

已证明,即便使用具有十分收敛的计算方法参数模型,也会由于系统的实质非线性,并不能消除系统与模型间的与状态变化相关的误差。

即“用线性的辨识方法不能辨识到参数的非线性变化成份,通过辨识得到的只是参数的线性化的均值,而参数的非线性成份则包含在误差之中。

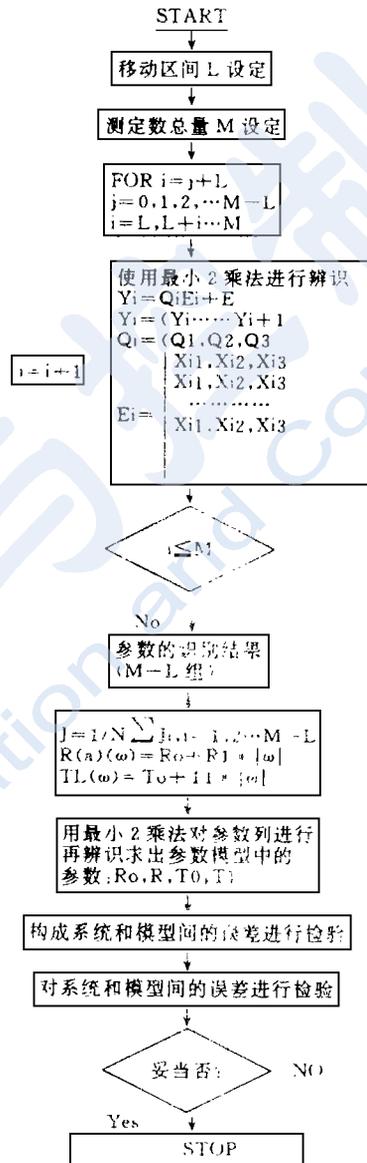
本文针对以上的问题,为了提高具有非线性参数的电机系统参数的辨识精度,提出了采用限定记忆最小二乘法对具有非线性成份的伺服电机系统参数进行辨识之方法。使用此法首先可以辨识出随状态变化的非线性参数系列,之后再根据非线性参数的变化与状态变化的相关性,再对非线性参数列用最小二乘法进行二次曲线的辨识,先构出参数列随状态变化的参数模型式,然后将参数的模型式代入到电机的动力学运动方程式之中,便可构筑出电机系统近似的非线性的动力学模型。

2 限定记忆最小二乘法

最小二乘法和在此基础上发展起来的忘却系数法是对参数辨识的最基本的方法之一,在参数辨识过程中使用的数据长度 L (状态量,输入输出量)是一定的,一次性完成对参数的辨识,只可以得到一定组参数的辨识结果,如果系统参数是线性的,辨识结果与所使用数据的长度无关,但是当系统具有非线性成份时,最小二乘法的辨识结果将与用于辨识的数据长度及选用的数据区间相关,辨识结果将呈现多值性,所以为了得到比较一致的辨识结果,通常则是尽可能地使用较长的数据进行参数辨识。

逐次最小二乘法和在此基础上发展起来的遗忘系数法等是以前一次的辨识结果加上新数据的修正值,得到新的的辨识结果,逐次增加辨识数据的长度,但是随着逐次加入数据量的不断增大,数据的影响就越来越强,渐渐地失去对辨识结果的修正能力,进入饱和状态。

作者等提出的限定记忆最小二乘法是以最小二乘法为基础,但又不是象最小二乘法那样使用所有的输入输出数据一次性的辨识参数,而是在所有的数据长度上事先设定出一个适当的辨识数据区间 L ,在辨识过程中对 L 区间内的数



Y_i : 电机的电流; Q_i : 待辨识的参数;

E_i : 电机的能量

图1 限定记忆区间最小二乘法程序流程图

据每进行一次辨识之后,就使辨识区间 L 向前移动一位,也就是说在数据区间的前面增加一组新数据,除去区间后面的一组旧数据,而整个辨识区间的长度 L 始终保持不变.这个能使辨识区间向前移动的功能在用计算机编制程序时,只要进行适当的设定即可实现,图 1 示出了限定记忆区间的最小二乘法的流程图.由于辨识结果一直取决于 L 长度的数据,且区间内的每一组数据都会对辨识结果产生 $L-1$ 次作用,而后从辨识区间内除去,不再对辨识结果起作用.

