

DOI: 10.7667/PSPC180803

## 基于逆向卡尔曼滤波的电力变换器故障诊断方法

刘子幸<sup>1</sup>, 王子赞<sup>2,3</sup>, 纪志成<sup>1,3</sup>

(1. 江南大学物联网工程学院, 江苏 无锡 214122; 2. 江南大学轻工过程先进控制教育部重点实验室, 江苏 无锡 214122; 3. 江南大学物联网技术与应用教育部工程中心, 江苏 无锡 214122)

**摘要:** 针对变换器中因电解电容退化而引起的等效电阻异变的故障诊断问题, 提出了一种基于逆向卡尔曼滤波的电力变换器故障诊断方法。将变换器抽象为一类卡尔曼滤波动态方程。将电路元件参数作为卡尔曼滤波的未知状态, 利用电路的电压和电流作为已知矩阵, 逆向推导卡尔曼滤波递推公式, 完成电力变换器的参数辨识和故障诊断。针对变换器正常状态下的参数辨识结果, 表明所提出的逆向卡尔曼滤波参数辨识算法具有较高的精度。同时针对变换器故障状态下的故障诊断结果, 表明逆向卡尔曼滤波算法也具有很好的跟踪性, 能够快速显示故障元件及其参数变化情况。仿真验证了所提出方法的有效性和实用性。

**关键词:** 卡尔曼滤波; 逆向卡尔曼; 电力变换器; 故障诊断; 电解电容退化

### Inverse Kalman filtering based converter fault diagnosis method

LIU Zixing<sup>1</sup>, WANG Ziyun<sup>2,3</sup>, JI Zhicheng<sup>1,3</sup>

(1. College of Internet of Things, Jiangnan University, Wuxi 214122, China; 2. Key Laboratory of Advanced Process Control for Light Industry, Jiangnan University, Wuxi 214122, China; 3. Engineering Research Center of Internet of Things Technology and Applications of Ministry of Education, Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

**Abstract:** To solve the fault diagnosis problem of the equivalent resistance change due to the degradation of electrolytic capacitor in the circuit, a fault diagnosis method based on inverse Kalman filtering is proposed. The converter is abstracted as a dynamic equation of Kalman filtering. It takes the parameters of circuit elements as unknown state of the Kalman filtering and uses the voltage and current of the circuit as the known matrix to inversely derive the recursion formula of Kalman filtering for parameter identification and fault diagnosis of converter. The parameter identification results for normal state of the converter show that the proposed inverse Kalman filtering parameter identification algorithm has higher accuracy. The fault diagnosis results for the circuit fault state show that the inverse Kalman filtering algorithm has good tracking ability, and it can detect faulty elements and estimate their parameters quickly. The simulations validate the effectiveness and practicality of the proposed method.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 61802150), Excellent Youth Foundation of Jiangsu Scientific Committee (No. BK20160001), Natural Science Foundation of Jiangsu Province (No. BK20170196), and Brand Specialty Construction Support Project of Jiangsu Province (No. PPZY2015A036).

**Key words:** Kalman filtering; inverse Kalman filtering; converter; fault diagnosis; degradation of electrolytic capacitor

## 0 引言

电力电子变换器作为系统转换中间环节的重要

器件, 可用于电力系统、能源、汽车、农业等领域<sup>[1-4]</sup>。随着电子技术应用领域的拓展, 变换器必将继续在各个领域发挥重要的作用, 因此保障变换器的安全有效是一项极为重要的任务。由于电解电容退化<sup>[5]</sup>、开关管故障<sup>[6]</sup>、焊点故障<sup>[7]</sup>等原因, 常常导致斩波电路出现故障, 因此对变换器故障诊断的研究显得尤为重要。一般来说, 故障诊断方法可以分为基于模型<sup>[8-9]</sup>的和基于数据驱动<sup>[10-11]</sup>的两大类。其中基于数据驱动的故障诊断方法需要以充足可靠的历史数

**基金项目:** 国家自然科学基金项目资助(61802150); 江苏省自然科学基金杰出青年项目资助(BK20160001); 江苏省自然科学基金青年项目资助(BK20170196); 中国博士后基金面上项目资助(2018M642161); 江苏高校品牌专业建设工程项目资助(PPZY2015A036)

据为前提,但数据采集过程中往往会受到不同噪声的影响,数据质量不高,并且故障诊断的实时性不好<sup>[12-13]</sup>。基于模型的故障诊断方法适用于精确模型已知的系统,对数据源的依赖性较低,数据处理较为简单易行,并且能够实现系统的实时故障诊断<sup>[14]</sup>。文献[15]提出了一种基于小波神经网络的三相桥式逆变电路故障诊断方法,提高了电力电子电路故障诊断的速度和精度。文献[16]提出了支持向量机和小波变换相结合的电力电子电路故障诊断方法,解决了故障诊断中计算复杂度过高的问题。这些基于数据驱动的方法相比于基于模型的故障诊断方法在数据的可靠性和实时性等方面存在一定的不足。也有学者将基于数据驱动和基于模型的故障诊断方法相结合使用,提出了基于小波变换和递推最小二乘(Recursive Least Squares, RLS)的故障诊断方法,提高了系统故障诊断的快速性<sup>[17]</sup>。

统计研究表明,电力电子变换器中的故障主要是由几个特殊元件造成的,其中电解电容器和功率开关是最容易出现故障的元件,电力电子变换器中30%以上的故障都是由电解电容器退化造成的<sup>[18]</sup>,电解电容器故障研究方法有粒子滤波器预测<sup>[19]</sup>、基于输出电压瞬态分析方法检测技术<sup>[20]</sup>、基于人工神经网络算法的状态检测方法<sup>[21]</sup>等。本文主要研究 Buck 变换器中由电解电容器退化导致的等效电阻增大的故障<sup>[22]</sup>。

