

基于改进灰色模型的模拟电路故障预测研究

王昊¹, 李旷代², 张晓光³, 李春华³, 沈海阔¹, 张朔¹

(1. 北京交通大学机械与电子控制工程学院, 北京 100044; 2. 北京宇航系统工程研究所, 北京 100044; 3. 中国船舶重工集团有限公司第七一五研究所, 杭州 310023)

摘要: 为保证飞行器信息处理设备供电电源模块的正常运行, 对典型 BUCK 降压电路进行 Simulink 仿真模拟电容、电感退化过程, 结合电容、电感理论退化模型确定供电电源模块的故障特征参数; 对灰色模型建模过程进行分析, 从数据的预处理和训练数据维数入手改进得到了一种具有适应度的数据平滑预处理灰色模型; 等时间间隔测量信息处理设备供电电源的纹波电压值, 分别用 GM(1, 1) 模型, 新陈代谢模型和改进的灰色模型对比分析, 用平均相对残差作为预测精度的判断标准, 验证了改进灰色模型的有效性和正确性。

关键词: 信息处理设备; 灰色模型; BUCK 电路; 故障预测

Research on Fault Prediction of Analog Circuit Based on Improved Grey Model

Wang Hao¹, Li Kuangdai², Zhang Xiaoguang³, Li Chunhua³, Shen Haikuo¹, Zhang Shuo¹

(1. School of mechanical and electronic control engineering, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China;

2. Beijing Aerospace System Engineering Research Institute, Beijing 100044, China;

3. The 715 Research Institute of China Shipbuilding Industry Group Corporation, Hangzhou 310023, China)

Abstract: In order to ensure the normal operation of the power supply module of the aircraft information processing equipment, the typical BUCK step-down circuit is simulated by Simulink to simulate the degradation process of capacitance and inductance, and the fault characteristic parameters of power supply module are determined by combining the degradation model of capacitance and inductance theory; Analyze the modeling process of grey model, from the data preprocessing and the dimension of training data, an adaptive gray model of data smoothing preprocessing is obtained; Measuring the ripple voltage of power supply of information processing equipment at equal time intervals. The GM(1, 1) model, metabolism model and improved grey model are used for comparative analysis. The validity and correctness of the improved grey model are verified by using the average relative residual as the criterion of prediction accuracy.

Keywords: information processing equipment; gray model; BUCK chopper; fault prediction

0 引言

飞行器信息处理设备是导弹制导系统的重要组成部分。在实际工况中, 信息处理设备主要是对弹上采集系统采集的制导图像进行信息处理, 并将图像处理结果同时发送给飞行控制组合和人机交互界面进行显示。信息处理设备供电电源主要为息处理机各功能模块提供安全电源, 是一个典型的模拟电路。随着军用电子系统的复杂度和集成度的加速增长, 我国对军用装备的可靠性和维修性的认知发生了很大的改变, 由传统的事后维修逐渐向视情维修转变。在武器装备系统全生命周期费用中, 使用和保障费用高达 72%, 与研发使用费用相比, 维修保障费用在技术上更具有可压缩性^[1]。视情维修作为一种降低维修保障费用的重要技术手段主要是通过故障预测来实现。在故障预测常用

的方法中灰色理论以其小样本、无规律样本分布和较高预测精度被广泛使用^[2]。

1 故障预测特征参数选取

故障预测特征参数表征了被预测系统的实时运行状况, 应随着系统的退化发生单调变化, 而且在一定变化范围内能有效区分。

信息处理设备电源模块主要负责整个设备的电源供应, 主要涉及 DC/DC 模拟电路, BUCK 电路可实现降压功能, 是 DC/DC 电路中最基本的电路之一。以 BUCK 电路为例, 在 MATLAB 仿真平台下, 利用 Simulink 建立电路模型。设定电路不同的工作条件及元器件参数, 并进行电路仿真和状态信号的采集, 最终确定模拟电路采用的特征参数。

