

基于 v -SVR 的电力系统扰动后最低频率预测

薄其滨, 王晓茹, 刘克天

(西南交通大学 电气工程学院, 四川 成都 610031)

摘要: 提出了一种基于 v -支持向量回归(v -SVR)的快速预测扰动后电力系统最低频率的方法。该方法考虑了发电机的最大出力限制、旋转备用的水平及分配方式、原动机-调速器系统和负荷等对电力系统频率动态的影响。通过与 PSS/E 仿真结果进行比较可知, 使用 v -SVR 方法可以快速准确地预测扰动后电力系统频率动态及最低频率, 具有良好的泛化能力和推广性。进一步, 可将使用 v -SVR 方法所训练出的模型应用于电力系统频率的在线安全稳定评估和根据评估情况制定相应的紧急控制措施, 防止系统频率崩溃。

关键词: 电力系统; 最低频率; 频率动态; 支持向量机; 支持向量机回归; v -SVR; 广域测量系统

中图分类号: TM 712

文献标识码: A

DOI: 10.16081/j.issn.1006-6047.2015.07.013

0 引言

频率是电能质量的三大指标之一, 是反映电力系统安全稳定运行和电能质量的重要指标, 是电力系统运行的重要控制参数^[1]。频率稳定从根本上是由系统发电有功功率和负荷有功功率之间的平衡关系决定的。当系统出现有功缺额时, 系统频率将下降至低于额定值; 反之, 当系统有功功率有盈余时, 系统频率将上升至超过额定值。近年来, 世界范围内一系列电网事故的发生中都有频率崩溃的因素^[2-4], 充分说明频率崩溃的可能性仍然存在。同时, 随着大规模风电接入电网, 风电的随机性、间歇性和严重的爬坡事件使得系统频率稳定性面临更大的挑战^[5]。低频减载是国内外广泛采用的电力系统频率稳定的主要控制措施^[6-8], 但是当系统中出现较大功率缺额时, 系统频率将急剧下降, 低频减载装置可能来不及动作切除相应负荷以使系统频率回升, 导致系统频率崩溃。因此, 快速准确地预测扰动后系统的最低频率, 对系统频率稳定性进行评估, 进一步根据预测的最低频率制定自动切负荷和低频减载策略等紧急控制措施, 防止系统频率崩溃, 具有十分重要的意义。

由于电力系统呈高维非线性的特点, 系统的状态空间由一组微分代数方程组来描述, 其动态行为只能通过数值方法来求解计算, 计算量比较大, 故在线预测扰动后系统的最低频率相对困难。为了减小计算量, 提高运算速度, 有关专家对系统模型进行简化, 分别提出了系统频率响应 SFR(System Frequency Response)模型^[9]和平均系统频率 ASF(Average System Frequency)模型^[10], 其均是对系统进行单机带集中负荷等值处理, 模型结构简单, 但无法考虑系统的

网络及复杂负荷模型的影响, 对大扰动分析精度较低。文献^[11]对发电机组模型进行适当的简化, 利用直流潮流对网络进行简化模拟, 大幅降低了计算量, 提高了计算速度且具有较高的精度, 但由于直流潮流法自身的特性, 其无法考虑负荷的影响。近年来在文献^[12]的基础上, 相关学者针对利用广域测量系统对扰动后系统稳态频率的预测研究不断地深入和改进, 进行了大量的工作^[13-15], 扰动后稳态频率预测技术相对比较成熟, 但是对系统扰动后的频率动态尤其是频率最低值的在线预测的工作则相对较少。文献^[16]通过拟合实测频率数据拟合其二阶导数曲线预测系统最低频率, 但其计算精度较低, 仅在频率临近最低值时才能取得较高的精度。

在分析上述方法特点的基础上, 本文提出一种基于 v -支持向量回归 v -SVR(v -Support Vector Regression)的快速预测扰动后系统最低频率的方法。该方法考虑了发电机最大出力限制、旋转备用水平及分配方式、原动机-调速器系统以及负荷等对电力系统频率动态的影响, 同时利用支持向量机 SVM(Support Vector Machine)方法计算量小、评估速度快、自学习能力强和对系统适应能力强等优点, 可以较好地解决以往多种学习方法的过学习、非线性和局部极小等难以解决的问题。进一步, 利用广域测量系统提供的相关数据, 可将本文所提方法应用于扰动后系统最低频率的在线预测。

1 支持向量回归

支持向量机是 Vapnik 提出的一种监督机器学习方法, 被认为是最有效的机器学习方法之一^[17]。回归分析是依据有限的观测数据来寻求蕴含的回归函数。与分类问题输出为离散值相比, 回归问题输出为连续值^[18]。支持向量机理论虽然是针对分类问题提出的, 但后来应用于回归问题上也具有良好的效

