第 49 卷 第 1 期：373-382　　高电压技术　　Vol.49, No.1: 373-382
2023 年 1 月 31 日　　High Voltage Engineering　　January 31, 2023
DOI: 10.13336/j.1003-6520.hve.20211413

风电变流器 DC-Link 电容器准在线状态监测方法

朱城昊[1]，王　晗[1]，高少亭[2]，陈文强[2]，高　超[2]，蔡　旭[1]
（1. 上海交通大学电力传输与功率变换控制教育部重点实验室，上海 200240;
2. 陕西鲁能靖边风力发电有限责任公司，西安 718500）

摘　要：DC-Link 电容是风电变流器中最核心但又最易失效的元件之一，对其进行状态监测可有效提高系统运行的可靠性。该文提出一种风电变流器 DC-Link 电容器准在线状态监测方法。首先，利用预充电阶段的交流电流重构 DC-Link 电容器的直流充电电流；采用二阶指数函数对电容器在预充电阶段的电压和电流波形进行精确拟合；取拟合函数的参数作为特征值，将实测的电容器状态参数(C 和 R_{ESR})作为特征值对应的输出，并通过实验获得的样本数据，构建特征值与其输出的映射关系；最后利用多输出最小二乘支持向量回归算法对数据集合进行学习训练，建立特征值与电容器状态参数的回归模型。该方法无需增加额外传感器和改变变流器控制算法。实验结果验证了本方法的有效性。

关键词：风电变流器；DC-Link 电容器；状态监测；预充电电路；支持向量回归算法

Quasi-online Condition Monitoring Method of DC-Link Capacitor of Wind Power Converter

ZHU Chenghao[1], WANG Han[1], GAO Shaoting[2], CHEN Wenqiang[2], GAO Chao[2], CAI Xu[1]
(1. The Key Laboratory of Control of Power Transmission and Conversion of Ministry of Education, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China; 2. Shaanxi Luneng Jingbian Wind Power Co., Ltd., Xi'an 718500, China)

Abstract: DC-Link capacitor is one of the most important but vulnerable devices of wind power converters, its condition monitoring can improve system reliability. This paper proposes a quasi-online condition monitoring method for DC-Link capacitor of wind power converter. Firstly, DC charging current of DC-Link capacitor is reconstructed with AC-side current during pre-charging process. The voltage and current waveforms of capacitor during pre-charging stage are accurately fitted with second-order exponential functions. The parameters of fitting functions are taken as eigenvalues, measured condition parameters (C and R_{ESR}) are used as corresponding output of eigenvalues. Then mapping relation between eigenvalues and the output is build with samples obtained by experiments. Finally, multi-output least-squares support vector regression machines (MLSSVR) algorithm is adopted to perform learning and training with the data set, and to establish regression model between eigenvalues and condition parameters of capacitor. The proposed method does not rely on extra hardware circuit and modifying existing control algorithm of converters. The experiment results could verify the validity of the method in this paper.

Key words: wind power converter; DC-Link capacitor; condition monitoring; pre-charging circuit; support vector regression algorithm

0　引言

为支撑“双碳”目标，亟需发展以风力和光伏发电为主的新能源发电系统[1-5]。风电变流器作为风电机组的核心部件，其运行可靠性直接决定风电机组的稳定性、安全性以及经济性。DC-Link 电容器是风电变流器最脆弱的环节之一[6]，其高失效率是限制变流器长时间安全可靠运行的主要原因，因此对 DC-Link 电容器进行状态监测将有利于提升风电变流器的可靠性，减少机组停机时间，降低风电度电成本。铝电解电容具有容量大、成本低的优点，被广泛用于风电变流器的 DC-Link 电容器。但随着铝电解电容使用时间的增长，其电容值 C 逐渐变小、等效串联电阻值 R_{ESR} 逐渐变大，导致电容性能衰退，严重影响风电变流器的运行性能。电解电容器的状态参数(C 和 R_{ESR})通常被用于评估其老化失效的程度[7]。本文针对采用铝电解电容的风电变流器

基金资助项目：山东省重点研发计划 (重大科技创新工程) (2019JZZY020804)。
Project supported by Shandong Provincial Key Research and Development Program (Major Scientific and Technological Innovation Project) (2019JZZY020804).

DC-Link 电容器开展研究，通过预测直流侧电容器的 C 和 R_{ESR}，实现其状态监测。

国内外学者对 DC-Link 电容的状态监测方法进行了大量研究，主要分为 3 类：离线状态监测、准在线状态监测以及在线状态监测。离线状态监测法通常需要拆解电容器，利用高精度 LCR 测量仪或阻抗分析仪等设备进行电容器的参数测量，用于评估电容状态。该类方法精度高，但操作繁琐、监测效率低，且采用的精密测量仪器价格昂贵，不具备经济性。在线状态监测法通过在变流器运行过程中接入辅助的外接设备或改变控制算法采集电容器的电压和电流，经过数据分析计算电容器的状态参数。该类方法无需拆除电容器，可在设备运行时对 DC-Link 电容器进行状态监测，灵活性高，但通常需要额外增加传感器或改变控制算法，且监测精度相对较低，对已经投入运行的风电变流器适用性较差。

准在线状态监测法利用变流器工作在特定模式，如启动、停机或空载，来实现 DC-Link 电容器的状态监测。该类方法具有监测精度相对较高，复杂程度相对较低的优点，同时由于其工作于系统准备或结束运行时，所以不会对系统正常工作状态产生干扰。虽然其只能在特定工况下进行电容状态监测，但考虑到电容器老化过程十分缓慢的特点，该类方法满足大部分场合对 DC-Link 电容器状态监测频率的要求，因此准在线状态监测成为当前研究的热点[8]。文献[9]提出利用模块化多电平变换器(modular multilevel converter, MMC)启动过程中的预充电环节实现电容状态监测的方法，该方法根据电路拓扑结构以及精确的预充电电阻阻值与续流二极管的导通电阻阻值，推导子模块电容电压与相电流的关系，进而根据电压变化曲线计算电容值。文献[10]提出一种基于可变卸荷电路的 DC-Link 电容状态监测方法，通过设计卸荷电路，实现分段卸荷，获取多段电容电压变化曲线，进而利用精确系统参数，计算电容器状态参数。为避免增加额外卸荷电路，文献[11]利用电机两相绕组作为卸荷路径，通过全桥电路控制卸荷电流为恒定值，实现电容电压线性下降，根据直流电压、电流数据，进行电容值计算，评估电容器状态。该方法无需构建卸荷电路，但需改变控制算法才能实现电容器状态监测。大部分电容器准在线状态监测方法需要改变电路结构或控制算法，实际应用中较难实现。

为克服该问题，本文提出一种风电变流器 DC-Link 电容器准在线状态监测方法，不改变电路结构和修改控制算法，利用已有运行数据即可实现状态监测。首先根据预充电阶段的交流电流重构 DC-Link 电容器的直流充电电流，然后对直流电压、直流电流进行二阶指数函数拟合，获取拟合参数作为特征值，并与实际测量的电容状态参数(C 和 R_{ESR})组成映射集合，最后利用多输出最小二乘支持向量回归(multi-output least-squares support vector regression machines, MLSSVR)算法对数据集合进行训练和学习，建立特征值与状态参数的回归模型，并利用该模型预测电容状态参数，实现电容状态监测。

