

平稳工况下电力系统负荷特性参数辨识的内生性问题与工具变量估计方法

沈沉, 周博英

(清华大学电机工程与应用电子技术系, 北京 100084)

摘要: 在电力系统平稳工况下, 负荷电压指数与频率特性系数的准确辨识对系统稳定性评估与控制具有重要意义。然而, 由于负荷内部扰动与系统电压、频率波动往往存在相关性, 传统最小二乘法在此情形下易产生显著偏差。为此, 引入工具变量(instrumental variable, IV)方法, 在内部扰动呈短相关有色噪声特性的假设下, 建立了适用于负荷特性参数辨识的统计估计框架, 解决了负荷特性参数辨识中的内生性问题。首先剖析了闭环系统中内生性的形成机理及其导致的估计有偏性; 其次, 构建了基于IV的辨识流程, 包括相关性分析、多端口信息引入后的工具变量构造以及基于两阶段最小二乘法的参数估计等步骤, 系统分析了IV估计的无偏性与波动性特征, 并提出滞后阶数 L 的选取准则; 最后, 通过仿真检验了不同IV参数设定对估计结果的影响, 并从内生性强度和静态动态负荷比例等维度对所提方法的无偏性、波动性进行了系统验证。结果表明, 该方法能够在平稳工况和较强内部扰动环境下显著提升负荷特性参数辨识的准确性。

关键词: 平稳工况; 负荷特性参数辨识; 相关性分析; 工具变量; 内生性

Endogeneity Issues and Instrumental Variable Estimation Methods for Identifying Load Characteristic Parameters of Power Systems Under Steady-State Conditions

SHEN Chen, ZHOU Boying

(Department of Electrical Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: Accurate identification of load voltage exponent and frequency characteristic parameters under steady-state operating conditions is essential for the stability assessment and control of power systems. However, since internal load disturbances are often correlated with system-side voltage and frequency fluctuations, the conventional ordinary least squares (OLS) method may yield significant bias in such scenarios. To address this issue, this paper introduces the instrumental variable (IV) method and under the assumption that internal disturbances follow short-range correlated colored noise, establishes a statistical estimation framework for load characteristic parameters identification to resolve the endogeneity problem. Firstly, the formation mechanism of endogeneity in closed-loop systems and the resulting estimation bias are analyzed. Secondly, an IV-based identification procedure is established, which consists of steps such as correlation analysis, instrumental variable construction with multi-port information, and parameter estimation using the two-stage least squares method. The unbiasedness and variability characteristics of IV estimation are systematically analyzed, and criteria for selecting the lag order L are proposed. Finally, simulation studies are carried out to investigate the influence of different IV parameter settings on the estimation results, and the proposed method is validated from multiple perspectives, including endogeneity intensity and the proportion of static versus dynamic load components. The results demonstrate that the proposed method can markedly enhance the accuracy of load characteristic parameters identification under steady-state conditions with strong internal disturbances.

Key words: steady-state conditions; load characteristic parameters identification; correlation analysis; instrumental variables; endogeneity

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(U23B6008)。

Foundation item: Supported by the National Natural Science Foundation of China (U23B6008).

0 引言

在电力系统负荷建模研究中负荷的电压指数与频率特性参数是刻画其静态特性的关键参数,对系统稳定性评估、调控策略设计以及新能源消纳均具有重要意义^[1-2]。传统参数辨识通常依赖于大扰动或计划性试验,如阶跃试验和暂态扰动分析^[3-6]。此类方法虽然能够在强激励条件下获得较准确的辨识结果,但存在实验条件苛刻、对系统安全性影响较大、难以在实际电网中推广等局限。相比之下,基于平稳工况下小扰动或随机扰动的辨识方法无需额外施加大扰动,仅依托电网自然运行过程中产生的环境数据即可实现参数估计,具有安全性高、可长期在线应用的优势^[7-10]。因此,针对平稳工况的负荷特性参数辨识方法不仅在理论上具有重要价值,还在工程实践中展现出良好的应用前景。

针对平稳工况下的小扰动负荷模型参数辨识,学者们提出了多种方法以提升辨识精度以及对不同工况、不同数据条件的适用性。其中,常见的数值优化与估计方法包括加权最小二乘法^[11]以及卡尔曼滤波及其扩展方法^[12-13]等;智能优化算法方面,提出了基于改进遗传算法^[14]和蚁群算法^[15]的应用,统计建模思路则利用随机负荷模型的统计特征进行参数提取^[16-17];在类噪声数据驱动方面,提出了基于类噪声的聚类算法^[18-19]以及电磁和机电暂态解耦的两阶段方法^[20-21]等。这些方法从不同角度出发,为小扰动条件下的负荷建模提供了多样化的技术支撑。

已有研究普遍假设输入变量具有外生性,从而忽视了综合负荷内部扰动对量测信号的影响。在采用大扰动数据时,闭环负荷辨识问题通常可以简化为开环辨识问题;然而在小扰动条件下,辨识必须严格作为闭环问题处理^[22]。为应对内生性带来的偏差,已有研究开展了一些初步探索。例如,预报误差法(prediction error method, PEM)^[22]以残差最小化为目标,在一定程度上能够缓解内生性影响,但其模型构造与参数迭代过程复杂,计算量大;同时在噪声强、数据窗口有限的情况下,容易出现收敛困难和估计不稳的问题。文献[23]基于类噪声特性提出了滤波改进方法,尝试在辨识过程中抑制噪声干扰。然而,与仿真环境相比,实际电网辨识场景更为复杂,不同负荷节点的内部扰动在频谱形式与

强度分布上可能存在显著差异,从而削弱了改进方法的有效性。

与此同时,在新能源高占比、系统惯量下降的复杂场景下,负荷侧的电压-频率耦合特性对系统动态支撑能力的影响显著增强。文献[24]基于功率与频率联合量测提出了电压依赖负荷模型的参数估计方法,验证了在平稳工况下通过统计量测实现电压和频率灵敏度估计的可行性。文献[25]指出不同类型负荷的动态响应差异将显著改变系统频率支撑与稳定性特征,进一步凸显了在弱扰动条件下准确建模负荷电压-频率关系的重要性。因此,如何在平稳工况下实现负荷电压-频率灵敏度参数的无偏辨识是理解电力系统动态支撑特性的关键问题之一。

针对上述平稳工况下负荷特性参数辨识中的内生性问题,本文提出了一种基于工具变量(instrumental variable, IV)的负荷特性参数辨识方法。具体工作如下。

1)剖析了平稳工况下闭环系统内生性的形成机理及其对最小二乘法(ordinary least squares, OLS)估计的影响;

2)建立了基于IV的辨识框架,涵盖相关性分析、多端口信息引入后的工具变量构造以及基于两阶段最小二乘法的参数估计,分析了IV估计的无偏性和波动性,并提出了滞后阶数选取准则;

3)基于仿真验证了方法在不同内生性强度和静态动态负荷比例下的有效性,结果表明该方法在平稳工况且存在较强内部扰动时,能够显著提升负荷特性参数辨识的准确性。

1 平稳工况下的负荷辨识与内生性机理

1.1 考虑电压/频率耦合的负荷建模方法

1.1.1 简化指数/频率线性模型结构与物理意义

在小扰动稳态工况下,电力系统中负荷对电压与频率波动的响应特性可通过简化指数/频率线性(simplified exponential/frequency-linear model, SEFL)模型进行统一建模。该模型由IEEE Std 2781-2022推荐^[26],不仅适用于描述常规静态负荷(如阻抗-电流-功率(impedance-current-power, ZIP)模型)对电压变化的稳态灵敏度,也可近似刻画动态负荷(如感应电动机、风电或光伏逆变器等)在短时扰动下的响应行为,从而实现静态与动态负荷的统一建模框架。该模型在负荷电压依赖特性上采用指数函数

