

负阻尼和强迫功率振荡的特征分析与区分方法

刘巨^{1,2}, 汪锦², 姚伟², 文劲宇²

(1. 国网湖北省电力公司经济技术研究院, 湖北 武汉 430077; 2. 强电磁工程与新技术国家重点实验室
(华中科技大学电气与电子工程学院), 湖北 武汉 430074)

摘要: 电力系统中的功率振荡根据其产生机理的不同可以分为负阻尼振荡和强迫功率振荡。虽然这两种功率振荡形式比较接近, 但对其采用的控制措施却完全不同。因此如何根据广域测量系统的实时数据来区分功率振荡的类型成为了采取合适措施抑制功率振荡的前提条件。基于此, 以支持向量机方法作为工具, 提出了一种通过辨识实时功率振荡曲线来区分其振荡性质的实用方法。针对2种功率振荡的起因与特点, 该方法采用希尔伯特-黄变换求取振荡曲线主导模式的包络线, 并在该包络线上等间距选取100个采样点作为样本对支持向量机的神经网络进行训练和测试。以16机68节点系统功率振荡仿真曲线为训练样本, 训练得到了用于功率振荡类型区分的支持向量机模型。并将其应用于16机68节点系统和实际大规模区域电网的振荡类型区分, 分析结果表明所提方法能够准确地区分振荡类型, 具有工程实际应用价值。

关键词: 功率振荡; 负阻尼振荡; 强迫功率振荡; 支持向量机; 振荡类型区分

Characteristic analysis and identification method of negative damping and forced power oscillation

LIU Ju^{1,2}, WANG Jin², YAO Wei², WEN Jinyu²

(1. Hubei Electric Power Company Power Economic Technology Research Institute, Wuhan 430077, China;
2. State Key Laboratory of Advanced Electromagnetic Engineering and Technology
(Huazhong University of Science and Technology), Wuhan 430074, China)

Abstract: At present stage, active power oscillation of electric system can be classified into two categories—negative damping and forced power oscillation according to its generation mechanism. Although the two power oscillation modes are similar, their control measures needs to be adopted are totally different. Therefore, distinction of the two oscillation types becomes precondition for suppressing the oscillation with proper measures. This paper proposes a practical approach to recognize oscillation types by identification of real-time power oscillation curves recorded by WAMS. Hilbert-Huang transform is employed to obtain envelope curve of power oscillation curve, based on which 100 sampling points are selected to train and test the neural network supporting vector machine. A supporting vector machine for identifying the characteristic of power oscillations is trained by simulation data of 16 machines 68 nodes power system. Then, this paper applies this supporting vector machine to identify the power oscillation curves from 16 machines 68 nodes power system and real power grid. All tests indicate that the proposed oscillation recognition method possesses good precision and is provided with practical engineering application.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51177057).

Key words: power oscillation; negative damping oscillation; forced power oscillation; support vector machine (SVM); oscillation identification

0 引言

随着区域电网互联的不断发展, 电网结构日益庞大, 现代电力系统动态性能变得越来越复杂, 使

得互联电网出现功率振荡的风险大大增加^[1-3]。功率振荡抑制了电网的输电能力, 易引发大面积停电事故, 严重威胁了电力系统安全稳定运行^[4-5]。因此, 对电力系统中功率振荡的监测、区分和抑制成为各国的研究热点和难点。

电力系统中的功率振荡根据其产生机理可以

分为两类:一类是负阻尼功率振荡,目前得到广泛认同的机理解释是基于 Demello 和 Concordia 于 1969 年提出的阻尼转矩的概念^[6]。负阻尼功率振荡的原因是:外部系统电抗较大或发电机输出功率较高时,快速励磁回路的滞后相位力矩产生的负阻尼抵消了发电机阻尼绕组原有的正阻尼,从而引发增幅的系统功率振荡。降低联络线传输功率或通过相位补偿增强发电机阻尼转矩的电力系统稳定器(Power System Stabilizer, PSS)装置成为了抑制负阻尼功率振荡的重要手段^[4-7]。另一类是基于共振机理解释的强迫功率振荡^[8]。该原理认为:当电力系统受到小幅持续周期性扰动激励的频率与电力系统固有振荡频率相同或接近时便会诱发发电机功率共振。该种功率振荡具有起振快、起振后维持等幅振荡和失去振荡源后快速衰减的特点。已有研究表明:发电机原动机、励磁回路、调速系统以及负荷的周期性扰动均能够激发系统的强迫功率振荡。准确定位扰动源并切除扰动源成为了快速平息该种扰动的有效手段^[9-11]。由此可见,强迫振荡与负阻尼振荡是 2 种机理不同的功率振荡形式,所采取的应对措施也不同,但由于 2 种振荡的表现形式很相似,这使得如何正确、快速判别振荡性质成为了一个难题。现有研究功率振荡的文献几乎都集中在振荡事故发生后,通过仿真分析系统中负阻尼振荡情况或强迫功率振荡情况下的系统响应曲线,将其与实际电网录波数据进行对比,进而判断电网功率振荡事件的类型^[12-14]。文献[7]则通过分析联络线功率振荡起振阶段波形极大值处的一、二次差分的正负号判断功率波动的性质,不过对采样数据的要求较为严格,差分计算的结果与理论分析存在一定的误差。因此,如何在线区分功率振荡的性质将是保证电网安全稳定运行亟需解决的一个问题。

统计学习理论和支持向量机方法对有限样本情况下模式区分中的一些根本性问题进行了系统的理论研究,并建立了一种较好的通用算法。以往困扰很多机器学习方法的问题,比如模型选择与过学习问题、非线性和维数灾难问题、局部极小问题等,都得到了很大程度上的解决^[15]。目前为止,支持向量机方法已经成功应用于电力系统中的风电功率预测、负荷预测、线路故障判别、故障诊断、电能质量分类等多个领域中^[16-20]。

