

基于正态 Petri 网的模型参数识别研究

陈哲, 刘久富, 王正谦

(南京航空航天大学 自动化学院, 江苏 南京 210016)

摘要: 时间因素在对实时系统的分析中占据着重要的位置。随着时间因素在 Petri 网应用分析中的地位越发重要, 各种与时间相关的 Petri 网模型相继被提出。文中结合动态实时系统的运行特征, 设计了一种变迁点火时间服从正态分布的随机 Petri 网模型, 并基于对系统行为的统计分析, 提出了一种用于对变迁时间参数进行识别的数值算法。以一种随机制造单元为例, 建立正态随机 Petri 网模型, 并运用参数识别算法确定变迁时间参数。仿真结果符合系统的实际运行结果, 证明了该方法的有效性。

关键词: 非马尔可夫网; 随机 Petri 网; 模型设计; 参数识别

中图分类号: TP31

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2014)05-0020-03

doi: 10.3969/j.issn.1673-629X.2014.05.005

Research on Model Parameter Identification Based on Normal Stochastic Petri Net

CHEN Zhe, LIU Jiu-fu, WANG Zheng-qian

(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: The factor of time had played an important role in the analysis of real-time systems. As the importance of time analysis in the application of Petri nets is increasing, a variety of timed Petri net models were proposed. Considering the characteristics of dynamic real-time systems, a stochastic Petri net with normal distributions of the firing periods was designed and a method for the identification of the parameters was proposed based on a statistical analysis of the behavior of the system. The system model of a random manufacturing unit was built with normal Petri net and the parameters of firing periods were verified by the estimation algorithm. The simulation results fit into the actual behavior of the system and prove the effectiveness of this method.

Key words: non-Markov nets; stochastic Petri nets; model design; parameter identification

0 引言

时间因素在实时系统分析中占据重要地位。对动态系统的可靠性分析^[1]主要是依据随机离散事件模型^[2-3], 基于 Petri 网和马尔可夫模型可达图之间的同构, 根据系统的事件发生顺序^[4]或所观测的状态序列^[5]确定系统的结构, 然后为模型提出一种时间参数识别算法^[6]。这些模型对于系统仿真分析与对可靠性指标估计^[7]是非常有用的。

Sava 和 Mellado 等建立了马尔可夫 Petri 网 (PN)^[8-9]模型; Molloy 提出了点火时间服从指数分布的随机 Petri 网 (SPN)^[10]思想; Mehdi 等人将服从指数分布的点火时间与恒定时间结合起来提出了确定-随

机 Petri 网 (DSPN)^[11]。但这些方法却不适用于非马尔可夫 Petri 网。

文中在总结有关非马尔可夫随机 Petri 网研究成果的基础上, 通过对所采集事件的统计分析得到正态分布随机 Petri 网, 并将 Petri 网理论、数值方法以及制造系统的建模方法相结合, 提出一种系统化的非马尔可夫模型设计和识别算法, 实现了随机制造单元的仿真与模拟。

1 NPN 模型结构设计

称变迁实施时间服从指数分布的随机 Petri 网为马尔可夫随机 Petri 网^[12]。但在实际应用中, 许多系

收稿日期: 2013-07-03

修回日期: 2013-10-10

网络出版时间: 2014-02-11

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (60674100); 南京航空航天大学青年科学创新基金 (NS2010069)

作者简介: 陈哲 (1989-), 男, 硕士研究生, 研究方向为嵌入式软件测试技术; 刘久富, 博士, 硕士生导师, 研究方向为软件测试技术与软件质量工程。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20140211.1448.008.html>

统中变迁的实施时间不服从指数分布,这就需要建立非马尔可夫模型^[13-14]。

正态分布 Petri 网 (Normal Petri Nets, NPNs) 是随机 Petri 网模型的扩展,其变迁点火时间服从正态分布,同样能够模拟具有可变时间间隔的变迁实施过程。

定义 1 NPN = (P, T, D, F, K, W, M₀), 其中: P = {P₁, P₂, ..., P_n} 和 T = {T₁, T₂, ..., T_n} 分别为有限库所集和有限变迁集,所有变迁的点火时间均服从正态分布; D = {μ_i, σ_i | t_i ∈ T_d, t_i ~ N(μ_i, σ_i²)} 为所有变迁均值和标准差的集合; F ⊆ (P × T) ∪ (T × P) 为弧的集合; K 为库所容量函数; W 为弧权函数集合; M₀ 为初始标识集合。