形式,同时将频率变化对负荷功率的影响近似为线性关系。

具体而言,负荷功率随电压与频率的变化关系可表示为:

$$\begin{cases} P = P_0(V/V_0)^{k_{pv}}(1 + k_{pf}\Delta f/f_0) \\ Q = Q_0(V/V_0)^{k_{qv}}(1 + k_{qf}\Delta f/f_0) \end{cases} \quad (1)$$

式中: P_0 、 Q_0 分别为额定工况下有功功率与无功功率; V_0 、 f_0 分别为额定电压和频率; k_{pv} 、 k_{qv} 分别为有功功率 P 和无功功率 Q 的电压指数; k_{pf} 、 k_{qf} 分别为有功功率 P 和无功功率 Q 的频率特性系数(又称频率灵敏度系数,以下简称频率系数),反映了电压和频率变化对负荷功率的影响,统称为负荷特性参数; Δf 为频率扰动偏移量, $\Delta f = f - f_0$, f 为系统频率, f_0 为额定频率。

SEFL 模型同时考虑了负荷对电压与频率的依赖性。对静态负荷而言,模型中的电压指数可视作传统 ZIP 模型中阻性和容性分量对功率的静态影响;对动态负荷而言,研究表明工业电动机对电压与频率的短时响应可在小扰动下近似等效为线性灵敏度形式^[27],在实际工程中该模型因其结构简洁、参数易识别等特点可作为多类动态负荷(如电机类负荷、HVAC 系统或具频率调节功能的逆变负荷)初步建模的近似手段之一。

1.1.2 SEFL 模型线性化与辨识形式

为进一步简化系统辨识与参数估计过程,在频率和电压扰动幅度较小的情形下,可对式(1)进行泰勒展开,线性化后模型形式可简化为:

$$\begin{cases} \frac{\Delta P}{P_0} \approx k_{pv} \frac{\Delta V}{V_0} + k_{pf} \frac{\Delta f}{f_0} + \frac{\Delta p}{P_0} \\ \frac{\Delta Q}{Q_0} \approx k_{qv} \frac{\Delta V}{V_0} + k_{qf} \frac{\Delta f}{f_0} + \frac{\Delta q}{Q_0} \end{cases} \quad (2)$$

式中: Δp 、 Δq 分别为随机扰动环境下负荷有功功率、无功功率的内部扰动项; ΔP 、 ΔQ 、 ΔV 分别为有功功率、无功功率、电压的偏移量。

设观测窗口内共采集 N 个离散时刻的量测值,任意端口 i 处的负荷线性化模型可进一步整理为逐个时刻的向量回归形式:

$$\mathbf{y}_{i,t} = \mathbf{x}_{i,t} \boldsymbol{\theta}_i + \boldsymbol{\xi}_{i,t}, t = 1, \dots, N \quad (3)$$

式中: $\mathbf{y}_{i,t} = [\mathbf{dP}_{i,t}, \mathbf{dQ}_{i,t}]^T$ 为因变量,表示端口 i 在时刻 t 处的负荷波动(标么值); $\mathbf{dP}_{i,t}$ 、 $\mathbf{dQ}_{i,t}$ 分别为有功

功率偏差和无功功率偏差; $\mathbf{x}_{i,t} = [\mathbf{dV}_{i,t}, \mathbf{df}_{i,t}]^T$ 为解释变量,表示对应的电压与频率波动(标么值), $\mathbf{dV}_{i,t}$ 、 $\mathbf{df}_{i,t}$ 分别为电压偏差和频率偏差; $\boldsymbol{\theta}_i = [k_{pv,i}, k_{pf,i}; k_{qv,i}, k_{qf,i}]^T$ 为端口 i 的负荷特性参数,其中 $k_{pv,i}$ 、 $k_{pf,i}$ 分别为有功电压指数和有功频率特性系数, $k_{qv,i}$ 、 $k_{qf,i}$ 分别为无功电压指数和无功频率特性系数; $\boldsymbol{\xi}_{i,t} = [\mathbf{dp}_{i,t}, \mathbf{dq}_{i,t}]^T$ 为残差项,表示端口 i 负荷内部扰动所引起的波动(标么值,不可观测); $\mathbf{dp}_{i,t}$ 、 $\mathbf{dq}_{i,t}$ 分别为内部扰动引起的有功功率偏差和无功功率偏差; N 为端口数量。

将观测窗口内所有时刻的量测值按行堆叠,得到矩阵形式为:

$$\mathbf{Y}_i = \mathbf{X}_i \boldsymbol{\theta}_i + \boldsymbol{\Xi}_i \quad (4)$$

式中: $\mathbf{Y}_i$ 为端口 i 的因变量矩阵,由各时刻有功功率偏差与无功功率偏差构成, $\mathbf{Y}_i \in \mathbb{R}^{N \times 2}$; $\mathbf{X}_i$ 为解释变量矩阵,由各时刻电压与频率偏差构成, $\mathbf{X}_i \in \mathbb{R}^{N \times 2}$; $\boldsymbol{\theta}_i$ 为负荷特性参数矩阵, $\boldsymbol{\theta}_i \in \mathbb{R}^{2 \times 2}$; $\boldsymbol{\Xi}_i$ 为残差矩阵,表示内部扰动引起的有功与无功功率偏差, $\boldsymbol{\Xi}_i \in \mathbb{R}^{N \times 2}$ 。

SEFL 模型为本研究提供了物理一致性良好、结构清晰的参数化建模基础,式(3)~(4)所示的线性化形式可直接用于后续的平稳工况系统辨识。

1.2 闭环系统下的内生性与估计有偏问题

1.2.1 外生性定义与估计无偏条件

针对式(4)所示的回归模型,外生性定义为:

$$\mathbb{E}[\mathbf{X}_i^T \boldsymbol{\Xi}_i] = \mathbf{0}_{2 \times 2} \quad (5)$$

式中 $\mathbb{E}[\cdot]$ 为数学期望。上述条件表明解释变量 $\mathbf{X}_i$ 与残差(内部扰动项) $\boldsymbol{\Xi}_i$ 之间不存在相关性。当满足该条件时,以最小化预测残差平方和(sum of squared errors, SSE)为目标的估计方法,如 OLS、广义最小二乘法等,才能获得无偏且一致的估计^[28]。当 $\mathbb{E}[\mathbf{X}_i^T \boldsymbol{\Xi}_i] \neq \mathbf{0}$ 时,称解释变量具有内生性, SSE 估计的无偏性和一致性都会被破坏。在实际电力系统负荷辨识中,外生性假设往往不成立,产生内生性问题^[29]。

1.2.2 负荷闭环反馈机理导致的内生性问题

负荷本身的用电行为、随机波动、设备动态响应等,会引起负荷内部扰动 $\boldsymbol{\xi}_{i,t}$ 。如图 1 所示,在负荷辨识的闭环系统^[22]中,负荷内部扰动 $\boldsymbol{\xi}_{i,t}$ 改变了负荷功率 $\mathbf{dP}_{i,t}$ 、 $\mathbf{dQ}_{i,t}$,在毫秒到秒级时间尺度内会

通过潮流方程和系统动态反作用到系统侧的电压和频率 $dV_{i,t}$ 、 $df_{i,t}$, 因此, 在采样周期对应的短时尺度内, 内部扰动 $\xi_{i,t}$ 与解释变量 $x_{i,t}$ 会具有统计相关性, 从而产生内生性问题。

