 887.4	298.9	40.3	81.6	13.5	14.7	7.0	46.8
6~7 s	w7	1 819.4	296.3	43.8	80.4	12.6	13.6	6.6	46.1
7~8 s	w8	1 911.3	311.0	46.3	112.9	19.7	17.0	6.5	52.4
8~9 s	w9	2 001.4	324.5	47.2	121.7	21.7	17.5	7.6	60.9
9~10 s	w10	2 094.7	342.9	49.9	133.7	22.4	18.3	7.9	67.4
10~11 s	w11	2 408.9	366.9	50.2	140.9	26.0	21.0	9.1	72.8
11~12 s	w12	2 134.9	331.4	48.2	123.6	22.0	19.8	8.9	60.1

4 基于 GM (1, 1) 模型的预测

根据 GM (1, 1) 模型，对第一个频带时间序列进行预测建模。

(1) 初始数据处理。

原始数据样本量 $n=12$ ，即输入样本：

$$X^{(0)} = (x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(12))$$

则 $X^{(0)} = [2 518.8 \ 1 639.0 \ 1 797.8 \ 1 769.9 \ 1 907.1 \ 1 887.4 \ 1 819.4 \ 1 911.3 \ 2 001.4 \ 2 094.7 \ 2 408.9 \ 2 134.9]$

(2) 对 $X^{(0)}$ 做一次累加得到 $X^{(1)}$ 。

$$X^{(1)} = [2 518.8 \ 4 157.8 \ 5 955.6 \ 7 695.5 \ 9 602.6$$

11 490.0 \ 13 309.4 \ 15 220.7 \ 17 222.1 \ 19 316.8 \ 21 725.7 \ 23 860.6];

(3) 构造矩阵 B 和向量 Y ；

(4) 对参数列 $\hat{a}[a, b]^{(T)}$ 进行最小二乘估计：

$$[a, b]^{(T)} = (B^T B)^{-1} B^T Y = \begin{bmatrix} -0.0288 \\ 1578.1 \end{bmatrix}$$

即 $a = -0.0288, b = 1578.1$ ；

(5) 确定白化方程及时间响应参数：

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)} = b, \quad x^{(0)}(k) + ax^{(1)}(k) = b$$

(6) 根据时间响应式求出 $X^{(1)}$ 的模拟值 $\hat{x}^{(1)}$ ：

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = \left(x^{(1)}(0) - \frac{b}{a}\right)e^{-a} + \frac{b}{a}; k = 1, 2, L \dots n$$

(7) 还原求出 $X^{(0)}$ 的模拟值及预测值。

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = \hat{x}^{(1)}(k+1) - \hat{x}^{(1)}(k) =$$

$[2 518.8 \ 1 674.8 \ 1 723.8 \ 1 774.2 \ 1 826.1 \ 1 879.6 \ 1 934.6 \ 1 991.1 \ 2 049.4 \ 2 109.4 \ 2 171.1 \ 2 234.6]$

(8) 误差校验及评价。

计算后验差比值 $C=0.1363$ ，对照表 2， $C \leq 0.35$ ，可知预测精度为第一等级好；小误差概率 $P=0.9167$ ， $0.8 \leq P \leq 0.95$ ，可知预测精度为第二等级合格。可见灰色预测模型在不确定性较强的频带能量值变化的预测中有较好的适用性。

表 2 模型预测精度级别

精度等级	P	C
一级 (好)	≥ 0.95	≤ 0.35
二级 (合格)	$0.8 \leq P \leq 0.95$	$0.35 \leq C \leq 0.5$
三级 (勉强)	$0.7 \leq P \leq 0.8$	$0.5 \leq C \leq 0.65$
四级 (不合格)	< 0.7	> 0.65

5 基于灰色神经网络模型的预测

在预测过程中，将灰色 GM (1, 1) 模型预测值作为 BP 神经网络输入样本，实际值作为神经网络输出样本，采取一定的网络结构，然后对神经网络训练，得到一系列对应于相应节点的权值与阈值。

