

# 基于遗传算法的时间决策系统标定优化方法

熊彦铭<sup>1</sup>, 毛凌<sup>2</sup>, 杨战平<sup>1</sup>

(1. 中国工程物理研究院电子工程研究所 四川 绵阳 621900; 2. 电子科技大学电子工程学院 成都 611731)

**【摘要】**针对由多延时电路并联而成的时间决策系统,提出了新的标定优化方法。综合考虑系统精度和可靠度,将标定问题转换为多目标优化问题,并建立了相应的优化目标函数。利用遗传算法对该问题进行求解,采取自适应交叉和变异策略,改善了遗传算法的收敛性能。仿真算例和工程实际应用表明,新方法具有近似最优的精度和较高的可靠度,具有较高的工程实用价值。

**关键词** 标定时刻; 时间决策系统; 遗传算法; 优化目标函数

**中图分类号** TP301

**文献标识码** A **doi:**10.3969/j.issn.1001-0548.2012.01.016

## Novel Calibration Optimization Method for Delay-Control Systems Based on Genetic Algorithm

XIONG Yan-ming<sup>1</sup>, MAO Ling<sup>2</sup>, and YANG Zhan-ping<sup>1</sup>

(1. Institute of Electronic Engineering, China Academy of Engineering Physics Mianyang Sichuan 621900;

2. School of Electronic Engineering, University of Electronic Science and Technology of China Chengdu 611731)

**Abstract** A novel calibration optimization method for delay-control systems is proposed. A multi-objective optimization function, considering both precision and reliability, is introduced to handle the calibration problem. Genetic algorithm (GA) is used to solve the optimization function, in which adaptive crossover and mutation algorithm are applied to improve the convergence performance of GA. Good performance of precision and reliability is demonstrated by numerical results.

**Key words** calibration; delay-control system; genetic algorithm; optimization object function

某时间决策系统由多个非等精度延时电路并联而成<sup>[1]</sup>,各延时电路的估计值以一定规律分布在时间轴上,其概率密度函数的数学期望就是该延时电路的延时标定值,概率密度函数的均方差则表示延时电路的决策精度。如何合理地确定各个延时电路的标定值,使系统总体精度和可靠度满足使用方的实际需求,是时间决策系统设计的关键问题。

文献[2]对时间决策系统的决策精度做了初步探讨,采取逐点试探法,运用Monte-Carlo仿真得出了统计意义上的一些定性结论。该文献指出:1)对于由非等精度延时电路构成的时间决策系统,要使系统有最大动作可靠度,各延时电路均应该标定于系统总体预定动作时刻;2)若仅考虑系统最优精度,精度较低的延时电路标定值应该较大。

但是,基于最大可靠度的标定方法可能会带来较大的系统精度损失;而基于最优精度的标定方法

则可能会使系统可靠度降低。

针对上述问题,本文对系统总体精度的概率密度函数进行解析,兼顾系统可靠度,将多延时电路的延时标定问题转化为多目标优化问题,提出了相应的目标函数,采用遗传算法进行优化求解。

## 1 问题的数学描述

### 1.1 系统背景

设有由 $n$ 个非等精度延时电路 $X_i$ 并联而成的一时间决策系统, $i=1,2,\dots,n$ 。该系统的工作时间区间为 $(0, T_m)$ ,系统总体预定动作时刻为 $T_0 \in (0, T_m)$ 。随机变量 $T_i$ 表示各延时电路对系统总体预定动作时刻的估计值,各延时电路对总体动作时刻的估计均方差为 $\sigma_i$ 。

为便于数学描述,作如下假设:

1) 随机变量 $T_i$ 相互独立,且服从正态分布

收稿日期: 2010-05-13; 修回日期: 2011-03-24

基金项目: “十一五”行业预先研究项目(426010501); 中国工程物理研究院重大预先研究项目(06-0401)

作者简介: 熊彦铭(1983-),男,博士生,主要从事复杂系统可靠性分析等方面的研究。

$T_i \sim N(t_i, \sigma_i^2)$ ,  $t_i$  表示第*i*个延时电路在时间轴上的标定时刻;