卡尔曼滤波算法是一种基于系统状态方程,根据系统输入输出数据对系统的状态进行最优估计的算法。卡尔曼滤波算法主要应用在目标跟踪、状态估计、信号处理和故障诊断等领域<sup>[23-26]</sup>。卡尔曼滤波算法及其扩展算法具有应用广泛、鲁棒性好、准确性高和稳定性强等优点<sup>[27-29]</sup>。本文定义根据系统输入输出数据,得到系统状态估计的卡尔曼滤波算法为正向卡尔曼滤波算法;根据系统状态,得到系统输入输出参数估计的卡尔曼滤波算法为逆向卡尔曼滤波算法(Inverse Kalman Filtering, IKF)。逆向卡尔曼滤波算法是一种基于模型的故障诊断方法,相比于神经网络、支持向量机和小波变换等算法,在变换器故障诊断的可靠性和实时性方面有一定的优势。

基于此,本文以 Buck 变换器为例,采用逆向卡尔曼滤波算法对电力变换器进行故障诊断。文章首先建立电力变换器混杂系统模型,并对 Buck 变换器的参数矩阵进行推导。在假定同一时刻电路只有单个故障的前提下,利用逆向卡尔曼滤波算法对 Buck 变换器元件进行参数辨识和故障诊断,最后通过 Matlab 软件仿真表明,逆向卡尔曼滤波算法在电力变换器参数辨识和故障诊断中有较高的精度和良好的可行性。同时本文也将逆向卡尔曼滤波算法和

递推最小二乘算法进行对比,仿真证明逆向卡尔曼滤波算法对 Buck 变换器中电解电容器退化的故障诊断具有更高的精度。

## 1 问题描述

Buck 变换器是 DC-DC 变换领域中用于降压变换的变换器,是电力变换器中一种基本的拓扑结构。Buck 变换器拓扑示意图如图 1 所示,其中,  $i_L$  为电感电流,  $u_o$  为输出电压,  $L$ 、 $C$ 、 $R$  分别为电感、电解电容、负载电阻。

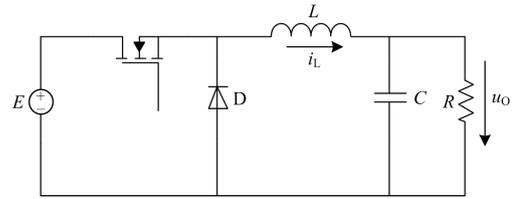


图 1 Buck 变换器拓扑图

Fig. 1 Topology diagram of Buck converter

本文采用文献[30]中非理想 Buck 变换器等效变换的方法,并对其进行电路简化,得到的等效变换方法为:开关管 MOSFET 等效为理想开关 S1,二极管 D 等效为理想开关 S2,电感视为理想元件,电解电容等效为电容 C 和等效串联电阻  $R_C$  串联,等效之后的非理想 Buck 变换器等效电路图如图 2 所示。

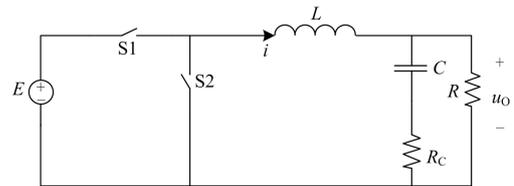


图 2 非理想 Buck 变换器等效电路图

Fig. 2 Equivalent circuit diagram of non-ideal Buck converter

Buck 变换器在电感电流连续导通(Continuous Conduction Mode, CCM)时存在两种情况,即 S1 闭合且 S2 开通,及 S1 开通且 S2 闭合<sup>[31]</sup>。将两种情况下的状态相结合,并用 S 表示 MOSFET 的开关状态,可以得出在 CCM 模式下 Buck 变换器的混杂系统模型表达式为

$$\begin{bmatrix} \dot{i}_L \\ \dot{u}_o \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & -\frac{1}{L} \\ \frac{R}{C(R+R_C)} & -\frac{L+RR_C C}{CL(R+R_C)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_L \\ u_o \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{E}{L} \\ \frac{RR_C E}{L(R+R_C)} \end{bmatrix} S \quad (1)$$

将式(1)进行离散化处理后可得表达式(2), 其中  $T$  为采样周期。

$$\begin{bmatrix} i_L(t) \\ u_o(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & -\frac{T}{L} \\ \frac{RT}{C(R+R_c)} & 1 - \frac{(L+RR_cC)T}{CL(R+R_c)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_L(t-1) \\ u_o(t-1) \end{bmatrix} + S(t) \begin{bmatrix} \frac{ET}{L} \\ \frac{RR_cET}{L(R+R_c)} \end{bmatrix} \quad (2)$$

伴随着 Buck 变换器的持续运行, 电路中的元件必然会出现老化现象, 影响电路的正常工作。Buck 变换器的故障有电感故障、电解电容故障、功率开关故障等, 其中电解电容故障是导致 Buck 变换器失效的主要原因。文本主要针对因电解电容退化导致的 Buck 变换器故障进行故障诊断, 并且假定在同一时刻只有单个故障发生。