在闭环情形下数学化描述为:

$$X_i = H_i(q^{-1})Y_i \quad (6)$$

式中: $H_i(q^{-1})$ 为端口 i 从负荷侧功率到系统侧电压/频率的离散时间传递算子; q^{-1} 为后移算子 ($q^{-1}y_t = y_{t-1}$, y_t 为时刻 t 的输出变量, 即对应的负荷功率偏差量)。结合式(3)可知:

$$X_i = H_i(q^{-1})(X_i\Theta_i + \Xi_i) \quad (7)$$

这说了解释变量 X_i 中包含了内部扰动 Ξ_i 的成分, 破坏了外生性假设, 即 $\mathbb{E}[X_i^T \Xi_i] \neq 0$ 。

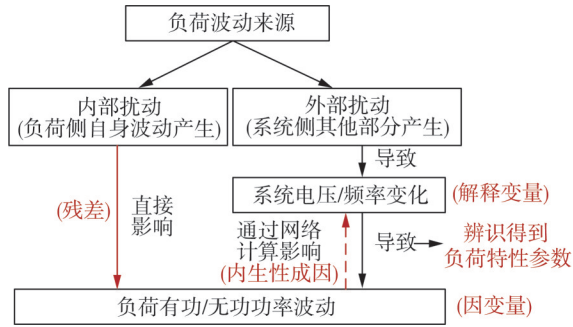


图1 负荷辨识中内生性形成的因果机制示意图

Fig. 1 Causal mechanism diagram of endogeneity in load model identification

1.2.3 内生性导致SSE类方法的渐近偏差

内生性会导致以最小化SSE为目标的估计方法对 Θ_i 的估计产生非零的渐近偏差。例如OLS对式(3)的估计量可写为:

$$\text{plim}_{N \rightarrow \infty} \hat{\Theta}_{i, \text{OLS}} = \Theta_i + \frac{\mathbb{E}[X_i^T \Xi_i]}{\mathbb{E}[X_i^T X_i]} \quad (8)$$

式中 $\hat{\Theta}_{i, \text{OLS}}$ 为采用OLS得到的负荷特性参数估计值。当 $\mathbb{E}[X_i^T \Xi_i] \neq 0$ 时, 估计结果有偏差, 导致负荷电压指数和频率系数的辨识结果无法真实反映负荷对电压、频率的响应强度, 可能导致基于负荷特性参数的控制策略效果下降或失效。

1.2.4 内外扰动强度对内生性程度的影响

从图1及式(7)所示的闭环机理可以看出, 内生性大小取决于内部扰动与外部扰动之间的相关程度。当内部扰动幅值较大且能够显著通过系统耦合路径 $H_i(q^{-1})$ 影响外部扰动时, 解释变量 X_i 中由内

部扰动引起的分量占比增加, $\mathbb{E}[X_i^T \Xi_i]$ 也随之增大, 从而加剧内生性; 反之, 当外部扰动占主导、内部扰动较弱时, 内部扰动对解释变量的即时影响较小, 两者的相关性下降, 内生性程度相应减弱。

2 基于工具变量的负荷特性参数辨识方法

为抑制上节所述由内生性引起的估计偏差, 本文引入工具变量法(IV)。其核心思想是利用一组与残差项不相关(外生性)、但与解释变量保持较强相关性(相关性)的变量, 替代原始解释变量进行回归, 从而恢复外生性条件并获得一致估计。

考虑到电力系统中外部扰动与内部扰动在时间相关特性上的显著差异, 本文提出基于滞后解释变量构造工具变量, 从而有效缓解内生性对负荷特性参数辨识精度的影响。

2.1 方法前提与时间尺度分离假设

在式(4)所示的回归模型中, 解释变量为系统侧的电压、频率波动, 这些波动主要由外部扰动驱动; 而残差项为负荷侧的内部扰动成分(如用电行为波动、局部控制波动等)。针对不同扰动的相关性时间尺度提出以下假设。

1) 内部扰动呈短相关特性^[30]: 负荷内部扰动多源于局部快速过程, 其自相关时间尺度一般为毫秒至秒级, 衰减速度较快, 可用均值稳定、相关性短的Ornstein-Uhlenbeck(O-U)过程^[31]刻画其统计性质;

2) 内外扰动的互相关衰减较快: 虽然内部扰动通过系统潮流以及系统动态方程对解释变量产生反馈, 但由于该反馈路径存在传递时延, 且局部动力学环节的短时响应衰减较快, 使得内部扰动在解释变量中的残留成分只在极短的滞后范围内显著。因而, 扰动项与外部扰动主导的解释变量之间的相关性仅在短时滞范围内显著, 超出该范围后迅速衰减并趋近于0;

3) 外部扰动呈长相关特性: 系统电压/频率波动受网络耦合与惯量效应影响, 其自相关时间可持续数秒乃至更长。

综上, 内部扰动(残差)的自相关时间尺度以及其与外部扰动的互关时间尺度, 均明显短于外部扰动(电压/频率, 解释变量)的自相关时间尺度。本文在后续的工具变量构造与滞后阶选取中, 均基于上述时间尺度分离与相关特性假设。第3节的仿真

分析将对该假设进行验证。

2.2 多端口滞后工具的构造

工具变量需同时满足外生性(与扰动项不相关)和相关性(与解释变量具有显著统计相关性)两大条件。为此,本文采用多端口与时间滞后相结合的策略构造工具变量,即在引入其他端口电压/频率量的同时,结合本端口及其他端口的一阶滞后量,削弱工具变量与扰动项之间的相关性。

工具变量的具体构造方法为,设本端口为 i ,其余可用端口集合为 $\mathcal{J}_i \subset \{1, \dots, m\} \setminus \{i\}$ (m 为系统中端口数量),选取滞后阶 $L \geq 1$,构造工具变量向量:

$$\mathbf{z}_{i,t} = \left[dV_{i,t-L}, df_{i,t-L}, \left\{ dV_{j,t-L}, df_{j,t-L} \right\}_{j \in \mathcal{J}_i} \right] \quad (9)$$

式中: $\mathbf{z}_{i,t}$ 为端口 i 在时刻 t 构造的工具变量向量; $V_{i,t-L}$ 、 $f_{i,t-L}$ 分别为端口 i 在时刻 $t-L$ 的电压与频率量测值(标么值)。在滑动窗口内,将各时刻样本 $\mathbf{z}_{i,t}$ 按行堆叠,形成完整的工具变量矩阵 $\mathbf{Z}_i$ 。

由于内部扰动 $\boldsymbol{\varepsilon}_i$ 通常是短相关的,通过时间滞后和空间距离可以切断 $\mathbf{Z}_i$ 与残差 $\boldsymbol{\varepsilon}_i$ 的相关性,从而近似满足 $\mathbb{E}[\mathbf{z}_i^T \boldsymbol{\varepsilon}_i] = 0$ 的外生性条件。

另一方面,网络耦合与系统惯性效应使得其余可用端口 $\mathcal{J}_i$ 的电压/频率历史量与当前端口 i 的解释变量 $\mathbf{X}_i$ 仍保持较强相关性,从而保证 $\text{rank}(\mathbb{E}[\mathbf{z}_i^T \mathbf{X}_i]) = 2$ 的相关性条件。

2.3 基于工具变量的两阶段最小二乘估计

针对式(4)所示的回归模型,本文采用两阶段最小二乘(two-stage least squares, 2SLS)方法进行参数估计,其基本过程如下。

第一阶段(利用工具变量预测解释变量):

$$\hat{\mathbf{X}}_i = \mathbf{Z}_i (\mathbf{Z}_i^T \mathbf{Z}_i)^{-1} \mathbf{Z}_i^T \mathbf{X}_i \quad (10)$$

可写为

$$\hat{\mathbf{X}}_i = \mathbf{P}_{\mathbf{Z}_i} \mathbf{X}_i \quad (11)$$

式中 $\mathbf{P}_{\mathbf{Z}_i}$ 为由工具变量矩阵 $\mathbf{Z}_i$ 构成的外生空间上的投影矩阵。该阶段的作用是保留解释变量中与工具变量相关的外生成分,去除其与内部扰动项 $\boldsymbol{\varepsilon}_i$ 的相关部分。