2) 各延时电路的估计均方差  $\sigma_i$  为已知量, 其数值由各个延时电路的设计者给出。

### 1.2 数学模型的建立

对于该时间决策系统, 最早给出动作信号的延时电路的决策时刻就是该系统的总体决策时刻, 由此得到系统总体决策时刻的数学模型为:

$$T = \min (T_1, T_2, \dots, T_n) \square p(t_1, t_2, \dots, t_n) \quad (1)$$

$T$  的分布函数为<sup>[3]</sup>:

$$F_T(t) = 1 - \prod_{i=1}^n [1 - F_{T_i}(t)] \quad (2)$$

由数学归纳法推得  $T$  的概率密度解析表达式为:

$$f_T(t) \square \sum_{i=1}^n f_i(t) (1 + \sum_{k=1}^{n-1} (-1)^k F_{n_i}^k(t)) \quad (3)$$

本文定义了一个类似组合运算符  $C_n^k$  的算子  $F_{n_i}^k(t)$ , 表示除去  $F_i(t)$  之外,  $F_1(t) \sim F_n(t)$  中其余  $n-1$  个变量中的所有  $k$  个互异变量乘积的和为:

$$F_{4_1}^2(t) = F_2(t)F_3(t) + F_2(t)F_4(t) + F_3(t)F_4(t) \quad (4)$$

不失一般性, 用较大的序号表示偏差较大的延时电路, 即:

$$\sigma_1 < \sigma_2 < \dots < \sigma_n \quad (5)$$

多延时电路并联时间决策系统中, 精度相对较低的延时电路的标定值相对较大, 有助于提高系统决策精度<sup>[2]</sup>, 即有:

$$t_1 < t_2 < \dots < t_n \quad (6)$$

为获得系统最优决策精度, 针对系统总体决策时刻偏差提出优化目标函数:

$$\min E(|T - T_0|) =$$

$$E(|p(t_1, t_2, \dots, t_n) - T_0|) \square g(t_1, t_2, \dots, t_n) \quad (7)$$

在工程实际中, 使用方通常会给出一个故障判据  $\Delta > 0$ , 要求系统真实动作时刻  $T$  位于预定动作时刻  $T_0$  附近的某一区间内, 即:

$$T \in [T_0 - \Delta, T_0 + \Delta] \quad (8)$$

否则, 认为该次任务失败。

式(8)即为延时电路标定时刻的可靠度原则, 由概率论知识可知, 若存在  $t_i - T_0 > 5\sigma_i + \Delta$ , 则有:

$$P(T_i \in [T_0 - \Delta, T_0 + \Delta]) \rightarrow 0 \quad (9)$$

式(9)的物理意义在于, 若延时电路  $i$  的标定值过大, 则实际上已退出了系统决策序列。因此, 从提高系统可靠度的角度考虑,  $t_1, t_2, \dots, t_n$  应该分布在  $T_0$  附近, 且相邻间距不宜过大。

在综合考虑系统精度和可靠度的基础上, 本文

提出如下的多目标优化(multi-object optimization, MO)问题, 即:

$$\begin{cases} \min & g(t_1, t_2, \dots, t_n) \\ \min & |t_1 - T_0| \\ \min & |t_2 - T_0| \\ \min & \vdots \\ \min & |t_n - T_0| \end{cases} \quad (10)$$

使式(10)中各个子目标函数同时达到最小值的解是不存在的。MO问题需要优化一组目标函数, 其解往往不是唯一的, 称为Pareto解或非劣解。MO问题的可行解集空间如图1所示<sup>[4]</sup>。

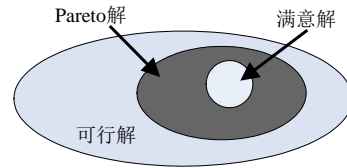


图1 MO问题的可行解集空间示意图

根据权重系数变换法, 可在式(10)的基础上提出优化目标函数:

$$\square g(t_1, t_2, \dots, t_n) \square \omega_0 g(t_1, t_2, \dots, t_n) + \sum_{i=1}^n \omega_i \left| \frac{t_i - T_0}{Q} \right| \quad (11)$$

