

基于隐马尔科夫模型的 BOOST 型 DC/DC 开关变换器故障检测

王海龙, 王建业, 刘勇聪, 任成伟

(空军工程大学 防空反导学院, 陕西 西安 710051)

摘要: 开关稳压电源广泛应用于各种电子设备中, 其中 DC/DC 开关变换器是开关稳压电源的核心部件, 一旦发生故障将影响整个电子设备的正常运行。隐马尔科夫模型(HMM)广泛应用于动态序列检测。针对开关稳压电源容易失效的特点, 应用 HMM 对 BOOST 变换器的故障进行了检测。根据电路原理将故障分类, 并对每一故障进行 50 次验证, 验证使用 HMM 检测变换器故障的可行性。该方法训练速度快, 所需样本少, 识别度高, 具有很高的应用价值。

关键词: 隐马尔科夫模型; BOOST 变换器; 故障检测

中图分类号: TP277 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-8829(2017)07-0151-04

Fault Detection of BOOST DC/DC Switch Converter Based on HMM

WANG Hai-long, WANG Jian-ye, LIU Yong-cong, REN Cheng-wei

(Air and Missile Defense College, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

Abstract: Switching power supply is widely used in a variety of electronic equipments, DC/DC switch converter is the core component of the switch power supply, once the converter is broken down, it will have a great influence on the electronic equipments. Hidden Markov mode(HMM) is widely used in dynamic sequential detection. Aiming at the characteristics that the switching power supply is easy to break down, HMM is used to detect the fault of the BOOST converter. According to the principle of the circuit to classify the fault, each fault is verified for 50 times. The feasibility of the HMM is verified. This method has the advantages of fast training speed, less samples, high degree of recognition, and it has a high application value.

Key words: HMM; BOOST converter; fault detection

开关稳压电源广泛地应用于各种电子设备中, 其中 DC/DC 变换器是开关稳压电源的核心, 发生故障会导致整个电子设备功能发生失效, 甚至会导致电子设备的损坏, 造成巨大的经济损失。因此正确地预测 DC/DC 变换器的故障具有重大的意义, 及时采取预防措施可以减小不必要的经济损失。目前, 国内外的研究学者通常使用专家系统和神经网络等方法对 DC/DC 变换器进行故障诊断。但是这些故障诊断方法存在着局限性, 而且诊断过程对于开关变换器的整体性把握不是很强。

隐马尔科夫模型(HMM, hidden Markov model)是一种应用十分广泛的统计分析模型, 在语音识别领域

具有十分广泛的应用。该项技术在故障诊断领域也得到了广泛的应用^[1], 如基于 HMM 的电路板故障诊断、基于 HMM 的滚动轴承的故障诊断等。与广泛应用于故障识别领域的神经网络法相比, 该模型的训练样本少, 应用范围广, 而且能够有效利用故障前后的各种信息, 得出更为准确的信息。但是在实际中 HMM 在 DC/DC 变换器故障诊断方面应用较少。本文主要是将 HMM 模型应用在了 DC/DC 变换器的故障诊断上。

1 BOOST 变换器原理

BOOST 变换器是 DC/DC 变换器中一种常用的结构形式, 该变换器的直流输出电压比直流输入电压更高, 常应用于升压电路。BOOST 变换器的基本拓扑结构如图 1 所示^[2]。

连续导电模式下变换器工作电路根据开关管的状

收稿日期: 2016-12-30

作者简介: 王海龙(1993—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为集成电路与武器系统应用。

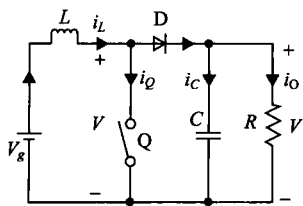


图1 BOOST变换器基本拓扑结构

态分为 T_{on} 和 T_{off} 两个阶段。

① T_{on} 阶段 ($0 \sim DT_s$): 开关管 Q 导通, 如图 1 所示。这一阶段电感电流在输入电压 V_g 的作用下线性上升, 电感处于储能阶段。该阶段的电感电压、电感电流和电容电流分别表示为

$$\begin{cases} v_L(t) = V_g \\ i_L(t) = i_L(0) + \frac{V_g}{L}t \\ i_C(t) = -\frac{v(t)}{R} \approx -\frac{V}{R} = -I_o \end{cases} \quad (1)$$

