

基于系统补偿和遗传算法的动态测量方法^{*}

边润强

陈增强 袁著祉

(天津理工学院自动化系·天津 300191) (南开大学计算机与系统科学系·天津 300071)

摘要: 提出一种基于系统补偿和遗传算法的动态测量方法. 该方法无需事先已知系统的动态特性, 可根据系统阶跃响应的实测数据, 采用遗传算法搜索和优化系统补偿参数, 并通过系统补偿预测系统的稳态值, 达到动态测量的目的. 对遗传算法的交换和变异操作做了改进.

关键词: 遗传算法; 系统补偿; 动态测量; 参数优化

文献标识码: A

System Compensation and Genetic Algorithm Based Approach for Dynamic Measurement

BIAN Runqiang

(Department of Automation, Tianjin Institute of Technology · Tianjin 300191, P.R. China)

CHEN Zengqiang and YUAN Zhuzhi

(Department of Computer and System Science, Nankai University · Tianjin, 300071, P.R. China)

Abstract: An approach for dynamic measurement based on system compensation and genetic algorithm is presented. With this approach a dynamic measurement can be realized without knowing the dynamic characteristics of a system, while it is able to prognosticate the stable value of the system by genetic algorithm research, compensation parameter optimization and system compensation according to the measurement data of the step response of the system. And the operator of cross-over and mutation for GA is improved.

Key words: genetic algorithm; system compensation; dynamic measurement; parameter optimization

1 引言(Introduction)

在工业测量中, 某些被测量呈很大惯性, 需要很长时间才能达到稳态. 如果采用常规的测量方法, 必须待系统过渡过程完成后方能给出测量结果. 以往的动态测量方法需要首先已知系统的动态特性, 然后要么根据系统特性对系统进行补偿, 以实现动态测量^[1]; 要么根据系统特性, 推算被测量的稳态值^[2]. 这些方法要求在测量前先确定系统的数学模型. 在某些情况下, 得到的系统数学模型存在一定误差, 或系统特性随时间和环境的变化而变化, 如果不能在测量过程中调整和优化模型参数, 将给测量结果造成较大误差. 文献[3]中虽然给出了一种可适应对象特性变化的动态测量方法, 但只适用于一阶或可近似为一阶的系统.

遗传算法(GA)是依照自然界物种进化的自然选择法则而提出的一种优化策略, 可用以获得进化意义上的最适宜个体. 采用这一方法得到的最适宜

个体则对应于优化问题的最优解. 近年来, 在国内外重要学术刊物上有大量有关论文发表, 遗传算法的理论研究取得重要进展, 并且在计算数学、自动控制、机器人和神经网络等学科和领域获得广泛而成功的应用^[4]. 这些使其重要性受到普遍关注和认可. 但将这一方法应用在测量领域的文献和报道还不多见.

本文提出一种基于遗传算法的动态测量方法. 采用该方法无需事先已知系统的动态特性, 可根据系统阶跃响应的实测数据, 采用遗传算法搜索和优化系统模型参数, 并通过系统补偿预测系统的稳态值, 达到动态测量的目的.

2 基于系统补偿的动态测量的基本方法 (System-compensation-based approach for dynamic measurement)

在热力学系统中, 当输出温度 $\theta(t)$ 由 θ_1 变为 θ_2 时, 系统状态表示为如下相对温度

* 基金项目: 国家 863CIMS 应用基础研究(863-511-945-010)和天津市自然科学基金(973600311)资助项目.

收稿日期: 1998-12-14; 收修改稿日期: 2000-01-24.

$$y(t) = \frac{\alpha(t) - \theta_1}{\theta_2 - \theta_1}, \tag{1}$$

式中 $0 \leq y(t) \leq 1$,其数学表达式为无限指数和的形式 ,即

$$y(t) = 1 - \sum_{i=1}^{\infty} a_i \cdot e^{-\frac{t}{T_i}}, \tag{2}$$

也可将其看作传递函数为

$$\alpha(s) = \prod_{i=1}^{\infty} \frac{1}{T_i s + 1} \tag{3}$$

的系统的单位阶跃响应.上述关系对很多其他大惯性对象也成立.在一般的工程应用中 ,取阶次为 5 可满足大多数情况的需要^[5].因此 ,具有一般意义的大惯性系统的数学模型可表示为

$$\alpha(s) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{T_i s + 1} = \prod_{i=1}^n \frac{s_i}{s + s_i}. \tag{4}$$

