

DOI: 10.11830/ISSN.1000-5013.201902041



尺度变换下的直流电机参数 辨识方法与实验验证

聂卓贇¹, 李兆洋¹, 詹瑜坤¹, 郑义民¹, 蔡荣盛²

(1. 华侨大学 信息科学与工程学院, 福建 厦门 361021;
2. 泉州轻工职业学院 智能工业系, 福建 泉州 362200)

摘要: 针对传统参数辨识方法计算复杂且依赖过多测试数据的问题,提出一种基于尺度变换的直流电机参数辨识新方法. 首先,建立具有驱动放大系数和响应时延的电机系统与一类标准化对象之间的频域/时域尺度变换关系. 然后,分析标准化对象的阶跃响应特征与主导参数的作用,结合主导参数定义,拟合反映阶跃响应特征的函数. 最后,基于尺度变换与特征函数,给出电机模型参数的直接计算方法和优化计算方法. 仿真和实验结果表明:文中所提方法具有正确性和有效性.

关键词: 直流电机; 参数辨识; 尺度变换; 阶跃响应

中图分类号: N 945.14 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-5013(2019)05-0674-09

Identification Method for DC Motor Based on Scaling Transformation and and Experimental Verification

NIE Zhuoyun¹, LI Zhaoyang¹, ZHAN Yukun¹,
ZHENG Yimin¹, CAI Rongsheng²

(1. College of Information Science and Engineering, Huaqiao University, Xiamen 361021, China;
2. Department of Intelligent Industry, Quanzhou College of Technology, Quanzhou 362200, China)

Abstract: In view of the problem that the traditional parameter identification method is complicated in calculation and relies on too much test data, a new identification method for direct current motor based on scaling transformation is developed. Firstly, scaling transformation in time and frequency domains between the motor system and a class of normalized model is developed with drive amplifying and response delay considered. Secondly, the step response characteristic of the normalized model and the role of the dominant parameters are analyzed, and the characteristic function are defined and fitted by employing the dominant parameter. Finally, based on the scaling transformation and the eigenfunction, the directly calculation scheme and optimal searching scheme of the model parameters are given. The simulation and experimental results proved the validity and practicability of the proposed methods.

Keywords: direct current motor; parameter identification; scaling transform; step response

收稿日期: 2019-02-26

通信作者: 聂卓贇(1983-),男,副教授,博士,主要从事鲁棒控制及非线性系统的研究. E-mail: yezhuoyun2004@sina.com.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61403149, 11626200);福建省自然科学基金资助项目(2015J01261, 2016J05165);华侨大学中青年教师科研提升资助计划(ZQN-PY408, Z14Y0002);华侨大学研究生科研创新基金资助项目(17013082042)

直流电机因其调速特性好、过载能力强和转速稳定等优点,常作为执行器被广泛应用于各类工业系统中^[1-3].在实际应用中,随着系统的长期运行,电机参数会随着系统的磨损和老化而发生变化,导致动态特性变差、静态特性偏离设定工作点^[4].国内外学者针对电机模型辨识问题进行了大量研究.聂卓赞等^[5]利用观测得到的系统内部状态,在噪声条件下,采用最小二乘法实现二阶系统的在线辨识.郭欣欣等^[6]从信号模态分解的角度出发,提出经验模态分解与矩阵束法相结合的同步电机参数辨识方法.韦文祥等^[7]设计一种基于扩展状态观测器的闭环转子磁链观测器,并提出以其作为参考模型的模型参考自适应转速辨识方法.黄科元等^[8]提出一种结合最小电压矢量注入方法和滑模观测器方法的混合控制策略,实现转子位置的准确辨识.此外,以频率响应和阶跃响应为代表的激励信号辨识方法在直流电机模型辨识中也时有应用^[9-10].但在实际应用中,仍需进一步降低参数辨识算法对计算复杂度和过多测试数据的依赖.因此,Nie等^[10]针对一类分数阶时滞系统,提出一种基于阶跃响应的3点辨识算法,该方法仅需测量少量数据即可辨识模型参数.本文在文献^[10]的基础上,对直流电机进行机理建模,并对机理模型进行标准化转换,从而建立机理模型与标准化模型间的尺度变换关系,通过有限的测试数据辨识直流电机的模型参数.

1 直流电机建模与分析

直流电机运行是一个复杂的电磁变化过程,其电压和转矩方程分别为

$$U_a = R_a I_a + L_a \frac{dI_a}{dt} + \epsilon, \quad J \frac{d\Omega(t)}{dt} = M - M_L. \quad (1)$$

式(1)中: U_a 为电枢电压; R_a 为电枢电阻; I_a 为电枢电流; L_a 为电枢电感; $\Omega(t)$ 为转子转速; ϵ 为反电动势, $\epsilon = C_e \Omega(t)$, C_e 为电势常数; J 为电力拖动系统整个运动部分折算到电动机上的总转动惯量; M 为电磁转矩, $M = C_m I_a$, C_m 为转矩常数, $C_m = \frac{30C_e}{\pi}$; M_L 为负载转矩.

式(1)为直流电机的理想模型.由于电机存在换向、摩擦、电阻发热等因素,具有一定的非线性特性,文献^[11-14]对直流电机的非线性物理模型进行了详细阐述.