1.1 BUCK 电路 Simulink 仿真

BUCK 电路的原理如图 1 所示。

其中: E 为输入电压, S_w 为 MOSFET 开关, T_s 为周期性的矩形波, 为 MOSFET 开关提供周期的通断状态。当处于高电平时, 开关管处于导通状态, 电感 L 被充磁, 流经 L 的电流线性增加, 同时给电容 C 充电, 给负载 R 提供能量。当处于低电平时, 开关管处于断开状态, L 通过二极管 D 续流放电, 输出电压靠滤波电容放电以及减小的电

收稿日期: 2020-03-02; 修回日期: 2020-03-21。

作者简介: 王昊(1992-), 男, 河北保定人, 硕士研究生, 主要从事故障预测与健康研究方向的研究。

通讯作者: 李春华(1992-), 男, 河南周口人, 助理工程师, 硕士研究生, 主要从事信号处理与数据通信方向的研究。

张晓光(1993-)男, 安徽芜湖人, 助理工程师, 硕士研究生, 主要从事仪器与仪表方向的研究。

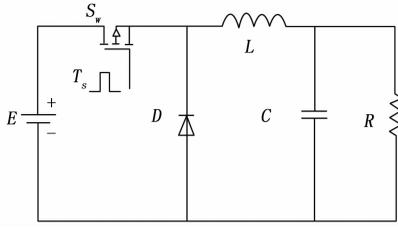


图 1 BUCK 电路原理图

感电流维持。

根据 BUCK 电路原理图, 利用 `simpowersystems` 中的模块建立仿真模型, 如图 2 所示。其中 `IGBT/Diode` 模块模拟 MOSFET 开关, `Pulse Generator` 模块产生脉冲驱动开关管, `Simout` 模块和 `Scope` 模块方便读取纹波电压值, 输出电压读取有效值。

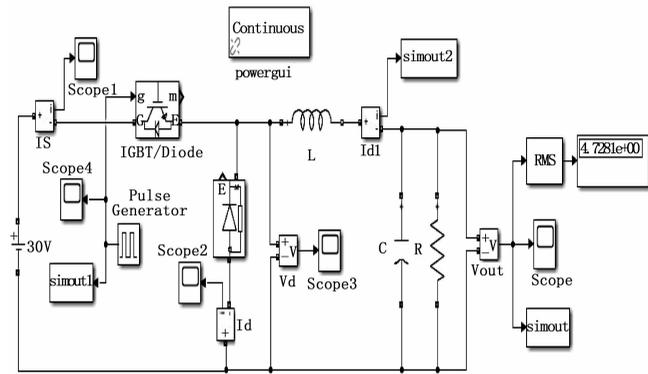


图 2 BUCK 电路 Simulink 仿真

1.2 电路元器件初始值计算

设置初始参数, 输入电压 20 V, 输出电压 5 V, 负载电阻 10 Ω, 工作频率 10 kHz, 要求纹波电压值不超过输出电压的 0.5%。BUCK 电路 Simulink 仿真模型纹波电压的误差应控制在 10% 以内, 认为建立的仿真为有效模型。

根据以下公式计算仿真电路电容值 C_0 和电感值 L_0 。

$$\begin{cases} D = \frac{V_0}{V_d} \\ I_0 = \frac{V_d}{R} \\ \frac{\Delta V_0}{V_0} = \frac{T_s^2(1-D)}{8LC} \\ I_0 = \frac{DT_s(V_d - V_0)}{2L} \end{cases} \quad (1)$$

其中: D , T_s 分别为占空比, 脉冲周期; V_0 , V_d , I_0 分别为输出电压、输入电压、负载电流。

由式 (1) 可以得出在纹波电压小于 0.025 V 条件下, 占空比为 0.25, 电容初估值为 $C_0 = 500 \mu\text{F}$, 电感的初估值 $L_0 = 0.375 \text{ mH}$ 。