所以采用限定记忆区间最小二乘法,将具有实时性,可以观测到参数与状态变化的相关关系.在此可以注意到,限定记忆最小二乘法在 L 区间内依旧是最小二乘法,而每向前移动一位数据就是又一个新的线性辨识区间,如此不断的一个接一个的向前移动 L 区间,对待辨识的非线性参数进行小区间移动的辨识,便可用线性系统的辨识方法辨识出非线性系统的参数空间.

3 限定记忆区间 L 的设定

在本辨识方法中,限定记忆区间的长度 L 的设定是对辨识结果有着较大影响的量,理论上讲 L 可以设定在 $N-L-M$ 之间.在此 N 是未知参数的个数; L 是限定记忆区间的长度; M 是全部辨识的数据.

显然 L 越小越可以加强对参数的辨识结果的追踪能力,但是又会由于限定记忆区间设定的过小使得参数的辨识结果过于分散,反而不易观测到参数与状态之间的相关性,所以 L 应具有适当的长度,以使辨识区间内的参数值具有一定的收敛性.反之,若设定记忆区间 L 过长,又会使参数的辨识结果过于收敛将减弱对参数变化的追踪能力,极端的情况是当 $L \Rightarrow M$ 时本方法就将退化成为最小二乘法.根据以上的讨论可知,限定记忆区间 L 的长度要根据被辨识系统的运行状态的实际情况适当的设定,对于参数随状态变化较快的系统要选用较小的限定记忆区间 L ,以提高对参数变化的追踪能力.反之,对参数随状态变化较慢的系统,则可适当的增大记忆区间 L 的长度,以尽可能地提高辨识结果的收敛性.

在本论文中,限定记忆区间 L 的设定是以信号的变化周期为依据的,通过反复的实验得知,限定记忆区间设定在:速度指令信号的 $1/2$ 周期强 $L-1$ 周期弱之间时可以取得较好的辨识结果.

4 辨识系统的构成

实验用电机为 60W DC 伺服电机,其外负荷是惯性轮和电机电刷的摩擦力矩.辨识实验系统的构成如图 1 所示,电机的动力学运动方程是

$$J \frac{d\omega}{dt} + \lambda \frac{d\omega}{dt} + T_L \text{sgn}(\omega) = K_T I_a \quad (1)$$

式中 J 为系统全体的惯性量; λ 为粘性减衰系数; T_L 为库伦摩擦力矩和外负荷的随机作用; ω 为角速度; $\dot{\omega}$ 为角加速度; K_T 为力矩常数; I_a 为电机电流; $\text{sgn}(\omega)$ 为符号函数式.

$$\text{sgn}(\omega) = \begin{cases} 1, & \omega > 0 \\ -1, & \omega < 0 \end{cases} \quad (2)$$

(1) 为了抑制电机电流中 50Hz 以上的高频杂音,电流信号经 RC 滤波器滤波之后,进行 A/D 变换,送入计算机.

(2) 电机的角转速度 ω 是由观测发电机 FG 检测出速度电压 V_F , 经下式变换得到的.

$$\omega = \alpha V_F \quad (3)$$

式中 α 为电压/速度(变换系数); V_F 为测得的与角速度相关的电压值.

同理, 为了抑制由测速电机测得的速度电压信号中 50Hz 以上的高频杂音, 速度电压信号也经 RC 滤波器滤波之后, 进行 A/D 变换, 送入计算机.

(3) 角加速度的计算.

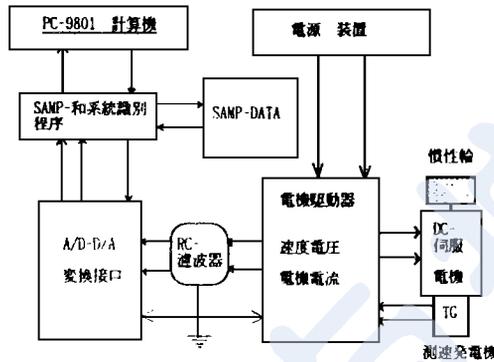


图 2 辨识实验用 DC 伺服电机系统的构成图

在图 2 示出的 DC 伺服电机速度控制系中, 可以直接检出的是电机的电流值和电机的角速度值, 但是当用(1)式所示的电机模型式进行参数辨识时, 还需要角加速度值, 通常角加速度的计算可通过对角速度进行微分得到, 即

$$\dot{\omega} = \frac{\omega - \omega_{-1}}{dt} \quad (4)$$

式中 i 是第 i 个角速度的采样值, dt 是采样时间.

