

自适应阈值估计的MS模型仿真建模

陈晓梅¹, 孟晓风², 王国华²

(1. 华北电力大学电气与电子工程学院 北京 昌平区 102206; 2. 北京航空航天大学仪器科学与光电工程学院 北京 海淀区 100083)

【摘要】提出了一种改进的模拟电路多信号模型(MS模型)的仿真建模方法。采用Monte-Carlo方法实现电路的仿真,以获取电路特征的统计数据,利用经验公式法确定Monte-Carlo仿真的分析次数,可以减少仿真时间开销;同时,根据统计数据检验该特征的统计分布情况,再以此为依据采用自适应方法确定该特征的阈值估计区间,从而提高模型精度。最后进行了实例分析,验证了该建模方法的有效性;并从仿真时间与建模精度两个方面进行了性能比对,说明其具有的优势。

关键词 自适应; 多信号模型; Monte-Carlo 方法; 仿真建模; 统计分布

中图分类号 TB1

文献标识码 A

doi:10.3969/j.issn.1001-0548.2011.01.011

Simulation-Based Multi-Signal Modeling with Adaptive Threshold Estimation

CHEN Xiao-mei¹, MENG Xiao-feng², and WANG Guo-hua²

(1. School of Electrical and Electronic Engineering, North China Electric Power University Changping Beijing 102206;

2. School of Instrumentation Science Opto-Electronics Engineering, Beihang University Haiding Beijing 100083)

Abstract An improved simulation modeling approach of multi-signal model for analogue circuit is proposed. The Monte-carlo method is used in circuit simulation to acquire statistical data of circuit features. An empirical formula is adopted to determine the times of Monte-Carlo simulation for reducing the simulation's time-cost. Then, the statistical distributions of circuit features are decided by hypothesis testing using these statistical data. After that, an adaptive method is used to define the estimated threshold for features, which would improve the model's precision. At the end, the analysis of an example circuit is given to verify the effectiveness of this modeling method. The simulation's time cost and model's precision of different methods are compared in order to manifest the advantage of the new method.

Key words adaptive; multi-signal model; Monte-Carlo method; simulation modeling; statistical distribution

多信号(MS)模型最早由文献[1]提出,并引起了广泛关注^[2-7]。电子系统功能日趋复杂,故障形式多,依赖专家经验的建模方法难以进行。文献[8-9]采用仿真方法建立MS模型,解决了建模对于专家经验的依赖性,为模拟电子系统建模提供了一条有效途径。

但这些仿真建模方法的阈值确定较粗糙,而阈值选取至关重要,过大/小会直接导致漏判/误判,降低所得模型的诊断精度。另其仿真过程相对复杂,时间开销大。鉴于此,本文基于文献[9]提出改进,给出确定Monte-Carlo(MC)仿真分析次数的经验方法,减少了仿真时间开销;并采用自适应方法确定阈值,提高建模精度;最后,通过电路验证了有效性。该建模方法具有重要的应用价值和推广意义。

1 仿真建立MS模型的基本思路

MS模型建模本质是确定测试与故障之间的依赖关系。本文建模的基本思路如图1所示。图中硬故障是由开/短路造成的故障,而参数化故障是由参数漂移造成的故障,这是从故障的物理机制上进行划分。而在MS模型中,从功能角度划分,故障空间可以分成G类故障(使系统无法工作的故障),以及F类故障(使系统仍然能工作,但是性能有所下降的故障)。两种故障划分角度不同,存在交叉。

针对给定输入激励,在给定测试点测量某个特征,在各种故障及无故障情况下,将生成一个输出值范围,称作该测试的测量特征空间。无故障时UUT输出在该测试下的特征取值范围称作正常特征子空

间, 阈值估计即估计该正常特征范围。测量特征空间中超出正常特征子空间阈值范围的部分统称为故障特征子空间, 因故障导致输出落于该故障特征子空间, 则认为该故障被检测出来, 从而将仿真软件中的多值输出转换成二值测试输出。不同的信号特征, 形成不同的特征子空间。

参数化故障取值的连续性, 及其对系统功能的非致命性影响, 使其成为建模难点。由图1可见, 对于参数化故障的建模相对较复杂, 其建模需依赖于MC仿真进行阈值估计, 如图1中虚框所示。