1 电容老化机理与参数特性

本文的研究对象为铝电解电容器，其简化集中参数模型如图 1 所示[12]，其中 L_{ESL} 表示等效串联电感，R_P 表示绝缘电阻，R_D 表示介质吸收和分子极化引起的介质损耗等效电阻，C_D 表示固有介质吸收效应的等效电容。

工业应用领域通常根据 C 与 R_{ESR} 的变化情况进行电解电容失效评估[13]，评估标准如表 1 所示。其中 C_0 为电容器初始电容值，R_{ESR0} 为电容器初始等效串联电阻值。因此本文的研究目标为监测风电变流器 DC-Link 电容器的 C 与 R_{ESR} 变化情况，进而判断电容器是否失效。

电容老化是电容状态参数变化的主要原因，主要体现在两个方面：

1）电化学反应。电解电容工作时，阳极铝箔会发生电化学反应生成氧化铝，使得电介质层变厚且不均匀，导致电容值 C 下降。

2）电解液挥发。风电变流器中的 DC-Link 电容器用于平衡电容器两侧的功率差同时抑制谐波，因此会有交流电流流过电容器，在 R_{ESR} 上产生热

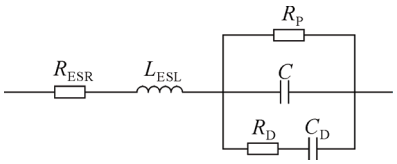


图 1 电容简化集中参数模型

Fig.1 Simplified lumped model of capacitors

表 1 电解电容失效评估标准

Table 1 End-of-life criteria of electrolytic capacitor

项目	C	R_{ESR}
电容失效标准	$C/C_0 \leq 80\%$	$R_{ESR}/R_{ESR0} \geq 2\sim3$

量，加速电容器电解液的挥发，导致电解液粘稠度增加，弱化了对电极氧化膜的修复能力，使得极板有效面积减少，电容值下降。电解液挥发同样也是导致 R_{ESR} 变大的主要原因，当电解液体积减少为初始值的 40%左右时，R_{ESR} 会变为初始值的 3 倍[14]，此时即可认为铝电解电容失效。

铝电解电容的状态参数不仅受电容老化的影响，还与其工作温度和频率有关。铝电解电容的电容值 C 随温度升高而增加，R_{ESR} 在零度以下的低温段随温度升高而减少而在零度以上基本保持不变。铝电解电容的电容值 C 随工作频率升高而逐渐变小，R_{ESR} 随工作频率的升高迅速变小，当频率增加到高频段时基本保持不变[15]。因此在进行电容器状态监测时，需根据其实际的工作温度和频率，进行温度和频率特性矫正，才能获得真实的电容状态参数，正确评估电容的老化状态。

2　电容状态参数预测原理

针对风电变流器 DC-Link 电容器，由于 R_P、R_D、C_D 及 L_{ESL} 的值相对较小，对其状态的影响可以忽略，因此可建立仅包含 C 和 R_{ESR} 的电容器等效模型[7]，如图 2 所示。其中，u_{dc} 为直流电压，i_{dc} 为直流电流。

根据图 2，可得电容器的状态方程为

$$u_{dc} = C\frac{\mathrm{d}i_{dc}}{\mathrm{d}t} + R_{ESR}i_{dc} \tag{1}$$

由式(1)可知，获得相邻采样周期内的 u_{dc} 和 i_{dc}，即可计算得到状态参数 C 和 R_{ESR}。然而风电变流器中采用的电压、电流传感器精度较低，利用相邻采样周期内的采样值直接计算存在较大误差，不能满足电容状态监测的精度要求，因此本文对预充电过程中连续多个采样值进行回归拟合，得到更接近真实值的拟合曲线，然后提取拟合曲线中包含的特征信息，用于建立电容状态参数回归模型，有效降低了传感器误差带来的影响。

图 3 为风电变流器预充电电路。其中 U 为电网电源，Q_1 为并网开关，Q_2 为预充电开关，L 为滤波电感，R 为预充电电阻。变流器包含的二极管三相不控整流器属于非线性元件，导致系统具有强非线性，同时预充电过程中直流侧会出现电流断续工作模式，在该模式下，三相不控整流器的模态切换由直流侧电压、电流以及交流侧电压共同决定，这使得三相不控整流器的预充电过程只能依赖于时域仿真分析，难以给出用于电力系统暂态特性分析的精确数学模型[16]。

为简要说明预充电过程中直流电压及直流电流的充电曲线变化情况，采用图 4 所示简化典型一阶 RC 电路模型对预充电过程进行分析。在充电初始时，只有绝对值最大的线电压对 DC-Link 电容器进行充电，因此可以将充电电源等效为幅值 u_s 的直流电源。

根据一阶零状态电路的响应计算式，直流电容分压 u_c 与充电时间 t 的关系可表示为

$$u_c(t) = u_s(1 - \mathrm{e}^{\frac{-t}{(2R+R_{ESR})C}}) \tag{2}$$

直流电流 i_{dc} 可表示为

$$i_{dc}(t) = \frac{u_s - u_c}{2R + R_{ESR}} = \frac{u_s}{2R + R_{ESR}}\mathrm{e}^{\frac{-t}{(2R+R_{ESR})C}} \tag{3}$$

直流电压 u_{dc} 可表示为

$$u_{dc}(t) = u_c + i_{dc}R_{ESR} = u_s - \frac{2Ru_s}{2R + R_{ESR}}\mathrm{e}^{\frac{-t}{(2R+R_{ESR})C}} \tag{4}$$

式(3)和式(4)为基于简化预充电电路计算得到的直流电流、电压表达式，而实际预充电系统需要

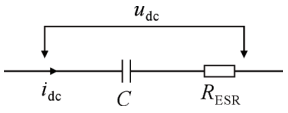


图 2　简化直流侧电容电路

Fig.2　Simplified circuit of DC-Link capacitor

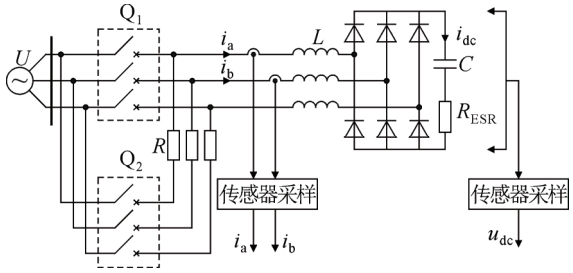


图 3　风电变流器的预充电电路

Fig.3　Pre-charging circuit of wind power converter

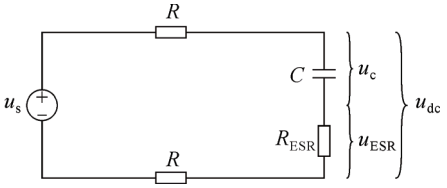


图 4　简化预充电电路

Fig.4　Simplified pre-charging circuit

考虑电压六脉波、电流换流损耗、滤波电感、绝缘栅双极型晶体管(insulated gate bipolar transistor, IGBT)导通电阻以及三相不控整流模态切换等因素，导致预充电过程中的直流电压和电流波形是一个由多因素变量确定的曲线。但对于一个确定的风电变流器，每次预充电过程中直流电压和电流变化曲线受其他因素影响大致相同，而电容器老化导致的 C 和 R_{ESR} 变化是两个曲线变化的主要原因，可采用数学表达式 $u_{dc}=f_1(t,C,R_{ESR})$ 和 $i_{dc}=f_2(t,C,R_{ESR})$ 对直流电压、电流进行表达。因此，只要建立函数 f_1 和 f_2 的精确映射模型，即可实现利用 u_{dc} 和 i_{dc} 对电容器状态参数 C 和 R_{ESR} 的精确预测。