但在本例中考虑到角速度信号中的杂音也会影响角加速度的计算结果, 所以采用了以下的惯性滤波公式计算角加速的值, 而不必对角速度值进行微分.

$$\alpha(s) - \frac{g}{s+g}\alpha(s) = \frac{1}{s+g}s\omega(s) \quad (5)$$

式中 g 是惯性滤波器的折点频率, s 是角速度信号的频率, $\alpha(s)$ 是角速度.

$$\frac{g}{s+g}\alpha(s) = \omega(s) \quad (6)$$

$$\alpha(s) - \omega(s) = \frac{1}{s+g}s\omega(s) \quad (7)$$

$$\text{由于角加速度} \quad \dot{\omega} = s\omega(s) \quad (8)$$

$$\text{所以} \quad \alpha(s) - \omega(s) = \frac{1}{s+g}\dot{\omega} \quad (9)$$

又由于 $s \ll g$, 则角加速度可近似为

$$g[\alpha(s) - \omega(s)] \approx \dot{\omega} \quad (10)$$

再将(10)式变换成差分方程式则角加速度值便可用计算机进行递推计算得到.

$$\dot{\omega}(k) = g[\alpha(k) - \omega(k)] \quad (11)$$

表 1 中示出输入信号的频率和限定记忆区间的设定值, 表 2 中示出了实验用 DC 伺服电

机的主要参数值.

速度指令信号
采样频率

$$U_f = 3V \cdot \sin(2\pi f t)$$

$$200\text{Hz}(0.005\text{s})$$

表 1 输入信号及移动区间的设定

电机速度信号频率 f	3Hz
一个周期的采样点数 M_1	200 点
限定记忆区间的长度 L	180 点

表 2 DC 伺服电机的主要参数值

项 目	数 值
额定电流 (A)	4.1
额定速度 (r/min)	3000
额定力矩 ($\text{N} \cdot \text{cm}/\text{A}$)	4.99
静止摩擦力矩 ($\text{N} \cdot \text{cm}$)	1.96
电机惯性量 ($\text{g} \cdot \text{cm}^2$)	104
测速电机惯性量 ($\text{g} \cdot \text{cm}^2$)	10.8
外负荷惯性量 ($\text{g} \cdot \text{cm}^2$)	555

5 电机参数的辨识结果

用图 2 所示的实验装置和表 1, 2 列出的实验条件以限定记忆区间最小二乘法对 DC 伺服电机的参数进行了参数辨识. 图 3 中示出了用限定记忆区间最小二乘法得到的 DC 伺服电机的非线性参数列, 由参数的变化轨迹可知, 系统的惯性量 J 是近似一致量, 约等于 673.28.

$$\hat{J} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N J_i, \quad i = 1, 2, \dots, M - L \quad (12)$$

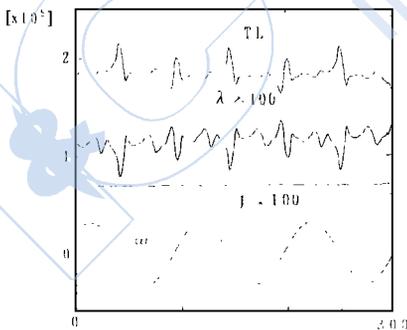


图 3 用限定记忆区间最小二乘法辨识到的 DC 伺服电机的参数列

与表 2 所示的总惯性量相当, 是个不随状态的变化量, 和用其他方法取得的结果是相同的. 但是系统的粘性衰减系数 λ , 库伦摩擦力矩 T_L 两项则都是随电机的运动状态周期性变化的量.