当占空比为 0.25 (输入电压 20 V, 输出电压 5 V), 工作频率 $f_s = 10 \text{ kHz}$, 电容 $C_0 = 500 \mu\text{F}$, 电感 $L_0 = 0.375 \text{ mH}$ 条件下, 计算的理论纹波电压值为 0.025 V, 通过示波器读取的 BUCK 电路 Simulink 仿真模型的纹波电压值为 0.026 7

V, 理论误差为 6.8% 控制在 10% 以内, 由公式 (1) 中计算的电感电流波动的理论值为 1 A 与读取的图像的波动值 1 A 相吻合, 由此判断此 BUCK 电路 Simulink 仿真模型有效。

1.3 模拟电路退化过程

仿真模型建立后, 需要模拟电路各元器件的退化过程, 以期找到能够表征 BUCK 电路退化的特征参数。初选输出电压和输出电压纹波值为电路的特征参数。查阅大量文献, 研究电路中各元器件的理论退化模型如下:

电解电容工作时间越长, 其电解液的损耗也就越多^[3], J. R. Celaya 等人通过试验研究建立了电解电容的退化模型—电容减小百分比^[4], 见式 (2):

$$\Delta C(t) = e^{\alpha t} - \beta \quad (2)$$

其中: t 为电容使用时间, α 、 β 为常数。规定当电容相对初始值降低 20% 时视为失效^[5]。

电感线圈的温度会随着工作的时间增加导致电感储能容量降低^[6]。具体退化模型见式 (3):

$$L(t) = L_0 - at \quad (3)$$

其中: t 为电感的工作时间, a 为模型的退化参数, L_0 为电感的初始值。经过国内外多位研究学者的试验, 证明当 L 的值较初始值降低了 20% 时, 则表明其已失效^[7]。

由 BUCK 电路电容初始值, 根据电容失效条件设计输出电压 V_0 与纹波电压 ΔV_0 随电容 C 变化的单因子变量实验, MOSFET 管内阻设为 0.02Ω , 二极管导通内阻设为 0.02Ω , 电感 $L_0 = 0.375 \text{ mH}$ 。由式 (2) 认为当电容 $C_0 = 500 \mu\text{F}$ 纹波电压值超出输出电压的 0.5%, 电路发生失效。规定当电容相对初始值降低 20% 时视为失效, 在 490 ~ 610 μF 范围每 10 μF 设定一个数据点, 具体数据见表 1。

表 1 特征参数与电容变化

时刻	电容/ μF	输出电压/V	纹波电压/V
1	490	4.738	0.024 7
2	500	4.738	0.024 3
3	510	4.739	0.023 9
4	520	4.739	0.023 5
5	530	4.739	0.023 2
6	540	4.740	0.022 9
7	550	4.741	0.022 7
8	560	4.741	0.022 5
9	570	4.742	0.022 3
10	580	4.743	0.022 1
11	590	4.743	0.021 9
12	600	4.744	0.021 8
13	610	4.745	0.021 7

采用最小二乘法分别对输出电压纹波电压用基本函数进行拟合, 拟合结果见表 2。

表 2 随电容变化拟合精度

拟合方式	指数	线性	对数	幂
$R^2(V_0)$	0.968	0.972	0.956	0.957
$R^2(\Delta V_0)$	0.979	0.964	0.97	0.969

R^2 是拟合程度的指标, 它的数值大小可以反映趋势线的估计值与对应的实际数据之间的拟合程度, 拟合程度越高, 趋势线的可靠性就越高。 R^2 取值范围在 0~1 之间, 当趋势线 R^2 等于 1 或接近 1 时, 其可靠性最高, 反之则可靠性较低。从表 2 可以知道, 随电容变化, 输出电压拟合结果中线性变化的 R^2 值最接近 1 为 0.972, 可认为输出电压呈线性变化趋势, 纹波电压拟合结果中指数变化的 R^2 值最接近 1 为 0.979。可认为纹波电压呈指数变化趋势。

