

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.230352

基于同步相量数据幅频特征的次超同步振荡模式辨识

王杨, 王超群, 晁苗苗, 肖先勇, 王海风

(四川大学电气工程学院, 四川 成都 610065)

摘要: 随着可再生能源和高压直流输电的快速发展, 次超同步振荡事故频发, 对现有电力系统振荡的在线监测提出了更高要求。为此, 提出了一种基于同步相量数据幅频特征的次超同步振荡模式辨识方法。首先分析了次同步振荡和超同步振荡对同步相量测量装置(phasor measurement unit, PMU)数据的影响机制, 结果表明, PMU数据的正负频谱与次超同步振荡的模式线性相关。其次利用多点PMU数据相干谱判别振荡与噪声, 有效减少了噪声引起的误判断。然后对次超同步振荡下的PMU数据开展频谱分析, 建立了4个幅频特征量, 并将振荡数据的特征集合作为输入训练并优化极限梯度提升树(extreme gradient boosting, XGBoost)模型, 建立幅频特征与振荡模式的映射关系。所提方法利用振荡环境下PMU数据的固有幅频特征以及XGBoost算法强大的泛化性与计算效率, 实现了噪声环境下次超同步振荡模式的快速、准确辨识。最后, 利用仿真数据和实测数据验证了所提方法的有效性和实用性。
关键词: 广域监测系统; 同步相量数据; 次超同步振荡; 振荡特征提取; 极限梯度提升树

Sub-and super-synchronous oscillation mode identification based on amplitude and frequency characteristics of synchronous phasor data

WANG Yang, WANG Chaoqun, CHAO Miaomiao, XIAO Xianyong, WANG Haifeng
(College of Electrical Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

Abstract: In recent years, sub-/super-synchronous oscillation frequently occurred because of the rapid development of inverter-based resources and high-voltage direct current transmission. Online monitoring and identifying sub-/super-synchronous oscillation are thus of great importance for the safe and stable operation of power systems. For this reason, a method of sub-/super-synchronous oscillation mode identification based on the amplitude-frequency characteristics of synchronous phasor data is proposed. First, the influence mechanism of that oscillation on the data of a phasor measurement unit (PMU) is analyzed. The results show that the positive and negative spectrum of PMU data is linearly correlated with the mode of the oscillation. Then, the coherent spectrum of multi-point PMU data is used to distinguish between oscillation and noise. This effectively reduces the misjudgment caused by noise. Further spectral analysis is conducted on PMU data under sub-/super-synchronous oscillation. Four amplitude-frequency characteristic values are established, and the feature set of oscillation data is used as input to train and optimize the eXtreme Gradient Boosting (XGBoost) model. This model establishes the mapping relationship between amplitude-frequency features and oscillation patterns. The proposed method uses the inherent amplitude-frequency characteristics of PMU data in oscillation environments, along with the powerful generalization and computational efficiency of the XGBoost algorithm. As a result, it achieves rapid and accurate identification of sub-/super-synchronous oscillation patterns in noisy environments. Both simulations and field tests demonstrate the effectiveness and usefulness of the proposed method.

This work is supported by the National Natural Science Foundation of China (No. 51907133).

Key words: wide area measurement system; synchronous phasor data; sub-/super-synchronous oscillation; oscillation feature extraction; XGBoost

0 引言

可再生能源和直流输电的大规模应用使得次

超同步振荡事故多次发生^[1-3], 与早年汽轮发电机引起的次同步振荡不同, 近年事故呈现一个显著的新特征, 即振荡模式除了包含次同步振荡(Sub-synchronous oscillation, Sub-SO)分量, 还可能包含超同步振荡(super-synchronous oscillation, Sup-SO)分量^[4-9]。例

基金项目: 国家自然科学基金项目资助(51907133)

如,哈密直驱风电场与弱电网交互引发的次超同步振荡事件中,存在一个 20 Hz 的次同步振荡分量和一个 80 Hz 的超同步振荡分量^[10]。这种现象在许多文献中被称为频率耦合,主要由变流器控制的不对称引起。为了实现有效的振荡溯源与治理^[11-12],准确辨识次超同步振荡模式具有重要意义,即振荡属于次同步振荡^[13-14]、超同步振荡或次超同步振荡^[15-16]。

目前已有许多学者对次超同步振荡模式辨识开展了研究,但大部分是基于故障录波仪提供的波形数据开展。例如,文献[17]提出了一种基于固定窗长分解的次超同步振荡频率和振幅识别算法,其基本思想是将测量波形自适应地分解为多个振荡分量。文献[18]通过比较输电线两端采集的同步波形数据实现次超同步振荡模式辨识。文献[19]提出了一种基于带通滤波器的谐波参数估计方法,该方法对 50 个周波信号采用离散傅里叶变换(discrete fourier transform, DFT)来确定振荡频率,进而设计滤波器辨识振荡参数。尽管上述方法具有理论可行性,但在实际应用中,故障录波数据为本地存储,使得上述方法难以在系统范围内实现在线监测与分析。

目前,电力系统振荡的监控主要通过数据采集与监视控制系统(supervisory control and data acquisition, SCADA)和广域测量系统(wide area measuring system, WAMS)来实现。其中, WAMS 依托同步相量测量装置(phase measurement unit, PMU)获取相量数据,具有更高的精度与上报率,已在我国大部分的变电站、新能源场站等关键节点得到应用。因此,本文考虑利用同步相量数据实现次超同步振荡模式的在线辨识,具有较高的工程应用价值。该方向的研究已取得了一些进展,如文献[20]提出了一种基于插值离散傅里叶变换(discrete Fourier transform, DFT)的次同步振荡参数辨识方法,使频谱混叠的影响大大降低,仅利用 2 s 的同步相量数据即可有效地识别次同步振荡的频率和幅值。文献[21]将次同步振荡辨识问题转换为模式参数提取问题,并采用 Prony 方法求解。文献[22]对大量实测 PMU 数据进行分析,提取出 3 个特征量,进而通过多支持向量机算法实现次同步振荡检测。

需要指出的是,文献[20-22]假设振荡事件只存在次同步振荡,忽略了超同步振荡的潜在影响。由于超同步振荡的频率 f_{sup} 大于基频 50 Hz,而 PMU 的最高上报率(通常为 100 Hz)低于 $2f_{\text{sup}}$,因此不满足奈奎斯特采样定理,次同步振荡的频谱与超同步振荡的频谱会存在相互混叠的现象。本文将在第 1 节对其进行详细解释。另一方面,现有研究大多忽

略了 PMU 内部带通滤波器的影响,当振荡分量的频率远离基频时,滤波器将显著削弱振荡分量。例如,根据 ABB 生产的型号为 RES670 的 PMU 说明书可知,当次同步振荡的频率为 20 Hz 时,滤波器将削减振荡幅值到原本的 30%。这说明实际应用中次超同步振荡信号常呈现弱信号特征,辨识方法应在低信噪比(signal to noise, SNR)情况下具有较高的准确性。一般在工程中,20 dB 的噪声被认为是强噪声^[23],因此在仿真验证时设定信噪比为 20 dB 的数据作为分析弱振荡信号的样本。

针对上述问题,本文首先阐述次同步振荡和超同步振荡共存时的 PMU 数学模型,解释频谱混叠出现的原因。然后,对次超同步振荡下同步相量的频谱特征进行深入分析,提出基于多点数据相干谱的振荡检测算法,有效减少噪声引起的误判断。进一步,挖掘 PMU 数据的幅值-相序特征,提出一种基于极限梯度提升树模型(extreme gradient boosting, XGBoost)的次超同步振荡模式辨识方法。XGBoost 算法在损失函数中加入了正则项,用于控制模型复杂度,防止过度拟合,提高了模型的泛化能力与计算效率^[24],因此本文选用该算法实现振荡模式快速辨识。相比于现有工作^[20-22],本文的贡献在于考虑 PMU 滤波器以及测量噪声的影响,提出实际应用中面向弱振荡信号的模式辨识方法,具体体现在以下两点。