因此,本文以支持向量机方法作为工具,提出了一种通过辨识实时功率振荡曲线来判定功率振荡性质的实用方法。该方法针对 2 种功率振荡的起因与特点,在功率振荡曲线主导振荡模式的上包络线上选取 100 个采样点作为样本对支持向量机的神经

网络进行训练和测试。测试结果表明:不管是仿真出来的振荡曲线还是实际电网的振荡实例,本文所提的振荡区分方法均具有较高的精确性。

1 基于支持向量机的振荡类型区分

1.1 负阻尼振荡与强迫功率振荡特征分析

电力系统中发生功率振荡时,发电机的转子角、转速以及相关的电气量(如线路功率、母线电压等)都会发生近似等幅或增幅的振荡,其中线路功率 P_{ij} 可以采用如式(1)的表达式描述。

$$P_{ij} = \sum_{i=1}^n k_i x_{i0} e^{\lambda_i t} \quad (1)$$

其中: k_i 为联络线振荡模式 i 的参与因子; x_{i0} 表示系统第 i 个状态变量的初值; λ_i 表示系统的第 i 个振荡模式,其一般形式为

$$\lambda_{1,2} = \alpha \pm j\omega \quad (2)$$

式中: α 表示功率振荡的衰减特性; ω 反映振荡频率特性,定义该振荡模式的阻尼比为

$$\xi = \frac{-\alpha}{\sqrt{\alpha^2 + \omega^2}} \quad (3)$$

当系统中存在 $\xi < 0$ 的振荡模式时,任意一个小扰动都可能激发该振荡模式,导致系统中联络线功率发生增幅振荡,其振荡幅值不断增大,即系统发生了负阻尼功率振荡。但是在系统 $\xi > 0$ 的情况下,系统内发生持续的周期性小扰动的频率与系统固有振荡频率一致时,会引起系统谐振,导致大幅度的振荡,这就是电力系统强迫功率振荡。其具有起振快,起振后维持等幅振荡和失去振荡源后快速衰减的特点。

一般而言,电力系统中的负阻尼功率振荡会包含很多振荡模式,其振荡波形复杂。不过通过模态分解技术可以得到具有单一振荡模式的振荡曲线。特别对于负阻尼振荡模式其能量比一般远远大于其他正阻尼振荡模式,该振荡模式更容易分离。虽然多机系统强迫功率振荡稳态响应可以看作是多种振荡模式响应的叠加。只有在系统外部扰动频率与系统中某一弱阻尼振荡模式的固有振荡频率接近的情况下,才会引发系统共振,导致在该种振荡模式下的大幅度功率振荡。对于其他振荡模式情况,即使系统发生了强迫振荡,振荡的幅值也不大。因此,对于这两种振荡曲线可以通过模态分解得到其具有单一振荡模式的主导振荡曲线,然后进行相关的振荡特征分析。对于负阻尼振荡波形中同时包含两个或者多个负阻尼振荡模态的情况,如果这两个负阻尼振荡的振荡频率相差较大,二者可以完全区分为两个单一的振荡模态。如果二者的振荡频率比较

接近, 通过模态分解难以进行振荡模式的分解。而且该种低频振荡波形和强迫功率振荡波形相似, 甚至具有相同的数学表述式, 和强迫功率振荡波形不具有可区分性, 本文中不讨论这种极端电力系统功率振荡波形。

一般而言, 单一振荡模式下的负阻尼振荡曲线表达式为

$$P_L(t) = A_0 e^{at} \sin(\omega t + \varphi) \quad (4)$$

其上包络线表达式为 $f_L(t) = A_0 e^{at}$, 对其求 2 次导数可知:

$$f_L''(t) = a^2 A_0 e^{at} \quad (5)$$

由式(5)可知: 不管系统的阻尼为正还是为负, 负阻尼振荡曲线的上包络线函数二阶导数恒定为正, 表明该上包络线为下凹曲线(如图 1(a)所示)。

对于强迫功率振荡, 其振荡表达式为

$$P_F(t) = B_1 e^{\delta_1 t} \sin(\omega_1 t + \phi_1) + B_2 \sin(\omega_2 t + \phi_2) \quad (6)$$

其中: B_1 和 B_2 分别表示系统固有振荡模式和强迫源振荡的振荡幅值; ω_1 和 ω_2 表示系统固有振荡模式和强迫振荡源的振荡频率。根据文献[8]分析可知: 在不同形式下的强迫功率振荡曲线的上包络线主要形式如图 1(b)~1(d)所示。由图 1 可知: 其上包络线的形状主要为上凸或者直线, 与负阻尼功率振荡上包络线存在明显的差异。当电力系统功率振荡的频率、阻尼比以及振荡幅值发生变化, 虽然振荡功率包络线的振荡周期等会发生变化, 但是其凹凸特性仍然维持不变。由此可见: 电力系统负阻尼振荡和强迫功率振荡曲线的上包络线可以作为振荡区分的特征。