由 BUCK 电路电感初始值, 根据电感失效条件设计输出电压 V_0 与纹波电压 ΔV_0 。随电容 C 变化的单因子变量实验, MOSFET 管内阻设为 0.02 Ω , 二极管导通内阻设为 0.02 Ω , 电容 $C_0 = 500 \mu\text{F}$ 。由式 (2) 认为当电容 $L_0 = 0.375 \text{ mH}$ 纹波电压值超出输出电压的 0.5%, 电路发生失效。当 L 的值较初始值降低了 20% 时, 则表明其已失效, 在 0.375~0.460 范围每 0.005 mH 设定一个数据点, 具体数据如表 3 所示。

表 3 特征参数与电感变化

时刻	电感/mH	输出电压/V	纹波电压/V
1	0.375	4.738	0.024 3
2	0.380	4.709	0.024 6
3	0.385	4.681	0.024 4
4	0.390	4.654	0.024 3
5	0.395	4.626	0.021 6
6	0.400	4.599	0.022 5
7	0.405	4.572	0.022 9
8	0.410	4.546	0.022 9
9	0.415	4.522	0.022 3
10	0.420	4.497	0.021 7
11	0.425	4.474	0.021 6
12	0.430	4.454	0.021 9
13	0.440	4.431	0.020 7
14	0.450	4.393	0.018 6
15	0.460	4.396	0.018 5

采用最小二乘法分别对输出电压纹波电压拟合, 结果见表 4。

表 4 随电感变化拟合精度

拟合方式	指数	线性	对数	幂
$R^2(V_0)$	0.968	0.964	0.974	0.976
$R^2(\Delta V_0)$	0.851	0.875	0.850	0.843

从表 4 可以知道, 随电感变化, 随电容变化, 输出电压拟合结果中幂函数趋势变化的 R^2 值最接近 1 为 0.976, 可认为输出电压呈幂函数趋势变化, 纹波电压拟合结果中线性变化的 R^2 值最接近 1 为 0.979。可认为纹波电压呈线性变化趋势。

综合以上两组单因子仿真实验结果, 参照式 (2) 电容退化模型和式 (3) 电感退化模型, 纹波电压更能反映 BUCK 电路退化趋势, 故选取纹波电压作为故障预测的特征参数进行研究。

2 故障预测模型

飞行器信息处理设备供电系统的故障预测是一个典型的模拟电路故障预测, 常用的故障预测方法主要有基于内建“故障标尺”的故障预测、基于失效物理模型的故障预测和基于数据驱动的故障预测^[8]。分析信息处理设备供电系统的结构特点可知其中既包括已知的白色信息, 也包括未知的黑色信息。基于数据驱动的故障预测中的灰色理论以其小样本、无规律样本分布和较高预测精度在复杂系统中被广泛使用。所以此处选用灰色理论作为信息处理设备供电系统的故障预测模型。

自邓聚龙教授提出灰色模型系统理论后, 很多专家学者对灰色模型进行了深入的探讨, 结合自己研究领域提出相应的学术观点, 成功的解决了大量生产与科研中的实际问题。GM (1, N) 模型是最常用的预测模型, 应用也相对比较成熟, 其中 N 表示灰色预测模型中变量的个数^[9]。

2.1 GM (1, 1) 模型

灰色模型对原始数据的随机性表现的比较敏感, 即原始数据的粗劣程度越大, 灰色模型的预测精度越低^[10]。邓聚龙教授指出: 原始数据矩阵的构造对于灰色模型的建立起着至关重要的作用, 由于原始数据的随机性, 会导致矩阵中某行(或某列)的数据之间产生较大差距, 最终造成解的漂移。GM (1, 1) 模型为了解决该问题, 要对原始数据序列进行数据预处理以减少序列的随机性, 增加序列的规律性。

GM (1, 1) 模型建模过程如下:

1) 原始序列累加:

GM (1, 1) 模型模型一对原始序列累加生成一次, 减少原始数据的随机性, 增加模型的预测精度。设有原始序列:

$$X^{(0)} = (X^{(0)}(t_1), X^{(0)}(t_2), \dots, X^{(0)}(t_n)) \quad (4)$$

则一阶累加序列为:

$$X^{(1)} = (X^{(1)}(t_1), X^{(1)}(t_2), \dots, X^{(1)}(t_n)) \quad (5)$$

其中: $X^{(1)}(t_k) = \sum_{i=t}^{i=k} X^{(1)}(t_i), k = 1, 2, 3, \dots, n.$

2) 一阶灰色模型建立:

$$\frac{dX^{(1)}}{dt} + aX^{(1)} = u \quad (6)$$

$$\frac{dX^{(1)}}{dt} = X^{(1)}(K+1) - X^{(1)}(K) = X^{(0)}(K+1) \quad (7)$$

$$X^{(0)}(K+1) + aZ^{(1)}(k+1) = u \quad (8)$$

3) 最小二乘法求 a, u 的估计值:

$$(a, u)^T = B^{-1}Y = (B^T B)^{-1} B^T Y \quad (9)$$

4) 求解预测模型:

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = [x^{(1)}(1) - u/a]e^{-ak} + u/a \quad (10)$$

累减生成与累加生成互为逆运算, 一般用来获取序列中相邻数据的差值。

$$\begin{cases} X^{(1)}(t_1) = X^{(0)}(t_1) \\ X^{(1)}(t_k) = X^{(0)}(t_k) - X^{(1)}(t_{k-1}), k = 2, 3, \dots, n \end{cases} \quad (11)$$

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = \hat{x}^{(1)}(k+1) - \hat{x}^{(1)}(k) \quad (12)$$

有时候数据序列会出现明显的异常点, 应删除送些异常点增加序列的平滑性, 但是这样会使该序列出现空缺点。

均值生成是填补该序列空缺的常用方法, 称 $Z^{(0)}(t_{k+1}) = 0.5X^{(0)}(t_{k+1})$ 为原始序列紧邻均值生成值。

2.2 改进的 GM (1, 1) 模型

GM (1, 1) 模型是灰色理论中比较成熟的模型, 具有建模简单、准确的优点, 通过对建模过程进行分析, 影响模型精度的因素主要有两方面: 1) 数据的预处理; 2) 训练模型所用数据的维数。原始数据波动性较大导致预测模型精度降低, 此外, 装备的性能退化通常被认为是一个累积过程, 历史信息包含了装备的性能退化信息, 从时间尺度上看, 距装备当前状态时间越长的历史信息对故障预测建模的贡献率越低, 因此, 训练模型的数据维数和建模贡献率会影响灰色模型精度。改进的 GM (1, 1) 模型建模过程如下:

1) 原始数据平滑预处理: 为了减少原始数据的随机性和粗大误差, 增加灰色模型的预测精度, 在训练模型之前需要对训练数据进行平滑预处理。改进模型中, 选用了 4 种基本函数对原始数据进行平滑处理, 接下来以对数函数 $y = \ln(x+1)$ 为例介绍处理过程:

设原始数据为 $X^{(0)} = (X^{(0)}(t_1), X^{(0)}(t_2), \dots, X^{(0)}(t_n))$

数据平滑处理后的序列为:

$$Y^{(0)} = \ln(X^{(0)} + 1)$$

$$Y^{(0)} = (Y^{(0)}(t_1), Y^{(0)}(t_2), \dots, Y^{(0)}(t_n))$$

2) 处理后数据一阶线性累加: 同式 (5), 将原始数据序列编程平滑预处理后的新数据 $Y^{(0)}$ 。

3) 确定最佳训练数据维数: 通过对 GM (1, 1) 模型建模过程分析可以发现, 用于训练模型的数据通常采用固定的维数, 但随着时间的推移不断有新的数据产生, 新数据相对于原始数据包含更多系统当前状态信息, 更有利于预测系统退化情况。初选训练数据维数为 M , 不断降低维数, 设当前预测维数为 $m = M - n$ ($n = 0, 1, 2, \dots, M$), 分别求取平均相对残差 $\bar{\delta}^-(m)$ 最终确定最佳预测维数 $m_0 = \min \bar{\delta}^-(m)$, 用于训练的数据序列为:

$$Y^{(0)} = (Y^{(0)}(t_1), Y^{(0)}(t_2), \dots, Y^{(0)}(t_{m_0}))$$

当有新的数据产生 $Y^{(0)}(t_{m_0} + \Delta t)$, 则剔除原始数据 $Y^{(0)}(t_1)$ 构成新训练数据序列 $Y_N^{(0)}$ 。

$$Y_N^{(0)} = (Y^{(0)}(t_2), \dots, Y^{(0)}(t_{m_0}), Y^{(0)}(t_{m_0} + \Delta t))$$

4) 建立一阶灰色模型同式 (6) ~ (8)。

5) 最小二乘法求解模型参数同式 (9)。

6) 求解预测模型同式 (10) ~ (11)。

求得序列 $Y^{(1)}$ 后, 预测序列 $X^{(1)} = e^{Y^{(1)}} - 1$ 。

3 实验结果与分析

理想情况下 DC/DC 电路的主要性能参数是规律变化或恒定不变的, 但由于电路中元器件的性能退化和工作条件的变化, 导致电路性能参数在电路由正常到故障过程中发生不同程度的变化, 并且包含着一定的电路性能退化信息。

对飞行器信息处理设备的电源模块等时间间隔测量了 20 组纹波电压值, 如表 5 所示。前 10 组数据用于训练故障预测模型, 后 10 组数据用于检验模型精度。改进的模型用

Matlab 编程用于输出预测数据。

表 5 信息处理设备纹波电压值

次数	纹波电压/mV	次数	纹波电压/mV
1	32.7	11	49.3
2	33.1	12	51.8
3	35.2	13	55.0
4	36.6	14	58.1
5	38.1	15	61.4
6	39.6	16	65.0
7	41.2	17	71.3
8	43.1	18	78.0
9	45.2	19	82.6
10	47.1	20	88.7

3.1 数据平滑预处理对比实验

前 10 组数据应用于 GM (1, 1) 模型预测, 数据分别采用 $y = \ln(x+1)$, $y = e^x - 1$, $y = x^2$, $y = 1/x$ 四种基本函数进行平滑预处理, 求取各自平均相对残差如表 6 所示, 预测的 10 组数据绘制曲线图如图 3 所示。

表 6 预处理数据预测精度

方法	GM(1,1)	$\ln(x+1)$	$e^x - 1$	x^2	$1/x$
$\bar{\delta}^-(m)$	9.65%	8.26%	14.84%	9.43%	10.21%

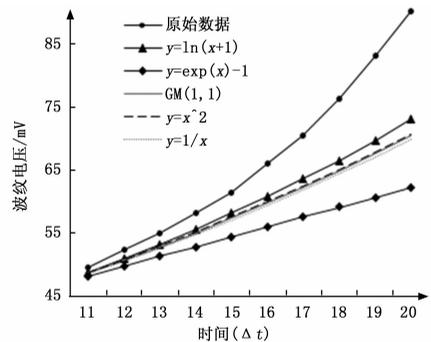


图 3 数据平滑预处理对比

从图 3 中可以看出, 在几种常用的基本函数种, 经 $y = \ln(x+1)$ 预处理后的得到的预测数据曲线相对于 GM (1, 1) 的出的预测数据曲线更接近于原始数据。从表 6 中也可以看出, 经 $y = \ln(x+1)$ 预处理后的平均相对残差为 8.26% 相对于未处理的数据的 9.65% 有一定程度的提高。

