(3)

随机离散系统 智能体系 可靠性分析

计算机科学 1999Vol.26№.8

随机离散系统可靠性分析的智能体系*)

13-18,26

An Intelligent System for the Reliability Analysis of Stochastic DEDS

TP271.8

董 聪 郭晓华

(清华大学 北京 100084)(中科院模式识别国家重点实验室 北京 100080)

Abstract In this paper, a systematic introduction is made on the analysis methods of stochastic Discrete Event Dynamic System (DEDS), and some important characteristics of Markov process, semi-Markov process and non-Markov process in the models are discussed. A new finite automata model defined in probabilistic space is established, and a systematic proof is made of the new model being able to unify classical automata model and generalized semi-Markov process model. Using unified probabilistic finite automata model as start point, an unified model system for the reliability analysis and prediction of stochastic DEDS is established by a smart combination of artificial neural network with global branch-and-bound algorithm.

Keywords Stochastic DEDS, Finite automata, Generalized semi-Markov process, Probabilistic space, System reliability

对于离散事件动态系统(Discrete Event Dynamic Systems,DEDS),目前尚没有一个简明且被广泛认可的定义。本文将DEDS定义为离散事件按照一定的发生机制相互作用而导致系统状态演化的一类动态系统。具体地说,它具有3个基本特征:1)事件的发生时刻是离散的。2)系统状态的转移由离散事件触发。3)系统状态的演化规律可由离散事件的有向序列来表征。除此之外,它还具有2个分类特征:1)是否考虑事件发生时刻之间的物理时间间隔。2)是否考虑事件发生和状态转移的随机性。

根据上述定义和分类特征,考虑系统失效演化历程的静力、动力及疲劳与断裂寿命可靠性分析与仿真系统,柔性生产线系统、交通运输管理系统,通讯网络系统等是典型的DEDS。

由于应用领域十分广阔,关于随机DEDS建模方法和行为特征的研究成为近10余年来国际系统工程和控制自动化领域一项十分重要的研究课题[1,2]。P.J.Ramadge和W.M.Wonham首先提出了基于有限自动机(Finite Automata,FA)的DEDS建模方法[3],Y.C.Ho则最早建立了以广义半马尔可夫过程(GSMP)模型为基础、以摄动分析(Perturbation Analysis,PA)为主要手段的随机DEDS研究体系[4],基于FA和基于GSMP的随机DEDS建模方法目前已被广泛接受,形成了两个相互独立的主流学派。统一基于FA和基于GSMP的随机DEDS建模方法被认为是一项十分重要而艰难的工作,虽经过10余年的努力,但至今进展不大[1,2]。

本文建立了新的定义于概率空间的FA模型,证明该模型可实现经典FA模型和GSMP模型的统一。以统一的概率型有限自动机模型(PFA)为基础,通过将人工神经网络、全局分枝-约界算法和自适应重要抽样算法相结合,建立了智能化的随机DEDS可靠性分析和预测的统一模型体系,并对该体系的普适性和有效性进行了系统的论证。

1 FA模型和GSMP模型的统一

基于FA的DEDS建模方法[3],目前已被广泛接受。定义Σ为事件集,Ω为状态集,$x_0\in\Omega$为初始状态(系统状态演化的起点),当某个事件$e\in\Sigma$发生时,将导致状态$x\in\Omega$按迁移律$\pi:\Omega\times\Sigma\to\Omega$转移到

*)国家自然科学基金(59505011,59778039)、航空基金、CIMS基金、国家重点实验室基金和863计划(863-2-441)资助项目。参加过本文部分工作的还有丁辉、赖孝荣、高嵩等同学。

新状态 $x'=\pi(x,e)$。定义 $\Omega_m\in\Omega$ 为标识状态，它是某些特殊的状态集，常用于研究系统是否达到过此集合。这样，DEDS 在逻辑意义下可看成为一个有限自动机，并表示为一个 5 元组 $G=(\Omega,\Sigma,\pi,x_0,\Omega_m)$。在自动机模型中，系统行为由所产生的事件串 $e_0e_1\cdots$ 和对应的状态串 $x_0x_1\cdots$ 来表征。定义 Σ^* 为所有可能的事件串全体，由于 π 不一定对所有 e 和 x 的组合都有定义，所以 Σ^* 中可能只有部分串可被自动机所接受，它们构成一个子集 $L(G)\subset\Sigma^*$，称为由 G 生成的语言。$L(G)$ 中有一部分串对应的状态串结束于 Ω_m 中的状态，它们构成集合 $L_m(G)\subset L(G)$，称为由 G 标识的语言。这样，基于自动机模型的系统设计问题归结为一个逻辑设计问题，即使之出现期望的"好"串而不出现不期望的"坏"串。有限自动机中事件串和状态串的表示方法和广义遗传算法（GGA）中基因串（基因组）的表示方法是类似的，事件串和状态串的作用类似于结构式健康监测系统中传感器群的序列代码，采用 GGA，我们解决了青马大桥传感器群序列代码的全局最优化问题[6]，因此，GGA 同样可用于有限自动机系统的优化设计。