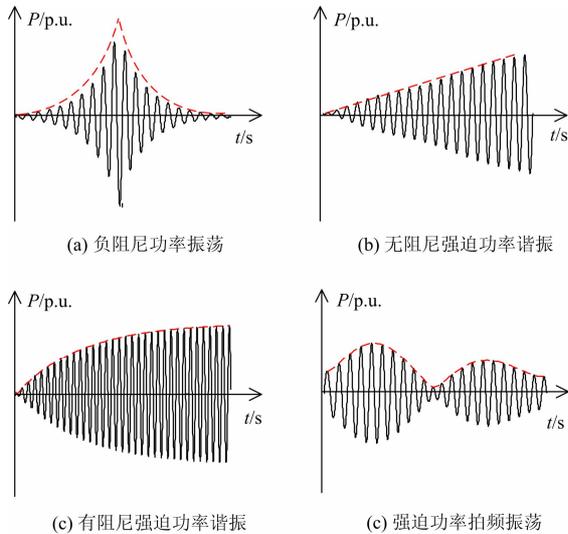


图 1 功率振荡特征分析图

Fig. 1 Analysis of the characteristic of power oscillation

1.2 负阻尼振荡与强迫功率振荡特征提取

希尔伯特-黄变换^[21](Hilbert-Huang transform,

HHT)由于其良好的非线性、非平稳数据处理能力以及强抗噪声特性, 在电力系统中得到了广泛的应用。利用 HHT 可以有效提取电力系统故障特征, 实现故障的诊断^[22]; 对电力系统中的电能质量监测数据进行分析, 做出电能质量评估^[23]; 实现高频信号转换, 判定高压输电线路雷电绕击和反击类型^[24]; 为低频振荡分析提供模式分解的手段, 给出相关的振荡特征数据^[25]。因此, HHT 也为负阻尼和强迫功率振荡功率曲线的振荡特征提取提供了一种有效的解决手段。

当监测到系统发生功率振荡后, 将获取的广域测量系统(Wide-Area Measurement Systems, WAMS)数据按照以下步骤进行处理。1) 确定振荡数据 $s_u(t)$ 的所有局部最大和最小值; 2) 求取原始数据上包络线 $v_u(t)$ 和下包络线 $v_l(t)$ 的平均值 $m(t)$; 3) 将原始序列减去 $m(t)$ 后得到一个新序列 $h_i(t)$; 4) 重复以上 3 步, 直到 $h_i(t)$ 满足固有模态函数的基本条件, 得到固有模态分量之一 $u_i(t)$; 5) 将原始信号减去 $u_i(t)$ 后重复上述 4 个步骤, 直至最后一个差值数据不可以再分解为止。这样输入的功率振荡信号就被分解成为了一系列固有模态和残差:

$$s_u(t) = \sum_{i=1}^n u_i(t) + r(t) \quad (7)$$

式中, $r(t)$ 表示分解后的残差数据序列。

对于分解得到的某个功率振荡模态分量 $u_i(t)$, 可以通过 HT 变换得到其正交的共轭信号:

$$v_i(t) = H[u_i(t)] = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{u(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (8)$$

$u_i(t)$ 和 $v_i(t)$ 构成了一个 HT 变换对, 可以组成如下所示的 HT 解析信号:

$$w_i(t) = u_i(t) + jv_i(t) = A(t)e^{-j\phi(t)} \quad (9)$$

其中, $A(t)$ 表示振荡的瞬时幅值, 其反应了原始信号的整体变化趋势, 对具有固有模态条件的信号而言 $A(t)$ 即表示其包络线。这样就可以得到功率振荡波形各个模态的包络线。将这些上包络线相对于振荡发生前的稳态值进行归一化。考虑到负阻尼振荡主导振荡模式的能量比最高, 而强迫功率振荡幅值主要由外部扰动和其所对应振荡模式的阻尼以及参与情况共同决定。因此, 文中选取振荡曲线所包含的振荡能量比最大的固有振荡模式的上包络线作为该曲线的振荡特征。为了保证振荡特征矩阵的长度一致, 该振荡特征矩阵 A 为主导振荡模态上包络线上的 100 个等间距点。根据曲线凹凸性的判别定理可知, 对于负阻尼振荡的下凹包络线, 对于绝大多数的矩阵中间元素(考虑到存在包络线不光滑, 存在

局部的极大或者极小值点) $A(i) < (A(i+j) + A(i-j))/2$, 其中 $i > j$; 而对于强迫功率振荡情况, 该特征矩阵中的大多数中间元素 $A(i) \geq (A(i+j) + A(i-j))/2$ 。由此可见: 上述选取的特征矩阵至少包括了能够用于功率振荡曲线振荡性质区分的振荡特征, 为后续的判定提供了依据和基础。

1.3 支持向量机原理

支持向量机分类方法^[26]是一种建立在基于统计学习理论中的结构风险最小原则和 VC 理论 (VC 是取提出该理论的 Vapnik 和 Chervonenkis 名字的首字组成) 基础上的机器学习分类辨识方法。其实现原理是通过一个非线性映射函数 $\phi(x)$, 把样本空间中的向量映射到一个高维乃至无穷维的特征空间中, 这样就使得在原来样本空间中的非线性不可分问题转化成为在特征空间中的线性可分问题。然后对于特征空间中的线性可分问题找到一个最优的分类面到两边最近的点的距离最远 (如图 2 所示)。

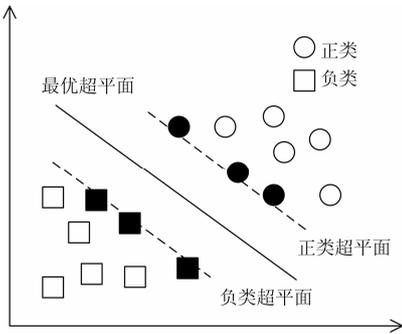


图 2 支持向量机的分类原理^[26]