收稿日期: 2014-05-26; 修回日期: 2015-02-06

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(90610026)

Project supported by the National Natural Science Foundation of China(90610026)

果。因此,本文选择使用支持向量回归对扰动后系统的最低频率进行预测。

给定一组训练数据 $(\mathbf{x}_1, y_1), \dots, (\mathbf{x}_l, y_l)$, 假设其服从某种概率分布 $P(\mathbf{x}, y) (\mathbf{x} \in \mathbf{R}^n, y \in \mathbf{R})$, 那么支持向量回归问题就是找到输入空间到输出空间的映射 $f: \mathbf{R}^n \rightarrow \mathbf{R}$, 使 $y=f(\mathbf{x})$, 即求解回归函数 $f(\mathbf{x})=\mathbf{w} \cdot \boldsymbol{\phi}(\mathbf{x}_i)+b$ (其中 $\mathbf{w}$ 为权重系数, $\boldsymbol{\phi}(\cdot)$ 为非线性映射, b 为偏置) 来拟合这些训练数据点, 使得

$$R[f]=\int c(\mathbf{x}, y, f) dP(\mathbf{x}, y) \quad (1)$$

最小。其中, c 为损失函数。

由于 $P(\mathbf{x}, y)$ 未知, 不能直接最小化 $R[f]$, 因此考虑最小化

$$E(\mathbf{w})=\frac{1}{2}(\mathbf{w} \cdot \mathbf{w})+C \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l\left|y_i-f\left(\mathbf{x}_i\right)\right|_{\varepsilon} \quad (2)$$

其中, $\left|y_i-f\left(\mathbf{x}_i\right)\right|_{\varepsilon}=\max \{0,\left|y_i-f\left(\mathbf{x}_i\right)\right|-\varepsilon\}$ 为 ε -不敏感损失函数。

利用结构风险最小化, 将上述最小化问题等价转化为最优化问题, 即:

$$\left\{\begin{array}{l} \min _{\mathbf{w}, \xi_i, \xi_i^*, b} \frac{1}{2}(\mathbf{w} \cdot \mathbf{w})+C \frac{1}{l} \sum_{i=1}^l\left(\xi_i+\xi_i^*\right) \\ \text { s.t. } \quad\left(\mathbf{w} \cdot \boldsymbol{\phi}\left(\mathbf{x}_i\right)+b\right)-y_i \leq \varepsilon+\xi_i \\ y_i-\left(\mathbf{w} \cdot \boldsymbol{\phi}\left(\mathbf{x}_i\right)+b\right) \leq \varepsilon+\xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0 \end{array}\right. \quad (3)$$

其中, C 为惩罚因子; ξ_i 与 ξ_i^* 为松弛变量。

由于 ε -SVR 模型中, 需根据经验确定参数 ε , 在实际应用中存在困难。故本文选用 v -SVR 作为预测模型, 引入非负参数 v , 避免事先确定 ε 的困难, 提高模型参数的精确度。式(3)转化为下面最小化问题:

$$\left\{\begin{array}{l} \min _{\mathbf{w}, \xi_i, \xi_i^*, b} \frac{1}{2}(\mathbf{w} \cdot \mathbf{w})+C\left[v \varepsilon+\frac{1}{l} \sum_{i=1}^l\left(\xi_i+\xi_i^*\right)\right] \\ \text { s.t. } \quad\left(\mathbf{w} \cdot \boldsymbol{\phi}\left(\mathbf{x}_i\right)+b\right)-y_i \leq \varepsilon+\xi_i \\ y_i-\left(\mathbf{w} \cdot \boldsymbol{\phi}\left(\mathbf{x}_i\right)+b\right) \leq \varepsilon+\xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0, \varepsilon \geq 0 \end{array}\right. \quad (4)$$

构建拉格朗日函数:

$$\begin{aligned} L(\mathbf{w}, b, \xi_i, \xi_i^*, \varepsilon)= & \frac{1}{2}\|\mathbf{w}\|^2+C v \varepsilon+\frac{C}{l} \sum_{i=1}^l\left(\xi_i+\xi_i^*\right)- \\ & \sum_{i=1}^l \alpha_i\left(\varepsilon+\xi_i-\mathbf{w} \cdot \boldsymbol{\phi}\left(\mathbf{x}_i\right)-b+y_i\right)- \\ & \sum_{i=1}^l \alpha_i^*\left(\varepsilon+\xi_i^*+\mathbf{w} \cdot \boldsymbol{\phi}\left(\mathbf{x}_i\right)+b-y_i\right)- \\ & \sum_{i=1}^l\left(d_i \xi_i+d_i^* \xi_i^*\right)-h \varepsilon \end{aligned} \quad (5)$$