将有限自动机（FA）模型和 GSMP 模型进行对比可以看出，两者之间存在几乎是一一对应的包容关系。在 GSMP 模型中，状态集和事件集同 FA 模型中一样表示为 Ω 和 Σ；在 FA 模型中，x_0 表示初始状态的一种特定实现；而在 GSMP 模型中，$X_0(t,e_0)$ 表示的是初始状态的分布规律，即 GSMP 模型将 FA 模型关于初始状态的定义由确定性空间延拓为概率空间；在 GSMP 模型中，状态迁移律为 $\pi: e_{i+1}^*=\{e_{i+1}^*: T(e_{i+1}^*)=\min[T(e_{i+1})], \forall e_{i+1}\in\Gamma(x_i)\}$。由于 $T(e_{i+1})$ 是一随机变量，因此，GSMP 模型中的状态迁移律 π 为概率迁移律，即 GSMP 模型将 FA 模型关于状态迁移律 π 的定义由确定性空间延拓为概率空间；同样，在 GSMP 模型中，可仿照 FA 模型将 $\Omega_m\in\Omega$ 定义为 DEDS 的标识状态。因此，同时考虑时间因素和随机因素的时间连续、状态有限的 GSMP 模型同样可以在概率空间中描述成一个有限自动机，并表示为一个 5 元组 $G=(\Omega,\Sigma,\pi,X_0,\Omega_m)$。在 GSMP 模型中，同样可仿照 FA 模型定义 Σ^* 为所有可能的事件串全体。由于 π 不一定对所有 e 和 X 的组合都有定义，所以 Σ^* 中可能只有部分串可被 GSMP 所接受，它们构成一个有限子集 $L(G)\subset\Sigma^*$，也就是自动机模型中的语言。其中，有一部分串对应的状态串结束于 Ω_m 中的状态，它们构成的集合 $L_m(G)\subset L(G)$ 称为由 G 标识的语言。这样，基于有限自动机模型和基于时间连续、状态有限的 GSMP 模型的 DEDS 分析方法，在新的定义于概率空间的有限自动机模型框架下，其描述形式可统一为一体。

FA 模型中引入的一些概念对于理解马尔可夫过程，尤其是从工程的角度识别马尔可夫过程有许多启迪。在 GSMP 模型中，如果系统在任意时刻的状态 X 仅依赖于该时刻语言 $L(G)$ 所包含的事件集本身，而不依赖于事件集中有关事件的发生顺序，则系统行为是马尔可夫的；如果系统在任意时刻的状态 X 不显著依赖于事件集中有关事件的发生顺序，则系统行为是半马尔可夫的；如果系统在任意时刻的状态 X 显著依赖于事件集中有关事件的发生顺序，则系统行为是非马尔可夫的。