根据前文所述，通过理论分析建立精确的预充电过程动态数学模型较为困难，因此本文选择基于数据驱动的方法，利用 MLSSVR 算法建立直流电压、直流电流充电曲线与电容状态参数的回归预测模型。方法流程如图 5 所示。

图 5 具体实现步骤如下：

1）获取数据。当新风电变流器投入运行或旧风电变流器维修、更换同型号电容器时，测量并记录其 C 与 R_{ESR}，建立数据库。在风电变流器 DC-Link 电容预充电过程中，采集直流电压数据以及交流两相电流数据。

2）电流重构。基于三相不控整流拓扑结构，利用交流两相电流数据实现直流电流重构。

3）特征值提取。对预充电阶段电容器的直流电压和直流电流曲线进行二阶指数函数拟合，将获得的拟合参数作为特征值，与 LCR 测量仪测量得到的真实电容值 C 和 R_{ESR} 组合，构建特征向量，用于表征对应的电容状态。

4）预测模型训练。将获得的多个特征向量分为训练组和测试组，训练组数据输入 MLSSVR 算法进行训练，获得预测模型。测试组数据输入预测模型进行预测准确度评估，通过评估的模型用于电容状态参数预测。

5）状态参数预测。将待测特征参数输入训练好的 MLSSVR 模型，得到电容状态参数预测值，用于评估电容状态，从而实现电容状态监测。

3 电容状态参数预测实现

3.1 直流电流重构

由于经济性原因，风电变流器通常不会配置直流侧电流传感器，因此无法直接测量直流电流，可以利用交流电流与直流电流的关系通过重构的方法得到。

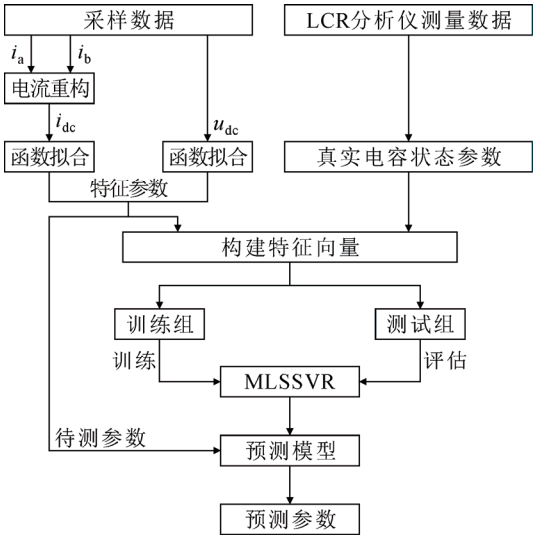


图 5 电容状态参数预测流程图

Fig.5 Flowchart for predicting the condition parameters of capacitor

风电变流器预充电过程中，交流电流与直流电流如图 3 中标注所示。根据三相系统平衡原理

$$i_a+i_b+i_c=0 \tag{5}$$

由式(5)推理，除去三相电流皆为零的特殊情况，某一相电流的流向与另外两相电流流向不同，根据二极管的逆向阻断特性，三相电流中正向电流只能流经上桥臂二极管，负向电流只能流经下桥臂二极管，且正向电流绝对值的代数和等于负向电流绝对值的代数和，同时等于直流电流。假设只有 c 相电流为正向时，有如下等式。

$$i_{dc}=i_c=|i_a|+|i_b| \tag{6}$$

进一步将直流侧电流表示为

$$i_{dc}=i_c=|i_a|+|i_b|=\frac{|i_a|+|i_b|+|i_c|}{2} \tag{7}$$

为了缩减成本，风力发电系统往往通常在交流侧安装两相电流传感器，如图 3 所示，假设配置的电流传感器位于 a 相与 b 相，联立式(5)和式(7)可得直流电流的重构表达式为

$$i_{dc}=\frac{|i_a|+|i_b|+|i_c|}{2}=\frac{|i_a|+|i_b|+|i_a+i_b|}{2} \tag{8}$$

3.2 特征向量构建

特征向量构建应选择最能反应电容状态参数变化的特征量，根据式(2)，选择预充电过程中的 u_{dc}

以及 i_{dc} 充电曲线作为特征提取对象，利用特定函数拟合充电曲线，挖掘预充电过程中直流电压和电流曲线中包含的 C 和 R_{ESR} 的特征信息，用于构造特征向量，表征电容状态。

本文将 5 种常用拟合函数作为拟合选项，根据实验数据拟合效果进行选择。5 种函数表达式见附录 A。利用 3 种评价指标评价拟合效果，分别为：误差平方和(sum of squares due to error, SSE)，确定系数(R^2)，标准差(root mean squared error, RMSE)，计算式详见附录 B。SSE 和 RMSE 越接近零、R^2 越接近 1，曲线拟合效果越好；同时特征向量由拟合函数的参数构成，拟合参数越少，特征向量维度越低，可减少模型的训练量及训练时间。

以二阶指数函数为例，其表达式如下

$$\begin{cases} u_{dc}(t) = a\mathrm{e}^{bt} + c\mathrm{e}^{dt} \\ i_{dc}(t) = h\mathrm{e}^{gt} + p\mathrm{e}^{qt} \end{cases} \tag{9}$$

式中：a、b、c 和 d 为表征预充电直流电压 u_{dc} 变化曲线的拟合参数；h、g、p 和 q 为表征预充电电容电流 i_{dc} 变化曲线的拟合参数。将以上 8 个参数作为特征值，与电容状态参数组合，构建 10 维特征向量 [a_k, b_k, c_k, d_k, h_k, g_k, p_k, q_k, C_k, $R_{ESR}k$](k 为特征向量的序号)。通过多次实验组成特征向量集合，用于后续预测模型的训练和学习。

3.3　电容温度特性和频率特性的影响

电解电容的温度和频率特性是电容状态参数的关键决定因素之一。如表 1 所示，电容器老化失效评价标准是其状态参数变为初始值的相应倍数关系，即认为失效，因此通过设定初始值和预测值的测量条件为同一频率和温度，即可通过两者比值大小，反应电容器真实健康状态。

由于预充电电路拓扑结构确定，在每次预充电过程中 DC-Link 电容器处于极为接近且固定的工作频率，失效评价标准的应用频率可以设定为预充电频率，因此本文所提方法无需考虑电容频率特性的影响。

温度特性是影响电容状态参数的另一个重要因素。风电变流器预充电电路通常工作在风电机组因故障或计划性停机后重新恢复工作的初始阶段，因此可认为预充电环节开始时 DC-Link 电容器的核心温度为室温。同时由于 R_{ESR} 很小，在整个预充电阶段电容器发热较少，因此可认为预充电过程中电容核温恒定，只需根据预充电时的室温，以电容生产手册的标准温度(通常为 20 °C)为基准，结合电容温度系数，进行温度特性矫正即可。由于风电变流器机箱内配有温度传感器，因此可直接获取室温，而在线状态监测方法为了获取变流器工作时电容器核温，需要在电容器表面额外装配温度传感器，该操作极大大降低了风电变流器的系统可靠性，因此在温度矫正方面，本文所提方法更具优势。