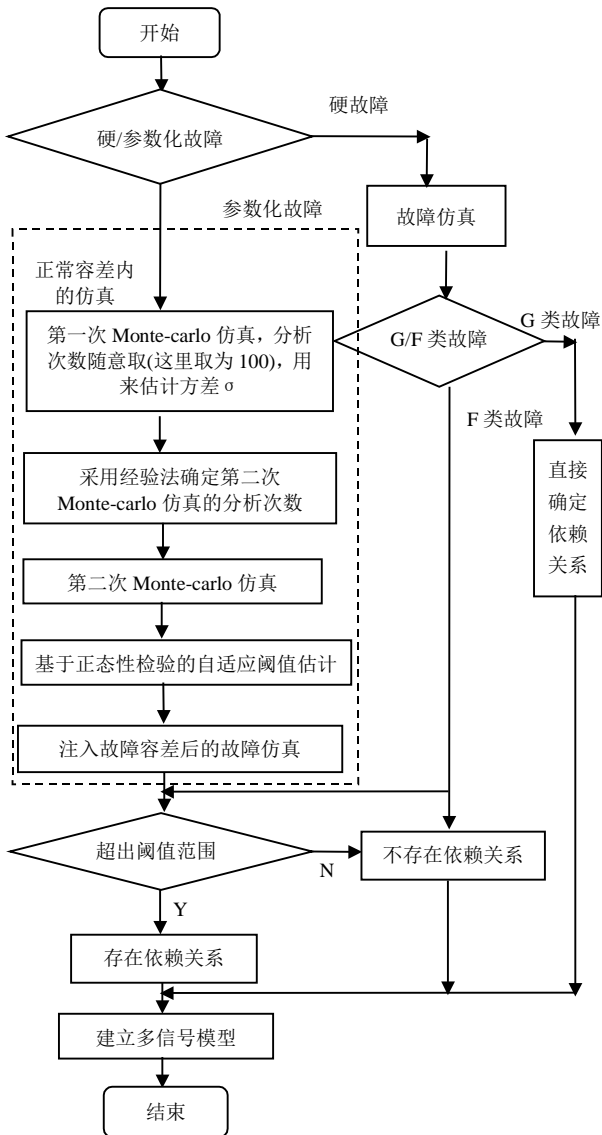


图1 基于仿真的MS建模流程

2 Monte-Carlo多信号模型提取

因电子元件具有分散性, 使模拟电路在正常状态下参数也有波动, 导致输出有变化, 这种变化本质上是随机的。MC仿真是一种统计分析, 用于模拟元件参数变化。它首先根据实际情况确定元器件值

的分布规律, 然后多次“重复”进行指定的电路特性分析, 每次分析时采用的元器件值都从元器件值分布中随机抽样, 这些元器件值不会完全相同, 从而较好地代表了实际变化情况。

借助于MC仿真, 得到大量统计数据, 通过综合分析处理, 估计出电路无故障时输出特征的阈值范围。特定的输出特征超出该阈值, 则表示该特征所关联的测试失败。对正态分布的特征而言, 该阈值通常为 $\hat{\mu} \pm 3\hat{\sigma}$ 。其中, $\hat{\mu}$ 是该输出特征的样本平均值, $\hat{\sigma}^2$ 是该输出特征的样本方差。该阈值保证了99.73%的置信度。但并非每一个输出特征信号都符合正态分布, 为此需要进行正态性检验。

3 经验法预定MC仿真分析次数

图1中, 有两次MC仿真, 本文讨论如何确定第二次MC仿真次数, 因其结果直接用于阈值估计, 并影响阈值估计的准确性。MC仿真相当于抽样过程, MC仿真的分析次数直接对应着阈值估计所用数据的样本容量。样本容量大小对统计推断非常重要^[10]。样本容量过小, 会影响样本的代表性, 使抽样误差增大而降低统计推断的精确性; 而样本容量过大, 虽减小了抽样误差, 但可能增大过失误差, 且无意义地增大仿真开销。另外, 样本容量与抽样误差之间并不存在直线关系, 随着样本容量增大, 抽样误差减小的速度越来越慢。