其中, $\alpha_i, \alpha_i^*, d_i, d_i^*, h>0$ 为建立拉格朗日函数引入的乘积因子。

函数 L 在鞍点处, 即偏导等于零处存在最小值。

由 $\frac{\partial L}{\partial \mathbf{w}}=0, \frac{\partial L}{\partial b}=0, \frac{\partial L}{\partial \xi_i}=0, \frac{\partial L}{\partial \xi_i^*}=0$, 可以得到:

$$\left\{\begin{array}{l} \sum_{i=1}^l\left(\alpha_i-\alpha_i^*\right) \boldsymbol{\phi}\left(\mathbf{x}_i\right)=\mathbf{w}, \quad \sum_{i=1}^l\left(\alpha_i-\alpha_i^*\right)=0 \\ \frac{C}{l}-\alpha_i-d_i=0, \quad \frac{C}{l}-\alpha_i^*-d_i^*=0 \\ C v-\sum_{i=1}^l\left(\alpha_i-\alpha_i^*\right)-h=0 \end{array}\right. \quad (6)$$

考虑 KKT 边界条件和对偶问题, v -SVR 问题转化为下面形式:

$$\begin{aligned} \max \sum_{i=1}^l\left(\alpha_i-\alpha_i^*\right) y_i-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l\left(\alpha_i-\alpha_i^*\right)\left(\alpha_j-\alpha_j^*\right) \quad (7) \\ \left\{\begin{array}{l} \sum_{i=1}^l\left(\alpha_i-\alpha_i^*\right)=0, \quad \sum_{i=1}^l\left(\alpha_i+\alpha_i^*\right) \leq C v \\ 0 \leq \alpha_i \leq \frac{C}{l}, \quad 0 \leq \alpha_i^* \leq \frac{C}{l} \end{array}\right. \end{aligned}$$

由上式可见, 在对偶问题中, 不再需要 ε 的值。估计函数变为:

$$f(\mathbf{x})=\sum_{i=1}^l\left(\alpha_i^*-\alpha_i\right) K\left(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}\right)+b \quad (8)$$

其中, $K\left(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}\right)$ 为核函数; b 可由 KKT 边界条件求得。

由文献[19]知, 参数 v 可控制模型的预测误差, 可通过求解合适的 v 来优化预测模型, 提高精确度。

不同形式的核函数将形成输入空间不同类型的非线性决策面的支持向量机。目前经常使用的主要是以下 4 类核函数: 线性核函数 $K\left(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i\right)=\mathbf{x} \cdot \mathbf{x}_i$; 多层感知器核函数 $K\left(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i\right)=\tanh \left(v\left(\mathbf{x} \cdot \mathbf{x}_i\right)+c\right)$; 多项式核函数 $K\left(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i\right)=\left[\left(\mathbf{x} \cdot \mathbf{x}_i\right)+1\right]^q$; 径向基 RBF (Radial Basis Function) 核函数 $K\left(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i\right)=\exp \left[-\left\|\mathbf{x}-\mathbf{x}_i\right\|^2 /\left(2 \sigma^2\right)\right]$ 。其中 RBF 核函数具有较好的插值能力和局部性, 得到了广泛使用, 而系统扰动后的频率动态需要较好地跟踪数据变化, 故本文用 v -SVR 进行预测时, 选择使用 RBF 核函数。

2 扰动后最低频率预测模型的构建

2.1 系统惯性中心频率

电力系统中频率具有时空分布特性^[20], 但是在动态过程中系统中各节点的频率总是围绕系统惯性中心的频率上下波动, 如图 1 所示。只有当系统处于

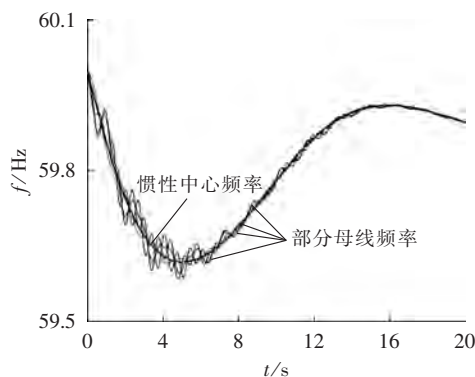


图 1 某实际系统频率动态

Fig.1 Frequency dynamic of an actual power system

稳态时,频率才是一个各节点处的值都相等的全局参数,但是这个稳态几乎很难出现^[16]。因此,仅测量本地频率信息,很难得到一个代表系统全局状态的量。电力系统动态频率指动态过程中系统惯性中心的频率^[21],通常使用系统惯性中心的频率来表示系统的频率,系统惯性中心频率定义如下^[22]:

$$\omega_{\text{sys}} = \sum_{i=1}^n (H_i \omega_i) / \sum_{i=1}^n H_i \quad (9)$$