## 2 基于逆向卡尔曼滤波的故障诊断

基于混杂系统离散模型表达式(2), 定义如下相关矩阵:

$$\mathbf{H}(t) = [i_L(t-1) \cdot I_2 \quad u_o(t-1) \cdot I_2 \quad s(t) \cdot I_2] \quad (3)$$

$$\mathbf{X} = [x_{11} \quad x_{12} \quad x_{13} \quad x_{14} \quad x_{15} \quad x_{16}]^T =$$

$$\begin{bmatrix} 1 & \frac{RT}{C(R+R_c)} & -\frac{T}{L} & 1 - \frac{(L+RR_cC)T}{LC(R+R_c)} & \frac{ET}{L} & \frac{RR_cET}{L(R+R_c)} \end{bmatrix}^T \quad (4)$$

$$\mathbf{Y}(t) = \begin{bmatrix} i_L(t) \\ u_o(t) \end{bmatrix} \quad (5)$$

则有

$$\mathbf{Y}(t) = \mathbf{H}(t)\mathbf{X} \quad (6)$$

式中:  $\mathbf{X}$  是 Buck 变换器模型的参数矩阵;  $\mathbf{H}(t)$  是 Buck 变换器模型的状态矩阵。Buck 变换器参数辨识目的在于根据已知的  $\mathbf{H}(t)$  矩阵, 利用逆向卡尔曼滤波算法, 求解系统未知参数矩阵  $\mathbf{X}$  的值。

首先考虑无故障状态下的 Buck 变换器参数辨识。对于此输入输出系统, 利用逆向卡尔曼滤波推理的思想, 先将系统的未知参数当作未知状态, 然后将 Buck 变换器混杂系统模型表达式转换成相应的状态空间表达式。

由此, 可令  $k$  时刻的状态为

$$x_i(k) = x_{1i}(k), \quad (i=1,2,\dots,6) \quad (7)$$

则  $k+1$  时刻的状态为

$$x_1(k+1) = x_{1i}(k) + w_i(k), \quad (i=1,2,\dots,6) \quad (8)$$

式中,  $w_i(k)(i=1,2,\dots,6)$  为均值为零的高斯白噪声序列, 可得系统的状态方程为

$$\mathbf{X}(k+1) = \mathbf{X}(k) + \mathbf{W}(k) \quad (9)$$

式中,  $\mathbf{W}(k)$  是由  $w_i(k)(i=1,2,\dots,6)$  组成的噪声向量, 并且

$$E[\mathbf{W}(k)\mathbf{W}^T(i)] = Q_k \delta_{kj} \quad (10)$$

同时基于式(6)可得出系统的观测方程为

$$\mathbf{Y}(k) = \mathbf{H}(k)\mathbf{X}(k) + \mathbf{V}(k) \quad (11)$$

式中,  $\mathbf{V}(k)$  为均值为零、协方差阵为  $\mathbf{R}_k$  的高斯白噪声序列, 且与  $\mathbf{W}(k)$  相互独立。

根据所得 Buck 变换器系统的状态方程和观测方程, 可利用如下卡尔曼滤波递推公式进行参数辨识。

$$\hat{\mathbf{X}}(k|k-1) = \Phi(k,k-1)\hat{\mathbf{X}}(k-1|k-1) \quad (12)$$

$$\hat{\mathbf{X}}(k|k) = \hat{\mathbf{X}}(k|k-1) + \mathbf{K}(k)\boldsymbol{\varepsilon}(k) \quad (13)$$

$$\boldsymbol{\varepsilon}(k) = \mathbf{Y}(k) - \mathbf{H}(k)\hat{\mathbf{X}}(k|k-1) \quad (14)$$

$$\mathbf{K}(k) = \mathbf{P}(k|k-1)\mathbf{H}^T(k) \cdot [\mathbf{H}(k)\mathbf{P}(k|k-1)\mathbf{H}^T(k) + \mathbf{R}]^{-1} \quad (15)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{P}(k|k-1) &= \Phi(k,k-1)\mathbf{P}(k-1|k-1) \cdot \Phi^T(k,k-1) + \\ &\quad \Gamma(k,k-1)\mathbf{Q}_{k-1}\Gamma^T(k,k-1) \end{aligned} \quad (16)$$

$$\mathbf{P}(k|k) = [\mathbf{I} - \mathbf{K}(k)\mathbf{H}(k)]\mathbf{P}(k|k-1) \quad (17)$$

得到的参数辨识结果为

$$\hat{\mathbf{X}} = [\hat{x}_{11} \quad \hat{x}_{12} \quad \hat{x}_{13} \quad \hat{x}_{14} \quad \hat{x}_{15} \quad \hat{x}_{16}]^T \quad (18)$$

把所得参数矩阵的估计值用于计算 Buck 变换器元件参数估计值, 可得如下公式:

$$\hat{L} = \frac{E \cdot T}{\hat{x}_{15}} \quad (19)$$

$$\hat{R} = \frac{\hat{x}_{12} \cdot E}{E - \hat{x}_{14} \cdot E - \hat{x}_{16}} \quad (20)$$

$$\hat{R}_c = \frac{\hat{x}_{16} \cdot \hat{R} \cdot L}{\hat{R} \cdot E \cdot T - \hat{x}_{16} \cdot L} \quad (21)$$

$$\hat{C} = \frac{\hat{L} \cdot \hat{x}_{16}}{E \cdot \hat{x}_{12} \cdot \hat{R}_c} \quad (22)$$

从而可实现对 Buck 变换器的参数辨识。

对于由电解电容退化引起的等效电阻变大的情况, 一般视为故障<sup>[20]</sup>, 同时假定在同一时间内 Buck 变换器系统只有单个故障存在, 利用逆向卡尔曼滤波算法对故障状态下的 Buck 变换器进行故障诊断。首先需要建立精确的 Buck 变换器模型, 针对无故障和故障状态对模型设定不同的参数进行 Simulink