1) 对次超同步振荡环境下 PMU 数据的频谱特征进行深入分析,提出基于多点数据相干谱的振荡检测算法,有效减少噪声引起的误判断。

2) 提出基于幅值-相序特征的振荡模式辨识算法。该方法以频谱分析为基础,建立 PMU 数据的幅值、相序特征量,输入 XGBoost 算法实现振荡模式的快速、准确辨识。

1 含次/超同步振荡分量的 PMU 数学模型

文献[25]推导了包含次/超同步振荡分量的 PMU 数学模型,在本节中作简要介绍。当次超同步振荡发生时,电流或电压的瞬时值由基波正弦分量和一对频率耦合的次/超同步正弦分量组成,如式(1)所示。

$$x(t) = A_0 \cos(2\pi f_0 t + \phi_0) + A_{\text{sub}} \cos(2\pi f_{\text{sub}} t + \phi_{\text{sub}}) + A_{\text{sup}} \cos(2\pi f_{\text{sup}} t + \phi_{\text{sup}}) \quad (1)$$

式中: (A_0, f_0, ϕ_0) 、 $(A_{\text{sub}}, f_{\text{sub}}, \phi_{\text{sub}})$ 和 $(A_{\text{sup}}, f_{\text{sup}}, \phi_{\text{sup}})$ 分别为基波分量、次同步分量和超同步分量所对应的幅值、频率和相位。一般情况下,PMU 数据是对 $x(t)$

采用一个周期窗长的矩形窗截断以后, 通过离散傅里叶变换得到。根据同步相量的定义, 对 $x(t)$ 进行离散傅里叶变换可得其对应的同步相量序列 $X(k)$ 。

$$X(k) = \frac{2}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x(t) e^{-j\frac{2\pi}{N}n} \quad (2)$$

式中, N 为一个周期的窗长, $N = f_p/f_N$, 其中 f_N 为电力系统的额定频率, f_p 为 PMU 采样频率。由于式(2)为线性变换, 则有

$$X(k) = X_0(k) + X_{\text{sub}}(k) + X_{\text{sup}}(k) \quad (3)$$

式中: $X_0(k)$ 、 $X_{\text{sub}}(k)$ 与 $X_{\text{sup}}(k)$ 分别为基频与次、超同步所对应的同步相量分量。根据欧拉公式对上述同步相量分量进一步推导, 并以 $X_{\text{sup}}(k)$ 为例进行分析。

$$X_{\text{sup}}(k) = \frac{2}{N} \sum_{n=0}^{N-1} A_{\text{sup}} \cos\left(\frac{2\pi f_{\text{sup}} n}{N f_r} + \frac{2\pi f_{\text{sup}} k}{f_r} + \varphi_{\text{sup}}\right) e^{-j\frac{2\pi n}{N}} \quad (4)$$

式中, f_r 为上报频率, 通常采用 50 Hz 或 100 Hz。

式(4)可以进一步改写为

$$X_{\text{sup}}(k) = X_{\text{sup}}^+(k) + X_{\text{sup}}^-(k) = Q_s(+f_{\text{sup}}) A_{\text{sup}} e^{j(2\pi\frac{f_{\text{sup}}}{f_r}k + \varphi_{\text{sup}})} + Q_s(-f_{\text{sup}}) A_{\text{sup}} e^{-j(2\pi\frac{f_{\text{sup}}}{f_r}k + \varphi_{\text{sup}})} \quad (5)$$

式中: $X_{\text{sup}}^+(k)$ 与 $X_{\text{sup}}^-(k)$ 分别为 $X_{\text{sup}}(k)$ 的正负频率部分; Q_s 为谱泄漏因子, 如式(6)所示。

$$Q_s(f) = \frac{1}{N} \times \frac{1 - \exp(j2\pi(f/f_N - 1))}{1 - \exp(j2\pi(f/f_N - 1)/N)} \quad (6)$$

由于 $f_{\text{sub}} + f_{\text{sup}} = 2f_0$, 即次同步分量与超同步分量之间存在频率耦合关系, $X_{\text{sub}}(k)$ 和 $X_{\text{sup}}(k)$ 的正频率与负频率部分线性叠加为上报振荡分量的正频率部分 $X_s^+(k)$ 和负频率部分 $X_s^-(k)$ 。

$$X_s^+(k) = X_{\text{sub}}^+(k) + X_{\text{sup}}^-(k) = \left(\begin{array}{l} Q_s(+f_{\text{sub}}) A_{\text{sub}} e^{j\varphi_{\text{sub}}} + \\ Q_s(-f_{\text{sup}}) A_{\text{sup}} e^{-j\varphi_{\text{sup}}} \end{array} \right) \times \exp(j\frac{f_{\text{sub}}}{f_r}k) \quad (7)$$

$$X_s^-(k) = X_{\text{sub}}^-(k) + X_{\text{sup}}^+(k) = \left(\begin{array}{l} Q_s(-f_{\text{sub}}) A_{\text{sub}} e^{-j\varphi_{\text{sub}}} + \\ Q_s(+f_{\text{sup}}) A_{\text{sup}} e^{j\varphi_{\text{sup}}} \end{array} \right) \times \exp(-j\frac{f_{\text{sub}}}{f_r}k) \quad (8)$$

最后, 含次超同步振荡分量的同步相量数学模型如式(9)所示。 $X_0^\pm(k)$ 分别表示基波分量的正负频率部分, $X_s^\pm(k)$ 分别表示振荡分量的正负频率部分。

$$X(k) = X_0^+(k) + X_0^-(k) + X_s^+(k) + X_s^-(k) \quad (9)$$

2 基于 PMU 数据的相干谱计算与特征提取

本节首先介绍相干谱的概念, 提出基于多点数据相干谱的振荡检测方法。然后以频谱分析为基础, 建立次超同步振荡下同步相量的幅值特征和相序特征。为便于分析, 定义 4 种模式: 模式 1 为仅含次同步振荡; 模式 2 为仅含超同步振荡; 模式 3 为同时包含次超同步振荡; 模式 4 为噪声。

2.1 相干谱

标准相干谱的定义如式(10)所示, 其中 $P_{x_1x_1}$ 和 $P_{x_2x_2}$ 分别是信号 $X_1(t)$ 和 $X_2(t)$ 的功率谱密度^[26]。 $P_{x_1x_2}$ 是信号 $X_1(t)$ 和 $X_2(t)$ 的互功率谱密度。

$$C_{x_1x_2}(f) \triangleq \frac{|P_{x_1x_2}(f)|^2}{P_{x_1x_1}(f)P_{x_2x_2}(f)} \quad (10)$$

$$0 \leq C_{x_1x_2}(f) \leq 1, \forall f \in R \quad (11)$$

$C_{x_1x_2}(f)$ 能够很好地反映 $X_1(t)$ 与 $X_2(t)$ 在频率 f 处的线性相关程度。如果 $X_1(t)$ 是一个频率为 f_1 的正弦函数, $X_2(t)$ 是一个频率为 f_2 的正弦函数, 则 $C_{x_1x_2}(f_1)$ 与 $C_{x_1x_2}(f_2)$ 的关系为

$$\begin{cases} C_{x_1x_2}(f_1) = C_{x_1x_2}(f_2) = 1, & \text{if } f_1 = f_2 \\ C_{x_1x_2}(f_1) = C_{x_1x_2}(f_2) = 0, & \text{if } f_1 \neq f_2 \end{cases} \quad (12)$$

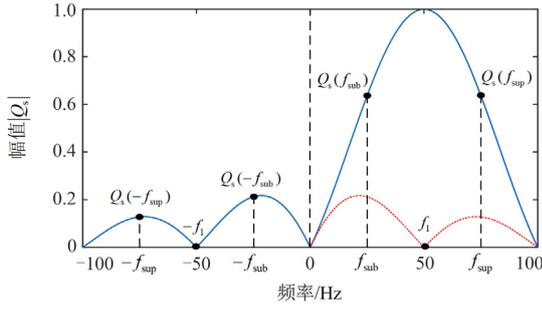
由上一节推导的同步相量数学模型可知, 若同步相量数据中的波动来源于振荡, 则多点同步相量数据之间彼此可以线性表示, 相干谱函数的值接近于 1。若同步相量数据中的波动来源于噪声而非振荡, 则多点同步相量数据彼此无法线性表示, 相干谱函数的值接近于 0。在实际工程应用中, 通常利用阈值来判断信号的线性相关程度, 从而实现振荡判别。