3.4　多输出支持向量回归算法

根据第 2 章的分析，预充电过程中的 u_{dc} 和 i_{dc} 充电曲线受包括电容状态参数在内的多种因素影响，难以通过理论分析建立充电曲线与电容状态参数的精确回归关系，因此需借助数据驱动的方法，结合历史运行数据，通过回归算法得到两者的回归模型。考虑到风电变流器的运行数据极其有限，而 MLSSVR 算法在小样本数据预测领域具有优异的性能，因此选择该算法作为电容状态参数预测算法，用于回归模型建立。

推导 MLSSVR 模型的构建原理，首先确定数据集 $\{(x_i, y_i)\}(i=1,2,\cdots,n)$，其中 $x_i \in \mathbf{R}^d$，$y_i \in \mathbf{R}^m$；权重向量 $\boldsymbol{W} = (\boldsymbol{w}_1, \boldsymbol{w}_1, \cdots \boldsymbol{w}_m) \in \mathbf{R}^{n_h \times m}$。为体现分层贝叶斯模型特点[17]，假设 $\boldsymbol{w}_i = \boldsymbol{w}_0 + \boldsymbol{v}_i$，其中 $\boldsymbol{w}_0 \in \mathbf{R}^{n_h}$ 代表各输出向量之间的相似性，$\boldsymbol{V} = (\boldsymbol{v}_1, \boldsymbol{v}_1, \cdots, \boldsymbol{v}_m) \in \mathbf{R}^{n_h \times m}$ 代表各个输出向量之间的独立性；偏置向量 $\boldsymbol{b} = (b_1, b_1, \ldots, b_m)^{\mathrm{T}} \in \mathbf{R}^m$。通过寻求最优的 $\boldsymbol{w}_0 \in \mathbf{R}^{n_h}$、$\boldsymbol{V} \in \mathbf{R}^{n_h \times m}$ 以及 $\boldsymbol{b} \in \mathbf{R}^m$，使如下目标函数最小。其中，函数 trace(*)用于求 n 阶方阵主对角元素的和，函数 repmat($\boldsymbol{A}$,m,n)用于将矩阵 $\boldsymbol{A}$ 复制，并存放在 $m \times n$ 的矩阵中。函数 Diag(*)用于创建一个对角矩阵。

$$\begin{aligned} \min_{\boldsymbol{w}_0, \boldsymbol{V}, \boldsymbol{b}} J(\boldsymbol{w}_0, \boldsymbol{V}, \boldsymbol{\xi}) = {} & \frac{1}{2}\boldsymbol{w}_0^{\mathrm{T}}\boldsymbol{w}_0 + \frac{1}{2}\frac{\lambda}{m}\mathrm{trace}(\boldsymbol{V}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{V}) + \\ & \gamma\frac{1}{2}\mathrm{trace}(\boldsymbol{\xi}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\xi}) \\ \text{s.t.} \quad & \boldsymbol{Y} = \boldsymbol{Z}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{W} + \mathrm{repmat}(\boldsymbol{b}^{\mathrm{T}}, n, 1) + \boldsymbol{\Xi} \end{aligned} \tag{10}$$

式中：$\boldsymbol{W} = (\boldsymbol{w}_0 + \boldsymbol{v}_1, \boldsymbol{w}_0 + \boldsymbol{v}_2, \ldots, \boldsymbol{w}_0 + \boldsymbol{v}_m) \in \mathbf{R}^{n_h \times m}$；$\boldsymbol{Z} = (\varphi(\boldsymbol{x}_1), \varphi(\boldsymbol{x}_2), \cdots, \varphi(\boldsymbol{x}_n)) \in \mathbf{R}^{n_h \times n}$；$\lambda$、$\gamma \in \mathbf{R}_+$ 为正则化参数；定义 $\boldsymbol{K} = \boldsymbol{Z}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Z} \in \mathbf{R}^{n \times n}$，$K_{i,j} = \varphi(\boldsymbol{x}_i)^{\mathrm{T}}\varphi(\boldsymbol{x}_j) = \kappa(\boldsymbol{x}_i, \boldsymbol{x}_j)$，$\kappa(\cdot)$ 为核函数。

针对式(10)，写出对应的拉格朗日函数为

$$\begin{aligned} L(\boldsymbol{w}_0, \boldsymbol{V}, \boldsymbol{b}, \boldsymbol{\xi}, \boldsymbol{A}) = {} & J(\boldsymbol{w}_0, \boldsymbol{V}, \boldsymbol{\xi}) - \mathrm{trace}(\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{Z}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{W})) + \\ & \mathrm{repmat}(\boldsymbol{b}^{\mathrm{T}}, n, 1) + \boldsymbol{\xi} - \boldsymbol{Y})) \end{aligned} \tag{11}$$

式中矩阵 $\boldsymbol{A} = (\alpha_1, \alpha_2, \cdots, \alpha_m) \in \mathbf{R}^{n \times m}$ 为拉格朗日算

子。根据拉格朗日方程，列出如下条件。

$$\begin{cases} \dfrac{\partial L}{\partial \boldsymbol{w}_0}=0 \Rightarrow \boldsymbol{w}_0=\sum\limits_{i=1}^{m}\boldsymbol{Z}\alpha_i \\ \dfrac{\partial L}{\partial \boldsymbol{V}}=0 \Rightarrow \boldsymbol{V}=\dfrac{m}{\lambda}\boldsymbol{ZA} \\ \dfrac{\partial L}{\partial \boldsymbol{b}}=0 \Rightarrow \boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{1}_n=\boldsymbol{0}_n \\ \dfrac{\partial L}{\partial \boldsymbol{\xi}}=0 \Rightarrow \boldsymbol{A}=\gamma\boldsymbol{\xi} \\ \dfrac{\partial L}{\partial \boldsymbol{A}}=0 \Rightarrow \boldsymbol{Z}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{W}+\mathrm{repmat}(\boldsymbol{b}^{\mathrm{T}},n,1)+ \\ \qquad \boldsymbol{\xi}-\boldsymbol{Y}=\boldsymbol{0}_{n\times m} \end{cases} \tag{12}$$

根据式(12)，可以推出

$$\boldsymbol{w}_0=\frac{\lambda}{m}\sum_{i=1}^{m}\boldsymbol{v}_i \tag{13}$$

结合式(12)与 $\boldsymbol{w}_i=\boldsymbol{w}_0+\boldsymbol{v}_i$，$\boldsymbol{w}_i$ 可以被表示为 $\boldsymbol{v}_1,\boldsymbol{v}_2,\cdots,\boldsymbol{v}_m$ 的线性组合。对式(10)简化可得

$$\begin{aligned} &\min_{\boldsymbol{w}_0,\boldsymbol{V},\boldsymbol{b}} J(\boldsymbol{V},\boldsymbol{\xi})=\frac{1}{2}\frac{\lambda^2}{m^2}\boldsymbol{V}\boldsymbol{1}_m\boldsymbol{1}_m^{\mathrm{T}}\boldsymbol{V}^{\mathrm{T}}+ \\ &\frac{1}{2}\cdot\frac{\lambda}{m}\mathrm{trace}(\boldsymbol{V}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{V})+\gamma\frac{1}{2}\mathrm{trace}(\boldsymbol{\xi}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\xi}) \\ &\text{s.t. } \boldsymbol{Y}=\boldsymbol{Z}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{V}+\mathrm{repmat}(\frac{\lambda}{m}\boldsymbol{Z}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{V}\boldsymbol{1}_m,1,m)+ \\ &\qquad \mathrm{repmat}(\boldsymbol{b}^{\mathrm{T}},n,1)+\boldsymbol{\xi} \end{aligned} \tag{14}$$

