

DOI: 10.13234/j.issn.2095-2805.2024.6.139

中图分类号: TM7

文献标志码: A

基于偏最小二乘回归的低压微电网虚拟阻抗预测研究

乔金朋

(安徽理工大学电气与信息工程学院, 淮南 232001)

摘要: 针对孤岛微电网在采用基于虚拟阻抗的改进下垂控制时由于虚拟阻抗为固定值, 当线路阻抗发生变化时仍存在无功功率不能精确分配和无功环流的问题, 提出 1 种基于偏最小二乘回归的虚拟阻抗预测模型, 采用线路阻抗值和补偿前系统阻抗值来预测虚拟阻抗值, 实现自适应虚拟阻抗, 从而克服基于虚拟阻抗的改进下垂控制存在的问题。该模型无需检测实时功率值和环流值, 也无需借助通信网络。通过与神经网络模型的预测结果进行对比, 证明了所提偏最小二乘回归虚拟阻抗预测模型的预测准确性优于神经网络模型。最后在 MATLAB/Simulink 下搭建微电网仿真系统对自适应虚拟阻抗进行仿真验证, 仿真结果证明了所提模型的优越性。

关键词: 微电网; 虚拟阻抗; 多重相关性; 偏最小二乘回归

Research on Prediction of Virtual Impedance in Low-voltage Microgrid Based on Partial Least Squares Regression

QIAO Jinpeng

(College of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Science & Technology,
Huainan 232001, China)

Abstract: When the improved droop control based on virtual impedance is adopted in island microgrid, the problem of inaccurate distribution of reactive power and reactive power circulation will still occur with the changing line impedance due to the fixed value of virtual impedance. To solve this problem, a virtual impedance prediction model based on partial least squares regression (PLSR) is proposed, which uses the line impedance value and the system impedance value before compensation to predict the virtual impedance value and realizes the adaptive virtual impedance, thus overcoming the problem in the improved droop control based on virtual impedance. There is no need to detect the real-time power value and circulation value, and the use of communication network is not required. Furthermore, from a comparison with the prediction results obtained by neural network models, it is proved that the prediction accuracy of the virtual impedance prediction model based on PLSR is better. At last, a simulation system of microgrid is constructed in MATLAB/Simulink to verify the adaptive virtual impedance, and simulation results show the superiority of the proposed model.

Keywords: Microgrid; virtual impedance; multi-correlation; partial least squares regression (PLSR)

随着风电、光伏等新能源的快速发展, 分布式电源 DG(distributed generation)以微电网的形式得到了广泛应用^[1-2]。低压微电网以孤岛模式运行时,

通常采用有功/频率、无功/电压的下垂控制策略。当各 DG 的线路阻抗不一致时, 会导致无功功率不能按逆变器容量比例分配和无功环流问题, 影响微电网系统的电能质量和稳定性。因此, 无功功率的合理分配和环流抑制问题成为微电网研究的热点之一。

收稿日期: 2021-08-04; 修回日期: 2021-09-23, 2021-10-21,
2021-10-27; 录用日期: 2021-10-31; 网络首发日期: 2022-02-14

文献[3-5]采用基于虚拟阻抗的改进下垂控制,有效改善了因线路阻抗不匹配造成的无功功率分配不平衡问题,但虚拟阻抗均采用固定值,当线路阻抗发生改变时无法有效补偿,仍存在无功功率分配不平衡和无功环流问题;文献[6]提出自适应虚拟阻抗方法,将坐标旋转的环流构成虚拟阻抗,并通过 PI 控制使线路等效阻抗值趋于相等,实现了功率均衡分配,但需要实时采集环流且环流值计算复杂;文献[7]将实时无功功率与设定无功功率的差值构成虚拟阻抗,并通过积分器调整虚拟阻抗值,不仅补偿了电压降落,还实现了无功功率均分,但需要实时采集无功功率值并依靠通信线路,实时性不高;文献[8-9]均用动态调整下垂系数的方法,从而使功率均衡分配,但下垂系数的改变会降低系统稳定性,且文献[8]的动态下垂系数计算复杂,不易实现;文献[9]方法在大功率场合时,电压和频率容易超出其限幅范围。在上述改进方法中,对于同样的功率分配误差时,相较于固定值虚拟阻抗法和动态下垂系数法,自适应虚拟阻抗改进策略拥有更高的系统稳定性。

随着机器学习、深度学习算法在诸多领域的广泛应用,出现了多种基于机器学习和深度学习的预测模型,其中时间序列、回归分析、神经网络是目前较为主流的预测算法。时间序列预测算法可以从时间序列中找出变量变化的特征、趋势及发展规律,从而对变量的未来变化进行有效预测^[10-11]。多元线性回归是对变量间的相关性进行定量分析的方法,多用于多输入、单输出回归分析,在样本个数与自变量个数相对较少情况下一般选择最小二乘法、向前选择变量法、逐步回归法,但在进行回归分析时会出现多重共线性现象,导致伪回归^[12]。偏最小二乘回归 PLSR(partial least squares regression)是 1 种多对多线性回归建模方法,尤其是当 2 组变量数量较多且均存在多重相关性,而观测数据的数量又较少时,用 PLSR 建立的模型具有传统的经典回归分析等方法所没有的优点^[13-14]。偏最小二乘回归分析具有主成分分析、典型相关分析和线性回归分析等特点^[15-16],在数据分析中不仅可以建立

1 个更为合理的回归模型,还可以同时进行一些类似于主成分分析和典型相关分析的研究内容,可提供更为丰富和深入的信息。反向传播 BP(back propagation)神经网络是 1 种具有 3 层结构的前馈神经网络,在训练过程中利用梯度下降法更新权值,直到网络输出误差小于预先设定的阈值,或进行到预先设定的学习次数为止,具有很强的非线性映射能力和泛化能力^[17-18]。与 BP 神经网络相比,径向基函数 RBF(radial basis function)神经网络具有训练时间更短、不存在局部极小值等优点,并且仅有 1 个隐含层,因此通过调整隐含层神经元的个数即可提高预测精度^[19-20]。

为了解决采用固定值虚拟阻抗改进下垂控制存在的问题,本文结合机器学习的预测算法,提出 1 种基于偏最小二乘回归的虚拟阻抗预测模型,实现了自适应虚拟阻抗。该模型具有运算速度快、模型简单、无需通信链路、无需采集环流值和功率值、不影响系统稳定性的优点。

1 基于虚拟阻抗的微电网下垂控制

1.1 下垂控制和逆变器数学模型

微电网结构如图 1 所示,其基本结构包括: DG 和公共连接点 PCC(point of common coupling)。

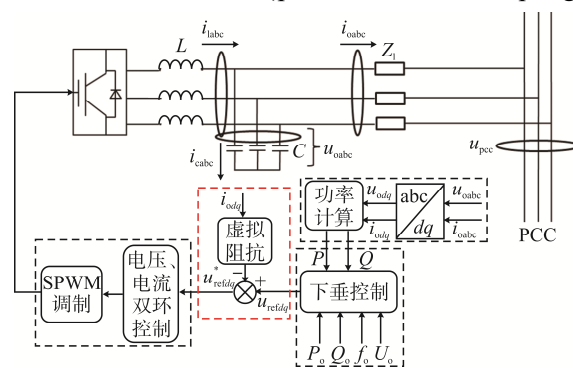


图 1 微电网结构

Fig. 1 Microgrid structure

各 DG 单元在孤岛运行模式时通常采用基于虚拟阻抗的改进下垂控制策略^[21-23],其下垂控制方程为

$$\begin{cases} f = f_0 - m(P - P_0) \\ U = U_0 - n(Q - Q_0) \end{cases} \quad (1)$$

(1) 采用虚拟阻抗后使系统阻抗 $G_z(s)$ 在基波频率 ω_b 处近似为感性, 并尽量使其在多次谐波频率处呈阻性, 这样不但可以满足功率近似解耦的要求, 而且能有效抑制逆变器输出电流的多次谐波。同时, 功率近似解耦的阻感比应小于 0.83, 即系统阻抗在基波频率处的相位角满足 $\angle G_z(j\omega_b) > 50^\circ$ [24]。

