

DOI: 10.19595/j.cnki.1000-6753.tces.211085

基于 SVD-Prony 及主成分回归的次同步振荡阻尼特性影响因素研究

张 骞¹ 边晓燕¹ 徐鑫裕² 黄阮明³ 李灏恩³

(1. 上海电力大学电气工程学院 上海 200090 2. 国网上海浦东供电公司 上海 200120
3. 国网上海市电力公司经济技术研究院 上海 200223)

摘要 风电并网系统次同步振荡阻尼特性及其影响因素的准确有效辨识,是解决实际风电场并网系统工程中次同步振荡问题的前提和关键。为避免传统次同步振荡分析方法的复杂建模,该文提出一种利用风电场参数及运行数据的次同步振荡阻尼特性及其影响因素分析方法。首先,基于奇异值增长率谱的奇异值分解法(SVD)提升 Prony 的抗噪性,从振荡数据中提取模态信息;其次,选取振荡的影响因素并进行相关性分析及共线性诊断;然后,采用主成分回归(PCR)减少回归分析中的共线性问题,建立阻尼比估计模型,辨识出影响风电场次同步振荡阻尼比的主导因素;最后,通过双馈风电场经柔直并网系统仿真验证了所提方法的有效性及其准确性。

关键词: 奇异值分解 Prony 次同步振荡 主成分回归

中图分类号: TM712; TM614

Analysis of Influencing Factors on Damping Characteristics of Subsynchronous Oscillation Based on Singular Value Decomposition-Prony and Principal Component Regression

Zhang Qian¹ Bian Xiaoyan¹ Xu Xinyu² Huang Ruanming³ Li Haoen³

(1. Shanghai University of Electric Power Shanghai 200090 China
2. State Grid Shanghai Pudong Electric Power Supply Company Shanghai 200120 China
3. State Grid Shanghai Electric Power Economic & Technological Institute Shanghai 200223 China)

Abstract Accurate and effective identification of damping characteristics and its influencing factors of subsynchronous oscillation (SSO) in wind power grid connected system is the premise and key to solve the problem of SSO in actual wind power grid-connected system engineering. To avoid the complex modeling of traditional SSO analysis method, this paper proposes a method to analyze the influencing factors of SSO damping characteristics based on wind farm parameters and operation data. Firstly, singular value decomposition (SVD) based on singular value growth rate spectrum is applied to improve noise resistance performance of Prony and modal information is extracted from oscillation data. Secondly, the influencing factors of oscillation are selected and the correlation and collinearity diagnosis are carried out. Then, principal component regression (PCR) is adopted to reduce the collinearity in the regression analysis, the damping ratio estimation model is established to identify the dominant factors affecting the subsynchronous stability of the wind farm. Finally, the effectiveness and accuracy of the proposed method are verified by power system with DFIG integrated through VSC-HVDC.

Keywords: Singular value decomposition (SVD), Prony, subsynchronous oscillation (SSO), principal component regression (PCR)

0 引言

随着风电大规模接入电网,出现了更多安全与稳定问题,其中次同步振荡(Subsynchronous Oscillation, SSO)问题尤为突出^[1-3]。对次同步振荡的影响因素进行研究,有助于明晰振荡发生的场景,优化调整风电机组参数,从而解决实际工程中的 SSO 问题。现有研究利用传统次同步振荡分析法确定影响因素^[4-8],如文献[4-5]利用阻抗分析法、参与因子法研究了风电场的次同步振荡特性及影响因素,提出具有抑制 SSO 作用的控制器参数调整方案。随着风电场规模逐渐扩大,且风电场间特性存在差异,传统次同步振荡影响因素分析方法出现建模繁琐、“维数灾”等问题^[6-10]。因此,有必要以风电并网系统量测数据为切入点^[11-14],基于量测数据直接对次同步振荡进行分析。

基于量测数据的振荡模态辨识法有快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform, FFT)法^[15]、模态分解法^[16-19]、Prony 法^[20,23]等。但是,FFT 法存在频谱泄露、栅栏效应^[21-22],增大信号误差的问题;模态分解法包括经验模态分解类及小波分解类算法,经验模态分解类算法计算量大,且存在影响辨识的模态混叠问题,小波分解法需选择合适的基函数及阈值,目前没有统一的选取原则,所得结果波动较大;Prony 法可提取数据中的模态信息,但 SSO 信号中包含的噪声及模型的定阶会对其精度产生影响^[24-25]。

本文充分利用风电并网系统参数及运行数据,提出一种次同步振荡阻尼特性及其影响因素的量化辨识法。首先利用奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD)结合 Prony 法提升抗噪性,对振荡数据进行模态参数辨识,并利用奇异值增长率法确定信号阶数;其次选择次同步振荡影响因素并采用 Pearson 及 Spearman 相关系数评估因素间的相关性;然后利用主成分回归(Principal Component Regression, PCR)避免变量间的信息覆盖问题,提高阻尼比估计的准确度;最后根据影响因素与阻尼比的量化关系,计算出风电场阻尼比,辨识出次同步振荡阻尼特性的主导因素,并利用根轨迹法验证振荡主导因素辨识的有效性。

1 基于数据驱动的次同步振荡阻尼特性及其影响因素辨识流程

基于 SVD-Prony 及 PCR 的次同步振荡阻尼特性及其影响因素辨识法由数据提取、影响因素筛选、

PCR 分析三个步骤组成,其流程如图 1 所示。

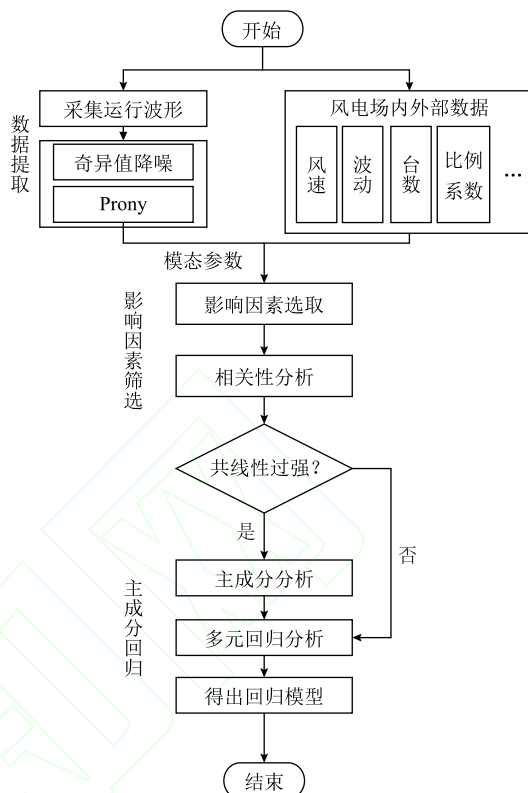


图 1 基于数据驱动的次同步振荡阻尼特性及其影响因素辨识流程

Fig.1 Data-driven identification process of damping characteristics and influencing factors of SSO

步骤 1) 进行数据提取。采集风电场参数及运行数据,利用基于奇异值增长率的 SVD-Prony 法,从时域运行数据中提取出振荡模态参数。

步骤 2) 筛选 PCR 分析的自变量。选取影响阻尼特性的自变量,对变量做相关性分析及共线性诊断,剔除相关性及共线性过强的变量,判断变量之间是否产生信息重叠,若存在较强的信息重叠,则需采用 PCR 分析。

步骤 3) 结合振荡模态数据与风电场数据,对所有影响因素及阻尼比进行 PCR 分析。建立有效、准确的阻尼比回归估计模型,辨识出次同步振荡主要影响因素。

2 基于数据驱动的次同步振荡阻尼特性及其影响因素辨识原理

2.1 SVD-Prony

Prony 算法能够提取振荡信号的模态频率、阻尼比、相位、幅值等特征,但其对电网实际信号中掺杂的噪声较为敏感,有概率产生虚假振荡模式,无法保证辨识准确度。同时, Prony 算法可能