2 随机 DEDS 主要演化模式的识别

定义 Ω 为 DEDS 中所有物理状态 $X(t,e)$ 所构成的集合，$t\in T$，$e\in\Sigma$，T 和 Σ 分别为参数集和事件集。定义 $\Omega_m\in\Omega$ 为 DEDS 的标识状态，则基于 PFA 模型的随机 DEDS 分析程序通常包括以下几个环节：1）确定初始状态 $X_0(t,e_0)$。2）定义状态迁移律 π。系统演化历程的任意阶段 i，系统所处的状态定义为 X_i，此时可使状态发生转换的所有可能事件构成集合 $\Gamma(x_i)$，$\Gamma(x_i)$ 为有限集合。对于任意事件 $e_{i+1}\in\Gamma(x_i)$，由事件发生到状态转换的等待时间 $T(e_{i+1})$ 是一个随机变量。使系统发生状态转换的真正事件为等待时间最短的事件，它决定了状态迁移律 π：$e_{i+1}^*=\{e_{i+1}^*: T(e_{i+1}^*)=\min[T(e_{i+1})], \forall e_{i+1}\in\Gamma(x_i)\}$。3）避免触发事件的并发性。系统演化历程中的任意时刻 t，假定 2 个或 2 个以上事件同时发生的可能性不存在。此设定可避免触发事件 e_{i+1}^* 的并发性。4）生成语言 $L(G)$。定义 Σ^* 为所有可能的事件串全体。由于只有事件串 $\{e_0,e_1^*,e_2^*,\cdots,e_{i+1}^*\}$ 可被 PFA 所接受，它们构成一个有限子集 $L(G)=\{e_0,e_1^*,e_2^*,\cdots,e_{i+1}^*\}\subset\Sigma^*$，称为 PFA 的语言。$L(G)$ 中有一部分串对应的状态串结束于 Ω_m 中的状态，它们构成的集合 $L_m(G)\subset L(G)$ 称为由 G 标识的语言。5）新状态的特性。由于 $T(e_{i+1})$ 为一随机变量，因此，由状态 X_i 经事件 e_{i+1}^* 触发后置换得到的新状态 X_{i+1} 通常不唯一。研究新状态 X_{i+1} 的形成规律和演化途径是随机 DEDS 可靠性分析的基础。6）演化过程终止判别。在完成由状态 X_i 到状态 X_{i+1} 的转移后，判定 X_{i+1} 是否属于标识状态 Ω_m。如果 $X_{i+1}\in\Omega_m$，则将 $\{e_0,e_1^*,e_2^*,\cdots,e_{i+1}^*\}$ 加入 $L_m(G)$，分析过程终止；如果 $X_{i+1}\notin\Omega_m$，则继续下一步操作。7）重新构

造集合 $\Gamma(x_{i+1})$。去除与 X_{i+1} 无关的事件和加入新的与 X_{i+1} 有关的事件，同时，用由触发时间 $\Sigma_{T_{i+1}}=\sum_{k=0}^{i}T(e_{k+1}^{*})$ 起算的增量时间表示 $\Gamma(x_{i+1})$ 中所有事件的等待时间。

要对随机 DEDS 进行可靠性分析，首先要找出系统的主要演化模式，其次是根据主要演化模式的发生概率评价系统的整体可靠性。

主要演化模式的定义依赖于问题的性质和关心的对象。主要演化模式的识别则主要依赖于下列两个因素：1）系统的状态迁移律 π，2）标识状态的定义。状态迁移律从根本上决定了系统演化过程的走向，而标识状态则决定了系统的演化过程终结于何处。在 PFA 模型中，系统的状态迁移律定义为 π．$e_{i+1}^{*}=\{e_{i+1}:T(e_{i+1}^{*})=\min[T(e_{i+1})],\forall e_{i+1}\in\Gamma(x_i)\}$。根据状态迁移律可建立识别系统主要演化模式的算法如下．

不失一般性，我们以累加等待时间 $\Sigma_{T_{i+1}}=\sum_{k=0}^{i}T(e_{k+1}^{*})$ 最短来定义系统的主要演化模式，以系统演化次数上限或特定标识状态的出现为演化终止判据。

与 PA 或其延拓形式不同，我们并不设法构造摄动轨道，而是直接识别出系统的主要演化模式。复杂随机系统理论上存在大量的演化模式，但实际起作用的，或实际可能发生的往往只是少数主要演化模式。识别复杂系统的主要演化模式是随机动态系统可靠性分析中最重要、也是最困难的一个环节．

全局分枝-限界法采用基于全方位动态反馈信息的 2 步递归操作实现演化树的分枝-限界控制。第 1 步采用固定边界对演化树分枝进行阶段分枝-限界预处理，删除从局部看就可以判定允许删除的演化树桠枝，以大幅降低进入下一步限界处理的演化树桠枝的数目和系统特征量的散布程度。第 2 步进行全局分枝-限界操作，进一步降低演化树桠枝的数目，并通过一条动态反馈回路对控制边界进行自适应修正，从而逐步加速全局分枝-限界操作的效率。为构造动态反馈回路和对控制边界进行自适应修正，需要引入 2 个附加的传递参数：系统特征量最小界限值 $\tilde{T}_s$ 和系统特征量散布程度控制界宽 W_s。

$\tilde{T}_S$ 定义为自适应控制边界，其初始设置为 $\tilde{T}_S=\infty$，以确保不遗漏系统的主要演化模式。在程序执行过程中由算法本身来确保 $\tilde{T}_S$ 单调减小，并在系统主要演化模式识别过程结束之前收敛于其最小值。W_s 控制了系统特征的散布范围。根据阶段分枝-限界准则，满足式（1）的事件 e_{i+1} 在演化历程第（i+1）阶段将作为预选触发事件，其总数记为 M_{i+1}。

$$1\leqslant\frac{T(e_{i+1})\sum_{k=0}^{i-1}T(e_{k+1}^{*})}{T(e_{i+1}^{*})+\sum_{k=0}^{i-1}T(e_{k+1}^{*})}\leqslant W_{i+1}\qquad(1)$$