其中, ω_{sys} 为系统惯性中心频率; H_i 、 ω_i 分别为第 i 台发电机的惯性时间常数和角频率; n 为系统中并网发电机的数量。

目前国内外低频减载和自动切负荷技术的整定方案^[15-16]及我国《电力系统自动低频减载减负荷技术规定》^[23]中,通常都以系统惯性中心频率来表示系统频率。本文算法主要是用离线仿真所产生的样本训练 v -SVR 模型,基于 v -SVR 模型和广域测量系统获取的扰动前后瞬间相关数据对扰动后电力系统惯性中心频率进行预测,以期在线预测扰动后系统频率动态,用于指导低频减载和自动切负荷等措施的制定。

2.2 输入特征选择

影响扰动后系统最低频率的因素很多,为了提高基于 v -SVR 模型预测系统扰动后最低频率的效率与准确性,需要综合考虑影响系统最低频率的因素,进行模型输入特征的选择。

发电机转子运动方程可表示为^[24]:

$$2H\dot{\omega} = P_m - P_e - D\omega \quad (10)$$

由式(9)和式(10),可以得到多机系统频率动态方程为:

$$2H_{\text{sys}}\dot{\omega}_{\text{col}} = \sum_{i=1}^n P_{mi} - \sum_{i=1}^n P_{ei} - \sum_{i=1}^n D\omega_i \quad (11)$$

其中, H_{sys} 为系统中各发电机惯性之和; ω_{col} 为系统惯性中心频率; P_{mi} 、 P_{ei} 分别为第 i 台发电机的机械功率和电磁功率; D 为发电机的阻尼; n 为系统中并网发电机的数量。

由多机系统的频率动态方程式(11)可以看出,在系统中影响系统频率动态的变量主要为各发电机的有功出力 P_{Gi} 及扰动后瞬间系统的功率缺额 ΔP 。

在进行频率动态的分析中,需要考虑发电机最大出力限制和有效旋转备用的容量及备用的不同分配方式对电力系统频率动态的影响,增加输入特征变量:

$$P_{ri} = P_{\text{max}i} - P_{Gi} \quad i=1, 2, \dots, n \quad (12)$$

为了考虑扰动在系统中各台发电机上的响应情况及其对系统惯性中心的影响,增加输入特征变量:

$$f_i = \frac{P_{mi}(0^+) - P_{ei}(0^+)}{2H_i} - \frac{\sum_{i=1}^n P_{mi}(0^+) - \sum_{i=1}^n P_{ei}(0^+)}{2H_{\text{sys}}} \quad (13)$$

由于扰动后各发电机的机械功率初值 $P_{mi}(0^+)$ 不能通过广域测量系统获取,故使用扰动前瞬间各发电

机的电磁功率 $P_{ei}(0^-)$ 作为扰动后各发电机的机械功率初值。即 f_i 表达式变为:

$$f_i = \frac{P_{ei}(0^-) - P_{ei}(0^+)}{2H_i} - \frac{\sum_{i=1}^n P_{ei}(0^-) - \sum_{i=1}^n P_{ei}(0^+)}{2H_{\text{sys}}} \quad (14)$$

综上,考虑对扰动后系统频率动态的各种影响的变量,选取基于 v -SVR 模型的特征变量如下:扰动后瞬间各发电机的有功出力 P_{Gi} 、各发电机的旋转备用容量 P_n 、功率缺额 ΔP 和各发电机响应对系统惯性中心的影响 f_i 。

2.3 预测模型构建

基于 v -SVR 的扰动后电力系统最低频率预测模型主要分为两大模块: v -SVR 模型的离线预测模块和扰动后最低频率的在线预测模块。离线预测模块的主要功能是离线获取训练好的 v -SVR 模型,以便为在线应用提供模型。其主要是通过对系统事先设定的各种故障进行暂态时域仿真分析,得到所需样本并提取 v -SVR 预测所需特征变量;进一步,对数据进行归一化预处理,以便使用 v -SVR 模型对其进行训练及测试使用;然后将处理后的样本数据分为训练样本数据和测试样本数据,并对训练样本数据使用 v -SVR 模型进行训练,采用基于粒子迁徙和变异的粒子群优化(MVPSO)算法搜索最佳的 v -SVR 模型参数^[25],以提高 v -SVR 的预测精度和推广泛化性,建立扰动后系统动态频率预测的支持向量回归机模型。扰动后最低频率的在线预测模块的主要功能是在线获取广域测量系统提供的扰动后最低频率预测所需数据,并对数据进行预处理以便进行特征提取时使用;利用预处理后的广域测量数据,生成进行 v -SVR 预测所需的特征量并输入已经离线训练好的 v -SVR 模型(当系统因建设等出现更新时,需对其进行重新训练得到适合新系统的 v -SVR 模型),对扰动后电力系统最低频率进行在线预测,并输出预测结果。扰动后系统最低频率预测模型实现框图如图 2 所示。