据MC仿真原理知, 该过程应属重复抽样。需注意, 本文由MC仿真所获取的统计数据, 属于大样本, 因此确保对总体具有代表性的必要样本容量为^[10]:

$$n = \frac{Z_{\alpha/2}^2 \hat{\sigma}^2}{\Delta^2} \tag{1}$$

式中, $Z_{\alpha/2}$ 中 α 是抽样结果在实际总体值的特定范围(抽样结果 \pm 抽样误差)的预期置信度, 表示精密密度; Z_{α} 是置信水平; $\hat{\sigma}^2$ 表示总体标准差的估计值, 其值采用第一次MC仿真来估计, 第一次MC仿真的分析次数原则上任取, 为避免不必要的仿真成本, 常取一个较小值, 如100; Δ 表示抽样的允许极限抽样误差。置信水平和抽样误差必须由用户确定, 从计算样本容量的公式可知: 精密密度要求越高, 样本容量越大; 样本方差越大, 样本容量应越大; 极限抽样误差越小, 样本容量也应越大。理想情况总希望置信度很高误差很小, 但这会导致必要样本容量增加, 造成仿真成本增加。因此, 要根据故障诊断要求在精确度置信度与仿真成本之间进行权衡。注意, 实际样本容量常要留一定余量。

4 自适应确定阈值

图1中基于正态性检验的自适应阈值估计的详细步骤如图2所示。可见,自适应阈值估计的具体依据是正态性检验结果。而随之进行的均值与方差的置信区间分析则用于评价和说明估计的准确性。

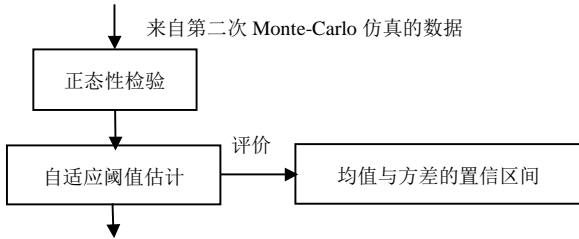


图2 自适应阈值估计的详细步骤

4.1 正态性检验

并非每一个输出特征信号都符合正态分布。对于不符合正态分布的信号,如果仍然采用 $\hat{\mu} \pm 3\hat{\sigma}$ 估计其阈值,必然会造成估计偏差,影响建模精度,为此需要对待讨论特征信号进行正态性检验。正态性检验的目的是判断信号是否符合正态分布。

正态性检验^[11]的方法很多,本文采用动差法,该方法既能用于小样本,亦可用于本文中大样本的正态性检验。当频数分布为正态时,偏度系数与峰度系数分别等于0,但从正态分布总体中抽出的随机样本由于存在抽样误差,其样本偏度系数 g_1 与样本峰度系数 g_2 不一定为0,为此,需检验 g_1 、 g_2 与0的相差是否有显著性。其检验假设为:① H_0 : 偏度系数等于0,即频数分布对称;② H_0 : 峰度系数等于0,即为正态峰。并且本文的假设检验为双侧检验。

偏度系数 g_1 、峰度系数 g_2 为:

$$g_1 = \frac{n \sum (X - \bar{X})^3}{(n-1)(n-2) \left[\sum (X - \bar{X})^2 / (n-1) \right]^{3/2}} \quad (2)$$

$$g_2 = \frac{n(n+1) \sum (X - \bar{X})^4}{(n-1)(n-2)(n-3) \left[\sum (X - \bar{X})^2 / (n-1) \right]^2} - \frac{3(n-1)^2}{(n-2)(n-3)} \quad (3)$$

g_1 、 g_2 的抽样误差分别为:

$$S_{g_1} = \sqrt{\frac{6n(n-1)}{(n-2)(n+1)(n+3)}} \quad (4)$$

$$S_{g_2} = \sqrt{\frac{24n(n-1)^2}{(n-3)(n-2)(n+3)(n+5)}} \quad (5)$$

式中, n 为样本数,即MC仿真的分析次数; X 为样本数据; \bar{X} 为样本均值。常用的两种假设检验方法有

t检验和u检验(即Z检验)。由于本文中MC分析次数足够大,属于大样本情况,因而假设检验用u检验。上面两个检验假设的检验统计量分别选定为 $u_1 = g_1 / S_{g_1}$, $u_2 = g_2 / S_{g_2}$ 。

