

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2019.01.011

基于代数法和优化法的异步电动机动态 参数辨识方法对比研究*

冯 丽¹, 李尚远², 陈 涛¹, 吴迎霞¹, 汪 震^{2*}

(1. 国网重庆市电力公司, 重庆 400014; 2. 浙江大学 电气工程学院, 浙江 杭州 310027)

摘要:针对在线应用中的电动机动态参数辨识问题,描述了异步电动机数模混合建模框架,提出了一种基于数据驱动及显式解析的数模混合辨识方法。分别以电机负荷电压/幅值及有功/无功功率两类 PMU 量测数据作为输入输出,基于 PSASP 三阶异步机动态方程,利用代数分析建立了电机惯性系数、暂态电抗、稳态电抗、转子回路时间常数 4 种基本参数的解析表达式;介绍了一类基于状态空间模型的数模混合参数优化辨识方法,通过遗传算法求取了最优参数使负荷有功/无功功率模型模拟信号与 PMU 测量信号拟合误差最小;在改进的 3 机 9 节点系统中,对基于模拟生成的 PMU 时序数据进行了对比分析。研究表明:代数法在辨识准确性和计算效率上均优于优化辨识法。

关键词:异步电动机;动态参数辨识;代数分析法;优化建模

中图分类号:TH39;TM77

文献标志码:A

文章编号:1001-4551(2019)01-0047-07

Dynamic parameter identification of asynchronous motor based on algebraic analysis and optimization modelling

FENG Li¹, LI Shang-yuan², CHEN Tao¹, WU Ying-xia¹, WANG Zhen²

(1. State Grid Chongqing Electric Power Company, Chongqing 400014, China;

2. College of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

Abstract: Aiming at identification of key asynchronous motor load (AML) parameters for online application, the data-model hybrid modelling framework was firstly given and a data-model hybrid analytic method of AML dynamic parameter identification was developed. With the active/reactive power, terminal voltage and current measured by PMU as input, the fundamental four parameters, including the rotor inertia, rotor transient reactance, rotor steady reactance, rotor time constant were derived by algebra analysis based on the AML dynamic equations. Another class of data-driven and state-space model based optimization modelling method was introduced, in which a genetic algorithm (GA) was adopted to seek the minimum fitting error between the modelled active/reactive power and the PMU counterparts. Finally, a comparison study between these two methods was conducted on a modified three-machine nine-bus system. The results indicate that the proposed algebra analytic method can outperform the optimization method in both identification accuracy and computation efficiency.

Key words: asynchronous motor; dynamic parameter identification; algebraic analytic analysis; optimization modelling

收稿日期:2018-05-03

基金项目:国网重庆市电力公司科技资助项目(2016 渝电科技 1#)

作者简介:冯 丽(1975-),女,贵州贵阳人,博士,高级工程师,主要从事电力系统调度运行、电网稳定控制、电力系统自动化等方面的研究。E-mail:fengli@cq.sgcc.com.cn

通信联系人:汪 震,男,教授。E-mail:eezwang@ieee.org

0 引 言

异步电动机是电力系统的重要组成部分,占全社会用电比重较大^[1]。随着风电等可再生能源发电容量增多,电网中的异步电动机容量占比将逐步增大^[2]。建立异步电动机模型,并有效地辨识其中的参数对电力系统的安全稳定运行意义重大。

目前,主流的异步电动机模型辨识方法主要有最小二乘法、模型参考自适应法、基于优化建模的方法等^[3]。最小二乘法是寻找一组最优参数使得测量结果与计算结果误差的平方和最小^[4];模型参考自适应法以电动机状态方程为调整模型,通过可观测变量确定调整模型的参数^[5];基于优化建模的方法是采用遗传算法或者蚁群算法寻找参数最优解^[6]。由于上述方法处理的是离散数据,因此本质上是适用于离散系统的辨识方法^[7-8]。为了满足上述方法的在线应用,实际工程中需要采用类噪声负荷实测信号进行辨识,以提高辨识精度^[9-10]。

