

DOI: 10.13382/j.jemi.B2103870

基于关键特征提取和 Elman 神经网络的 开关电源多参数辨识*

姜月明 俞 洋 彭喜元

(哈尔滨工业大学 电子与信息工程学院 哈尔滨 150006)

摘要:开关电源作为电子系统的重要组成部件,一旦发生故障将会对整个电子系统带来不可估量的损失,所以需要时开关电源的元器件参数进行及时准确地辨识,以便有效地评估开关电源的健康状态。受环境应力的影响,在实际工作中开关电源的多个元器件参数均会发生退化。为有效地辨识开关电源的状态,提出基于关键特征和 Elman 神经网络的开关电源多参数辨识方法,方法首先利用小波包分析提取局部能量特征;为提高辨识精度,将变异系数作为优选局部能量特征的标准,提取具有较大变异系数的局部能量特征作为关键特征;最后,采用 Elman 神经网络建立关键特征与辨识参数的关联。仿真实验和硬件实验结果证明具有较高的辨识精度和良好的实用性。

关键词: 开关电源;关键特征;Elman 神经网络;多参数辨识

中图分类号: TM46;TP206+.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.99

Multi-parameter identification of switch mode power supply based on key features and elman neural network

Jiang Yueming Yu Yang Peng Xiyuan

(School of Electronics and Information Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150006, China)

Abstract: Switch mode power supply (SMPS) is an important component of the electronic system, the fault state of SMPS has an adverse impact on the operation of the back-end components and the entire electronic system. Therefore, it is very necessary to identify the health state of SMPS. Under the environmental stresses, Multi-parameters of the components of SMPS will degrade. To effectively identify the state of SMPS, the paper presents the multi-parameter identification method based on the key features and Elman neural network. At first, the paper obtains the Wavelet Packet local energy features of the output. To improve the identification accuracy, the coefficient of variation are used to select the local energy features, the local energy features with larger coefficient of variation values were regarded as the key features. Finally, the relationship between the key features and parameters will be established based on Elman neural network. The results of the simulation and hardware experiments demonstrate that the proposed method can obtain the high identification accuracy and great practicability.

Keywords: switch mode power supply(SMPS); key features; elman neural network; multi-parameter identification

0 引言

开关电源作为电子系统的一个重要组成部件,其广泛应用于各类电子设备中,如装备导弹系统、大型计算机、测试仪器、生物医学仪器等。由于开关电源位于电子设备前端位置,其功能是为其他电子部件提供电源;所以,开关电源的工作状态直接影响后续连接的电子部件

乃至整个电子系统的工作稳定性^[1-2]。因此,为避免开关电源发生严重故障而引起电子系统的工作异常甚至崩塌,及时有效地辨识开关电源的健康状态是十分必要的,为开关电源的寿命预测和整个电子系统的健康管理提供有力的支撑^[3-4]。

开关电源的健康状态主要由元器件的性能决定,随着工作时间的增加,元器件参数在各种环境应力(电压、温度、电流、辐射等)的作用下逐渐发生偏移,多个元器件

将同时发生退化直接影响开关电源的性能。如开关电源退化率较高的关键元器件电解电容,随着工作温度的升高,其参数电容容值逐渐减小,而等效电阻值逐渐增加^[5-6]。当元器件参数到达失效阈值时,将直接导致开关电源发生严重故障。因此,需要达到较高的辨识精度,以有效地识别元器件的微弱变化,以便在元器件退化初期及时有效地辨识,系统维护人员根据参数早期变化情况对元器件进行寿命预测,尽早给出故障预警信息;在系统发生严重故障之前,预留足够时间采取有效的维护措施确保开关电源处于稳定的工作状态。

目前,大多数文献集中在对开关电源中单一关键元器件的参数辨识,如主要针对电解电容的电容容值 C 和等效串联电阻 R_c 。Yao 等^[7-8] 基于变换器的结构建立电容输出电压与退化参数的数学关系实现参数辨识。文献[9]利用大信号负载的瞬态输出提出对 C 和 R_c 的在线评估方法。吕志立等^[10] 将输出负载电压通过一系列信号处理模块后,分析输出响应的规律辨识电容的退化情况。贾云涛等^[11] 提出一种基于有效差分法与遗传算法结合的开关电源中电解电容特征参数提取方法。MOSFET 元器件也是目前辨识方法研究的重点对象,多数集中在对开短路故障和导通电阻阻值的辨识。文献[12]提出一种在线检测识别开关管短路与开路故障的方法。李凯迪等在文献[13]提出一种在电流滞环控制下逆变器功率管发生开路故障的基于电流的在线诊断方法。文献[14]提出一种晶体管开路诊断方法,主要是通过分析正常和故障状态下的波形变化而实现的。郑学艳等^[15] 以 Buck 变换器为例提出一种 MOSFET 导通电阻参数在线辨识的方法。上述研究主要实现开关电源发生单个关键元器件性能退化的参数辨识,但在实际运行中,开关电源的所有元器件都长期工作在各种应力作用下,随着工作时间的不断增加,开关电源的多个元器件将同时发生参数退化,因此,相对于单个元器件参数辨识,多个元器件参数辨识研究更符合实际运行情况。