式中,  $\omega_i$  为权重系数,  $\sum_{i=0}^n \omega_i = 1$ ; 比例系数  $Q$  为一正数, 其取值根据  $\sigma_n$  和  $T_0$  确定。引入  $Q$  的目的是为了避免  $|t_i - T_0|$  可能存在的过大取值对精度子目标函数造成干扰。于是, 式(10)转化为单目标优化问题:

$$\min \square g(t_1, t_2, \dots, t_n) \quad (12)$$

式中,  $t_1, t_2, \dots, t_n \in (0, T_m)$ 。

不同的权值组合方式可得到多目标优化问题的多个Pareto解。 $\omega_i$  的取值主要取决于各个子目标函数的重要程度, 取值原则为:

$$\omega_0 \geq \omega_1 \geq \omega_2 \geq \dots \geq \omega_n \quad (13)$$

该权重系数取值原则可在保证系统可靠度的基础上获得尽量好的决策精度。

## 2 基于遗传算法的标定优化算法

遗传算法<sup>[4-8]</sup>是模拟生物在自然环境中的遗传和进化过程而形成的一种全局优化概率搜索算法, 具有自适应性、全局性和并行性等特点, 可以有效解决一般算法难以解决的非线性系统优化问题, 体现了很强的解决问题的能力, 目前已经得到了广泛的应用<sup>[9-12]</sup>。采用基于遗传算法的优化方法求解式(12), 涉及的主要问题有编码方案、适应度函数设计、遗传操作机制、遗传算法参数确定等。

## 2.1 参数编码方案

编码是设计遗传算法的一关键步骤。式(12)的解为实数值,可采用二进制编码方案对实际问题中涉及的多参数优化问题进行多参数映射编码。

## 2.2 适应度函数设计

适应度函数是遗传算法进化搜索的依据,其设计将直接影响遗传算法的性能。算法的目标是求解  $t_{pa} = [t_1, t_2, \dots, t_n]$ , 使  $\bar{g}(t_1, t_2, \dots, t_n)$  取得 Pareto 解,  $\bar{g}(t_1, t_2, \dots, t_n)$  取值越小,则个体对应的适应度取值应该越大。因此,应设计个体的适应度为:

$$F_{\text{fitness}}(t_1, t_2, \dots, t_n) = \begin{cases} C - \bar{g}(t_1, t_2, \dots, t_n) & C > \bar{g}(t_1, t_2, \dots, t_n) \\ 0 & C < \bar{g}(t_1, t_2, \dots, t_n) \end{cases} \quad (14)$$

式中,  $C$  是一个很大的正数,取  $C = q\sigma_n$ , 即精度最低的延时电路的均方差值的  $q$  倍。仿真算例中取  $q=5$ 。

## 2.3 遗传操作机制

### 2.3.1 选择机制

对于二进制编码,其解的进化主要靠选择机制和交叉策略完成。选择算子又称复制算子或再生算子,作用是从当前群体中选出一些比较优良的个体,并复制到下一代群体中,体现优胜劣汰的原则。本文采取轮盘赌选择策略<sup>[5]</sup>,即个体被选中的概率  $P_i$  与其适应度成正比,有:

$$P_i = F_{\text{fitness}}(t) / \sum F_{\text{fitness}}(t) \quad (15)$$

### 2.3.2 交叉与变异策略

为兼顾遗传算法的搜索效率和收敛速度,可采取两点交叉策略,即在染色体中随机选择两点,然后交换两点间的一段基因链。为避免过早收敛,对个体种群实现基因码的小概率变动,即可达到变异的目的。遗传算法通过交叉和变异该对既相互配合又相互竞争的操作,使其具备兼顾全局和局部的均衡搜索能力。

为避免固定的交叉和变异概率可能造成的早熟和局部收敛,本文提出一种自适应的遗传操作策略。针对式(10)中权重系数最大的精度子目标函数,对于同一代群体中的所有个体,若某一个体对应的  $g(t_1, t_2, \dots, t_n) > \Delta$ , 则增大对应个体的交叉概率和变异概率,可实现参数的自适应选取。

## 2.4 算法终止条件

由于事先难以精确确定  $\bar{g}(t_1, t_2, \dots, t_n)$  的下限值,因此,对于算法中的参数估计问题,设定最大迭代次数的方法并不适用。在实际操作中,可根据群体的收敛程度判断是否满足终止条件。事实上,当遗