(2) 为了抑制逆变器间的无功环流, 改善逆变器间的无功功率分配精度, 需要使逆变器 1 和 2 的系统阻抗 $G_{z_1}(s)$ 和 $G_{z_2}(s)$ 在基波频率 ω_b 处的幅值与设计容量呈反比例关系, 即逆变器系统阻抗在基波频率处的幅值与其对应的下垂系数 n_1 和 n_2 呈正比例关系。

综上所述, 对于 2 台采用下垂控制的电压源型逆变器, 两者在基波频率处的系统阻抗幅值和相位角应满足

$$\begin{cases} \left| \frac{G_{z_1}(j\omega_b) > 50^\circ}{G_{z_2}(j\omega_b) > 50^\circ} \right| \approx \frac{n_1}{n_2} \\ \angle G_{z_1}(j\omega_b) \approx \angle G_{z_2}(j\omega_b) > 50^\circ \end{cases} \quad (5)$$

本文假设 2 台并联运行的逆变器具有相同容量和不同容量 2 种情形。在相同容量时, 逆变器 1 和逆变器 2 的容量比为 1:1。为了使得采用虚拟阻抗补偿后的逆变器系统阻抗在基波频率处的幅值比接近 1:1, 需要使补偿后的等效阻抗 Z_{eq1} 和 Z_{eq2} 的实部和虚部(对应电阻分量和电抗分量)满足 $\text{Re}(Z_{eq1}) \approx \text{Re}(Z_{eq2})$, $\text{Im}(Z_{eq1}) \approx \text{Im}(Z_{eq2})$, 即 $R_{eq1} \approx R_{eq2}$, $X_{eq1} \approx X_{eq2}$ 。在不同容量时, 逆变器 1 和逆变器 2 的容量比为 1:2。为了使得采用虚拟阻抗补偿后的逆变器系统阻抗在基波频率处的幅值比接近 2:1, 需要使补偿后的等效阻抗 Z_{eq1} 和 Z_{eq2} 的实部和虚部(对应电阻分量和电抗分量)满足 $\text{Re}(Z_{eq1}) \approx 2\text{Re}(Z_{eq2})$, $\text{Im}(Z_{eq1}) \approx 2\text{Im}(Z_{eq2})$, 即 $R_{eq1} \approx 2R_{eq2}$, $X_{eq1} \approx 2X_{eq2}$ 。本文所用样本数据和 PLSR 回归模型的建立、分析均以相同容量为例。

2 偏最小二乘回归分析

2.1 偏最小二乘回归建模思路

假设 p 个因变量 $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_p\}$ 与 m 个自变量

$X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$ 的建模问题。偏最小二乘回归建模思路: 首先, 在自变量集 X 中提取第 1 个成分 u_1 (u_1 为 X 的线性组合, 且尽可能多地提取 X 中的变异信息); 同时, 在因变量集 Y 中也提取第 1 个成分 v_1 , 并且使成分对 u_1 与 v_1 具有最大相关性。然后建立因变量 Y 与 u_1 的回归方程, 此时如果回归方程已达到满意的精度, 则可以中止算法, 否则继续提取第 2 对成分 u_2 和 v_2 , 直至精度满足要求。满足精度要求后, 假设已经对自变量集 X 提取了 r 个成分 u_1, u_2, \dots, u_r 。偏最小二乘回归将首先建立因变量集 Y 与提出成分 u_1, u_2, \dots, u_r 的回归方程, 然后再表示为因变量集 Y 与原自变量集 X 的回归方程, 即偏最小二乘回归方程 [13-14]。

假设自变量集 X 和因变量集 Y 的 n 次标准化观测数据矩阵分别记为 A 和 B , 即

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1m} \\ \vdots & & \vdots \\ a_{n1} & \cdots & a_{nm} \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$B = \begin{bmatrix} b_{11} & \cdots & b_{1p} \\ \vdots & & \vdots \\ b_{n1} & \cdots & b_{np} \end{bmatrix} \quad (7)$$

2.2 建模过程

2.2.1 数据标准化处理

通常情况下, 为避免所选取参量的数值不在同一数量级或者为消除不同量纲带来的影响, 首先需要对所选取参量的数据进行标准化处理。自变量的观测数据矩阵记为 $A = (a_{ij})$, 因变量的观测数据矩阵记为 $B = (b_{ij})$ 。将自变量进行 z-score 标准化变换, 即

$$\begin{cases} \tilde{a}_{ij} = \frac{a_{ij} - \mu_j}{s_j} & i = 1, 2, \dots, n; j = 1, 2, \dots, m \\ \mu_j = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n a_{ij} \\ s_j = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (a_{ij} - \mu_j)^2} \end{cases} \quad (8)$$

式中: a_{ij} 、 \tilde{a}_{ij} 分别为标准化前、后样本数据; μ_j 和 s_j 分别为第 j 个自变量的样本均值和样本标准差。

同理，可以得到因变量标准化变换有 \tilde{b}_{ij} 、 μ_j 、 S_{j0} 。

2.2.2 主成分提取

分别提取 2 个变量集的第 1 对成分 u_1 、 v_1 ，并使之具有最大相关性。 u_1 为自变量集 X 的线性组合， v_1 为因变量集 Y 的线性组合，即

$$\begin{cases} u_1 = \alpha_{11}x_1 + \dots + \alpha_{1m}x_m = \boldsymbol{\rho}^{(1)T}X \\ v_1 = \beta_{11}y_1 + \dots + \beta_{1p}y_p = \boldsymbol{\gamma}^{(1)T}Y \end{cases} \quad (9)$$

式中： $\alpha_{11} \sim \alpha_{1m}$ 为自变量 $x_1 \sim x_m$ 对应的系数； $\beta_{11} \sim \beta_{1p}$ 为因变量 $y_1 \sim y_p$ 对应的系数； $\boldsymbol{\rho}^{(1)} \sim \boldsymbol{\gamma}^{(1)}$ 为系数的向量形式。

由 2 组变量集的标准化观测数据矩阵 A 和 B ，可以计算第 1 对成分的得分向量，分别为 \hat{u}_1 和 \hat{v}_1 ，即

$$\hat{u}_1 = A\boldsymbol{\rho}^{(1)} = \begin{bmatrix} a_{11} & \dots & a_{1m} \\ \vdots & & \vdots \\ a_{n1} & \dots & a_{nm} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_{11} \\ \vdots \\ a_{1m} \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$\hat{v}_1 = B\boldsymbol{\gamma}^{(1)} = \begin{bmatrix} b_{11} & \dots & b_{1m} \\ \vdots & & \vdots \\ b_{n1} & \dots & b_{nm} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b_{11} \\ \vdots \\ b_{1m} \end{bmatrix} \quad (11)$$

式中： $\|\boldsymbol{\rho}^{(1)}\|^2=1$ ； $\|\boldsymbol{\gamma}^{(1)}\|^2=1$ 。

建立因变量集 Y 对 u_1 的回归及自变量集 X 对 u_1 的回归，即

$$\begin{cases} A = \hat{u}_1\boldsymbol{\sigma}^{(1)T} + A_1 \\ B = \hat{u}_1\boldsymbol{\tau}^{(1)T} + B_1 \end{cases} \quad (12)$$

式中： $\boldsymbol{\sigma}^{(1)}$ 和 $\boldsymbol{\tau}^{(1)}$ 为回归系数； A_1 和 B_1 为残差阵。

回归系数和残差阵可分别表示为

$$\begin{cases} \boldsymbol{\sigma}^{(1)} = A^T\hat{u}_1 / \|\hat{u}_1\|^2 \\ \boldsymbol{\tau}^{(1)} = B^T\hat{u}_1 / \|\hat{u}_1\|^2 \end{cases} \quad (13)$$

$$\begin{cases} A_1 = A - \hat{u}_1\boldsymbol{\sigma}^{(1)T} \\ B_1 = B - \hat{u}_1\boldsymbol{\tau}^{(1)T} \end{cases} \quad (14)$$