由于多参数辨识难度较大,只有少部分文献针对开关电源的多参数进行辨识。辨识方法主要分为两类,一种是根据开关电源结构建模混杂模型。王友仁等^[16] 以电压信号为状态变量建立 Buck 电路的混杂系统模型,并通过检测电力电子电路的输入电压、MOSFET 源极节点电压及输出电压以实现多参数辨识。文献[17]对现有混杂模型进行了修正,提出一种基于小波去噪以及最小二乘算法的 LC 参数辨识方法。沈茜等^[18] 基于混杂系统模型提出一种通用性较好的 Buck 变换器参数提取方法,提高了数辨识精度。文献[19]以 CCM 非理想 Boost 型变换器为例,基于参数辨识的方法获取电路关键元器件参数值。基于混杂模型的方法可实现开关电源的多参数辨识,且辨识效果较好,但模型建立的必要条件是明确开

关电源的电路结构和传递函数。所以,在针对无法明确电路结构或传递函数的开关电源,这类参数辨识方法将并不适用,具有一定的局限性。为解决这一问题,基于数据驱动的方法是一种有效的手段,通过获得大量训练集建立输出信号特征与多参数的关系,在无需明确电路结构和传递函数的情况下实现多参数辨识。文献[20]将一种自适应正则化系数引入卷积神经网络,对逆变器进行故障诊断。郭志军等^[21] 利用小波分析和小波包对开关电源输出电压进行分析处理,构造故障特征向量作为神经网络的输入进行分类实现开关电源的故障诊断。针对数据驱动的辨识方法,仍然存在辨识精度不高,辨识结果不稳定等问题,导致辨识的参数相对误差较大,这将无法提供有效的故障预警信息,而导致开关电源出现严重故障。

综上所述,对开关电源参数辨识主要存在如下 3 个问题:1) 主要集中对单个元器件(多数为电解电容,少数为 MOSFET)的参数辨识,对多参数辨识研究较少;2) 现存的多参数辨识方法多以建立开关电源的混杂模型为主,该方法的缺陷是必须明确电源的电路结构和传递函数;3) 针对无法明确电路结构的开关电源多参数辨识,少数文献采用数据驱动的方法,但仍存在辨识精度不高、辨识结果不稳定等问题,尤其针对微弱参数变化的识别能力较弱,这将无法有效地评估开关电源的健康状态。

针对以上问题,本文以首先利用小波包分析电源输出的电压信号,并提取小波包的局部能量特征;为了有效地辨识微弱的参数变化,本文根据变异系数进一步优选小波包局部能量获取关键特征,将各个关键特征进行归一化处理后,构造关键特征向量作为 Elman 神经网络的输入,通过建立关键特征与多参数的关系,完成开关电源的多参数评估。

1 基于变异系数的关键特征提取

本文在分析输出信号时,利用小波包分析获取输出信号的频域特征,因为开关电源电路中包含的电感和电解电容构成了一个无源滤波器,起到滤除直流输出的交流分量的作用,当电感和电解电容的参数值发生偏移时,则直接改变无源滤波器的特性,如改变无源滤波器的截止频率等,因此,本文提取频域特征表征元器件参数的变化。

1.1 小波包局部能量

开关电源的输出信号主要成分为直流电压输出,但其存在的高频纹波特征也是描述开关电源异常的重要指标参数,所以需要同时提取并分析输出信号的低频和高频特征。基于以上分析,本文选择小波包分析作为开关电源输出的频域特征提取方法。在开关电源故障检测和

诊断领域中,常见的小波包相关特征参数包括关键频带的小波包各个节点小波包系数和其构成的小波包能量,小波包能量是由各个频带内分解系数的平方和计算而得,第 j 层小波包第 i 个频带的能量值的计算公式如下:

$$E_i = \sum_{k=1}^N W_j^r(k)^2 = \sum_{k=1}^N |d_{j,k}^r|^2 \quad i = 1, 2, \dots, 2^j \quad (1)$$

式中: E_i 表示小波包第 j 层第 i 个频带的总能量值; N 表示频带的分解系数长度,分解系数 W_j^r 包含 N 个元素 $d_{j,k}^r, r = 1, 2, \dots, 2^j - 1$; 则 $W_j^r = [d_{j,1}^r, d_{j,2}^r, \dots, d_{j,N}^r]$ 。

小波包各频带的能量值虽可作为频域特征用于表征开关电源的异常,但根据仿真实验结果可知,其对信号中的微弱异常的辨识效果仍有待提高,尤其是开关电源实际的输出信号为非平稳时变信号,其分解信号在频带上具有时变性,式(1)得到的整个频带总能量值无法描述信号的时变性,则无法全面有效地提取表征微弱参数变化的频域特征参数,因此,本文在小波包能量的基础上,引入频域局部能量作为异常特征参数,其计算如下:

$$E_i' = \sum_{k=M_1}^{M_2} W_j^r(k)^2 = \sum_{k=M_1}^{M_2} |d_{j,k}^r|^2 \quad i = 1, 2, \dots, 2^j \quad (2)$$