仿真。把仿真所得的 Buck 变换器电感电流和输出电压值当作系统的已知参数，把需要诊断的故障元件和电路其他元件的参数值构成的参数矩阵当作系统的未知状态，通过构建逆向卡尔曼滤波状态方程，利用卡尔曼滤波递推公式辨识得出 Buck 变换器元件在不同时间点的参数值，通过对各个时间点的元件参数值进行分析对比，得出 Buck 变换器故障元件及其故障数值，从而实现了 Buck 变换器的故障诊断。

### 3 仿真分析

基于文中所述 Buck 变换器混杂系统模型和逆向卡尔曼滤波故障诊断方法，对 Buck 变换器进行参数辨识和故障诊断。整个实验过程是基于 Matlab2016 仿真环境，使用英特尔第四代酷睿四核处理器，在联想 90CYCT01WW 型号计算机上实现的。

基于非理想 Buck 变换器等效原理图，在 Simulink 模块中搭建的 Buck 变换器仿真模型如图 3 所示。

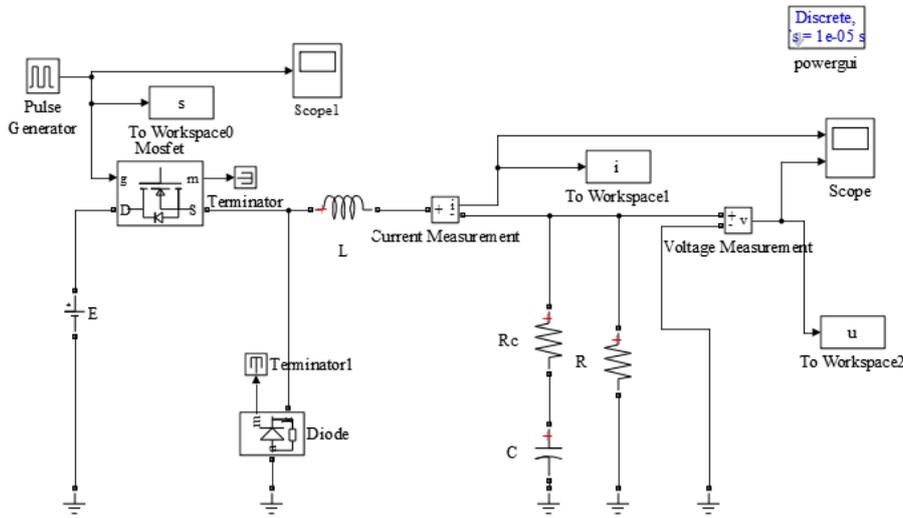


图 3 Buck 变换器仿真模型

Fig. 3 Simulation model of Buck converter

设定 Buck 变换器模型相关参数如表 1 所示。

表 1 Buck 变换器仿真模型参数

Table 1 Parameter values of simulation model of Buck converter

| 物理量        | 标准值           |
|------------|---------------|
| 输入电压 $E$   | 50 V          |
| 电容 $C$     | 144.3 $\mu$ F |
| 电感 $L$     | 292 $\mu$ H   |
| 工作频率 $f$   | 50 kHz        |
| 占空比 $D$    | 0.5           |
| 电阻 $R$     | 5.76 $\Omega$ |
| 等效电阻 $R_c$ | 0.46 $\Omega$ |

根据所设置参数在 Simulink 界面对 Buck 变换器模型进行仿真，设定仿真时间为 0.03 s，采样时间  $T_s$  为 0.000 01 s，得到 3 000 组 Buck 变换器电感电流和输出电压波形和数值，利用所得数值进行逆向卡尔曼滤波参数辨识，得到的元件参数估计结果和误差如表 2 所示。

由表 2 可以看出，随着采样个数的增加，元件  $L$ 、 $R$ 、 $R_c$ 、 $C$  参数值逐渐趋于元件标准值，并且元件参数辨识终值与元件标准值相比误差均较小，说明

逆向卡尔曼滤波算法适用于无故障状态下的 Buck 变换器参数辨识，并且参数辨识结果精度较高。

表 2 无故障状态下基于 IKF 算法的 Buck 变换器参数辨识结果

Table 2 Parameter identification results of Buck converter based on IKF algorithm without fault

| 采样个数  | 电感 $L/\mu$ H | 电阻 $R/\Omega$ | 等效电阻 $R_c/\Omega$ | 电容 $C/\mu$ F |
|-------|--------------|---------------|-------------------|--------------|
| 100   | 405.51       | 5.31          | 0.450 7           | 136.45       |
| 200   | 349.11       | 5.59          | 0.456 6           | 142.20       |
| 300   | 331.32       | 5.66          | 0.456 7           | 143.39       |
| 400   | 321.97       | 5.64          | 0.457 4           | 143.58       |
| 500   | 316.19       | 5.65          | 0.457 9           | 143.85       |
| 1 000 | 303.95       | 5.71          | 0.459 6           | 144.87       |
| 1 500 | 300.12       | 5.75          | 0.459 3           | 145.36       |
| 2 000 | 297.96       | 5.73          | 0.460 0           | 145.31       |
| 2 500 | 297.64       | 5.73          | 0.458 1           | 145.30       |
| 3 000 | 296.46       | 5.74          | 0.459 0           | 145.45       |
| 真值    | 292.00       | 5.76          | 0.460 0           | 144.30       |
| 误差    | 1.53%        | 0.35%         | 0.22%             | 0.80%        |