会出现“维数灾”等问题^[23-25]。因此,通过奇异值分解滤除信号中的噪声,再进行次同步振荡模态辨识。

SVD 原理:将信号 $\mathbf{X}=[x_1 \ x_2 \ x_3 \ \cdots \ x_N]$ 构造为 $m \times n$ 的 Hankel 矩阵。

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_n \\ x_2 & x_3 & \cdots & x_{n+1} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_m & x_{m+1} & \cdots & x_N \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中, $N=m+n-1$ 。Hankel 矩阵的逆对角线元素相同。对 Hankel 矩阵进行奇异值分解得

$$\mathbf{H} = \mathbf{U}_{m \times m} \mathbf{S}_{m \times n} \mathbf{V}_{n \times n} \quad (2)$$

式中, \mathbf{U} 、 \mathbf{V} 分别为 $m \times m$ 、 $n \times n$ 阶的标准化矩阵; \mathbf{S} 为 $m \times n$ 阶的奇异值矩阵^[26-27,29,35], $\mathbf{S} = (\text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \cdots, \sigma_r), 0)$, σ_i 为奇异值, 奇异值均非零且降序排列, r 为矩阵 \mathbf{S} 的秩。

有效奇异值数量的选取决定了信号降噪的效果。根据奇异值分解理论及 Frobenius 范数的矩阵最佳逼近定理, 含噪信号由纯净信号与噪声组成, 数值较大的奇异值代表了纯净信号的特征, 较小的奇异值代表了噪声的特征。选取有效奇异值数量 k , 将其余奇异值置零, 得到矩阵 \mathbf{S}' 。若 k 值过小, 将会发生过降噪, 一部分有用信号将被滤除; 若 k 值过大, 发生欠降噪, 未完全滤除噪声信号, 将对辨识结果造成干扰。

本文采用奇异值增长率选取有效奇异值数量。奇异值增长率反映了奇异值的突变程度。通过比较奇异值增长率的数值, 选取奇异值增长率最大值的点作为有效奇异值数量。奇异值增长率公式为

$$\eta_i = \left| \frac{\sigma_{i+1} - \sigma_i}{\sigma_i} \right| \quad 1 \leq i \leq r-1 \quad (3)$$

进行奇异值反变换 $\mathbf{H}' = \mathbf{U}\mathbf{S}'\mathbf{V}$ 后, 根据 Hankel 矩阵特性, 选择 \mathbf{H}' 矩阵第一行所有元素和最后一列第二到最后一个元素, 组成重构信号。

2.2 相关性分析及共线性诊断

相关性分析能够确定变量间的紧密程度。本文结合 Pearson 和 Spearman 相关系数确定变量间相关性^[28]。Pearson 相关系数主要用于评估连续且正态分布数据的相关性, 当数据不满足这两个特性时, 回归分析有效性降低, 此时采用 Spearman 相关系数更准确。

Pearson 相关系数表达式为

$$R_p = \frac{E(XY) - E(X)E(Y)}{\sqrt{E(X^2) - E^2(X)}\sqrt{E(Y^2) - E^2(Y)}} \quad (4)$$

Spearman 相关系数表达式为

$$R_s = \frac{\sum_i (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_i (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_i (y_i - \bar{y})^2}} \quad (5)$$

式中, E 为数学期望; x_i 为自变量; y_i 为因变量; X 、 Y 分别为自变量、因变量的样本总体; \bar{x} 、 \bar{y} 分别为自变量 x 、 y 的平均值。若相关系数为正, 变量间正相关; 相关系数为负, 则变量间负相关。相关系数绝对值越大, 表明变量间相关性越强。

当变量之间共线性过强时, 回归分析的不稳定性会增加, 回归分析估计的准确度将降低。共线性的判别将决定是否采取共线性消除措施, 本文采用方差膨胀因子 (Variance Inflation Factor, VIF) 及宽容度 (Tolerance, TOL) 判别, 当 $V_{IF} \geq 10$ 或 T_{OL} 接近于 0 时, 认为自变量间存在信息重叠。

$$V_{IF} = \frac{1}{1 - R_i^2} = \frac{1}{T_{OL_i}} \quad (6)$$

2.3 主成分回归

主成分分析 (Principal Component Analysis, PCA) 是最常用的数据降维方法之一, 可将存在线性相关性的 n 个变量转换为 k 个线性不相关的变量 ($k < n$), 并尽量反映原变量的信息^[30]。

主成分分析法的原理: 根据采集的数据 (n 组样本数据, p 个变量) 构造样本矩阵 \mathbf{X} 。为保证数据的可靠性, 将数据做标准化处理, 消除量纲的影响, 得到标准化矩阵 \mathbf{Z} , 即

$$Z_{ij} = \frac{x_{ij} - \bar{x}_{ij}}{\sigma_{ij}} \quad 1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq p \quad (7)$$

式中, \bar{x}_{ij} 为第 j 个变量的平均值; σ_{ij} 为第 j 个变量的标准差。标准化阵 \mathbf{Z} 的样本相关系数阵为

$$\mathbf{R}_Z = [r_{ij}]_{p \times p} = \frac{\mathbf{Z}^T \mathbf{Z}}{n-1} \quad (8)$$

求取矩阵 \mathbf{R}_Z 的 p 个特征值 $\lambda_1, \lambda_2, \cdots, \lambda_p$ 并降序排列。方差解释率 (Variance Interpretation Rate, VIR) 表示第 m 个主成分对原变量的解释程度, 累计方差解释率 (Variance Cumulative Interpretation Rate, VCIR) 表示前 m 个主成分对原变量信息的程度, 若其大于 80% 或特征值大于 1, 说明未损失过多信息, 可选取前 m 个主成分。方差解释率及累计方差解释率公式为

$$\begin{cases} V_{IR} = \frac{\lambda_m}{\sum_{j=1}^p \lambda_j} \\ V_{CIR} = \frac{\sum_{j=1}^m \lambda_j}{\sum_{j=1}^p \lambda_j} \end{cases} \quad (9)$$

第 i 个变量与第 j 个主成分的线性组合系数 u_{ij} 与载荷矩阵系数 f_{ij} 关系为

$$u_{ij} = \frac{f_{ij}}{\sqrt{\lambda_j}} \quad (10)$$

多元线性回归 (Multiple Linear Regression, MLR) 有助于量化因变量对自变量的影响方向和程度, 能够建立估计模型, 通过自变量值估计因变量值。将 PCA 与 MLR 结合为 PCR, 能够降低数据维度、减少信息重叠、提高预测精度。

MLR 的表达式为

$$y = \alpha_0 + \alpha_1 x_1 + \alpha_2 x_2 + \cdots + \alpha_k x_k + \varepsilon \quad (11)$$

式中, y 为因变量; α_i 为回归系数 ($i=1, 2, \cdots, k$), 采用最小二乘法求解其拟合值; ε 为误差项, 假定 ε 服从正态分布。

标准化后对主成分做 MLR, 即

$$F = \beta_1 F_1 + \beta_2 F_2 + \cdots + \beta_i F_i \quad (12)$$

式中, F_i 为第 i 个主成分; β_i 为主成分回归系数。

3 SVD-Prony 法信号辨识

3.1 SVD-Prony 法辨识理想信号

为验证 SVD-Prony 信号辨识的性能, 构造一个各模式相差较大的理想信号 (参数见表 1), 并加入 14.09dB 的高斯白噪声, 如图 2 所示, 加噪后的信号产生毛刺。利用奇异值增长率法确定有效奇异值数量, 奇异值增长率如图 3 所示。

表 1 理想信号参数

Tab.1 Parameters of ideal signal

频率/Hz	幅值	相位/(°)	衰减因子
41.20	396.00	0.00	-0.32
25.40	207.00	-30.00	-0.48
15.50	20.00	45.00	0.29