Fig. 2 Classification theory of SVM

其数学描述如下: 对于给定的 l 个线性可分的训练样本数据集 $\{(\mathbf{x}_i, d_i)\}_{i=1}^l$, $\mathbf{x}_i \in R^n$, $d_i \in \{1, -1\}$, \mathbf{x}_i 为 n 维输入向量, d_i 为样本期望值, 1 为正类, -1 为负类。这两个集合对于超平面线性可分的条件是: 存在一个向量 ω 和常数 b 满足:

$$\begin{cases} \omega \cdot \mathbf{x}_i + b \geq 1, & \text{若 } \mathbf{x}_i \in \text{正类样本集} & \text{即 } y_i = 1 \\ \omega \cdot \mathbf{x}_i + b \leq -1, & \text{若 } \mathbf{x}_i \in \text{负类样本集} & \text{即 } y_i = -1 \end{cases} \quad (10)$$

如果向量 ω 具有最小范数, 此时分界面 $y = \omega \cdot \mathbf{x} + b$ 到两边被区分最近点的距离最远, 该切面也就是上文寻找的最优超平面。

对于本文需要分类的振荡特征矩阵 \mathbf{x} , 首先需要通过对函数映射 $\phi(\mathbf{x})$ 将线性不可分的低维数据映射到高维空间中, 然后在高维空间中进行线性分类, 此时得到分类函数为

$$y = \omega \cdot \phi(\mathbf{x}) + b \quad (11)$$

考虑到允许出现分类错误的情况, 可使用惩罚系数 C 对分类错误的数据进行惩罚, 最后可得到支

持向量机的优化问题:

$$\begin{aligned} \min & \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^l \xi_i \\ \text{s.t.} & \begin{cases} d_i [\omega \cdot \phi(\mathbf{x}_i) + b] + \xi_i \geq 1 \\ \xi_i \geq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (12)$$

引入拉格朗日乘子 α_i , 由式(11)给出的决策函数就变成下面的形式。

$$y = \sum_{i=1}^l d_i \alpha_i K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) + b \quad (13)$$

求解式(12)所示的最优化问题得到分类函数的表达式。

$$y_f = \text{sgn} \left[\sum_{i=1}^l d_i \alpha_i^0 \phi^T(\mathbf{x}_i) \phi(\mathbf{x}) + b \right] \quad (14)$$

式(10)~式(14)中: \mathbf{x}_i 为振荡数据的特征向量; d_i 为振荡波形的振荡类型, 1 为负阻尼功率振荡, -1 为强迫功率振荡; ξ_i 为系统的松弛变量; $K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j)$ 称为核函数, 核函数的值等于 2 个向量 \mathbf{x}_i 和 \mathbf{x}_j 在其特征空间中的像 $\phi(\mathbf{x}_i)$ 和 $\phi(\mathbf{x}_j)$ 的内积:

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \phi^T(\mathbf{x}_i) \phi(\mathbf{x}_j) \quad (15)$$

任何函数只要满足 Mercer 条件都可用作核函数。采用不同的函数作为核函数, 可以构造不同类型的非线性决策学习机器。常用的核函数包含以下三类^[27]:

多项式核函数

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = (\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j + 1)^d \quad (16)$$

Sigmoid 核函数

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \tanh(\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}_j - \theta) \quad (17)$$

径向基核函数

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (18)$$

1.4 基于支持向量机的振荡类型区分算法实现

当电力系统中发生功率振荡后, WAMS 系统会监测到系统中的枢纽点、变电站母线或者联络线、发电机机端的有功功率振荡, 通过支持向量机算法对历史数据的训练, 能够较好地判定系统功率振荡的性质, 其实现流程如下:

(1) 输入历史数据并进行预处理。数据预处理方法采用本文特征矩阵提取方法, 形成相应的训练和测试样本集。

(2) 对支持向量机的模型参数进行初始化。对拉格朗日乘子 α_i 以及阈值 b 赋以随机的初始值。

(3) 利用训练样本建立形如式(12)的目标函数,

然后采用库恩—塔克条件求解目标函数式, 得到 α_j^0 以及 b 的值。

(4) 将得到的参数值代入式(14), 得到用于振荡曲线波形区分的分类函数。判定利用 WAMS 监测到的系统多处振荡信息的振荡类型, 其中 1 表示负阻尼功率振荡, -1 表示强迫功率振荡。

(5) 对多处振荡信息的结果进行统计, 如果 1 的个数占主导优势, 系统为负阻尼功率振荡, 否则系统为强迫功率振荡。这样可以消除支持向量机模型对单一振荡曲线辨识误差的影响。

2 仿真及实例验证

2.1 16 机 68 节点系统

IEEE16 机 68 节点算例结构图如图 3 所示。分别在不同的发电机处加入与该发电机主导参与振荡模式频率接近的强迫振荡源, 得到系统中功率振荡曲线样本 96 组。随后降低系统中部分发电机组的 PSS 的增益, 减弱系统的阻尼特性, 得到 4 种负阻尼运行工况下的 64 组功率振荡曲线。其中某次负阻尼情况下发电机 G1 有功出力及其 HHT 变换后求取的振荡特征如图 4 所示; 某次强迫功率振荡情况下发电机 G1 有功出力及其 HHT 变换后求取的振荡特征如图 5 所示。由图 4 和图 5 对比可知: 强迫功率振荡能量比最大的主导振荡模式的上包络线呈现上凸特性, 而负阻尼功率振荡能量比最大的主导振荡模式的上包络线呈现下凹特性, 二者存在明显差异, 表明前文所提特征矩阵可以有效地区分这两种振荡曲线。