传搜索收敛时,解群中大多数个体的适应度值没有变化或变化很小,可以此作为算法终止条件。

## 2.5 算法参数选择

群体规模  $L$ 、交叉概率  $P_c$  和变异概率  $P_m$  是影响遗传算法性能的关键参数。本文采用文献[13]的研究成果,选择参数的范围为  $L=20 \sim 30$ ,  $P_c=0.75 \sim 0.95$ ,  $P_m=0.005 \sim 0.01$ 。

## 2.6 算法的具体步骤

- 1) 确定染色体中各子串的长度、群体规模、交叉概率和变异概率;
- 2) 产生初始群体;
- 3) 根据式(14)计算初始群体中每一个体的适应度值;
- 4) 对群体中的个体进行选择、交叉和变异操作,产生新一代解群;
- 5) 对新解群中的个体进行适应度评估,用上一代群体中保存下来的最优个体替代新解群中适应度最小的个体;
- 6) 检查当前解群是否满足算法终止条件,若不满足则转向步骤4),继续迭代;若满足,则输出最优个体,算法结束。

为叙述方便,将所提出的基于自适应遗传算法求解式(12)的标定优化算法简称为AGAC(adaptive genetic algorithm for calibration)算法。

## 3 仿真实验验证

按照上述算法步骤,采用matlab语言编写相应的程序,对AGAC算法性能进行测试,以下为两个仿真算例。

### 3.1 仿真算例1

某时间决策系统由  $X_1$  和  $X_2$  两个延时电路并联构成,它们的估计值均服从正态分布,均方差分别为  $\sigma_1=10$  和  $\sigma_2=20$ 。系统总体预定动作时刻为  $T_0=500$  s,系统的工作终止时刻为  $T_m=1000$  s。由于遗传算法的参数设置会影响算法的运行效率和解的性能,在经过大量的测试实验之后,选择参数设置为群体规模  $L=25$ ,交叉概率  $P_c=0.9$ ,变异概率  $P_m=0.06$ 。符合  $g(t_1, t_2, \dots, t_n) > \Delta$  的个体交叉概率和变异概率分别为  $P_c=0.93$  和  $P_m=0.08$ 。取比例系数  $Q=5$ ,  $\omega_0=0.8$ ,  $\omega_1=\omega_2=0.1$ 。

对于该时间决策系统,延时电路决策均方差  $\sigma_i \ll T_0$ ,  $i=1, 2, \dots, n$ 。因此  $T_i$  在  $(0, T_m)$  区间外的分布可以忽略不计,有:

$$g(t_1, t_2) = \int_0^{T_m} |t - T_0| \{f_1(t) - f_1(t)F_2(t) + f_2(t) - f_2(t)F_1(t)\} dt$$

式中,  $f_i(t)$  和  $F_i(t)$  分别代表  $T_i$  的概率密度函数和分布函数, 有:

$$f_i(t) \square N(t_i, \sigma_i)$$

$$F_i(t) \square \Phi\left(\frac{t - t_i}{\sigma_i}\right)$$

则优化目标函数为:

$$\min \omega_0 g(t_1, t_2) + \sum_{i=1}^2 \omega_i \left| \frac{t_i - 500}{5} \right|$$

进化搜索收敛于最大适应度值190.699附近, 对应的Pareto解为:

$$t_{2pa} = [t_1, t_2] = [500.957, 525.293]$$

$$E(|T - T_0|)_{t_{2pa}} = 9.301$$

各延时电路以及系统总体的概率密度函数如图2所示。延时电路 $X_1$ 和 $X_2$ 分别标定于500.957 s和525.293 s处, 系统总体决策偏差为9.301。