2.2 幅值特征

由式(6)可知, 谱泄漏因子 Q_s 是包含振荡频率的函数。图 1 显示了不同频率下的 Q_s 幅值, 红色虚线是 $f < 0$ 范围内蓝线的镜像。可以观察到, 对于 $f > 0$ 的范围, 由于 f_{sub} (或 f_{sup}) 比 $-f_{\text{sub}}$ (或 $-f_{\text{sup}}$) 更接近基频, 所以 $Q_s(f)$ 的值总是大 $Q_s(-f)$ 。对于只有次同步振荡或超同步振荡存在的模式 1 和模式 2, 式(7)和式(8)中 $X_s^+(k)$ 和 $X_s^-(k)$ 的幅值可分别简化为式(13)和式(14)。

$$\begin{cases} |X_s^+| = |X_{\text{sub}}^+| = |Q_s(+f_{\text{sub}})| A_{\text{sub}}, & \text{模式 1} \\ |X_s^-| = |X_{\text{sub}}^-| = |Q_s(-f_{\text{sub}})| A_{\text{sub}} \end{cases} \quad (13)$$

$$\begin{cases} |X_s^+| = |X_{\text{sup}}^-| = |Q_s(-f_{\text{sup}})| A_{\text{sup}}, & \text{模式 2} \\ |X_s^-| = |X_{\text{sup}}^+| = |Q_s(+f_{\text{sup}})| A_{\text{sup}} \end{cases} \quad (14)$$

图1 不同频率下的 Q_s 幅值Fig. 1 Amplitude of Q_s under different frequencies

可以看出, $X_s^+(k)$ 和 $X_s^-(k)$ 之间的相对大小由 Q_s 决定。因此, 可以得到以下特征: 对于模式 1, $X_s^+(k) > X_s^-(k)$; 对于模式 2, $X_s^+(k) < X_s^-(k)$; 对于模式 3, $X_s^+(k)$ 和 $X_s^-(k)$ 之间的关系是不确定的。上述特征表明超同步振荡主要影响负频谱, 次同步振荡主要影响正频谱。

本文定义的幅值特征 F_1 和 F_2 如式(15)所示, 分别量化了 $X_s^+(k)$ 和 $X_s^-(k)$ 的相对大小。

$$\begin{cases} F_1 = \left| \frac{X_s^+}{X_0^+ + X_0^-} \right| \\ F_2 = \left| \frac{X_s^-}{X_0^+ + X_0^-} \right| \end{cases} \quad (15)$$

2.3 相序特征

式(7)和式(8)给出了 a 相 X_s^+ 和 X_s^- 的表达式, 可推广到 b 相和 c 相, 如式(16)和式(17)所示。

$$\begin{cases} \dot{X}_{sa}^+ = X_{sa}^+ \angle \varphi_{sa}^+ = Q_s(+f_{sub}) A_{sub} e^{j\varphi_{sub}} + Q_s(-f_{sup}) A_{sup} e^{-j\varphi_{sup}} \\ \dot{X}_{sb}^+ = X_{sb}^+ \angle \varphi_{sb}^+ = Q_s(+f_{sub}) A_{sub} e^{j(\varphi_{sub} + 2\pi/3)} + Q_s(-f_{sup}) A_{sup} e^{-j(\varphi_{sup} + 2\pi/3)} \\ \dot{X}_{sc}^+ = X_{sc}^+ \angle \varphi_{sc}^+ = Q_s(+f_{sub}) A_{sub} e^{j(\varphi_{sub} - 2\pi/3)} + Q_s(-f_{sup}) A_{sup} e^{-j(\varphi_{sup} - 2\pi/3)} \end{cases} \quad (16)$$

$$\begin{cases} \dot{X}_{sa}^- = X_{sa}^- \angle \varphi_{sa}^- = Q_s(-f_{sub}) A_{sub} e^{-j\varphi_{sub}} + Q_s(+f_{sup}) A_{sup} e^{j\varphi_{sup}} \\ \dot{X}_{sb}^- = X_{sb}^- \angle \varphi_{sb}^- = Q_s(-f_{sub}) A_{sub} e^{-j(\varphi_{sub} + 2\pi/3)} + Q_s(+f_{sup}) A_{sup} e^{j(\varphi_{sup} + 2\pi/3)} \\ \dot{X}_{sc}^- = X_{sc}^- \angle \varphi_{sc}^- = Q_s(-f_{sub}) A_{sub} e^{-j(\varphi_{sub} - 2\pi/3)} + Q_s(+f_{sup}) A_{sup} e^{j(\varphi_{sup} - 2\pi/3)} \end{cases} \quad (17)$$

对于模式 1, 与 $Q_s(\pm f_{sup})$ 相关的项在式(16)与

式(17)中均为零。与 $Q_s(\pm f_{sub})$ 相关的项对于 X_s^+ 是正序, 对于 X_s^- 是负序, 而对于只存在与 $Q_s(\pm f_{sup})$ 相关项的模式 2, X_s^+ 是负序, X_s^- 是正序。这意味着 X_s^+ 和 X_s^- 的相序对于模式 1 和模式 2 是相反的。模式 3 同时存在 $Q_s(\pm f_{sup})$ 和 $Q_s(\pm f_{sub})$, 所以 X_s^+ 和 X_s^- 既不是正序也不是负序。图 2 描述了 3 种模式的相序特征。

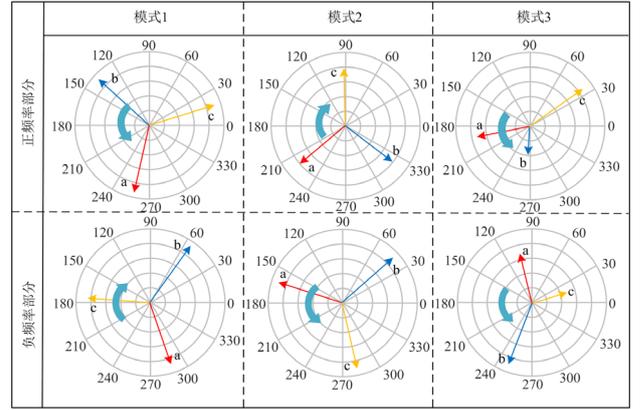


图2 3种模式的相序特征

Fig. 2 Phase sequence feature of three modes

为了提取相序特征, 需要将三相 X_s^+ 和 X_s^- 进行正负序变换, 如式(18)所示。

$$\begin{bmatrix} \dot{X}_{s1}^+ \\ \dot{X}_{s2}^+ \\ \dot{X}_{s0}^+ \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \alpha & \alpha^2 \\ 1 & \alpha^2 & \alpha \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \dot{X}_{sa}^+ \\ \dot{X}_{sb}^+ \\ \dot{X}_{sc}^+ \end{bmatrix} \quad (18)$$

本文定义的相序特征如式(19)所示。

$$\begin{cases} F_3 = (-1)^{m+1} \left(\frac{\max(\dot{X}_{s1}^+, \dot{X}_{s2}^+)}{\dot{X}_{s1}^+ + \dot{X}_{s2}^+} - \frac{1}{2} \right) \\ F_4 = (-1)^{m+1} \left(\frac{\max(\dot{X}_{s1}^-, \dot{X}_{s2}^-)}{\dot{X}_{s1}^- + \dot{X}_{s2}^-} - \frac{1}{2} \right) \end{cases} \quad (19)$$

其中, $m = \begin{cases} 0, & X_{s1} > X_{s2} \\ 1, & X_{s1} < X_{s2} \end{cases}$ 。