由图 4 可以看出, 辨识误差曲线在采样个数从 0 至 1 000 变化时元件参数值变化较快, 在采样个数为 1 000 个时全部元件辨识误差已经降至 5% 以下, 之后逐渐趋于平稳。

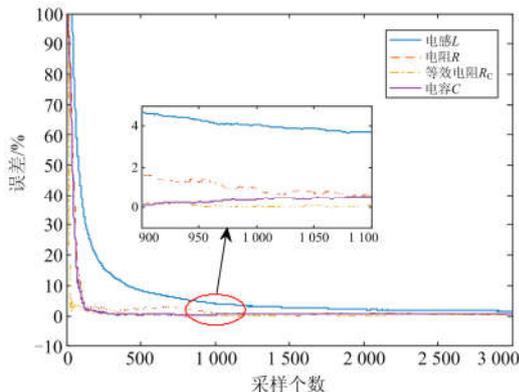


图 4 无故障状态下基于 IKF 算法的 Buck 变换器元件参数辨识误差

Fig. 4 Parameter identification errors of Buck converter elements based on IKF algorithm without fault

基于相同的仿真条件, 将逆向卡尔曼滤波算法和递推最小二乘算法进行对比, 对于无故障状态下 Buck 变换器参数辨识结果和误差如表 3 所示。

分析表 3 可得, 对于无故障状态下的 Buck 变换器, 逆向卡尔曼滤波算法辨识结果中电感的辨识误差比递推最小二乘算法稍大一些, 但是相比于递推最小二乘算法, 逆向卡尔曼滤波算法中电容辨识结果的精度明显更高, 说明逆向卡尔曼滤波算法对电容变化的灵敏度更高, 更适用于本文所要研究的 Buck 变换器中电解电容退化的故障诊断。

表 3 无故障状态下两种算法参数辨识结果对比

Table 3 Comparison between two algorithms in parameter identification results without fault

| 算法  | 采样个数  | 电感<br>$L/\mu\text{H}$ | 电阻<br>$R/\Omega$ | 等效电阻<br>$R_c/\Omega$ | 电容<br>$C/\mu\text{F}$ |
|-----|-------|-----------------------|------------------|----------------------|-----------------------|
| IKF | 200   | 349.11                | 5.59             | 0.456 6              | 142.20                |
|     | 500   | 316.19                | 5.65             | 0.457 9              | 143.85                |
|     | 1 000 | 303.95                | 5.71             | 0.459 6              | 144.87                |
|     | 2 000 | 297.96                | 5.73             | 0.460 0              | 145.31                |
|     | 3 000 | 296.46                | 5.74             | 0.459 0              | 145.45                |
|     | 真值    | 292.00                | 5.76             | 0.460 0              | 144.30                |
|     | 误差    | 1.53%                 | 0.35%            | 0.22%                | 0.80%                 |
| RLS | 200   | 294.99                | 5.71             | 0.453 5              | 145.97                |
|     | 500   | 293.69                | 5.67             | 0.456 7              | 145.59                |
|     | 1 000 | 292.56                | 5.72             | 0.459 0              | 146.00                |
|     | 2 000 | 292.22                | 5.73             | 0.459 7              | 146.14                |
|     | 3 000 | 292.60                | 5.74             | 0.458 8              | 146.18                |
|     | 真值    | 292.00                | 5.76             | 0.460 0              | 144.30                |
|     | 误差    | 0.21%                 | 0.35%            | 0.26%                | 1.30%                 |

接下来探讨此算法对于电解电容故障状态下的 Buck 变换器的适用性。设定 Buck 变换器中由电解电容退化所引起的故障表现为  $R_c$  的突变, 具体设定  $R_c$  的值在采样个数为 3 000 时由  $0.46\Omega$  突变为  $0.8\Omega$ , 之后在采样个数为 7 500 时由  $0.8\Omega$  突变为  $1.5\Omega$ , 设置仿真时间为 0.15 s, 其他仿真实验条件和元件参数与上述无故障状态下的相同, 得到在不同遗忘因子下的等效电阻  $R_c$  的参数辨识曲线如图 5 所示。

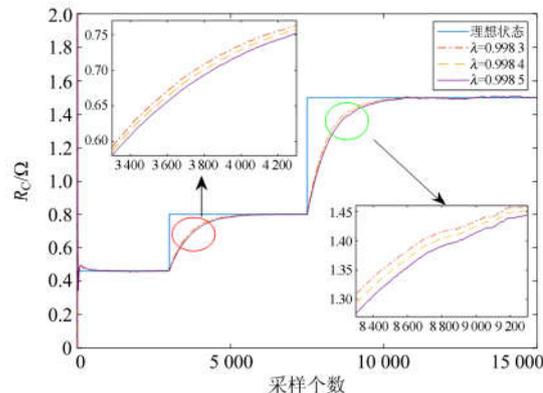


图 5 故障状态下基于 IKF 算法的等效电阻辨识曲线

Fig. 5 Identification curves of equivalent resistance based on IKF algorithm under fault state

分析图 5 可得, 不同遗忘因子下基于逆向卡尔曼滤波算法的  $R_c$  辨识曲线都能够较好地跟踪  $R_c$  理想状态下的变化曲线, 并且随着遗忘因子的减小, 曲线拟合程度越好。同时考虑到电解电容退化会对电容造成较大的影响, 下面对等效电阻变化时的电容变化也进行分析, 得到 Buck 变换器中电解电容故障状态下基于不同遗忘因子的等效电阻参数辨识值和电容辨识误差如表 4 所示, 相应的电容辨识误差变化曲线如图 6 所示。