显著性水平表示 H_0 为真时拒绝 H_0 的概率,即拒绝原假设所冒的风险,用 α 表示,选定 $\alpha = 0.05$ 、0.01。查正态分布分位数表可确定临界值 $Z_{1-\alpha/2} = Z_{0.975} \approx 1.96$; $Z_{1-\alpha/2} = Z_{0.975} \approx 2.58$; 据样本数据计算检验统计量的具体值,查表计算P值(拒绝原假设的最小显著性水平),并与临界值比较,得出统计检验推断为:① $|u| < 1.96$, $P > 0.05$, 在 $\alpha = 0.05$ 的水准上接受 H_0 ; ② $1.96 \leq |u| < 2.58$, $0.05 \geq P > 0.01$ 在 $\alpha = 0.05$ 的水准上拒绝 H_0 ; ③ $|u| \geq 2.58$, $P \leq 0.01$ 在 $\alpha = 0.01$ 的水准上拒绝 H_0 。

4.2 自适应阈值确定

阈值区间的准确程度直接关系到建模的精度,如能根据信号分布情况自适应地确定阈值,则无疑会提高建模的准确度。由上述正态性检验可得到关于信号分布的定性结论。具体而言,考虑检验假设①,如根据统计数据算得 $|u_1| < 1.96$,则表示某特征信号为对称分布,且这一结论的把握程度为95%;如 $1.96 \leq |u_1| < 2.58$,则表示某特征信号为非对称分布,且这一结论的把握程度为95%;如 $|u_1| \geq 2.58$,则表示某特征信号为非对称分布,并且这一结论的把握程度为99%。类似地,考虑检验假设②,如根据统计数据算得 $|u_2| < 1.96$,则表示某特征信号为正态峰,且这一结论的把握程度为95%;如果 $1.96 \leq |u_2| < 2.58$,则表示某特征信号为非正态峰,且这一结论的把握程度为95%;如果 $|u_2| \geq 2.58$,则表示某特征信号为非正态峰,且这一结论的把握程度为99%。正态峰的峰度系数为0,如果计算出的 $g_2 > 0$,且具有一定的显著性,则为尖峭峰;如果 $g_2 < 0$,且具有一定的显著性,则为平润峰。

据此,可自适应地确定阈值,从而保证所估计阈值区间的准确性,具体为:① 正态分布时,数据的正常值区间为 $[\hat{\mu} - 3\hat{\sigma}, \hat{\mu} + 3\hat{\sigma}]$,该范围包含了99.7%的数据。② 如是偏态分布或者平润峰时,数据的正常值区间按照分位数方法估计为[0.15分位数,99.85分位数],该范围包含了99.7%的数据。显然,采用分位数确定的阈值区间更接近于实际情况,且保证了相同的置信度。③ 如是尖峭峰,当区间[0.15分位数,99.85分位数] > 区间 $[\hat{\mu} - 4\hat{\sigma}, \hat{\mu} + 4\hat{\sigma}]$ 时,意味着其尾部数据相对分布范围较大,而按照分位数方

法的估计区间因过大而失去意义, 此时, 根据Chebyshev定理可知在 $[\hat{\mu} - 4\hat{\sigma}, \hat{\mu} + 4\hat{\sigma}]$ 内, 至少 $1 - 1/k^2 = 1 - 0.25^2 = 94\%$ 的数据落在该区间内。这样, 既可保证估计区间具有相当可观的置信度, 又可使估计区间不至于因过宽而失去意义。但对于区间 $[0.15 \text{分位数}, 99.85 \text{分位数}] < \text{区间} [\hat{\mu} - 4\hat{\sigma}, \hat{\mu} + 4\hat{\sigma}]$ 时, 则仍取分位数区间作为估计阈值区间。

4.3 均值与方差的置信区间

在MC仿真背景下, 另外一个重要的问题是样本均值(mean)和方差的置信区间(仿真输出的样本均值(average)及方差距离其真实值有多远)。由中心极限定理^[10]可知: 来自某总体的一个大样本, 无论该总体服从什么分布, 其样本均值都近似服从正态分布。由此可知, 对于足够多次数的MC仿真而言, 待测特征的样本均值可认为符合高斯分布。由于本文中均确定为大样本情况, 所以其均值的置信区间为:

$$\hat{\mu} - Z_{\alpha/2} \hat{\sigma} \leq \mu \leq \hat{\mu} + Z_{\alpha/2} \hat{\sigma}$$