基于式(1)的机理分析可知:直流电机的电压输入与转速输出之间具有二阶动态特性,考虑电机在空载条件下运行,有 $M_L = 0$.结合式(1),电机在空载条件下,可以得到驱动电压输入 U_a 与转速输出 Ω 的传递函数为 $\frac{1/C_e}{t_m t_a s^2 + t_m s + 1}$.其中, t_a 为电气时间常数, $t_a = L_a/R_a$; t_m 为机械时间常数, $t_m = (JR_a)/(C_m C_e)$; s 为拉布拉斯算子.同时,考虑到直流电机在桥式驱动电路下工作,占空比输入 U 与电枢电压输出 U_a 的驱动增益为 k ,电机响应的延迟时间为 L ,因此系统的占空比输入 U 与转速输出 Ω 的传递函数 $H(s)$ 可表示为

$$H(s) = \frac{\Omega(s)}{U(s)} = \frac{k/C_e}{t_m t_a s^2 + t_m s + 1} \cdot \exp(-Ls). \quad (2)$$

2 基于尺度变换的辨识方法

2.1 尺度变换分析

将直流电机模型(式(2))写成一般形式,则其传递函数 $G(s)$ 可以表示为

$$G(s) = \frac{K}{as^2 + bs + 1} \cdot \exp(-Ls). \quad (3)$$

式(3)中: K, L, a, b 为待辨识的系统参数,且满足 $K > 0, L > 0, a > 0, b > 0$.其中, K 的计算式为

$$K = \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{y_r(t)}{r(t)}. \quad (4)$$

式(4)中: $y_r(t)$ 为直流电机转速的阶跃响应; $r(t)$ 为控制输入.

在考虑控制器的可移植性问题时,Gao^[15]讨论控制系统的尺度变换关系,指出不同系统之间存在相互转换的内在联系.Nie等^[10]以一类分数阶模型为对象,通过尺度变换,建立实际系统与标准化分数阶

模型之间的关系,提出一种分数阶模型辨识方法.在此基础上,结合直流电机的二阶模型特性,建立式(3)的标准化模型 $\tilde{G}(\bar{s})$,即

$$\tilde{G}(\bar{s}) = \frac{1}{\bar{s}^2 + \alpha \bar{s} + 1} \cdot \exp(-\tau \bar{s}). \tag{5}$$

式(5)中: $\bar{s}=s/\sqrt{a}$; $\alpha=b/\sqrt{a}$; $\tau=L/\sqrt{a}$,该模型满足 $K\tilde{G}(\bar{s})=G(s)$,根据拉普拉斯变换,有

$$\mathcal{L}[f(t)] = F(s) = \int_0^\infty f(t) \cdot \exp(-st) dt. \tag{6}$$

此时,频率域与时间域建立起转换关系.若将时间轴压缩 a 倍,可得

$$\mathcal{L}\left[f\left(\frac{t}{a}\right)\right] = aF(as), \quad a \in \mathbf{R}. \tag{7}$$

由式(7)可知:若时间轴压缩 a 倍,对应的复变因子扩展 a 倍,即尺度变换在时域和频域存在对应关系.结合式(6),可得

$$\mathcal{L}\left[f\left(\frac{t}{a}\right)\right] = \int_0^\infty f\left(\frac{t}{a}\right) \cdot \exp(-st) dt = a \int_0^\infty f(\zeta) \cdot \exp(-as\zeta) d\zeta. \tag{8}$$

推导可得

$$f\left(\frac{t}{a}\right) = f(\zeta), \quad \frac{t}{a} = \zeta. \tag{9}$$

上述推导即为电机模型尺度变换方法的基本原理.

若令标准化系统模型 $\tilde{G}(\bar{s})$ 的阶跃响应为 $\bar{y}(\bar{t}+\tau)$,其中, \bar{t} 为 $\tau=0$ 时的时间坐标.令 $y(t)$ 为辨识模型 $G(s)$ 的阶跃响应,则有 $y(t) \approx y_r(t)$.根据式(9),可以得到时域中 $y(t)$, $\bar{y}(\bar{t}+\tau)$ 在时间尺度上的变换关系,即

$$y(t) = K\bar{y}(\bar{t}+\tau), \quad \bar{t}+\tau = \frac{t}{\sqrt{a}}. \tag{10}$$

在式(10)的基础上,提出电机模型(式(3))的 2 种参数辨识方法.1) 用尽可能少的测量数据辨识电机模型,给出一种直接参数计算方法.2) 在测量数据丰富的条件下,得到最优电机模型,并给出一种优化辨识方法.

2.2 直接参数计算法

首先,分析标准化模型的阶跃响应特性.标准化模型(式(5))中的参数 τ 决定系统响应的延迟大小,但不改变响应过程,而参数 α 决定系统响应的所有动态特性.标准化模型阶跃响应,如图 1 所示.图 1 中: y 为单位阶跃响应; t 为时间.由图 1 可知:当 $0<\alpha\leq 2$ 时,系统阶跃响应有明显振荡,且振荡随着 α 的增大而减弱;当 $2<\alpha\leq 4$ 时,系统处于过阻尼状态,且系统响应随着 α 的增大而变慢.由此可以推出,当 $\alpha>4$ 时,系统处于深度阻尼状态,阶跃响应变得非常缓慢,几乎可用一阶惯性模型代替.在标准化对象中,参数范围为 $0<\alpha\leq 4$ 能够描述工业对象中二阶系统的振荡和阻尼特性.因此,在 $\tau=0$ 的情况下,获取标准化模型的阶跃响应数据,以描述不同参数 α 条件下的动态响应特征,且在 $0<\alpha\leq 4$ 范围内进行参数辨识.