其中，$W_{i+1}(1\leqslant W_{i+1}\leqslant\infty)$ 为阶段分枝-限界参数。

由于 $[T(e_{i+1})+\sum_{k=0}^{i-1}T(e_{k+1}^{*})]$ 对应的是沿演化路径 $e_0\to e_1^{*}\to e_2^{*}\cdots\to e_{i+1}^{*}$，从演化历程第 i 阶段演变到第（i+1）阶段系统所经历的累计等待时间称为系统等待时间阶段累计量，$[T(e_{i+1}^{*})+\sum_{k=0}^{i-1}T(e_{k+1}^{*})]$ 对应的是第（i+1）阶段的最小阶段累计量。因此，式（1）所表述的阶段分枝-限界准则的物理实质就是在演化历程的每一阶段，将阶段累计量较大的演化模式从主要演化模式候选集中去除。

通常情况下，系统等待时间均值大于系统最小等待时间均值 1.2～1.5 倍左右的演化模式在实际系统中不会出现，因此，W_{i+1} 和 W_i 一般来说可近似取 1.2～1.5。在程序调试阶段可取得大一些，以检验所提出的准则能有效识别系统主要演化模式的能力。从上述分析可以看出，通过合理设置 W_{i+1}，可确保在一级搜索纵深的条件下不遗漏系统的主要演化模式。

对于满足式（1）的 M_{i+1} 个预选触发事件按其阶段累计量由小到大的顺序重新排列，准备进行下一步的全局分枝-限界处理。

如果 $T(e_{i+1})+\sum_{k=0}^{i-1}T(e_{k+1}^{*})<\tilde{T}_S\times W_s$，则继续进行下一阶段的触发事件预选工作；否则，当前处理的演化树桠枝不允许进入主要演化模式集，本阶段演化模式识别过程结束，程序执行 1 级回溯。本阶段最终允许进入主要演化模式集的触发事件总数记为 $\overline{M}_{i+1}$，$\overline{M}_{i+1}\leqslant M_{i+1}$。

系统演化历程第（i+1）阶段，对要进入系统演化模式集的 $\overline{M}_{i+1}$ 个可能触发事件进行循环。重复以上分析过程，可得到下一阶段将要触发的事件序列。如此反复，直至满足系统终止判据。组合顺序触发事件 $e_0,e_1^{*},e_2^{*},\cdots,e_q^{*}$，可构成系统的一系列主要演化模式。将 $\{e_0,e_1^{*},e_2^{*},\cdots,e_q^{*}\}$ 加入标识语言 $L_m(G)$ 之中。

在每一演化模式选出之后，需要对控制边界进

行自适应调节。如果$\tilde{T}_{S_j}<\tilde{T}_S$，则进行控制边界自适应调节：

$$\tilde{T}_{S_j}\rightarrow\tilde{T}_S \tag{2}$$

反之，维持原有控制边界不变。其中$\tilde{T}_{S_j}$为第j个演化模式的系统总等待时间。

由式(1)表述的阶段分枝-限界准则保证了在一级搜索纵深的条件下不遗漏系统的主要演化模式；由$[T(e_{i+1})+\sum_{k=0}^{i-1}T(e_{k+1}^{*})]<\tilde{T}_{r}\cdot W_{r}$表述的全局分枝-限界准则保证了在多级搜索纵深的条件下不遗漏系统的主要演化模式，并使非主要演化模式的删除过程加快；由式(2)表述的控制边界自适应调节过程保证了在系统分析过程结束之前，控制边界自适应收敛于系统总等待时间最小值，也就是说保证了算法的严格收敛性。

如果将e_i定义为系统失效演化历程第i阶段的失效单元或失效事件；X_i定义为系统失效演化历程第i阶段的拓扑状态；$T(e_{i+1}^{*})$定义为系统由拓扑状态X_i演化到拓扑状态X_{i+1}的疲劳寿命增量，$T(e_{i+1})$服从γ分布、对数正态分布或威布尔分布等；$\Gamma(x_i)$定义为在拓扑状态X_i，系统中可能发生失效的单元所构成的集合；Σ_{T_i}定义为系统在失效演化历程第i阶段结束时的系统疲劳寿命累积值(系统阶段疲劳寿命)，则上述算法可用来识别结构系统的主要疲劳失效模式。此时，集合$\Gamma(x_i)$和$e_1^{*},e_2^{*},\cdots,e_i^{*}$的出现顺序无关，但$\Sigma_{T_i}$通常和$e_1^{*},e_2^{*},\cdots,e_i^{*}$的出现顺序有关，即$\Sigma_{T_i}$依赖于到达状态$X_i$的具体途径[7]。