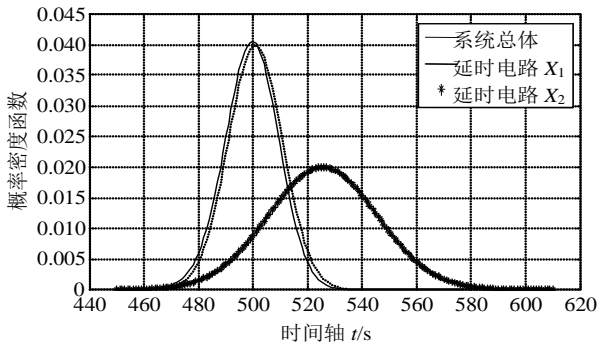


图2 两延时电路并联系统概率密度函数

### 3.2 仿真算例2

为算例1的时间决策系统再并联一个延时电路 $X_3$ , 其估计值也服从正态分布, 均方差为 $\sigma_3 = 40$ , 其他仿真条件不变, 则优化目标为:

$$\min \omega_0 g(t_1, t_2, t_3) + \sum_{i=1}^3 \omega_i \left| \frac{t_i - 500}{5} \right|$$

其中:

$$g(t_1, t_2, t_3) = \int_0^{T_m} |t - T_0| \{f_1(t)[1 - F_2(t) - F_3(t) + F_2(t)F_3(t)] + f_2(t)[1 - F_1(t) - F_3(t) + F_1(t)F_3(t)] + f_3(t)[1 - F_1(t) - F_2(t) + F_1(t)F_2(t)]\} dt$$

本文中, 取  $\omega_0 = 0.6$ ,  $\omega_1 = 0.14$ ,  $\omega_2 = \omega_3 = 0.13$ , 通过AGAC算法求得Pareto的解为:

$$t_{3pa} = [t_1, t_2, t_3] = [501.063, 522.707, 558.853]$$

$$E(|T - T_0|)_{t_{3pa}} = 7.736$$

各延时电路以及系统总体的概率密度函数如图3所示。延时电路 $X_1$ 、 $X_2$ 和 $X_3$ 分别标定于501.063 s、522.707 s和558.853 s处, 系统总体决策偏差为7.736。

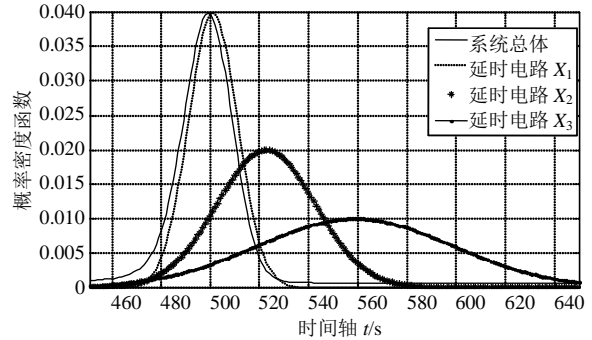


图3 3个延时电路并联系统概率密度函数

必须指出, 权重系数的取值不同, 系统得到的Pareto解各不同。各子目标重要程度的界定主要取决于对工程背景的了解程度和使用方的决策偏好。若强调系统的可靠度指标, 则 $\omega_0$ 取值相对较小, 系统的精度偏差较大; 若强调系统的精度指标, 则 $\omega_0$ 取值相对较大, 系统可靠度受到一定影响。通过算法对比分析可知, 传统的基于最佳可靠度和最优精度的标定方案, 分别为本文算法取 $\omega_0 = 0$ 和 $\omega_0 = 1$ 时的特例。

以算例2为例进行比较, 经过100次实验平均的结果, 采用固定交叉和变异概率的遗传算法时, 算例2需要迭代132次才能获得所需的Pareto解; 而AGAC算法迭代121次即能达到Pareto解, 运算效率更高。

在算例2中, 定义故障判据为 $\Delta = 3\sigma_2 = 60$ , 分别考虑在最优精度、最佳可靠度和所提的AGAC算法3种情况下的标定情况, 如表1所示。

表1 系统装定值对比

算法	时间t/s			系统精度
	$t_1$	$t_2$	$t_3$	
最佳可靠度	500	500	500	17.812
最优精度	500.562	533.843	649.986	7.032
AGAC法	501.063	522.711	558.853	7.736

从表1可知, 当各延时电路均标定于系统总体预订时刻 $T_0 = 500$  s处时, 系统的可靠度最好, 但系统精度偏差较大。

如果仅考虑最优精度的标定方案, 则 $t_3 = 649.986$  s,  $P(T_3 \in [440, 560]) = 0.012$ , 延时电路 $X_3$ 实际上已经退出决策序列, 系统可靠度降低。