近年来,代数分析等适用于连续系统的辨识方法逐渐得到了学者们的广泛关注^[11-12]。

本文首先建立异步电动机的参数辨识完整表达式,引出一类基于优化建模的电动机参数辨识方法并给出辨识流程,最后在 3 机 9 节点系统中比较研究两种方法的辨识效果。

1 异步电动机数模混合建模问题框架

基于数据驱动的负荷建模问题是通过滚动计算周期 T 内的 N 组 PMU 时序数据(采样间隔为 ΔT),如电压 $V(k) \angle \theta(k)$ 、功率 $P(k)/Q(k)$ ($k = 1, \dots, N$) 等,在定义一组输入输出($u(k) = [V(k), \theta(k)]^T$ 和 $y(k) = [P(k), Q(k)]^T$) 基础上建立反映负荷动态特性的负荷状态空间方程,如图 1 所示。

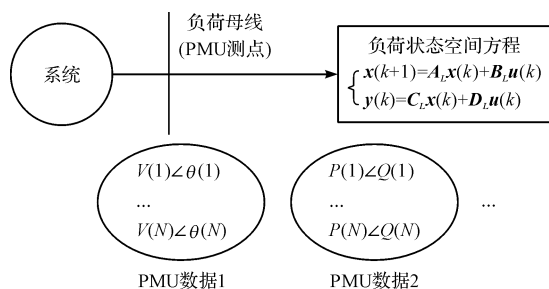


图 1 数据驱动负荷建模问题

异步电动机的数模混合建模是在数据驱动负荷建模的基础上,通过结合具体物理模型进行负荷参数识别,可有效减少建模误差。

进一步在 $x-y$ 坐标系可的电压和电流分量如下:

$$\begin{aligned} V_x &= V \cos \theta, I_x = \frac{V_x P + V_y Q}{V_x^2 + V_y^2} \\ V_y &= V \sin \theta, I_y = \frac{V_y P - V_x Q}{V_x^2 + V_y^2} \end{aligned} \quad (1)$$

异步电机模型一共分成 3 部分:网络的接口;电动机动态模型;电动机输出模型。本文研究的是中国电科院综稳程序(PSASP) 三阶电动机模型^[13]。在 $x-y$ 坐标系建立异步电动机与网络的接口方程:

$$\begin{aligned} I_x &= \frac{1}{X'} [(E'_y - V_y)] \\ I_y &= \frac{1}{X'} [- (E'_x - V_x)] \end{aligned} \quad (2)$$

式中: X' —电动机转子暂态电抗; $E'_x/E'_y, V_x/V_y, I_x/I_y$ —暂态电动势、机端电压和机端电流的 x/y 轴分量。

三阶电动机微分方程如下:

$$\frac{ds}{dt} = \frac{T_M - T_E}{T_j} \quad (3)$$

$$\frac{dE'_x}{dt} = \frac{[(X - X')I_y + T'_{do}E'_y s - E'_x]}{T'_{do}} \quad (4)$$

$$\frac{dE'_y}{dt} = \frac{[-(X - X')I_x - T'_{do}E'_x s - E'_y]}{T'_{do}} \quad (5)$$

式中: s —异步电动机转子滑差; T_M, T_E —异步电动机的机械转矩和电磁转矩; T_j —转子惯性时间常数; X —转子稳态电抗; T'_{do} —转子回路时间常数。

电动机有功/无功可表示如下:

$$\begin{aligned} P &= T_E = - (E'_x I_x + E'_y I_y) \\ Q &= V_y I_x - V_x I_y \end{aligned} \quad (6)$$

综合式(2 ~ 6),异步电动机数模混合建模问题即通过如下步骤实现:

(1) 采集 PMU 数据: $[s(k), V(k), \theta(k), P(k), Q(k)]$ ($k = 1, \dots, N$);

(2) 辨识异步电动机参数: $\Phi_0 = [X', X, T_j, T'_{do}]$ 。

2 基于代数分析的电动机参数辨识

从式(3 ~ 5)可以发现:(1)待辨识参数 T_j 与变量 (T_M, T_E, s) 有关;(2) X', X, T'_{do} 与 I_x, I_y, E'_x, E'_y 有关。因此,将待辨识参数集分成两部分进行分析。