由式(18)和式(19)可知, 模式 1 的相序特征值 $[F_3, F_4]$ 为 $[0.5, -0.5]$, 模式 2 的相序特征值为 $[-0.5, 0.5]$ 。而对于模式 3, $[F_3, F_4]$ 是不定的。

3 基于 XGBoost 的次超同步振荡模式辨识

3.1 XGBoost 算法

XGBoost 算法的核心思想是通过数据特征不断进行分裂构建新树去拟合上一次预测值与实际值的残差, 并将所有树的结果累加作为最终预测结果, 集成模型的表达式为

$$\hat{y}_i = \sum_{p=1}^P f_p(x_i), f_p \in F \quad (20)$$

式中: \hat{y}_i 为预测值; $f_p(x_i)$ 为第 p 棵树模型; x_i 为第 i 个振荡样本; F 为由决策树组成的函数空间。

$$F = \{f_p(x_i) = \omega_{q(x_i)}\} \quad (21)$$

式中: $q(x_i)$ 为样本 x_i 的某个叶子节点; $\omega_{q(x_i)}$ 为叶子节点 $q(x_i)$ 的权重。

对于 V 个任意不同的次超同步振荡样本有

$$\begin{cases} D = \{x_i, y_i\} \\ |D| = V \\ x_i \in \mathbf{R}, y_i \in \mathbf{R} \end{cases} \quad (22)$$

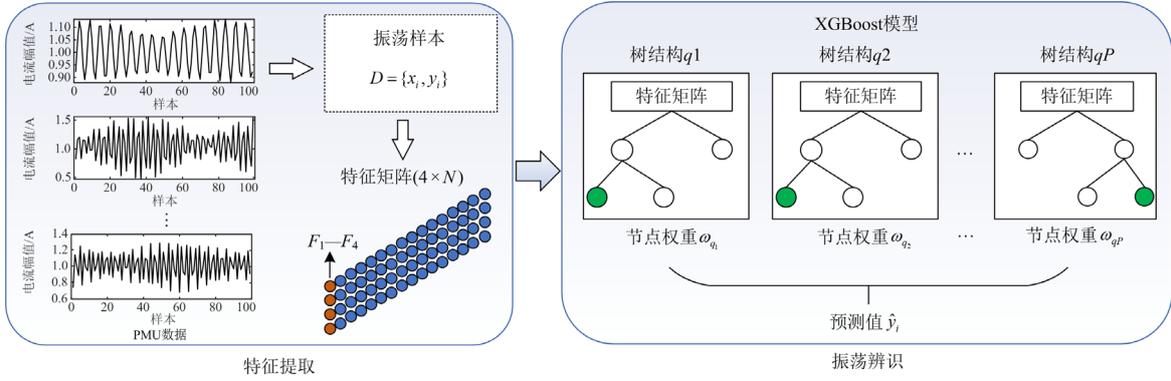


图 3 基于 XGBoost 算法的次超同步振荡辨识

Fig. 3 Identification of sub-/super-synchronous oscillations based on XGBoost

$$\Omega(f_p) = \gamma T + \frac{1}{2} \lambda \|\omega\|^2 \quad (24)$$

式中: l 为损失函数, 表示目标预测值 \hat{y}_i 与目标真实值 y_i 之间的误差; Ω 为正则化函数, 用来控制树的复杂度, 防止过度拟合; T 为每颗树的叶子节点总数; λ 为正则化惩罚项参数; γ 为 T 的惩罚参数。

在预测模型训练过程中需要固定已经学习过的树, 并每次向其中增加一颗新的树, 以此来最小化目标函数。

$$\begin{cases} \hat{y}_i^{(0)} = 0 \\ \hat{y}_i^{(1)} = f_1(x_i) = \hat{y}_i^{(0)} + f_1(x_i) \\ \hat{y}_i^{(2)} = f_1(x_i) + f_2(x_i) = \hat{y}_i^{(1)} + f_2(x_i) \\ \vdots \\ \hat{y}_i^{(c)} = \sum_{p=1}^c f_p(x_i) = \hat{y}_i^{(c-1)} + f_c(x_i) \end{cases} \quad (25)$$

式中: $\hat{y}_i^{(c)}$ 为第 c 步获得的预测值; 为了最小化目标函数, 训练模型时每轮加入一个新的函数 $f_c(x_i)$ 。

第 c 步的目标函数为

式中: y_i 为第 i 个样本 x_i 的标签; D 为关于 x_i 、 y_i 的数据集。

树结构 q 通过属性判别可以将具有 4 个特征的振荡样本映射到一个叶子节点上。每一个决策树模型都对应一个特有的树结构 q 和对应的叶子节点权重向量 ω 。如图 3 所示, 对于振荡样本 D , XGBoost 模型获取最终预测值的过程可以理解为: 在每一棵决策树上将该振荡样本映射到对应的叶子节点上, 再将该振荡样本所对应的 P 个叶子节点的权重叠加。

相对应的目标函数定义为

$$O_{bj} = \sum_i l(y_i, \hat{y}_i) + \sum_p \Omega(f_p) \quad (23)$$

$$O_{bj}^{(c)} = \sum_{i=1}^V (l(y_i, \hat{y}_i^{(c-1)}) + g_i f_c(x_i) + \frac{1}{2} h_i f_c^2(x_i)) + \Omega(f_c) \quad (26)$$

其中

$$\begin{cases} g_i = \partial_{\hat{y}_i^{(c-1)}} l(y_i, \hat{y}_i^{(c-1)}) \\ h_i = \partial_{\hat{y}_i^{(c-1)}}^2 l(y_i, \hat{y}_i^{(c-1)}) \end{cases} \quad (27)$$

最后, 求出最优的叶子节点分数 ω_u^* 。

$$\omega_u^* = - \frac{\sum_{i \in I_u} g_i}{\sum_{i \in I_u} h_i + \lambda} \quad (28)$$

式中: u 为叶子节点; I_u 为样本映射到的节点集合, $I_u = \{i | q(x_i) = u\}$ 。

最终得到的目标函数为

$$O_{bj}^{(c)}(q) = - \frac{1}{2} \sum_{u=1}^T \frac{\left(\sum_{i \in I_u} g_i \right)^2}{\sum_{i \in I_u} h_i + \lambda} + \gamma T \quad (29)$$

XGBoost 算法的具体流程如图 3 所示。

- 1) 输入训练样本集 D ，设定迭代次数、损失函数 l 、正则化系数 λ 与惩罚参数 γ 、初始迭代次数设定为 1；
 - 2) 计算全部样本在当前损失函数 l 的一阶导数和 G_j 以及二阶导数和 H_j ；
 - 3) 选取幅值特征 F_1 ，设置默认增益参数 $S = 0$ ， $G_L = 0$ ， $H_L = 0$ ， $G_R = 0$ ， $H_R = 0$ ；
 - 4) 计算样本放入左子树以后新的 G_L 与 H_L ，放入右子树以后新的 G_R 与 H_R ；
 - 5) 更新增益参数 S ；
- $$S = \max \left(S, \frac{1}{2} \frac{G_L^2}{H_L + \lambda} + \frac{1}{2} \frac{G_R^2}{H_R + \lambda} - \frac{1}{2} \frac{(G_L + G_R)^2}{H_L + H_R + \lambda} - \gamma \right)$$
- 6) 分别选取特征值 F_2 、 F_3 、 F_4 ，依次执行步骤 3) 一步骤 5)；
 - 7) 基于最大增益 S 划分特征和特征值分裂子树；
 - 8) 执行步骤 2) 一步骤 7)，直到 $c = T + 1$ 。