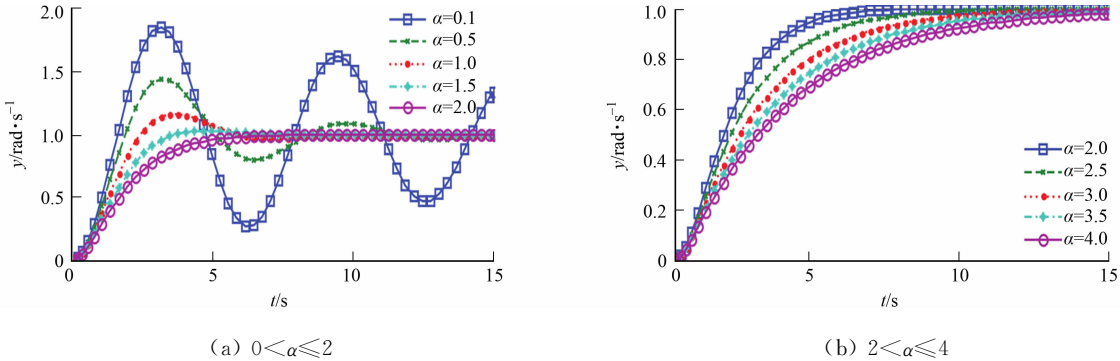


图 1 标准化模型阶跃响应($\tau=0$)

Fig. 1 Step response of normalized model ($\tau=0$)

在仿真中, 获取标准化系统 $\tilde{G}(s)$ 的阶跃响应数据, 选取上升阶段数据 $\bar{y}(t_1)=\beta_1, \bar{y}(t_2)=\beta_2, \bar{y}(t_3)=\beta_3$, 且 $t_1 < t_2 < t_3$, 其中, $\beta_i (i=1, 2, 3)$ 为满足 $0 < \beta_1 < \beta_2 < \beta_3 < 1$ 的设定值. 在不同参数 α 条件下, 为描述阶跃响应特征, 定义函数 $f_1(p)=\alpha, f_2(\alpha)=t_1, f_3(\alpha)=t_2, f_4(q)=\alpha$, 其中,

$$p=(t_3-t_1)/(t_2-t_1)=(t_3-t_1)/(t_2-t_1), \quad q=t_2/t_1=t_2/t_1.$$

(11)

选择 $t_1(\beta_1=0.20), t_2(\beta_2=0.60), t_3(\beta_3=0.95)$ 作为数据获取点. 为了提高辨识精度, 分别针对 $0 < \alpha \leq 2$ 和 $2 < \alpha \leq 4$ 进行分段考虑. 不同 α 条件下的阶跃响应数据, 如表 1 所示.

表 1 不同 α 条件下的阶跃响应数据(直接参数计算法)

Tab. 1 Step response data under different α (direct parameter method)

α	$t_1(\beta_1=0.20)$	$t_2(\beta_2=0.60)$	$t_3(\beta_3=0.95)$	α	$t_1(\beta_1=0.20)$	$t_2(\beta_2=0.60)$	$t_3(\beta_3=0.95)$
0.1	0.650 6	1.184 6	1.568 7	2.1	0.835 8	2.091 7	5.117 8
0.2	0.658 0	1.211 1	1.620 5	2.2	0.847 5	2.163 8	5.489 5
0.3	0.665 5	1.239 0	1.676 7	2.3	0.859 5	2.238 3	5.854 7
0.4	0.673 2	1.268 3	1.737 8	2.4	0.871 7	2.315 1	6.213 1
0.5	0.681 1	1.299 1	1.804 7	2.5	0.884 2	2.393 9	6.564 9
0.6	0.689 1	1.331 6	1.878 1	2.6	0.897 0	2.474 5	6.911 0
0.7	0.697 4	1.365 8	1.959 1	2.7	0.910 1	2.556 7	7.252 2
0.8	0.705 8	1.401 8	2.049 1	2.8	0.923 5	2.640 3	7.589 2
0.9	0.714 5	1.439 9	2.149 7	2.9	0.937 1	2.725 0	7.922 8
1.0	0.723 3	1.480 0	2.262 8	3.0	0.951 0	2.810 8	8.253 2
1.1	0.732 4	1.522 4	2.391 0	3.1	0.965 2	2.897 3	8.581 1
1.2	0.741 7	1.567 2	2.537 2	3.2	0.979 6	2.984 6	8.906 6
1.3	0.751 2	1.614 4	2.705 3	3.3	0.994 4	3.072 4	9.230 2
1.4	0.760 9	1.664 3	2.899 6	3.4	1.009 4	3.160 7	9.551 9
1.5	0.770 8	1.716 8	3.124 7	3.5	1.024 6	3.249 5	9.872 1
1.6	0.781 0	1.772 2	3.384 9	3.6	1.040 0	3.338 5	10.191 0
1.7	0.791 5	1.830 4	3.682 1	3.7	1.056 0	3.427 9	10.508 0
1.8	0.802 2	1.891 5	4.013 6	3.8	1.072 0	3.517 5	10.825 0
1.9	0.813 1	1.955 4	4.371 0	3.9	1.088 3	3.607 3	11.140 0
2.0	0.824 3	2.022 2	4.742 7	4.0	1.104 8	3.697 3	11.455 0