2.1 辨识参数 T_j

对式(3) 等式两边同时乘以时间 t ,再进行积分

可得:

$$\int_0^T ts(t) dt = \frac{1}{T_j} \int_0^T t(T_M(t) - T_E(t)) dt \quad (7)$$

对 $\int_0^T ts(t) dt$ 部分使用分步积分法则,可得:

$$\int_0^T ts(t) dt = ts(t) \Big|_0^T - \int_0^T s(t) dt = Ts(T) - \int_0^T s(t) dt \quad (8)$$

代入到式(7)可以得到:

$$Ts(T) - \int_0^T s(t) dt = \frac{1}{T_j} \int_0^T t(T_M - T_E(t)) dt \quad (9)$$

可以写成下式:

$$T_j = \frac{\int_0^T t(T_M - T_E(t)) dt}{Ts(T) - \int_0^T s(t) dt} \quad (10)$$

式中: $T_M(t)$ 用前一周期 $T_E(t)$ 的平均值代替。

上述积分时间 T 定义为每个时段开始的相对时间长度。基于某时段采集的 N 组实测 PMU 数据,采样间隔 T_s ,计算式流程解释如下:

(1) 采集数: $[s(k), V(k), \theta(k), P(k), Q(k)]$ ($k = 1, \dots, N$);

(2) T_M 的值与每个滚动周期的初始有功功率值相等(第1s);

$$(3) \text{ 计算 } T_j = \frac{\sum_{k=1}^N k \times T_s(T_M - T_E(k)) T_s}{Ts(N) - \sum_{k=1}^N s(k) T_s}.$$

2.2 辨识参数 X, X', T'_{d0}

对式(4,5)两边同时乘以时间 t 再积分,可以得到:

$$TE'_x(T) - \int_0^T E'_x(t) dt = \frac{X - X'}{T'_{d0}} \int_0^T tI_y(t) dt + \int_0^T E'_y(t)s(t) dt - \frac{1}{T'_{d0}} \int_0^T E'_x(t) dt \quad (11)$$

$$TE'_y(T) - \int_0^T E'_y(t) dt = -\frac{X - X'}{T'_{d0}} \int_0^T tI_x(t) dt - \int_0^T E'_x(t)s(t) dt - \frac{1}{T'_{d0}} \int_0^T E'_y(t) dt \quad (12)$$

除了待辨识参数 X, X', T'_{d0} 外,还有未知变量 $E'_x(t)$ 和 $E'_y(t)$ 。可以通过已知变量 $V_x(t), V_y(t), I_x(t), I_y(t)$ 确定未知变量 $E'_x(t)$ 和 $E'_y(t)$,代入到式(11,12),可以得到:

$$Y = A\Phi$$

$$\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varphi_1 \\ \varphi_2 \\ \varphi_3 \end{bmatrix} \quad (13)$$

其中: $a_{11} = TI_y(T) - \int_0^T I_y(t) dt + \int_0^T tI_x(t)s(t) dt$;

$$a_{12} = -\int_0^T V_x(t) dt;$$

$$a_{13} = \int_0^T tI_y(t) dt;$$

$$a_{21} = -TI_x(T) + \int_0^T I_x(t) dt + \int_0^T tI_y(t)s(t) dt;$$

$$a_{22} = -\int_0^T V_y(t) dt;$$

$$a_{23} = -\int_0^T tI_x(t) dt;$$

$$y_1 = TV_x(T) + a_{12} - \int_0^T V_y(t)s(t) dt;$$

$$y_2 = TV_y(T) + a_{22} + \int_0^T V_x(t)s(t) dt;$$

$$\varphi_1 = X'; \varphi_2 = \frac{1}{T'_{d0}}, \varphi_3 = \frac{X}{T'_{d0}}.$$

方程组的求解方法如下:

$$\Phi = \left[\int_0^T A^T A dt \right]^{-1} \int_0^T A^T Y dt \quad (14)$$

根据式确定 Φ 后,待辨识参数 X, X', T'_{d0} 根据下式确定:

$$X' = \varphi_1, T'_{d0} = \frac{1}{\varphi_2}, X = \frac{\varphi_3}{\varphi_2} \quad (15)$$