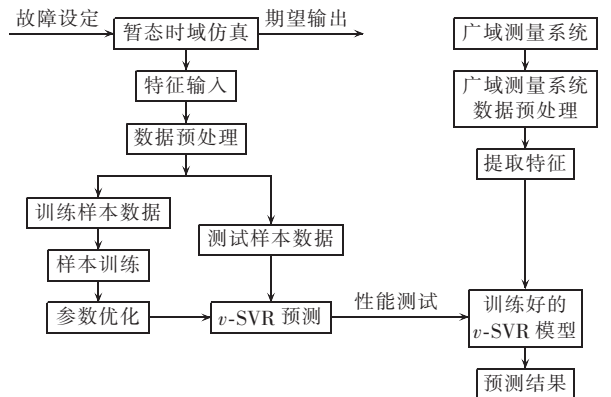


图 2 系统频率预测流程框图

Fig.2 Schematic diagram of system frequency prediction

3 算例分析

影响扰动后系统最低频率的因素很多,为了验证本文所提算法的可行性,分别在新英格兰 10 机 39 母线系统和中国某实际电网上进行了训练与测试。

仿真软件为 PSS/E,其中发电机采用 GENROU 模型,励磁系统采用 ESDC1A 模型,汽轮机-调速器和水轮机-调速器分别采用 IEEE1 模型和 IEEE3 模型。

3.1 新英格兰 10 机 39 母线测试系统

3.1.1 测试系统概述

新英格兰 10 机 39 母线测试系统是一个简化系统,用于代表美国新英格兰州一个 345 kV 的电力网络^[26]。该系统由 10 台发电机、39 条母线、12 台变压器和 34 条线路组成,其中 1 号发电机是代表与该电力网络相连接的加拿大部分的电网的一个等值发电机,惯性时间常数很大,为了使系统频率变化更加适用于该仿真,将其惯性时间常数设置为 $H=50$ s,其余不变。基准功率和基准电压分别为 $100 \text{ MV}\cdot\text{A}$ 和 345 kV 。

3.1.2 样本获取及模型训练

在不同负荷水平下,相应改变系统中各台发电机的有功出力,其中发电机出力增长方式可按惯性分配旋转备用、按机组最大出力限制分配旋转备用和其他分配方式等;在同一负荷水平,同一发电机出力增长方式下,负荷模型采用动态模型与静态模型(分别设置不同比例的动态负荷与 ZIP 负荷)组合方式。其中负荷水平分别设置为 50%、50.25%、50.5%、…、110% 等 25 种情况。仿真在某一工况下,分别切除 1 台发电机,观察系统频率响应情况。

仿真生成 2500 个样本,随机选取 1750 个样本进行训练,剩余 750 个样本用于测试。

3.1.3 结果分析

利用 3.1.2 节样本获取中所描述的样本获取方法,将仿真生成的 2500 个样本进行处理,按照 2.2 节输入特征选择中所选择的 v -SVR 训练的输入及输出特征量,处理仿真数据,形成用于支持向量回归机训练与测试的样本数据。利用图 2 中离线预测模块中的过程进行训练与回归预测,使用 MPPSO 算法搜索最佳 v -SVR 模型参数,建立预测扰动后系统动态频率的 v -SVR 模型。其中所建立的 v -SVR 模型参数如下:惩罚因子 $C=128$,RBF 核函数参数 $\sigma=0.083$,参数 $v=0.265$ 。

对测试样本中进行动态仿真得到的扰动后系统最低频率及利用所训练的 v -SVR 模型得到的扰动后系统最低频率进行比较分析。计算分析分别切除各台发电机后,系统最低频率时域仿真值与基于确 v -SVR