式中: E_i' 表示小波包第 j 层第 i 个频带的局部能量值; M_1 和 M_2 表示分解信号对应离散点的序列号。局部能量反映了原信号在该频段某个时间段能量的大小,可充分体现非平稳时变信号的时变性,将其作为开关电源的频域特征可实现对微弱参数变化有效全面地表征,有助于提高参数的辨识精度。

1.2 关键故障特征优选

当采用全部的局部能量特征进行开关电源多参数辨识时,对于元器件参数偏差较小的情况辨识精度并不理想。具体原因是不同的局部能量对参数变化表征效果不同,即不同特征对参数变化的敏感程度不同,因此本文将参数变化敏感的特征称为关键特征,反之称为冗余特征。因此,为了全面提高开关电源的参数辨识精度,对获取的局部能量特征做进一步优化,优选关键特征作为 Elman 神经网络的训练输入集,在提高辨识精度的同时减少网络的训练时间。

为描述局部能量特征对参数变化敏感程度,本文采用变异系数作为优选小波包局部能量的标准。在概率论和统计学中,变异系数,又称“离散系数”(coefficient of variation),是描述分布离散程度的一个归一化量度,其定义为标准差与平均值之比。变异系数是一个无量纲量,因此在比较两组均值不同的数据时,应该用变异系数而不是标准差作为比较的指标。设一组输出信号表示为 x_i ($i = 1, 2, \dots, n$),均值 m 和标准差 v 计算如式(3)和(4)所示,变异系数 cv 的计算如式(5)所示。

$$m = E(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (3)$$

$$v = \sqrt{E(x-m)^2} = \sqrt{\frac{1}{n-1} \left(\sum_{i=1}^n x_i^2 - n \cdot (E(x))^2 \right)} \quad (4)$$

$$cv = \frac{v}{m} \times 100\% \quad (5)$$

设开关电源中发生的参数状态共为 n 个,定义为 p_1, p_2, \dots, p_n 。针对每个参数状态的输出都可以计算得到 m 个局部能量特征,设为 s_1, s_2, \dots, s_m 。因此对于 n 个参数状态,得到的局部小波能量特征构成一个 $m \times n$ 的矩阵。当向开关电源分别注入从 $p_1 \sim p_n$ 的参数状态,每个局部小波能量值也发生一系列变化,本文采用变异系数描述局部小波能量特征的变化程度。当某一个局部能量值变化幅度较大,即变异系数较大,则证明该组能量特征对于参数退化更为敏感,该局部能量选为关键特征;反之,变异系数越小说明该组局部能量对参数变化不敏感,将不被选择。因此,本文选取变异系数较大的局部能量值作为关键特征,用表征待辨识的参数,将变异系数较小的局部能量特征剔除。在进行数据统计分析时,通常认为变异系数大于 15%,则认为该数据超过正常的变化范围,所以,本文将 15% 作为变异系数的衡量指标,选择的关键特征作为神经网络的训练集,使得参数分类效果更好,有效地提高参数辨识精度。

2 基于 Elman 神经网络的多参数辨识

2.1 Elman 神经网络基本原理

Elman 神经网络是 Elman 于 1990 年首先针对语音处理问题而提出来的,是一种典型的局部回归网络。Elman 网络可以看作是一个具有局部记忆单元和局部反馈连接的递归神经网络。主要结构是前馈连接,包括输入层、隐含层、输出层,其连接权可以进行学习修正;反馈连接由一组“结构”单元构成,用来记忆前一时刻的输出值,其连接权值是固定的。在 Elman 网络中,包含一个特别的隐含层,称为承接层;该层从隐含层接收反馈信号,每一个隐含层节点都有一个与之对应的关联层节点连接。承接层的作用是通过联接记忆将上一个时刻的隐层状态连同当前时刻的网络输入一起作为隐层的输入,相当于状态反馈。Elman 神经网络的结构如图 1 所示。

图 1 中,输入层包含 r 个神经元,表示为 $\mathbf{u} = [u_1, u_2, \dots, u_r]$,输出层包含 m 个神经元,表示为 $\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_m]$,隐含层输出向量 $\mathbf{h} = [h_1, h_2, \dots, h_n]$,承接层输出向量 $\mathbf{t} = [t_1, t_2, \dots, t_n]$ 。 $\mathbf{w}^1, \mathbf{w}^2, \mathbf{w}^3$ 分别为输入层到隐含层、隐含层到输出层、关联层到隐含层的连接权值矩阵,前两个权值矩阵在迭代训练中被不断地更新修正,而 \mathbf{w}^3 是一个固定的权值矩阵。则 Elman 神经网络的迭代计算如下:

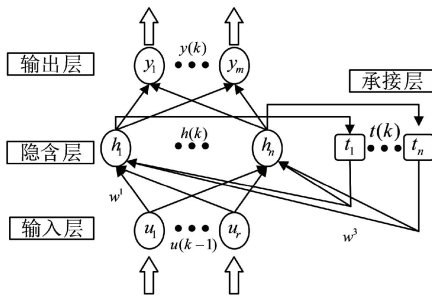


图 1 Elman 神经网络结构

Fig. 1 Process diagram of Elman neural network

$$y(k) = g(w^2 h(k) + b_y) \quad (6)$$

$$h(k) = f(w^1 x(k-1) + w^3 t(k) + b_h) \quad (7)$$

$$t(k) = \alpha \cdot t(k-1) + h(k-1) \quad (8)$$

式中: b_y 和 b_h 分别代表输出层神经元和隐含层神经元的阈值矩阵; $f(\cdot)$ 和 $g(\cdot)$ 分别代表隐含层神经元和输出层神经元的激活函数。 α 表自连接反馈增益因子, 取值范围为 $[0, 1]$ 。

2.2 多参数辨识流程

具体的基于 Elman 神经网络多参数辨识流程如图 2 所示。

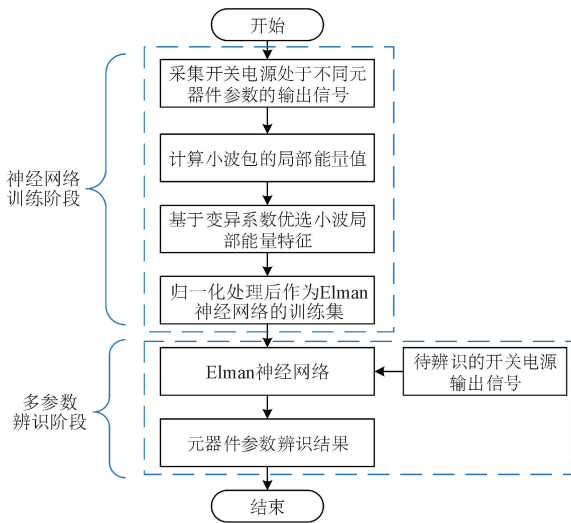


图 2 多参数辨识流程

Fig. 2 General diagram of multi-parameter identification

1) 获取开关电源处于不同的元器件参数的输出信号;

2) 利用小波包对输出信号进行分解, 计算小波包局部能量值, 得到全部的频域特征;

3) 计算不同局部能量特征的变异系数, 根据变异系数的值进行关键特征选取;

4) 步骤 3) 获得的关键特征作为 Elman 神经网络的

训练集, 完成 Elman 神经网络的建立;

5) 利用步骤 4) 建立的 Elman 神经网络完成开关电源多参数辨识。

总结本文提出的多参数辨识方法优点包括如下 3 点: 1) 采用小波包分析获取开关电源的频域特征, 从更多的角度表征元器件参数变化; 2) 关键特征的选取使得小波包局部能量特征对微弱元器件参数的变化具有更好的辨识效果; 3) 采用 Elman 神经网络能够实现多参数辨识, 且无需明确开关电源的电路结构和传递函数。

3 仿真实例及验证

采用 Pspice 软件建立非理想 Buck 电路进行仿真实验, 验证本文提出的多参数辨识方法, Buck 电路的具体参数设置如表 1 所示, 电路结构如图 3 所示, 负载电阻、电感和电解电容的容差设为 5%。

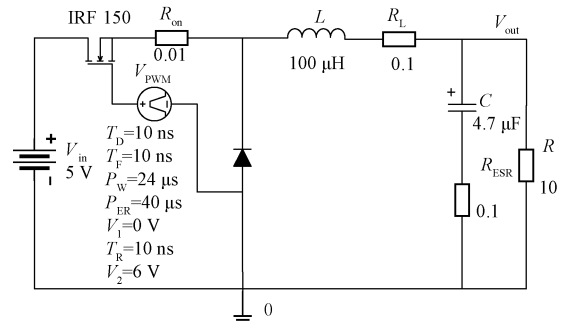


图 3 Buck 变换器电路

Fig. 3 Schematic of the Buck converter

表 1 Buck 变换器参数

Table 1 Parameters of Buck converter

参数名称	变量名称	数值
输入电压	V_{in}	+5 V
MOSFET	M	IRF 150
MOSFET 内阻	R_{on}	0.01 Ω
PWM 信号开关频率	f	25 kHz
PWM 占空比	D	0.6
电解电容容值	C	4.7 μ F
电解电容等效电阻	R_C	0.1 Ω
电感值	L	100 μ H
电感等效电阻	R_L	0.1 Ω
阻性负载阻值	R	10 Ω

本文在仿真实验中的需辨识的参数包括电解电容的容值 C 和等效电阻 R_C 、电感的电感值 L 和等效电阻 R_L , 多参数辨识的仿真实验具体如下所示。

3.1 多参数辨识仿真实验

首先设置元器件参数的取值情况, 根据元器件的参数失效阈值, 因此仿真实验中参数取值设定如下: C 值变

化范围为-5% ~ -20%，在此区间以-5%的间隔获取电容值，共 4 种状态；同时 R_c 变化范围为+10% ~ +60%，以+10%的间隔获取等效电阻值，共 6 种状态； L 值变化范围为-5% ~ -20%同样以-5%的间隔获取仿真值，共 4 种状态； R_L 变化范围为+10% ~ +60%，以+10%的间隔获取等效电阻值，共 6 种状态。由于开关电源各个元器件参数的变化过程是互不影响的，所以元器件参数取值状态共计 $4 \times 6 \times 4 \times 6 = 576$ 种。首先，利用 Pspice 仿真获取每组参数对应的输出信号，采样周期为 1 μs ，采样点数为 200；然后，采用 3 层小波包分析输出信号后，提取第 3 层小波包输出，并将每个频段进行二等分，得到共 16 个局部能量值特征，表示为 $E_1 \sim E_{16}$ ；最后，计算得到每个局部能量特征对应的变异系数如表 2 所示。