如果残差阵 B_1 中元素的绝对值近似于 0，则认为用第 1 对成分建立的回归方程精度已经满足要求，此时可以停止抽取其他成分。否则用残差阵 A_1 和 B_1 代替 A 和 B ，重复进行以上步骤，直至精度满足要求。

2.2.3 回归方程求解

设 $n \times m$ 的数据阵 A 的秩为 $r \leq \min(n-1, m)$ ，同时假设提取了 r 个成分 u_1, u_2, \dots, u_r ，则有

$$\begin{cases} A = \hat{u}_1\boldsymbol{\sigma}^{(1)T} + \dots + \hat{u}_r\boldsymbol{\sigma}^{(r)T} + A_r \\ B = \hat{u}_1\boldsymbol{\tau}^{(1)T} + \dots + \hat{u}_r\boldsymbol{\tau}^{(r)T} + B_r \end{cases} \quad (15)$$

最后将所提取的成分 $u_k = \alpha_{k1}x_1 + \dots + \alpha_{km}x_m (k=1, 2, \dots, r)$ 代入 $Y = u_1\tau^{(1)} + \dots + u_r\tau^{(r)}$ ，即可得到 p 个因变量的偏最小二乘回归方程为

$$y_j = c_{j1}x_1 + \dots + c_{jm}x_m \quad j=1, 2, \dots, p \quad (16)$$

2.3 PLSR 的辅助分析

2.3.1 交叉有效性检验

通常偏最小二乘回归并不需要选用所有的 r 个成分 u_1, u_2, \dots, u_r 来建立回归方程。与主成分分析类似，仅需选取前 k 个成分 ($k \leq r$) 即可得到预测准确度较好的回归模型。 k 个成分的提取可以通过交叉有效性检验来确定。在建模过程中，自变量集每次舍去第 i 个观测数据 ($i=1, 2, \dots, n$)，对余下的 $n-1$ 个观测数据进行偏最小二乘回归建模，并建立当提取 $h (h \leq r)$ 个成分时的回归方程；然后将舍去的第 i 个观测数据代入回归方程，最终得到 $y_j (j=1, 2, \dots, p)$ 在第 i 个观测点上的预测值 $\hat{b}_{(i)j}(h)$ 。对自变量集重复验证完成后，得到提取 h 个成分时第 j 个因变量 $y_j (j=1, 2, \dots, p)$ 的预测误差平方和为

$$PRESS_j(h) = \sum_{i=1}^n [b_{ij} - \hat{b}_{(i)j}(h)]^2 \quad j=1, 2, \dots, p \quad (17)$$

因变量集 Y 的预测误差平方和为

$$PRESS(h) = \sum_{j=1}^p PRESS_j(h) \quad (18)$$

然后对所有的样本点拟合含有 h 个成分时的回归方程。记第 i 个样本点的预测值为 $\hat{b}_{ij}(h)$ ，则 $y_j (j=1, 2, \dots, p)$ 的误差平方和为

$$SS_j(h) = \sum_{i=1}^n [b_{ij} - \hat{b}_{(i)j}(h)]^2 \quad (19)$$

因变量集 Y 的误差平方和为

$$SS(h) = \sum_{j=1}^p SS_j(h) \quad (20)$$

由式(17)和式(19)可得交叉有效性为

$$Q_h^2 = 1 - \frac{\text{PRESS}(h)}{SS(h-1)} \quad (21)$$

如果提取 h 个成分 u_h 时, 有 $Q_h^2 < 1 - 0.95^2 = 0.0975$, 则模型精度达到要求, 继续提取下一个成分对改善模型的精度无意义, 可停止提取; 若 $Q_h^2 \geq 0.0975$, 则表示抽取的 h 个成分的边际贡献率显著, 应继续提取第 $h+1$ 个成分。

2.3.2 变量投影重要性指标

在 PLSR 分析中, 为了量化自变量 x_j 对因变量 y 的影响程度, 常用变量投影重要性指标 V_j 进行观测。设根据交叉有效性原则共提取了 h 个成分, 则定义自变量 x_j 的变量投影重要性指标为

$$V_j = \left[\frac{m}{R(y; t_1, t_2, \dots, t_h)} \sum_{k=1}^h R(y; t_k) \omega_{kj}^2 \right]^{1/2} \quad (22)$$

式中: m 为自变量个数; $R(y; t_k)$ 和 $R(y; t_1, t_2, \dots, t_h)$ 分别为 t_k 对 y 的解释能力和 t_1, t_2, \dots, t_h 对 y 的累积解释能力; ω_{kj} 为转换系数。若某个自变量的 $V_j > 1$, 则认为该自变量对因变量影响显著。

2.3.3 特异点剔除

样本数据的选取存在随机性, 不一定所有数据均有效。为了对样本进行有效性验证, 需剔除样本中的特异点。特异点是对主成分有过大贡献率的样本点, 特异点的存在会影响回归拟合效果, 因此在回归分析中应予以剔除并重新建立模型进行拟合, 一般采

用二维 T^2 椭圆图法对特异点进行检验。

3 模型建立

3.1 样本数据的获取

参量的选取见表 1。其中, 因变量 $Y = \{y_1, y_2, y_3, y_4\}$, 分别为逆变器 1 虚拟电阻 y_1 、逆变器 1 虚拟电抗 y_2 、逆变器 2 虚拟电阻 y_3 、逆变器 2 虚拟电抗 y_4 ; 自变量 $X = \{x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7, x_8\}$, 分别为逆变器 1 线路电阻 x_1 、逆变器 1 线路电抗 x_2 、逆变器 2 线路电阻 x_3 、逆变器 2 线路电抗 x_4 、逆变器 1 系统阻抗在基波频率处的相位角 x_5 、逆变器 2 系统阻抗在基波频率处的相位角 x_6 、逆变器 1 系统阻抗在基波频率处的幅值 x_7 、逆变器 2 系统阻抗在基波频率处的幅值 x_8 。根据虚拟阻抗的设计原则并选取较小的虚拟电阻计算选取参量, 样本数据由 MATLAB 计算得到, 如表 2 所示。样本数据前 20 组用于建模, 后 10 组用于模型测试。低压微电网每千米线路阻抗 $Z_l = 0.642 + j0.083 \Omega$ 。

3.2 基于 PLSR 虚拟阻抗预测模型影响因素分析

3.2.1 主成分提取

主成分个数根据交叉有效性原则检验确定, 当选取 20 组样本数据进行建模时, 检验结果如表 3 所示, 可知: 前 3 个主成分的交叉有效性均大于 0.0975; 第 4 个主成分的交叉有效性为 -0.111784, 小于 0.0975, 不满足交叉有效性提取条件。这表明该成分不能明显改善模型的拟合能力。因此, 模型仅提取前 3 个主成分, 此时模型对因变量的累积解释能力将高达 99.9999%, 累积交叉有效性为 99.9998%。

表 1 参量的选取

Tab. 1 Selection of parameters

| x_1 | x_2 | x_3 | x_4 | x_5 | x_6 | x_7 | x_8 | y_1 | y_2 | y_3 | y_4 |
|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|----------------------------|----------------------------|---------------------|---------------------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|
| R_{L1}/Ω | X_{L1}/Ω | R_{L2}/Ω | X_{L2}/Ω | $\angle G_{z1} / (^\circ)$ | $\angle G_{z2} / (^\circ)$ | $ G_{z1} / \Omega$ | $ G_{z2} / \Omega$ | R_{v1}/Ω | X_{v1}/Ω | R_{v2}/Ω | X_{v2}/Ω |