式中, $\hat{\mu}$ 是样本平均值; $\hat{\sigma}^2$ 是样本方差; μ 是真实均值。类似, 高斯分布的方差的置信区间为:

$$\hat{\sigma} - Z_{\alpha/2} \hat{\sigma} / \sqrt{2N} \leq \sigma \leq \hat{\sigma} + Z_{\alpha/2} \hat{\sigma} / \sqrt{2N}$$

式中, N 是Monte-Carlo运行的次数; $\hat{\sigma}$ 是样本标准差; σ^2 是真实方差。

5 实例分析

5.1 有效性验证

为仿真简单起见, 本文选用文献[8]中电路的第一级放大器电路为例。测试点假设在 TP_1 , 激励在 P_1 点加入。与该电路关联的信号有 s_1 (增益gain), s_2 (线性度linearity), s_4 (转换速率slew rate), s_5 (直流偏置d.c.offset)。但需要强调的是, 本文方法对于较复杂的电子系统仍适用, 其前提是能够进行EDA仿真。

仿真软件选用multisim10.1。对于3个电阻, 考虑的故障包括硬故障(短/开路)及参数化故障。设电路功能正常时, 各元器件的允许容差为10%, 分布为均匀分布, 当电路中某个元件出现参数化故障(软故障)时, 其参数偏移额定值大于10%, 且小于30%。而对于运算放大器, 除了考虑短/开路故障外, 还考虑其共模抑制比的变化, 实例电路如图3所示。

本文仅以信号 s_1 的仿真建模过程进行说明。在 P_1 处的输入为1V r.m.s、1kHz的正弦波, 测量 TP_1 处和已知输入 P_1 的交流电压之比率检测信号 s_1 , 因输入信号是单位正弦波信号, 所以仿真时可通过观察输出波形的峰值变化情况确定增益的变化。该输

出峰值称为测量特征。需要完成的仿真为用MC仿真进行瞬态分析。仿真数据通过EXCEL-LINK传入MATLAB进行处理和计算。

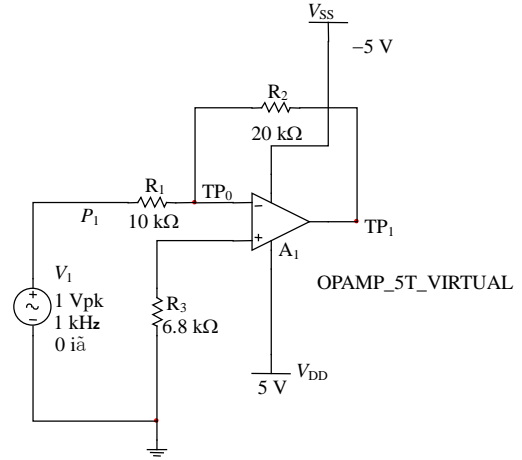


图3 实例电路图

电路中3个电阻及运自放大器分别发生短/开路硬故障时的瞬态仿真结果可以分为两大类: 一类输出特征信号与期望输出波形明显不同(对应G故障), 如图4a所示; 另一类输出特征信号在期望输出附近波动(对应F故障), 如图4b所示。对于G类故障, 通常可直接由波形确定其与测试信号存在依赖关系。而对于F类故障, 则需借助于文中阈值估计结果确定。

由硬故障的瞬态仿真结果可知, 除 R_3 短路及 A_1 out 开路两种情况外, 因其波形与正常工作时差异明显, 都确定为G故障。而对于 R_3 短路及 A_1 out 开路两种情况, 输出波形与正常波形相同, 属于F故障。另对于各个组件的参数化故障也都属于F故障。

本文重点说明F类故障的建模过程。对于F故障需要采用前面的M-C仿真, 同时借助于Matlab进行统计数据处理, 最后利用统计数据确定是否存在依赖关系。具体而言, 假设电路功能正常时 R_1 、 R_2 、 R_3 的正常容错为10%, 根据Monte-Carlo仿真, 得到的正常输出阈值区间, 如果依次注入单个故障(F类), 如输出在该范围, 则被认为该故障与当前讨论的信号之间不存在依赖关系, D 矩阵中相应位置的元素为0; 相反, 如超出该范围, 则被认为该故障与当前讨论的信号之间存在依赖关系, D 矩阵中相应位置的元素为1。需要特别说明的是关于 A_1 的参数化故障, 主要通过改变CMRR值来实现。