3.2 训练数据降维对比实验

将用于训练模型的 10 维数据通过 Matlab 编程采用 GM (1, 1) 模型进行降维处理, 记录每组数据的平均相对残差绘制预测维数与平均相对残差曲线如图 4 所示。

从图 4 中可以看出, 当训练数据维数降到 4 维的时候平均相对残差达到最小值为 7.57% 预测模型的精度也最高。

综合以上两组实验结果, 选用 $y = \ln(x+1)$ 做平滑预处理, 训练数据的维数选用 4 维, 更改 Matlab 程序, 应用改进的具有适应度的数据平滑预处理灰色模型, 并对比 GM (1, 1) 模型, 新陈代谢模型, 绘制曲线图如图 5 所示。

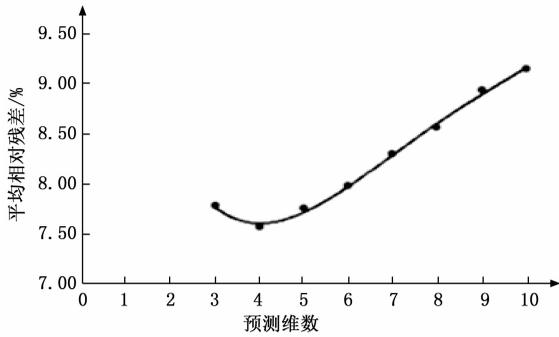


图 4 训练数据维数与平均相对残差关系曲线

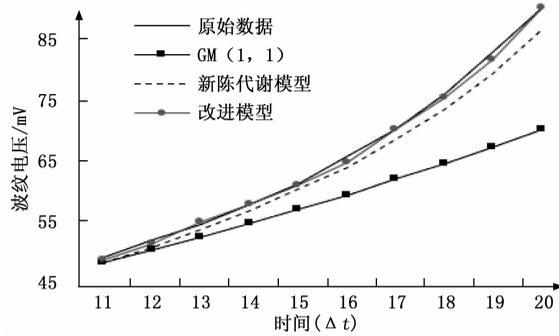


图 5 改进模型对比

从图 5 中可以看出,提出的具有适应度的数据平滑预处理灰色模型的预测曲线相较于 GM(1, 1) 模型和新陈代谢模型更接近原始数据曲线。改进后的模型平均相对残差为 0.63%, 相比于 GM(1, 1) 模型的 9.65%, 新陈代谢模型的 2.43% 预测模型精度都要高。

4 结束语

本文以典型的 BUCK 降压电路为例研究模拟电路故障预测特征参数,通过 Simulink 仿真模拟电容电感退化过程,设计单因子变量实验确定纹波电压作为模拟电路故障特征参数。研究了灰色模型建模过程,从数据的预处理和训练数

(上接第 19 页)

主要问题是: 1) 在进行孤立点分析算法时发现维度越高,时间的复杂度也会随之增高; 2) 如何在如今手工选择不同时段数据以得到所需参数的方法之上,建立更加便捷动态高效的参数选择方法; 3) 如何提高信息挖掘的真实可靠性和准确率。当数据比较密集时,经常会出现真实的目标信号被误认为假的信号的情况。接下来为了建立更加真实有效的挖掘模型,将会进行雷达数据挖掘方法的更进一步的研究与探讨。

参考文献:

[1] 王战平. 基于数据挖掘技术的信息分析方法研究——以集装箱海运价格预测为例 [J]. 情报科学, 2019, 37 (7): 65-71.
 [2] 杨德仕. 数据挖掘的三维激光扫描参数优化研究 [J]. 激光杂志, 201, 48 (7): 157-160.
 [3] 吴宇玲. 基于数据挖掘的光纤通信风险预警系统研究 [J]. 科技通报, 2019, 4 (5): 111-114.
 [4] 尚晓丽, 包向辉, 马春华, 等. 移动应用数据库中隐蔽数据高效