表 4 故障状态下基于 IKF 算法的等效电阻辨识值和电容辨识误差

Table 4 Identification values of equivalent resistance and identification errors of capacitance based on IKF algorithm under fault state

| 采样<br>个数 | 等效电阻 $R_c/\Omega$  |                    |                    | 电容误差/%             |                    |                    |
|----------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|--------------------|
|          | $\lambda=0.998\ 3$ | $\lambda=0.998\ 4$ | $\lambda=0.998\ 5$ | $\lambda=0.998\ 3$ | $\lambda=0.998\ 4$ | $\lambda=0.998\ 5$ |
| 1 000    | 0.463 9            | 0.463 9            | 0.464 0            | 4.918 0            | 5.008 2            | 5.101 7            |
| 2 000    | 0.457 6            | 0.457 7            | 0.457 8            | 3.966 5            | 4.008 6            | 4.055 3            |
| 3 000    | 0.462 1            | 0.462 0            | 0.461 9            | 3.473 8            | 3.502 7            | 3.534 8            |
| 4 000    | 0.735 8            | 0.729 2            | 0.721 9            | 2.522 8            | 2.546 0            | 2.575 2            |
| 6 000    | 0.798 1            | 0.797 4            | 0.796 5            | 3.260 4            | 3.236 7            | 3.214 2            |
| 7 500    | 0.797 8            | 0.797 8            | 0.797 7            | 3.270 0            | 3.252 2            | 3.235 0            |
| 10 000   | 1.489 2            | 1.485 9            | 1.481 7            | 0.689 4            | 1.162 3            | 1.343 9            |
| 15 000   | 1.500 2            | 1.500 5            | 1.500 7            | 0.658 1            | 1.192 3            | 1.418 4            |

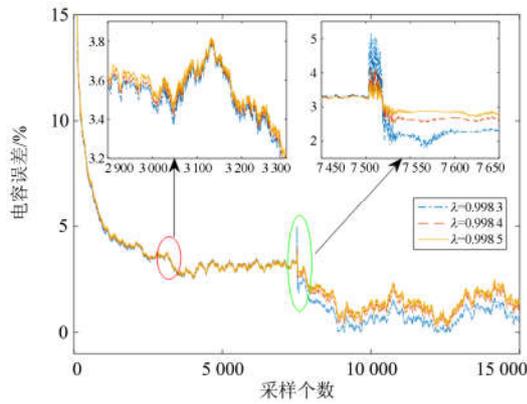


图 6 故障状态下基于 IKF 算法的电容辨识误差变化曲线  
Fig. 6 Curves of capacitance identification errors based on IKF algorithm under fault state

由表 4 和图 6 可得，等效电阻变化对电容的值存在一定的影响，但是影响较小，在不同遗忘因子下的电容辨识误差的稳定值都在 5% 以下，对 Buck 变换器的故障诊断结果没有影响。同时由于积累步长越多，历史数据对辨识曲线的影响越大，因此会出现图 6 中第一次故障发生点即采样个数为 3 000 时曲线波动较小，而在第二次故障发生点即采样个数为 7 500 时曲线有剧烈波动的情况。同时，由图 5 和图 6 曲线可得，不同的遗忘因子会对故障诊断变化曲线的跟随性和稳定性造成一定的影响，在遗忘因子为 0.998 3 时，等效电阻辨识曲线的跟随性能最好，然而在此遗忘因子下的电容辨识误差变化曲线在采样个数为 7 500 左右的波动相比于其他两条曲线剧烈，但同时可以看到，不同遗忘因子下电容辨识误差变化曲线在采样个数为 7 550 之后波动基本相同，并且在遗忘因子为 0.998 3 时相比于其他两种情况，电容的辨识误差较小。因此综合考虑得出，在遗忘因子取 0.998 3 时，故障诊断的结果最为理想。

考虑由于电解电容退化会对电容的大小产生一定的影响，所以利用逆向卡尔曼滤波算法和递推最小二乘算法对故障状态下 Buck 变换器进行故障诊断，得出的电容辨识误差变化曲线如图 7 所示，其中两种算法中的遗忘因子均取 0.998 3。

由图 7 可以看出，逆向卡尔曼滤波算法的电容参数辨识误差在采样个数较少时比递推最小二乘算法下的大，但是随着采样个数的增加，电容误差逐渐减小并趋于零。递推最小二乘算法的电容辨识误差则呈现逐渐增大的趋势，随着采样个数的增加必然会对系统的故障诊断结果造成不利的影响。因此

可见，逆向卡尔曼滤波算法对电解电容退化时等效电阻故障的电容参数辨识结果明显优于递推最小二乘算法。

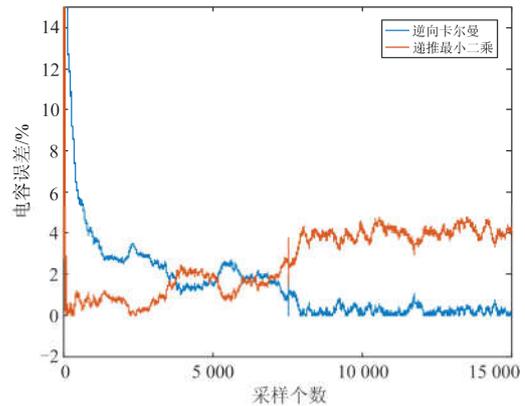


图 7 故障状态下两种算法的电容辨识误差对比图  
Fig. 7 Comparison between two algorithms in capacitance identification errors under fault state