综上所述,通过式(10,15)形成运算处理器来求解待辨识参数,如图2所示。

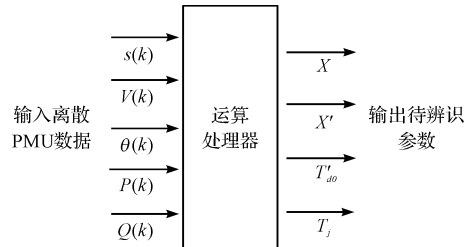


图2 代数分析输入输出

由于实测 PMU 数据是离散的,图2所示的运算处理器涉及到数值积分,细节请参考计算公式的详细流程。

代数分析法通过直接处理式(3~5)的非线性微分方程组,避免线性化过程的误差,并通过数学变换消除状态变量初值对参数辨识精度的干扰。

3 基于优化建模的异步电动机参数辨识

3.1 状态空间模型

对式(2 ~ 6) 进行小扰动线性化,得到异步电动机的连续状态空间模型:

$$\begin{cases} \Delta \dot{x} = A_L \Delta x + B_L \Delta u \\ \Delta y = C_L \Delta x + D_L \Delta u \end{cases} \quad (16)$$

$$A_L = \begin{bmatrix} -\frac{(X - X')}{X'T'_{d0}} - \frac{1}{T'_{d0}} & s_0 & E'_{y0} \\ -s_0 & -\frac{(X - X')}{X'T'_{d0}} - \frac{1}{T'_{d0}} & -E'_{x0} \\ -\frac{V_0 \sin \theta_0}{X'T_j} & \frac{V_0 \cos \theta_0}{X'T_j} & 0 \end{bmatrix}$$

$$B_L = \begin{bmatrix} \frac{X - X'}{X'T'_{d0}} \cos \theta_0 & -\frac{X - X'}{X'T'_{d0}} V_0 \sin \theta_0 \\ \frac{X - X'}{X'T'_{d0}} \sin \theta_0 & \frac{X - X'}{X'T'_{d0}} V_0 \cos \theta_0 \\ -\frac{E'_{x0}}{X'T_j} \sin \theta_0 + \frac{E'_{y0}}{-X'T_j \cos \theta_0} & -\frac{E'_{x0} V_0}{X'T_j} \cos \theta_0 - \frac{E'_{y0} V_0}{X'T_j} \sin \theta_0 \end{bmatrix}$$

$$C_L = \begin{bmatrix} \frac{V_0 \sin \theta_0}{X'} & -\frac{V_0 \cos \theta_0}{X'} & 0 \\ -\frac{V_0 \cos \theta_0}{X'} & -\frac{V_0 \sin \theta_0}{X'} & 0 \end{bmatrix}$$

$$D_L = \begin{bmatrix} \frac{E'_{x0}}{X'} \sin \theta_0 - \frac{E'_{y0}}{X'} \cos \theta_0 & \frac{E'_{x0} V_0}{X'} \cos \theta_0 + \frac{E'_{y0} V_0}{X'} \sin \theta_0 \\ \frac{2V_0 - E'_{x0} \cos \theta_0 - E'_{y0} \sin \theta_0}{X'} & \frac{E'_{x0} V_0 \sin \theta_0 - E'_{y0} V_0 \cos \theta_0}{X'} \end{bmatrix}$$

式中: $\Delta \omega$ —输入变量, $\Delta u = [\Delta V, \Delta \theta]$; 输出变量, $\Delta y = [\Delta \hat{P}, \Delta \hat{Q}]$; 变量下标“0”—各相应变量的平衡点值; V_0, θ_0 —分别用 $V(k)$ 和 $\theta(k)$ 的序列均值确定; E'_{x0}, E'_{y0}, s_0 —状态变量的平衡点无法根据已知量确定,也作为以下优化模型的待求解参数。