3.2 完整流程

本文所提出方法的完整流程如图 4 所示。

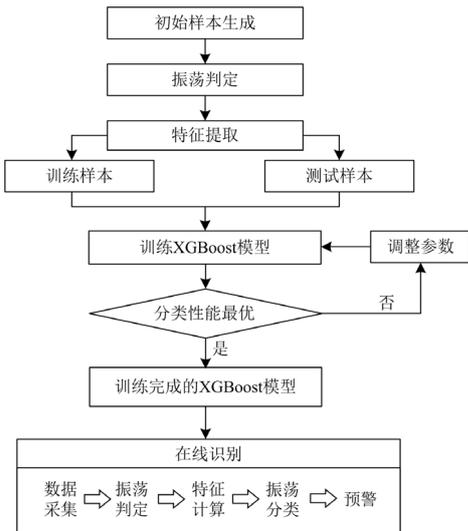


图 4 基于同步相量数据幅频特征的次超同步辨识方法流程图

Fig. 4 Flow chart of sub-/super-synchronization identification method based on amplitude-frequency characteristics of synchronized phasor data

- 1) 初始样本生成。随机生成如式(1)所示参数合理的三相信号，得到对应的同步相量数据。
- 2) 振荡判定。通过 *welch* 算法计算同步相量数据样本的相干谱，确定发生振荡的数据样本。
- 3) 特征提取。根据式(15)和式(19)计算幅值特征和相序特征，得到特征值样本集合 $\{F_1, F_2, F_3, F_4\}$ 。
- 4) 划分样本。根据 *hold-out* 方法^[27]对样本进行划分，随机选取 75% 的特征值样本作为训练样本，

剩下的作为测试样本。

5) 训练阶段。将训练样本作为 XGBoost 的输入，训练分类模型。并通过不断学习和调试参数，得到性能最优的识别模型。

6) 测试阶段。将测试样本集作为 XGBoost 的输入，通过对 XGBoost 输出标签和实际标签进行比较与计算，得出识别准确率。

7) 在线辨识。

- (1) 采集三相同步相量数据；
- (2) 计算相干谱，判别振荡，若系统存在振荡，则进行下一步分析；
- (3) 计算幅值特征和相序特征；
- (4) 将特征输入到 XGBoost 模型进行分类；
- (5) 检测到模式 1—3 后，发送警报。

4 仿真结果及分析

4.1 仿真环境

为了验证所提方法的有效性，根据式(30)所示的数学模型与表 1 中的参数生成了波形数据，其中 A_{signal} 代表信号幅值， N_q 代表数据长度，信噪比 $S_{\text{NR}} \in [20, 60]$ 。

$$\begin{cases} I_1(t) = A_0 \cos(2\pi f_0 t + \phi_0) + A_{\text{sub}} e^{\alpha_s t} \cos(2\pi f_s t + \phi_{\text{sub}}) + x_{\text{noise}} \\ I_2(t) = A_0 \cos(2\pi f_0 t + \phi_0) + \\ \quad A_{\text{sup}} e^{\alpha_s t} \cos(2\pi(100 - f_s)t + \phi_{\text{sup}}) + x_{\text{noise}} \\ I_3(t) = A_0 \cos(2\pi f_0 t + \phi_0) + A_{\text{sub}} e^{\alpha_s t} \cos(2\pi f_s t + \phi_{\text{sub}}) + \\ \quad A_{\text{sup}} e^{\alpha_s t} \cos(2\pi(100 - f_s)t + \phi_{\text{sup}}) + x_{\text{noise}} \\ I_4(t) = A_0 \cos(2\pi f_0 t + \phi_0) + x_{\text{noise}} \end{cases} \quad (30)$$

表 1 合成信号参数

Table 1 Parameters of the synthetic signal				
f_0/Hz	f_s/Hz	$A_0/\text{p.u.}$	$A_{\text{sub}}/\text{p.u.}$	$A_{\text{sup}}/\text{p.u.}$
49.5~50.5	10~40	1	0.05~0.4	0.05~0.4
α_s	$\phi_0/(\text{°})$	$\phi_{\text{sub}}/(\text{°})$	$\phi_{\text{sup}}/(\text{°})$	x_{noise}
0.05~0.15	-180~180	-180~180	-180~180	$\sqrt{A_{\text{signal}}^2}/10^{\text{SNR}/10} \times \text{rand}(1, N_q)$

图 5 展示了一组模式 1 的合成信号波形数据与对应的同步相量数据。

其中波形数据采样频率为 1600 Hz，PMU 上报率为 100 Hz，按照 1 s 窗长(100 个相量点)提取特征值。为降低机器学习的随机性，且使机器学习模型得到充分训练，共仿真出 12 000 组数据样本。如表 2 所示。

4.2 仿真结果及噪声、数据窗长影响分析

图 6 展示了信噪比为 45 dB 情况下 12 000 组样本的相干谱峰值分布图，可以看出，设置阈值为 0.7，可以很好地分离噪声与振荡样本。

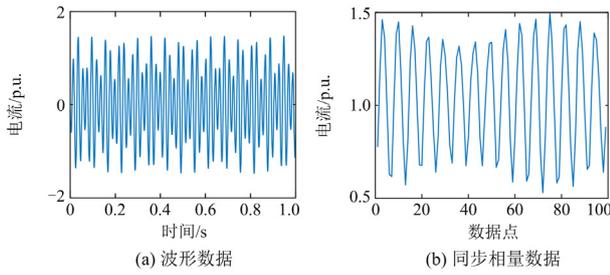


图 5 合成信号波形数据和同步相量数据
Fig. 5 Waveforms data and synchronous phasor data of synthetic signals

表 2 样本参数

Table 2 Parameters of the sample

样本组数	噪声/dB	模式1 样本组数	模式2 样本组数	模式3 样本组数	训练样本组数	测试样本组数
12 000	3000	3000	3000	3000	9000	3000

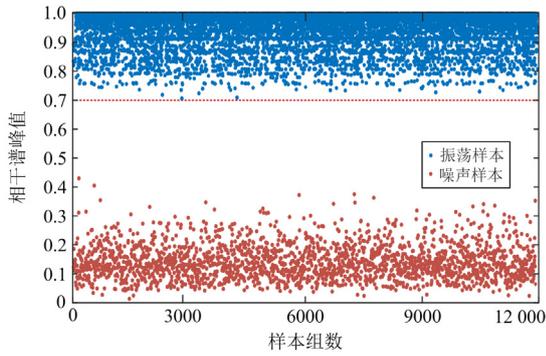
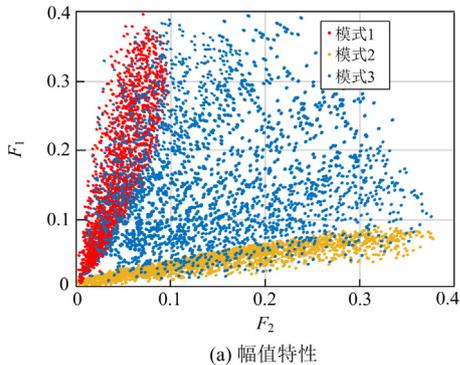


图 6 数据样本相干谱峰值分布图

Fig. 6 Peak distribution of coherence spectrum of data samples

对包含振荡的样本进行特征值提取, 图 7 展示了信噪比为 45 dB 情况下 4 种特征 $[F_1, F_2, F_3, F_4]$ 的分布。通过观察可以发现, 本文所提出的 4 种振荡特征值能够较为清晰地区分不同振荡类型。

本文进一步分析了噪声等级对算法的影响, 结果如图 8 和表 3 所示。可以看出, 随着信噪比下降, 算法的分类准确率呈现下降趋势, 但本文所提方法



(a) 幅值特性

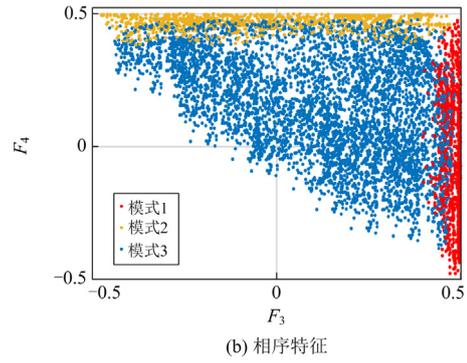


图 7 特征值分布散图

Fig. 7 Scatter diagram of eigenvalue distribution

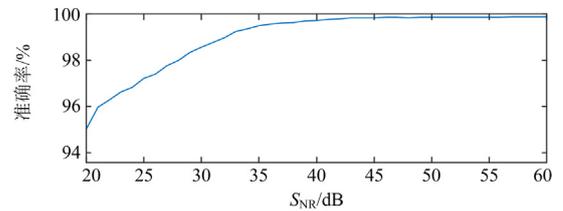


图 8 不同噪声等级的分类准确率

Fig. 8 Classification accuracy of different noise levels

表 3 不同噪声等级下算法的辨识性能

Table 3 Identification performance of the proposed algorithm under different noise levels