对表 1 中的数据进行拟合, 可得

$$0 < \alpha \leq 2: \begin{cases} f_1(p) = \frac{8.747p^3 + 18.48p^2 + 378.4p - 740.6}{p^3 - 13.09p^2 + 309.6p - 404.4}, \\ f_2(\alpha) = \frac{8.709\alpha^4 + 33.36\alpha^3 + 388\alpha^2 - 469.3\alpha + 525.9}{\alpha^3 + 670.8\alpha^2 - 816.7\alpha + 817.2}, \\ f_3(\alpha) = \frac{1\,015\alpha^3 + 1\,603\alpha^2 + 9\,916\alpha + 4\,034}{\alpha^4 + 100.1\alpha^3 - 415.4\alpha^2 + 8\,180\alpha + 3\,384}, \\ f_4(q) = \frac{30.93q^3 + 370.6q^2 + 463.1q - 3\,587}{q^3 + 199.7q^2 + 531.6q - 1\,207}. \end{cases}$$

(12)

$$2 < \alpha \leq 4: \begin{cases} f_1(p) = \frac{0.954\,1p^3 - 12.96p^2 + 28.92p + 31.26}{p^4 - 8.737p^3 + 18.61p^2 + 4.51p - 12.46}, \\ f_2(\alpha) = \frac{8.709\alpha^4 + 33.36\alpha^3 + 388\alpha^2 - 469.3\alpha + 525.9}{\alpha^3 + 670.8\alpha^2 - 816.7\alpha + 817.2}, \\ f_3(\alpha) = \frac{1\,015\alpha^3 + 1\,603\alpha^2 + 9\,916\alpha + 4\,034}{\alpha^4 + 100.1\alpha^3 - 415.4\alpha^2 + 8\,180\alpha + 3\,384}, \\ f_4(q) = \frac{9.514q^2 + 1\,241q - 4\,628}{q^3 - 85.77q^2 + 1\,379q - 3\,874}. \end{cases}$$

(13)

得到标准化对象阶跃响应特征的函数化描述后, 获取电机阶跃响应的 3 个数据需满足

$$\frac{y_r(t_1)}{K} = \beta_1, \quad \frac{y_r(t_2)}{K} = \beta_2, \quad \frac{y_r(t_3)}{K} = \beta_3.$$

(14)

根据时间尺度变换关系建立方程, 即

$$\left. \begin{aligned} \bar{t}_1 + L/\sqrt{a} &= t_1/\sqrt{a}, \\ \bar{t}_2 + L/\sqrt{a} &= t_2/\sqrt{a}, \\ \bar{t}_3 + L/\sqrt{a} &= t_3/\sqrt{a}. \end{aligned} \right\} \tag{15}$$

当 $t_1 > \bar{t}_1 \sqrt{a}$ 时,联立式(12)~(15),可得

$$\left. \begin{aligned} \alpha &= f_1(p), \quad a = ((t_2 - t_1)/(f_3(\alpha) - f_2(\alpha)))^2, \\ b &= \alpha \sqrt{a}, \quad L = t_1 - f_2(\alpha) \sqrt{a}. \end{aligned} \right\} \tag{16}$$

由于系统可能存在高阶动态特性或非线性影响,导致 $t_1 < \bar{t}_1 \sqrt{a}$,在式(15)中得到 $L < 0$.此时,可以认为 $L = 0$,即当 $t_1 < \bar{t}_1 \sqrt{a}$ 时,求解参数,可得

$$\left. \begin{aligned} \alpha &= f_4(q), \quad a = ((t_2 - t_1)/(f_2(\alpha) - f_3(\alpha)))^2, \\ b &= \alpha \sqrt{a}, \quad L = 0. \end{aligned} \right\} \tag{17}$$

上述辨识过程中,除直流电机阶跃响应的稳态值外,仅需测量 3 个响应数据,即可计算模型参数,所需的数据量非常少.

2.3 参数优化辨识法

对标准化对象的分析可知: α 为决定系统动态性能的主导参数.选取合适的主导参数可以更好地描述系统超调及响应快慢特性.在测量数据相对丰富的条件下,进一步给出针对 α 寻优的参数辨识方法.

类似的,先建立描述不同 α 条件下的标准化模型阶跃响应的特征函数,给出不同 β_i 的取值拟合结果.在仿真中,获取标准化系统 $\tilde{G}(s)$ 阶跃响应数据,并选取上升阶段数据 $\tilde{y}(t_1) = \beta_1, \tilde{y}(t_2) = \beta_2$,且 $t_1 < t_2$,其中, $\beta_i (i=1,2)$ 为满足 $0 < \beta_1 < \beta_2 < 1$ 的设定值.选取 $\beta_1 = 0.40, \beta_2 = 0.60$,获取的标准化模型阶跃响应数据,如表 2 所示.

表 2 不同 α 下的标准化模型阶跃响应数据(参数优化辨识算法)

Tab. 2 Standardized model step response data under different α (parameter optimization identification algorithm)