据维数入手改进得到了一种具有适应度的数据平滑预处理灰色模型。结合飞行器信息处理设备电源模块设计了数据预处理对比实验和训练数据降维对比实验,结合两组实验结果验证了改进模型的有效性和正确性。

参考文献:

[1] 曾声奎, Pecht M G, 吴际. 故障预测与健康管理 (PHM) 技术的现状与发展 [J]. 航空学报, 2005 (5): 626-632.
 [2] 李万领, 孟晨, 杨锁昌, 等. 基于改进灰色模型的故障预测研究 [J]. 中国测试, 2012, 38 (2): 26-28.
 [3] 卢西伟, 刘志刚, 王磊, 等. 基于累积损伤理论的铝电解电容疲劳损伤估算方法 [J]. 电工技术学报, 2011, 26 (4): 13-18.
 [4] Wang H, Blaabjerg F. Reliability of capacitors for DC-link applications — An overview [Z]. 2013.
 [5] Pang H M, Bryan P M H. A life prediction scheme for electrolytic capacitors in power converters without current sensor [A]. Applied Power Electronics Conference and Exposition (APEC), 2010 Twenty-Fifth Annual IEEE [C]. 2010.
 [6] Savin S, Ait-Amar S, Roger D, et al. Aging effects on the AC motor windings: a correlation between the variation of turn-to-turn capacitance and the PDIV [A]. 2011 Annual Report Conference on Electrical Insulation and Dielectric Phenomena (CEIDP) [C]. 2011.
 [7] Liu L M, Guan Y, Wu M H, et al. Failure prediction of electrolytic capacitors in Switching-Mode Power Converters [A]. 2012 IEEE Conference on Prognostics and System Health Management (PHM) [C]. 2012.
 [8] 邱淑芳, 王泽文. 灰色 GM(1, 1) 模型背景值计算的改进 [J]. 统计与决策, 2007 (3): 129-131.
 [9] 任健强. 通用火控系统智能故障预测与诊断研究 [D]. 西安: 西安工业大学, 2016.
 [10] 张朝龙. 模拟电路故障预测与健康管理的关键技术研究 [D]. 合肥: 合肥工业大学, 2018.
 [11] 定位方法仿真 [J]. 计算机仿真, 2019, 5 (6): 403-407.
 [5] 沈学勇, 巫书航, 孙斌. 超分辨测角在海上相控阵雷达低角测量中的应用 [J]. 现代雷达, 2018, 5 (8): 81-85.
 [6] 肖夏阳, 文剑, 肖中亮, 等. 基于雷达波的树木躯干内部缺陷探测识别 [J]. 林业科学, 2018, 54 (5): 127-134.
 [7] 胡汉峰. 双偏振天气雷达旋转关节对差分反射率因子测量结果的影响 [J]. 气象科技, 2018, 46 (3): 429-435.
 [8] 董云龙, 黄高东, 李保珠, 等. 基于 AIS 的雷达高精度误差校准方法 [J]. 电子技术应用, 2019, 45 (6): 75-79.
 [9] 李小路, 曾晶晶, 王皓, 等. 三维扫描激光雷达系统设计及实时成像技术 [J]. 红外与激光工程, 2019, 48 (5): 25-32.
 [10] 宋益恒, 王彦华, 李阳, 等. 基于深度生成网络的雷达 HR-RRP 生成技术 [J]. 信号处理, 2019, 5 (6): 1118-1122.
 [11] 李华楠, 曹林, 王东峰, 等. 结合匈牙利指派和改进粒子滤波的多目标跟踪算法 [J]. 电讯技术, 2019, 7 (5): 587-593.
 [12] 李保珠, 张林, 董云龙, 等. 基于航迹矢量分级聚类的雷达与电子支援措施抗差关联算法 [J]. 电子与信息学报, 2019, 41 (6): 1310-1316.