

基于差分进化算法的测试序贯优化技术

朱敏¹ 高鹰¹ 刘扬¹ 姚玉宝² 卫恒¹

(1. 空军航空大学 信息对抗系 长春 130022; 2. 93502 部队 四平 136000)

摘要: 针对大型复杂系统的测试序贯设计问题,首次提出利用基于混合策略的差分进化算法(DE)进行测试序贯设计。通过 LOV 规则,将实数空间映射到表示测试序贯的离散空间;利用随机变异策略和小概率扰动操作,进一步加强了算法的探索能力和开发能力;局部动态搜索算子的引入,提高了算法的收敛速度。通过实例和其他常用算法进行了对比,验证了该算法的有效性。

关键词: 差分进化算法;测试序贯;混合差分策略;动态局部算子;LOV 规则

中图分类号: TP206 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.3050

Optimization of testing sequence based on enhanced differential evolution algorithm

Zhu Min¹ Gao Ying¹ Liu Yang¹ Yao Yubao² Wei Heng¹

(1. Department of Information Countermeasure, Aviation University of Air Force, Changchun 130022, China;

2. Chinese people's Liberation Army 93502 Army, Siping 136000, China)

Abstract: For testing sequence design of large complex system, a differential evolution algorithm (DE) based on a hybrid strategy was proposed firstly. By LOV rules, real space was mapped to a discrete space of testing sequence; The random mutation strategy and perturbation of small probability strengthened the exploration and development of the algorithm; The local dynamic operator was introduced to improve the convergence rate. Through an example other algorithms were compared to verify the effectiveness of the algorithm.

Keywords: differential evolution algorithm; testing sequence; hybrid differential strategies; local dynamic operator; LOV rules

1 引言

测试序贯设计,又称最优测试策略设计,是复杂电子系统测试性设计与分析中的一项重要内容。同样的一组测试点,不同的测试序贯,对系统的测试代价会有较大的影响。由此,必须明确测试优先级及测试顺序,以达到用最小测试开销隔离出所有故障的目的,即测试序贯优化问题。该问题已被证明属于 NP 完全问题^[1]。目前已有的解决方法有两类:动态规划(DP)算法和基于与或树的“贪婪的”启发式搜索(AO*)算法^[2-4]。其中,动态规划算法自底而上搜索图中所有的节点,其存储空间与测试数呈指数关系,且计算复杂度为 $O(3^n)$ (n 为测试数目),不适用于 $n > 12$ 的情况^[1];AO*算法是目前采用的主流算法,属于局部最优算法,且需多次回溯才能得到最优的测试序列,对于复杂系统容易陷入组合爆炸问题。

已有的测试序列优化算法^[4-7]大多基于 AO* 算法,需要构建复杂的启发式函数来进行启发式搜索,而启发函数的精确性将大大影响算法的效率,且搜索过程对先验知识

要求也较多,其数据结构和算法实现较为繁琐。除此之外,也有学者将信息熵理论运用于诊断序列的构造上^[8],但这类算法通常最优性较差。针对上述问题,首先对测试序贯问题进行描述,然后采用改进的差分进化算法对测试序贯进行优化,该方法可较快地生成相应的最优测试策略,且平均测试费用较低。

2 问题描述

测试序贯设计问题通常被定义为一个五元组 (F, T, B, C, P) :

1) $F = \{f_0, f_1, \dots, f_m\}$ 表示与系统状态相关的有限故障模式集, f_0 表示系统无故障状态, f_i 表示只有第 i 个故障发生;

2) $T = \{t_1, \dots, t_n\}$ 表示系统包含的 n 个可用测试的集合,这里规定每个测试都是二值输出,并且假设测试结果都是可靠的;

3) $B = \{b_{ij} \mid 1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq n\}$ 表示系统的故障-

测试相关矩阵,它表征了测试与故障的逻辑关系,若测试 t_j 能检测故障 f_i ,则 $b_{ij} = 1$,否则, $b_{ij} = 0$;

4) $C = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$ 表示与测试集 T 对应的测试费用集合,用以衡量测试需要的时间、人力要求等的测试成本,这里规定测试费用均为常量,即不依赖于测试顺序的变化;

5)最后的 $P = \{p_1, \dots, p_m\}$ 表示与故障集 F 相对应的故障先验概率。

鉴于 Pattipati 等人^[1]提出的平均测试费用最少的优化目标,将优化目标函数定义为:

$$D_{opt} = \min_D \left\{ \sum P(x_i) \left(\sum_{k=1}^{|D_{(i)}|} c_{D_{(i)}|k} \right) \right\} \quad (1)$$

式中: D_{opt} 为求解目标,即满足故障隔离率、故障检测率要求且平均测试费用最小的测试策略; $D_{(i)}$ 表示诊断树 D 隔离出叶子节点 x_i 的测试支路, $|D_{(i)}|$ 表示该支路所代表的测试序列的长度, $c_{D_{(i)}|k}$ 表示 $D_{(i)}$ 中第 k 个测试的费用, $P(x_i)$ 代表叶子节点 x_i 的概率,即 $P(x_i) = \sum_{f_j \in x_i} P(f_j)$ 。