如果将$T(e_{i+1})$定义为从演化历程第i阶段演变到第$(i+1)$阶段，系统某种与时间无关或不明显依赖于时间因素的特征量的增量，则上述方法可用来识别逻辑意义上的主要演化模式。如将$T(e_{i+1}^{*})$定义为系统由拓扑状态X_i演化到拓扑状态X_{i+1}的外载增量，$T(e_{i+1})$服从正态分布、对数正态分布或威布尔分布等；Σ_{T_i}定义为系统在失效演化历程第i阶段结束时的外载增量累积值(系统阶段临界强度)，则上述算法可用来识别结构系统的主要静力失效模式。可以证明，此时集合$\Gamma(x_i)$和Σ_{T_i}与$e_1^{*},e_2^{*},\cdots,e_i^{*}$的出现顺序无关，即$\Sigma_{T_i}$不依赖于到达状态$X_i$的具体途径[8]。

可见，上述演化模式识别算法实现了结构系统静强度和疲劳断裂寿命可靠性分析中有关失效模式识别算法的统一，同样的结论适用于结构的动力系统可靠性分析。

需要指出的是，以上操作是在均值条件下进行，不依赖于单元参数的分布类型和系统的线性或非线性特性，因此，该算法不仅适合处理线性系统，同时也适合处理非线性系统。对于线性系统，主要演化模式的功能函数$F(\overline{X})$(极限状态方程)存在显式，故可直接导出；对于非线性系统，主要演化模式的功能函数不存在显式，故不能直接导出。从上述推演可以看出，虽然非线性系统的功能函数不能直接导出，但和功能函数有关的顺序演化单元序列$e_1^{*},e_2^{*},\cdots,e_i^{*}$可直接给出，因此，基于上述算法，通过特征方程重构的方式，我们可以建立近似功能函数。

3 非线性功能函数的重构

在运行以FPI(快速概率积分)方法或蒙特卡罗方法为基础的系统可靠性分析程序时，通常必须具有与设计变量有关的闭合形式的系统功能函数。但在许多情况下，由于从原始输入到最终结果间需要经过复杂的数值运算，因此，系统功能函数虽然存在但通常不会是显式的，必须根据数值结果采用统计推断的方法进行重构。本文着重介绍基于全局分枝-限界算法和人工神经网络的系统功能函数重构方法。此法的关键一是降维，二是精确逼近。为叙述方便，本文将此法简称为降维逼近重构法(REconstruction method based on reduced Dimension and Precise Approximation，REDPA)。REDPA的使用包括以下3个环节：1)参数选择。2)参数设计。3)系数估计。

选择哪些参数进入系统分析程序是一项重要的工作，它对系统的计算复杂性起决定性的作用。由于这一问题比较复杂，本文稍后将予以详述，先来研究参数设计和系数估计问题。

参数设计的任务是在参数空间中选择合理的采样点，通过采样点的输入输出数据构造系统功能函数，使其在感兴趣的有限区域能够有效地逼近真实响应，本文建议采用2水平的中心复合因子设计(the Central Composite factorial Design，CCD)。系数估计的任务是利用有限采样点数据求解系统功能函数中的有关系数，常规作法是采用最小二乘法或加权最小二乘法。

我们先研究一下系统功能函数重构问题。

设系统有n个输入和1个输出，输入变量为$\overline{X}=(X_1,X_2,\cdots,X_n)$，输出响应为$Y$，输入输出关系为：

$$Y=F(\overline{X}) \tag{3}$$

功能函数重构的思路就是通过采样点的数据来构造一个$\hat{F}$，使其在某种意义上成为F的最佳逼近。在参数设计上，采用2水平的CCD。对于有n个独立输入参数的系统，2水平CCD的样本容量为$N=2^n+2n+1$。2^n是标准的因子设计，$2n$是轴向组合的数目，1是采样中心。如果不考虑交叉因素，则2^n是不必要的，N缩减为$N=2n+1$。目前流行的做法是将$\hat{F}$取为以下形式的二次超曲面：

$$\hat{F}(\bar{x})=a+\sum_{i=1}^{n}b_ix_i+\sum_{i=1}^{n}\sum_{j\leq i}c_{ij}x_ix_j \tag{4}$$