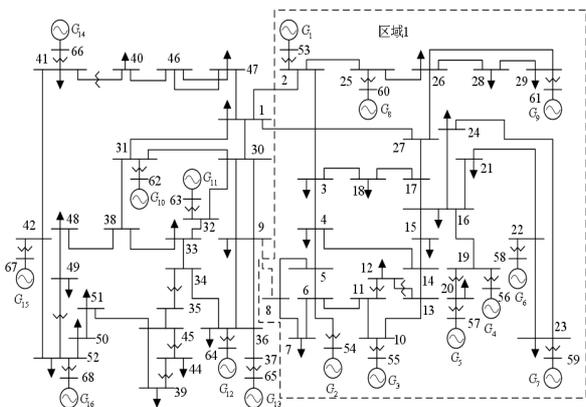


图 3 IEEE16 机 68 节点算例结构图

Fig. 3 Structure diagram of the IEEE 16 machine 68 nodes demo power system

分别选择 20 组强迫功率波振荡曲线(C1)和负阻尼功率振荡曲线(C2)进行特征矩阵的提取后, 作为样本对支持向量机模型进行训练, 得到的参数

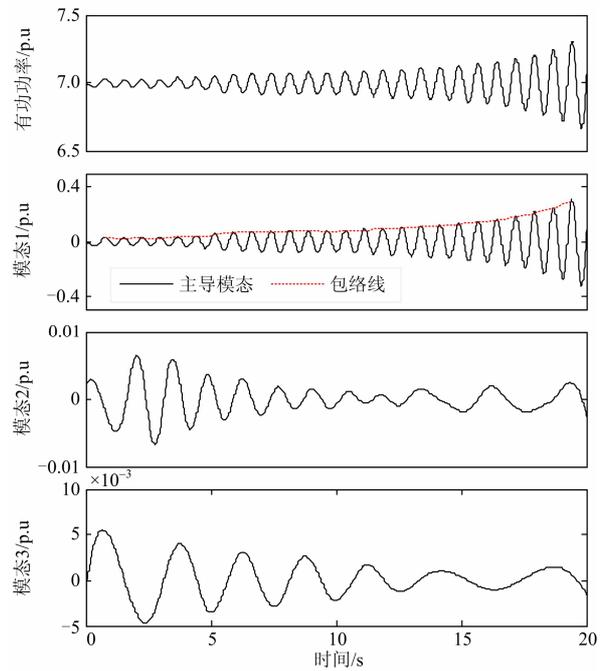


图 4 负阻尼下发电机 G1 有功出力变化以及振荡特征图

Fig. 4 Oscillation characteristic of the power output of G1 under the negative damping oscillation

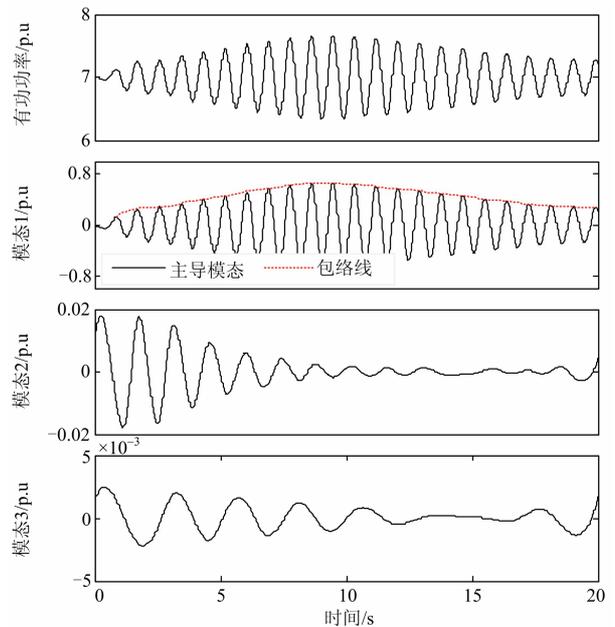


图 5 强迫振荡下发电机 G1 有功出力变化以及振荡特征图

Fig. 5 Oscillation characteristic of the power output of G1 under the forced power oscillation

$b=0.1937$, α_j 为一个 40 维的稀疏矩阵。采用该组参数对剩余的样本进行辨识, 结果如表 1 所示。对于每一组样本曲线和支持向量机核函数情况用一个

2×2 的矩阵表示曲线分类的精度。其中矩阵对角线上的数值代表准确区分的曲线数, 而非对角线上的数值代表错误分类的曲线数。由表 1 的统计结果可知: 随着系统中的随机噪声增大, 辨识模型的适应性会变差, 模型对功率振荡曲线的区分精度也下降, 不过当系统中的随机噪声达到其稳态值 10% 时, 系统的曲线分类精度仍然可以达到 88%。同时支持向量机模型选择不同的核函数时, 功率振荡曲线的区分精度也不同。当支持向量机模型选择 Sigmoid 核函数时, 模型对功率振荡曲线的区分精度最高, 因此本文提出的支持向量机模型中均选择该函数作为核函数。

表 1 16 机 68 节点算例测试结果

Table 1 Test results of IEEE 16 machine 68 nodes demo

核函数	信号类型								
	无噪声		5%噪声		10%噪声				
多项式核函数	C1	73	1	C1	70	4	C1	67	4
	C2	3	43	C2	6	40	C2	9	40
	准确率	96.70%		准确率	91.70%		准确率	89.20%	
径向基核函数	C1	74	2	C1	71	3	C1	66	4
	C2	2	42	C2	5	41	C2	10	40
	准确率	96.70%		准确率	93.30%		准确率	88.30%	
Sigmoid 核函数	C1	75	1	C1	73	1	C1	69	3
	C2	1	43	C2	3	43	C2	7	41
	准确率	98.30%		准确率	96.70%		准确率	91.70%	