根据对象的复杂情况及所研究问题的精度要求 , n 可取不同的值 ,一般取 $1 \leq n \leq 5$.当 s_i 中的某几个或全部取值较小时 ,对应输入的状态变化 ,系统输出 $y(t)$ 的响应时间会很长.如果要对 $y(t)$ 进行测量 ,通常必须等很长时间才能得到其稳态结果.为改善系统的动态特性 ,可采用古典控制理论中的零极点抵消法进行系统补偿.例如 ,可采用

$$G_c(s) = \prod_{i=1}^n \frac{T_i s + 1}{\frac{T_i}{k_i} s + 1} = \prod_{i=1}^n k_i \frac{s + s_i}{s + \frac{s_i}{k_i}} \tag{5}$$

对系统进行补偿.式中 k_i 可在 1 ~ 200 间取值 , $k_i = 1$ 无补偿效果 , k_i 越大补偿效果越明显 ,但过大容易造成不稳定.只要参数取得适当 ,其响应时间会明显缩短.在式(4)中取 $n = 4$, $s_1 = 1$, $s_2 = 2$, $s_3 = 3$ 和 $s_4 = 4$ 时 ,即传递函数为

$$\alpha(s) = \frac{24}{(s + 1)(s + 2)(s + 3)(s + 4)}. \tag{6}$$

该系统 0 ~ 5 秒时间范围的阶跃响应 $y(t)$ 如图 1 所示.采用式(5)做补偿器 ,且取 $n = 4$, $s_1 = 1$, $s_2 = 2$, $s_3 = 3$, $s_4 = 4$,即

$$G_c(s) = k^4 \cdot \frac{(s + 1)(s + 2)(s + 3)(s + 4)}{(s + k)(s + 2k)(s + 3k)(s + 4k)}. \tag{7}$$

对该系统进行补偿后 ,其阶跃响应见图 1 中的 $y_c(t)$,此处取 $k = 20$.因为 $G_c(0) = 1$,所以 $y_c(t)$ 与 $y(t)$ 的稳态值相等.如果用计算 $y_c(t)$ 的稳态值代替

$y(t)$ 稳态值的测量与计算 ,测量时间可大幅度缩短.

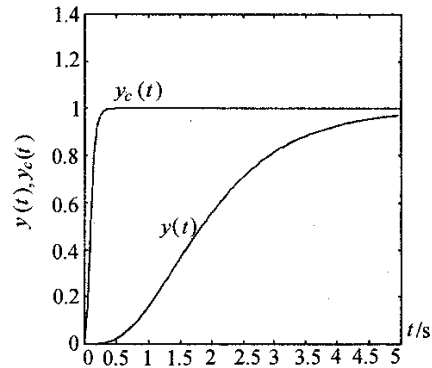


图 1 系统补偿及动态测量示意图

Fig.1 Principle sketch of the system compensation and dynamic measurement

这种方法在以往的应用中需要事先对系统进行辨识 ,确定 $\alpha(s)$,然后根据 $\alpha(s)$ 设计补偿器 $G_c(s)$.由于对象特性有时是时变的或无法精确获得的 ,这就大大限制了这个方法的应用领域和效果.

对于式(4)所示系统 ,如果仍采用式(5)所示的补偿器进行补偿 ,但参数分别取

$$n = 4, s_1 = 1, s_2 = 0.5, s_3 = 3, s_4 = 4$$

和

$$n = 4, s_1 = 1, s_2 = 5, s_3 = 3, s_4 = 4.$$

所得系统的阶跃响应分别为图 2 中的 $y_{c1}(t)$ 和 $y_{c2}(t)$.由于补偿器的一个零点与原系统不一致 ,补偿后相当于系统保留一个原有极点并加入一个新零点.当新零点绝对值小于原极点时 ,系统呈现微分特性 ,其阶跃响应有较大超调 ,见图 2 中的 $y_{c1}(t)$;当新零点绝对值大于原极点时 ,系统仍呈现较大惯性 ,见图 2 中的 $y_{c2}(t)$.比较图 1 和图 2 不难发现 ,无论补偿器的参数大于或小于对象 $\alpha(s)$ 的实际值 ,过渡过程时间都较长.这一特点对下面补偿参数的优化

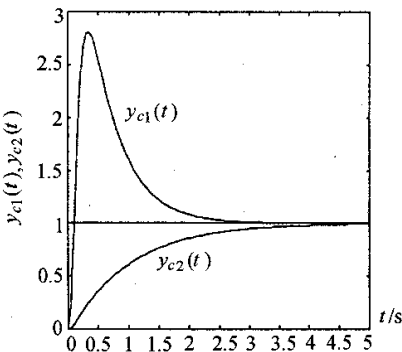


图 2 补偿参数支对补偿效果影响

Fig.2 Effect of the compensation parameters to the compensation result

有特别重要的意义.