α	\bar{t}_1 ($\beta_1=0.40$)	\bar{t}_2 ($\beta_2=0.60$)	α	\bar{t}_1 ($\beta_1=0.40$)	\bar{t}_2 ($\beta_2=0.60$)	α	\bar{t}_1 ($\beta_1=0.40$)	\bar{t}_2 ($\beta_2=0.60$)	α	\bar{t}_1 ($\beta_1=0.40$)	\bar{t}_2 ($\beta_2=0.60$)
0.1	0.942 8	1.184 6	1.1	1.133 1	1.522 4	2.1	1.408 4	2.091 7	3.1	1.783 8	2.897 3
0.2	0.958 8	1.211 1	1.2	1.156 3	1.567 2	2.2	1.441 6	2.163 8	3.2	1.826 1	2.984 6
0.3	0.975 5	1.239 0	1.3	1.180 4	1.614 4	2.3	1.475 7	2.238 3	3.3	1.869 0	3.072 4
0.4	0.992 7	1.268 3	1.4	1.205 4	1.664 3	2.4	1.511 0	2.315 1	3.4	1.912 5	3.160 7
0.5	1.010 6	1.299 1	1.5	1.231 4	1.716 8	2.5	1.547 2	2.393 9	3.5	1.956 6	3.249 5
0.6	1.029 2	1.331 6	1.6	1.258 4	1.772 2	2.6	1.584 4	2.474 5	3.6	2.001 2	3.338 5
0.7	1.048 4	1.365 8	1.7	1.286 3	1.830 4	2.7	1.622 5	2.556 7	3.7	2.046 3	3.427 9
0.8	1.068 4	1.401 8	1.8	1.315 3	1.891 5	2.8	1.661 6	2.640 3	3.8	2.091 9	3.517 5
0.9	1.089 1	1.439 9	1.9	1.345 3	1.955 4	2.9	1.701 5	2.725 0	3.9	2.137 8	3.607 3
1.0	1.110 7	1.480 0	2.0	1.376 3	2.022 2	3.0	1.742 3	2.810 8	4.0	2.184 1	3.697 3

根据表 2 数据,拟合得到 $f_2(\alpha)$ 的更新函数,即

$$f_2(\alpha) = \frac{3.147\alpha^2 + 8.343\alpha + 56.07}{\alpha + 60.02}. \tag{18}$$

获取电机阶跃响应的若干数据,使其满足 $\tilde{y}(t_1) = \beta_1, \tilde{y}(t_2) = \beta_2$.在 $\alpha \in (0,4]$ 范围内寻优,使 $y(t), y_r(t)$ 积分平方误差(ISE)最小.求解优化问题为

$$\left. \begin{aligned} J_{\text{index}} &= \min_{\alpha} \left[\int_0^{t^*} |y(t) - y_r(t)|^2 dt \right], \\ \text{s. t. } \left\{ \begin{aligned} a &= \left(\frac{t_2 - t_1}{f_2(\alpha) - f_3(\alpha)} \right)^2, \\ b &= \alpha \sqrt{a}, \\ L &= \max(t_1 - f_2(\alpha) \sqrt{a}, 0). \end{aligned} \right. \end{aligned} \right\} \tag{19}$$

由此得到最优解 α 和最优系统参数.

2.4 算法与实施

2.4.1 直接参数计算法, 适用于测量数据较少的情况. 该方法有以下 4 个计算步骤.

步骤 1 设置 β_i 值, 取 $\beta_1=0.20, \beta_2=0.60, \beta_3=0.95$, 通过式(4)计算增益 K .

步骤 2 获取被测对象阶跃响应数据 (t_1, t_2, t_3) , 同时, 满足式(14)的 3 个条件.

步骤 3 通过式(11), 求出 p, q 值.

步骤 4 通过式(16)或(17), 计算参数 a, b, L .

2.4.2 参数优化辨识算法, 适用于测量数据丰富的情况. 该方法有以下 3 个计算步骤.

步骤 1 设置 β_i 值, 取 $\beta_1=0.40, \beta_2=0.60$, 通过式(4)计算增益 K .

步骤 2 获取被测对象阶跃响应数据(包括 t_1, t_2), 其中, 2 个数据满足 $\frac{y_r(t_1)}{K}=\beta_1, \frac{y_r(t_2)}{K}=\beta_2$.

步骤 3 在 $\alpha \in (0, 4]$ 范围内寻优, 使 $\bar{y}(t_1)=\beta_1, \bar{y}(t_2)=\beta_2$ 指标最小, 并在最优参数 α 取值下, 计算参数 a, b, L .

备注 1 上述 2 类算法中, 选取合适的拟合函数在辨识过程中起到重要的作用, 这将直接决定辨识参数的准确性. 同时, 在保证良好拟合精度的条件下, 选取不同 β_i 值, 理论上也适用于上述辨识方法. 文中在 β_i 值的选取及函数拟合上进行了大量的仿真实验, 得出较好的拟合结果, 在算法应用和实施过程中, 可以直接使用文中给出的拟合函数.

备注 2 系统实际运行时, 噪声在传感器的测量中难以避免; 同时, 电机控制中产生的脉宽调制(PWM)信号, 极易引入高频噪声. 因此, 在辨识前, 需要对测量数据进行滤波处理, 削弱高频噪声对辨识结果的影响. 此外, 在上述 2 类算法中, 部分采样数据要求满足式(14)或 $\bar{y}(t_1)=\beta_1, \bar{y}(t_2)=\beta_2$ 的条件, 在有效采样步长和测量噪声的条件下, 难以满足上述条件. 为解决这个问题, 需要先对滤波后的数据进行线性插值处理, 得到满足式(14)或 $\bar{y}(t_1)=\beta_1, \bar{y}(t_2)=\beta_2$ 的采样数据后, 再进行参数辨识计算.

备注 3 Gao^[15] 讨论了不同传递函数之间的尺度关系, 指出一阶或二阶的无零点线性时不变对象, 传递函数之间存在时间尺度的转换, 同时, 还指出这种尺度关系可以用于控制器设计. Nie 等^[10] 基于时间尺度变换, 讨论一类分数阶时滞系统的参数辨识. 在此基础上, 文中进一步讨论二阶系统的辨识问题, 这与常规的系统辨识方法完全不同. 此外, 文中提出的 2 类算法适用于不同情况, 即当测量数据较少时, 直接参数计算法能够快速地计算系统的模型, 简单实用; 当测量数据较多时, 参数优化辨识算法能够得到更加精确的系统模型, 但计算量增加.