构造理想信号, 仿真时间为 10s, 步长为 0.01s。

$$x = 207e^{-0.48t} \cos(2\pi \times 25.4t - \pi/6) + 20e^{0.29t} \cos(2\pi \times 15.5t + \pi/4) + 396e^{-0.32t} \cos(2\pi \times 41.2t) \quad (13)$$

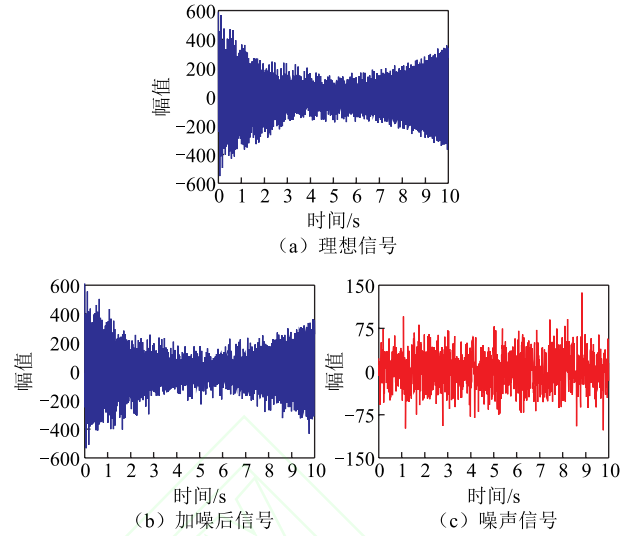


图 2 理想信号与噪声

Fig.2 Ideal signal and noise

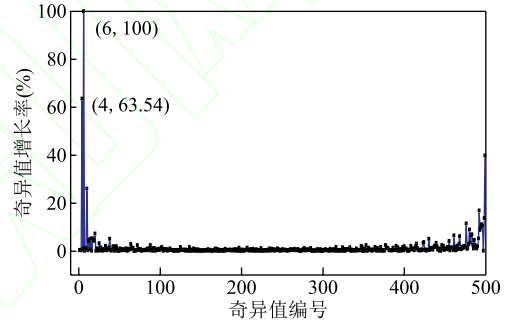


图 3 奇异值增长率曲线 1

Fig.3 Singular value growth rate curve 1

运用波形相似系数 (Normalized Correlation Coefficient, NCC)、方均误差 (Mean Square Error, MSE)、信噪比 (Signal to Noise Ratio, SNR) 定量评估降噪后的波形^[36-37], 结果见表 2。

$$NCC = \frac{\sum_{i=1}^N x_1(i)x_2(i)}{\sqrt{\left(\sum_{i=1}^N x_1(i)\right)^2 \left(\sum_{i=1}^N x_2(i)\right)^2}} \quad (14)$$

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^N (x_1(i) - x_2(i))^2}{N} \quad (15)$$

$$SNR = 10 \lg \frac{\sum_{i=1}^N x_1^2(i)}{\sum_{i=1}^N (x_1(i) - x_2(i))^2} \quad (16)$$

式中, x_1 、 x_2 分别为不含噪声的理想信号及降噪后剥离出的有用信号。波形相似系数越接近于 1, 方均误差越小, 信噪比越大, 说明去噪效果越好^[36-37]。

表 2 不同有效奇异值数量去噪效果评估

Tab.2 Evaluation of denoised results with different number of effective singular values

有效奇异值数量	NCC	MSE	SNR
1	0.701 39	1 3201	2.941
2	0.706 03	1 3031	2.997
3	0.917 36	4 117.7	8.000
4	0.956 51	2 211.4	10.70
5	0.996 98	157.19	22.18
6	0.999 78	11.645	33.49
7	0.999 60	21.151	30.89
8	0.999 59	21.181	30.88
9	0.999 41	30.923	29.24
10	0.999 28	37.422	28.42

由表 2 可知，有效奇异值数量为 6 时波形相似系数最接近于 1、方均误差最小、信噪比最大，结合图 2a、图 4a，此时剥离出的波形信号与未加噪声的理想信号最接近，降噪效果最好。

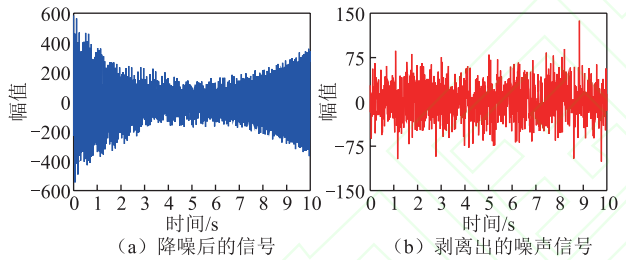


图 4 有效奇异值数量为 6 的降噪效果

Fig.4 The effect of noise reduction when the number of effective singular values is 6

采用有效奇异值数量为 6 进行 SVD-Prony。SVD-Prony 与无降噪 Prony 辨识结果对比表 3，信号降噪后的辨识结果准确度相比无降噪时有较大提升。

表 3 降噪与未降噪信号 Prony 辨识结果对比

Tab.3 Comparison of Prony identification results between denoised and non denoised signals

方法	频率/Hz	幅值	相位/(°)	衰减因子
SVD-Prony	41.20	394.38	1.23	-0.32
	25.40	206.78	-29.00	-0.48
	15.50	19.06	43.15	0.29
Prony	41.12	635.03	7.20	-1.91
	23.63	246.53	-6.02	-14.40
	15.01	22.00	40.36	-2.40

3.2 IEEE 第一标准模型辨识

采用文献[34]中经典的 IEEE 次同步振荡第一标准模型，利用 SVD-Prony 法对其进行次同步振荡辨识，系统结构如图 5 所示，在 DIgSILENT/Power Factory 中搭建该模型。

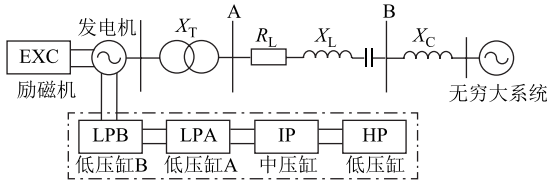


图 5 IEEE 第一标准模型接线图

Fig.5 Wiring diagram of IEEE first benchmark system

在 1.5s 时刻，设置系统在节点 B 经过渡阻抗发生三相短路，故障持续 0.075s 后清除。选择 0~5s 时发电机转速偏差信号波形作为分析信号，发电机转速偏差信号如图 6 所示。仿真得到的奇异值增长率曲线如图 7 所示。

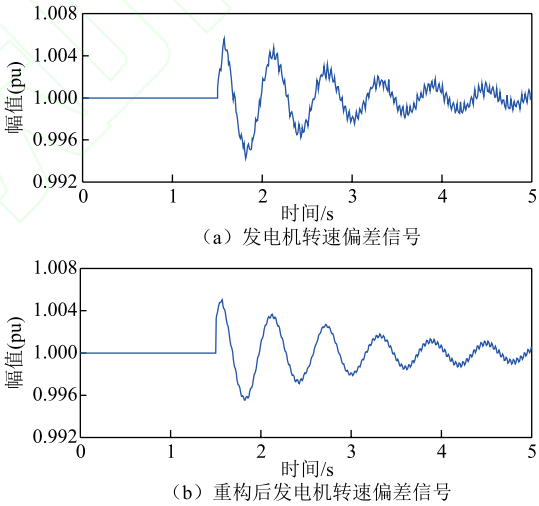


图 6 发电机转速偏差信号

Fig.6 Generator speed error signal

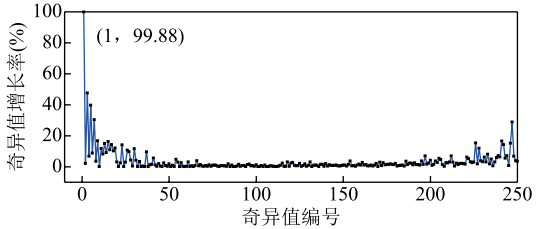


图 7 奇异值增长率曲线 2

Fig.7 Singular value growth rate curve 2

由图 7 可知，有效奇异值数量为 1 时奇异值增长率最高，为 99.88%。进行 SVD-Prony 模态辨识并与特征值分析法对比结果见表 4，表明 SVD-Prony 的辨识结果准确度相比无降噪时有较大提升。