2.2 强迫功率振荡实测事件分析

2008 年华中电网曾发生过一次持续较长时间的功率振荡, 振荡发生前电网处于正常运行状态, 当电网中某电厂经过 110 kV 线路以非正常方式并入系统, 激发了华中电网内部河南相对湖南、江西的振荡模式。整个振荡持续时间约为 2 min, 振荡起始阶段频率约为 0.7 Hz, 联络线振荡功率不断地增大。当振荡稳定后, 系统振荡频率为 0.62 Hz, 河南与湖北的区域联络线路上有 250 MW 左右的功率振荡。随后该发电厂的输电线路被切除, 华中电网振荡快速平息, 属于典型的强迫功率振荡事件。图 6 给出了功率振荡期间 PMU 实测有功功率录波图, 选取振荡发生后 1 min 内的振荡波形进行 HHT 变换后求取振荡能量最大的振荡模态的上包络线如图 7 所示, 由图 7 可以看出该包络线总体趋势符合强迫功率振荡特征, 属于上凸型曲线。

分别选取河南、湖北、湖南等省 13 处电厂和 500 kV 变电站的 PMU 录波数据进行振荡波形的区

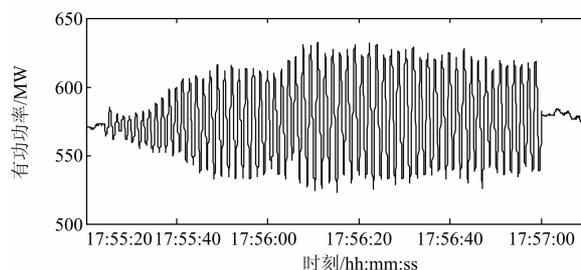


图 6 有功功率录波图(1)

Fig. 6 Active power (1)

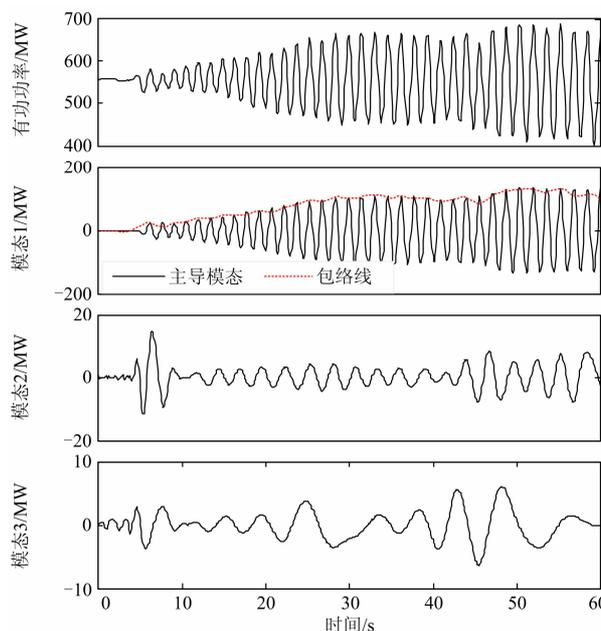


图 7 某强迫振荡有功出力变化以及振荡特征图

Fig. 7 Oscillation characteristic of the active power under forced power oscillation

分, 利用 3.1 节中训练好的支持向量机模型进行振荡类型区分得到的结果如表 2 所示。由表 2 可知: 除了有一处功率振荡曲线被辨识为负阻尼功率振荡外, 其他 12 处的振荡曲线均被辨识为强迫功率振荡, 考虑到辨识存在的一定误差, 选择主导的功率振荡类型为最后的结果, 即该振荡为强迫功率振荡, 与该事件的分析结果一致。

表 2 强迫功率振荡辨识结果表

Table 2 Identification result of the forced power oscillation

振荡类型	C1	C2	辨识结果
地点数	12	1	C1

2.3 负阻尼功率振荡实测事件分析

2005 年, 华中电网发生了较大范围的功率振荡, 整个振荡持续时间约 5 min。功率振荡的频率

约为 0.77 Hz, 在发生振荡期间, 三峡电厂及其近区部分厂站出现功率大幅波动。随后, 三峡电厂增加机组无功出力、鄂西北黄龙滩电厂开始减出力, 振荡开始逐渐衰减, 然后振荡逐渐平息。该事件属于典型的负阻尼功率振荡。其中图 8 给出了功率振荡期间 PMU 实测有功功率录波图, 其中振荡发生后 40 s 内功率振荡情况以及其经过 HHT 变换得到的主导振荡模态的上包络线如图 9 所示。由图 9 可知: 该振荡曲线的主导振荡模式的包络线呈现下凹特性, 符合负阻尼振荡特征。选取振荡区域内 20 处厂站的 PMU 进行波形的区分, 利用 3.1 节中训练好的支持向量机模型进行振荡类型区分得到的结果如表 3 所示。考虑到某些测量处线路的有功功率存在辨识误差的情况, 表 3 的辨识结果表明该功率振荡事件属于负阻尼功率振荡事件, 与上文事故分析结果一致。

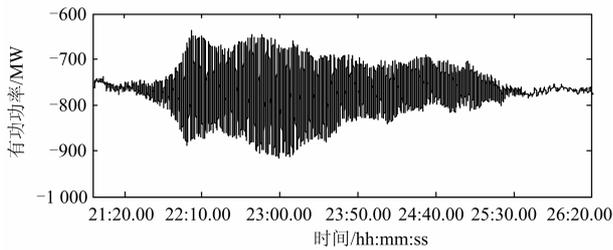


图 8 有功功率录波图 (2)

Fig. 8 Active power (2)