或其它形式的多项式函数。

式(4)中共有$\{n(n+1)/2+n+1\}$个未知系数，不含交叉项则有$(2n+1)$个未知系数。可以证明，对于任意自然数n

$$2^n+2n+1>n(n+1)/2+n+1 \tag{5}$$

也就是说，如果采用式(4)作为系统功能函数、参数设计方法为标准的CCD，则对任意有限维问题，$\hat{F}$只存在某种意义上的逼近解。

需要特别指出的是：如果在参数设计和系统功能函数的选择上不考虑交叉因素的作用，则式(5)所表达的关系退化为一等式，此时将无法判断系统功能函数的选择是否正确。

有关函数逼近问题的近期研究结果表明：以有限维的多项式函数作为基函数，以任意精度逼近任意非线性映射是不可能的[9]。换句话说，如果采用多项式型函数作为$\hat{F}$，则只能指望在以某点为中心的有限区域内，以有限精度逼近F。在可靠性工程中，这个中心点通常取为设计点。因此，系统功能函数重构分解为两个主要过程：A. 寻找设计点；B. 在设计点周围的有限邻域内，尽可能准确地重构系统功能函数。在过程A中，通常并不要求每次构造的系统近似功能函数非常精确，因此，在参数设计和功能函数选择上可暂不考虑交叉因素的作用。在过程B中，为了比较准确地反映设计点邻域的系统特征和系统主要设计参数间的交互作用，则必须适当考虑相关交叉项的影响。过程A的实现步骤为：

1）以设计变量$\bar{X}$的均值$\bar{\mu}$为中心进行复合采样，据此可求得F的一级近似$\hat{F}_1$；

2）采用H-L算法求$\hat{F}_1$的设计点$\bar{x}_d$，计算$F(\bar{x}_d)$；

3）在$F(\bar{\mu})$和$F(\bar{x}_d)$之间进行线性插值，可使$F(\bar{x}^*)=0$

$$x_i^*=\mu_i+\frac{F(\bar{\mu})}{F(\bar{\mu})-F(\bar{x}_d)}(x_{d_i}-\mu_i) \tag{6}$$

4）以$\bar{x}^*$取代$\bar{\mu}$，重复过程1～4，直至收敛或人为中止。

步骤1所需的计算机代码运算(对于DEDS，指的是1次系统整体演化分析)为$(2n+1)$次；步骤2所需的计算机代码运算为1次。m次循环所需的计算机代码运算$N=2n+1+m(2n+2)=\{2n(m+1)+(2m+1)\}$次。

采用标准CCD进行参数设计，则搜寻设计点的计算复杂性为$O(2^n)$；不考虑交叉项的作用，则计算复杂性为$O(2n)$，其中，n为系统所含的独立随机变量的总数。对于大型复杂系统，n的典型取值为几百至几万，因此，如何有效地缩减n的实际运作维数成为数值仿真方法是否适用于大型复杂非线性系统可靠性分析与评估的决定性因素。

对于大型复杂非线性系统，可采用上节介绍的全局分枝-限界算法寻找系统主要演化模式所含的触发事件序列$e_1^*,e_2^*,\cdots,e_q^*$，并以此作为选择抽样参数的依据。而后，则仅需对被选参数进行CCD设计。很明显，采用此种方式可将n降阶为构成每个演化模式的触发事件序列$e_1^*,e_2^*,\cdots,e_q^*$所包含的随机变量总数M。由于$M\ll n$，，因此，搜寻设计点的计算复杂性可显著降低。对于10杆桁架，n为10，M为2～3；对于25杆桁架，n为25，M的典型取值为2～4；对于大型海洋钻井平台，n的典型取值为2000～4000，M的典型取值为15～30；对于大跨悬索桥，n的典型取值为1000～2000，M的典型取值为10～20。可见，基于全局分枝-限界算法的设计点搜寻方法不仅可显著提高计算效率，而且达到了大型工程上可以实现的程度。

上文指出，采用多项式型的$\hat{F}$通常不能够有效地逼近F。也就是说，无论作为一个理论问题还是作为一个应用问题，系统功能函数的重构精度一直悬而未解。

由于人工神经网络研究所取得的杰出成就，系统功能函数精确重构问题已从理论上得到解决：Hornik证明，在一个相当宽的范围内，3层前向网络可以任意精度逼近定义于紧致子集上的任意有限维连续或分段连续函数[10]；董聪等人则证明，精确逼近过程可在任意范数下实现[11]。

Hornik和我们的工作表明，在重构系统功能函数的B阶段，采用多层前向网络作为系统功能近似函数$\hat{F}$，可从理论上有效解决系统功能函数的精确重构问题。此外，我们建立了多层前向网络拓扑结构学习的通用算法[12]，解决了前向网络的快速学习[13]及对离散点集的全局最优逼近等问题[14]。因此，精