第二阶段(用第一阶段预测值回归求解参数):

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_i^{2SLS} = (\hat{\mathbf{X}}_i^T \hat{\mathbf{X}}_i)^{-1} \hat{\mathbf{X}}_i^T \mathbf{Y}_i \quad (12)$$

式中 $\hat{\boldsymbol{\theta}}_i^{2SLS}$ 为采用2SLS得到的负荷特性参数估计值。

当滞后阶 $L = 0$ 且 $\mathbf{Z}_i \equiv \mathbf{X}_i$ 时,2SLS退化为OLS。

2.4 IV估计的无偏性与波动性分析

当工具变量 $\mathbf{Z}_i$ 满足外生性与相关性时,IV估计值在样本量趋于无穷时是一致的,即:

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_i^{2SLS} \xrightarrow{P} \boldsymbol{\theta}_i \quad (13)$$

式中: $\boldsymbol{\theta}_i$ 为真实负荷特性参数值; $\xrightarrow{P}$ 表示依概率收敛,因此该估计是无偏的。

在残差项满足外生性与同方差独立扰动的基准条件下,可以证明IV的方差矩阵在Loewner序意义下不小于OLS^[28]。工具变量的引入实质上是在第一阶段将解释变量投影至其外生成分空间,不可避免地丢失部分有效信息,这一信息损失构成了保证外生性的代价。因此,即便在理想条件下,IV的方差亦通常大于OLS,表现为更高的估计波动性。

在本文残差呈短相关特性的设定下,OLS与IV的方差关系仍遵循“IV方差 $\geq$ OLS方差”的结论。这是因为当残差存在自相关时,两者的估计方差均会增大,而IV由于投影过程引入的信息损失机制,仍会相较于OLS表现出更强的波动性。本文将在后续仿真中对该结论进行验证。

2.5 滞后阶 L 的选择

设 $\rho_{\boldsymbol{\varepsilon}}(L)$ 为残差 $\boldsymbol{\varepsilon}_i$ 在滞后阶数 L 下的自相关函数(autocorrelation function, ACF), $\rho_{\mathbf{X}, \boldsymbol{\varepsilon}}(L)$ 为解释变量 $\mathbf{X}_i$ 与 $\boldsymbol{\varepsilon}_i$ 的互相关函数(cross-correlation function, CCF), $\rho_{\mathbf{X}}(L)$ 为 $\mathbf{X}_i$ 的ACF。理想情况下,滞后阶 L 应满足: $\rho_{\boldsymbol{\varepsilon}}(L) \approx 0$, $\rho_{\mathbf{X}, \boldsymbol{\varepsilon}}(L) \approx 0$, $\rho_{\mathbf{X}}(L)$ 仍显著,即消除残差的自相关与解释变量-残差的互相关以满足外生性条件,同时保持工具变量与解释变量之间的相关性以满足相关性条件。

滞后阶数 L 的选取需在外生性与相关性之间权衡。 L 过小会导致内生性未完全消除, L 过大会削弱工具变量与解释变量的相关性,增大估计值方差。本文采用在可行滞后范围内综合 $\rho_{\boldsymbol{\varepsilon}}$ 、 $\rho_{\mathbf{X}, \boldsymbol{\varepsilon}}$ 与 $\rho_{\mathbf{X}}$ 的变化规律,选取满足外生性与相关性平衡的最优滞后阶。

3 仿真实验

3.1 系统模型与场景设置

为验证所提工具变量方法在不同运行条件下的适用性与优越性,本文构建了基于IEEE 3机9节点系统的仿真环境如图2所示。

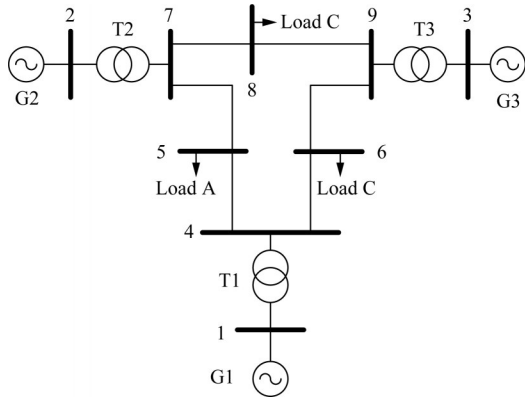


图2 IEEE 3机9节点单线图

Fig. 2 Single-line diagram of the IEEE 3-machine 9-bus system

3.1.1 负荷建模

各负荷节点均采用静态ZIP模型与动态感应电机模型的组合结构,以体现静态与动态响应特性。通过调整两类模型的占比,形成3类典型场景:1)静态主导型:静态ZIP占比大于100%、80%;2)动态主导型:动态感应电机占比大于80%;3)混合均衡型:静、动态负荷各占50%。不同负荷比例能够显著改变系统的响应惯性与扰动传播特性。

3.1.2 扰动建模与内生性控制

针对内外扰动建模问题,系统外部扰动主要由发电机G1转矩随机波动引发出力波动构成,内部扰动主要由负荷侧功率波动与感应电机动态过程形成,均建模为O-U随机过程。

针对内生性强度设置问题,通过调整内外扰动的方差比值,设置不同内生性强度,构造3类内生性情景:1)外部扰动占主导(弱内生性);2)内外扰动相当(中等内生性);3)内部扰动占主导(强内生性)。

上述场景设置保证了系统同时包含静/动态负荷组合、不同内外扰动比例,为辨识方法的全面验证提供了基础。

3.2 对比方法

为突出所提工具变量方法(IV)的性能,本文选取以下3类方法进行对比。

1)OLS方法:以最小化观测输出与模型输出残差的平方和为目标,直接估计回归模型参数。

2)预测误差法(predict error method, PEM):通过构建含有色噪声模型的2阶ARMA结构,最小化预测误差的平方和,同时估计系统动态参数与噪声模型参数。考虑到系统内部扰动为OU过程驱动,

经验证更高阶模型对结果影响极小,2阶结构可保证辨识精度。

3)本文所提IV方法:多端滞后工具利用多端口、多阶滞后量构造工具变量,增强外生性与相关性。

3.3 评价指标

为系统评估不同方法效果,本文采用以下指标。

1)估计偏差(|Bias|):辨识参数与真实参数的均值偏差,反映辨识参数的统计无偏性。

2)方差(variance, Var):辨识参数的统计波动性。

3)均方根误差(root mean squared error, RMSE):综合偏差与方差,表征整体估计精度。

3.4 仿真结果与分析

以下所有仿真均采用10 Hz的采样频率,每个数据窗长为30 min,滑动步长为0.5 min,共得到60 min平稳工况数据下的60组估计值。内部扰动包括静态负荷额定有功功率和无功功率;外部扰动为发电机G1机械转矩输入的随机波动。上述扰动均在稳态值基础上叠加O-U过程产生,且漂移项与扩散项均取2。在不同的内外扰动比例下,分别对两类扰动施加不同的强度系数,其中外部扰动的增益固定为0.01。各负荷节点静态负荷特性如表1所示,算例场景设置如表2所示。

表1 各负荷节点静态负荷的电压指数/频率系数

Tab. 1 Voltage exponent / frequency sensitivity coefficient of static loads at each load bus

负荷节点	k_{PV}	k_{PF}	k_{QV}	k_{QF}
负荷A (Bus 5)	1.5	-5	1.5	-5
负荷B (Bus 6)	1.5	-2	1.5	-2
负荷C (Bus 8)	1.5	0	1.5	0

3.4.1 IV方法滞后阶L选择及参数敏感性分析

在S1典型强内生性场景中,以负荷A参数 k_{PV} 、 k_{PF} 辨识为例,首先进行相关性分析及假设验证,说明滞后阶L的选择方法,并进一步分析负荷特性参数估计结果对IV方法不同L选择的敏感性。