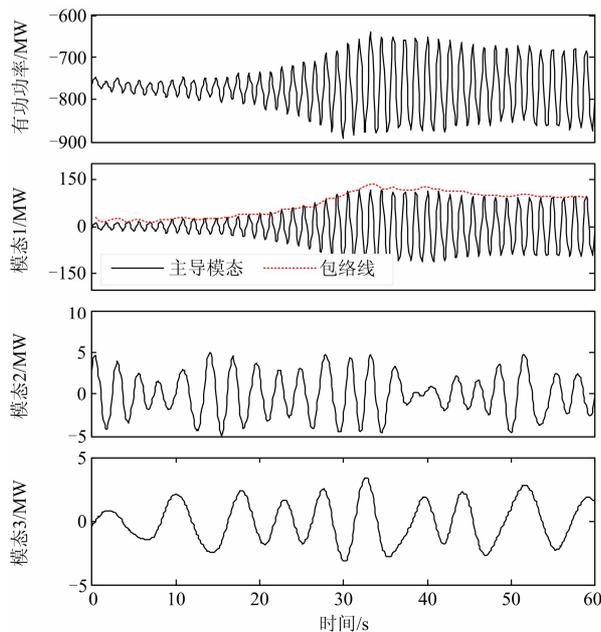


图 9 某负阻尼有功出力变化以及振荡特征图

Fig. 9 Oscillation characteristic of the active power under negative damping power oscillation

表 3 负阻尼功率振荡辨识结果表

Table 3 Identification results of the negative damping

power oscillation			
振荡类型	C1	C2	辨识结果
地点数	3	17	C2

3 结论

电力系统功率振荡可以分为: 负阻尼功率振荡和强迫功率振荡, 虽然二者的振荡形式比较接近, 但是对其采用的控制措施却完全不同, 因此, 振荡类型的区分是进行电力系统功率波动抑制的前提, 可以成为强迫功率振荡的扰动源定位提供触发信号。基于此, 本文提出了一种基于支持向量机的电力系统功率振荡类型区分方法, 研究结果表明:

1) 负阻尼功率振荡和强迫功率振荡曲线的包络线具有差异性, 可以作为功率振荡曲线类型区分的特征;

2) 电力系统的随机噪声的增加会降低振荡曲线类型区分的精度, 不过通过 WAMS 系统对同一振荡事件中不同母线处振荡曲线的同时辨识, 可以大大提高系统振荡类型的辨识精度, 从而避免对振荡事件的错误分类;

3) 不管针对仿真系统得到的振荡数据还是实际电网中的功率振荡 PMU 录波数据, 文中所提的振荡类型区分方法均可以快速准确地判别出系统功率振荡的类型, 具有较高的工程实用价值。

参考文献

[1] 陈中, 王海风. 基于“区域阻尼”的互联电网阻尼分析与控制的研究[J]. 电力系统保护与控制, 2012, 40(2): 12-16.
CHEN Zhong, WANG Haifeng. Study of analysis and control of damping based on “area-damping” in large-scale interconnected power grid[J]. Power System Protection and Control, 2012, 40(2): 12-16.

[2] 赵良, 郭强, 覃琴, 等. 特高压同步电网稳定特性分析[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(34): 47-51.
ZHAO Liang, GUO Qiang, QIN Qin, et al. Analysis on stability characteristic of UHV synchronized power grid[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(34): 47-51.

[3] 刘巨, 孙海顺, 刘子全, 等. 华中华北交流同步电网简化等值建模分析[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(6): 38-42.
LIU Ju, SUN Haishun, LIU Ziquan, et al. A simple equivalent model of central-north China power grid[J].

- Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(6): 38-42.
- [4] 刘取. 电力系统稳定性及发电机励磁控制[M]. 北京: 中国电力出版社, 2007: 136-163.
- [5] 赵洪生, 刘源, 陈伟彪, 等. 互联电力系统联络线功率波动机理及其扰动概率分析[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(14): 1-9.
ZHAO Hongsheng, LIU Yuan, CHEN Weibiao, et al. Fluctuation mechanism of tie-line active power of interconnected power system and its oscillation probability analysis[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(14): 1-9.
- [6] DEMELLO F P, CONCORDIA C. Concepts of synchronous machine stability as affected by excitation control[J]. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, 1969, 88(4): 316-328.
- [7] 耿天翔, 张竹竞, 项丽, 等. 基于起振特性的强迫振荡扰动源定位及解列方案[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(6): 98-103.
GENG Tianxiang, ZHANG Zhujing, XIANG Li, et al. A locating and splitting scheme for disturbance source of forced power oscillation based on the propagation characteristic[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(6): 98-103.
- [8] 汤涌. 电力系统强迫功率振荡的基础理论[J]. 电网技术, 2006, 30(10): 29-33.
TANG Yong. Fundamental theory of forced power oscillation in power system[J]. Power System Technology, 2006, 30(10): 29-33.
- [9] 鞠平, 刘咏飞, 王红印, 等. 电力系统的广义强迫振荡[J]. 电力自动化设备, 2014, 34(5): 1-6.
JU Ping, LIU Yongfei, WANG Hongyin, et al. General forced oscillations of power systems[J]. Electric Power Automation Equipment, 2014, 34(5): 1-6.
- [10] 赵妍, 李志民, 李天云. 电力系统低频振荡监测的 Duffing 振子可停振动系统法[J]. 电工技术学报, 2015, 30(20): 159-167.
ZHAO Yan, LI Zhimin, LI Tianyun. Duffing oscillator order stopping oscillation system method for monitoring of low-frequency oscillation in power system[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2014, 30(20): 159-167.
- [11] 竺伟, 周有庆, 谭喜意, 等. 电网侧扰动引起共振型功率振荡的机制分析[J]. 中国电机工程学报, 2009, 29(25): 37-42.
ZHU Wei, ZHOU Youqing, TAN Xiyi, et al. Mechanism analysis of resonance-type low-frequency oscillation caused by networks side disturbance[J]. Proceedings of the CSEE, 2009, 29(25): 37-42.
- [12] 杨东俊, 丁坚勇, 李继升, 等. 同步发电机非同期并网引起电力系统强迫功率振荡分析[J]. 电力系统自动化, 2011, 35(10): 99-103.
YANG Dongjun, DING Jianyong, LI Jisheng, et al. Analysis of power system forced oscillation caused by asynchronous paralleling of a synchronous generator[J]. Automation of Electric Power Systems, 2011, 35(10): 99-103.
- [13] 张亮, 张新燕, 王维庆. 基于改进多信号矩阵束算法的电力系统低频振荡识别[J]. 电力系统保护与控制, 2013, 41(13): 26-30.
ZHANG Liang, ZHANG Xinyan, WANG Weiqing. Identification of low-frequency oscillations based on improved multi-signal matrix pencil algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2013, 41(13): 26-30.
- [14] 李阳海, 黄莹, 刘巨, 等. 基于阻尼转矩分析的电力系统低频振荡源定位[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(14): 84-91.
LI Yanghai, HUANG Ying, LIU Ju, et al. Power system oscillation source location based on damping torque analysis[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(14): 84-91.
- [15] SHEVADE S K, KEERTHI S S, BHATTACHARYY C, et al. Improvements to SMO algorithm for SVM regression[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2000, 11(5): 356-362.
- [16] 凌武能, 杭乃善, 李如琦. 基于云支持向量机模型的短期风电功率预测[J]. 电力自动化设备, 2013, 33(7): 34-38.
LING Wuneng, HANG Naishan, LI Ruqi. Short-term wind power forecasting based on cloud SVM model[J]. Electric Power Automation Equipment, 2013, 33(7): 34-38.
- [17] 魏俊, 周步祥, 林楠, 等. 基于蚁群支持向量机的短期负荷预测[J]. 电力系统保护与控制, 2009, 37(4): 36-40.
WEI Jun, ZHOU Buxiang, LIN Nan, et al. Short-term load forecasting based on SVM method[J]. Power System Protection and Control, 2009, 37(4): 36-40.
- [18] 束洪春, 曹璞璘, 杨竞及, 等. 考虑互感器传变特性的输电线路暂态保护雷击干扰与线路故障识别方法[J]. 电工技术学报, 2015, 30(3): 1-12.
SHU Hongchun, CAO Pulin, YANG Jingji, et al. A method to distinguish between fault and lightning disturbance on transmission lines based on CTV secondary voltage and CT secondary current[J].

- Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(3): 1-12.
- [19] 尹金良, 朱永利, 俞国勤. 基于多分类相关向量机的变压器故障诊断新方法[J]. 电力系统保护与控制, 2013, 41(5): 77-82.
YIN Jinliang, ZHU Yongli, YU Guoqin. New transformer fault method based on multi-class relevance vector machine[J]. Power System Protection and Control, 2013, 41(5): 77-82.
- [20] 宋晓芳, 陈劲操. 基于支持向量机的动态电能质量扰动分类方法[J]. 电力自动化设备, 2006, 26(4): 39-42.
SONG Xiaofang, CHEN Jincao. Classification method of dynamic power quality disturbance based on SVM[J]. Electric Power Automation Equipment, 2006, 26(4): 39-42.
- [21] HUANG N E, SHEN S S P. Hilbert-Huang transform and its applications[M]. Singapore: World Sci, 2005.
- [22] 任志玲, 张媛媛. 基于改进的 HHT 变换和信心度的配电网故障选线[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(10): 8-13.
REN Zhiling, ZHANG Yuanyuan. Faulty line selection of distribution network based on improved Hilbert-Huang transform and identification confidence degree[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(10): 8-13.
- [23] 李文帆, 刘志刚, 孙婉璐. 基于 HHT 的电能质量检测系统研制[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(23): 123-127.
LI Wenfan, LIU Zhigang, SUN Wanlu. Development of power quality detection system based on HHT[J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(23): 123-127.
- [24] 罗日成, 李稳, 陆毅, 等. 基于 Hilbert-Huang 变换的 1000 kV 输电线路雷电绕击和反击识别方法[J]. 电工技术学报, 2015, 30(3): 232-239.
LUO Richeng, LI Wen, LU Yi, et al. Identification method of shielding failure and back striking over-voltage of 1000 kV transmission line based on Hilbert-Huang transform[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(3): 232-239.
- [25] 刘志刚, 李文帆, 孙婉璐. Hilbert-Huang 变换及其在电力系统中的应用[J]. 电力自动化设备, 2012, 32(4): 109-116.
LIU Zhigang, LI Wenfan, SUN Wanlu. Hilbert-Huang transform and its application in power system[J]. Electric Power Automation Equipment, 2012, 32(4): 109-116.
- [26] VAPNIK V. Statistical learning theory[M]. New York: Wiley, 1998.
- [27] CORTES C, VAPNIK V. Support vector network[J]. Machine Learning, 1995, 20: 273-297.

收稿日期: 2015-09-25; 修回日期: 2016-03-09

作者简介:

刘 巨(1988-), 男, 博士生, 研究方向为大电网大机组安全稳定与控制、储能与新能源并网; E-mail: liu1988wo@126.com

汪 锦(1991-), 男, 硕士研究生, 研究方向为大电网大机组安全稳定与控制; E-mail: wangjin_sgo@qq.com

姚 伟(1983-), 男, 博士, 副教授, 通信作者, 研究方向为电力系统稳定性分析与控制、柔性直流输电系统及其控制、风力发电系统非线性控制。E-mail: w.yao@hust.edu.cn

(编辑 葛艳娜)