确重构系统功能函数在实际操作中可以得到有效保证。

维数减缩和系统功能函数精确重构问题目前已圆满解决。在功能函数已知的条件下，随机 DEDS 的可靠性分析可采用自适应重要抽样算法等数值模拟方法实现，对此文[9]予以了系统的阐述，限于篇幅，此处不赘述。

4 自适应限界-归类算法

多失效模式的系统综合失效概率计算问题和具有多个极值点的单失效模式的模式失效概率计算问题均归类为广义的多设计点问题。由于前面已经解决了非线性安全裕量方程的重构问题，因此，如果广义多设计点问题得到妥善解决的话，非线性系统的可靠性分析问题就从理论上得到了根本解决。下面建立的限界-归类算法解决了广义多设计点问题，并使实际抽样空间压缩至最小。

设系统共有 n 个设计点，这 n 个设计点可分成 m 组。首先将 n 个设计点按其可靠度指数 β_j 由小到大的顺序排列，并将其序号构成的集合定义为 B。将第 i 组设计点构成的集合定义为 A_i，ϕ 定义为空集，ε_{ij} 定义为设计点 i 和 j 在正则化空间中的 Euclid 距离，则分组可按以下方式进行：

①$\beta_{min}=\min(\beta_j)$，$\forall j\in B$；

②如果 $\beta_j>c_p\beta_{min}$，将 j 从 B 中删除，否则，不做处理。$\forall j\in B$；

③置 $i=1$；

④$\beta_{min}^{(i)}=\min\beta_j$，$\forall j\in B$；

⑤将 $\beta_{min}^{(i)}$ 所对应的设计点代码赋给 k；

⑥若 $\varepsilon_{kj}<\varepsilon_i(\beta_k,\sigma_k)$，则将设计点归入集合 A_i，同时将 j 从集合 B 中删除。$\forall j\in B$；

⑦若 $B=\phi$，则转入⑧，否则 $i=i+1$，转入④；

⑧$m=i$，分组完毕。

以上限界-归类算法中，①和②完成限界任务，最大限度地减少了有效设计点的数目；③～⑧完成归类任务，最大限度地减少了抽样中心的数目。两者的结合使实际抽样空间压缩至最小。从逻辑上讲，分组完毕之后还可以采用限界算法对组内的设计点进行二次压缩。c_p 取 1.2～1.5，$\varepsilon_i(\beta_k,\sigma_k)$ 是一个阈值，其取值原则上与 β_k 和 σ_k 有关。在实际运算中，采用以下算式：

$$\varepsilon(\beta_k,\sigma_k)=c\left(\frac{\beta_k}{\beta_{min}}\right)^q\sigma_k,0<q<1 \tag{7}$$

其中，c 和 q 为常数，通常取 $c=2\sim3$，$q=0.5\sim0.8$。

设系统的所有设计点已按上述方法分为 m 组，按照确定的规则从每组中找出一个设计点作为此组的代表点，通过自适应迭代算法得到最优抽样中心，则系统的重要抽样密度函数选择方法和系统综合失效概率由下式给出：

$$P_f=\sum_{i=1}^{m}a_i\int_{\Omega_i}\cdots\int I[\bar{v}_i]\frac{f_X(\bar{v}_i)}{\sum_{j=1}^{m}a_jh_{v_j}(\bar{v}_i)}h_{v_i}(\bar{v}_i)d\,\bar{v}_i \tag{8}$$

其中，$I[\cdot]$ 为指示函数，其定义为：

$$I[\bar{x}]=\begin{cases}1 & \bar{x}\in\Omega_f\\0 & \bar{x}\in\bar{\Omega}_f\end{cases} \tag{9}$$

其中，Ω_f 为失效域。a_i 由下式计算：

$$a_i=\frac{P_{f_i}}{\sum_{i=1}^{m}P_{f_i}}=\frac{\Phi(-\beta_i)}{\sum_{i=1}^{m}\Phi(-\beta_i)} \tag{10}$$

其中，Φ 表示标准正态分布的累计分布函数。

结论 从上述分析不难得出以下结论：

1. 定义于概率空间的新的 FA 模型，可完成经典 FA 模型和 GSMP 模型的统一。

2. 定义于概率空间的新的 FA 模型，可实现随机结构系统静力、动力和疲劳断裂寿命主要失效模式识别算法的统一。

3. 综合全局分枝-限界算法和人工神经网络的系统功能函数重构方法，可解决大型复杂系统的功能函数精确重构问题，并将计算复杂性压缩至工程上可接受的程度。

4. 具有自组织学习功能的智能化随机 DEDS 可靠性分析和预测体系是一种自洽的完备体系。

致谢：论文完成之际，谨向清华大学教务处严桂芝等老师的支持和帮助表示衷心的感谢。

参考文献

1 郑应平. 离散事件动态系统理论研究和应用进展(Ⅰ). 控制与决策，1996，11(2)：233～241

2 郑应平. 离散事件动态系统理论研究和应用进展(Ⅱ). 控制与决策，1996，11(3)：329～333

3 Ramadge P J. Wonham W M. Supervisory Control of A Class of Discrete Event Processes. SIAM J. Control and Optimization，1987，25(1)