表 4 IEEE 第 1 模型振荡模态辨识结果

Tab.4 Oscillation mode identification results of IEEE first benchmark system

振荡模式	SVD-Prony		特征值分析法		Prony	
	频率/ Hz	阻尼比 (%)	频率/ Hz	阻尼比 (%)	频率/ Hz	阻尼比 (%)
1	15.35	0.234	15.55	0.240	14.34	0.147
2	20.33	-0.029	20.17	-0.028	18.42	-0.051
3	25.29	0.340	25.40	0.357	25.01	0.016
4	32.48	-0.064	31.97	-0.065	37.17	-0.088
5	46.23	0.138	47.46	0.131	41.29	0.103

表 3、表 4 中对不同信号进行使用奇异值增长率的 SVD-Prony 法辨识模态的结果,表明选取奇异值增长率最大值点可准确辨识出振荡信息。

3.3 SVD-Prony 法辨识双馈风机并网系统波形

本文算例系统采用文献[10]中的双馈风机经 VSC-HVDC (voltage source converter based-high voltage direct current transmission) 并网的模型,参数见文献[10]。风电场由 n 台额定功率为 5MW 的 DFIG 等效而成。系统结构如图 8 所示。图 8 中,WFVSC(wind farm side VSC)为风电场侧换流器和 GSVSC(grid side VSC)为电网侧换流器。

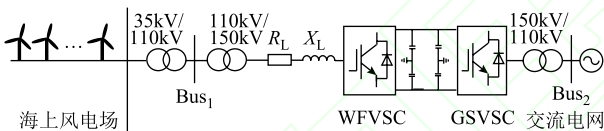


图 8 双馈风电场经 VSC-HVDC 并网系统

Fig.8 Model of DFIG wind farm integrated into grid through VSC-HVDC system

本文的数据通过仿真获得,通过设置系统故障引发次同步振荡。1s 时在母线 U_2 发生三相短路,故障持续 0.25s 后清除,系统出现有功功率振荡,如图 9 所示。改变风电场风速、控制参数、风机台数等变量,各自变量值变化范围见附表 1,得到不同运行方式下的 600 组振荡波形。以某一运行方式下风电场有功功率振荡波形为例,进行 SVD-Prony 模态辨识,结果如图 10、表 5。

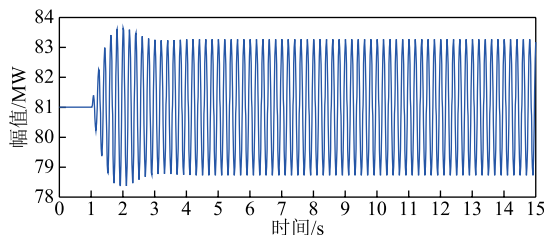


图 9 风电场有功功率曲线

Fig.9 Active power curve of wind farm

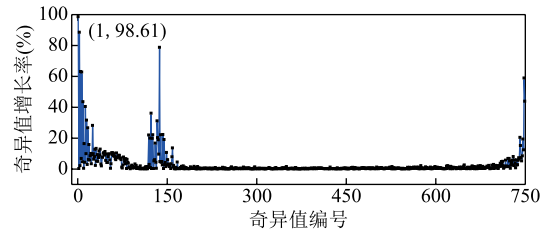


图 10 奇异值增长率曲线 3

Fig.10 Singular value growth rate curve 3

表 5 风电场有功功率振荡模态辨识结果

Tab.5 Model identification results of active power oscillation in wind farm

振荡模态	频率/Hz	幅值	阻尼比
1	5.48	0.301 2	0.055 7
2	13.60	0.004 6	0.356 8
3	25.92	0.004 2	0.224 9
4	37.99	0.004 0	0.165 6

由于发生次同步振荡,阻尼比 <0.1 ,系统处于弱阻尼状态,且本文风电场自然扭振频率为 5.56Hz,因此选择振荡模态 1 的结果作为本文研究对象。对 600 组振荡波形进行 SVD-Prony 振荡模态辨识,得到 600 组阻尼比数据,结合变量数值取为第一组样本数据。

4 双馈风电场经 VSC-HVDC 并网系统次同步振荡特性研究

按第 1 节及图 1 中提出的数据驱动方法,结合 3.3 节中得到的数据,进行双馈风电场经 VSC-HVDC 并网系统的次同步振荡特性研究,筛选影响次同步振荡的自变量。基于自变量及阻尼比数据进行 PCR 分析,得出自变量与阻尼比的量化关系,辨识出次同步振荡的主要影响因素。

4.1 影响次同步振荡阻尼特性的变量选择

根据《国家电网安全稳定计算技术规范》^[33],阻尼比小于 0 时,系统不能稳定运行;阻尼比越大,振荡衰减越快,阻尼比的数值反映了系统的稳定性。因此选择阻尼比为因变量。

影响阻尼比的自变量选择:风电场的运行受内外部条件影响,外部条件中,影响程度较高的为风速,本文时间尺度较小,在 15s 的时间尺度内风速变化较小,因此选取初始风速;内部控制参数中风机转子侧内环比例系数影响最大^[10];风电场的振荡会反映在电流/电压波动中,而电流/电压的波动最终会反映在功率波动中,风场侧电压/电流波动选取风电场汇流母线处三相波动的平均值;振荡还

受到风机台数、轴系扭转角度等因素影响。因此,选取风速、风场侧电流/电压波动、风轮转速、发电机转速、轴系扭转角度、风电场有功/无功出力、风机转子侧有功比例系数、风机台数作为影响阻尼特性的自变量。

4.2 共线性诊断与参数提取

对影响因素进行 Pearson 及 Spearman 相关性分析,相关系数见附表 2 和附表 3,表中系数绝对值越大,变量间关系越紧密。风轮转速与发电机转速的相关系数为 1,变量间完全相关,因此剔除发电机转速。综合附表 2 和附表 3,风速与风轮转速、轴系扭转角度、无功出力;风场侧电流波动与风机转子侧有功比

例系数、风场侧电压波动;电压波动与风电场有功出力、风机台数;风轮转速与轴系扭转角度;风机轴系扭转角度与有功/无功出力;有功出力与风机台数之间存在紧密关系,将会造成共线性问题。

进行共线性诊断见表 6,出现 $V_{IF} \geq 10$ 及 T_{OL} 趋近于 0 的现象,表明回归分析中出现了信息重叠,准确性将会降低。附表 2、附表 3、表 6 中, x_1 为风速; x_2 为风场侧电流波动; x_3 为风场侧电压波动; x_4 为风轮转速; x_5 为轴系扭转角度; x_6 为风电场有功出力; x_7 为风电场无功出力; x_8 为风机转子侧有功环比例系数; x_9 为风机台数; x_{10} 为发电机转速; y 为阻尼比。

表 6 共线性诊断

Tab.6 Collinearity diagnosis

	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	x_9	x_{10}
V_{IF}	3.117	11.049	4 537.397	6 708 814	11.254	38.237	11.074	2.299	24.373	6 706 430
T_{OL}	0.321	0.091	0.000	0.000	0.089	0.026	0.090	0.435	0.041	0.000