② T_{off} 阶段 ($DT_s \sim T_s$): 开关管 Q 断开。根据电感的通直流隔交流的特性可知, 电感电流不能发生突变, 电感产生反向电压, 电感将与输入电源一起, 通过二极管 D 向电容和负载释放能量。该阶段的电压电流可描述为

$$\begin{cases} v_L(t) = V_g - v(t) \approx V_g - V \\ i_L(t) = i_L(t_{on}) + \frac{V_g - V}{L}(t - t_{on}) \\ i_C(t) = i_L(t) - \frac{v(t)}{R} \approx -i_L(t) - I_o \end{cases} \quad (2)$$

在 T_{off} 阶段内, 电感电流增量 ΔI_{L2} 为

$$\Delta I_{L2} = i_L(T_s) - i_L(t_{on}) = \int_{DT_s}^{T_s} \frac{V_g - V}{L} (1 - D) T_s \quad (3)$$

根据电感的伏秒平衡特性, 得出输出电压为

$$V = \frac{V_g}{1 - D} \quad (4)$$

电感电流的平均值 I_L 为

$$I_L = \frac{V}{R(1 - D)} = \frac{I_o}{1 - D} \quad (5)$$

输入电流 $i_g(t) = i_L(t)$, 则

$$I_g = I_L = \frac{I_o}{1 - D} \quad (6)$$

式中, I_g 、 I_L 分别为 i_g 、 i_L 的平均值。

BOOST 变换器电路的主电量波形如图 2 所示。

减小输出电压波纹的方法是提高开关频率 f_s 或增大滤波电容; 在波纹不变的情况, 提高开关频率 f_s , 可以相应地减小滤波电容的大小。

2 HMM 基本理论

HMM 是一种统计应用模型, 每个状态之间的观测值不确定。其中的真实状态可以通过矢量去感知不可

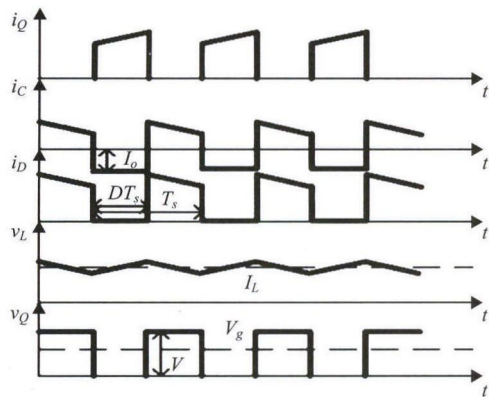


图2 BOOST变换器主电量波形

以被直接观测到的状态。各种状态的存在与特征只能通过随机过程来体现, 因此该模型称为 HMM^[3]。

给定模型参数为

$$\lambda = (N, M, \Pi, A, B)$$

式中, N 为马尔科夫链隐含的状态个数; M 为表示各状态对应的观测数目; Π 为初始状态概率矩阵; A 为隐含状态转移概率矩阵, $A = \{a_{ij}\}_{N \times N}$; B 为观测状态概率矩阵, $B = (b_{ij})_{N \times M}$ 。

设观测序列的时间长度为 T , 基本 HMM 组成如图 3 所示。



图3 HMM 组成

在本文主要使用 Viterbi 算法对给定观察序列求最有可能的隐含状态序列(解码问题)。首先, 定义一个变量 $\delta_t(i)$, 表示 t 时刻沿着路径 q_1, q_2, \dots, q_t , 此时 $q_t = \theta_i$, 生成观察序列 O_1, O_2, \dots, O_t 的最大概率。其中, $\delta_t(i) = \max_{q_1, q_2, \dots, q_{t-1}} P(q_1, q_2, \dots, q_t, q_t = \theta_i, O_1, O_2, \dots, O_t | \lambda)$ 。

求最优状态序列 Q 的过程如下。

初始化:

$$\delta_1(i) = \pi_i b_i(o_1), 1 \leq i \leq N \quad (7)$$

$$\varphi_1(i) = 0, 1 \leq i \leq N \quad (8)$$

递归:

$$\varphi_T(j) = \arg \max_{1 \leq i \leq N} [\delta_{T-1}(i) a_{ij}], 1 \leq t \leq T, 1 \leq j \leq N \quad (9)$$