又由图 3 可知, 当回转速度为 0 时及回转方向发生变化时, 参数的变化十分显著, 并且当角速度增大时, 可以明显地看到参数的变化与角速度相关, 在一定的范围内, 周期性地变动着. 其中粘性衰减系数随角速度的增加而增大, 在速度减少的瞬间出现最大值之后, 将随速度减少, 而库伦摩擦力矩 T_L 则是当速度由零增大时出现极大值随后按近似指数规律衰减.

6 非线性参数模型的辨识

通过用限定记忆区间最小二乘法对 DC 伺服电机的参数辨识,可以得到 $M-L$ 组随状态变化的参数列,而且可观察到参数列随状态变化的规律,在本例中,由图 3 可知,粘性衰减系数 λ 和库伦摩擦转矩 T_L 两个参数都是与角速度 ω 相关的按角速度的变化规律在一个均值的上下周期性的变动,所以可根据参数和角速度的关系以角速度为变量,用最小二乘法再对各参数列进行分别辨识,进而取得参数模型的参数,然后再分别建立起各参数的模型

$$\lambda(\omega) = \lambda_0 + \lambda_1 |\omega| \quad (13)$$

$$T_L(\omega) = T_{L0} - T_{L1} |\omega| \quad (14)$$

本文以表 1 所示的输入信号和采样频率及辨识限定记忆区间为例,对取得的参数列进行参数模型的辨识.其结果

$$\lambda_0 = 1047.544, \lambda_1 = 2.257 \quad (\text{N} \cdot \text{cm} 1\% \text{ rad}\theta)$$

$$T_{L0} = 192913.7, T_{L1} = -255.85 \quad (\text{N} \cdot \text{cm}^2 1\% \text{ rad}\theta)$$

又以得到参数,作成参数的模型式可得

$$\lambda(\omega) = 1047.544 + 2.257 |\omega| \quad (15)$$

$$T_L(\omega) = 192913.7 - 255.85 |\omega| \quad (16)$$

在图 4 上示出了用以上所述的方法所作的非线性参数模型的变化规律,可见与图 3 示出的用限定记忆区间最小二乘法辨识得到参数列的变化规律是完全近似的,说明非线性参数模型可以更好地代表实际系统的参数.

再将参数模型式代入到 DC 伺服电机的动力学方程式的模型式中(即 $\lambda(\omega)$ 代替原式中的 λ , $T_L(\omega)$ 代替原式中的 T_L)就可以作出与电机的运动状态相关的非线性参数的模型式.

$$J \frac{d\omega}{dt} + \lambda(\omega) \frac{d\omega}{dt} + T_L(\omega) \text{sgn}(\omega) = K \tau I_a \quad (17)$$

其中

$$\lambda(\omega) = 1047.544 + 2.257 |\omega|$$

$$T_L(\omega) = 192913.7 - 255.85 |\omega|$$

7 两种模型的误差对比和误差的白色性检验

在图 5、6 中分别示出了用一般最小二乘法和用限定记忆区间最小二乘法辨识得到的参数和参数式构成的模型与实际的 DC 伺服电机之间的误差,首先对比一下两种模型的误差分布,可以明显的看到前者的误差中存在着随状态(角速度)变化的周期性误差成份,而后者的误差中已无明显的周期性成份,而且误差的幅值也是非常小.

为了判断参数的辨识结果是否妥当,可用误差的白色杂音检验方法进行验证,如果参数的辨识结果适当的话,其模型与系统之间的误差将成为近似的白色化杂音,反之亦然.

具体方法如下.

(1) 作出电机与模型之间的误差系列

$$\epsilon(k) = K \tau I_{ak} - J \frac{d\omega}{dt} - \lambda(\omega) \omega + T_L(\omega) \text{sgn}(\omega) \quad (18)$$

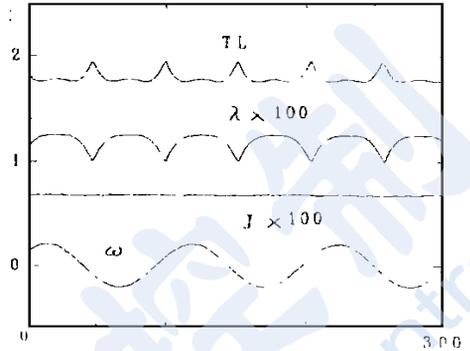


图 4 非线性参数的模型

$k=1, 2, \dots, M-N-L$.