4.3 次同步振荡阻尼特性影响因素的 PCR 分析

PCR 结合了主成分分析法和 MLR,利用 PCA 的互非线性相关性进行数据降维,减弱回归分析中的多重共线性问题,提高回归模型分析的准确度^[31-32]。

KMO(Kaiser-Meyer-Olkin)检验是用于比较变量间相关系数和偏相关系数的指标,若 KMO 值小于 0.6,不适合进行主成分分析;当 KMO 值大于 0.7,较为适合主成分分析。Bartlett 球形度检验 p 值小于 0.05,适合进行主成分分析。由表 7, KMO 值、p 值符合条件,适合进行主成分分析。

表 7 KMO 及 Bartlett 球形度检验

Tab.7 KMO and Bartlett sphericity test

KMO 值		0.718
Bartlett 球形度检验	近似卡方	7 388.123
	自由度	36
	p 值	0.000

表 8 主成分提取结果

Tab.8 Principal component extraction results

主成分	特征值	方差解释率(%)	累计解释率(%)
1	4.556	50.618	50.618
2	2.088	23.199	73.817
3	1.313	14.592	88.409
4	0.432	4.798	93.207

主成分提取结果见表 8。由表 8 可知,第三个主成分特征值为 $1.313 > 1$,第四个主成分特征值为 $0.432 < 1$,同时前三个主成分的累计方差解释率为

$88.409\% > 80\%$,前三个主成分能够包含原始变量中足量的信息。因此,取前三个主成分,得出成分矩阵见表 9。

表 9 主成分因子载荷矩阵

Tab.9 Loading matrix of 3 principal component factor

变量	载荷系数		
	主成分 1	主成分 2	主成分 3
x_1	0.791	0.356	-0.029
x_2	0.433	-0.795	-0.251
x_3	0.835	-0.433	-0.140
x_4	0.558	0.629	-0.490
x_5	0.855	0.356	-0.064
x_6	0.916	-0.083	0.348
x_7	0.871	0.266	0.003
x_8	-0.183	0.575	0.689
x_9	0.610	-0.460	0.624

主成分 1 包含了风速、风场侧电压波动、轴系扭转角度、风电场有功出力、风电场无功出力的信息;主成分 2 包含了风电场侧电流波动、风轮转速的信息;主成分 3 包含了风机转子侧有功环比例系数、风机台数的信息。

利用式 (10) 计算出线性组合系数,得出各主成分表达式为

$$F_1 = 0.371ZX_1 + 0.203ZX_2 + 0.391ZX_3 + 0.261ZX_4 + 0.400ZX_5 + 0.429ZX_6 + 0.408ZX_7 - 0.086ZX_8 + 0.286ZX_9 \quad (17)$$

$$F_2 = 0.246ZX_1 - 0.550ZX_2 - 0.300ZX_3 + 0.435ZX_4 + 0.246ZX_5 - 0.058ZX_6 + 0.184ZX_7 + 0.398ZX_8 - 0.318ZX_9 \quad (18)$$

$$F_3 = -0.025ZX_1 - 0.219ZX_2 - 0.122ZX_3 - 0.428ZX_4 - 0.055ZX_5 + 0.304ZX_6 + 0.003ZX_7 + 0.602ZX_8 + 0.544ZX_9 \quad (19)$$

式中, ZX_i 为标准化的自变量。

以主成分 F_1 、 F_2 、 F_3 作为自变量, 阻尼比作为因变量, 进行回归分析, 模型摘要见表 10。

表 10 模型摘要

Tab.10 Model summary

R^2	调整 R^2	F
0.881	0.880	1 609.2

表 10 中, R^2 为拟合优度, 其值越大, 表明建立的模型能够解释因变量变化的程度越高。本文 R^2 值为 0.881, 表明构建的模型中, 自变量能够解释因变量 88.1% 的变化原因, 回归分析效果较好。

F 为 F 检验统计量值, $F=1\ 609.52$ ($p=0.00 < 0.01$), 表明三个变量中至少有一个会与因变量产生关系。

4.4 回归分析检验

残差是因变量的实际值与回归模型求解的估计值之间的差值。标准化残差即为残差除以其标准差得到的数值, 若标准化残差服从正态分布, 则式(11)的假设成立, 符合回归分析的要求。

标准化残差检验结果如图 11 所示。由图 11a 可知, 标准化残差符合 $N(0, 1)$ 的标准正态分布, 同时, 图 11b 正态概率分布图表明, 数据点在参照线附近, 正态性符合要求, 使用回归分析数据合理。

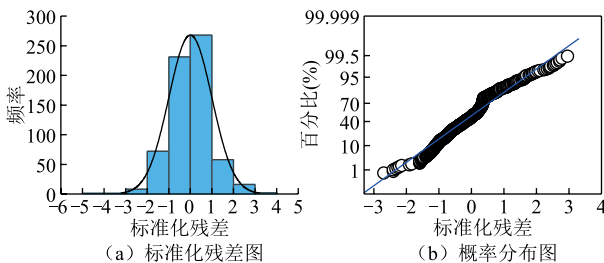


图 11 标准化残差检验

Fig.11 Standardized residual test

主成分与阻尼比回归分析的结果见表 11。其中, B 为非标准化回归系数; $Beta$ 为标准化回归系数; $Std.$ 为标准误差 (表示 B 的波动); t 为显著性 t 检验值; Sig 为显著性值。

表 11 回归系数

Tab.11 Regression coefficient

模型	非标准化		标准化	t	Sig
	B	Std.	Beta		
常数	3.37×10^{-15}	0.013	—	0	1
F_1	-0.447	0.014	-0.447	-33.114	0
F_2	0.177	0.014	0.177	13.139	0
F_3	-0.806	0.014	-0.806	-59.67	0

表 11 中, 三个主成分的 Sig 值均小于 0.01, 表明结果极显著, 显著性值越小, 得出结论正确的概率越高。主成分 F_1 的标准回归系数为 -0.447 ($t=-33.114$), 与阻尼比有着显著负相关关系; 主成分 F_2 的标准回归系数为 0.177 ($t=13.139$), 与阻尼比有着显著的正向影响关系; 主成分 F_3 的标准回归系数值为 -0.806 ($t=-59.67$), 与阻尼比有显著的负向影响关系。

使用散点图 12 检验各主成分与阻尼比的关系, 可以得出, 主成分 F_1 和 F_3 与阻尼比负相关, 主成分 F_2 与阻尼比正相关, 与表 11 回归分析结论一致。建立标准化的回归模型为

$$Z_y = -0.102ZX_1 - 0.012ZX_2 - 0.130ZX_3 + 0.305ZX_4 - 0.091ZX_5 - 0.447ZX_6 - 0.152ZX_7 - 0.376ZX_8 - 0.623ZX_9 \quad (20)$$

式中, Z_y 为标准化的因变量, 即阻尼比。

运用标准化公式 (7), 得到非标准化的 PCR 模型为

$$y = -0.0005x_1 + 0.00034x_2 - 0.042x_3 + 0.017x_4 - 1.48x_5 - 0.00023x_6 - 0.0018x_7 - 0.014x_8 - 0.0015x_9 + 0.078 \quad (21)$$