结束:

$$P^* = \max_{1 \leq i \leq N} [\delta_T(i)] \quad (10)$$

最佳状态序列求解:

$$q_t^* = \varphi_{t+1}(q_{t+1}^*), t = T-1, T-2, \dots, 1 \quad (11)$$

图 4 为状态的转移示意图。由图中可以看出不同状态之间存在互相转移, 在时刻 t 观察序列 $o_{t1}, o_{t2}, \dots, o_{t-1}$ 的条件下, 状态由 $q_{t1}, q_{t2}, \dots, q_{tN}$ 到 q_t 的最大转移概率路径。

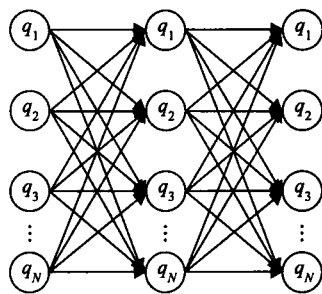


图 4 概率转移示意图

3 DC/DC 变换器的衰减过程

DC/DC 变换器故障诊断本质上是模式识别, HMM 的一个重要功能就是模式识别。因此可以利用 HMM 模型实现故障诊断。其原理主要有以下几点:

- ① 隐藏的状态不可观测, DC/DC 变换器的输出电压隐藏着故障状态, 可以通过其表现出的输出电压、电流信号进行判断与识别。
- ② 观测到的信号属于连续信号, 参数随时间变化, 含有多个变量的动态模式。DC/DC 变换器的不同工作状态由一系列的电信号特征来表示。
- ③ 对于 DC/DC 变换器需要采用多个电信号, 用多个观测序列进行参数训练, 提高模型的泛化特性, 提高建立模型的精确度。基于 HMM 理论, 查阅大量相关文献, 分析研究了将 HMM 应用在 DC/DC 变换器故障诊断中的可行性。

DC/DC 变换器由电阻、电容、电感、二极管等元器件组成, 其中电容相比于其他器件来说具有更高的故障率, 主要是由化学、潮湿导致的电介质老化和电解质腐蚀以及阻值偏移等^[4]原因造成的。功率 MOSFET 管由于电压应力、热应力和开关内部非线性效应等原因是 DC/DC 变换器中另一容易发生故障的器件。本文主要分析电解电容和 MOSFET 的衰减特性对变换器的影响。通过检测输出电压和电感电流等信息即可检测到器件的衰减过程。电解电容性能的衰减主要是阻值的变化以及电容的减小, 在本文中主要用一个等效电阻模拟电解电容的性能的衰减。等效电阻参数与时间、温度等的关系为

$$\frac{1}{R_{ESR}(t)} = \frac{1}{R_{ESR}(o)} (1 - kte^{-4700/T})$$

式中, k 为由电容的特性决定的常数。本文中判断电解电容的性能衰减的依据是等效电阻 R_{ESR} 。

随着工作时间的增加, 功率 MOSFET 管性能衰减主要表现为阈值电压增大, 导通电阻 R_{DS} 、跨导 g_m 的减小。本文主要研究导通电阻 R_{DS} 的变化对功率 MOSFET 的影响, 其中的判断依据是阻值大于初始电阻值。在 Simulink 下根据前文讲述的 BOOST 变换器