3 基于遗传算法的补偿参数优化(Genetic algorithm-based optimization of the compensation parameters)

为了获得理想的动态测量效果,需要对补偿参数进行搜索和优化.下面介绍应用遗传算法进行补偿参数优化的具体方法.

遗传算法中的每个串由补偿参数二进制编码、模型阶次、补偿参数十进制形式和适应函数等四个部分组成.每个补偿参数的长度取决于欲搜索的范围和精度.串的长度则与补偿参数的长度和模型阶次有关.

3.1 串的确定(Determination of the string's structure)

串的结构如图3所示.图中 $B_1 \sim B_L$ 为 L 个模型参数的二进制编码,每个参数有 7 个二进制位,有效范围为 0 ~ 127,对应于参数范围 0.0 ~ 12.7. L 为模型阶次,即参数个数. $D_1 \sim D_L$ 为模型参数的实数形式,取值范围 0.0 ~ 12.7. f 为适应函数.

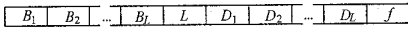


图3 串结构图

Fig.3 SStructure of the strings

3.2 适应函数的确定(Determination of the fitness function)

适应函数要反映补偿后系统输出的动态响应的快慢,即所用补偿参数与实际被测系统的匹配程度.匹配程度越高则以下评价函数越小

$$J = \sum_{t=T}^{NT} (y_c(t) - y_f(t))^2, \quad (8)$$

式中 T 为采样周期, $T \sim NT$ 为测量时间, $y_f(t)$ 为理想补偿输出.因 $y_f(t)$ 无法确切知道,故用实际补偿输出 $y_c(NT)$ 替代 $y_f(t)$,即将(8)式修改为

$$J = \sum_{t=T}^{NT} (y_c(t) - y_c(NT))^2, \quad (9)$$

由于当补偿参数最优时对应 J 取最小值,不符合适应度函数的要求,所以将适应度函数定义为

$$f = M - \alpha \cdot \sum_{t=T}^{NT} (y_c(t) - y_c(NT))^2, \quad (10)$$

式中 M 和 α 为可选定常数,一般 M 和 α 的取值应保证 $f > 0$.当(10)式等号右端第二项变化范围过大时,为了保证在最优点附近具有较高的搜索精度,可将 M 定义在某一适中的值上,然后加入条件,如果 $f < 0$ 则 $f = 0$.也就是将(10)式右端第二项大于某个

值的适应度定义为 0.

3.3 基因操作(Genetic operators)

基因操作一般包括选择、交换和变异等基本操作.选择操作主要依据适者生存的原则,保留适应度较高的个体,淘汰适应度低的个体.交换是按照一定概率,随机选取若干对串,在每一对串之间进行基因交换操作.变异则是在群体中以一定概率随机改变某一基因的状态.

3.3.1 选择(Selection)

本文中,选择根据群体中串的适应度进行.群体中第 i 个串被选中的概率为 $p_i = f_i / \sum f_i$.适应度越高被选中的概率就越大,这也是遗传算法的基本选择方法.同时采用最优保留策略,以免适应度最高的个体在交换和变异操作时丢失.这种选择方法的优点是充分体现适者生存原则,使进化过程很快收敛于某一模式.缺点是容易造成基因缺失,使进化过程早熟进入局部最优.

3.3.2 交换(Cross-over)

交换在串 $B_1 \sim B_L$ 段内,以 P_c 为概率进行,每次交换两个随机位之间的基因.每个串可参与交换的位共 $7 \cdot L$ 个,交换后,相应的 D_i 和 f 通过计算随之改变.这也是传统遗传算法的交换操作.

当进化过程进入局部最优时,在群体中将会有很多完全相同的串.当完全相同的串之间进行交换操作时,不会产生任何新的模式,造成操作效率低下.这在一定意义上类似生物界生殖繁衍中的近亲繁殖现象.为了避免交换操作中出现这种近亲繁殖现象,本文提出一种避同交换策略.在被选中的两个父辈串进行交换操作之前,对它们进行判同,即判别它们是否相同.如果不同则允许它们做交换操作,如果相同则将他们中的一个替换掉.替换串的选取可有多种方案,本文采用了随机产生一个新串作为替换串的方法.因为这个新串与原串相同的概率为 $1/2^L$,可基本排除相同的可能.