5.1 样本选择及处理

依次取 GM (1, 1) 模型预测结果中的预测值，每 5 个时间段作为 BP 神经网络输入样本，5 个时间段后一个时间段的实际能量数值作为输出样本。

输入样本： $X = [2 518.8 \ 1 674.8 \ 1 723.8 \ 1 774.2 \ 1 826.1; 1 674.8 \ 1 723.8 \ 1 774.2 \ 1 826.1 \ 1 879.6; 1 723.8 \ 1 774.2 \ 1 826.1 \ 1 879.6 \ 1 934.6; 1 774.2 \ 1 826.1 \ 1 879.6 \ 1 934.6 \ 1 991.1; 1 826.1 \ 1 879.6 \ 1 934.6 \ 1 991.1 \ 2 049.4; 1 879.6 \ 1 934.6 \ 1 991.1 \ 2 049.4 \ 2 109.4; 1 934.6 \ 1 991.1 \ 2 049.4 \ 2 109.4 \ 2 171.1]$

输出样本： $Y = [1 887.4 \ 1 819.4 \ 1 911.3 \ 2 001.4 \ 2 094.7 \ 2 408.9 \ 2 134.9]$

5.2 神经网络结构设计

本文设计神经网络采用 BP 三层结构，即 1 个输入层，1 个 S 型正切函数 tansig 为传递函数的隐含层，1 个线性传输函数

purelin 为传递函数的输出层。其中输入层采用 5 个节点, 输出层采用 1 个节点。网络训练采用改进 BP 算法函数 traingdx。

本网络初步取网络隐含层的神经元为 7 个, 然后根据网络性能情况再作调整, 当误差最小时的网络隐含层数目就是最佳值。为了确定隐含层的数目, 分别设定隐含层个数为 7、8、9、10、11、12, 用学习率 lr 为 0.01, 目标误差 0.000 1 对网络进行训练, 取部分图如图 3、图 4、图 5, 从中可看出, 当目标误差相同时, 隐含层数目为 10 时, 训练步数最小, 因此设定隐含层数目为 10 建立 BP 神经网络。

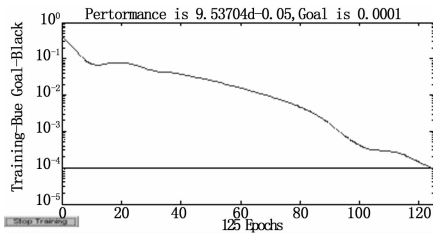


图 3 隐含层个数为 9 的训练误差曲线

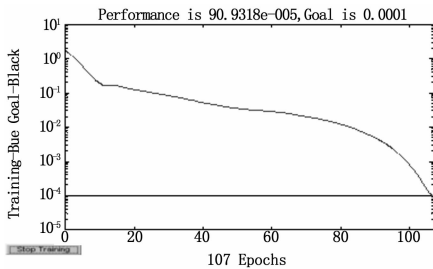


图 4 隐含层个数为 10 的训练误差曲线

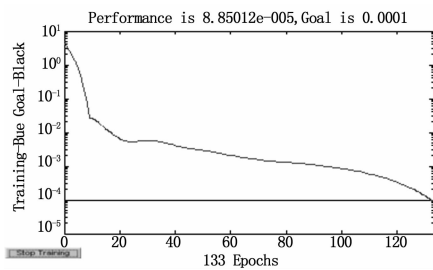


图 5 隐含层个数为 11 的训练误差曲线

5.3 模型的预测

网络的结构固定之后, 将 GM (1, 1) 模型对第 7~11 时间段的预测值作为训练好的神经网络的输入, 得到的输出即为对应下一时间段第 12 时间段的预测值。并对预测所得输出值进行反归一化处理得到最终预测值, 通过调用 postmnmx 函数来完成反归一化过程。