通过AGAC算法得到的Pareto解, 其总体精度近似于最优精度, 而且在精度损失非常小的情况下,

提高了系统的总体可靠度,因此是较为合理的时间决策系统标定优化方案,已在具体工程项目的实际应用中获得了较好的效果。

## 4 结 束 语

本文针对工程应用中的实际问题,综合考虑系统精度和可靠度,提出了时间决策系统标定时刻的目标优化函数,并采用一种自适应遗传算法进行优化求解。仿真算例和工程实际应用结果表明,所提出的AGAC算法能够在保证系统可靠度的基础上获得较好的决策精度,具有较高的工程应用价值。

### 参 考 文 献

- [1] 龚庆祥. 型号可靠性工程手册[M]. 北京: 国防工业出版社, 2007.  
GONG Qing-xiang. Handbook of reliability engineering[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2007.
- [2] 王玉莹. 时间控制系统延时精度分析[J]. 信息与电子工程, 2007, 5(1): 10-14,  
WANG Yu-ying. Delay precision analysis for delay control system[J]. Information and Electronic Engineering, 2007, 5(1):10-14,
- [3] ROSS S M. 概率论基础教程[M]. 郑忠国, 詹从赞, 译. 北京: 人民邮电出版社, 2007.  
ROSS S M. A first course in probability[M]. Translated by ZHENG Zhong-guo, ZHAN Cong-zan. Beijing: Posts and Telecom Press, 2007.
- [4] 王小平, 曹立明. 遗传算法——理论、应用与软件实现[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2002.  
WANG Xiao-ping, CAO Li-ming. Genetic algorithm—theory, application and software implementation[M]. Xi'an: Xi'an Jiaotong University Press, 2002.
- [5] GOLDBERG D E. Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning[M]. New York: Addison Wesley, 1989.
- [6] LI Jun, WANG Ji-rong, Hu Zong-wu. A reverse logistics network design method using genetic algorithm[C]//6th World Congress on Intelligent Control and Automation. Dalian: IEEE, 2006: 7287-7291.
- [7] 李和成, 王宇平. 一个基于插值的解非线性双层规划的遗传算法[J]. 计算机学报, 2008, 31(6): 32-40.  
LI He-cheng, WANG Yu-ping. An interpolation based genetic algorithm for solving nonlinear believe programming problems[J]. Chinese Journal of Computers, 2008, 31(6): 32-40.
- [8] HOLLAND J H. Building blocks , cohort genetic algorithms, and hyperplane-defined functions[J]. Evolutionary Computation, 2000, 8(4): 373-391.
- [9] 曾翎, 王美玲, 陈华富. 遗传模糊C-均值聚类算法应用于MRI分割[J]. 电子科技大学学报, 2008: 37(4): 149-151.  
ZENG Ling, WANG Mei-ling, CHEN Hua-fu. Genetic fuzzy C-Means clustering algorithm for magnetic resonance images segmentation[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2008, 37(4): 149-151.
- [10] TARIQ A, HUSSAIN I, GHAFOR A. A Hybrid Genetic Algorithm for Machine Part Grouping[C]//Int Conf on Emerging Technologies. Peshawar: IEEE, 2006: 624-629.
- [11] 刘洪武, 冯全源. MC-CDMA 系统中基于遗传算法的多用户检测[J]. 电子科技大学学报, 2008, 37(4): 7-10.  
LIU Hong-wu FENG Quan-yuan. Multi-antenna and Genetic-algorithm-based multi-user detection for MC-CDMA systems[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2008, 37(4): 7-10.
- [12] GABOR R, ANIKO E. Genetic algorithm in computer aided design[J]. Computer-Aided Design, 2003, 35(8): 709-726.
- [13] SCHAFFER J D, CARUNA R A, et al, A Study of control parameters affecting online performance of genetic algorithm for function optimization[C]//3rd Int Conf on Genetic Algorithm. LOS Altos: Morgar Kaufmann Publish Inc, 1989: 51-60.

编辑 漆蓉