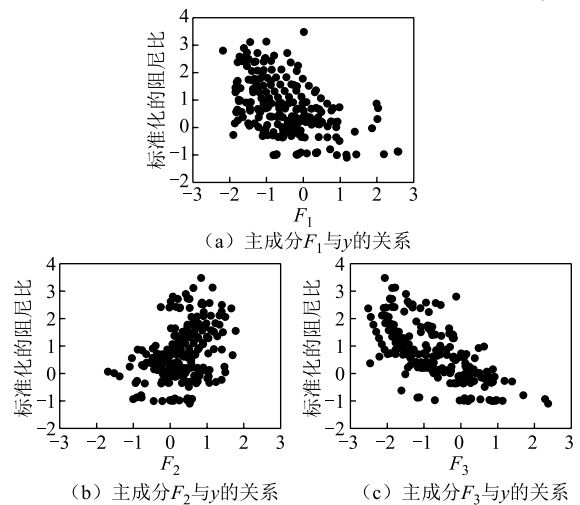


图 12 主成分与阻尼比关系

Fig.12 Relationship between principal components and damping ratio

4.5 阻尼比估计准确度验证

由于岭回归是另一种解决变量间共线性问题的方法,因此,采用 PCR、MLR、岭回归,通过自变量数据估计对应的阻尼比值与原数据进行比较,如图 13 所示。

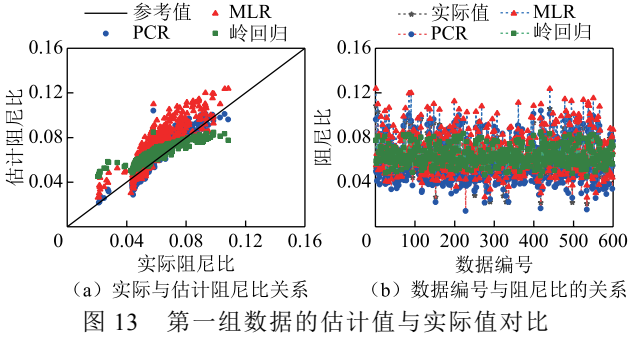


Fig.13 Comparison of estimated value and actual value of the first set of data

将第 3.3 节得到的数据取为第一组数据。随机改变风电并网系统的自变量值,得到第二组不同的数据,分析结果如图 14 所示。数据中包含了自变量数值及此组自变量数据对应阻尼比的数值。

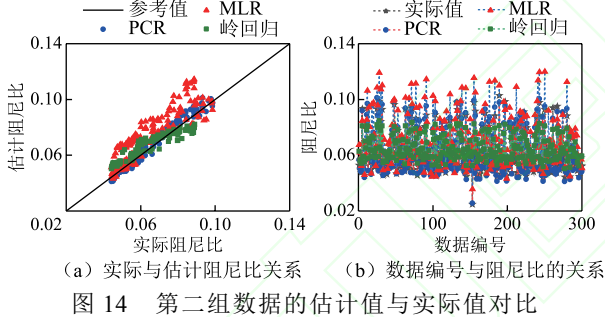


Fig.14 Comparison of estimated value and actual value of the second set of data

图 13a、图 14a 横坐标为阻尼比实际值,纵坐标为阻尼比估计值,数据点越接近参考线,表明估计值与实际值越接近。由图 13、图 14,PCR 估计的阻尼比值与实际值较为接近。

估计值误差对比见表 12。由表 12,PCR 的平均相对误差小于 MLR 与岭回归,估计准确度较高,验证了回归系数数值的合理性。

表 12 估计值误差对比

Tab.12 Error comparison of damping ratio estimation

实验	平均相对误差 (%)		
	PCR	MLR	岭回归
1	11.80	19.32	15.40
2	7.34	18.64	14.46

4.6 次同步振荡阻尼特性影响因素辨识

主成分回归分析标准化系数绝对值可以表示影

响因素对因变量的重要性。将影响因素与阻尼比的标准化系数值按绝对值降序排列,如图 15 所示。负向影响阻尼比的主导因素为风机台数(x_9)、风电场有功出力(x_6)、风机转子侧内环比例系数(x_8),增大这些参数将使系统稳定性恶化;正向影响阻尼比的主导因素为风轮转速(x_4),增加风轮转速将使系统更稳定。振荡抑制中参数的调节可以本文结论为基础。图 15 中,纵坐标为影响因素与阻尼比之间的标准化系数,范围为 $[-1, 1]$,其绝对值越大表示影响因素对阻尼比的影响越大。

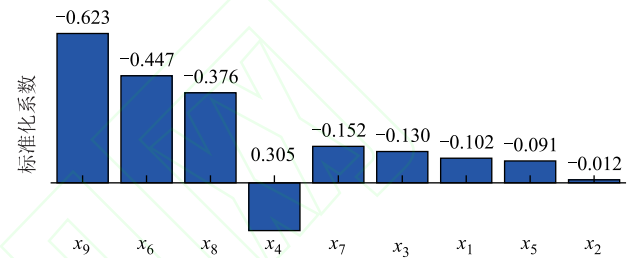


图 15 影响因素与阻尼比的量化关系

Fig.15 Quantitative relationship between influence factors and damping ratio

4.7 基于根轨迹法的振荡阻尼特性影响因素验证

由于本文从时域仿真得到数据,因此选择非时域的特征根轨迹法验证振荡主导因素对阻尼特性的影响方向,如图 16 所示。

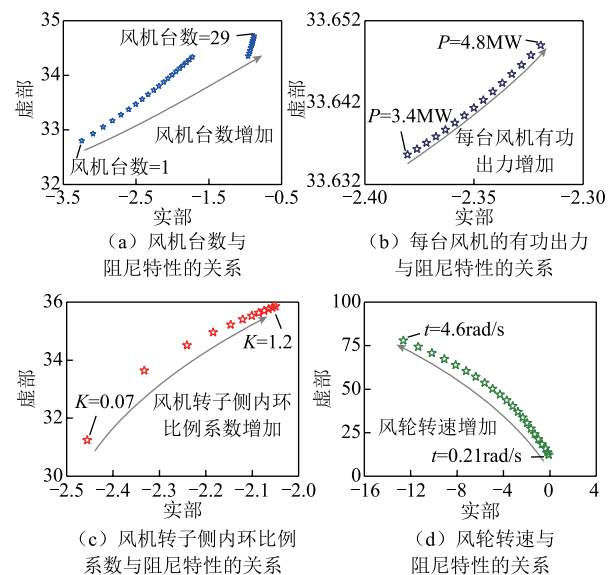


图 16 主要影响因素根轨迹法验证

Fig.16 Verification of main influencing factors by root locus method

根轨迹法的特征根越靠近虚轴代表系统稳定性降低^[10]。由图 16a、图 16b、图 16c 可知,当风机台数、风电场有功出力、风机转子侧内环比例参数增

加,特征根向虚轴靠近,系统稳定性降低;由图 16d 可知,当发电机风轮转速增加,特征根远离虚轴,系统稳定性增强,与本文所提方法结论一致,验证了本文所提方法的有效性。

5 结论

本文提出了一种基于 SVD-Prony 及 PCR 的次同步振荡阻尼特性及其影响因素辨识方法。通过双馈风电场经柔直并网系统对所提方法进行验证,结论如下:

1) 本文所提方法无需对系统进行建模,利用 SVD-Prony 从风电场时域运行数据中辨识出振荡模态信息,结合风电场参数值,进行影响因素筛选后,利用 PCR 得出自变量与阻尼比值的量化关系,辨识出次同步振荡阻尼特性主要影响因素。

2) 对于本文系统,风机台数、风电场有功出力、风机转子侧内环比例系数为负向影响次同步稳定的主要因素,风轮转速为正向影响次同步稳定的主要因素。

3) 与 SVD 结合后, Prony 法具有更强的抗噪性,理想信号算例验证了该方法辨识次同步振荡模态参数的准确度。

4) 相关性分析及回归分析均能够得出变量间的量化关系;PCR 分析避免了因素间共线性问题,与 MLR、岭回归相比,阻尼比估计准确性较高。

5) 所提方法适用于不同风电场、不同控制方法、不同种类振荡的影响因素研究,有助于明确风电场振荡发生的场景,预防振荡的产生,保证风电场的安全稳定运行。

附 录

附表 1 自变量出力变化范围

App.Tab.1 Variation range of independent variable output			
自变量	最小值	最大值	
风速/(m/s)	1	14.8	
风机转子侧有功环比例系数	0.07	1.20	
风机台数	1	29	
每台风机有功出力/MW	3.4	4.8	