3.3.3 变异(Mutation)

常规基因变异操作是在被选定串中改变随机选定位的状态^[6].变异操作目前被认为是克服基因缺失避免局部最优的主要手段.但常规基因变异概率很小,往往不能在短时间内使进化跳出局部最优.为了防止进化过程早熟,陷入局部极小,有人提出了大变异基因操作方法^[7].还有人提出自适应改变变异概率的方法,来克服局部最优问题.无论是自适应还是大变异方法,都是在进化的特定阶段大幅度提高变异操作的概率.它们虽然可在一定程度上解决局

部最优问题,但在应用时必须面对如何选取适当的变异概率及何时采用的问题.

本文提出并采用一种优选变异操作,在小群体情况下可有效避免基因缺失和陷入局部最优.其基本思想是,当进化进入局部最优时,群体中的串一般具有较高的适应度.这给变异产生的新模式的生存造成很大困难.换言之,并不是常规变异不能产生足够多的新模式来弥补基因缺失,而是产生的新模式不能具有足够高的适应度而无法生存下来,无法将自己的有效基因传给下一代.基于这样的思想,优选变异在每次变异操作时,考虑多种变异可能,从中选取适应度最高的变异作为实际变异操作.这不仅提高了变异产生的新模式生存和繁衍后代的可能性,而且也使新模式趋向搜索目标的概率增大.其实现方法是,设在某次变异操作时,变异概率为 P_m ,需要变异的位数是 m ,则以 $n_m \cdot P_m$ 为概率对群体作 $n_m \cdot m$ 次试变异,其中 n_m 为大于1的正整数,然后计算试变异后产生各串的适应度,再从 $n_m \cdot m$ 个试变异结果中选择 m 个适应度最高的变异作为变异的实际结果.试变异只产生一个中间结果,不影响群体的状态,而被最后确定的 m 个实际变异结果才记录在群体之中.

3.4 参数选择(Selection of parameters)

表 1 初始群体和进化后的补偿参数和适应度

Table 1 Compensation parameters and their fitness in the initial population and the population after generations of genetic inheritance

初始群体前五位串状态			第 20 代前五位串状态			第 40 代前五位串状态		
D_1	D_2	f	D_1	D_2	f	D_1	D_2	f
2.2	3.2	0.796	2.1	3.7	0.846	2.0	4.0	0.862
8.3	1.8	0.416	2.1	3.5	0.826	2.0	4.0	0.862
7.4	3.3	0.0	2.2	3.3	0.818	2.0	4.0	0.862
3.7	0.7	0.0	2.3	3.2	0.815	2.3	3.4	0.788
7.1	8.1	0.0	2.3	3.2	0.815	2.0	3.6	0.783

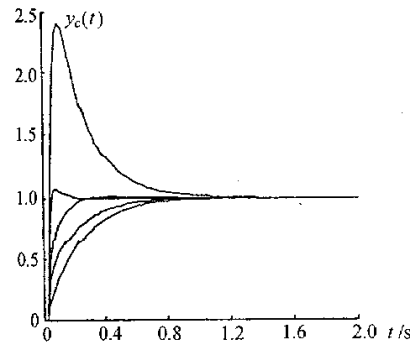


图 4 初始群体适应度前五位补偿曲线
Fig.4 Compensation results on the first t
Plsitions of fitness in the initial population

初始群体规模取 $N = 10$,交换操作概率取 $P_c = 0.6$,变异操作的概率取为 $P_m = 0.007$,即 $1/140$,每一代中有一位做变异操作.适应度采用(10)式计算,并取 $M = 100, \alpha = 10$.

4 仿真结果(Simulation results)

仿真测量对象采用(4)式并取 $n = 2, s_1 = 4, s_2 = 2$,即

$$\alpha(s) = \frac{8}{(s + 2)(s + 4)}, \tag{11}$$

补偿环节采用(5)式并取 $n = 2$,即

$$G_c(s) = k_1 \cdot k_2 \frac{(s + s_1)(s + s_2)}{(s + k_1 \cdot s_1)(s + k_2 \cdot s_2)}, \tag{12}$$

式中 $k_1 = k_2 = 20, s_1, s_2$ 由遗传算法搜索确定,对应于串中的 D_1, D_2 .在初始群体中,每个串取 $L = 2$,然后随机产生10对补偿参数 $D_i(i = 1, 2)$ 及其对应的10组二进制编码 $B_i(i = 1, 2)$.初始群体适应度排在前五位的参数及补偿曲线见表1和图4.然后开始进化过程,即执行交换、变异和选择等基因操作.作为比较,群体进化到第20和40代时适应度在前五位的串状态和补偿曲线分别示于表1和图5、图6中.图中所取数据的采样周期 $T = 0.02$ 秒,结束时间 $NT = 2$ 秒.由表和图可以看出,经过遗传算法的进化寻优,补偿参数很快收敛于对象数学模型参数.