变异系数的阈值为 0.15，根据变异系数优选后，获得的关键特征为 $E_3 \sim E_{16}$ ，维度为 14，随机选择 526 组参数状态的输出计算得到的关键特征作为 Elman 网络的

表 2 局部能量特征的变异系数值

Table 2 Coefficient of variation for each local feature

特征	变异系数值/%	特征	变异系数值/%
E_1	2.802	E_9	39.398
E_2	1.053	E_{10}	39.706
E_3	35.249	E_{11}	39.398
E_4	36.503	E_{12}	39.117
E_5	41.638	E_{13}	39.147
E_6	39.352	E_{14}	38.530
E_7	40.078	E_{15}	38.434
E_8	38.533	E_{16}	40.222

训练集，其中隐含层数设为 12 层；剩余的 50 组参数状态中随机选择 10 组作为测试集。避免由于网络的不稳定性造成辨识结果的不准确性，针对每组待辨识参数进行 10 次辨识，辨识结果选用辨识参数与实际参数的相对误差率描述本文提出的参数辨识方法的效果，针对测试集的辨识结果如表 3 所示。

表 3 多参数辨识结果

Table 3 Identification results of the testing data

(%)

待辨识参数	相对误差率										平均
	1 组	2 组	3 组	4 组	5 组	6 组	7 组	8 组	9 组	10 组	相对误差
C	0.37	0.19	0.34	1.41	0.18	0.49	0.29	0.89	0.69	1.65	0.35
R_c	0.59	1.29	0.33	0.24	0.40	0.66	0.31	0.68	0.67	1.44	0.66
L	0.28	0.38	0.47	0.24	0.16	0.56	0.19	0.45	1.70	0.43	0.47
R_L	0.98	0.14	0.17	1.50	0.69	1.56	1.11	0.86	0.65	1.21	0.89

表 3 中，10 组参数辨识相对误差率均小于 1.7%，平均相对误差均小于 1%，证明本文方法具有较好的辨识效果。同时，由于本文方法是基于数据驱动建立的，不需要明确开关电源的内部结构，这是本文方法相对于模型辨识方法的优势。虽然本文的方法需要大量的训练集建立 Elman 网络，但是网络的训练只需进行一次，在后续的检测过程中，无需再次训练网络，因此不会增加参数的辨识时间。

为进一步证明本文方法的优势，进行了如下两个对比实验，分别证明本文提出的特征提取方法和 Elman 网络的优势。

3.2 基于不同特征的特征辨识

本文提出了基于变异系数的关键特征优选方法，目的是选取对元器件参数变化较为敏感的特征，提高参数辨识精度。为证明本文提出的特征优选方法的优势，本文给出 5 种不同的特征作为对比实验对象。1) 开关电源输出的时域特征，包括均值、方法、信息熵、偏度、峭度和质心；2) 小波包系数；3) 整个频带的小波包能量值；4) 全部的局部能量值，未进行关键特征提取；5) 本文选用的关键特征。用上述的 5 类特征分别训练 Elman 神经网络，测试集为剩余 50 组数据其中的任意 10 组，结果用 10 组测试集的相对误差率表示，得到的辨识结果如表 4 所示。

表 4 基于不同特征的多参数辨识结果

Table 4 Identification results based on different features

(%)

特征类别	平均相对误差			
	C	R_c	L	R_L
第 1 类特征	7.89	7.49	8.09	9.13
第 2 类特征	5.15	5.54	5.36	5.08
第 3 类特征	4.99	5.34	4.88	4.59
第 4 类特征	2.97	2.16	2.74	2.56
本文特征	0.65	1.05	1.25	0.87

表 4 中，本文选择的关键特征的辨识精度显著高于其他类型的特征。第 1 类特征辨识相对误差率高于本文特征说明频域特征相对于时域特征更能够表征参数的变化；第 2 类和第 3 类分别采用小波系数和小波包全部频带能量值，这两类特征对于参数变化的表征作用基本相同，但表征效果都弱于本文的特征，因此辨识相对误差率高于本文的方法；第 4 类特征为未经过变异系数优选的全部局部能量特征，局部能量值能够表征信号在每个小波频带上的时变性，所以其辨识效果高于第 2 类和第 3 类的结果。上述的分析充分说明本文基于变异系数优选的关键特征能够显著提高本文方法的辨识效果，获得相对误差率较低。