附表 2 影响因素的 Pearson 相关系数

App.Tab.2 Pearson correlation coefficient of influencing factors

	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	x_9	x_{10}
x_2	0.081	1.000								
x_3	0.459	0.764	1.000							
x_4	0.600	-0.111	0.297	1.000						
x_5	0.813	0.100	0.529	0.697	1.000					
x_6	0.655	0.339	0.732	0.288	0.746	1.000				
x_7	0.666	0.150	0.632	0.693	0.731	0.779	1.000			
x_8	0.001	-0.592	-0.413	-0.028	-0.027	-0.019	0.006	1.000		
x_9	0.305	0.436	0.590	-0.259	0.322	0.825	0.412	0.002	1.000	
x_{10}	0.600	-0.111	0.297	1.000	0.697	0.288	0.693	-0.028	-0.259	1.000
y	-0.254	-0.126	-0.339	0.252	-0.265	-0.698	-0.359	-0.367	-0.866	0.252

附表 3 影响因素的 Spearman 相关系数

App.Tab.3 Spearman correlation coefficient of influencing factors

	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7	x_8	x_9	x_{10}
x_2	0.008	1.000								
x_3	0.603	0.680	1.000							
x_4	0.806	-0.233	0.259	1.000						
x_5	0.931	0.060	0.668	0.765	1.000					
x_6	0.646	0.380	0.876	0.291	0.706	1.000				
x_7	0.837	0.089	0.667	0.671	0.806	0.770	1.000			
x_8	-0.015	-0.761	-0.407	-0.059	-0.035	-0.033	0.047	1.000		
x_9	0.180	0.534	0.728	-0.244	0.267	0.820	0.347	-0.038	1.000	
x_{10}	0.806	-0.234	0.258	1.000	0.765	0.291	0.671	-0.058	-0.244	1.000
y	-0.121	-0.114	-0.416	0.270	-0.198	-0.685	-0.271	-0.400	-0.839	0.270

参考文献

- [1] 薛安成, 付潇宇, 乔登科, 等. 风电参与的电力系统次同步振荡机理研究综述和展望[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(9): 118-128.
- Xue Ancheng, Fu Xiaoyu, Qiao Dengke, et al. Review and prospect of research on sub-synchronous oscillation mechanism for power system with wind power participation[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(9): 118-128.
- [2] 王伟胜, 张冲, 何国庆, 等. 大规模风电场并网系统次同步振荡研究综述[J]. 电网技术, 2017, 41(4): 1050-1060.
- Wang Weisheng, Zhang Chong, He Guoqing, et al. Overview of research on subsynchronous oscillations in large-scale wind farm integrated system[J]. Power System Technology, 2017, 41(4): 1050-1060.
- [3] 陈剑, 杜文娟, 王海风. 基于对抗式迁移学习的含柔性高压直流输电的风电系统次同步振荡源定位[J]. 电工技术学报, 2021, 36(22): 4703-4715.
- Chen Jian, Du Wenjuan, Wang Haifeng, et al. Location method of subsynchronous oscillation source in wind power system with VSC-HVDC based on adversarial transfer learning[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(22): 4703-4715.
- [4] 张明远, 肖仕武, 田恬, 等. 基于阻抗灵敏度的直驱风电场并网次同步振荡影响因素及参数调整分析[J]. 电网技术, 2018, 42(9): 2768-2777.
- Zhang Mingyuan, Xiao Shiwu, Tian Tian, et al. Analysis of SSO influencing factors and parameter adjustment for grid-connected full-converter wind farm based on impedance sensitivity[J]. Power System Technology, 2018, 42(9): 2768-2777.
- [5] 辛建波, 舒展, 赵诗萌, 等. 双馈-直驱混合风电场次同步振荡影响因素分析[J]. 电工电能新技术, 2019, 38(11): 24-32.
- XinJianbo, Shu Zhan, Zhao Shimeng, et al. Research on influencing factors of DFIG-PMSG hybrid wind farm sub-synchronous oscillations[J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2019, 38(11): 24-32.
- [6] 胡鹏, 艾欣, 肖仕武, 等. 静止无功发生器序阻抗建模及对次同步振荡影响因素的分析[J]. 电工技术学报, 2020, 35(17): 3703-3713.
- Hu Peng, Ai Xin, Xiao Shiwu, et al. Sequence impedance of static var generator and analysis of influencing factors on subsynchronous oscillation [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35(17): 3703-3713.
- [7] 刘君, 赵龙, 杜文娟, 等. 并网光热发电场振荡稳定性影响因素分析与阻尼控制器设计[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(10): 3561-3574, 3680.
- Liu Jun, Zhao Long, Du Wenjuan, et al. Analysis of influencing factors and design of damping controller for grid-connected CSP farm oscillation stability[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(10): 3561-3574, 3680.
- [8] Xu Yanhui, Gu Zheng, Sun Kai. Characterization of subsynchronous oscillation with wind farms using describing function and generalized Nyquist criterion[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2020, 35(4): 2783-2793.
- [9] 边晓燕, 刘洁, 周歧斌, 等. DFIG 虚拟惯量控制对轴系振荡的影响[J]. 太阳能学报, 2020, 41(10): 285-291.
- Bian Xiaoyan, Liu Jie, Zhou Qibin, et al. Impact of DFIG virtual inertia control on shaft oscillation[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2020, 41(10): 285-291.
- [10] 边晓燕, 丁炀, 买坤, 等. 海上风电场经 VSC-HVDC 并网的次同步振荡与抑制[J]. 电力系统自动化, 2018, 42(17): 25-33.
- Bian Xiaoyan, Ding Yang, Mai Kun, et al. Subsynchronous oscillation caused by grid-connection of offshore wind farm through VSC-HVDC and its mitigation[J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(17): 25-33.
- [11] 李雪, 于洋, 姜涛, 等. 基于稀疏增强动态解耦的电力系统振荡模式与模态辨识方法[J]. 电工技术学报, 2021, 36(13): 2832-2843.
- Li Xue, Yu Yang, Jiang Tao, et al. Sparsity promoting dynamic mode decomposition based dominant modes and mode shapes estimation in bulk power grid[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(13): 2832-2843.
- [12] 陈剑, 杜文娟, 王海风. 采用深度迁移学习定位含直驱风机次同步振荡源机组的方法[J]. 电工技术学报, 2021, 36(1): 179-190.
- Chen Jian, Du Wenjuan, Wang Haifeng. A method of locating the power system subsynchronous oscillation