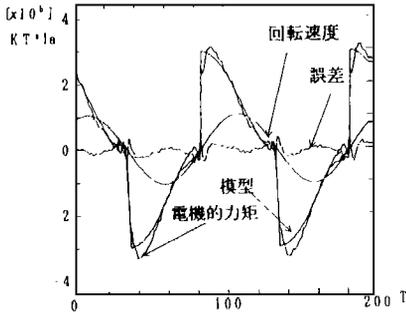


图5 用最小二乘法辨识得到的模型与电机间的误差

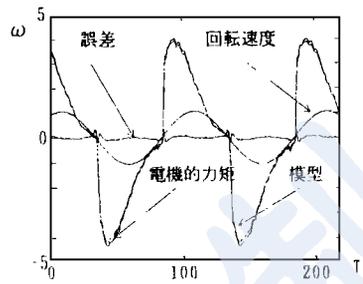


图6 采用限定记忆区间最小二乘法辨识得到的模型与电机间的误差

(2) 作出误差的相关函数

$$R(i) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^{N-i} e(k) e(k+i) \quad (19)$$

$$R(0) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N e(k) e(k) \quad (20)$$

(3) 作出误差的相关系数 $P_N(i)$

$$P_N(i) = \frac{R(i)}{R(0)} \quad (21)$$

$$P_N(1), P_N(2), \dots, P_N(n); i = 1, 2, \dots, n$$

在实际的模型检验时,通常 N (误差数据的个数) 有数百个时, n 用 20~30 个就可以充分地模型进行检验,理论上讲当误差系列是完全白色化时

$$\begin{aligned} R_N(0) &= 1 \\ R_N(i) &= 0, \quad i = 1 \end{aligned} \quad (22)$$

成立.

但是,在实际中由于误差并不是完全白色化的,所以上式难以成立,通常采误差的妥当性范围来评价辨识结果

$$\begin{aligned} R_N(0) &= 1 \\ |R_N(i)| &= \frac{2.17}{N} \end{aligned} \quad (23)$$

此评价范围是以误差的白色杂音系列 $R_N(i), i \neq 0$, 其平均值渐近地等于 0, 标准偏差 $\sigma = \frac{1}{N}$ 按正规分布收敛的事实为基础的,信赖区间对应于按正规分布的反定检验标准的 3%, 即 $|R_N(i)|$ 服从正规分布 $N(0, \frac{1}{N})$, $R_N(i) > \frac{2.17}{N}$ 以及 $R_N(i) < -\frac{2.17}{N}$ 的概率在 $\pm 1.5\%$ 以下.

即检验 $|R_N(i)|, i = 1, 2, \dots, n$ 是否取在 97% 的信赖区间以内,便可检验辨识结果的妥当性. 在图 7(a), (b) 分别示出了用一般最小二乘法和限定记忆区间最小二乘法, 分别进行辨识得到的参数构成的模型与电机间误差的白色性检验结果. 由检验结果可知, 前者的非白色成份有许多超过了信赖区间, 所以构成的模型精度不可能高, 而后者的误差结果都落在信赖区间

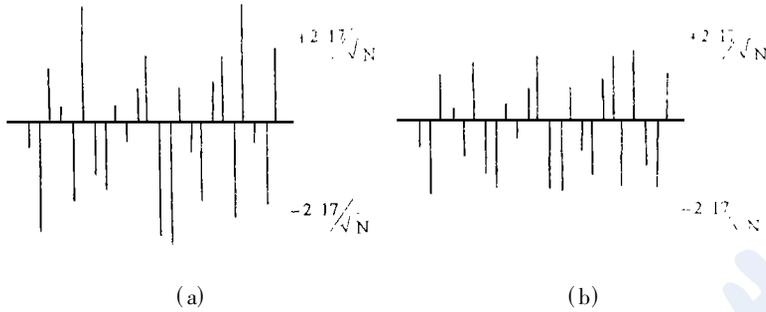


图7 采用最小二乘法和限定记忆区间最小二乘法辨识得到的模型与电机间误差的白色性检验结果

内, 明显的优于前者.