3.2 优化模型

基于图 1,本文定义一组 PMU 数据集:

$$W(k) = [P(k), Q(k), V(k), \theta(k)] \quad (17)$$

其中, $k = (1, 2, \dots, N)$,按照采样频率 T_s 采集。

应用模型,通过 $W(k)$ 去均值来近似各输入输出的扰动量^[14],去均值后输入输出记为:

$$\Delta u(k) = [\Delta V(k), \Delta \theta(k)]$$

$$\Delta y(k) = [\Delta P(k), \Delta Q(k)] \quad (18)$$

根据模型,通过数值积分可计算给定 $\Delta u(k)$ 输入的状态空间模型输出 $\Delta \hat{y}(k) = [\Delta \hat{P}(k), \Delta \hat{Q}(k)]$ 。优化模型方法的思想是寻找一组最优参数使模型的模拟输出 $\Delta \hat{y}(k)$ 与实际测量输出 $\Delta y(k)$ 误差最小,即如下的目标函数^[15]:

$$\min_{\Phi_0, \Phi_1} F = w_1 \frac{\Delta \varepsilon_P}{\Delta \bar{P}} + w_2 \frac{\Delta \varepsilon_Q}{\Delta \bar{Q}} \quad (19)$$

式中: Φ_0, Φ_1 — $\Phi_0 = [X', X, T_j, T'_{d0}]$, $\Phi_1 = [E'_{x0}, E'_{y0}, s_0]$ 待辨识电动机参数及优化待求解参数; w_1, w_2 —权重因子。

其他变量如下所示:

$$\Delta \varepsilon_P = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^N (\Delta \hat{P}(k) - \Delta P(k))^2}{N}} \quad (20)$$

$$\Delta \varepsilon_Q = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^N (\Delta \hat{Q}(k) - \Delta Q(k))^2}{N}} \quad (21)$$

$$\Delta \bar{P} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N \Delta P(k)^2}{N}}, \Delta \bar{Q} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N \Delta Q(k)^2}{N}} \quad (22)$$

为了获取全局最优解,本文采用遗传优化方法来求解,流程图如图 3 所示。

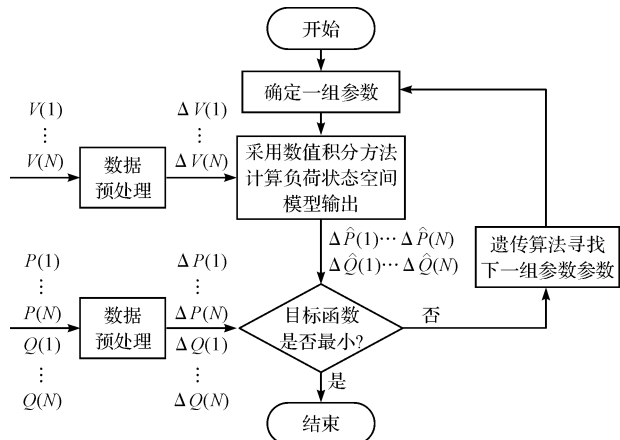


图 3 基于优化建模的异步电动机参数辨识流程图

上述优化模型求解框架同样适用其他优化方法。由于实际测量的数据是离散的数据,因此基于优化建模方法的异步电动机动态参数辨识本质上属于离散系统参数辨识。

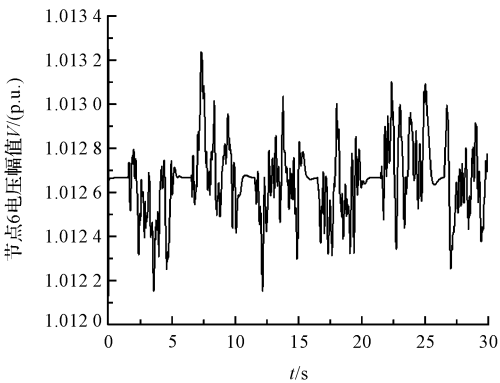
4 方法验证

4.1 仿真算例设计

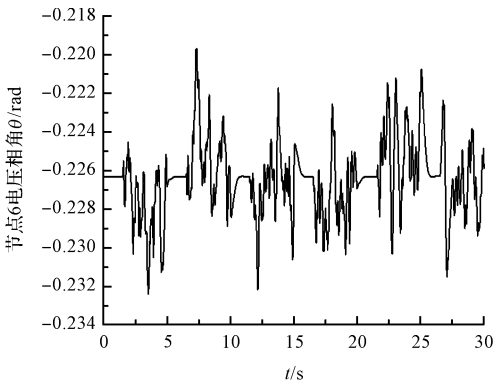
在 3 机 9 节点系统中对上述两种电动机参数辨识

方法进行仿真测试及效果比较。系统的拓扑结构、网络参数、稳态潮流初值及四阶发电机模型的模型参数均在文献[16]中给出。节点6的负荷为异步电动机负荷,其余负荷为恒阻抗负荷,其中异步电动机参数如表1所示。