#### 4 结论

本文针对电力变换器参数辨识和故障诊断问题，提出了一类逆向卡尔曼滤波故障诊断算法，将传统的卡尔曼滤波递推过程反向处理，采用电流和电压数据构造已知矩阵，将电路元件的参数作为未知量，逆向推导卡尔曼递推算法。仿真实验结果和分析表明，该算法可以准确辨识出电力变换器元件参数和诊断元件的故障状态，具有跟随性强、准确度高和实时性好的特点。同时对比于递推最小二乘算法，逆向卡尔曼滤波算法在基于电力变换器电解电容的故障诊断有着精度更高、适应性更好的优点。

本文提出的逆向卡尔曼滤波算法不仅可以应用于因电解电容退化引起的电力变换器故障诊断问题，也可以在电感失效等电路拓扑结构异变状态下实现电路的实时监测，同时也可以推广至 Boost、Cuk、Sepic、Zeta 等多类直流斩波变换器和开关电源的故障诊断以及电路元件参数辨识等研究领域。

#### 参考文献

[1] 须雷, 卢为, 李力, 等. 暂态保护用小功率电流变换器的研究[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(19): 136-142.  
XU Lei, LU Wei, LI Li, et al. Research on low power current transducer used for transient protection[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(19): 136-142.

[2] 辛德锋, 安昱, 郜亚秋, 等. 适用于 ISOS 拓扑的高压 DC/DC 变换器研究[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(13): 64-70.  
XING Defeng, AN Yu, GAO Yaqiu, et al. Study on high

- voltage DC/DC converter based on ISOS topology[J]. *Power System Protection and Control*, 2017, 45(13): 64-70.
- [3] ZHANG C, LI P, KAN Z, et al. Integrated half-bridge CLLC bidirectional converter for energy storage systems[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2018, 65(5): 3879-3889.
- [4] 丁世宏, 王加典, 黄振跃, 等. Buck 变换器扰动补偿控制算法及实现[J]. *农业工程学报*, 2015, 31(8): 214-220. DING Shihong, WANG Jiadian, HUANG Zhenyue, et al. Disturbance compensation controller algorithm and implementation for buck converters[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2015, 31(8): 214-220.
- [5] 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. LÜ Zhili, WANG Rongjie, ZHOU Haifeng. Prediction of filter capacitor aging of DC/DC converter[J]. *Journal of Electronic Measurement & Instrumentation*, 2016, 30(7): 1068-1075.
- [6] PEI X, NIE S, KANG Y. Switch short-circuit fault diagnosis and remedial strategy for full-bridge DC-DC converters[J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2015, 30(2): 996-1004.
- [7] CEN Z, STEWART P. Condition parameter estimation for photovoltaic buck converters based on adaptive model observers[J]. *IEEE Transactions on Reliability*, 2017, 66(1): 148-160.
- [8] 戴晨曦, 刘志刚, 胡轲珽, 等. 基于模型与模糊 Petri 网融合的高铁牵引变压器故障诊断[J]. *电力系统保护与控制*, 2016, 44(11): 26-32. DAI Chenxi, LIU Zhigang, HU Keting, et al. Fault diagnosis for traction transformer of high speed railway on the integration of model-based diagnosis and fuzzy Petri nets[J]. *Power System Protection and Control*, 2016, 44(11): 26-32.
- [9] 刘稳, 吴定会. 基于 LPV 观测器的风力机桨距执行器故障诊断[J]. *信息与控制*, 2017, 46(3): 275-282. LIU Wen, WU Dinghui. Fault diagnosis for the pitch actuator of wind turbines using the LPV observer[J]. *Information & Control*, 2017, 46(3): 275-282.
- [10] 文成林, 吕菲亚, 包哲静, 等. 基于数据驱动的微小故障诊断方法综述[J]. *自动化学报*, 2016, 42(9): 1285-1299. WEN Chenglin, LÜ Feiya, BAO Zhejing, et al. A review of data driven-based incipient fault diagnosis[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2016, 42(9): 1285-1299.
- [11] 胡昌华, 施权, 司小胜, 等. 数据驱动的使用寿命预测和健康管理技术研究进展[J]. *信息与控制*, 2017, 46(1): 72-82. HU Changhua, SHI Quan, SI Xiaosheng, et al. Data-driven life prediction and health management: state of the art[J]. *Information & Control*, 2017, 46(1): 72-82.
- [12] 张妮, 车立志, 吴小进. 基于数据驱动的故障诊断技术研究现状及展望[J]. *计算机科学*, 2017, 44(增刊 1): 37-42. ZHANG Ni, CHE Lizhi, WU Xiaojin. Present situation and prospect of data-driven based fault diagnosis technique[J]. *Computer Science*, 2017, 44(S1): 37-42.
- [13] 房汉鸣, 税爱社, 汪辉, 等. 基于大数据的控制系统故障诊断方法综述[J]. *单片机与嵌入式系统应用*, 2016, 16(4): 6-9. FANG Hanming, SHUI Aishe, WANG Hui, et al. Fault diagnosis methods of control system based on big data[J]. *Microcontrollers & Embedded Systems*, 2016, 16(4): 6-9.
- [14] 吴娟, 沈艳霞. 电力电子功率变换器故障诊断方法综述[J]. *电工电能新技术*, 2015, 34(11): 48-54. WU Juan, SHEN Yanxia. Review of fault diagnosis technology for power electronic converters[J]. *Advanced Technology of Electrical Engineering & Energy*, 2015, 34(11): 48-54.
- [15] FU L, YANG Q, WANG G, et al. Fault diagnosis of power electronic device based on wavelet and neural network[C] // *Control and Decision Conference*, May 28-30, 2016, Yinchuan, China: 2946-2950.
- [16] CUI J, SHI G, GONG C. A fast classification method of faults in power electronic circuits based on support vector machines[J]. *Metrology and Measurement Systems*, 2017, 24(4): 701-720.
- [17] CHEN Q, ZHANG G, LIU J, et al. Study on fast early detecting and rapid accurate fault parameters estimation method for short-circuit fault[C] // *4th International Conference on Electric Power Equipment-Switching Technology*, October 22-25, 2017, Xi'an, China: 509-513.
- [18] GIVI H, FARJAH E, GHANBARI T. Switch and diode fault diagnosis in nonisolated DC-DC converters using diode voltage signature[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2018, 65(2): 1606-1615.
- [19] RIGAMONTI M, BARALDI P, ZIO E, et al. Particle filter-based prognostics for an electrolytic capacitor working in variable operating conditions[J]. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 2016, 31(2): 1567-1575.
- [20] HANNONEN J, HONKANEN J, STRÖM J P, et al. Capacitor aging detection in a DC-DC converter output stage[J]. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 2016, 52(4): 3224-3233.