模型进行预测所得预测值的绝对误差和扰动后 60 s 时间内两曲线的均方根误差,分别如图 3、图 4 所示。

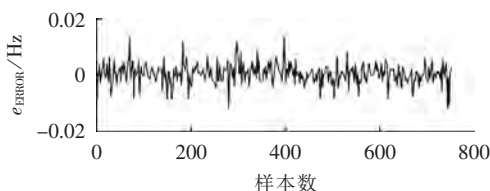


图 3 测试样本绝对误差

Fig.3 Absolute error of test samples

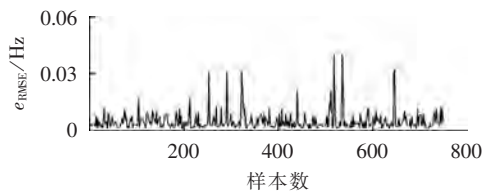


图 4 测试样本均方根误差

Fig.4 Root-mean-square error of test samples

其中,绝对误差 e_{ERROR} 和均方根误差 e_{RMSE} 的计算方式如下:

$$e_{\text{ERROR}} = \min(f_{\text{tr}}) - \min(f_{\text{pr}}) \quad (15)$$

$$e_{\text{RMSE}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (f_{\text{tr}} - f_{\text{pr}})^2} \quad (16)$$

其中, f_{tr} 为系统频率时域仿真值; f_{pr} 为系统频率的 v -SVR 模型预测值; i 为样本在扰动后 60 s 内采样编号; N 为采样总数。

通过对比分析,发现两者间的绝对误差很小(在 $\pm 0.014 \text{ Hz}$ 之间),均方根误差也很小(小于 0.05 Hz),可以满足工程使用需要。随机抽取某扰动后系统频率时域仿真值与基于 v -SVR 模型的预测值曲线进行比较,如图 5 所示,可见系统频率仿真值与预测值曲线吻合度较高。上述分析表明使用该系统所训练的 v -SVR 模型对扰动后系统的频率动态可以进行比较准确的预测。

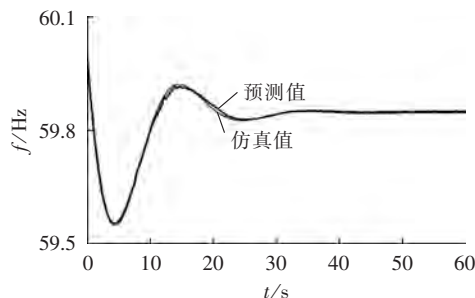


图 5 负荷水平 60%、切除 9 号发电机时的系统频率曲线

Fig.5 System frequency curve after trip of generator No.9 with 60% load level

3.2 中国某实际电网系统

3.2.1 系统概述

该实际系统由 18 台发电机、124 条母线、104 台变压器和 77 条线路组成。该系统的总装机容量为

2086 MW,基准功率为 100 MV·A。

3.2.2 样本获取及模型训练

样本的获取中仿真条件设置及仿真样本的生成方法,与 3.1.2 节中所描述的方法一致。仿真生成 4500 个样本,随机选取 3150 个进行训练,剩余 1350 个样本用于测试。

3.2.3 结果分析

该算例中训练及测试样本获取、 v -SVR 模型参数的搜索方法和对 v -SVR 模型有效性进行验证的方法与 3.1.3 节中所述一致。其中 v -SVR 模型参数如下:惩罚因子 $C=254$,RBF 核函数参数 $\sigma=0.128$,参数 $v=0.475$ 。分别切除各台发电机后,系统最低频率时域仿真值与基于 v -SVR 模型进行预测所得预测值的绝对误差和扰动后 60 s 时间内两曲线的均方根误差,分别如图 6、图 7 所示。

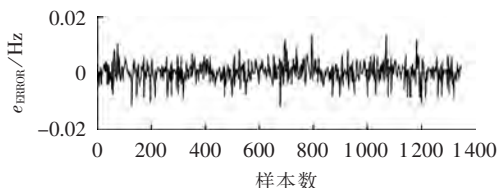


图 6 测试样本绝对误差

Fig.6 Absolute error of test samples

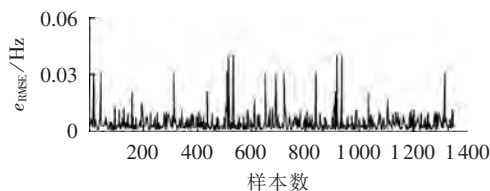


图 7 测试样本均方根误差

Fig.7 Root-mean-square error of test samples

通过对比分析,发现两者间的绝对误差很小(在 ± 0.016 Hz 之间),均方根误差也很小(小于 0.05 Hz),可以满足工程使用需要。随机抽取某运行方式下扰动后系统频率时域仿真值与基于 v -SVR 模型的预测值曲线进行比较,如图 8 所示,系统频率仿真值与预测值曲线吻合度较高。上述分析表明该预测模型对扰动后系统的频率动态可以进行比较准确的预测。