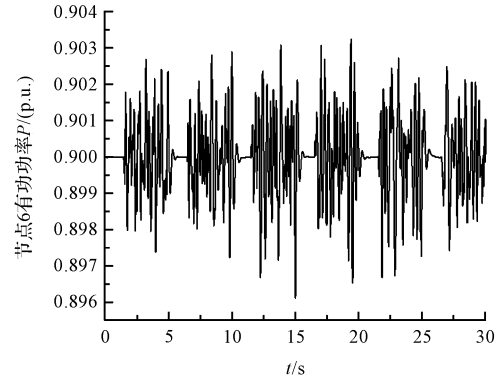
表1 异步电动机参数				
节点	X	X'	T'_{d0}	T_j
6	3.679 1	0.296 0	0.576	2



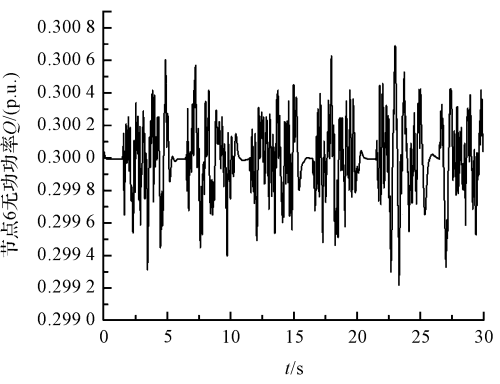
(a) 节点6电压幅值



(b) 节点6电压相角



(c) 节点6有功功率



(d) 节点6无功功率

图4 节点6的幅值/相角/有功/无功时序图

4.2 辨识精度比较

采用第2节的代数分析法和第3节的优化建模法分别辨识系统中异步电动机参数,其中优化建模中用到的遗传算法参数如表2所示。

表2 遗传算法参数	
参数	值
交叉算子,概率	0.8
变异算子,概率	0.2
种群数	200
最大迭代数	200

第一个滚动周期的目标函数随迭代次数的变化如图5所示。

从图5可以看出:遗传算法在100代左右目标函数值已经收敛到最优值 $F=0.240\ 1$ 。

为了辨识节点6的异步电动机负荷,在节点6母线安装PMU来测量电动机的动态数据。假设PMU的采样间隔为 $T_s=0.01\text{ s}$,负荷的滚动辨识周期为 5 s ,即 $N=500$ 。在每个滚动周期的第1.5 s至5 s对节点2的发电机的励磁电压注入方差为0.02的白噪声,通过仿真记录0~30 s内上述电动机母线的动态数据来模拟PMU量测数据,其中节点6的幅值/相角/有功/无功如图4所示。