3 仿真结果与分析

为了说明文中所提 2 类辨识方法的一般适用性. 先考虑一般对象辨识的仿真研究, 包括一类高阶对象和非最小相位对象.

例 1 高阶对象 $G_1(s)=\frac{(15s+1)^2(4s+1)(2s+1)}{(20s+1)^3(10s+1)^3(5s+1)^3(0.5s+1)^3}$.

例 2 非最小相位对象 $G_2(s)=\frac{2.15(-2.7s+1)(158.5s^2+6s+1)}{(17.5s+1)^4(20s+1)} \cdot \exp(-14s)$.

在仿真环境中, 设定系统单位阶跃输入信号, 并在系统输出端加入一定测量噪声, 获取系统 $G_1(s)$, $G_2(s)$ 的阶跃响应数据. 上述对象的辨识过程可以当作对高阶系统的模型降阶, 将其辨识成典型的二阶系统, 其辨识结果, 如表 3 所示.

表 3 对象 $G_1(s), G_2(s)$ 的辨识结果
Tab. 3 Identification results for $G_1(s), G_2(s)$

对象	直接参数计算法	参数优化辨识算法	脉冲响应辨识 ^[16]
高阶对象	$\frac{1}{750.4s^2+48.2s+1}e^{-20.84s}$	$\frac{1}{725.4s^2+49.5s+1}e^{-20.93s}$	$\frac{1}{695.3s^2+49.96s+1}e^{-20.5s}$
非最小 相位对象	$\frac{2.15}{1\,902s^2+70.67s+1}e^{-28s}$	$\frac{2.15}{1\,859.1s^2+71.7s+1}e^{-28.79s}$	$\frac{2.15}{1\,875s^2+73.5s+1}e^{-27.5s}$

辨识模型与原系统的阶跃响应、频率响应的比较, 如图 2, 3 所示. 由图 2, 3 可知: 在噪声条件下, 文

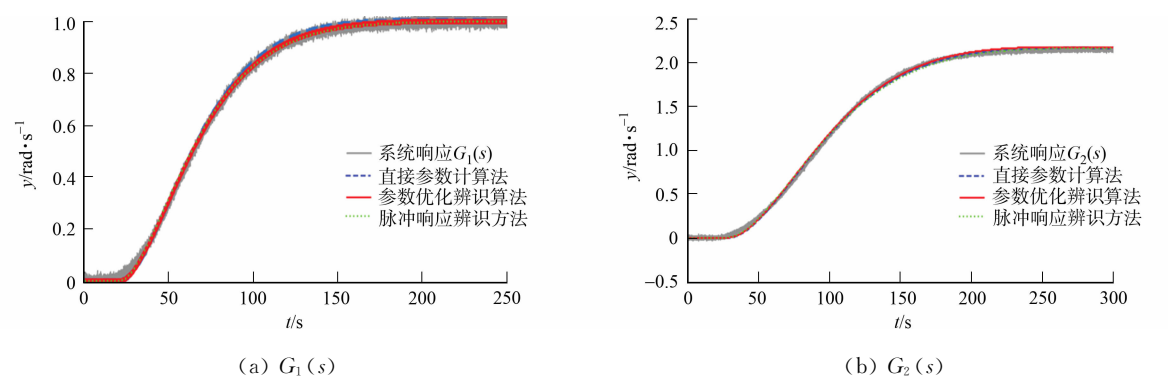


图 2 辨识模型阶跃响应比较

Fig. 2 Step response comparison of resultant models

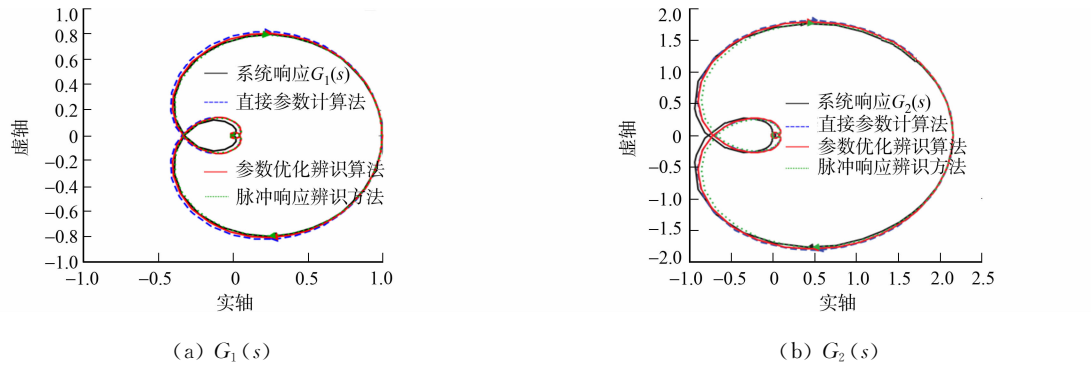


图 3 辨识模型频率响应比较

Fig. 3 Frequency response comparison of resultant models

中所提的 2 类基于阶跃响应辨识方法仍然具有良好的辨识精度,能够很好地用于模型降阶;与一类基于脉冲响应的方法^[16]进行对比,虽然在时域响应上具有类似的精度,但在频域响应上,文中所提的优化辨识方法能够更加准确地描述系统的频率特性。