噪声等级/dB	20	25	30	35	40	45
准确率/%	95.8	97.3	98.9	99.8	100	100

在信噪比为 20 dB 时仍可以保持 95% 以上的辨识准确率。

此外, 为了进一步对比分析本文算法的快速性, 表 4 将测试结果与文献[20]中的插值 DFT 算法进行了对比。结果表明, 本文算法辨识速度较快, 在不同数据窗长下均能保证 35 ms 以内的辨识速度。同时, 插值 DFT 算法至少需要 2 s 窗长的数据才能得到较好的辨识结果, 而本文算法受窗长影响较小, 使用 200 ms 数据窗即可保证较高的辨识准确率。

表 4 本文算法与其他算法性能比较

Table 4 Performance comparison between the proposed technique and the other algorithm

	辨识准确率/%						
	本文算法			文献[20]算法			
数据窗长/s	0.1	0.2	0.5	0.5	1	2	
噪声/dB	40	94.55	98.83	99.74	37.56	70.19	97.85
	30	93.14	96.74	97.60	32.94	62.93	93.22
20	90.10	95.69	96.71	30.17	55.11	90.17	
辨识速度/s	0.025	0.028	0.033	0.112	0.166	0.179	

为进一步验证本文算法在复杂工况下的效果，设计了如下仿真算例。

1) 幅值动态

在实际新能源并网运行过程中，次/超同步振荡的幅值可能会随外部环境发生变化，本例以正弦变化对幅值进行调制，幅值的调制等级设为10%，如式(31)所示，式中各参数设定参照表1。结果如表5所示，可以看出，相比于表3，算法的分类准确率有所下降，但仍高于93%。

$$\begin{cases} I_1(t) = A_0 \cos(2\pi f_0 t + \phi_0) + (1 + 0.1 \cos(2\pi t)) \cdot \\ \quad A_{\text{sub}} e^{\alpha_s t} \cos(2\pi f_s t + \phi_{\text{sub}}) + x_{\text{noise}} \\ I_2(t) = A_0 \cos(2\pi f_0 t + \phi_0) + (1 + 0.1 \cos(2\pi t)) \cdot \\ \quad A_{\text{sup}} e^{\alpha_s t} \cos(2\pi(100 - f_s)t + \phi_{\text{sup}}) + x_{\text{noise}} \\ I_3(t) = A_0 \cos(2\pi f_0 t + \phi_0) + (1 + 0.1 \cos(2\pi t)) \cdot \\ \quad A_{\text{sub}} e^{\alpha_s t} \cos(2\pi f_s t + \phi_{\text{sub}}) + (1 + 0.1 \cos(2\pi t)) \cdot \\ \quad A_{\text{sup}} e^{\alpha_s t} \cos(2\pi(100 - f_s)t + \phi_{\text{sup}}) + x_{\text{noise}} \end{cases} \quad (31)$$

表5 幅值动态下算法的辨识性能

Table 5 Identification performance of the proposed algorithm under amplitude dynamics

噪声等级/dB	20	25	30	35	40	45
准确率/%	93.4	94.9	95.7	97.1	98.2	99.1

2) 频率动态

在实际振荡事故中，次/超同步振荡频率常呈现时变性，因此以斜坡函数为例进行分析，如式(32)所示。结果如表6所示，频率动态情况下算法的分类准确率有所下降，但仍高于92%。

$$\begin{cases} I_1(t) = A_0 \cos(2\pi f_0 t + \phi_0) + A_{\text{sub}} e^{\alpha_s t} \cdot \\ \quad \cos(2\pi(f_s + 0.05t)t + \phi_{\text{sub}}) + x_{\text{noise}} \\ I_2(t) = A_0 \cos(2\pi f_0 t + \phi_0) + A_{\text{sup}} e^{\alpha_s t} \cdot \\ \quad \cos(2\pi(100 - (f_s + 0.05t))t + \phi_{\text{sup}}) + x_{\text{noise}} \\ I_3(t) = A_0 \cos(2\pi f_0 t + \phi_0) + A_{\text{sub}} e^{\alpha_s t} \cdot \\ \quad \cos(2\pi(f_s + 0.05t)t + \phi_{\text{sub}}) + A_{\text{sup}} e^{\alpha_s t} \cdot \\ \quad \cos(2\pi(100 - (f_s + 0.05t))t + \phi_{\text{sup}}) + x_{\text{noise}} \end{cases} \quad (32)$$

表6 频率动态下算法的辨识性能

Table 6 Identification performance of the proposed algorithm under frequency dynamics

噪声等级/dB	20	25	30	35	40	45
准确率/%	92.5	93.3	93.6	95.1	96.3	98.5

综上，本文方法在应对幅值动态与频率动态时仍拥有良好的性能表现，其主要原因在于动态情况下幅值和频率一般不会大范围剧烈变化，因此

XGBoost建立的映射模型仍具有较高的可靠性。若在某个时刻出现大幅度幅值或频率变化，所提方法可能辨识出错误结果，可根据其他时刻辨识结果的统计值进行综合判断。

5 实测数据验证

本文通过河北沽源风电系统的实测PMU数据对所提出的方法进行了验证。河北沽源风电系统结构如图9所示，该系统包含23个风电场，大部分机型为1.5 MW的双馈发电机(DFIGs)。图10和图11为采集到的沽泉线和恒滨线的实测同步相量数据，其上报率为50 Hz。

首先计算了沽泉与恒滨两段线路数据的相干谱峰值，峰值最大值为0.91，大于设定的阈值0.7，判定为振荡。然后通过Prony算法从同步相量数据中提取振荡的正频率部分 X_s^+ 和负频率部分 X_s^- ，从而进一步确定特征值 $[F_1, F_2, F_3, F_4]$ 。

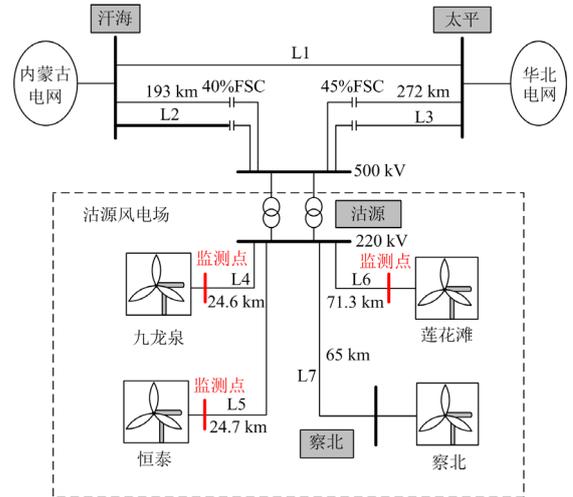
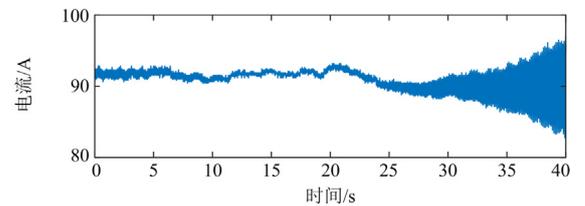
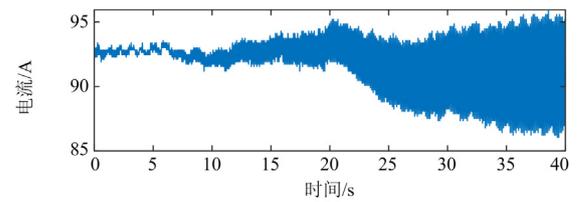