将事件序列 SeqE = (e(k)) 分为学习序列 SeqEL 和验证序列 SeqEV。文中,符号 T_{ij} 代表当系统处于状态 s_i 时与事件 e_j 关联的变迁。

定义 2 B(SeqE) = (b_{ij}) ∈ (0, 1)^{q×q} 为直接事件传递矩阵,元素 b_{ij} 的值根据 a_{ij} 来确定, a_{ij} 表示 SeqE 中从 e_j 到 e_i 的最小子序列长度,若 a_{ij} = 1, 那么 b_{ij} = 1, 否则 b_{ij} = 0。

若托肯可从 T_k 流动至 T_j, 则称 T_k 到 T_j 之间存在一条路径。路径长度 PA(T_j, T_k) 为 T_k 与 T_j 间的最短路径中所包含的库所数目。长度为 1 的唯一路径称为直接路径 (DPA)。建模过程如下:

(1) B (SeqEL) 初始化为 0, 当 SeqEL 中出现新事件时, B (SeqEL) 随之增加一行和一列;

(2) 将 e_j 关联于变迁 T_j, 并定义一个库所 P_j 连接 T_j 和 T_k;

(3) 若两个库所 P_i 和 P_k 具有相同的输出变迁, 则用库所 P_{ik} 代替 P_i 和 P_k。

2 NPN 模型变迁时间参数的确定

在 SeqE 中, e_j 的发生时间与其概率密度函数的参数 θ_j 有关。对于正态分布的概率密度函数, 其参数为事件间隔时间的平均值 m_j 和标准差 σ_j。

时间序列 SeqT = (t(k)) 分为学习序列 SeqTL 和验证序列 SeqTV。每当一个托肯进入库所 P 时, 具有最小点火时间的下游变迁点火。由于竞争的点火策略和执行策略, 观测值 d' 分布同参数 d 真值的分布不同, 困难在于如何从对所采集时间 d' 的分析中估算 d 的参数 θ = (m, σ)。

对此, 设计了一种算法来进行参数估计, 它包括学习阶段和验证阶段。

2.1 学习过程

根据 SeqEL 中是否存在并发事件, 学习过程存在两种情形。

情形 1: 在状态 s_i 下, 序列 SeqEL 中不存在与事件 e_j 并发的行为。此时 $\hat{m}_{i,j} = m'_{i,j}$, $\hat{\sigma}_{i,j} = \sigma'_{i,j}$ 。参数 m'_{i,j} 和 σ'_{i,j} 能够通过下式得出:

$$m'_{i,j} = \frac{1}{n_{i,j}} \sum_{k \in E_{i,j}} [t(k) - t(k-1)]$$

$$\sigma'_{i,j} = \sqrt{\frac{1}{n_{i,j}} \sum_{k \in E_{i,j}} [(t(k) - t(k-1)) - m'_{i,j}]^2}$$

情形 2: 在状态 s_i 下, 在序列 SeqEL 中事件 e_j 具有 h 个并发行为。具体的算法描述如下:

(1) 根据上式来初始化 m_{ij}(0)、σ_{ij}(0), 即

$$m_{ij}(0) = m'_{ij}, \sigma_{ij}(0) = \sigma'_{ij}$$

(2) 运行所设计的 PN 结构模型, 将采样得到的 θ'_{i,j}(k) 同 SeqT 中对应的 θ_{i,j} 相比较, 得出各采样阶段的标准误差 δ(k), 即

$$\begin{cases} \delta m'_{ij}(k) = \frac{m'_{ij}(k) - m'_{ij}}{m'_{ij}} \\ \delta (\sigma')^2_{ij}(k) = \frac{(\sigma')^2_{ij}(k) - (\sigma')^2_{ij}}{(\sigma')^2_{ij}} \end{cases}$$