由图 2,3 还可知:对于非最小相位对象,主要的辨识误差来源于右半平面的非最小相位零点,而在文中所提的阶跃响应辨识方法中,非最小相位零点引起的反向超调可以作为时滞因子进行描述,从而减小对最小相位部分的模型辨识的影响,但该方法在频域响应上必然引起相位偏差(对 $G_2(s)$ 的辨识结果可以得出),辨识模型精度在时域响应和频域响应上存在相互均衡的特点。

4 直流电机参数辨识实验

为验证文中所提方法对直流电机模型辨识的有效性,搭建的直流电机系统,如图 4 所示.图 4 中:直流电机型号为 RF-37;额定电压为 12 V;采用 TB6612FNG 型芯片(日本东芝半导体公司)作为电机驱动器件;输入信号为 0-1 的 PWM 占空比,其中,驱动电路增益作为电机的放大系数进行辨识;电机转速由增量型光电编码器进行测量.虽然在驱动电路中采用了光耦隔离方式(减少脉冲检测阶段引入的噪声),但测量噪声仍难以避免.在对转速测量的粗大误差进行判断和剔除后,得到的转速输出 Ω .阶跃响应输出和辨识模型输出比较,如图 5 所示.通过对电机系统进行多次阶跃响应输出,发现在噪声条件下,电机转速输出具有以下 2 个特性.

1) 电机响应初期,转速快速上升,在有限步长条件下,获取转速数据较少,由于转速变化率较大,测量噪声对系统的影响相对较小.为获取 $\frac{y_r(t_i)}{K} = \beta_i$ 数据,需要对测量数据进行插值和拟合处理.综上所述,基于上升阶段的数据受到噪声影响相对较小,在插值处理后,能够很好地用于参数辨识.

2) 电机响应进入稳态阶段,变化较为平缓,测量噪声对转速输出的影响密集且稳定,可以近似当作一类期望为 0 的白噪声处理.此时,式(19)给出的优化辨识对测量噪声具有均值处理效果,噪声对辨识结果的影响非常小.

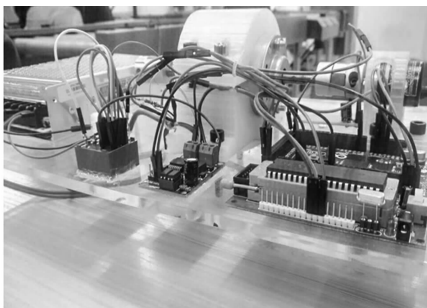


图 4 直流电机系统实物图
Fig. 4 Direct current motor platform

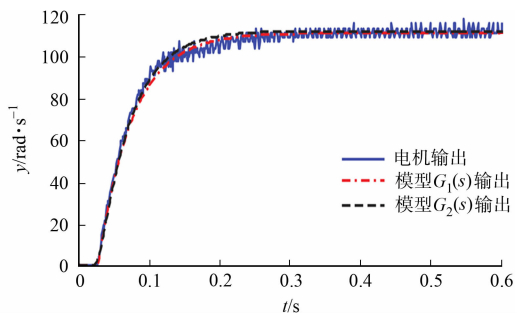


图 5 阶跃响应输出和辨识模型输出比较
Fig. 5 Comparison of step response output and identification model output

利用直接参数计算法辨识电机模型. 首先, 设置 β_i 值, 并根据式(4)计算出增益 $K=112$; 然后, 在转速输出数据中, 选取 $y_r(t_1)=K\beta_1=22.4$, $y_r(t_2)=K\beta_2=67.2$, $y_r(t_3)=K\beta_3=106.4$, 有 $t_1=0.039\ 2$, $t_2=0.071\ 4$, $t_3=0.143\ 7$. 根据式(16)或式(17)及拟合函数(式(12), (13)), 求得标准化对象的关键参数 $\alpha=1.966$, 电机模型参数 $a=7.271\times10^{-4}$, $b=0.053\ 29$, $L=0.017$. 因此, 辨识所得模型为

$$G_1(s)=\frac{112}{7.271\times10^{-4}s^2+0.053\ 29s+1}\cdot\exp(-0.017s).$$

利用参数优化辨识方法辨识电机模型. 首先, 设置 β_i 值, 并计算系统增益 K ; 然后, 选取 $y_r(t_1)=K\beta_1=44.8$, $y_r(t_2)=K\beta_2=67.2$, 有 $t_1=0.053\ 2$, $t_2=0.071\ 4$. 在更新式(18)的 $f_2(\alpha)$ 后, 求解优化问题 $\bar{y}(t_1)=\beta_1$, $\bar{y}(t_2)=\beta_2$, 可以求得标准化对象的关键参数 $\alpha=2.86$, 以及电机模型的参数 $a=3.296\times10^{-4}$, $b=0.051\ 92$, $L=0.022$. 因此, 辨识所得模型为

$$G_2(s)=\frac{112}{3.296\times10^{-4}s^2+0.051\ 92s+1}\cdot\exp(-0.022s).$$

当输入信号频率 ω 为 1, 10 时, 转速输出与辨识模型 $G_1(s)$, $G_2(s)$ 输出的比较, 分别如图 6 所示. 由图 6 可知: 辨识模型在低频段能很好地描述电机的响应特性, 但随着输入信号频率的增大, 实际系统中存在较为明显的被激励的非建模动态和非线性特性, 在系统输出上, 主要体现在相位滞后和幅值误差, 但辨识模型仍能较好地反映该电机系统的响应特性, 可以为直流电机的转速闭环反馈控制提供准确的系统模型. 由图 6 还可知: 辨识模型能很好地反映实际电机系统的阶跃响应输出.