3.3 基于不同神经网络的参数辨识

为证明本文选用的 Elman 神经网络的优势,本文选择常用的参数辨识网络 BP 神经网络作为对比方法。用于训练集的特征都为本文获取的 14 维关键特征,测试集同样选用剩余 50 组数据其中的任意 10 组,结果用 10 组测试集的相对误差率表示,同时还包括神经网络的训练时间和测试时间。得到的辨识结果如表 5 所示。

表 5 基于不同网络的多参数辨识结果

Table 5 Identification results based on different networks

神经网络	平均相对误差/%				训练时间/s	平均测试时间/ms
	C	R_c	L	R_L		
BP	4.23	4.57	4.85	5.64	10.57	5.85
Elman	0.56	0.97	1.09	0.92	15.45	5.87

表 5 中,采用 Elman 神经网络的辨识误差率显著低于 BP 神经网络的辨识误差率。Elman 网络是动态反馈型网络,计算能力及网络稳定性方面都比 BP 神经网络更胜一筹,因此能够获得更好的辨识效果。对于神经网络的训练时间,由于 Elman 神经网络相对于 BP 神经网络增加了关联层,所以训练时长稍大于 BP 神经网络;但是由于训练过程只需一次完成,无需重复进行,因此相对于整个参数辨识过程,稍增加的训练时间并不会引起较大的影响。

3.4 与其他辨识方法对比实验

为证明本文提出多参数辨识方法的优势,将本文方法与常用的多参数辨识方法进行比较,对比方法为文献[16]提到的算法,该算法是基于混杂系统模型实现的电力电子电路参数辨识方法。测试集选用剩余 50 组数据其中的任意 10 组,结果用 10 组测试集的相对误差率表示,实验结果如表 6 所示。

表 6 基于不同网络的多参数辨识结果

Table 6 Identification results based on different methods

辨识方法	平均相对误差 (%)			
	C	R_c	L	R_L
文献[16]	0.37	0.75	0.25	0.27
本文方法	0.36	0.67	0.88	0.87

表 6 中,本文提出的方法与文献[16]的方法都获得较高的参数辨识效果,都小于 1%。但文献[16]的方法是基于混杂模型建立的,因此其模型建立的过程中需要已知开关电源的电路结构;而本文的方法是基于数据驱动建立的,无需了解电源结构,而在实际应用中,开关电源电路结构存在无法明确的情况,即使明确开关电源的电路结构,理论建立的模型与实际电源结构的偏差也会导致参数辨识的不准确性。因此,本文的方法具有更广

的应用范围和更强的适用性。

总结仿真实验的结果,本文提出的方法对于多参数具有较高的辨识精度,训练时间虽相对于 BP 神经网络训练时间略高,但由于网络建模是在实测之前已经训练完成的,并不会增加实际的测试时间,可完成在线实时多参数辨识功能。尤其在关键特征的优选提高了本文对微弱参数的辨识精度,且方法无需已知开关电源的结构,都是现存其他方法不具备的优点。充分证明了本文方法的可行性和有效性。

4 硬件实验与结果

搭建的硬件实验平台如图 4 所示,平台共包括 Buck 电路模块、AD 采集模块、参数退化注入模块、电源模块以及上位机等多个关键模块。



图 4 硬件实验平台

Fig. 4 Hardware experiment platform

首先通过退化参数注入模块向 Buck 电路中注入元器件的退化参数,为模拟元器件退化的不同参数状态,本文通过将 Buck 电路中的电容和电感替换为不同规格,以验证本文提出的辨识方法的实用性。然后,利用 AD 采集模块获取 Buck 电路不同元器件参数下的输出;最后,通过接口传输给上位机进行显示以及辨识算法的实现。本文采用 5 种不同规格的电解电容和 4 种不同规格的电感,元器件具体参数利用 LCR MT 4 080 A 在室温下测得,具体如表 7 所示。

为了增加神经网络的训练集,通过改变不同的工作条件,本文选择改变不同的负载电阻值,负载电阻选取 5 种情形,分别是 11、9、8、7 和 6 Ω 。因此,同时考虑元器件参数变化与工况条件变化,共有 $5 \times 4 \times 5 = 100$ 种组合情形,前 90 组为训练集,后 10 组为测试集。实验以 1 μs 为采样周期获取每个参数状态的 200 个样本点,利用小波包分析获取局部能量特征后,通过变异系数优选的关键特征为 14 维,分别用基于 BP 神经网络的方法,文献[16]的方法和本文提出的方法对参数 C 、 R_c 、 L 和 R_L 进行辨识,得到的平均相对误差结果如表 8 所示。

表7 不同规格的电解电容与电感特征参数值

Table 7 Parameters values of different electric capacitors and inductors

器件	名称	特征参数值	
电解电容	Cap1	$C = 4.712 \mu\text{F}$	$R_c = 90.23 \text{ m}\Omega$
	Cap2	$C = 4.476 \mu\text{F}$	$R_c = 110.23 \text{ m}\Omega$
	Cap3	$C = 4.273 \mu\text{F}$	$R_c = 80.93 \text{ m}\Omega$
	Cap4	$C = 4.087 \mu\text{F}$	$R_c = 100.52 \text{ m}\Omega$
	Cap5	$C = 3.917 \mu\text{F}$	$R_c = 75.57 \text{ m}\Omega$
电感	Ind1	$L = 122.36 \mu\text{H}$	$R_L = 536.48 \text{ m}\Omega$
	Ind2	$L = 154.61 \mu\text{H}$	$R_L = 452.39 \text{ m}\Omega$
	Ind3	$L = 104.23 \mu\text{H}$	$R_L = 303.12 \text{ m}\Omega$
	Ind4	$L = 167.59 \mu\text{H}$	$R_L = 654.89 \text{ m}\Omega$