8 结束语

本文提出了采用限定记忆区间最小二乘法辨识具有非线性参数的 DC 伺服电机系统的方法, 以及建立与系统状态相关的非线性数学模型的方法. 用本方法可以构筑出精度比较高的系统模型, 可用于机器人系统和精密组合机床系统的状态分析和故障诊断. 并且最后的误差对比和误差的白色性检验事例也说明本方法具有一定的实用性.

参 考 文 献

- 1 方崇智等. 过程辨识. 清华大学出版社, 1994
- 2 山本 样弘. 修正最小 2 乘法による 适应アルゴリズム. 计测自动制御学会论文集, 1990, 26(12): 1362~1367
- 3 花本 刚士. ブロックパルス関数を用いた DCサーボモータシステムのパラメータ推定方法. 电学论 D, 1994, 113(10)
- 4 高桥 久. DCモータによる 驱动システムにおける 抵抗およびパラメータの推定法. 电学论 D, 1990, 113(6)
- 5 栗屋 伊智郎. ロールン 摩擦力が作用する 机械运动系のパラメータ同定法. 日本机械学会论文集(C 编), 1993, 50(567): 93~0155
- 6 相良 节夫. ロールンシステム同定. 计测自动制御学会, 1987, 11
- 7 Stoica P, Soderstrom T. Identification of Multivariable Systems Using Instrumental Variable Methods. Proc of 6th IFAC Symp on Iden and Syst Para Esti, Washington, USA, 1982

A NON-LINEAR PARAMETER IDENTIFICATION METHOD FOR SERVOMOTOR SYSTEMS BY MEANS OF LEAST MEAN SQUARE METHOD WITH MOVING RANGE

TIAN Zheng KAMIYA Yoshtugu OKA BE Sakiichi
(Kanazawa University, Japan)

TIAN Weiduo
(Xi'an Construction & Technology University)

Abstract In this paper the servomotor systems are studied. A new method is proposed in which the dynamic parameters of servomotor systems with their changing state are identified by means of least square method with moving range. In the proposed method the nonlinear parameters are identified by the calculation method of step-by-step identification and approach on the basis of theorem and methods of linear parameter

estimations. The main points are summarized in the following:

- (1) A scheme suggests that the length of moving range is set up in accordance with a period of identification input signal.
- (2) After the corresponding relations between parameters and states are identified by least mean square method with moving range, each parameter which is changed depending on states is identified for getting the models of non-linear parameters.
- (3) The non-linear model of a servomotor can be obtained by substituting models of nonlinear parameters.

The approximate model of a non-linear servomotor is confirmed through W examination of identification errors. This approximate model has higher precision than the linear one

Key words parameter identification, servomotor, least square, nonlinear

作者简介

田 政, 男, 43 岁, 工程师, 处长, 日本秋田大学硕士, 金泽大学博士. 研究领域为自动化, 系统科学.

神谷 好承, 日本金泽大学自然科学研究教授.

冈部 佐规, 日本金泽大学工学部教授.

(上接第 465 页)

NEURAL NETWORK ALGORITHM OF DYNAMIC INTEGRATED SYSTEM OPTIMIZATION AND PARAMETER ESTIMATION FOR NONLINEAR SYSTEM

LI Junmin WAN Baiwu

(Institute of System Engineering, Xi'an Jiaotong University 710049)

Abstract This paper presents a novel method of solving system optimization problem using neural network, and then, obtains a neural network algorithm for dynamic integrated system optimization and parameter estimation (DISOPE). The algorithm can approach to the optimal solution by solving the parameter estimation problem and modifying the neural network respectively. It can be applicable for on-line optimizing and control.

Key words nonlinear dynamic system, integrated system optimization and parameter estimation, neural network, iterative algorithm

作者简介

李俊民, 男, 32 岁, 博士生. 研究领域为非线性动态系统优化控制, 自适应控制及混杂系统控制等.

万百五, 男, 69 岁, 教授, 博士生导师. 研究领域为大系统理论与应用, 大工业过程动态系统优化与大系统智能控制等.