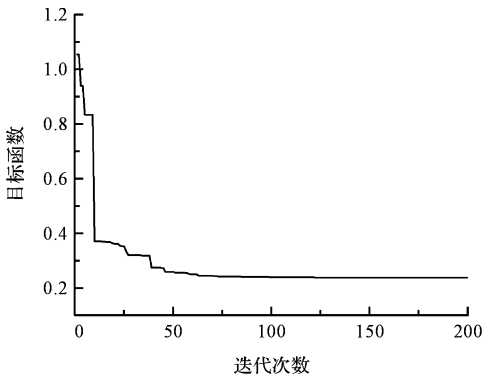


图5 遗传算法迭代收敛过程

以表1的真实参数为基准,两种辨识方法的结果比较如表3所示。

对比表(1,3)的辨识结果可以看出:代数分析法

的辨识结果均值非常接近真实值,误差都在 $10\text{e}-4$ 等较小数量级以下,明显小于优化建模的方法。

在整个时段内的误差结果如图 6 所示。

从图 6 可以看出:代数分析法的误差相对稳定,在每一个滚动周期的计算误差都小于优化建模法误差,

说明了代数法计算的鲁棒性及准确性均较好。此外,在计算效率方面,由于后者是一种基于种群的迭代求解算法,而前者具有严格解析解,前者的计算效率要显著高于后者。

表 3 节点 4 异步电动机参数辨识结果

辨识方法		X		X'		T'_{d0}		T_j	
		辨识结果	误差	辨识结果	误差	辨识结果	误差	辨识结果	误差
0 ~ 5 s	代数分析	3.679 1	2.2e-5	0.296 0	6.6e-6	0.576 0	4.8e-6	2.000	2.0e-10
	优化建模	3.795 9	0.1168	0.297 1	0.001 1	0.646 9	0.070 9	2.170 1	0.170 1
5 ~ 10 s	代数分析	3.679 2	1.3e-4	0.296 0	4.0e-5	0.576 0	2.9e-5	2.000	5.2e-13
	优化建模	3.227 1	0.4520	0.321 8	0.025 8	0.444 5	0.1315	1.707 5	0.292 5
10 ~ 15 s	代数分析	3.678 5	6.2e-4	0.295 8	2.0e-4	0.575 9	1.4e-4	2.000	5.0e-13
	优化建模	3.989 3	0.310 2	0.292 3	0.003 7	0.612 8	0.036 8	1.930 1	0.069 9
15 ~ 20 s	代数分析	3.678 8	3.4e-4	0.295 9	1.1e-4	0.576 0	7.6e-5	2.000	8.2e-13
	优化建模	4.022 2	0.343 1	0.278 8	0.017 2	0.583 6	0.007 6	1.755 7	0.244 3
20 ~ 25 s	代数分析	3.676 4	2.7e-3	0.297 1	1.1e-3	0.575 4	5.9e-4	2.000	2.9e-11
	优化建模	3.654 0	0.025 1	0.284 0	0.012 0	0.568 7	0.007 2	1.967 6	0.032 4
25 ~ 30 s	代数分析	3.679 1	4.1e-14	0.295 9	1.3e-4	0.576 0	9.1e-5	2.000	2.3e-13
	优化建模	3.307 6	0.371 5	0.324 8	0.028 8	0.534 7	-0.041 3	1.865 3	0.134 7