在进行MC仿真(图1中的第二次MC)之前, 首先估算其分析次数。取置信水平 $\alpha = 0.05$, 则 $Z_{\alpha/2} = 2$, 即在95%的可靠性概率下。采用MC分析(图1中的第

一次MC)100次来估算样本的方差, $\hat{\sigma}^2 = 0.143735^2$, 因输出电压量纲为V, 所以给定极限抽样误差为 $\Delta = 10 \text{ mV} = 0.01 \text{ V}$, 代入式(1): $n = Z_{\alpha/2}^2 \hat{\sigma}^2 / \Delta^2 = (2^2 \cdot 0.143735^2) / 0.01^2 = 840$ 。其物理意义为: 样本容量为840次, 可以95%的概率保证均值的误差最大为0.01 V。按此方法估算的MC分析次数是必要样本容量, 实际应用时, 常留有一定余量, 因此选定样本容量为1 000, 即进行MC分析的运行次数。与文献[9]经过分析得到的MC分析次数是相符的。

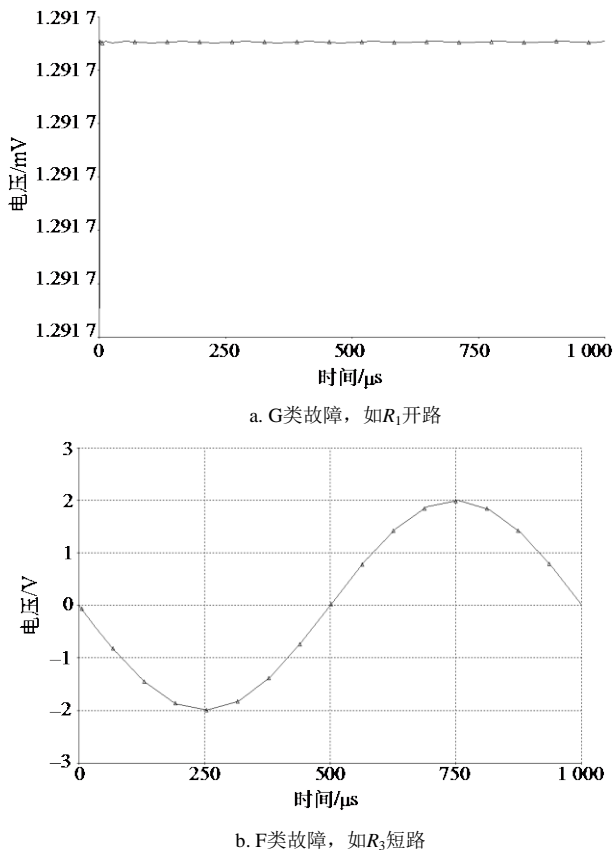


图4 硬故障瞬态仿真结果的两种情况

对 s_1 信号进行1 000次MC瞬态分析, 得如图5的数据频数直方图。图中曲线为均值方差相同的正态分布曲线, 用于比对。该样本的统计参数分别为: 均值取2.802 6; 方差取0.232 0; 偏度系数 g_1 取0.175 5; 峰度系数 g_2 取-0.567 0; S_{g_1} 取0.077 3; S_{g_2} 取0.154 5; 统计量 u_1 取2.269 7; 统计量 u_2 取-3.669 3。由于 $|u_2| > 2.58$, 因而该信号分布不是正态峰, 且由于 $g_2 < 0$, 属于平润峰; 另外 $1.96 < u_1 < 2.58$, 因而该信号分布不对称, 即偏态, 且这结论的把握度为95%。据自适应确定阈值, 这时阈值估计为 $[0.15 \text{ 分位数}, 99.85 \text{ 分位数}] = [2.309 4, 3.361 1]$, 如图5中 ‘*’ 所示。而如按正态分布确定阈值, 应为 $[\hat{\mu} - 3\hat{\sigma}, \hat{\mu} + 3\hat{\sigma}] = [2.106 7, 3.498 4]$, 如图5中 ‘▲’