3.4.1.1 相关性分析与假设验证

在选择滞后阶数L之前,首先需要的相关函数进行分析,以验证内部扰动、外部扰动及量测信号之间的时间相关特性是否符合方法假设。

表 2 算例场景设置

Tab. 2 Case study scenario settings

场景编号	静态负荷比例/%	动态负荷比例/%	内部扰动强度系数
S1 (纯静态负荷, 强内生性)	100	0	1.0
S2 (纯静态负荷, 中等内生性)	100	0	0.7, 0.5
S3 (纯静态负荷, 弱内生性)	100	0	0.3, 0.1
S4 (静态主导型, 强内生性)	80	20	1.0
S5 (混合主导型, 强内生性)	50	50	1.0
S6 (动态主导型, 强内生性)	20	80	1.0

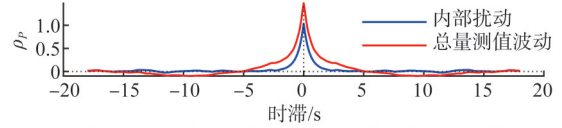
图 3 展示了典型场景 S1 下负荷 A 的相关性特征。从图 3(a) 可以看到, 总量测值的自相关特征与内部扰动高度一致, 说明在该场景下量测信号中大部分波动来自内部扰动, 系统存在显著的内生性。

另一方面, 图 3(b) 与图 3(c) 显示电压与频率的自相关函数时间尺度明显长于内部扰动的自相关时间尺度, 也长于内部扰动与外部扰动之间的互相关时间尺度。这与本文提出的 IV 假设相符: 即内部扰动(残差)的自相关时间尺度, 以及其与外部扰动的互相关时间尺度, 均显著短于外部扰动(解释变量: 电压、频率)的自相关时间尺度。基于这一假设, 本文在工具变量的构造与滞后阶的选取中能够合理利用时间尺度分离与相关性特征。

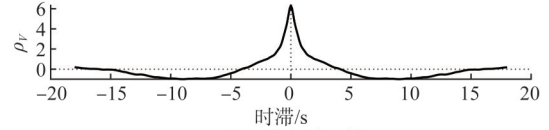
此外, 从图 3(d) 与图 3(e) 可知, 电压-有功功率及频率-有功功率的互相关函数整体幅值较小, 且主要集中在较短的时滞范围内, 说明内部扰动与外部扰动之间的相关性较弱, 不会对外部扰动的动态特征产生长期耦合影响。这一结果进一步支撑了 IV 方法的适用性, 即内部扰动与解释变量之间保持弱相关性, 从而能够通过工具变量实现一致性估计。

3.4.1.2 滞后阶 L 的选择

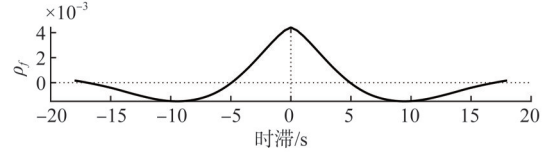
在滞后阶 L 的选择上需要兼顾外生性与相关性。从图 3 可知, 内部扰动与总量测值的自相关在 0 时滞处呈现尖峰, 并在约 1~2 s 内迅速衰减, 这意味着若滞后阶过小, 将导致内生性未能完全消除。



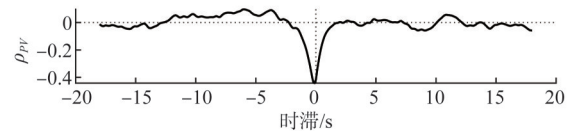
(a) 负荷有功功率内部扰动与总量测值的自相关函数对比



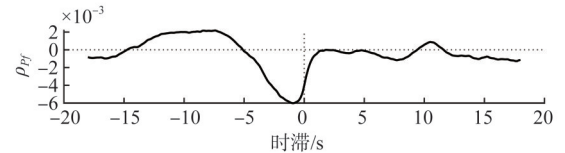
(b) 电压自相关函数



(c) 频率自相关函数



(d) 电压-有功功率互相关函数



(e) 频率-有功功率互相关函数

图 3 场景 S1 负荷 A 的自相关函数 ρ_P, ρ_V, ρ_f 及互相关函数 ρ_{PV}, ρ_{Pf}

Fig. 3 ACFS ρ_P, ρ_V, ρ_f and CCFS ρ_{PV}, ρ_{Pf} of the load A in scenario S1

因此, 合理的滞后阶应大于该内生性显著作用的时间尺度。另一方面, 电压与频率的自相关函数衰减较慢, 其中电压在 3~5 s 内仍具有明显相关性, 频率在 6~8 s 内相关性依然存在。若滞后阶过大, 则会进入解释变量相关性减弱的区域, 从而削弱工具变量与解释变量的相关性并增大估计方差。因此, 在 10 Hz 采样条件下, 滞后阶 L (即滞后样本点数) 应选择在 20~40 之间, 对应滞后时间 2~4 s。

3.4.1.3 滞后阶 L 的值对参数估计的影响

在使用滞后时间为 3 s (单阶) 的条件下, 使用 3.2 节所提 OLS、IV 和 PEM 3 种方法, S1 场景负荷 A 的电压指数 k_{PV} 和频率系数 k_{Pf} 的辨识结果如图 4 所示。

从图 4 可知, OLS 方法在强内生性场景下呈现出较小的波动性但存在系统性偏差; IV 方法能够显著减小偏差, 使得结果更接近理论值, 但辨识曲线

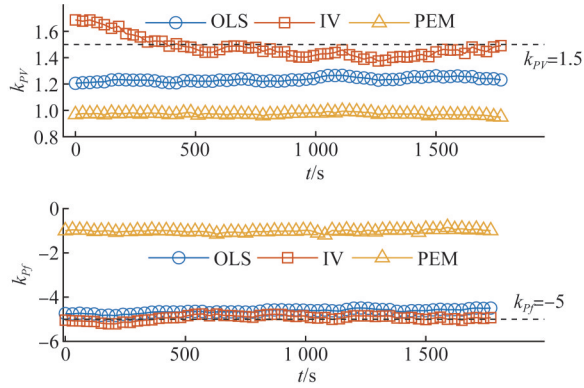


图4 场景S1负荷A的电压指数/频率系数在不同方法下的辨识结果对比

Fig. 4 Comparison of voltage exponent / frequency sensitivity coefficient identification results using different methods of the load A in scenario S1

波动较大;PEM方法在该场景下受到内生性影响,尽管在理论上能通过建模噪声过程改善估计,但由于噪声模型阶次的不确定性和强内生性干扰,其估计精度和稳健性均不及IV方法。此外,PEM方法在计算效率上也明显低于OLS和IV,辨识耗时较长。整体结果印证了内生性对辨识方法的显著影响,以及工具变量方法在该条件下的优势。以下部分仅针对OLS与IV方法进行对比分析。

为了进一步评估滞后阶数 L 对参数估计精度的影响,本文对比了OLS与IV方法在滞后时间0~10 s下的偏差(Bias)、方差(Var)与均方根误差(RMSE)的表现。图5—6所示结果分别对应S1场景负荷A的电压指数 k_{pv} 和频率系数 k_{pf} 。

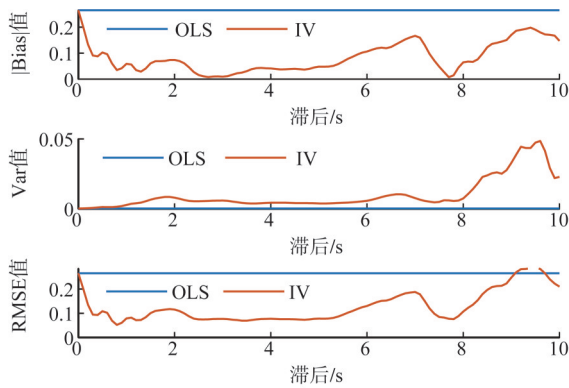


图5 场景S1负荷A的电压指数 k_{pv} 在不同滞后阶数下的Bias、Var与RMSE对比(OLS与IV方法)