消去式(12)中的 $\boldsymbol{W}$ 和 $\boldsymbol{\xi}$，得到线性系统为

$$\begin{bmatrix} \boldsymbol{0}_{ml\times m} & \boldsymbol{P}^{\mathrm{T}} \\ \boldsymbol{P} & \boldsymbol{H} \end{bmatrix}\begin{bmatrix} \boldsymbol{b} \\ \alpha \end{bmatrix}=\begin{bmatrix} \boldsymbol{0}_m \\ \boldsymbol{y} \end{bmatrix} \tag{15}$$

其中：

$$\begin{cases} \boldsymbol{P}=\mathrm{diag}(\overbrace{\boldsymbol{1}_n,\boldsymbol{1}_n,\cdots,\boldsymbol{1}_n}^{m})\in\mathbf{R}^{mn\times m} \\ \boldsymbol{H}=\Omega+\lambda^{-1}\boldsymbol{I}_{mn}+(m/\lambda)\boldsymbol{Q}\in\mathbf{R}^{mn\times mn} \\ \Omega=\mathrm{repmat}(\boldsymbol{K},m,m)\in\mathbf{R}^{mn\times mn} \\ \boldsymbol{K}=\boldsymbol{Z}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Z}\in\mathbf{R}^{n\times n} \\ \boldsymbol{y}=(\boldsymbol{y}_1^{\mathrm{T}},\boldsymbol{y}_2^{\mathrm{T}},\cdots,\boldsymbol{y}_m^{\mathrm{T}})^{\mathrm{T}}\in\mathbf{R}^{mn} \end{cases} \tag{16}$$

假设 α^* 和 $\boldsymbol{b}^*$ 为式(15)的解，那么 MLSSVR 对应的多输出回归函数 $f(x)$ 可表示为

$$\begin{aligned} &f(x)=\varphi(\boldsymbol{x})^{\mathrm{T}}\boldsymbol{W}^*+\boldsymbol{b}^{*\mathrm{T}}=\varphi(\boldsymbol{x})^{\mathrm{T}}\mathrm{repmat}(\sum_{i=1}^{m}\boldsymbol{Z}\alpha_i^*,1,m)+ \\ &\frac{m}{\lambda}\varphi(\boldsymbol{x})^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Z}\boldsymbol{A}^*+\boldsymbol{b}^{*\mathrm{T}}=\mathrm{repmat}(\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n}\alpha_{i,j}^*\kappa(\boldsymbol{x},\boldsymbol{x}_j),1,m)+ \\ &\frac{m}{\lambda}\sum_{j=1}^{n}\alpha_j^*\kappa(\boldsymbol{x},\boldsymbol{x}_j)+\boldsymbol{b}^{*\mathrm{T}} \end{aligned} \tag{17}$$

本文利用 MLSSVR 算法建立函数拟合获取的特征值与电容状态参数之间的回归模型，其中模型输入参数为 8 维特征值，输出参数为电容状态参数 C 和 R_{ESR}。利用该回归模型，输入特征值，即可预测电容状态参数，实现流程如图 6 所示。

4 实验验证

为验证本文所提电容状态监测方法的有效性，搭建 5 kW 风电变流器实验系统，见图 7。

图 7 中，变流器型号为 MWINV-5R022，其 DC-Link 电容器由 6 个 Nichicon 电解电容(220 μF/450 V)并联组成，电压传感器型号为 LV25-P，电流传感器型号为 HX05-P，传感器采样信号处理频率为 10 kHz。根据电容参数手册，变流器理论电容值 C 为 1.34 mF，理论 R_{ESR} 为 0.201 Ω。

为模拟电容衰退过程，即直流侧电容值 C 减少、R_{ESR} 增加，在直流侧通过开关并联不同数量的外接

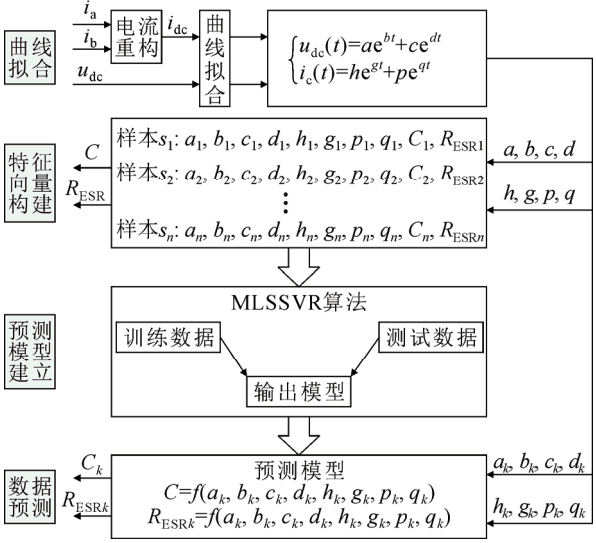


图 6 电容状态参数预测流程图

Fig.6 Flowchart of condition parameters prediction of capacitor

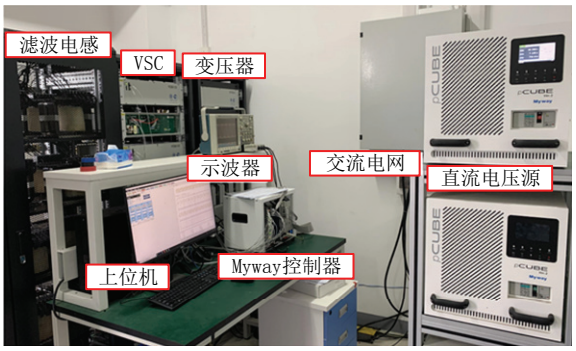


图 7 风电变流器实验平台图

Fig.7 Experimental platform of wind power converters

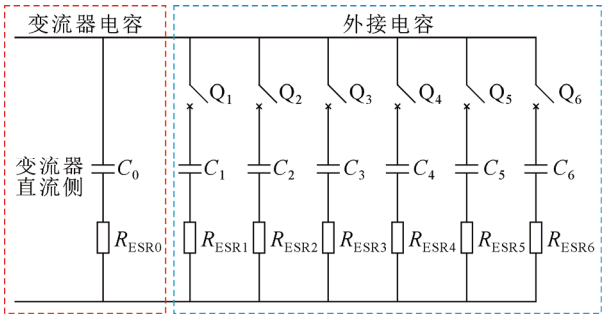


图 8　直流侧电容并联结构图

Fig.8　Parallel structure diagram of DC-side capacitors

电解电容(47 μF/450 V)，通过逐次减少外接电容数量实现电容状态改变。外接电容并联方式如图 8 所示。采用该方法模拟电容老化过程中的参数变化趋势与文献[18]中通过真实电容器老化实验获取的参数变化趋势极为接近，证明了该方法的可行性。