4 Ho Y C，Cao X R. Perturbation Analysis of Discrete Event Dynamic Systems. Kluwer Academic Publisher，1991

5 董聪、郭晓华. 广义遗传算法的逻辑结构及全局收敛性的证明. 计算机科学，1998，25(5)：38～42

（下转第 26 页）

表1

软件名	商业产品			科研项目	
	NQE	LSF	LoadLeveler	DQS	Condor
支持平台	Unix	Unix&NT	Unix	Unix	Unix
支持批处理	是	是	是	是	是
交互作业	是	是	是	是	是
支持并行	是	是	是	是	否
负载平衡	是	是	是	是	是
检查点切取	否	否	是	否	是
进程迁移	否	是	是	否	是
作业监控	是	是	是	是	是
容错特性	一般	强	强	一般	弱
安全措施	Us DoD BI	Unix	Unix	Unix	Unix

从检查点切取、进程迁移及对工作站"主人"的影响来说，Condor 作了可贵的探索，走在了其它软件包的前面，带有较强的研究性质；从系统容错来考虑、商业产品明显地较科研项目软件容错性强，这几方面告诉我们商用产品更注意系统的可靠性，科研项目更关注挑战性的课题。

参考文献

1 Prenneis A A. LoadLeveler: Workload Management for parallel and Distributed Computing Environments. Available at: http://www.rs6000.ibm.com/resource/aix_resource/sp_books/loadleveler/index.html

2 Cray Research Inc. Introducing NQE-IN-2153 2.0. Craysoft Publications, May 1995

3 Lever H P. Uses of Computing Clusters for Parallel Cooperative Computing: [A Report for JISC NTSC]. Manchester University, 1993

4 IBM Inc. Using and Administering LoadLeveler. IBM Document Number-SH26-7220-04. Available via anonymous ftp from lscftp.kgn.ibm.com, /pub/pps/loadleveler/lluadmn.ps.Z

5 Clegg J, Coulthart D. NQE Update. Available at: http://www.cray.com/products/software/nqe/technical_articles.html

6 Nelson K M L. A Comparison of Queuing, Cluster and Distributed Computer System: [Technical Report]. NASA Langley Research Center, 1994

7 Litzkow M, Livny M. Experience With The Condor Distributed Batch System. Available at: http://www.cs.wisc.edu/condor/publications.html

8 Livny. The Condor Distributed Processing System. Dr Dobbs Journal, 1995 (Feb): 40～48

9 Platform Computing Inc. LSF Administrator's Guide. Third Edition, February 1996

10 Platform Computing Inc. LSF User's Guide. Third Edition, February 1996

11 Green. DQS 3.1.2 Readme/Installation Manual. Supercomputer Computations Research Institute, Florida State University, July 1996

12 Saphir W, et al. Job Management Requirements for NAS Parallel Systems and Clusters: [NAS Technical Report NAS-95-006]. 1995

（上接第 18 页）

6 董聪，郭晓华，袁曾任．基于广义遗传算法的全局优化方法．计算机科学，1999，26(6)

7 董聪，杨庆雄．结构系统疲劳寿命可靠性分析理论与算法．航空学报，1993，14(5)：247～253

8 董聪，杨庆雄．冗余桁架结构系统可靠性分析理论与算法．计算结构力学及其应用，1992，9(4)：393～398

9 董聪，刘西拉．非线性结构系统可靠性理论及其模拟算法．土木工程学报，1992，31(1)：33～43

10 Hornik K. Approximation Capabilities of Multilayer Feedforward Networks. Neural Networks, 1991, (4): 511～557

11 董聪，郦正能、夏人伟、何庆芝．多层前向网络研究进展及若干问题．力学进展，1995，25(2)：186～196

12 董聪，多层前向网络的逼近机理与拓扑结构学习方法．通信学报，1998，19(3)：29～34

13 董聪，刘西拉．广义 BP 算法及网络容错性和泛化能力的研究．控制与决策，1998，13(2)：120～124

14 董聪．前向网络全局最优化问题研究．中国科学基金，1997，(1)：23～29