图9 河北沽源风电系统结构

Fig. 9 Wind farm system in Guyuan, Hebei



(a) a相电流



(b) b相电流

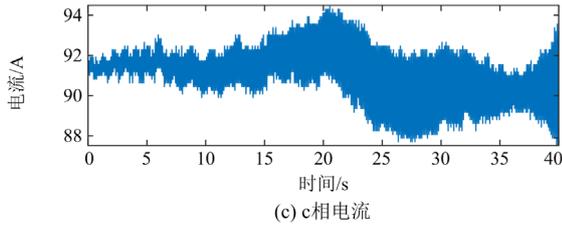


图 10 沽泉线 PMU 数据

Fig. 10 PMU data of Guquan line

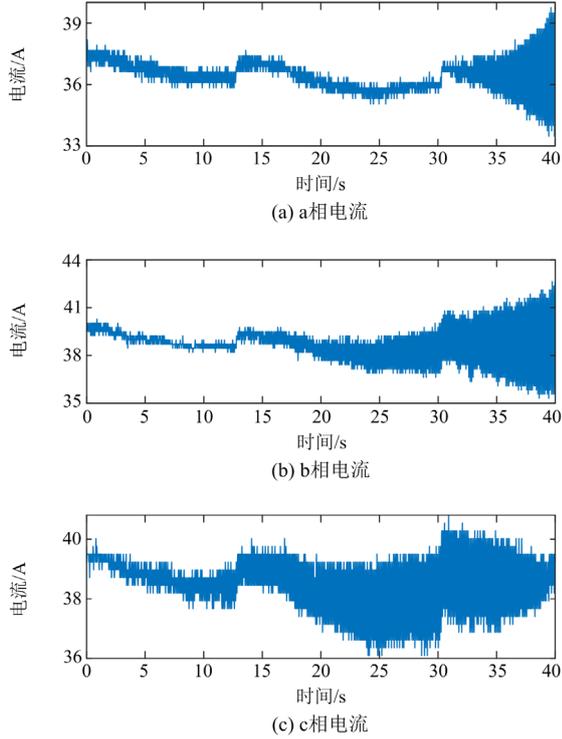
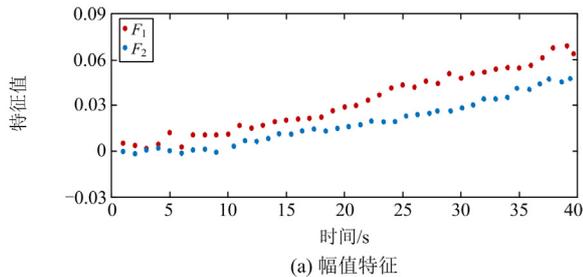


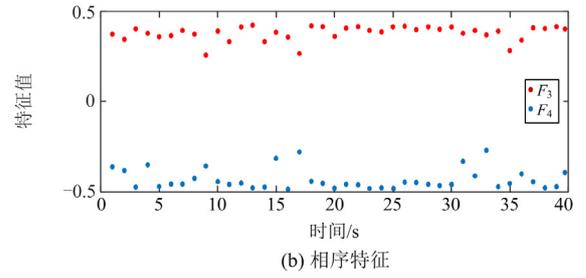
图 11 恒滨线 PMU 数据

Fig. 11 PMU data of Hengbin line

图 12 和图 13 分别为沽泉线和恒滨线的幅值特征值和相序特征值分布图。从图中可以看出, F_1 始终大于 F_2 , 表明 X_s^+ 大于 X_s^- 。同时, 相序特征值计算值接近于 $[-0.5, 0.5]$, 即呈现正序特征。最后调整上报率 f_r 为 50 Hz 来训练 XGBoost 模型, 利用 XGBoost 训练模型输出的分类结果为“模式 1”, 因此判定为次同步振荡。根据文献[28]的分析, 沽源风电系统



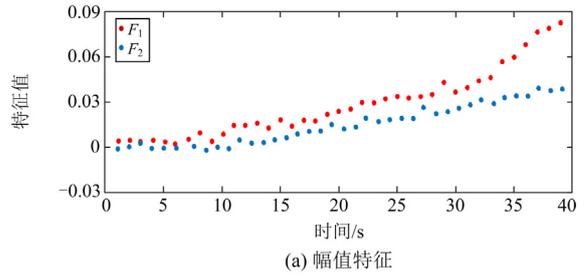
(a) 幅值特征



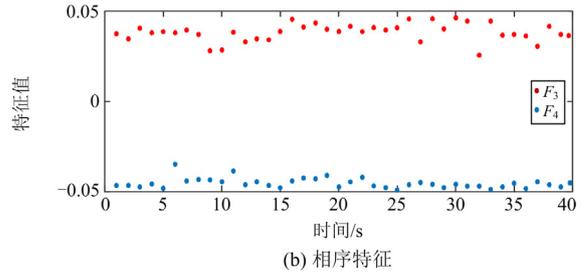
(b) 相序特征

图 12 沽泉线 PMU 数据特征值

Fig. 12 Eigenvalue of PMU data of Guquan line



(a) 幅值特征



(b) 相序特征

图 13 恒滨线 PMU 数据特征值

Fig. 13 Eigenvalue of PMU data of Hengbin line

的振荡是由双馈发电机的负电阻引起的, 仅存在次同步振荡, 现场故障录波数据也证实了这一结论, 因此本文算法辨识结果正确。

6 结论

本文提出了一种基于同步相量数据幅频特征的次超同步振荡模式辨识方法。首先, 对次超同步振荡进行频谱分析, 通过数学推导证实了 Sub-SO 和 Sup-SO 之间存在频谱混叠现象。然后, 利用次超同步振荡广域传播的特性, 提出了基于不同节点间 PMU 数据相干谱峰值的振荡监测方法, 减少了弱信号场景下噪声引起的误判断。进一步, 从 PMU 数据频谱中提取出了幅值-相序特征, 并对 XGBoost 模型进行训练, 使其可快速、准确地辨识次超同步振荡模式。仿真测试结果表明, 即使在 20 dB 噪声影响下, 该方法的辨识准确率依旧可以在 95% 以上。实测 PMU 数据验证结果进一步证明, 该方法在实

际系统中同样具有较高辨识准确率, 有望实现基于 WAMS 系统的次超同步振荡在线监测与辨识。相对于具有更宽频率测量范围与更高测量精度的宽频量测技术, 本文方法的优点在于无须安装额外装置或对 PMU 装置升级改造, 更具经济性, 对于电力系统的安全稳定运行具有重要意义。