为满足高精度电容状态监测的要求，需获取每种电容状态的精确 C 和 R_{ESR} 值。本文选用型号为 TH2830 的 LCR 分析仪进行电容参数的精确测量，并以此作为电容器的状态数据。测量条件为：电容手册规定的额定频率 120 Hz，室温 23.5 ℃，根据前文所述，需对室温 23.5 ℃下测量得到的电容状态参数进行温度特性矫正。由于实验条件限制，缺少恒温箱，无法通过实验获得精确电容温度特性曲线，但考虑到室温 23.5 ℃十分接近于标准温度 20 ℃，根据文献[19]，温度 23.5 ℃下的电容值为标准温度 20 ℃下电容值的 1.003 5 倍，R_{ESR} 为标准温度下的 0.968 5 倍，两个温度下的电容状态参数十分接近，因此采用该文献的温度特性曲线对本实验所用电容进行参数温度特性矫正。表 2 展示了当直流侧接入不同电容数量时，LCR 分析仪测量得到的直流侧精确电容值 C 与 R_{ESR} 以及经温度特性矫正后的真实值。

为获得不同电容状态下预充电过程直流电压和直流重构电流数据，共进行 7 组实验，每组实验接入不同数量的外接电容。图 9 为 3 个电容状态下的直流电压和重构电流的实验波形。

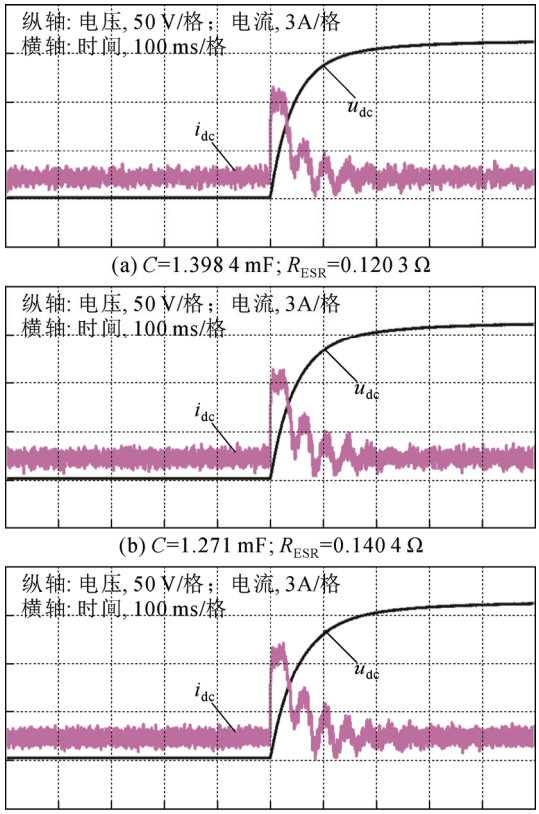
由图 9 可见，不同电容状态下的电压、电流波形区别较小，且噪声较大，需利用函数拟合的方法对数据进行特征值提取。利用前文所述 5 种拟合函数分别对直流电压实验数据进行拟合操作，获得如表 3 所示的拟合效果评价结果。

结合表 3 中数据，二阶指数函数拟合效果最佳，且只含有 4 个参数，可以达到以较低特征向量维度保证较高拟合精度的要求。因此本文选择二阶指数函数进行数据拟合，对 7 组实验获得的电压、电流数据进行拟合，得到图 10 所示拟合曲线波形。曲线

表 2　直流侧 C 与 R_{ESR} 值

Table 2　C and R_{ESR} value of DC side

接入电容数量	C/mF (矫正前)	C/mF (矫正后)	R_{ESR}/Ω (矫正前)	R_{ESR}/Ω (矫正后)
6	1.403 2	1.398 4	0.116 5	0.120 3
5	1.360 3	1.355 6	0.122 8	0.126 8
4	1.317 8	1.313 2	0.128 9	0.133 1
3	1.274 9	1.270 5	0.136 0	0.140 4
2	1.232 4	1.228 1	0.142 7	0.147 4
1	1.191 5	1.187 4	0.150 0	0.154 9
0	1.150 4	1.146 4	0.159 7	0.164 9



(a) C=1.398 4 mF; R_{ESR}=0.120 3 Ω

(b) C=1.271 mF; R_{ESR}=0.140 4 Ω

(c) C=1.146 4 mF; R_{ESR}=0.164 9 Ω

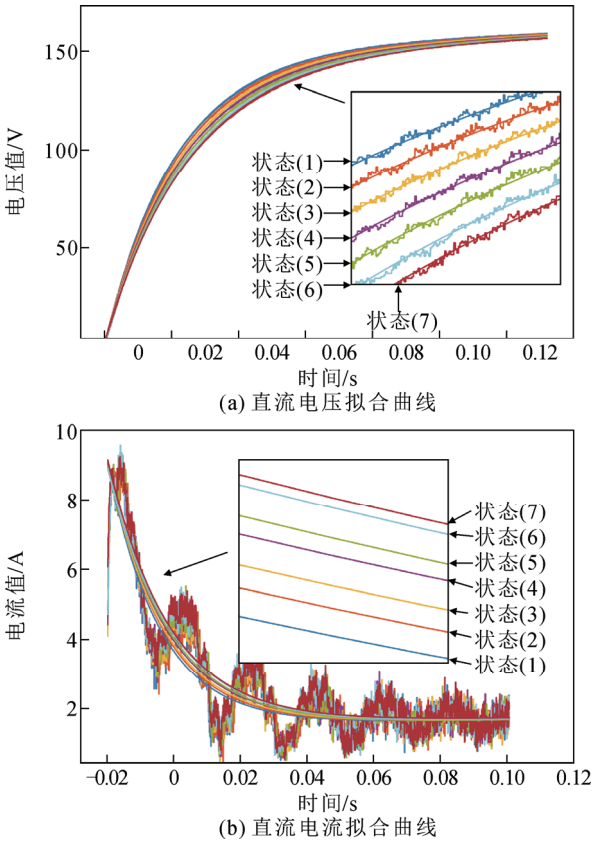
图 9　不同电容状态下直流电压与直流电流的实验波形

Fig.9　Experimental waveforms of DC voltage and current under different conditions of capacitor

表 3　多种拟合函数的拟合性能比较

Table 3　Performance comparison among fitting functions

拟合函数	SSE/10^4	R^2	RMSE	参数数量
Fourier(3 阶)	3.317	0.9987	1.052	8
Gaussian(3 阶)	7.491	0.9714	4.998	9
Polynomial(6 阶)	3.286	0.9987	1.047	7
Sum of Sine(4 阶)	3.620	0.9986	1.099	12
Exponential(2 阶)	1.378	0.9995	0.6777	4