本模型预测所得第 12 时间段的能量值为 2 166.1, 与实际值 2 134.9 比较, 相对误差只有 -0.014 6, 取得了较好的预测效果。

5.4 预测结果的分析 and 比较

综合 GM (1, 1) 模型与灰色神经网络预测模型对频带一的能量值时间序列进行预测所得的预测数据, 可得到表 3。

组合后的灰色神经网络预测模型的相对误差平均值为: -0.965 7%, 后验差比值为 $C=0.042 0$, 远小于 0.35 的一级

精度标准, 小误差概率 $P=0.999$, 接近于 1, 可见模型预测精度较高。通过比较, 可以看出组合灰色神经网络预测模型在一定程度上提高了预测的精度, 这种组合模型主要用于多个序列预测的情况, 不仅考虑了各序列内部数据之间的关系, 还考虑了各序列之间的相互关系, 能一次得到多个预测值, 减少了多个序列进行预测时对单个模型的检验, 降低运算的复杂度。

表 3 频带一的能量值预测数据比较

故障持续时间	实际值	GM (1, 1) 模型预测值	GM (1, 1) 模型相对误差 (%)	G-BP 组合型预测值	G-BP 组合型相对误差 (%)
5~6 s	1 887.4	1879.6	0.4	1 866.7	1.10
6~7 s	1 819.4	1 934.6	-6.3	1 910.0	-4.98
7~8 s	1 911.3	1 991.1	-4.2	1 903.0	0.43
8~9 s	2 001.4	2 049.4	-2.4	2 026.8	-1.22
9~10 s	2 094.7	2 109.4	-0.7	2 071.1	1.13
10~11 s	2 408.9	2 171.1	9.9	2 451.4	-1.76
11~12 s	2 134.9	2 234.6	-4.7	2 166.1	-1.46

6 结论

本文提出了基于小波包—灰色神经网络的机电作动系统故障预测方法。该方法利用小波包分解对机电作动系统的故障特征进行提取, 集合了灰色系统的样本数据建模及神经网络的精度可控特性等优点, 对提取的故障数据进行预测, 验证了该方法具有较高的预测精度。通过对机电作动系统故障进行仿真分析, 预测结果证明该方法的有效性和正确性。

参考文献:

- [1] Mohsen Torabzadeh—Tari P. Analysis of Electro— Mechanical Actuator Systems in More Electric Aircraft Applications [D]. America: Royal Institute of Technology, 2005: 1—2.
- [2] 李开省. 全电飞机技术的发展 [J]. 国际航空, 2009, 1: 73—75.
- [3] 吴明强, 史慧. 故障诊断专家系统研究的现状与展望 [J]. 计算机测量与控制, 2005, 13 (12): 1301—1304.
- [4] 费胜巍, 孙宇. 融合粗糙集与灰色理论的电力变压器故障预测 [J]. 中国电机工程学报, 2008, 28 (16): 154—160.
- [5] 王钰, 郭其一. 基于改进 BP 神经网络的预测模型及其应用 [J]. 计算机测量与控制, 2005, 13 (1): 39—42.
- [6] 孙才新, 毕为民. 灰色预测参数模型新模式及其在电气绝缘故障预测中的应用 [J]. 控制理论与应用, 2003, 20 (5): 797—801.
- [7] 刘思峰. 灰色系统理论的产生、发展及前沿动态 [J]. 浙江万里学院学报, 2003, 16 (4): 14—17.
- [8] 邓聚龙. 灰色系统基本方法 [M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2004.
- [9] 郑蕊蕊, 赵继印. 基于加权灰靶理论的电力变压器绝缘状态分级评估方法 [J]. 电工技术与学报, 2008, 23 (8): 60—66.
- [10] 孟参. 基于模糊评判及灰色神经网络的应急物资库存管理研究 [D]. 武汉: 武汉理工大学, 2007.
- [11] 程宝清, 韩凤琴, 桂中华. 基于小波的灰色预测理论在水电机组故障预测中的应用 [J]. 电网技术, 2005, 29 (13): 40—44.