3 差分进化算法的改进

3.1 随机变异操作

传统的 DE 算法通过单一差分策略实现个体变异,其中,DE/rand/1 和 DE/best/1 广为采用。然而 DE/rand/1 虽然有利于保持群体多样性,但收敛速度较慢;DE/best/1 收敛速度虽快,但更容易陷入局部最优。为此,采用随机分配的方法将个体分配到两个子种群,从而将两种差分策略进行混合。每次迭代时,设置一随机数,根据该值是否小于分配系数 b (本文取 0.5)选择差分策略:

$$\begin{cases} V_{i,G} = X_{i,r1,G} + F \cdot (X_{i,r2,G} - X_{i,r3,G}), & rand < b \\ V_{i,G} = X_{best,G} + F \cdot (X_{i,r2,G} - X_{i,r3,G}), & \text{其他} \end{cases}$$

式中:缩放因子 $F \sim U(0.5, 1)$,即(0.5,1)之间均匀分布的随机数。 $X_{i,r1,G}$ 、 $X_{i,r2,G}$ 、 $X_{i,r3,G}$ 为从当前种群中随机选取的互不相同的个体。这样的随机变异能有效提高算法的全局搜索性能。

3.2 扰动操作

DE 算法进入后期后当前个体会向最优个体靠近,然而这个最优个体可能是全局最优,亦可能是局部最优,若是后者,则种群则可能已陷入局部最优。为了避免这一情况,在算法后半程加入一种小概率扰动策略,使当前解及时跳出局部最优。即:

If $rand < Mr$

$$V_{i,G} = \begin{cases} X_{i,r1,G} + F \cdot (X_{i,r2,G} - X_{i,r3,G}), & rand < b \\ X_{best,G} + F \cdot (X_{i,r2,G} - X_{i,r3,G}), & \text{其他} \end{cases}$$

Else

$$V_{i,G} = 1 + rand * (n - 1)$$

式中: Mr 取大于 0.9 的值。

3.3 局部动态搜索算子

动态搜索技术^[9]建立在基本随机搜索基础上,由一般搜索和局部搜索组成。它的基本思想是在当前解的邻域内随机

搜索,且搜索步长随迭代次数逐步减少。为了弥补标准 DE 算法局部搜索能力较弱,在后期收敛速度变慢的缺点,将动态局部搜索算子嵌入标准 DE 算法,从而使算法能够快速收敛到搜索区域的最优解。动态局部搜索算子的具体方法如下:

1) 初始化参数,局部搜索的迭代次数 TT ,初始的搜索步长 $\alpha_0 = X_{best}$,局部搜索计数器 $tt, k = 0, X_{current} = X_{best}$;

2) 生成随机向量 dX ,满足 $-\alpha_k \leq dX \leq \alpha_k$;

3) 更新 $tt, tt = tt + 1$;

4) $X = X_{current} + dX$,据 4.1 节的 LOV 规则将 X 映射到测试序贯,生成故障树 D ,按式(2)计算适应度值 f_{new} ,进行选择操作,转 6);

5) $X = X_{current} - dX$,其余同 4);

6) $k = k + 1, \alpha_k = \alpha_{k-1} \cdot 0.5$;

7) 若 $tt = TT$,则算法终止,否则转 3)。

4 基于改进差分进化算法的测试序贯优化

4.1 基于 LOV 规则的离散化与个体的编码

差分进化算法因受控参数少、全局搜索性能好、鲁棒性强等特点,近年来引起了越来越多的学者关注,应用领域正在逐渐增多。标准 DE 种群中个体是以连续变量表示的,而测试序贯优化问题却是一个典型的具有 AllDifferent 约束的离散问题,因此无法直接用 DE 求解。

由此,采用 LOV(largest order value)规则^[10]实现从个体 $X_i = [x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,n}]$ 到离散序贯 $\pi_i = [\pi_{i,1}, \pi_{i,2}, \dots, \pi_{i,n}]$ 的转换(n 表示问题解空间的维数,即可用测试的个数),从而将实数空间的搜索映射为测试序贯问题解空间的搜索。这样的编码保证了测试序贯问题解的可行性,同时 DE 进化操作方式无须进行其他修改。在 LOV 规则中, $X_i = [x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,n}]$ 首先按降序排列得到中间序列 $\varphi_i = [\varphi_{i,1}, \varphi_{i,2}, \dots, \varphi_{i,n}]$ 。然后测试序贯可由下式获得: $\pi_{i,\varphi_s} = k$ 。

由此可知, π_{i,φ_s} 必然是 $1 \sim n$ 中的不同整数,若测试分别编号为 $1 \sim n$,则 $\varphi_i = [\varphi_{i,1}, \varphi_{i,2}, \dots, \varphi_{i,n}]$ 即可代表某一个测试序贯。

4.2 适应值计算

按照式(1)的优化目标函数,适应度函数可定义为:

$$f(D) = \sum P(x_i) \left(\sum_{k=1}^{|D_{(i)}|} c_{D_{(i)}|k} \right) \quad (2)$$