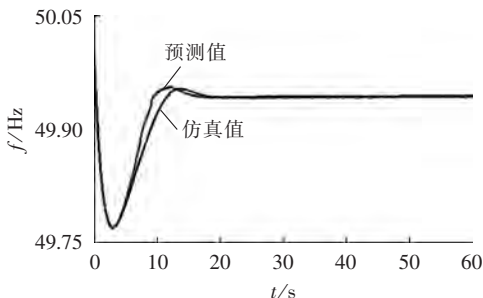


图 8 切除 9 号发电机时,系统频率曲线

Fig.8 System frequency curve after trip of generator No.9

4 结论

将基于 v -SVR 的方法应用于扰动后电力系统频率动态的预测,可以快速准确地对系统频率动态及最低频率进行预测,且具有良好的泛化性和推广性。与传统的电力系统动态频率响应计算方法相比,该方法能够考虑发电机的最大出力限制、旋转备用的水平及分配方式、原动机-调速器系统和负荷等对电力系统频率动态的影响;同时,支持向量机具有良好的学习性能和泛化能力,不受维数、样本容量和非线性的限制。使用训练好的 v -SVR 模型对扰动后电力系统最低频率进行预测,大幅降低了计算量,提高了计算速度和精度,对系统适应能力强。进一步,可将该方法应用于频率安全稳定的在线评估,并根据评估结果制定相应的电力系统频率稳定紧急控制策略,防止系统发生频率崩溃事件。

参考文献:

- [1] 高翔,严正,李瑞超,等. 现代电网频率控制应用技术[M]. 北京:中国电力出版社,2010:3-12.
- [2] 王梅义. 大电网事故分析与技术应用[M]. 北京:中国电力出版社,2008:146-157.
- [3] UNION for the Coordination of Electricity Transmission(UCTE). Interim report of the investigation committee on the 28 September 2003 blackout in Italy[EB/OL]. (2003-10-23). https://www.entsoe.eu/fileadmin/user_upload/_library/publications/ce/otherreports/20040427_UCTE_IC_Final_report.pdf.
- [4] 林伟芳,汤涌,孙华东,等. 巴西“2.4”大停电事故及对电网安全稳定运行的启示[J]. 电力系统自动化,2011,35(9):1-5.
LIN Weifang,TANG Yong,SUN Huadong,et al. Blackout in Brazil Power Grid on February 4,2011 and inspirations for the stable operation of power grid[J]. Automation of Electric Power Systems,2011,35(9):1-5.
- [5] 蒋欣,陈红坤,向铁元,等. 考虑调峰特性的电网风电接入能力分析[J]. 电力自动化设备,2014,34(12):13-18,25.
JIANG Xin,CHEN Hongkun,XIANG Tiejuan,et al. Wind power penetration capacity considering peak regulation characteristics [J]. Electric Power Automation Equipment,2014,34(12):13-18,25.
- [6] 宋兆欧,刘俊勇,刘友波,等. 计及动态修正的自适应广域低频减载[J]. 电力自动化设备,2014,34(4):95-100,119.
SONG Zhaoou,LIU Junyong,LIU Youbo,et al. WAMS-based adaptive UFLS considering dynamic correction[J]. Electric Power Automation Equipment,2014,34(4):95-100,119.
- [7] 熊小伏,李东晋. 基于在线负荷检测的变电站低频减载方案[J]. 电力自动化设备,2011,31(9):32-35.
XIONG Xiaofu,LI Dongjin. Under-frequency load shedding based on online load detection for electric substations [J]. Electric Power Automation Equipment,2011,31(9):32-35.
- [8] HONG Y Y,WEI S F. Multiobjective underfrequency load shedding in an autonomous system using hierarchical genetic algorithms[J]. IEEE Transactions on Power Delivery,2010,25(3):1355-1362.
- [9] ANDERSON P M,MIRHEYDAR M. A low-order system frequency response model[J]. IEEE Transactions on Power Systems,1990,5(3):720-729.