表1左边的3列中给出了初始群体中适应度排在前5位的串的两个参数和对应的适应度数值.由于参数是随机产生的,普遍与理想补偿参数相差较大,适应度也很低,相应的补偿曲线示于图4.进化20代后,群体中适应度排在前5位的串的状态示于表1的中间3列.相对于初始状态,适应度有所提高,参数更接近理想值,但仍有明显差别,补偿效果见图5.进化到第40代,群体中排在前5位的串的参数已经非常接近理想补偿值,其中有3个串的状态已达到最优补偿参数.从图6中所示的补偿曲线也可以看出补偿的良好效果.

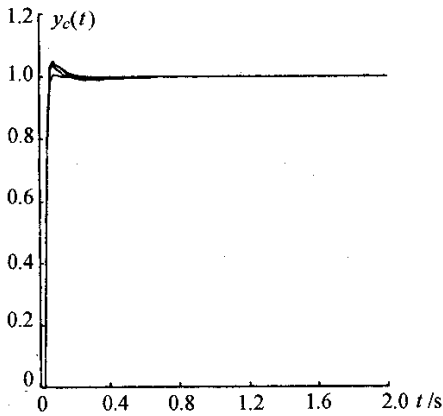


图5 第20代群体适应度前五位补偿曲线
Fig.5 Compensation results on the first 5 positions of fitness in the 20th generation

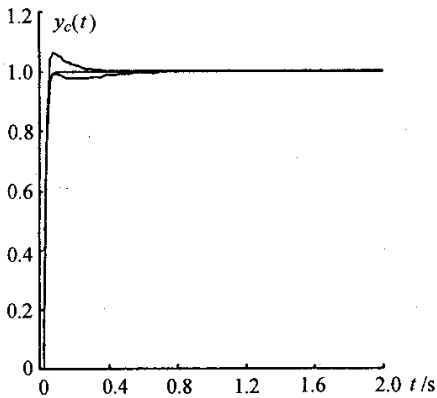


图6 第40代群体适应度前六位补偿曲线
Fig.6 Compensation results on the first 6 positions of fitness in the 20th generation

5 结论(Conclusion)

从仿真结果看,用遗传算法对动态测量中所需

补偿参数进行优化,可获得较为理想的动态响应曲线,为取得理想的动态测量效果奠定了基础.可以使测量时间大大缩短,且可达到较高的测量精度.

本方法的重要特点是,无须知道输入信号的确切数值,只要系统为阶跃输入或可近似为阶跃输入就可准确对其稳态值进行动态预测.

参考文献(References)

- [1] 吴训一,孙毓星,边润强等.高效能光栅式微机动态轨道衡[J].仪器仪表学报,1988,9(3):311-316
- [2] 张立儒.特殊条件下的温度测量[M].北京:中国计量出版社,1987
- [3] 徐光杰,边润强,陈长清等.大惯性对象的动态快速测量[J].天津理工学院学报,1994,10(2):54-61
- [4] 席裕庚,柴天佑,恽为民.遗传算法综述[J].控制理论与应用,1996,13(6):697-708
- [5] Weichert L. Temperaturmessung in der Technik[M]. Sindelfingen: Expert Verlag, 1987
- [6] Caponetto R, Fortuna L and Graziani S, et al. Genetic algorithms and applications in system engineering: a survey [J]. Trans. Inst. Meas. & Contr., 1993, 15(3): 143-155
- [7] 马钧水,刘贵忠,贾玉兰.改进遗传算法搜索性能的大变异操作[J].控制理论与应用,1998,15(3):404-408

本文作者简介

边润强 1961年生,1987年在哈尔滨工业大学获硕士学位.现为天津理工学院教授,南开大学在读博士生.主要研究领域:动态测量,智能控制等.

陈增强 见本刊2000年第2期第174页.

袁著祉 见本刊2000年第2期第174页.