所示。显然在保证相同置信度前提下, 阈值确定更准确。

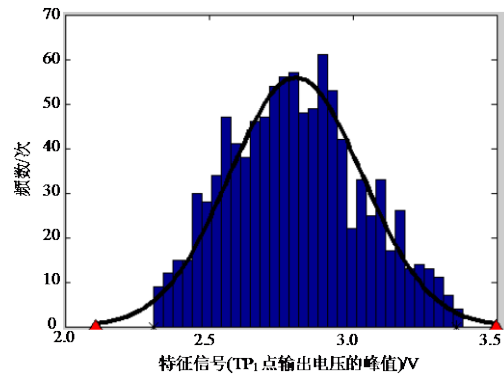


图5 正常时特征信号输出的频数直方图

然后分别对 R_1 、 R_2 、 R_3 、 A_1 注入参数化故障, 如发现超出上述阈值, 则该故障源与信号 s_1 相关, 如 R_2 阻值修改为24 k Ω /16 k Ω , 即为额定值的 $\pm 20\%$, 设其容差为10%, 相当于使 R_2 在额定值的10%~30%之间按均匀分布波动, 其他参数仍保持10%的容差(即正常状态), 且均匀分布。进行MC仿真后, 得到输出特征信号的取值范围为 $[2.771 9, 4.024 9] / [1.852 09, 2.697 22]$, 此范围明显超出正常时阈值 $[2.309 4, 3.361 1]$, 说明 R_2 的参数故障与信号 s_1 相关再如设 R_3 阻值改为8.16 k Ω /5.44 k Ω , 即为额定值的 $\pm 20\%$, 且设定其容差为10%, 相当于使 R_2 容差在额定值的10%~30%之间波动, 且呈均匀分布, 同时其他参数仍保持10%的容差(即正常状态), 且均匀分布。进行MC仿真后, 得到输出特征信号的取值范围为 $[2.326 82, 3.355 11] / [2.323 75, 3.377 29]$, 由于该范围没有明显超出正常时阈值 $[2.309 4, 3.361 1]$, 就说明 R_3 的参数故障与信号 s_1 不相关。进一步增大 R_3 的偏移, 设 R_3 的阻值修改为9.52 k Ω /4.08 k Ω , 即为额定值的 $\pm 40\%$, 且设定其容差为10%, 相当于使 R_3 容差在额定值的30%~50%之间波动, 且呈均匀分布, 同时其他参数仍保持10%的容差(即正常状态), 且均匀分布。进行MC仿真后, 得到输出特征信号的取值范围为 $[2.324 22, 3.386 62] / [2.306 32, 3.383 11]$, 由于此范围与正常时阈值 $[2.309 4, 3.361 1]$ 基本一致, 进一步验证了 R_3 的参数故障与信号 s_1 不相关。

表1 D矩阵

	s_1	s_2	s_4	s_5		s_1	s_2	s_4	s_5
R_1G	1	1	1	1	R_3G	1	1	1	1
R_1F	1	0	0	1	R_3F	0	0	0	1
R_2G	1	1	1	1	A_1G	1	1	1	1
R_2F	1	0	0	1	A_1F	1	1	1	1

按照本文方法建立的电路的D矩阵如表1所示。经验证, 与文献[8]中的所建模型相符。

5.2 性能比对

本文与文献[9]中方法的性能比对结果如表2所示。

表2 仿真建模方法性能比对

	文献[9]仿真建模方法	本文仿真建模方法
仿真时间分析	在确定为1 000之前要进行大量的Monte-Carlo仿真, 因而总次数一定远远大于1 000次。	只进行2次Monte-Carlo仿真, 第一次分析次数为100, 第二次分析次数为840~1 000次
精度分析	<p>正态信号 $[\hat{\mu} - 3\hat{\sigma}, \hat{\mu} + 3\hat{\sigma}]$, 置信度99.7%</p> <p>偏态信号/平滑峰信号 $[\hat{\mu} - 3\hat{\sigma}, \hat{\mu} + 3\hat{\sigma}]$, 置信度不能保证</p> <p>尖峭峰信号 $[\hat{\mu} - 3\hat{\sigma}, \hat{\mu} + 3\hat{\sigma}]$, 置信度不能保证</p>	<p>$[\hat{\mu} - 3\hat{\sigma}, \hat{\mu} + 3\hat{\sigma}]$, 置信度99.7%</p> <p>[0.15分位数, 99.85分位数], 置信度99.7%</p> <p>[0.15分位数, 99.85分位数]和 $[\hat{\mu} - 4\hat{\sigma}, \hat{\mu} + 4\hat{\sigma}]$ 中较小的一个, 置信度99.7%或94%</p>