表8 硬件电路中多参数辨识性能指标

Table 8 Identification parameters indexes of multiple parameters identification in the hardware experiment

辨识方法	平均相对误差/%			
	C	R_c	L	R_L
基于 BP 网络	7.15	6.98	7.13	7.84
文献 [16]	2.34	2.56	2.12	1.88
本文方法	1.56	2.43	2.05	1.35

表8的辨识结果与3.3、3.4节的仿真实验结果一致,本文提出的方法具有较好的辨识精度,辨识精度达到96%以上,但是由于硬件实验存在噪声、采用误差等影响因素,导致辨识精度相对于仿真结果略有下降,通过硬件实验的结果证明本文方法在实际应用中的有效性和可行性。

5 结论

本文提出了一种基于关键特征和 Elman 神经网络的开关电源多参数辨识方法,并以 Buck 电路为例,首先利用小波包分析充分提取开关电源输出信号的局部能量特征;为了提高辨识精度和减少训练集维度,采用变异系数作为优选标准对小波包局部能量特征进行优选,选择的关键特征作为 Elman 神经网络的训练集;利用 Elman 神经网络建立关键特征与多参数之间的关系,实现了多参数辨识。通过仿真实验和硬件实验结果可得到以下结论,本文提出的基于数据驱动的多辨识参数方法,无需明确开关电源的结构和传递函数,具有一定的普适性。为减少神经网络的训练集不准确或者存在冗余特征影响神经网络的辨识精度,本文对训练集进行有效地优选,进一步提高辨识精度,使得本文方法能够适用于对元器件参数微弱变化的。仿真和硬件实验都获得的较高辨识精度,说明本文方法具有较好的可行性和实用性。

参考文献

- [1] MOHANDÉS B, EL MOURSÍ M S, HATZIARGYRIOU N, et al. A review of power system flexibility with high penetration of renewables [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2019, 34(4): 3140-3155.
- [2] FALCK J, FELGEMACHER C, ROJKO A, et al. Reliability of power electronic systems: An industry perspective [J]. IEEE Industrial Electronics Magazine, 2018, 12(2): 24-35.
- [3] 王丽. 电子设备的健康管理系统研究 [J]. 电子世界, 2018(2): 68-69.
WANG L. Research on health management system of electronic equipment [J]. Electronics World, 2018(2): 68-69.
- [4] 姜媛媛, 王友仁, 罗慧, 等. 电力电子电路故障评估新指标及基于 LSSVM 的预测新方法 [J]. 电工技术学报, 2012, 27(12): 43-50, 55.
JIANG Y Y, WANG Y R, LUO H, et al. An innovative metric for power electronic circuit failure evaluation and a novel prediction method based on LSSVM [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2012, 27(12): 43-50, 55.
- [5] ALAM M K, KHAN F H. Reliability analysis and performance degradation of a boost converter [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2014, 50(6): 3986-3994.
- [6] SHRIVASTAVA A, AZARIAN M H, MORILLO C, et al. Detection and reliability risks of counterfeit electrolytic capacitors [J]. IEEE Transactions on Reliability, 2014, 63(2): 468-479.
- [7] YAO K, LI H, LI L, et al. A noninvasive online monitoring method of output capacitor's C and ESR for DCM flyback converter [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2018, 34(6): 5748-5763.
- [8] YAO K, TANG W, HU W, et al. A current-sensorless online ESR and C identification method for output capacitor of buck converter [J]. IEEE Transactions on Power Electron, 2015, 30(12): 6993-7005.
- [9] ZHAO Z, LU W, DAVARI P, et al. An online parameters monitoring method for output capacitor of buck converter based on large-signal load transient trajectory analysis [J]. IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics, 2020, DOI: 10.1109/JESTPE.2020.2964068.
- [10] 吕志立, 王荣杰, 周海峰. DC/DC 变换器滤波电容老化预测方法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(7):