- source unit with grid-connected PMSG using deep transfer learning[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(1): 179-190.
- [13] 李雪, 于洋, 姜涛, 等. 基于最优变量投影的电力系统主导振荡参数综合辨识[J]. 电工技术学报, 2022, 37(1): 165-178.
- Li Xue, Yu Yang, Jiang Tao, et al. Estimating dominant oscillation characteristics from measurement responses in power systems utilizing optimized variable projection[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2022, 37(1): 165-178.
- [14] 周书宇, 蔡国伟, 杨德友, 等. 随机数据驱动下的电力系统小干扰稳定在线评估方法[J/OL]. 电力系统自动化. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1180.TP.20211014.1711.006.html>.
- Zhou Shuyu, Cai Guowei, Yang Deyou, et al. Ambient data-driven on-line evaluation method of power system small signal stability[J/OL]. Automation of Electric Power Systems. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1180.TP.20211014.1711.006.html>.
- [15] 辛国庆, 董唯光, 高峰阳, 等. 感应电能供电技术下含间谐波的谐波信号重构[J]. 电工技术学报, 2020, 35(21): 4544-4552.
- Xin Guoqing, Dong Weiguang, Gao Fengyang, et al. Reconstruction of harmonic signal with inter-harmonics under inductive power supply technology[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35(21): 4544-4552.
- [16] 王娜娜, 刘涤尘, 廖清芬, 等. 基于 EMD-TEO 及信号能量分析法的主导低频振荡模式识别[J]. 电工技术学报, 2012, 27(6): 198-204.
- Wang Nana, Liu Dichen, Liao Qingfen, et al. Identification of the dominant inertial mode based on EMD-TEO and signal energy method[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2012, 27(6): 198-204.
- [17] 李睿戡, 刘飞, 梁霖, 等. 基于参数优化变分模态分解的交流变频电机转子断条故障识别方法[J]. 电工技术学报, 2021, 36(18): 3922-3933.
- Li Ruiyu, Liu Fei, Liang Lin, et al. Fault identification of broken rotor bars for the variable frequency AC motor based on parameter optimized variational mode decomposition[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2021, 36(18): 3922-3933.
- [18] 赵妍, 李武璟, 聂永辉. 次同步振荡的频率切片小波变换检测方法[J]. 电工技术学报, 2017, 32(6): 106-114.
- Zhao Yan, Li Wujing, Nie Yonghui. A method for subsynchronous oscillation detection using frequency slice wavelet transform[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(6): 106-114.
- [19] 喻敏, 王斌, 陈绪轩, 等. 同步挤压小波变换在电力系统低频振荡模态参数提取中的应用[J]. 电工技术学报, 2017, 32(6): 14-20.
- Yu Min, Wang Bin, Chen Xuxuan, et al. Application of synchrosqueezed wavelet transform for extraction of the oscillatory parameters of low frequency oscillation in power systems[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(6): 14-20.
- [20] Netto M, Mili L. Robust data filtering for estimating electromechanical modes of oscillation via the multichannel Prony method[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 33(4): 4134-4143.
- [21] 张超, 王维庆, 邱衍江, 等. 大规模风电并网地区次同步谐波检测方法[J]. 高电压技术, 2019, 45(7): 2194-2202.
- Zhang Chao, Wang Weiqing, Qiu Yanjiang, et al. Detection method of subsynchronous harmonic in regions with large scale wind power paralleled in grid[J]. High Voltage Engineering, 2019, 45(7): 2194-2202.
- [22] Yang Xiaomei, Zhang Jianing, Xie Xiaorong, et al. Interpolated DFT-based identification of subsynchronous oscillation parameters using synchrophasor data[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 11(3): 2662-2675.
- [23] 刘君, 肖辉, 曾林俊, 等. 基于 RSSD 和 ICA 算法的低频振荡模态参数辨识[J]. 电工技术学报, 2018, 33(21): 5051-5058.
- Liu Jun, Xiao Hui, Zeng Linjun, et al. Parameter identification of low frequency oscillation based on RSSD and ICA algorithm[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2018, 33(21): 5051-5058.
- [24] 杨玉坤, 杨明玉. Prony 算法在谐波、间谐波参数辨识中的应用[J]. 电力系统及其自动化学报, 2012, 24(3): 121-126.
- Yang Yukun, Yang Mingyu. Application of Prony algorithm in parameter identification of harmonics and inter-harmonics[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2012, 24(3): 121-126.
- [25] 彭莉萍, 魏辉, 刘桂平, 等. 通过改进 Prony 算法

- 辨识交流串补引起的次同步谐振模态参数[J]. 电力系统及其自动化学报, 2015, 27(S1): 63-67.
- Peng Liping, Wei Hui, Liu Guiping, et al. Detection of subcynchronous resonance caused by series capacitive compensation based on improved Prony[J]. Proceedings of the CSU-EPSC, 2015, 27(S1): 63-67.
- [26] 张景润, 李伟光, 李振, 等. 基于奇异值差分谱理论的大型转子轴心轨迹提纯[J]. 振动与冲击, 2019, 38(4): 199-205.
- Zhang Jingrun, Li Weiguang, Li Zhen, et al. Purification for a large rotor axis's orbit based on the difference spectrum theory of singular value[J]. Journal of Vibration and Shock, 2019, 38(4): 199-205.
- [27] Zhong Jun, Bi Xiaowen, Shu Qin, et al. Partial discharge signal denoising based on singular value decomposition and empirical wavelet transform[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2020, 69(11): 8866-8873.
- [28] 王萍, 范凌峰, 程泽. 基于健康特征参数的锂离子电池 SOH 和 RUL 联合估计方法[J/OL]. 中国电机工程学报, <https://doi.org/10.13334/j.0258-8013.pcsee.202268>. Wang Ping, Fan Lingfeng, Cheng Ze. A joint state of health and remaining useful life estimation approach for Lithium-ion batteries based on health factor parameter [J/OL]. Proceedings of the CSEE, <https://doi.org/10.13334/j.02588013.pcsee.202368>.
- [29] Paul S, Chang J. Fast model-based design of high performance permanent magnet machine for next generation electric propulsion for urban aerial vehicle application[J]. CES Transactions on Electrical Machines and Systems, 2021, 5(2): 143-151.
- [30] 成珂, 孙琦琦, 马晓瑶. 基于主成分回归分析的气象因子对光伏发电量的影响[J]. 太阳能学报, 2021, 42(2): 403-409.
- Chen Ke, Sun Qiqi, Ma Xiaoyao. Influence of meteorological factors on photovoltaic power generation based on principal component regression analysis[J]. Acta Energetica Solaris Sinica, 2021, 42(2): 403-409.
- [31] 陈锦鹏, 胡志坚, 陈伟楠, 等. 二次模态分解组合 DBiLSTM-MLR 的综合能源系统负荷预测[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(13): 85-94.
- Chen Jinpeng, Hu Zhijian, Chen Weinan, et al. Load prediction of integrated energy system based on combination of quadratic modal decomposition and deep bidirectional long short-term memory and multiple linear regression[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(13): 85-94.
- [32] Nguyen D, Rissanen S, Julkunen P, et al. Principal component regression on motor evoked potential in single-pulse transcranial magnetic stimulation[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering, 2019, 27(8): 1521-1528.
- [33] 国家电网安全稳定计算技术规范: Q/GDW404—2010[S]. 2010.
- [34] IEEE Subsynchronous Resonance Working Group. First benchmark model for computer simulation of subsynchronous resonance[J]. IEEE Transactions on Power Apparatus System, 1977, 96(5): 1565-1572.
- [35] 赵学智, 叶邦彦, 陈统坚. 奇异值差分谱理论及其在车床主轴箱故障诊断中的应用[J]. 机械工程学报, 2010, 46(1): 100-108.
- Zhao Xuezhi, Ye Bangyan, Chen Tongjian. Difference spectrum theory of singular value and its application to the fault diagnosis of headstock of lathe[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2010, 46 (1): 100-108.
- [36] 代荡荡, 王先培, 龙嘉川, 等. 基于改进 Protrugram 和小波变换的超高频局部放电信号去噪方法[J]. 高电压技术, 2018, 44(11): 3577-3586.
- Dai Dangdang, Wang Xianpei, Long Jiachuan, et al. De-noising method of ultra-high frequency partial discharge signal based on improved Protrugram and wavelet transform[J]. High Voltage Engineering, 2018, 44(11): 3577-3586.
- [37] 王大为, 王召巴. 一种强噪声背景下微弱超声信号提取方法研究[J]. 物理学报, 2018, 67(21): 65-77.
- Wang Dawei, Wang Zhaoba. Weak ultrasonic signal detection in strong noise[J]. Acta Physica Sinica, 2018, 67(21): 65-77.

作者简介

张 骞 男, 1997 年生, 硕士研究生, 研究方向为风电并网稳定性分析和大数据技术。

E-mail: 1194357581@qq.com

边晓燕 女, 1976 年生, 教授, 硕士生导师, 研究方向为电力系统稳定与控制、风力发电。

E-mail: kuliz@163.com (通信作者)

(编辑 赫蕾)