- [21] SOLIMAN H, WANG H, GADALLA B, et al. Condition monitoring for DC-link capacitors based on artificial neural network algorithm[C] // 2015 IEEE 5th International Conference on Power Engineering, Energy and Electrical Drives (POWERENG), May 11-13, 2015, Riga, Latvia: 587-591.
- [22] 俞珊, 徐志望, 董纪清. 开关电源中电解电容寿命预测分析[J]. 电源学报, 2016, 14(6): 87-92.  
YU Shan, XU Zhiwang, DONG Jiqing. Analysis of electrolytic capacitor life prediction in switching power supply[J]. Journal of Power Supply, 2016, 14(6): 87-92.
- [23] 王毅, 刘恒, 侯兴哲, 等. 基于改进强跟踪 UKF 的电压暂态扰动检测[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(19): 109-116.  
WANG Yi, LIU Heng, HOU Xingzhe, et al. Transient voltage disturbance detection based on modified strong track UKF[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(19): 109-116.
- [24] KHODAPARAST J, KHEDERZADEH M. Least square and Kalman based methods for dynamic phasor estimation: a review[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2017, 2(2): 1-18. DOI: 10.1186/s41601-016-0032-y.
- [25] BERNARDI G, VAN WATERSCHOOT T, WOUTERS J, et al. Adaptive feedback cancellation using a partitioned-block frequency-domain Kalman filter approach with PEM-based signal prewhitening[J]. IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech, and Language Processing (S2329-9304), 2017, 25(9): 1784-1798.
- [26] 马骏, 倪世宏, 解武杰, 等. 确定采样型强跟踪滤波飞机舵面故障诊断与隔离[J]. 控制理论与应用, 2015, 32(6): 734-743.  
MA Jun, NI Shihong, XIE Wujie, et al. Deterministic sampling strong tracking filtering algorithms: fast detection and isolation for aircraft actuator fault[J]. Control Theory & Applications, 2015, 32(6): 734-743.
- [27] 李军, 桑桦. 基于 SCKF 的 Elman 递归神经网络在软测量建模中的应用[J]. 信息与控制, 2017, 46(3): 342-349.  
LI Jun, SANG Hua. Elman recurrent neural network method based on SCKF algorithm and its application to soft sensor modeling[J]. Information & Control, 2017, 46(3): 342-349.
- [28] 咸云浩, 张恒德, 谢永华, 等. 多元逐步回归与卡尔曼滤波法在霾预报中应用[J]. 系统仿真学报, 2018, 30(4): 1482-1489.  
XIAN Yunhao, ZHANG Hengde, XIE Yonghua, et al. Application of multiple-stepwise and Kalman filtering in haze forecast[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(4): 1482-1489.
- [29] 赵温波, 丁海龙, 曲成华, 等. 多雷达组网虚拟观测卡尔曼滤波算法研究[J]. 系统仿真学报, 2015, 27(4): 851-858.  
ZHAO Wenbo, DING Hailong, QU Chenghua, et al. Study on virtual-observation Kalman filter algorithm of multi-radar networking[J]. Journal of System Simulation, 2015, 27(4): 851-858.
- [30] 解光军, 徐慧芳. 峰值电流模式控制非理想 Buck 变换器系统建模[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(24): 52-58.  
XIE Guangjun, XU Hui Fang. Modeling of current programmed mode non-ideal Buck converter systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(24): 52-58.
- [31] 马幼捷, 马玲, 周雪松. 基于状态空间平均法的非理想 buck 变换器 CCM 模态建模与仿真[J]. 天津理工大学学报, 2014, 30(5): 13-16.  
MA Youjie, MA Ling, ZHOU Xuesong. Modeling and simulation of non-ideal buck converter in CCM mode based on state-space averaging method[J]. Journal of Tianjin University of Technology, 2014, 30(5): 13-16.

收稿日期: 2018-07-04; 修回日期: 2018-09-05

作者简介:

刘子幸(1996—), 女, 研究方向包括复杂系统辨识、故障诊断、非线性系统建模; E-mail: hsjnlzx@163.com

王子赞(1989—), 男, 通信作者, 博士, 副教授, 研究方向为复杂系统建模与故障诊断方法; E-mail: wangzy0601@163.com

纪志成(1959—), 男, 博士, 教授, 研究方向为电能转换系统建模与优化控制。E-mail: zhichengji@jiangnan.edu.cn

(编辑 魏小丽)