Fig. 5 Bias, Var and RMSE of the voltage exponent k_{pv} at load A in scenario S1 under different lag orders (comparison between OLS and IV methods)

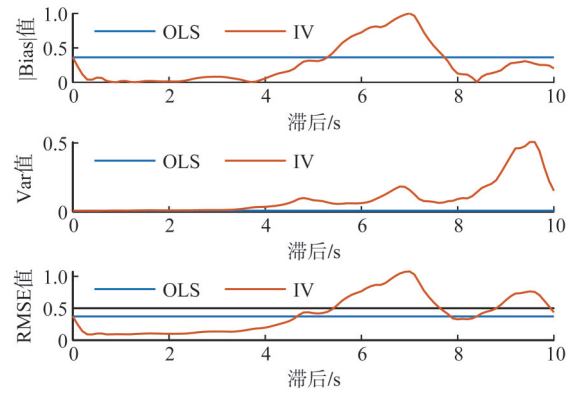


图6 场景S1负荷A的频率系数 k_{pf} 在不同滞后阶数下的Bias、Var与RMSE对比(OLS与IV方法)

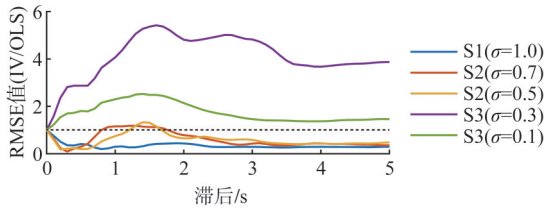
Fig. 6 Bias, Var and RMSE of the frequency sensitivity coefficient k_{pf} at load A in scenario S1 under different lag orders (comparison between OLS and IV methods)

由于OLS方法不依赖于滞后工具变量,其估计结果与 L 无关,在图5—6中表现为水平线,对应固定的偏差和方差水平。相比之下,IV方法依赖于滞后变量作为工具,因此随 L 的变化表现出不同规律。|Bias|图反映了估计的系统性偏差规律,Var图反映了估计的波动性(方差水平)规律,RMSE图综合反映了偏差与方差的共同作用。由图5可知,在电压指数 k_{pv} 的辨识中,当滞后阶数为0时,OLS与IV方法的结果一致,均表现出相同的有偏性和波动性;随着 L 的增加,IV方法能够逐步减小有偏性,使结果更接近理论值,但在较大滞后阶数下波动性和均方误差明显上升,体现出典型的“偏差-方差权衡”。图6显示频率系数的规律与电压指数相似。IV在小滞后阶数下有效降低偏差,但在大滞后阶数下波动性急剧增大,导致估计不稳定。总体而言,IV方法在强内生性条件下能够在小滞后阶数时有效降低偏差,使估计结果更接近真实值;随着滞后阶数的增加,其波动性和均方误差迅速上升,导致估计不稳定。

3.4.2 内生性强度的影响

本节进一步考察内生性强度对IV方法的影响,基于场景S1、S2、S3的设置进行对比分析。图7—图8展示了不同内生性强度场景下负荷A静态参数辨识结果。

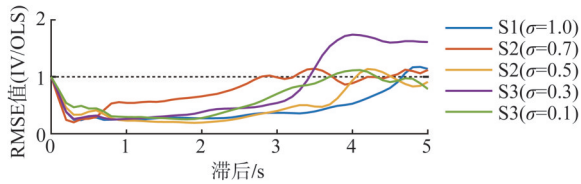
从图7—8的结果对比可见,在弱内生性条件下,OLS方法在电压指数辨识中偏差较小,表现出更好的稳定性,此时IV方法由于工具变量的投影



注: σ 表示负荷内部扰动强度系数。

图 7 不同内生性强度场景下 IV 方法辨识负荷 A 的电压指数 k_{pV} 的 RMSE (以 OLS 方法归一化)

Fig. 7 RMSE of the voltage exponent k_{pV} identified by the IV method at load A under different endogeneity strength scenarios (normalized by the OLS method)



注: σ 表示负荷内部扰动强度系数。

图 8 不同内生性强度场景下 IV 方法辨识负荷 A 的频率系数 k_{pF} 的 RMSE (以 OLS 方法归一化)

Fig. 8 RMSE of the frequency sensitivity coefficient k_{pF} identified by the IV method at load A under different endogeneity strength scenarios (normalized by the OLS method)

损失,反而在波动性上明显大于 OLS。随着内生性增强,OLS 的系统性偏差迅速扩大,估计结果逐渐偏离真实值;而 IV 方法能够有效抑制偏差,保持无偏性。在强内生性场景下 IV 方法在精度和稳健性上均显著优于 OLS。需要指出的是,IV 方法并非在所有条件下均优于 OLS:在弱内生性条件下,OLS 仍可能是效率更高的估计器。

可以看到,在内部扰动强度较弱时,频率系数的辨识效果整体较好。此时输入信号与误差项之间的相关性有限,OLS 偏差尚不显著,而 IV 方法能够在保持无偏性的同时,有效降低由内生性引起的估计误差。由于频率通道的随机波动幅值较小,即便较弱的内生性也可能对 OLS 产生影响,而 IV 方法在这种场景下依然展现出较强的稳健性,从而取得比 OLS 更低的 RMSE。

3.4.3 静/动态负荷比例的影响

在保持扰动强度一致及强内生性的条件下,分别选取 S1 (纯静态负荷)、S4 (静态负荷主导)、S5 (静/动负荷各 50%)、S6 (动态负荷主导) 4 种典型场景,对 OLS 与 IV 方法的辨识结果进行比较。

当负荷由静态与动态部分共同组成时,端口等

效的电压指数/频率系数不再仅由静态负荷单独决定,而是由两类负荷的综合作用所决定。在这种情况下,辨识的结果应理解为一个等效参数值。该等效值的理论值可以在不存在内部扰动、仅受外部扰动作用时通过 OLS 方法进行辨识获得。表 3 给出了不同动静态负荷比例下负荷 A 的电压指数/频率系数理论值。由表 3 可知,当系统以静态负荷为主 (S1、S4) 时,有功功率对电压和频率的敏感性较强,指数参数保持在静态负荷理论值附近;而随着动态负荷成分的增加 (S5、S6),有功功率对电压与频率的敏感性逐渐减弱,同时无功功率对电压的敏感性在动态负荷占比提升时得到增强,表明动态负荷更容易放大电压扰动的影响。另一方面,无功功率对频率的敏感性在不同场景下呈现一定波动,受到内部扰动与动态成分耦合效应的影响。

表 3 负荷 A 的电压指数/频率系数理论值

Tab. 3 Theoretical values of voltage exponent and frequency sensitivity coefficient of load A

场景	k_{pV}	k_{pF}	k_{qV}	k_{qF}
S1 (纯静态负荷)	1.50	-5.00	1.50	-5.00
S4 (静态主导型,强内生性)	1.50	-4.05	1.78	-4.65
S5 (混合主导型,强内生性)	0.99	-1.63	1.83	-2.91
S6 (动态主导型,强内生性)	0.52	0.70	1.87	-1.85

进一步采用 OLS 与所提 IV 方法对负荷参数在不同静/动负荷比例下的辨识结果进行对比分析,结果如图 9、图 10 所示。由于篇幅所限,本文仅选取电压指数 k_{pV} 与频率系数 k_{pF} 作为代表性参数,其他参数的辨识结果在趋势与结论上具有一致性,因此不再逐一给出。