的工作原理对其进行仿真, 仿真模型如图 5 所示。

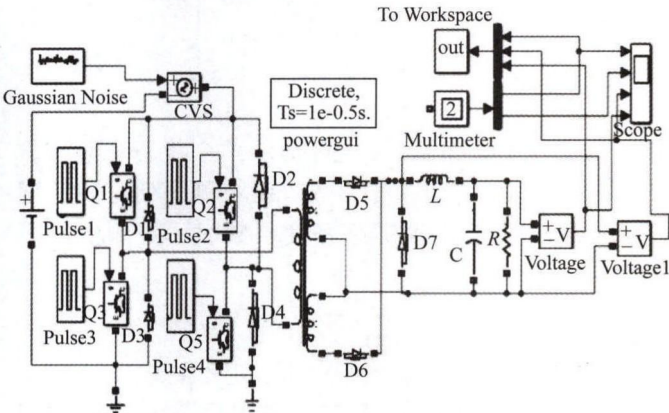


图 5 BOOST 开关变换器模型

选取原边电压 U_{AB} 、续流管电压 U_{CD} 、输出电压 U_o 作为特征参量信息。无故障情况下的三者输出电压如图 6 所示。

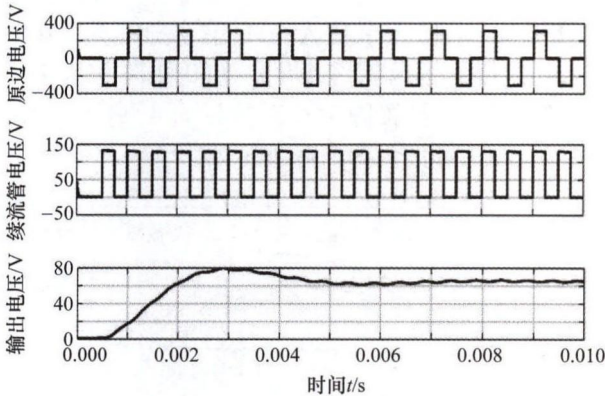


图 6 正常情况下特征参量信息

4 HMM 的训练

为 BOOST 变换器的每个状态训练一个 HMM。根据电路结构及电子器件失效原因选择以下几种故障类型^[5], 见表 1。

表 1 故障编号

编号	电路状态	编号	电路状态
1*	正常	6*	D _r 开路
2*	Q1 开路	7*	Q1 Q2 开路
3*	Q2 开路	8*	Q1 Dr1 开路
4*	Dr1 开路	9*	Q2 Dr1 开路
5*	Dr2 开路	10*	Q1 Dr2 开路

训练步骤如下所示:

- ① 采集 10 个不同的训练状态, 并测量每个状态下的输出电压 $O = [U_{AB} \ U_{CD} \ U_o]$, 作为该观察序列的输入模型。
- ② 建立一个 HMM, $\lambda = (\Pi, A, B)$, 并确定模型的初始值。根据 BOOST 电路的特性, 设初始状态概率为

$\Pi = [1 \ 0 \ 0 \ 0]$, 状态转移概率矩阵为

$$A = \begin{bmatrix} 0.5 & 0.5 & 0 & 0 \\ 0 & 0.5 & 0.5 & 0 \\ 0 & 0 & 0.5 & 0.5 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

③ 将训练数据均匀分割成与 N 个状态对应的 N 份, 并计算模型的初始化参数。设观测序列时间长度为 600, 通过混合高斯概率密度函数表示观测值概率矩阵为

$$b_j(o_i) = \sum_{m=1}^M c_{jm} N(o_i, u_{jm}, U_{jm})$$

④ 重新估计分析分割得到的初始参数。

⑤ 将得到的初始参数进行迭代运算, 直到收敛到设定范围。

使用 Simulink 软件进行仿真, 选择各个状态下的 10 组样本作为训练样本^[6]。测量原边电压 U_{AB} 、续流管电压 U_{CD} 、输出电压 U_o , 并将这 3 种电压作为特征参数输入模型之中, 得到观察序列 $O = [U_{AB} \ U_{CD} \ U_o]$ 。在本实验中, 采样点个数为 600, 单个样本为 3×600 矩阵, 10 组样本进行训练 $5 \times 3 \times 600$ 矩阵作为 HMM 训练时的输入。设置隐含状态数目为 4, 最大迭代步数为 50。图 7 和图 8 为故障训练图。

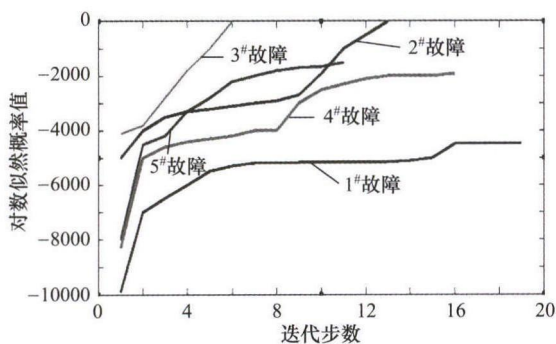


图 7 故障 1# ~ 故障 5# HMM 训练图

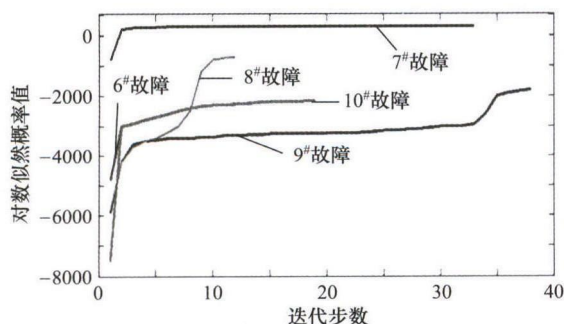


图 8 故障 6# ~ 故障 10# HMM 训练图

通过仿真得到了不同故障模型下训练所需迭代步数, 结果如表 2 所示。

取 10 种状态下的各一组观测序列输入到训练好的 HMM, 计算对数似然率值 $P(O|\lambda_n)$, 其中对数似然率值 $P(O|\lambda_i)$, $i \in (1, \dots, K)$ 为最大时所对应的