- [10] CHAN M L,DUNLOP R D,SCHWEPPE F. Dynamic equivalents for average system frequency behavior following major disturbances[J]. IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems, 1972,91(4):1637-1642.
- [11] 李常刚,刘玉田,张恒旭,等. 基于直流潮流的电力系统频率响应分析方法[J]. 中国电机工程学报,2009,29(34):36-41.
LI Changgang,LIU Yutian,ZHANG Hengxu,et al. Power system frequency response analysis based on the direct current load flow[J]. Proceedings of the CSEE,2009,29(34):36-41.
- [12] LARSSON M. An adaptive predictive approach to emergency frequency control in electric power systems[C]//Proceedings of the 44th IEEE Conference on Decision and Control and the European Control Conference 2005. Seville,Spain:IEEE,2005:4434-4439.
- [13] THORP J S,WANG X R,HOPKINSON K M,et al. Agent technology applied to the protection of power systems. Autonomous systems and intelligent agents in power system control and operation[M]. Berlin,Germany:Springer,2003:115-154.
- [14] 王晓茹,阮铮,刘克天. 电力系统扰动后稳态频率预测直接法改进[J]. 电力系统及其自动化学报,2010,22(4):1-5.
WANG Xiaoru,RUAN Zheng,LIU Ketian. Improvement of direct predictive algorithm of power system steady frequency after disturbances[J]. Proceedings of the CSU-EPSA,2010,22(4):1-5.
- [15] 张薇,王晓茹,廖国栋. 基于广域量测数据的电力系统自动切负荷紧急控制算法[J]. 电网技术,2009,33(3):69-73.
ZHANG Wei,WANG Xiaoru,LIAO Guodong. Automatic load shedding emergency control algorithm of power system based on wide-area measurement data[J]. Power System Technology, 2009,33(3):69-73.
- [16] RUDEZ U,MIHALIC R. Forecast of the system frequency response for underfrequency load shedding[C]//2011 IEEE Power-Tech. Trondheim,Norway:IEEE,2011:1-6.
- [17] 杨志民,刘广利. 不确定性支持向量机——算法及应用[M]. 北京:科学出版社,2012:50-102.
- [18] 陈永义,熊秋芬. 支持向量机方法应用教程[M]. 北京:气象出版社,2011:31-92.
- [19] SCHÖLKOPF B,SMOLA A J,WILLIAMSON R C,et al. New support vector algorithms[J]. Neural Computation,2000,12(5):1207-1245.
- [20] 张恒旭,刘玉田. 电力系统动态频率响应时空分布特征量化描述[J]. 中国电机工程学报,2009,29(7):64-70.
ZHANG Hengxu,LIU Yutian. Quantitative description of space-time distribution features of dynamic frequency responses[J]. Proceedings of the CSEE,2009,29(7):64-70.
- [21] 韩英铎,闵勇,何学农,等. 电力系统动态频率的新概念和新算法[J]. 电力系统自动化,1993,17(10):5-9.
HAN Yingduo,MIN Yong,HE Xuenong,et al. A new concept and algorithm for dynamic frequency in power systems [J]. Automation of Electric Power Systems,1993,17(10):5-9.
- [22] 倪以信. 动态电力系统的理论和分析[M]. 北京:清华大学出版社,2002:190.
- [23] 王梅义,印永华. DL/T428—1991 电力系统自动低频减负荷技术规定[S]. 北京:中华人民共和国能源部,1991.
- [24] KUNDUR P. Power system stability and control[M]. 影印版. 北京:中国电力出版社,2001:128-135.
- [25] 漆祖芳,姜清辉,周创兵,等. 基于 v -SVR和MVPPO算法的边坡位移反分析方法及其应用[J]. 岩石力学与工程学报,2013,32(6):1185-1196.
QI Zufang,JIANG Qinghui,ZHOU Chuangbing,et al. A new slope displacement back analysis method based on v -SVR and MVPPO algorithm and its application[J]. Chinese Journal of Rock Mechanics and Engineering,2013,32(6):1185-1196.
- [26] PAI M A. Energy function analysis for power system stability [M]. Boston,USA:Kluwer Academic Publishers,1989:223-227.

作者简介:



薄其滨

薄其滨(1988—),男,山东东营人,硕士研究生,研究方向为电力系统稳定与控制(E-mail:boqibin1026@163.com);

王晓茹(1962—),女,重庆人,教授,博士研究生导师,博士,研究方向为电力系统保护和安全稳定控制;

刘克天(1980—),男,辽宁沈阳人,博士,研究方向为电力系统频率稳定与控制。

Minimum frequency prediction based on v -SVR for post-disturbance power system

BO Qibin,WANG Xiaoru,LIU Ketian

(School of Electrical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

Abstract: A method of rapid minimum frequency prediction based on v -SVR(v -Support Vector Regression) is presented for the post-disturbance power system, which considers several influencing factors on the frequency dynamic of power systems, such as the maximum output limit of generator, the level and distribution of spinning reserve, the turbine-governor system and load, etc. Compared with the PSS/E simulation, the proposed method can predict the frequency dynamic and the minimum frequency of power system after disturbance more quickly and accurately, with better generalization ability and practicability. Furthermore, the model trained by the v -SVR method can be applied to the online assessment of power system frequency security and stability, based on which, the appropriate emergency control measures are set to prevent the collapse of power system frequency.

Key words: electric power systems; minimum frequency; frequency dynamic; support vector machines; support vector regression; v -SVR; wide area measurement system