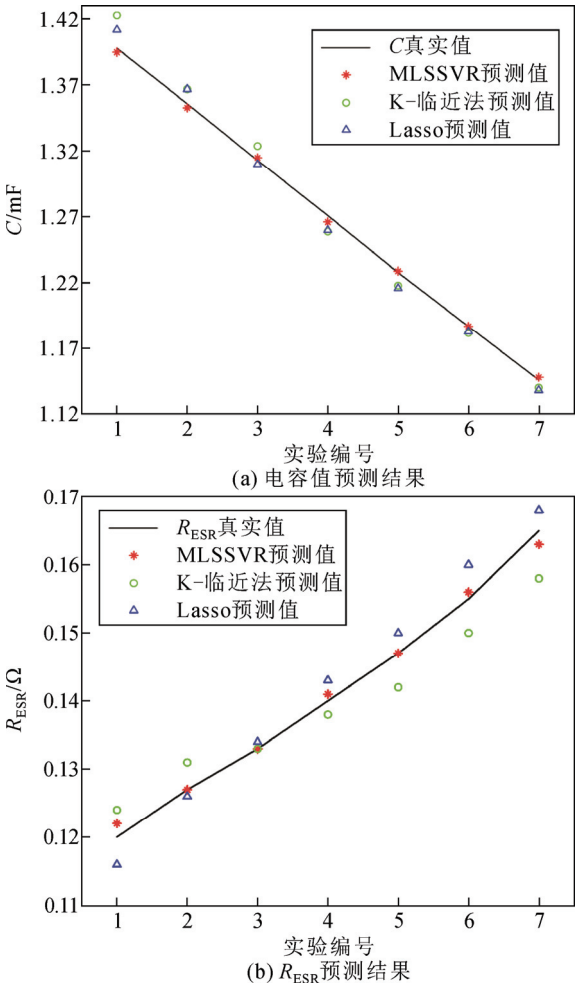


(a) 直流电压拟合曲线

(b) 直流电流拟合曲线

图 10 不同电容状态下的拟合曲线

Fig.10 Fitting curves under different capacitor conditions



(a) 电容值预测结果

(b) R_{ESR}预测结果

图 11 电容状态参数预测结果

Fig.11 Prediction of capacitor condition parameters

标签状态(1)—(7)代表 7 种不同电容状态，其中阶梯型曲线为传感器的采样数据，平滑曲线为其拟合曲线。如图 7 所示，二阶拟合函数可以较好地对实验数据拟合，同时能够反应电压、电流数据在不同电容状态下的差异。

将 7 组实验拟合曲线参数作为特征值，构建特征向量，共获得 7 组特征向量，见附录 C。为验证方法的可行性和避免实验可能存在的偶然情况，共进行 7 次模型训练实验，分别从 7 组特征向量中挑选 6 组作为训练集，余下的 1 组作为测试集，以确保每一组特征向量都能被选为测试集，用于测试模型准确度。同时，为比较 MLSSVR 算法与其他主流回归算法的性能差异，选择 k-临近法和 Lasso 回归算法进行对比实验。3 种算法对电容状态参数预测结果如图 11 所示，预测数值与预测误差见附录表 C2 和 C3。

根据图 11，对比 k-临近法和 Lasso 回归算法，MLSSVR 算法预测的电容状态参数更接近 LCR 测量仪测量的真实值，其中电容值 C 最大预测误差仅为 0.36%，R_{ESR} 最大误差仅为 1.41%，分别小于 k-临近法预测的电容值最大误差 1.79%，R_{ESR} 最大误差 4.24%；同样小于 Lasso 算法预测的电容值最大误差 0.98%，R_{ESR} 最大误差 3.33%。且 MLSSVR 算法 7 次预测结果的误差平均值最小。综上，对比于其他几种主流回归算法，MLSSVR 算法在 DC-Link 电容器状态参数预测应用上具有更加优异的性能，同时相对于电容失效评价标准，该算法预测误差充分满足电容状态监测的要求。

5 结论

本文所提风电变流器 DC-Link 电容器准在线状态监测方法具有如下优点：

1）采用二阶指数函数拟合的方法提取电容器状态参数的特征值，能够降低随机噪声、干扰对计算结果的影响，同时减小传感器采样率和采样精度限制导致的预测误差，在相同电容监测精度下降低了对传感器的要求。

2）采用基于多输出支持向量回归算法的机器

学习方法，有效降低监测时间、提高监测效率、减少维护人员的工作量，节约维护成本。该方法的普适性极强，经过简单修改，可以适用于大多数包含 DC-Link 电容器的应用场景。

3）本文所提方法无需增加额外硬件设备或者电路、无需改变变流器已有控制算法，只需在初期建立数据库，后期可直接利用训练好的模型，基于传感器采集的数据即可实现电容状态监测，工程实现容易，实用性强。

附录见本刊网络版(http://hve.epri.sgcc.com.cn)。

参考文献　References

[1] 李庆民，于万水，赵继尧.支撑“双碳”目标的风光发电装备安全运行关键技术[J]. 高电压技术，2021，47(9)：3047-3060.
LI Qingmin, YU Wanshui, ZHAO Jiyao. Key technologies for the safe operation of wind and solar power generation equipment in support of the “peak CO_2 emissions and carbon neutrality” policy[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(9):3047-3060.

[2] CORTES C, VAPNIK V. Support-vector networks[J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273-297.

[3] 胡　益，王晓茹，滕予非，等. 基于多层支持向量机的交直流电网频率稳定控制方法[J]. 中国电机工程学报，2019，39(14)：4104-4117.
HU Yi, WANG Xiaoru, TENG Yufei, et al. Frequency stability control method of AC/DC power system based on multi-layer support vector machine[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(14): 4104-4117.

[4] 盛戈皞，钱　勇，罗林根，等. 面向新型电力系统的电力设备运行维护关键技术及其应用展望[J]. 高电压技术，2021，47(9)：3072-3084.
SHENG Gehao, QIAN Yong, LUO Lingen, et al. Key technologies and application prospects for operation and maintenance of power equipment in new type power system[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(9): 3072-3084.

[5] 杨明扬，杨志千，蔡　旭，等. 基于二极管整流器实现风电机组直流输出的方法[J]. 高电压技术，2021，47(8)：2708-2719.
YANG Mingyang, YANG Zhiqian, CAI Xu, et al. Method for realizing DC output of wind turbine based on diode rectifier[J]. High Voltage Engineering, 2021, 47(8): 2708-2719.

[6] WANG H, LISERRE M, BLAABJERG F, et al. Toward reliable power electronics: challenges, design tools, and opportunities[J]. IEEE Industrial Electronics Magazine, 2013, 7(2): 17-26.

[7] WANG H, BLAABJERG F. Reliability of capacitors for DC-link applications in power electronic converters-an overview[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2014, 50(5): 3569-3578.

[8] ZHAO Z Y, DAVARI P, LU W G, et al. An overview of condition monitoring techniques for capacitors in DC-link applications[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2021, 36(4): 3692-3716.

[9] WANG Z X, ZHANG Y, WANG H, et al. Capacitor condition monitoring based on the DC-side start-up of modular multilevel converters[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2020, 35(6): 5589-5593.

[10] WU Y, DU X. A VEN condition monitoring method of DC-link capacitors for power converters[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2019, 66(2): 1296-1306.

[11] KIM M, SUL S K, LEE J. Condition monitoring of DC-link capacitors in drive system for electric vehicles[C]// 2012 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference. Seoul, Korea (South): IEEE, 2012: 633-637.

[12] WILLIAMS B W. Principles and elements of power electronics: devices, drivers, applications, and passive components[M]. Glasgow, UK: University of Strathclyde, 2006: 26.