表2 相同容量样本数据
Tab. 2 Sample data of the same capacity

| 序号 | x_1 | x_2 | x_3 | x_4 | x_5 | x_6 | x_7 | x_8 | y_1 | y_2 | y_3 | y_4 |
|----|---------|---------|---------|---------|----------|----------|---------|---------|----------|----------|---------|----------|
| 1 | 0.385 2 | 0.049 8 | 0.385 2 | 0.049 8 | 65.736 3 | 65.736 3 | 1.423 6 | 1.423 6 | 0.280 0 | 0.143 8 | 0.280 0 | 0.143 8 |
| 2 | 0.385 2 | 0.049 8 | 0.898 8 | 0.116 2 | 65.736 3 | 51.155 6 | 1.423 6 | 1.751 6 | 0.633 6 | 0.733 2 | 0.120 0 | 0.666 8 |
| 3 | 0.064 2 | 0.008 3 | 0.898 8 | 0.116 2 | 78.132 7 | 51.155 6 | 1.283 8 | 1.751 6 | 0.954 6 | 0.774 7 | 0.120 0 | 0.666 8 |
| 4 | 0.192 6 | 0.024 9 | 0.128 4 | 0.016 6 | 72.867 2 | 75.451 4 | 1.332 0 | 1.306 5 | 0.295 8 | -0.125 9 | 0.360 0 | -0.117 6 |
| 5 | 0.577 8 | 0.074 7 | 0.256 8 | 0.033 2 | 59.549 6 | 70.385 0 | 1.534 4 | 1.360 1 | -0.001 0 | -0.028 4 | 0.320 0 | 0.013 1 |
| 6 | 0.770 4 | 0.099 6 | 0.385 2 | 0.049 8 | 54.248 5 | 65.736 3 | 1.660 5 | 1.423 6 | -0.105 2 | 0.094 0 | 0.280 0 | 0.143 8 |
| 7 | 0.256 8 | 0.033 2 | 0.963 0 | 0.124 5 | 70.385 0 | 49.728 7 | 1.360 1 | 1.798 9 | 0.806 2 | 0.823 4 | 0.100 0 | 0.732 1 |
| 8 | 0.706 2 | 0.091 3 | 0.192 6 | 0.024 9 | 55.923 1 | 72.867 2 | 1.617 0 | 1.332 0 | -0.173 6 | -0.118 7 | 0.340 0 | -0.052 3 |
| 9 | 0.449 4 | 0.058 1 | 0.770 4 | 0.099 6 | 63.570 6 | 54.248 5 | 1.458 6 | 1.660 5 | 0.481 0 | 0.577 5 | 0.160 0 | 0.536 0 |
| 10 | 0.642 0 | 0.083 0 | 0.513 6 | 0.066 4 | 57.688 8 | 61.509 1 | 1.574 9 | 1.495 5 | 0.111 6 | 0.258 0 | 0.240 0 | 0.274 6 |
| 11 | 0.963 0 | 0.124 5 | 0.321 0 | 0.041 5 | 49.728 7 | 68.007 7 | 1.798 9 | 1.390 7 | -0.342 0 | -0.004 5 | 0.300 0 | 0.078 5 |
| 12 | 0.513 6 | 0.066 4 | 0.128 4 | 0.016 6 | 61.509 1 | 75.451 4 | 1.495 5 | 1.306 5 | -0.025 2 | -0.167 4 | 0.360 0 | -0.117 6 |
| 13 | 0.770 4 | 0.099 6 | 0.192 6 | 0.024 9 | 54.248 5 | 72.867 2 | 1.660 5 | 1.332 0 | -0.237 8 | -0.127 0 | 0.340 0 | -0.052 3 |
| 14 | 0.385 2 | 0.049 8 | 0.128 4 | 0.016 6 | 65.736 3 | 75.451 4 | 1.423 6 | 1.306 5 | 0.103 2 | -0.150 8 | 0.360 0 | -0.117 6 |
| 15 | 0.064 2 | 0.008 3 | 0.385 2 | 0.049 8 | 78.132 7 | 65.736 3 | 1.283 8 | 1.423 6 | 0.601 0 | 0.185 3 | 0.280 0 | 0.143 8 |
| 16 | 0.064 2 | 0.008 3 | 0.834 6 | 0.107 9 | 78.132 7 | 52.660 8 | 1.283 8 | 1.705 4 | 0.910 4 | 0.701 0 | 0.140 0 | 0.601 4 |
| 17 | 0.706 2 | 0.091 3 | 0.064 2 | 0.008 3 | 55.923 1 | 78.132 7 | 1.617 0 | 1.283 8 | -0.262 0 | -0.266 0 | 0.380 0 | -0.183 0 |
| 18 | 0.834 6 | 0.107 9 | 0.513 6 | 0.066 4 | 52.660 8 | 61.509 1 | 1.705 4 | 1.495 5 | -0.081 0 | 0.233 1 | 0.240 0 | 0.274 6 |
| 19 | 0.128 4 | 0.016 6 | 0.192 6 | 0.024 9 | 75.451 4 | 72.867 2 | 1.306 5 | 1.332 0 | 0.404 2 | -0.044 0 | 0.340 0 | -0.052 3 |
| 20 | 0.577 8 | 0.074 7 | 0.770 4 | 0.099 6 | 59.549 6 | 54.248 5 | 1.534 4 | 1.660 5 | 0.352 6 | 0.560 9 | 0.160 0 | 0.536 0 |
| 21 | 0.064 2 | 0.008 3 | 0.321 0 | 0.041 5 | 78.132 7 | 68.007 7 | 1.283 8 | 1.390 7 | 0.556 8 | 0.111 7 | 0.300 0 | 0.078 5 |
| 22 | 0.128 4 | 0.016 6 | 0.513 6 | 0.066 4 | 75.451 4 | 61.509 1 | 1.306 5 | 1.495 5 | 0.625 2 | 0.324 4 | 0.240 0 | 0.274 6 |
| 23 | 0.642 0 | 0.083 0 | 0.321 0 | 0.041 5 | 57.688 8 | 68.007 7 | 1.574 9 | 1.390 7 | -0.021 0 | 0.037 0 | 0.300 0 | 0.078 5 |
| 24 | 0.321 0 | 0.041 5 | 0.834 6 | 0.107 9 | 68.007 7 | 52.660 8 | 1.390 7 | 1.705 4 | 0.653 6 | 0.667 8 | 0.140 0 | 0.601 4 |
| 25 | 0.385 2 | 0.049 8 | 0.963 0 | 0.124 5 | 65.736 3 | 49.728 7 | 1.423 6 | 1.798 9 | 0.677 8 | 0.806 8 | 0.100 0 | 0.732 1 |
| 26 | 0.513 6 | 0.066 4 | 0.256 8 | 0.033 2 | 61.509 1 | 70.385 0 | 1.495 5 | 1.360 1 | 0.063 2 | -0.020 1 | 0.320 0 | 0.013 1 |
| 27 | 0.321 0 | 0.041 5 | 0.898 8 | 0.116 2 | 68.007 7 | 51.155 6 | 1.390 7 | 1.751 6 | 0.697 8 | 0.741 5 | 0.120 0 | 0.666 8 |
| 28 | 0.706 2 | 0.091 3 | 0.321 0 | 0.041 5 | 55.923 1 | 68.007 7 | 1.617 0 | 1.390 7 | -0.085 2 | 0.028 7 | 0.300 0 | 0.078 5 |
| 29 | 0.770 4 | 0.099 6 | 0.513 6 | 0.066 4 | 54.248 5 | 61.509 1 | 1.660 5 | 1.495 5 | -0.016 8 | 0.241 4 | 0.240 0 | 0.274 6 |
| 30 | 0.963 0 | 0.124 5 | 0.064 2 | 0.008 3 | 49.728 7 | 78.132 7 | 1.798 9 | 1.283 8 | -0.518 8 | -0.299 2 | 0.380 0 | -0.183 0 |