对于电压指数 k_{pV} (图 9),在静态负荷占比较高的 S4 场景下,IV 与 OLS 的误差水平均随滞后阶数增加而下降,但 IV 始终保持更低的 RMSE;在混合负荷场景 S5 和动态负荷主导的 S6 场景中,IV 的优势依然存在,尤其在低滞后区改善更为明显。这表明在电压通道,尽管存在内生性影响,工具变量能够有效提高参数估计的稳健性和精度。

相比之下,频率系数 k_{pF} 的辨识效果明显不如电压指数 (图 10)。上述现象本质上对应计量经济学中的“弱工具变量”问题:在动态负荷比例增大时,系统的等效惯量和阻尼进一步增强,使得频率响应幅值减小,信号激励不足,导致滞后变量与当前频

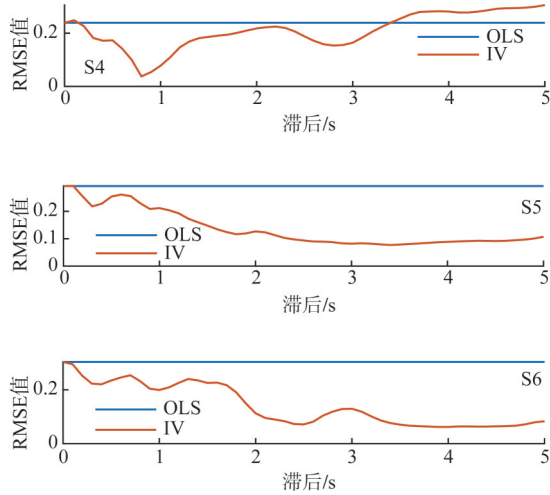


图9 负荷A的电压指数 k_{pv} 在不同静/动态负荷比例下的RMSE对比(OLS与IV方法)

Fig. 9 RMSE of the voltage exponent k_{pv} at load A under different static/dynamic load ratios (comparison between OLS and IV methods)

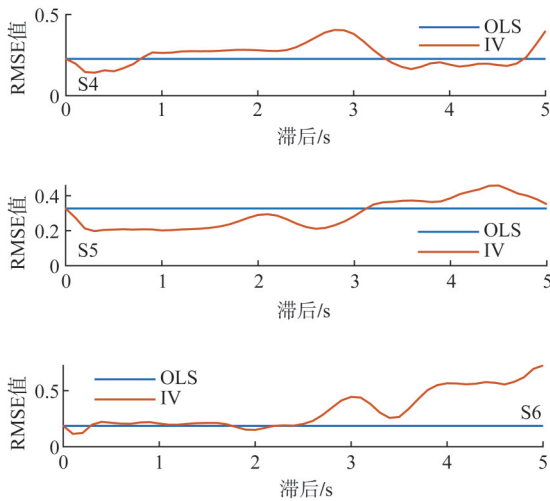


图10 负荷A的频率系数 k_{pf} 在不同静/动态负荷比例下的RMSE对比(OLS与IV方法)

Fig. 10 RMSE of the frequency sensitivity coefficient k_{pf} at load A under different static/dynamic load ratios (comparison between OLS and IV methods)

率信号之间的相关性不足,工具变量对解释变量的解释力下降,IV估计结果的方差急剧膨胀。有限样本下还可能出现估计分布偏离正态、常规t检验与F检验失真等问题。本文仿真侧重于方法在不同工况下的适用性评估,未系统引入弱工具检验。未来工作将考虑引入弱工具检验(如第一阶段F检验、过度识别检验)来判别工具变量的有效性,并结合正则化IV或广义矩估计(generalized method of mo-

ments, GMM)等方法提升在弱工具场景下的稳健性。

综上所述,在静态负荷占比较高且系统内生性较强时,IV方法能够有效抑制偏差并提升电压、频率系数的辨识精度;随着动态负荷比例的增加,IV在电压指数辨识上仍能依托较强的工具相关性保持稳定优势;但在频率系数辨识中,由于系统惯量与阻尼增强导致频率激励不足,滞后工具与频率信号的相关性减弱,从而出现弱工具变量问题,IV的优势难以充分体现,需要辅以数据增强或动态建模加以改进。

3.5 小结

基于IEEE 3机9节点系统的仿真结果表明:在强内生性条件下,IV方法在小滞后阶时能有效降低偏差,使估计接近真实值,但随着滞后阶增大,其波动性和均方误差迅速上升,因此需结合相关性分析选择合适的滞后阶。在弱内生性下OLS更优,而在强内生性时,IV显著优于OLS与PEM,能够有效消除偏差并保持稳健性。在不同动静态负荷比例下,IV方法在电压指数辨识中优势明显,而在频率系数辨识中则受弱工具问题限制,需结合其他手段提升效果。整体结果验证了本文方法在多种工况下的有效性与应用潜力。

4 结论

本文针对平稳工况下负荷特性参数辨识中存在的内生性问题,提出了一种基于工具变量(IV)的辨识方法,并系统分析了其理论基础与应用效果。本文的主要结论如下。

1)揭示了闭环系统中内生性的形成机理,指出在强内生性条件下,传统OLS方法虽具较低波动性,但存在显著偏差,难以保证估计准确性;

2)构建了完整的IV辨识框架,明确了滞后工具变量的构造原则与基于相关性分析的滞后阶数选取准则,并从无偏性与波动性的角度阐释了IV方法的统计特性;

3)基于IEEE 3机9节点系统的仿真表明:在弱内生性场景下,OLS方法具有较小偏差,表现更优;而在强内生性条件下,IV方法能够有效消除偏差并保持稳健性,尤其在小滞后阶下优势显著;在不同动静态负荷比例下,IV方法在电压指数辨识中优势明显,而在频率系数辨识中则受弱工具问题限

制,需结合其他手段提升效果。

综上,本文提出的工具变量方法在平稳工况下能够显著缓解内生性问题,为电力系统负荷建模与稳定性分析提供了一种新的思路。

未来的研究可进一步拓展本文工作。在内外扰动幅值相当的情形下,需要增强工具变量的有效性,以保证辨识结果的稳定性;在不同内生性条件下可结合弱工具检验与过度识别检验,对工具变量的有效性进行判别,据此选择更适合的估计方法;可进一步探索当传统弱工具检验失效(例如工具变量与解释变量相关性极弱或样本有限时)时的替代方案;在动态扰动环境中,有必要发展快速在线方法,实现负荷特性参数的实时跟踪与更新;此外,可进一步在更复杂或更高维系统中开展验证,评估方法在含新能源、电力电子接口和强耦合网络中的适用性与鲁棒性。