[13] 姚　芳，王　槟，唐圣学，等. DC-link 电容器在线状态监测方法综述[J]. 电力自动化设备，2019，39(11)：188-197.
YAO Fang, WANG Bing, TANG Shengxue, et al. Review of online condition monitoring methods for DC-link capacitor[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(11): 188-197.

[14] CHEN Y M, WU H C, CHOU M W, et al. Online failure prediction of the electrolytic capacitor for LC filter of switching-mode power converters[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2008, 55(1): 400-406.

[15] 吴　宇. 三相变流器中直流母线电容的状态监测技术研究[D]. 重庆：重庆大学，2016：13-17.
WU Yu. Study on condition monitoring technique of DC-Link capacitors in three-phase AC/DC/AC PWM power converters[D]. Chongqing, China: Chongqing University, 2016: 13-17.

[16] 马　凡，马伟明，付立军，等. 直流侧电流断续时不控整流器的动态大信号数学模型建立与验证[J]. 中国电机工程学报，2010，30(12)：36-42.
MA Fan, MA Weiming, FU Lijun, et al. Dynamic large signal modeling and validation of diode rectifiers operating in discontinuous current mode[J]. Proceedings of the CSEE, 2010, 30(12): 36-42.

[17] KELLY C W, BARCLAY S. A general Bayesian model for hierarchical inference[J]. Organizational Behavior and Human Performance, 1973, 10(3): 388-403.

[18] ABDENNADHER K, VENET P, ROJAT G, et al. A real-time predictive-maintenance system of aluminum electrolytic capacitors used in uninterrupted power supplies[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2010, 46(4): 1644-1652.

[19] 孙凤艳. 电力电子电路故障预测关键技术研究[D]. 南京：南京航空航天大学，2010：8-9.
SUN Fengyan. Research on fault prediction method of power electronic circuit[D]. Nanjing, China: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2010: 8-9.



朱城昊
1994—，男，硕士
主要从事风电变流器控制、故障诊断方面的研究工作
E-mail: 453767543@qq.com

ZHU Chenghao



王　晗
1982—，男，博士，助理研究员
研究方向为电力电子变换控制、可再生能源发电与并网控制
E-mail: wanghansjtu@sjtu.edu.cn

WANG Han
Ph.D.



蔡　旭(通信作者)
1964—，男，博士，教授，博导
研究方向为可再生能源功率变换与并网发电技术、大功率电力电子与电力系统控制等
E-mail: xucai@sjtu.edu.cn

CAI Xu
Ph.D., Professor
Corresponding author

收稿日期　2021-08-25　修回日期　2021-11-10　　编辑　卫李静

附录 A

Fourier (3 阶)：

$$f(x) = a_0 + a_1\cos(xw) + b_1\sin(xw) + a_2\cos(2xw) + b_2\sin(2xw) + a_3\cos(3xw) + b_3\sin(3xw) \tag{A1}$$

Gaussian (3 阶)：

$$f(x) = a_1\exp(-((x-b_1)/c_1)^2) + a_2\exp(-((x-b_2)/c_2)^2) + a_3\exp(-((x-b_3/c_3)^2) \tag{A2}$$

Polynomial (6 阶)：

$$f(x) = p_1x^6 + p_2x^5 + p_3x^4 + p_4x^3 + p_5x^2 + p_6x^6 + p_7 \tag{A3}$$

Sum of Sine (4 阶)：

$$f(x) = a_1\sin(b_1x + c_1)a_1 + a_2\sin(b_2x + c_2) + a_3\sin(b_3x + c_3) + a_4\sin(b_4x + c_4) \tag{A4}$$

Exponential (2 阶)：

$$f(x) = a\exp(bx) + c\exp(dx) \tag{A5}$$

附录 B

均方误差(mean squared error，MSE)表达式为

$$S = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} w_i(y_i - \hat{y}_i)^2 \tag{B1}$$

式中：y_i 为原始数据；$\hat{y}_i$ 为预测数据；w_i 为权重系数；n 为原始数据量。

标准差(root mean squared error，RMSE)表达式为

$$R_e = \sqrt{S} = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} w_i(y_i - \hat{y}_i)^2} \tag{B2}$$

总平方和(total sum of square，SST)表达式为

$$S_T = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} w_i(y_i - \bar{y}_i)^2 \tag{B3}$$

式中 $\bar{y}_i$ 为原始数据平均值。

误差平方和(sum of square due to error，SSE)表达式为

$$V^2 = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} w_i(y_i - \hat{y}_i)^2 \tag{B4}$$

判定系数 R^2 为

$$R^2 = 1 - \frac{V^2}{S_T} = 1 - \frac{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} w_i(y_i - \hat{y}_i)^2}{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} w_i(y_i - \bar{y}_i)^2} \tag{B5}$$

附录 C

表 C1　特征向量

Table C1　Eigenvectors

测试实验编号	电容电压拟合参数				电容电流拟合参数				C/mF	R_{ESR}/Ω
	a	b	c	d	h	g	p	q		
1	149.519	0.474	–147.601	–46.479	7.871	–62.787	1.180	1.171	1.3984	0.1203
2	149.081	0.483	–146.850	–45.040	7.996	–61.094	1.193	1.155	1.3556	0.1268
3	148.770	0.481	–146.908	–43.584	7.832	–58.943	1.216	0.929	1.3132	0.1331
4	148.282	0.486	–146.134	–42.284	7.871	–57.263	1.238	0.916	1.2705	0.1404
5	147.918	0.490	–145.938	–40.998	7.843	–53.821	1.134	1.554	1.2281	0.1474
6	147.559	0.492	–145.590	–39.776	7.799	–51.517	1.125	1.711	1.1874	0.1549
7	147.185	0.504	–144.501	–38.713	7.966	–53.069	1.213	1.246	1.1464	0.1649

表 C2　电容值 C 预测结果

Table C2　Prediction results of capacitance C

实验编号	真实值/mF	MLSSVR		k-临近法		Lasso	
		预测值/mF	误差/%	预测值/mF	误差/%	预测值/mF	误差/%
1	1.398	1.395	0.24	1.423	1.79	1.412	1.00
2	1.356	1.353	0.19	1.367	0.81	1.367	0.81
3	1.313	1.315	0.15	1.324	0.83	1.310	0.22
4	1.271	1.266	0.36	1.259	0.94	1.260	0.87
5	1.228	1.229	0.03	1.218	0.81	1.216	0.98
6	1.187	1.187	0.05	1.182	0.42	1.183	0.33
7	1.146	1.148	0.11	1.140	0.52	1.138	0.70

表 C3　R_{ESR} 预测结果

Table C3　Prediction results of R_{ESR}

实验编号	真实值/Ω	MLSSVR		k-临近法		Lasso	
		预测值/Ω	误差/%	预测值/Ω	误差/%	预测值/Ω	误差/%
1	0.120	0.122	1.41	0.124	3.33	0.116	3.33
2	0.127	0.127	0.05	0.131	3.15	0.126	0.78
3	0.133	0.133	0.01	0.133	0.05	0.134	0.75
4	0.140	0.141	0.20	0.138	1.40	0.143	2.14
5	0.147	0.147	0.58	0.142	3.40	0.150	2.04
6	0.155	0.156	0.70	0.150	3.22	0.160	3.21
7	0.165	0.163	1.03	0.158	4.24	0.168	1.81