表 3 交叉有效性检验结果
Tab. 3 Cross validity test results

| 主成分 | 对模型解释能力 | 对模型累积解释能力 | 交叉有效性 | 累积交叉有效性 |
|-------|----------------------------|-----------|------------|-----------|
| Comp1 | 0.877 845 | 0.877 845 | 0.867 772 | 0.867 772 |
| Comp2 | 0.122 152 | 0.999 997 | 0.999 958 | 0.999 995 |
| Comp3 | $2.127\ 55 \times 10^{-6}$ | 0.999 999 | 0.575 664 | 0.999 998 |
| Comp4 | $6.337\ 17 \times 10^{-8}$ | 0.999 999 | -0.111 784 | 0.999 997 |

不同样本长度交叉有效性检验结果如表 4 所示, 可知: 当选取 15 组样本时需要提取第 8 个成分才能满足交叉有效性检验条件, 主成分过多会大大增加计算量, 影响运算速度; 采用 20 组、25 组和 30 组样本数据, 仅需提取第 4 个主成分即可满足交叉有效性检验条件, 兼顾了运算速度和预测精度。检验结果证明了样本数据长度对模型预测精度的影响, 在运算速度和预测精度相同的条件下应尽可能少的使用样本数据, 因此使用 20 组样本数据建模最佳。

表 4 不同样本长度交叉有效性检验结果
Tab. 4 Cross validity test results with different sample lengths

| 样本长度 | 主成分数 | 交叉有效性 |
|------|------|--------------|
| 15 组 | 8 | 0.090 075 0 |
| 20 组 | 4 | -0.111 784 0 |
| 25 组 | 4 | -0.082 741 8 |
| 30 组 | 4 | -0.145 137 0 |

3.2.2 特异点分析

运用 SIMCA-P 软件绘制出本文所提模型的二维 T^2 椭圆, 如图 4 所示。可见, 所有样本点均落在椭圆平面内, 证明样本数据中不存在特异点, 是合理的, 无需调整。

3.2.3 自变量对因变量的影响程度分析

为了分析各自变量对因变量的影响程度, 绘制自变量 VIP 直方图, 如图 5 所示。可见, 自变量 V_j 顺序为 $x_3 > x_4 > x_8 > x_6 > x_1 > x_2 > x_5 > x_7$ 。其中, x_3 、 x_4 、 x_6 、 x_8 的 VIP 值均超过 1, 说明 x_3 、 x_4 、 x_6 、 x_8 是影响因变量的重要因素。

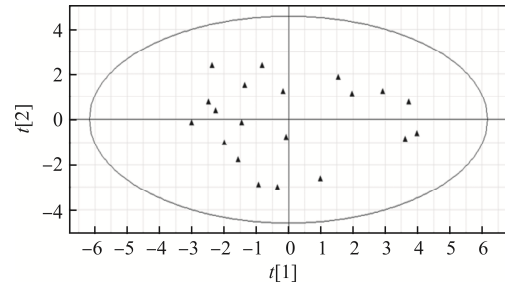


图 4 T^2 椭圆
Fig. 4 T^2 ellipse

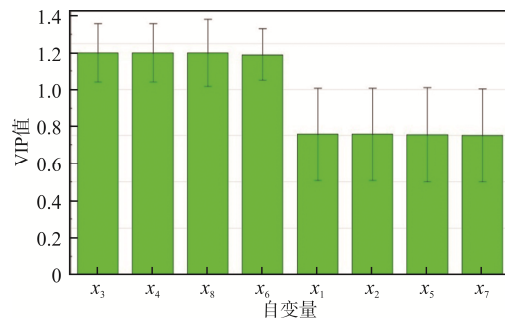


图 5 自变量 VIP 直方图

Fig. 5 VIP histogram of independent variables

3.2.4 PLSR 方程的确定

经过主成分提取和特异点剔除, 最终得到标准化偏最小二乘回归方程为

$$y_1 = 0.355\ 8 - 0.251\ 9x_1 - 1.948\ 4x_2 + 0.172\ 9x_3 + 1.337\ 1x_4 + 0.008\ 1x_5 - 0.005\ 6x_6 - 0.416\ 3x_7 + 0.288\ 9x_8 \quad (23)$$

$$y_2 = -0.142\ 7 - 0.032\ 7x_1 - 0.252\ 7x_2 + 0.287\ 9x_3 + 2.226\ 9x_4 + 0.001\ 1x_5 - 0.009\ 2x_6 - 0.049\ 7x_7 + 0.486\ 3x_8 \quad (24)$$

$$y_3 = 0.367\ 2 + 3.055\ 2 \times 10^{-5}x_1 + 2.363\ 2 \times 10^{-4}x_2 - 0.078\ 2x_3 - 0.604\ 6x_4 - 1.965\ 0 \times 10^{-5}x_5 + 0.002\ 5x_6 - 0.001\ 2x_7 - 0.132\ 1x_8 \quad (25)$$

$$y_4 = -0.1413 - 9.8519 \times 10^{-5} x_1 - 76204 \times 10^{-4} x_2 + 0.2554 x_3 + 1.9759 x_4 + 6.4388 \times 10^{-5} x_5 - 0.0082 x_6 + 0.0040 x_7 + 0.4319 x_8 \quad (26)$$

对比式(23)~式(26)中各系数可以看出，偏最小二乘回归方程中每个自变量对应的系数接近，不会出现因为某个自变量数据突然增大或减小而影响整个模型预测值的情况，且方程中包含所有自变量，充分使用了所有自变量。

3.3 模型预测与结果测试

使用后 10 组样本数据对模型进行验证。为了观察 4 个回归方程的模型预测精度，设所有样本数据的虚拟阻抗实际值为 y ，利用偏最小二乘回归方程得到的预测数据为 \hat{y} ，以 (\hat{y}, y) 为坐标值，对 10 个测试样本点绘制预测图。PLSR 虚拟阻抗预测如图 6 所示。定义绝对误差 $\varepsilon = y - \hat{y}$ 和相对误差 $r = (y - \hat{y})/y$ ，如图 7 所示。

为了验证 PLSR 虚拟阻抗预测模型的预测准确度，分别建立 BP 和 RBF 神经网络预测模型进行对比。BP 神经网络主要训练参数：隐含层神经元个数为 10、训练目标最小误差为 10^{-3} 、学习速率为 0.01、训练次数为 300；RBF 神经网络主要训练参数：训练目标最小误差为 10^{-3} 、径向基函数分布系数为 3、隐含层最大神经元个数为 10、每次显示添加的神经元个数为 1。BP 神经网络虚拟阻抗预测如图 8 所示，绝对误差和相对误差如图 9 所示。RBF 神经网络虚拟阻抗预测如图 10 所示，绝对误差和相对误差如图 11 所示。

根据 3 种模型的虚拟阻抗预测图可见：PLSR 模型的所有测试点均在 $\hat{y} = y$ 线上均匀分布，斜率约为 1，不存在偏离对角线的点；而 RBF 神经网络模型有个别点偏离对角线，BP 神经网络模型几乎所有点均有偏离。从预测效果看，PLSR 模型的预测线性度优于其他 2 种神经网络模型。为进一步分析 3 种模型的预测准确度，从预测误差中分别提取绝对误差和相对误差的最大偏差值(精确到小数点后 4 位)，如表 5 和表 6 所示，可见，PLSR 模型的预测准确度比其他 2 种神经网络模型高 10 倍以上，优势明显。