模式就是所得到的识别结果。HMM 检测流程如 9 图所示。

表 2 故障诊断试验结果

编号	故障状态	迭代步数	编号	故障状态	迭代步数
1#	正常	19	6#	D _r 开路	8
2#	Q1 开路	17	7#	Q1 Q2 开路	32
3#	Q2 开路	13	8#	Q1 Dr1 开路	12
4#	Dr1 开路	16	9#	Q2 Dr1 开路	36
5#	Dr2 开路	11	10#	Q1 Dr2 开路	17

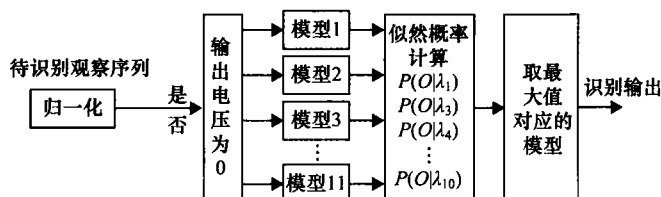


图 9 HMM 检测过程方框图

根据 HMM 模式识别理论, 对数似然率最大值所对应的模型即为该 BOOST 变换器的状态识别结果。将故障模式中的正常状态 (编号 1)、Q1 Dr2 开路 (编号 10) 两组观测序列, 输入到训练好的 HMM 进行故障识别, 计算似然率 $P(O|\lambda_n)$, 结果如表 3 所示。

表 3 故障模型输出结果

编号	正常状态	Q1 Dr2 开路	编号	正常状态	Q1 Dr2 开路
1#	-739	-2721	6#	-4432	-8707
2#	-3824	-3950	7#	-5535	-5374
3#	-4550	-3712	8#	-4135	-3340
4#	-3900	-4261	9#	-5548	-2345
5#	-3700	-2875	10#	-6184	-452

由表 3 可以看出, 2 个不同测试样本输入到不同连续 HMM 模型时, 正确模式下经过模型的计算, 得到的似然率值最大, 而且与其他模式下所得到的结果相比差别很大。似然率值的大小代表着不同的状态信息, 因此通过比较概率值大小可以很明显地将各个状态识别出来。为了验证利用 HMM 模型进行全桥直流变换器故障诊断的有效性, 选取不同故障下的测试数据样本各 50 组。故障诊断的试验结果如表 4 所示。

表 4 故障诊断试验结果

故障编号	诊断次数	正确识别次数	错误次数	识别正确率/%
1#	50	50	0	100
2#	50	50	0	100
3#	50	50	0	100
4#	50	50	0	100
5#	50	50	0	100
6#	50	50	0	100
7#	50	50	0	100
8#	50	50	0	100
9#	50	50	0	100
10#	50	50	0	100

(下转第 158 页)

人机上加装角反射体增加反射信号强度,并加装差分 GPS 移动站,采用数传电台实时发送定位数据。地面站进行无人机控制和 GPS 数据接收,雷达跟踪无人机并记录跟踪数据,飞行结束后进行数据处理,解算标定参数。飞行时受场地和无人机续航时间限制,方位角变化范围为 $334^{\circ} \sim 353^{\circ}$,仰角范围为 $6^{\circ} \sim 11^{\circ}$ 。由于方位角变化不能覆盖 4 个象限,因此大盘不水平度将无法结算,而大盘不水平度的测试无需依靠雷达以外的其他设施设备,容易测试,故将大盘不水平度误差作为已知量,不参与解算,解算结果如表 3 所示。

表 3 实际飞行情况下标定参数解算结果

项目	方位零 值/(°)	两轴不正 交度/(°)	光电轴、光机 轴偏差/(°)	利用标定参数 修正后的系统 误差/(°)
标定参数真值	1.01958	0.0080	-0.01561	0.01175
解算结果 1	1.00320	0.0034	0.00100	0.01187
解算结果 2	1.00380	0.0008	-0.00180	0.01408
解算结果 3	0.99800	0.0079	0.00540	0.01034
解算结果 4	0.99900	0.0035	0.00090	0.01324