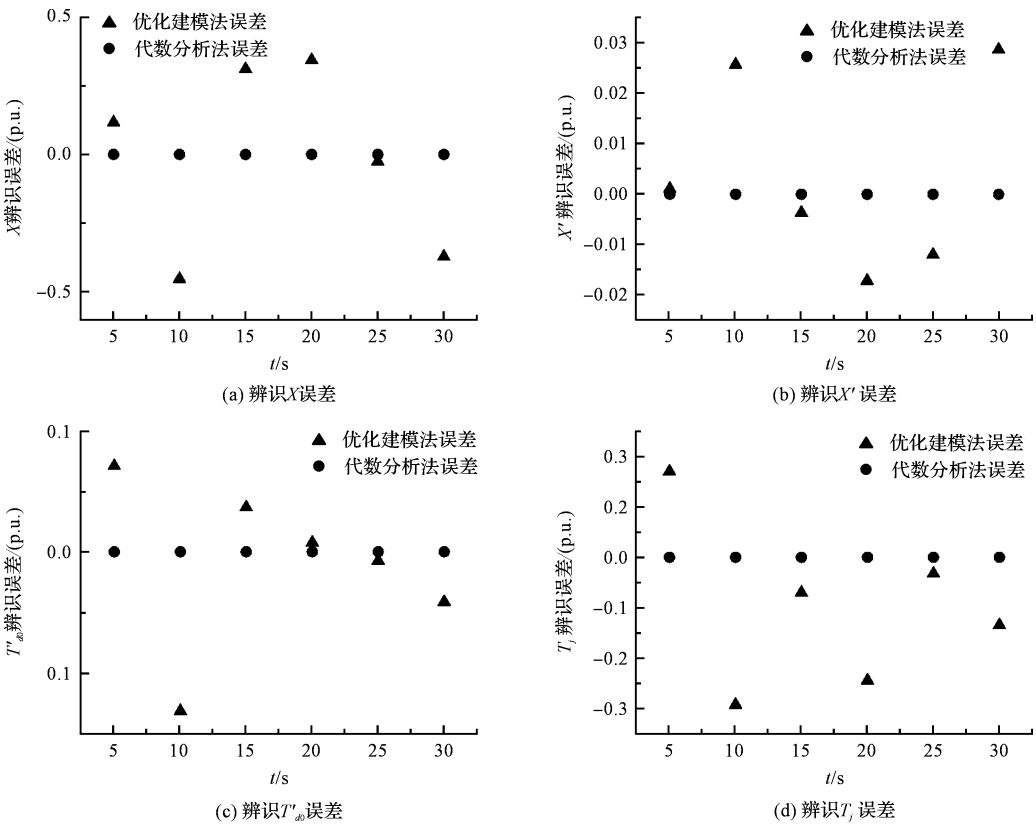


图 6 辨识误差绝对值分布

5 结束语

本文提出了一种基于代数分析及解析的数模混合

方法,通过典型算例的对比研究显示其优于优化建模方法,代数分析法不仅辨识结果均值非常接近真实值,误差数量级较小,同时计算效率明显优于后者。

参考文献 (References):

- [1] 汤 勇. 电力负荷的数学模型与建模技术[M]. 北京: 科学出版社, 2012.
- [2] 蔡 蓉, 岳程燕, 谢海莲. 传输大规模陆上风电的传统高压直流输电系统控制策略(英文)[J]. 南方电网技术, 2015, 9(5): 32-39.
- [3] 赵 歆. 感应电动机离线参数辨识方法研究[D]. 重庆: 重庆大学电气工程学院, 2008.
- [4] CIRINCIONE M, PUCCI M, CIRINCIONE G, et al. A new experimental application of Least-squares techniques of the estimation of the in-duction motor parameters[J]. **IEEE Transactions on Industry Applica-tions**, 2003, 39(5): 1247-1256.
- [5] 张鹏飞, 彭卫东, 刘小刚. 基于模型参考自适应系统的感应电机控制[J]. 现代电子技术, 2011, 34(1): 197-199.
- [6] 黄开胜, 童 怀, 郑太胜. 遗传算法在感应电动机动态模型参数识别中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2000, 20(8): 37-41.
- [7] MA J, HAN D, et al. Reducing identified parameters of measurement-based composite load model [J]. **IEEE Transactions on Power System**, 2008, 23(1): 76-83.
- [8] 李欣然, 金 群, 刘艳阳. 遗传策略的综合改进及其在负荷建模中的应用[J]. 电网技术, 2006, 30(11): 40-46.
- [9] 马 平, 王茂海, 吴新振, 等. 基于 PMU 实测小扰动数据的负荷参数辨识方法[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(2): 43-48.
- [10] 陆 超, 张俊勃, 韩英铎. 电力系统广域动态稳定辨识与控制[M]. 北京: 科学出版社, 2015.
- [11] BECEDAS J, MAMANI G, et al. Algebraic parameters identification of DC motors methodology and analysis[J]. **International Journal of Systems Science**, 2016, 41(10): 1241-1255.
- [12] MAMADOU M. Parameters estimation for signals described by differential equations[J]. **Applicable Analysis**, 2016, 88(1): 29-52.
- [13] 鞠 平, 马大强. 电力系统负荷建模[M]. 北京: 中国电力出版社, 2008.
- [14] MICHEL V, VINCENT V. Filtering and system identification[M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2007.
- [15] HE R M, MA J, HILL J. Composite load modeling via measurement approach[J]. **IEEE Transactions on Power System**, 2006, 21(2): 663-672.
- [16] ZIMMERMAN R D, MURILLO-SANCHEZ C, MATPOWER User's Manual. [M]. Version 3.2. Ithaca: Power Systems Engineering Research Center, School of Electvical Engineering, Cernell University, 2007.

[编辑: 周昱晨]

本文引用格式:

冯 丽, 李尚远, 陈 涛, 等. 基于代数法和优化法的异步电动机动态参数辨识方法对比研究[J]. 机电工程, 2019, 36(1): 47-53.

FENG Li, LI Shang-yuan, CHEN Tao, et al. Dynamic parameter identification of asynchronous motor based on algebraic analysis and optimization modelling [J]. *Journal of Mechanical & Electrical Engineering*, 2019, 36(1): 47-53.《机电工程》杂志: <http://www.meem.com.cn>