参考文献

- [1] 李颖,贺仁睦,徐衍会.广东电网基于PMU的负荷模型参数辨识研究[J].南方电网技术,2009,3(1):16-19.
LI Ying, HE Renmu, XU Yanhui. Research of PMU-based load model parameters identification of Guangdong power grid [J]. Southern Power System Technology, 2009, 3(1): 16-19.
- [2] 贺仁睦,王卫国,蒋德斌,等.广东电网动态负荷实测建模及模型有效性的研究[J].中国电机工程学报,2002,22(3):79-82.
HE Renmu, WANG Weiguo, JIANG Debin, et al. Measurement-based dynamic load modeling and model validation on Guangdong grid [J]. Proceedings of the CSEE, 2002, 22(3): 78-82.
- [3] ZHANG K Q, ZHU H, GUO S M. Dependency analysis and improved parameter estimation for dynamic composite load modelling [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 32(4): 3287-3297.
- [4] 屈星,李欣然,李培强,等.计及配电网调压的综合负荷建模[J].中国电机工程学报,2018,38(6):1695-1705,1906.
QU Xing, LI Xinran, LI Peiqiang, et al. Load modeling considering voltage regulation of the distribution network [J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(6): 1695-1705, 1906.
- [5] 于松泰,张树卿,韩英铎,等.电力系统综合负荷模型简化方案及参数辨识集选取[J].电力系统自动化,2015,39(15):143-148.
YU Songtai, ZHANG Shuqing, HAN Yingduo, et al. Simplification scheme for power system composite load model and selection of identification parameter set [J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(15): 143-148.
- [6] 鞠平,张正利,潘学萍,等.参数可观测性分析及其在电力负荷模型中的应用[J].电力系统自动化,2016,40(5):32-37.
JU Ping, ZHANG Zhengli, PAN Xueping, et al. Parameters observability analysis and its application to power load model [J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(5): 32-37.
- [7] 韩英铎,陆超,宋文超,等.电力系统在线安全稳定计算分析技术综述与展望[J].中国电机工程学报,2024,44(17):6733-6761.
HAN Yingduo, LU Chao, SONG Wenchao, et al. Review and prospect of online security and stability analysis techniques for power systems [J]. Proceedings of the CSEE, 2024, 44(17): 6733-6761.
- [8] ARIF A, WANG Z, WANG J, et al. Load modeling—a review [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2018, 9(6): 5986-5999.
- [9] 王顺亮,蒋奥博,马俊鹏,等.多控制模式变流器异构系统的暂态同步稳定分析[J].南方电网技术,2025,19(12):11-21.
WANG Shunliang, JIANG Aobo, MA Junpeng, et al. Transient synchronous stability analysis of heterogeneous systems with multiple control mode converters [J]. Southern Power System Technology, 2025, 19(12): 11-21.
- [10] 刘宿城,栾李,李龙,等.基于人工智能的直流微电网大信号稳定性评估方法研究[J].发电技术,2025,46(3):496-507.
LIU Sucheng, LUAN Li, LI Long, et al. Research on large-signal stability assessment methods of DC microgrids based on artificial intelligence [J]. Power Generation Technology, 2025, 46(3): 496-507.
- [11] HAN D, MA J, HE R M, et al. A real application of measurement-based load modeling in large-scale power grids and its validation [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2009, 24(4): 1756-1764.
- [12] GARCIA R V, PARDAL P C P M, KUGA H K, et al. Nonlinear filtering for sequential spacecraft attitude estimation with real data: cubature Kalman filter, unscented Kalman filter and extended Kalman Filter [J]. Advances in Space Research, 2019, 63(2): 1038-1050.
- [13] WAN E A, VAN DER MERWE R. The unscented Kalman filter for nonlinear estimation [C]//Proceedings of the IEEE 2000 Adaptive Systems for Signal Processing, Communications, and Control Symposium, October 4, 2000, Lake Louise, Canada. New York: IEEE, 2000: 153-158.
- [14] 李欣然,金群,刘艳阳,等.遗传策略的综合改进及其在负荷建模中的作用[J].电网技术,2006,30(11):40-46.
LI Xinran, JIN Qun, LIU Yanyang, et al. Synthetic improvements of genetic strategies and their application in power load modelling [J]. Power System Technology, 2006, 30(11): 40-46.
- [15] 杨少兵,吴命利.基于改进蚁群算法的客运专线电力负荷建模与参数辨识[J].中国电机工程学报,2015,35(7):1578-1585.
YANG Shaobing, WU Mingli. Power load modelling and parameters identification based on improved ant colony algorithm for passenger lines [J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(7): 1578-1585.
- [16] PIERROU G, WANG X. Online PMU-based method for estimating dynamic load parameters in ambient conditions [C]//2020 IEEE Power & Energy Society General Meeting (PESGM), August 2-6, 2020, Montreal, Canada. New York: IEEE, 2020: 1-5.
- [17] WANG X. Estimating dynamic load parameters from ambient PMU measurements [C]//2017 IEEE Power & Energy Society

- General Meeting, July 16 – 20, 2017, Chicago, USA. New York: IEEE, 2017: 1 – 5.
- [18] 周运斌, 陈茜, 王颖, 等. 基于聚类算法和类噪声数据辨识的负荷模型特征参数提取[J]. 电工电能新技术, 2020, 39(12): 12 – 18.
- ZHOU Yunbin, CHEN Qian, WANG Ying, et al. Ambient signal and clustering algorithm based extraction for identified load model parameters[J]. Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy, 2020, 39(12): 12 – 18.
- [19] WANG Y, LU C, WU P, et al. Online realization of an ambient signal-based load modeling algorithm and its application in field measurement data[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2022, 69(7): 7451 – 7460.
- [20] 吴沛萱, 张欣然, 周晋航, 等. 基于类噪声信号的等值负荷惯量两阶段辨识方法[J]. 电力自动化设备, 2022, 42(9): 57 – 63.
- WU Peixuan, ZHANG Xinran, ZHOU Jinhang, et al. Two-stage identification method of equivalent load inertia based on noise-like signals[J]. Electric Power Automation Equipment, 2022, 42(9): 57 – 63.
- [21] 徐贤, 周晋航, 王颖, 等. 基于类噪声的解耦测辨负荷模型机理分析及应用[J]. 电力科学与技术学报, 2023, 38(1): 138 – 145.
- XU Xian, ZHOU Jinhang, WANG Ying, et al. Mechanism analysis and application of decoupled load model identification based on noise-like signals[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2023, 38(1): 138 – 145.
- [22] 李尚远, 甘德强, 冯丽, 等. 小扰动环境下闭环负荷辨识机理分析及解决方案[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(7): 2152 – 2165, 2395.
- LI Shangyuan, GAN Deqiang, FENG Li, et al. The reason for closed-loop load model identification and corresponding solution under small disturbance condition[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(7): 2152 – 2165, 2395.
- [23] 方浩男, 王颖, 张欣然, 等. 考虑负荷内部扰动影响的改进类噪声负荷辨识方法[J]. 电网技术, 2025, 49(3): 1227 – 1235.
- FANG Haonan, WANG Ying, ZHANG Xinran, et al. Improved noise-like load identification method considering the effect of internal load disturbances[J]. Power System Technology, 2025, 49(3): 1227 – 1235.
- [24] ORTEGA Á, MILANO F. Estimation of voltage-dependent load models through power and frequency measurements[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2020, 35(4): 3308 – 3311.
- [25] FARROKHABADI M, CAÑIZARES C A, SIMPSON-PORCO J W, et al. Microgrid stability: definitions, analysis, and examples[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2020, 35(1): 13 – 29.
- [26] IEEE. Guide for load modeling and simulations for power systems: IEEE Std 2781 – 2022[S]. New York: IEEE, 2022.
- [27] AHMED A, ALI A, KARRAR A, et al. Estimating the effects of small voltage and frequency changes on industrial induction motor loading[C]//2019 IEEE Power & Energy Society General Meeting (PESGM), August 4 – 8, 2019, Atlanta, USA. New York: IEEE, 2019: 1 – 5.
- [28] WOOLDRIDGE J M. Introductory econometrics: a modern approach[M]. Boston: Cengage Learning, 2020.
- [29] LJUNG L. System identification: theory for the user[M]. 2nd ed. Upper Saddle River: Prentice Hall, 1999.
- [30] ROBERTS C, STEWART E M, MILANO F. Validation of the Ornstein-Uhlenbeck process for load modeling based on μ PMU measurements[C]//2016 Power Systems Computation Conference (PSCC), June 20 – 24, 2016, Genova, Italy. New York: IEEE, 2016: 1 – 10.
- [31] MILANO F, ZÁRATE-MIÑANO R. A systematic method to model power systems as stochastic differential algebraic equations[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2013, 28(4): 4537 – 4544.

收稿日期: 2025-09-01; 网络首发日期: 2025-12-31

作者简介:

沈沉(1970), 男, 教授, 博士生导师, 博士, 研究方向为电力系统分析与控制、电力系统高性能计算与数字孪生, shenchen@mail. tsinghua. edu. cn;

周博英(1999), 女, 通信作者, 博士研究生, 研究方向为考虑随机激励的电力系统分析与控制, zby21@mails. tsinghua. edu. cn。