据此,在计算适应值之前应根据 4.1 节获得的序贯 $\varphi_i = [\varphi_{i,1}, \varphi_{i,2}, \dots, \varphi_{i,n}]$ 重新构造与或树 D ,需要注意的是,若测试在某一分枝不能对或节点对应的模糊组进行隔离,则在该分枝上将该测试删除并且选用下一个测试进行处理,从而完成整体故障树的构造并根据式(2)计算适应值。

4.3 算法流程

根据前面对改进差分进化算法的阐述,本文算法用于测试序贯设计的基本思路是:通过差分策略的随机选择和随机变化的缩放因子以及小概率的随机扰动,保持了种群的多样性,增强算法的全局开发能力;通过 LOV 规则完成了从个体到测试序贯的编码,进而完成适应度计算;最后根据当前最优

- and Cybernetics, Part A, 2000,30(1):1-14.
- [4] 高磊,吕振中,景小宁. 飞机实时测试序列生成算法研究及仿真[J]. 计算机工程与应用,2006(9):228-232.
- [5] TU F, PATTIPATI K R. Rollout strategy for sequential fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics,2003,33(1):86-99.
- [6] 王红霞,叶晓慧,田树新. 基于广义 AO* 算法的测试序列问题研究[J]. 兵工学报,2010,31(2):204-208.
- [7] 蒋荣华,王厚军,龙兵. 基于 DPSO 的改进 AO* 算法在大型复杂电子系统最优序贯测试中的应用[J]. 计算机学报,2008,31(10):1835-1840.
- [8] 刘珊珊,吕超. 改进信息熵算法的最优测试序列生成算法[J]. 电子测量技术,2013,36(12):28-31.
- [9] HAMZACEBI C, KUTAY F. Continuous functions minimization by dynamic random search technique [J]. Applied Mathematical Modelling, 2007, 31(10):2189-2198.
- [10] QIAN B, WANG L, HU R, et al. A hybrid differential evolution method for permutation flow shop scheduling [J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology,2008,38(7-8):757-777.
- [11] 王义琴. 基于多信号模型电子系统可测性算法及软件设计[D]. 成都:电子科技大学,2010:43-46.
- [12] 于劲松,徐波,李行善. 基于遗传算法的序贯诊断测试策略生成[J]. 系统仿真学报,2004,16(4):833-836.

作者简介

朱敏,1990年出生,硕士研究生。主要从事武器装备系统综合保障与故障诊断方向的研究。
E-mail:18553402895@163.com

(上接第31页)

参考文献

- [5] 王湘予. 智能安全监控系统的视觉跟踪技术的研究[D]. 郑州:河南工业大学,2011.
- [6] LIU R L, JING ZH L. Robust kernel-based tracking algorithm with background contrasting [J]. Chinese Optics Letters, 2012, 10(2): 021001-1-3.
- [7] WANG C, KOMODAKIS N, PARAGIOS N. Markov random field modeling, inference & learning in computer vision & image understanding: A survey [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2013, 117(11): 1610-1627.
- [8] 李小红,谢成明,贾易臻,等. 基于 ORB 特征的快速目标检测算法[J]. 电子测量与仪器学报,2013(5):455-460.
- [9] 蒋建国,牛杰杰,齐美彬. 基于 SURF 和轨迹滤波的旋转视频稳像算法[J]. 仪器仪表学报,2014(3):550-557.
- [10] 傅卫平,秦川,刘佳,等. 基于 SIFT 算法的图像目标匹配与定位[J]. 仪器仪表学报,2011,32(1):163-169.

作者简介

李静宇,1986年出生,博士,助理研究员。主要研究方向为机器视觉。
E-mail:18686653384@163.com

姚志军,1977年出生,博士,副研究员。主要研究方向为数字图像处理。

田睿,1981年出生,博士,副研究员。主要研究方向为数字图像处理以及硬件电路设计。

(上接第35页)

- [7] 王冕,田野,李铁民,等. 应用于储能系统的双向 [J]. 电工技术学报,2013,28(8):66-71.
- [8] 张国澎. 级联 H 桥整流及其直流侧电容电压平衡控制的研究[D]. 徐州:中国矿业大学,2012.
- [9] 张先进,龚春英. 三电平半桥电压平衡器[J]. 电工技术学报,2012,27(8):114-119.
- [10] 陶兴华,李永东,孙敏. 一种 H 桥级联型 PWM 整流器的直流母线电压平衡控制新方法[J]. 电工技术学报,2011,26(8):85-90.
- [11] 罗咏. 双向 DC/DC 变换器及电池能量管理系统研究 [D]. 武汉:华中科技大学,2013.
- [12] 刘海波,毛承雄,陆继明,等. 电子电力变压器储能系
统及其最优控制[J]. 电工技术学报,2010,25(3):54-60.

作者简介

刘喜梅,1961年出生,博士,博士生导师。主要研究方向为电力电子智能控制,复杂系统的建模及优化控制。

贺瑞,1990年出生,硕士研究生,主要研究方向为智能控制。
E-mail:xiaohesarah@163.com

张鹏,1990年出生,硕士研究生。主要研究方向为电力电子技术。