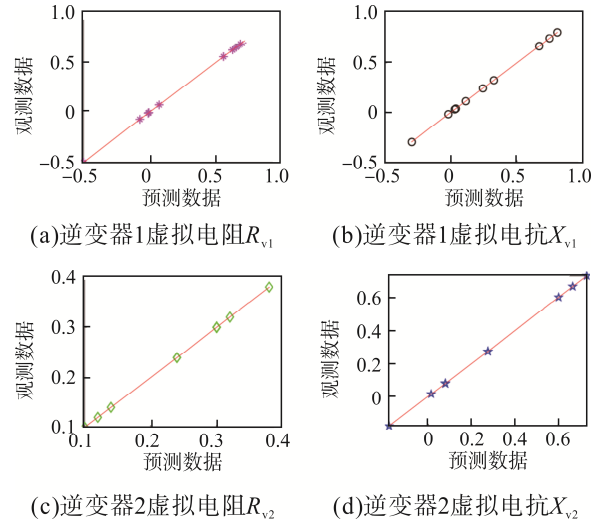
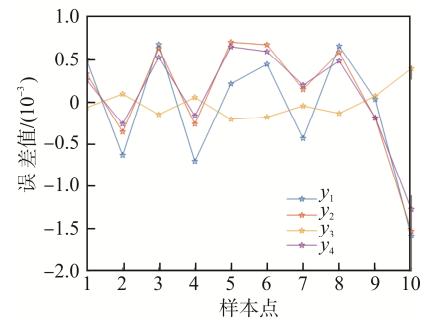
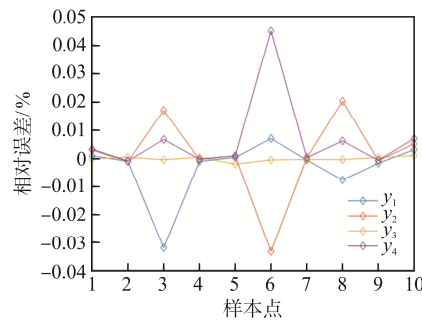


图 6 PLSR 虚拟阻抗预测

Fig. 6 Virtual impedance prediction based on PLSR



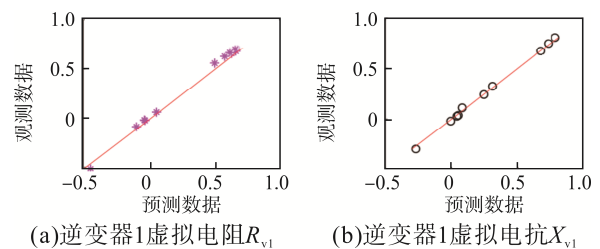
(a)绝对误差



(b)相对误差

图 7 PLSR 模型绝对误差和相对误差

Fig. 7 Absolute error and relative error of PLSR model



(a)逆变器1虚拟电阻 R_{v1}

(b)逆变器1虚拟电抗 X_{v1}

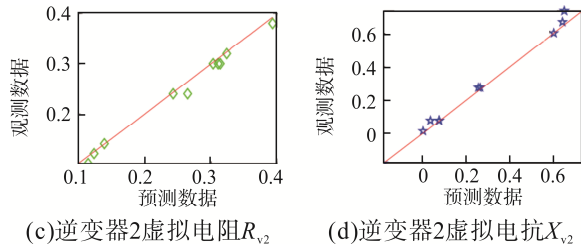
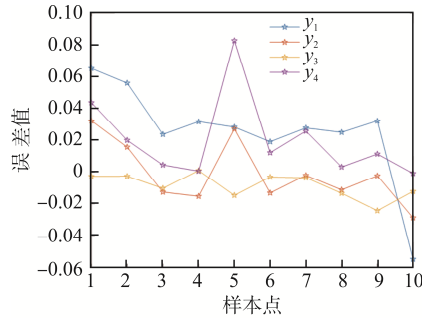
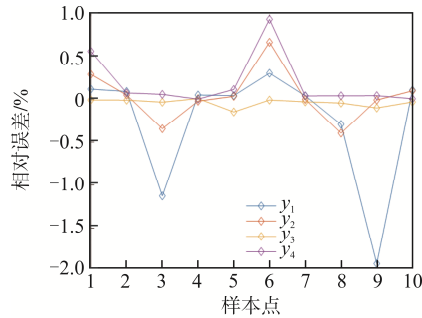


图 8 BP 神经网络虚拟阻抗预测

Fig. 8 Virtual impedance prediction by BP neural network



(a)绝对误差



(b)相对误差

图 9 BP 神经网络模型绝对误差和相对误差

Fig. 9 Absolute error and relative error of BP neural network model

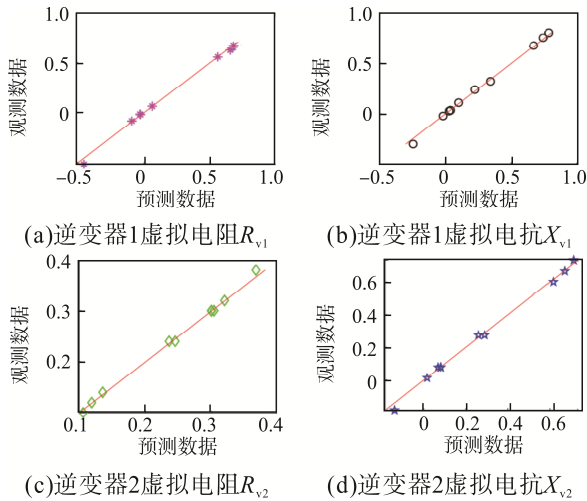
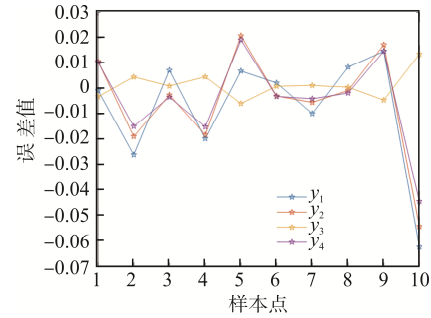
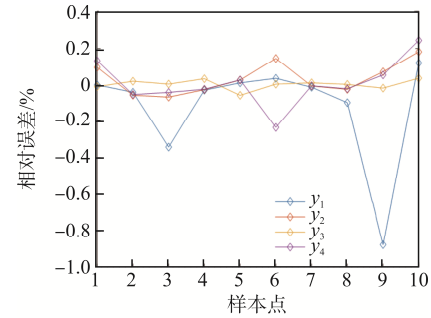


图 10 RBF 神经网络虚拟阻抗预测

Fig. 10 Virtual impedance prediction by RBF neural network



(a)绝对误差



(b)相对误差

图 11 RBF 神经网络模型绝对误差和相对误差

Fig. 11 Absolute error and relative error of RBF neural network model

表 5 绝对误差最大偏差值

Tab. 5 Maximum deviation of absolute error

| 模型 | R_{v1}/Ω | X_{v1}/Ω | R_{v2}/Ω | X_{v2}/Ω |
|------|-----------------|-----------------|--------------------------|-----------------|
| PLSR | -0.001 6 | -0.001 5 | $3.891 4 \times 10^{-4}$ | -0.001 3 |
| BP | 0.065 2 | 0.032 2 | -0.024 4 | 0.082 7 |
| RBF | -0.026 1 | -0.054 4 | 0.013 6 | -0.044 6 |

表 6 相对误差最大偏差值

Tab. 6 Maximum deviation of relative error

| 模型 | $R_{v1}/\%$ | $X_{v1}/\%$ | $R_{v2}/\%$ | $X_{v2}/\%$ |
|------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| PLSR | -0.032 0 | -0.033 4 | -0.002 1 | 0.045 1 |
| BP | -1.911 1 | 0.660 3 | -0.147 8 | 0.924 6 |
| RBF | -0.876 6 | 0.181 9 | -0.058 8 | 0.243 6 |

4 仿真分析

在 MATLAB/Simulink 上搭建由 2 台相同容量逆变器组成的微电网仿真系统, 仿真参数如表 7 所示。为了验证自适应虚拟阻抗的效果, 对 3 种预测模型分别进行仿真。设置仿真时长为 2 s。在 1 s 时, 逆

变器 1 的线路长度由 0.9 km 切换为 0.8 km；逆变器 2 的线路长度由 1.5 km 切换为 1.2 km，线路切换前后均采用虚拟阻抗预测值。仿真功率如图 12 所示。