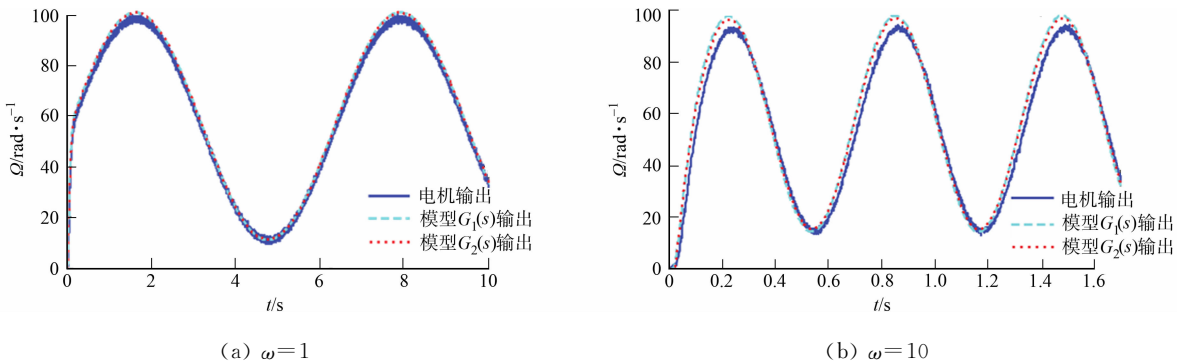


图 6 转速输出与辨识模型输出比较
Fig. 6 Output speed compared with identification model output

5 结束语

提出直接参数计算方法和参数优化辨识方法作为电机系统参数辨识的 2 类方法. 在实际运行条件下, 由于电机模型具有驱动放大系数和响应时延的特性, 因此, 建立电机系统与一类标准化对象之间的频域/时域尺度变换关系, 并分析标准化对象的阶跃响应特征与主导参数之间的关系, 同时, 定义并拟合反映阶跃响应特征的函数.

参考文献:

- [1] 张琛. 直流无刷电动机原理及应用[M]. 2 版. 北京:机械工业出版社,2007.
- [2] 张凤阁,杜光辉,王天煜,等. 高速电机发展与设计综述[J]. 电工技术学报,2016,31(7):1-18. DOI:10.3969/j.issn.1000-6753.2016.07.001.
- [3] 王维强,曾晓松,夏茂树. 电动汽车永磁无刷直流电机控制器设计[J]. 华侨大学学报(自然科学版),2019,40(1):20-25. DOI:10.11830/ISSN.1000-5013.201808005.
- [4] 洪雪梅,郑力新. 采用工业以太网的直流电机控制系统[J]. 华侨大学学报(自然科学版),2012,33(5):506-508. DOI:10.11830/issn.1000-5013.2012.05.0506.
- [5] 聂卓赞,郭东生,刘瑞娟,等. 基于扩张状态观测器的可调系统参数辨识与实验研究[J]. 控制与决策,2017,32(10):1905-1909. DOI:10.13195/j.kzyjc.2016.0918.
- [6] 郭欣欣,陆华才,陈亚辉,等. 基于 EMD-SG 和信息熵矩阵束的同步电机参数辨识[J]. 电机与控制学报,2016,20(12):25-31. DOI:10.15938/j.emc.2016.12.004.
- [7] 韦文祥,刘国荣. 基于 CESO 磁链观测器的模型参考自适应感应电机转速辨识[J]. 电机与控制学报,2016,20(4):57-63. DOI:10.15938/j.emc.2016.04.008.
- [8] 黄科元,金其军,黄守道. 一种永磁同步电机转子位置混合辨识方法[J]. 电工技术学报,2018,33(9):12-19. DOI:10.19595/j.cnki.1000-6753.tces.170193.
- [9] NIU Li, XU Dianguo, YANG Ming, *et al.* On-line inertia identification algorithm for PI parameters optimization in speed loop[J]. IEEE Transaction on Power Electronics, 2015, 30(2):849-859. DOI:10.1109/TPEL.2014.2307061.
- [10] NIE Zhuoyun, WANG Qingguo, LIU Ruijuan, *et al.* Identification and PID control for a class of delay fractional-order systems[J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2016, 3(4):463-476. DOI:10.1109/JAS.2016.7510103.
- [11] KNEZEVIC J M. Low-cost low-resolution sensorless positioning of DC motor drives for vehicle auxiliary applications[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2013, 62(9):4328-4335. DOI:10.1109/TVT.2013.2268716.
- [12] 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.
- [13] CHANG Xiaoheng, WANG Yiming. Peak-to-peak filtering for networked nonlinear DC motor systems with quantization[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14(12):5378-5388. DOI:10.1109/TII.2018.2805707.
- [14] KIM I H, YOON J H, SON Y I. Robust predictor-based DC motor speed control under uncertain time delay[J]. Electronics Letters, 2017, 53(14):914-916. DOI:10.1049/el.2017.1301.
- [15] GAO Zhiqiang. Scaling and bandwidth-parameterization based controller tuning[C]// Proceedings of the American Control Conference, Denver; IEEE Press, 2003:4989-4996. DOI:10.1109/ACC.2003.1242516.
- [16] KIM Y C, JIN Lihua. Robust identification of continuous-time low-order models using moments of a single rectangular pulse response[J]. Journal of Process Control, 2013, 23(5):682-695. DOI:10.1016/j.jprocont.2013.03.002.

(责任编辑:钱筠 英文审校:吴逢铁)