- 1068-1075.
- LV ZH L, WANG R J, ZHOU H F. Prediction of filter capacitor aging of DC-DC converter [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30(7): 1068-1075.
- [11] 贾云涛, 张建永, 胡耀元. 电解电容器特征参数提取方法研究[J]. 电子测量技术, 2015, 38(9): 40-43.
- JIA Y T, ZHANG J Y, HU Y Y. Parameter identification of power electronic circuit [J]. Electronic Measurement Technology, 2015, 38(9): 40-43.
- [12] 唐圣学, 赵晓莉, 董沙沙, 等. 一种 DC-DC 变换器开关管故障在线诊断与容错方法[J]. 电机与控制学报, 2020, 24(8): 1-8.
- TANG SH X, ZHAO X L, DONG SH SH, et al. An online fault diagnosis and tolerance method for DC-DC converter switch [J]. Electric Machines and Control, 2020, 24(8): 1-8.
- [13] 李凯迪, 陈特放, 成庶, 等. 基于电流滞环控制的逆变器开路故障诊断及容错控制[J]. 电工技术学报, 2019, 34(S2): 596-608.
- LI K D, CHEN T F, CHENG SH, et al. Open circuit fault diagnosis and failure-tolerant control for inverter with hysteresis current control [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(S2): 596-608.
- [14] AIRABELLA A M, OGGIER G G, PIRIS-BOTALLA L E, et al. Semi-conductors faults analysis in dual active bridge DC-DC converter [J]. IET Power Electronics, 2016, 9(6): 1103-1110.
- [15] 郑学艳, 吴立锋, 关永, 等. 开关电源功率器 MOSFE 参数辨识的研究[J]. 测控技术, 2013, 32(6): 119-123, 129.
- ZHENG X Y, WU L F, GUAN Y, et al. Research on parameter identification of switching power supply power MOSFET [J]. Measurement & Control Technology, 2013, 32(6): 119-123, 129.
- [16] 王友仁, 傅宏辉, 邵力为, 等. 基于电压检测与混杂模型的 Buck 电路参数辨识[J]. 电力电子技术, 2019, 53(6): 137-140.
- WANG Y R, FU H H, SHAO L W, et al. A novel method of parameter identification for Buck circuit based on voltage detection and hybrid models [J]. Power Electronics, 2019, 53(6): 137-140.
- [17] 任磊, 龚春英. 基于修正混杂系统模型的 Boost 变换器 LC 参数辨识方法[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(22): 6647-6655.
- REN L, GONG CH Y. A LC parameter identification method for Boost converter based on modified hybrid system model [J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(22): 6647-6655.
- [18] 沈茜, 任磊, 龚春英, 等. 一种基于系统辨识的 Buck 型变换器特征参数提取方法[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(20): 5624-5631, 5739.
- SHEN Q, REN L, GONG CH Y, et al. A technique based on system identification of feature parameter extraction for the buck converters [J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(20): 5624-5631, 5739.
- [19] 孙权, 王友仁, 姜媛媛. 变温度下 Boost 变换器健康状态评估方法[J]. 电工技术学报, 2018, 33(6): 1364-1373.
- SUN Q, WANG Y R, JIANG Y Y. A novel approach of health condition assessment for Boost converters under variable temperature conditions [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33(6): 1364-1373.
- [20] 赵丹阳, 董唯光, 高锋阳. 一种改进卷积神经网络的逆变器故障诊断[J]. 电源学报, 2020, 18(3): 124-132.
- ZHAO D Y, DONG W G, GAO F Y. Improved inverter fault diagnosis based on convolutional neural network [J]. Journal of Power Supply, 2020, 18(3): 124-132.
- [21] 郭志军, 杨亚锋, 吴静波. 基于小波包神经网络的开关电源电路故障诊断研究[J]. 现代电子技术, 2019, 42(7): 125-128.
- GUO ZH J, YANG Y F, WU J B. Study on switching power supply circuit fault diagnosis based on wavelet packet neural network [J]. Modern Electronics Technique, 2019, 42(7): 125-128.

作者简介



姜月明, 2011 年于哈尔滨理工大学获得学士学位, 2014 年于哈尔滨理工大学获得硕士学位, 2014 年于哈尔滨工业大学继续攻读博士学位, 现为哈尔滨工业大学博士研究生, 主要研究方向为开关电源故障检测和辨识。

E-mail: yueming07050106@163.com

Jiang Yueming received her B. Sc. degree in 2011 from Harbin University of Science and Technology, received her M. Sc. degree in 2014 from Harbin University of Science and Technology, now she is a Ph. D. candidate at Harbin Institute of Technology. Her main research interests include fault diagnosis and identification of switch mode power supply (SMPS).



俞洋(通信作者),2002年于哈尔滨工业大学获得学士学位,2004年于哈尔滨工业大学获得硕士学位,2008年于哈尔滨工业大学获得博士学位,现为哈尔滨工业大学副教授,主要研究方向为电子系统故障诊断和预测。

E-mail:yuyanghit@hit.edu.cn

Yu Yang(Corresponding author) received her B. Sc. degree in 2002 from Harbin Institute of Technology, received her M. Sc. degree in 2004 from Harbin Institute of Technology, received her Ph. D. degree in 2008 from Harbin Institute of Technology. Now she is an associate professor at Harbin Institute of Technology.

Her main research interests include diagnostic and prognostics for electronic systems.



彭喜元,1992年于哈尔滨工业大学获得博士学位,现为哈尔滨工业大学电信学院教授,主要研究方向为复杂系统的自动测试、诊断及预测。

E-mail:pxy@hit.edu.cn

Peng Xiyuan received his Ph. D. degree in 1992 from the Harbin Institute of Technology. Now he is a professor at Harbin Institute of Technology. His main research interests include automatic test technologies, advanced diagnostics, and prognostics.