表中仿真开销用MC仿真次数表示。本文为确定阈值需进行两次MC仿真: 第一次为分析次数100的MC仿真, 以获取样本方差的估计值, 然后将其代入式(1)计算, 确定第二次MC仿真的分析次数。而文献[9]则需绘制某特征信号关于MC仿真分析次数的关系图, 即要进行大于两次的MC仿真, 显然本文仿真时间开销大大减小了。建模准确度用所估计的阈值区间宽窄和偏移情况及置信度共同表示, 在相同置信度下, 估计域值区间越宽, 其有效意义越小。极限情况下, 估计域值区间无穷大, 显然该估计毫无意义。另外, 域值区间如偏离实际情况, 必然导致误诊率高。本文在输出信号为各种分布情况下, 都能保证得到具有适当置信水平的阈值区间, 而文献[9]只能保证在输出信号符合正态分布时得到具有适当置信水平的阈值区间, 而输出信号为其他形状分布时得到的阈值区间则不保证具有一定的置信度, 此时所估计的阈值区间的准确性必然受到质疑。可见, 本文不仅减少了仿真开销, 而且提高了建模精度。

6 结论

本文先估算MC仿真的分析次数, 再据正态性检验自适应地确定输出特征阈值。不仅消除了确定MC仿真次数所需的仿真开销, 还提高了建模精度。仿真结果证明了算法的有效性。该建模方法对规模较大的模拟系统, 可采用分层递阶方式, 只对底层较小模块采用本文方法建模, 从而使得仿真的电路规

模不会过大, 其他各级模块则通过模型逐级合并实现。该建模也可推广到其他复杂系统的建模过程中。

参 考 文 献

- [1] DEB S, PATTIPATI K R, RAGHAVAN V, et al. Multi-signal flow graphs: a novel approach for system testability analysis and fault diagnosis[J]. Aerospace and Electronic Systems Magazine, IEEE, 1995, 10(5):14-25.
- [2] 龙兵, 王日新, 姜兴渭. 多信号模型航天器配电系统最优测试技术[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2005, 37(4): 440- 443. LONG Bing, WANG Ri-xin, JIANG Xing-wei. Optimal test technology for distribution systems of spacecrafts based on multisignal model[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2005, 37(4): 440-443.
- [3] YANG Zhi-yong, XU Ai-qiang, NIU Shuang-cheng, et al. A new method of testability prediction on model and probability analysis[C]// 8th International Conference on Electronic Measurement and Instruments. Xi'an: [s.n.], 2007.
- [4] LUO J, PATTIPATI K R, QIAO L, et al. Towards an integrated diagnostic development process for automotive systems[J]. Systems, Man and Cybernetics, 2005, 3: 2985-2990.
- [5] AZAM M S, FANG TU, PATTIPATI K R, et al. A dependency model-based approach for identifying and evaluating power quality problems[J]. Power Delivery, IEEE Transactions on, 2004, 19(3): 1154-1166.
- [6] FANG Tu, PATTIPATI K R. Rollout strategies for sequential fault diagnosis[J]. Systems, Man and Cybernetics, Part A, IEEE Transactions on, 2003, 33(1): 86-99.
- [7] SUI RUAN, FANG TU, PATTIPATI K R, et al. On a multimode test sequencing problem[J]. Systems, Man, and Cybernetics, Part B, IEEE Transactions on, 2004, 34(3): 1490-1499
- [8] SEN S, NATH S S, MALEPATI V N, et al. Simulation-based testability analysis and fault diagnosis [C]//Test Technology and Commercialization. Dayton, OH: IEEE, 1996: 136-148.
- [9] CHAKRABARTY S, RAJAN V, YING J, et al. A virtual test-bench for analog circuit testability analysis and fault diagnosis[C]//IEEE Systems Readiness Technology Conference. Salt Lake City, UT: IEEE, 1998: 337-352.
- [10] 高惠璇. 应用多元统计分析[M]. 北京: 北京大学出版社, 2005. GAO Hui-xuan. Applied multivariate statistical analysis[M]. Beijing: Peking University Press, 2005.
- [11] 袁卫. 统计学/面向21世纪课程教材[M]. 北京: 高等教育出版社, 2000. YUAN Wei,. Statistics/21 century facing textbook[M]. Beijing: Higher Education Press, 2000.