参考文献

- [1] LI Peng, WANG Xubin, LEE W, et al. Dynamic power conditioning method of microgrid via adaptive inverse control[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2015, 30(2): 906-913.
- [2] 周波, 石鹏, 魏巍, 等. 基于改进固有尺度分解算法的实时次同步振荡监测方法[J]. 现代电力, 2023, 40(1): 27-34.
ZHOU Bo, SHI Peng, WEI Wei, et al. A real-time subsynchronous oscillation monitoring method using improved intrinsic time-scale decomposition algorithm[J]. Modern Electric Power, 2023, 40(1): 27-34.
- [3] 王杨, 杨汉芦, 肖先勇, 等. 双馈风机附加次同步阻尼控制器抑制方法分析与优化设计[J]. 电力自动化设备, 2022, 42(8): 184-190.
WANG Yang, YANG Hanlu, XIAO Xianyong, et al. Mitigation method analysis and optimization design of doubly-fed induction generator additional subsynchronous damping controller[J]. Electric Power Automation Equipment, 2022, 42(8): 184-190.
- [4] 王杨, 田旭, 高波, 等. 计及直流链路动态耦合效应的双馈风电机组谐波阻抗模型[J]. 电网技术, 2022, 46(2): 558-567.
WANG Yang, TIAN Xu, GAO Bo, et al. Harmonic impedance model of DFIG considering dynamic coupling effect of DC link[J]. Power System Technology, 2022, 46(2): 558-567.
- [5] 徐鑫裕, 边晓燕, 张骞, 等. 基于数据驱动的双馈风电场经 VSC-HVDC 并网次同步振荡影响因素分析[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(21): 80-87.
XU Xinyu, BIAN Xiaoyan, ZHANG Qian, et al. Analysis of influencing factors of subsynchronous oscillation caused by a DFIG-based wind farm via the VSC-HVDC grid-connected system based on a data driven method[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(21): 80-87.
- [6] 吴星翰, 许双婷, 王杨, 等. 阻尼高通滤波器及其在高压直流系统中的应用[J]. 高电压技术, 2022, 48(10): 4072-4081.
WU Xinghan, XU Shuangting, WANG Yang, et al. Research on damped high pass filter and its application in HVDC systems[J]. High Voltage Engineering. 2022, 48(10): 4072-4081.
- [7] 邱衍江, 张新燕, 张超, 等. 新能源汇集地区广域次同步振荡监测系统研究与构建[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(1): 88-94.
QIU Yanjiang, ZHANG Xinyan, ZHANG Chao, et al. Research and construction of wide-area subsynchronous oscillation monitoring system in new energy influx area[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(1): 88-94.
- [8] 张天翼, 王海风. 风电并入弱交流系统引发次同步振荡的研究方法综述[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(16): 177-187.
ZHANG Tianyi, WANG Haifeng. Research methods for subsynchronous oscillation induced by wind power under weak AC system: a review[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(16): 177-187.
- [9] 易善军, 项颂, 苏鹏, 等. 高比例风电接入下次同步振荡监测系统次同步相量监测装置多阶段优化配置方法[J]. 现代电力, 2023, 40(1): 18-26.
YI Shanjun, XIANG Song, SU Peng, et al. A multi-stage optimal configuration method for SPMU of subsynchronous oscillation monitoring system under high proportion of wind power[J]. Modern Electric Power, 2023, 40(1): 18-26.
- [10] LIU Huakun, XIE Xiaorong, HE Jingbo, et al. Subsynchronous interaction between direct-drive PMSG based wind farms and weak AC networks[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 32(6): 4708-4720.
- [11] XIE Xiaorong, ZHAN Ying, SHAIR J, et al. Identifying the source of subsynchronous control interaction via wide-area monitoring of sub/super-synchronous power flows[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2020, 35(5): 2177-2185.
- [12] ALAWASA K M, MOHAMED Y A I. A simple approach to damp SSR in series-compensated systems via reshaping the output admittance of a nearby VSC-based system[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2015, 62(5): 2673-2682.
- [13] 高本锋, 陈淑平, 刘毅. 光伏与 LCC-HVDC 系统的次同步振荡耦合路径及阻尼特性分析[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(24): 66-75.
GAO Benfeng, CHEN Shuping, LIU Yi. Analysis on coupling path and damping characteristics of subsynchronous oscillation between photovoltaic and LCC-HVDC system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(24): 66-75.
- [14] 沈雅琦, 马静, 李鹏冲, 等. 含附加能量支路的虚拟同步双馈风机次同步振荡抑制策略[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(23): 83-93.

- SHEN Yaqi, MA Jing, LI Pengchong, et al. Subsynchronous oscillation suppression strategy for virtual synchronous DFIG-based wind turbines with additional energy branch[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(23): 83-93.
- [15] 赵妍, 赵起, 张劲松, 等. 改进 PNN 神经网络在电力系统次/超同步振荡监测中的应用[J]. 电力电容器与无功补偿, 2022, 43(5): 76-83.
- ZHAO Yan, ZHAO Qi, ZHANG Jinsong, et al. Application of improved PNN neural network in sub-synchronous/super-synchronous oscillation monitoring of power system[J]. Power Capacitor & Reactive Power Compensation, 2022, 43(5): 76-83.
- [16] 杨秀, 胡浩然, 李增尧, 等. 风电场交直流并网次/超同步振荡交互影响[J]. 电力建设, 2022, 43(1): 49-62.
- YANG Xiu, HU Haoran, LI Zengyao, et al. Interaction between AC and DC grid-connected sub-synchronous and super-synchronous oscillations in wind farms[J]. Electric Power Construction, 2022, 43(1): 49-62.
- [17] WANG Yang, YANG Hanlu, XIE Xiaorong, et al. Real-time subsynchronous control interaction monitoring using improved intrinsic time-scale decomposition[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2023, 11(3): 816-826.
- [18] GAO B, TORQUATO R, XU W, et al. Waveform-based method for fast and accurate identification of subsynchronous resonance events[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2019, 34(5): 3626-3636.
- [19] XIE Xiaorong, LIU Huakun, WANG Yin, et al. Measurement of sub-and supersynchronous phasors in power systems with high penetration of renewables[C] // Proceedings of the 2016 IEEE Power & Energy Society Innovative Smart Grid Technologies Conference (ISGT), September 6-9, 2016, Minneapolis, MN, USA: 1-5.
- [20] YANG Xiaomei, ZHANG Jianing, XIE Xiaorong, et al. Interpolated DFT-based identification of sub-synchronous oscillation parameters using synchrophasor data[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2020, 11(3): 2662-2675.
- [21] 王杨, 晁苗苗, 谢小荣, 等. 基于同步相量数据的次同步振荡参数辨识与实测验证[J]. 中国电机工程学报, 2022, 42(3): 899-909.
- WANG Yang, CHAO Miaomiao, XIE Xiaorong, et al. Identification of subsynchronous oscillation parameters and field tests based on PMU data[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(3): 899-909.
- [22] LIU Hao, QI Yuan, ZHAO Junbo, et al. Data-driven subsynchronous oscillation identification using field synchrophasor measurements[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2022, 37(1): 165-175.
- [23] 吴建章, 梅飞, 陈畅, 等. 基于经验小波变换的电力系统谐波检测方法[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(6): 136-143.
- WU Jianzhang, MEI Fei, CHEN Chang, et al. Harmonic detection method in power system based on empirical wavelet transform[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(6): 136-143.
- [24] 姜建, 刘海琼, 李衡, 等. 基于 XGBoost 的配电网线路峰值负荷预测方法[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(16): 119-127.
- JIANG Jian, LIU Haiqiong, LI Heng, et al. Peak load forecasting method of distribution network lines based on XGBoost[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(16): 119-127.
- [25] ZHANG Fang, LI Jiaxin, LIU Jun, et al. An improved interpolated DFT-based parameter identification for sub-/super-synchronous oscillations with synchrophasors[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2023, 38(2): 1714-1727.
- [26] ZHOU Ning. A cross-coherence method for detecting oscillations[J]. IEEE Transactions on Power Systems 2016, 31(1): 623-631.
- [27] NURHAYATI, SOEKARNO I, HADIHARDAJA I K, et al. A study of hold-out and k-fold cross validation for accuracy of groundwater modeling in tidal lowland reclamation using extreme learning machine[C] // 2014 2nd International Conference on Technology, Informatics, Management, Engineering & Environment, August 19-21, 2014, Bandung, Indonesia: 228-233.
- [28] WANG Yang, JIANG Xiaolong, XIE Xiaorong, et al. Identifying sources of subsynchronous resonance using wide-area phasor measurements[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2021, 36(5): 3242-3254.

收稿日期: 2023-04-04; 修回日期: 2023-07-26

作者简介:

王 杨(1990—), 男, 博士, 研究员, 研究方向为电能质量、新能源并网、电力系统广域监测与控制; E-mail: fwang@scu.edu.cn

王超群(1999—), 男, 硕士研究生, 研究方向为新能源并网、电力系统广域监测与控制; E-mail: wangcq0320@163.com

晁苗苗(1999—), 女, 硕士研究生, 研究方向为新能源并网、电力系统广域监测与控制。E-mail: 15991362238@163.com

(编辑 姜新丽)