由表 3 可以看出,数值最大的方位零值的解算结果与真实值非常接近,解算出的两轴不正交度和光电轴、光机轴偏差数值与真实值存在一定偏差,但是由于这 3 项误差本身数值非常小,对误差修正的影响也有限。根据解算出的标定参数对系统误差进行修正,结果与真实值基本一致,且均能满足雷达的精度要求,因此解算得出的标定参数能够用于雷达的系统误差修正,也证明了该方法有效、可行。

4 结束语

该方法通过利用小型无人机携带差分 GPS 设备对雷达进行标校,具有不受场地和常规标校条件限制

的优点。通过模拟数据解算得出了该标校方法适用的航线范围,通过实际飞行测试对标校方法进行了验证,利用解算得出的标定参数对雷达进行系统误差修正能够满足精度要求,证明了该方法有效、可行。随着小型无人机技术的发展和成熟,限制该方法应用的无人机续航问题将会得到解决,该标校方法将会有更大的应用价值。

参考文献:

- [1] 鲍珊,孙浩. 基于动态校飞的新型无线电外测系统精度估算[J]. 测控技术,2013,32(11):51-54.
- [2] 吴三元,侯志楠,王瑞恒. 基于 GPS 的雷达标定方法[J]. 雷达与对抗,2010,30(1):4-6.
- [3] 杨琳,朱元昌,邸彦强,等. 雷达动态精度试验误差统计分析方法改进[J]. 测控技术,2014,33(9):48-51.
- [4] 杜娟,朱华邦. 基于 GPS 技术的舰载探测系统标校方法研究[J]. 火控雷达技术,2013,42(1):17-20.
- [5] 赵磐,王世峰,佟首峰等. 舰载雷达零位标校新法[J]. 火力与指挥控制,2010,35(2):169-171.
- [6] 姚景顺,杨世兴. 舰载雷达的动态标校[J]. 火力与指挥控制,2008,33(3):128-130.
- [7] 潘绍仁,察豪. 基于 AIS 的舰载雷达标校方法研究[J]. 舰船科学技术,2009,31(6):101-104,127.
- [8] 朱起悦. 应用差分 GPS 技术进行雷达标校[J]. 电讯技术,2006,46(1):108-110.
- [9] 范剑红,林金兰. 非球面测量系统与数据处理技术研究[J]. 测控技术,2011,30(12):25-28.
- [10] 王圆,朱名日,李瑞帅,等. 基于最小二乘法的牛奶中三聚氰胺浓度算法研究[J]. 测控技术,2016,35(2):20-23.
- [11] 丰少伟,黄双华,杨云生. 基于差分 GPS 技术的舰载雷达通用标校方法[J]. 现代雷达,2012,34(5):14-16.

□

(上接第 154 页)

5 结束语

DC/DC 变换器是开关稳压电源中的核心器件,也是最容易发生事故的器件。提出了一种基于 HMM 模型的 DC/DC 变换器故障诊断的方法^[7]。该方法以 BOOST 型 DC/DC 变换器的输出电压和电感电流为特征参量,对所得到的参数进行 HMM 模型训练。经验证该方法可以很好地诊断变换器的故障,而且该方法识别速度快、训练样本少,具有很强的应用性,可以用来检测 DC/DC 变换器的故障信息。

参考文献:

- [1] 方芳. 基于 ANN 和 HMM 模型的口吃语音识别研究[D]. 天津:天津大学,2010:20-30.

- [2] 程红,王聪,王俊. 开关变换器建模、控制及其控制器的数字实现[M]. 北京:清华大学出版社,2013:9-16.
- [3] 张翼翔,杨铁宝. 基于隐马尔科夫模型的 DC/DC 变换器故障检测[J]. 电脑与电信,2015(1/2):63-66.
- [4] 张金格. 开关电源故障诊断方法研究[D]. 沈阳:沈阳理工大学,2015:22-25.
- [5] 徐宏武,范玉刚,吴建德. 基于 S 变换特征提取和隐马尔科夫模型的故障诊断方法研究[J]. 计算机与应用化学,2016,33(2):152-156.
- [6] 周金祖,史志才,曾国辉,等. 基于改进隐马尔科夫模型的电路板故障诊断算法的研究[J]. 化工自动化及仪表,2015,42(1):51-53.
- [7] 张继军,马登武,张金春. 基于 HMM 的电子设备状态监测与健康评估[J]. 系统工程与电子技术,2013,35(8).

□