由图 12 可见，线路切换前后，3 种模型的自适应虚拟阻抗对有功功率分配无影响，2 台逆变器的有功功率始终能够合理分配，均约为 9.2 kW。从无功功率分配效果来看：PLSR 模型的分配效果最佳，2 台逆变器的无功功率始终能够合理分配，均约为 2.3 kvar，且线路切换后无功功率调节到稳定值所用时间为 0.15 s，调节时间最短；RBF 模型的分配效果欠佳，线路切换前 $Q_1 > Q_2$ ，切换后 $Q_1 < Q_2$ ，2 台逆变器的无功功率始终无法合理分配，差值均在 0.3 kvar 以上，且线路切换后无功功率调节到稳定值所用时间为 0.3 s，调节时间较长；BP 模型的分配效果最差，始终 $Q_1 < Q_2$ ，最大差值达 0.9 kvar，最小差值也为 0.4 kvar，2 台逆变器的无功功率始终无法合理分配，且线路切换后无功功率调节到稳定值所用时间为 0.5 s，调节时间最长。

表 7 2 台逆变器组成微电网的仿真参数

Tab. 7 Simulation parameters of microgrid consisting of two inverters

| 参数 | 数值 |
|-------------------------|--------------------|
| 逆变器输出额定电压/V | 311 |
| 逆变器输出额定频率/Hz | 50 |
| 逆变器直流侧电压 U_{dc} /V | 800 |
| 滤波电感 L_f /H | 2×10^{-3} |
| 等效滤波电阻 R_f /Ω | 0.02 |
| 滤波电容 C_f /F | 5×10^{-5} |
| PCC 点阻感负载 R_l /Ω | $20 + j5$ |
| 开关频率 f_s /Hz | 5×10^3 |
| PWM 调制增益 K_{pwm} | 1 |
| 电流控制器比例系数 K_{p1} | 20 |
| 电流控制器积分系数 K_{i1} | 200 |
| 电压控制器比例系数 K_{p2} | 0.5 |
| 电压控制器积分系数 K_{i2} | 150 |
| 有功下垂系数 m_1 /(rad/s/W) | 1×10^{-5} |
| 无功下垂系数 n_1 /(V/var) | 3×10^{-4} |
| 有功下垂系数 m_2 /(rad/s/W) | 1×10^{-5} |
| 无功下垂系数 n_2 /(V/var) | 3×10^{-4} |

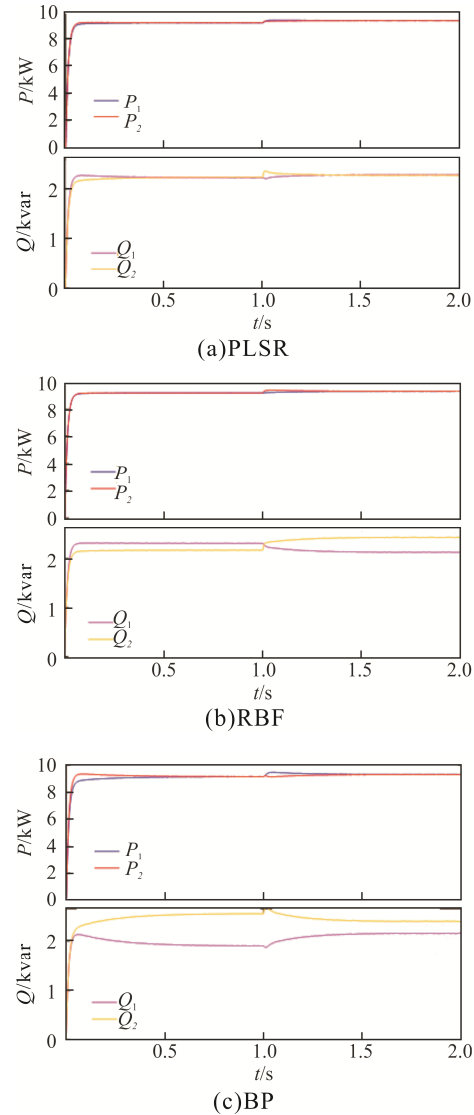


图 12 仿真功率

Fig. 12 Simulation of power

无功环流如图 13 所示。由图 13 可见：PLSR 模型由于无功分配效果最为合理，整体无功环流值最小，无功环流值大多集中在 $-0.2 \sim 0.2$ A，且由于调节时间最短，线路切换后无功环流值最为平稳；RBF 模型由于无功分配效果欠佳，整体无功环流值较大，无功环流值大多超过 ± 0.2 A，且由于调节时间较长，线路切换后无功环流值存在一段不稳定时间；BP 模型由于无功分配效果最差，整体无功环流值最大，无功环流值大多超过 ± 0.4 A，且由于调节时间最长，线路切换后无功环流值最不稳定。

综上所述，从仿真效果看，PLSR 模型的无功分配效果和无功环流抑制均优于对比模型，说明

PLSR 模型的自适应虚拟阻抗表现优越。

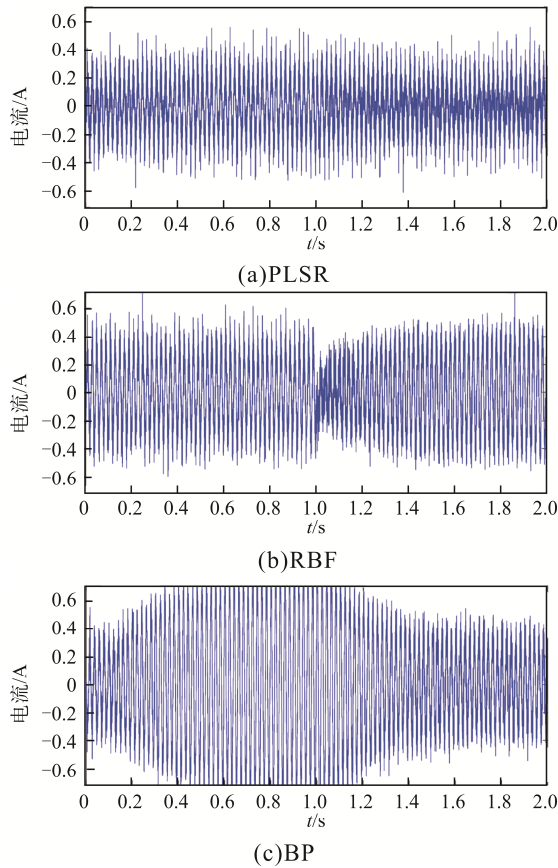


图 13 仿真无功环流

Fig. 13 Simulation of reactive power circulation

5 结论

本文针对采用固定值虚拟阻抗的改进下垂控制策略,当线路阻抗变化时仍存在无功功率分配不平衡和无功环流的问题,结合机器学习算法提出 1 种基于偏最小二乘回归的虚拟阻抗预测模型。该模型利用线路阻抗值和补偿前系统阻抗值实现自适应虚拟阻抗,解决了上述问题。通过与对照模型的预测结果对比,以及与 MATLAB/Simulink 仿真波形对比,验证了该模型的优越性。

(1)PLSR 模型的预测线性度、准确度均优于对照模型。

(2)PLSR 模型能够拟合出虚拟阻抗的线性回归方程,简化了虚拟阻抗的计算过程。

(3)PLSR 模型的无功分配效果和无功环流抑制

均优于对照模型,表明该模型对虚拟阻抗的自适应性表现优越,比对照模型更适合应用于微电网虚拟阻抗预测。

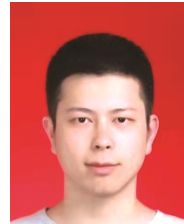
另外,该模型具有无需实时采集环流值和功率值、无需通信链路、不影响系统稳定性等优点。

参考文献:

- [1] Le Minh P, Duc D H V, Xuan H P T, et al. A new control strategy of power sharing in islanded microgrids [C]// 2017 International Conference on System Science and Engineering(ICSSE). Ho Chi Minh City, Vietnam, 2017: 175-179.
- [2] Guan Yajuan, Guerrero J M, Zhao Xin, et al. Comparison of a synchronous reference frame virtual impedance-based autonomous current sharing control with conventional droop control for parallel-connected inverters [C]// 2016 IEEE 8th International Power Electronics and Motion Control Conference(IPEMC-ECCE Asia). Hefei, China, 2016: 3419-3426.
- [3] Minh P L, Xuan H P T, Duc D H V, et al. Control of power sharing in an island microgrid using virtual impedance [C]// 2017 International Conference on System Science and Engineering(ICSSE). Ho Chi Minh City, Vietnam, 2017: 154-159.
- [4] Zhang Jiyuan, Shu Jie, Ning Jia, et al. Enhanced proportional power sharing strategy based on adaptive virtual impedance in low-voltage networked microgrid [J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2018, 12(11): 2566-2576.
- [5] Dou Chunxia, Zhang Zhanqiang, Yue Dong, et al. Improved droop control based on virtual impedance and virtual power source in low-voltage microgrid [J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2017, 11(4): 1046-1054.
- [6] 潘健, 陈凤娇, 张琦, 等. 基于抑制环流的自适应下垂控制改进策略[J]. 电源学报, 2023, 21(5): 101-109. Pan Jian, Chen Fengjiao, Zhang Qi, et al. Improved strategy for adaptive droop control based on suppressing circulating current [J]. Journal of Power Supply, 2023, 21(5): 101-109 (in Chinese).
- [7] 李红萍, 杨洪耕, 曾巧燕, 等. 孤岛型微电网中改进下垂控制策略[J]. 电力系统及其自动化学报, 2017,

- 29(4): 49-54.
- Li Hongping, Yang Honggeng, Zeng Qiaoyan, et al. Improved droop control strategy for islanded microgrid [J]. Proceedings of the CSU-EPSCA, 2017, 29(4): 49-54 (in Chinese).
- [8] 郭通, 李燕青, 仝年, 等. 基于自调节下垂系数的微电网控制策略[J]. 电力科学与技术学报, 2017, 32(2): 77-82, 91.
- Guo Tong, Li Yanqing, Tong Nian, et al. Control strategy of micro-grid based on self-adjustable droop coefficient [J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2017, 32(2): 77-82, 91 (in Chinese).
- [9] 王二永, 王帅. 自适应下垂系数的低压微电网功率控制策略[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(23): 52-56.
- Wang Eryong, Wang Shuai. Power control strategy of low voltage microgrid based on adaptive droop coefficient [J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(23): 52-56 (in Chinese).
- [10] 史卫卫, 寻鲁宁, 曹亚景, 等. 河北省居民 2015—2018 年脑梗死流行特征分析及时间序列预测[J]. 中国公共卫生, 2021, 37(12): 1800-1804.
- Shi Weiwei, Xun Luning, Cao Yajing, et al. Prevalence characteristics of cerebral infarction among residents in Hebei province, 2015—2018: A time series analysis [J]. Chinese Journal of Public Health, 2021, 37(12): 1800-1804 (in Chinese).
- [11] 周生辉, 刘廷玺, 段利民, 等. 基于时间序列的海流兔河流域降水量模拟预测分析[J]. 水土保持研究, 2021, 28(5): 88-94.
- Zhou Shenghui, Liu Tingxi, Duan Limin, et al. Simulation and prediction of precipitation in Hailiutu river basin based on time series [J]. Research of Soil and Water Conservation, 2021, 28(5): 88-94 (in Chinese).
- [12] 苏卫星, 任欢. 基于改进偏最小二乘回归的矿浆元素含量预测[J]. 计算机工程与设计, 2019, 40(9): 2594-2600.
- Su Weixing, Ren Huan. Prediction of slurry element content based on improved partial least squares regression [J]. Computer Engineering and Design, 2019, 40(9): 2594-2600 (in Chinese).
- [13] 王雁凌, 吴梦凯. 经济新常态下基于偏最小二乘回归的中长期负荷预测模型[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(3): 133-139.
- Wang Yanling, Wu Mengkai. Medium and long term load forecasting model based on partial least-square regression under new normal economy [J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(3): 133-139 (in Chinese).
- [14] 高腾, 许焕敏. 基于偏最小二乘回归的疏浚产量预测方法[J]. 水运工程, 2020(4): 175-179.
- Gao Teng, Xu Huanmin. Prediction method for dredging production based on partial least squares regression [J]. Port & Waterway Engineering, 2020(4): 175-179 (in Chinese).
- [15] 李泽文, 邹彬, 赵廷, 等. 基于偏最小二乘回归的高精度同步时钟[J]. 电力系统及其自动化学报, 2019, 31(1): 1-6.
- Li Zewen, Zou Bin, Zhao Ting, et al. High-precision synchronous clock based on partial least squares regression [J]. Proceedings of the CSU-EPSCA, 2019, 31(1): 1-6 (in Chinese).
- [16] 张志勇, 张飞, 刘志强, 等. 无刷直流电机输出转矩的非线性偏最小二乘回归估计[J]. 电工技术学报, 2017, 32(5): 62-69.
- Zhang Zhiyong, Zhang Fei, Liu Zhiqiang, et al. Brushless DC motor torque estimation based on nonlinear partial least square method [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2017, 32(5): 62-69 (in Chinese).
- [17] 王胜, 冯兴明, 周宇, 等. 基于 BP 神经网络预测的微电网系统 dq 轴谐波阻抗的主动测量策略[J]. 电测与仪表, 2021, 58(3): 118-125.
- Wang Sheng, Feng Xingming, Zhou Yu, et al. An active measurement strategy of dq -axis harmonic impedance in micro-grid system based on BP neural network prediction [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2021, 58(3): 118-125 (in Chinese).
- [18] 邱勇, 杨泽文, 周鑫宇, 等. 基于 BP 神经网络的直角折线堰过流能力预测[J]. 水电能源科学, 2021, 39(3): 74-77.
- Qiu Yong, Yang Zewen, Zhou Xinyu, et al. Prediction of overflow capability of right-angle polyline weir based on BP neural network [J]. Water Resources and Power, 2021, 39(3): 74-77 (in Chinese).
- [19] 王晓辉, 刘静蕾, 边会娟, 等. 基于改进 BP 神经网络

- 的室内环境热舒适度预测与分析[J]. 控制工程, 2021, 28(7): 1437-1445.
- Wang Xiaohui, Liu Jinglei, Bian Huijuan, et al. Prediction and analysis of indoor environmental thermal comfort based on improved BP neural network [J]. Control Engineering of China, 2021, 28(7): 1437-1445 (in Chinese).
- [20] 关鹏, 焦玉勇, 段新胜. 基于 RBF 神经网络的土体导热系数非线性预测[J]. 太阳能学报, 2021, 42(3): 171-178.
- Guan Peng, Jiao YuYong, Duan Xinsheng. Non-linear prediction of soil thermal conductivity based on RBF neural network [J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2021, 42(3): 171-178 (in Chinese).
- [21] 叶佳卓, 杨力, 伍诗雨, 等. 孤岛微电网自适应虚拟阻抗控制策略[J]. 电工电能新技术, 2019, 38(12): 1-9.
- Ye Jiazhuo, Yang Li, Wu Shiyu, et al. Adaptive virtual impedance control strategy for island microgrid [J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2019, 38(12): 1-9 (in Chinese).
- [22] Ye Peng, He Jinsong, Wang Gang, et al. An improved droop control strategy for parallel inverters in microgrid [C]// 2017 IEEE Conference on Energy Internet and Energy System Integration(EI2). Beijing, China, 2017: 1-5.
- [23] Huang Jing, Liu Xiaohua, Li Hongping. Control method of islanded microgrid to improve reactive power sharing and power quality [C]// 2016 China International Conference on Electricity Distribution(CICED). Xi'an, China, 2016: 1-5.
- [24] 何瑞. 基于虚拟阻抗的并网变流器并联控制策略的研究[D]. 西安: 西安理工大学, 2019.
- He Rui. Research on parallel control strategy of grid-connected converter based on virtual impedance [D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2019 (in Chinese).



乔金朋

作者简介:

乔金朋(1992—), 男, 通信作者, 硕士研究生。研究方向: 微电网技术。
E-mail: 2191840042@qq.com。