(3) 依据 δ(k) 对 m_{ij}(k)、σ_{ij}(k) 进行修正, 使其不断迭代以趋近其真实值, 即:

$$\begin{cases} m_{ij}(k+1) = m_{ij}(k) - \eta \cdot \delta m'_{ij}(k) \\ \sigma_{ij}(k+1) = \sqrt{\sigma_{ij}^2(k) - \eta \cdot \delta (\sigma')^2_{ij}(k)} \end{cases}$$

其中, η 为修正参数, 一般取 0.1 ~ 0.3。

(4) 当总误差 e_{i,j,j₁, ..., j_h}(k) 小于算法预设的误差阈值时, 算法终止; 否则, 转入步骤 (2), 继续迭代。

$$e_{i,j,j_1, \dots, j_h}(k) = \sum_{\substack{t=j,j_1, \dots, j_h \\ t \in \text{Norm}}} [\delta m'_{i,t}(k)]^2 + [\delta (\sigma')^2_{i,t}(k)]^2$$

2.2 验证过程

在学习过程结束后, 需要通过 SeqEV 和 SeqTV 来对估测的参数进行验证。将参数 $\hat{m}_j(V)$ 和 $\hat{\sigma}_j(V)$ 同 $\hat{m}_j(L)$ 和 $\hat{\sigma}_j(L)$ 相比较, 得出残差 RESI:

$$\text{RESI} =$$

$$\sqrt{\sum_{j \in E} \{ [\hat{m}_j(L) - \hat{m}_j(V)]^2 + [\hat{\sigma}_j(L) - \hat{\sigma}_j(V)]^2 \}}$$

若 RESI 小于系统预设的阈值, 则表示系统在学习过程中所确定的时间统计参数是有效的; 否则, 应对时间统计参数重新进行估测。

3 实例

以一随机制造单元为研究对象。它由机器 M₁ 与 M₂ 组成, 机器人 R₁ 抓取工件并装载到 M₁ 上, R₂ 将成品从 M₂ 上卸下。工件先后由 M₁ 与 M₂ 加工。根据该系统的工作流程, 将其工作状态划分为不同事件。

采集了 20 000 个系统行为, 从这些点火序列中分

别获得事件序列 SeqE 和时间序列 SeqT,用事件类别代替事件标识,得到如下结果:

SeqE=[1 2 3 4 1 5 6 7 1 2 3 4 1 2 3 4 ...]
SeqT=[1.06 2.70 5.92 0.51 0.91 3.51 8.26 1.71
0.92 3.26 6.41 0.45 0.87 2.91 6.03 0.48...]

3.1 NPN 模型构造

将 SeqE 和 SeqT 中的前 10 000 个事件组成 SeqEL 和 SeqTL,后 10 000 个事件组成 SeqEV 和 SeqTV。

根据前述模型构造方法,该随机制造单元的 NPN 模型如图 1 所示。

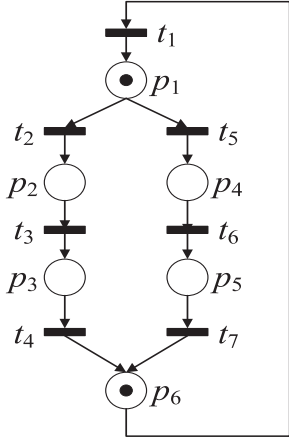


图 1 该随机制造单元的 NPN 模型

通过序列 SeqEV 对该 NPN 模型进行分析和验证,可知 $B(\text{SeqEL}) = \text{DPA}_{\text{TT}}(\text{NPN})$,该 NPN 模型适于执行序列 SeqE,事件之间顺序关系均被该 NPN 模型保留。

3.2 变迁时间参数的确定

时间序列 SeqT 对应于事件序列 SeqE,序列长度 $K=20\,000$ 。在系统运行过程中存在并发性为 t_2 和 t_5 。

应用文中所提出的时间参数估测算法,得到如表 1 所示的结果。

表 1 NPN 模型时间参数估测

系统 行为	期望值			NPN 模型		
	m	σ	d	\hat{m}	$\hat{\sigma}$	RESI/%
t_1	1	1/3	1	1.02	0.31	2
t_2	3	1	3	2.91	0.99	3
t_3	6	2	6	6.03	1.92	0.5
t_4	0.5	0.2	0.5	0.51	0.17	2
t_5	4	0.5	4	4.03	0.53	0.8
t_6	8	1.4	8	8.08	1.31	1
t_7	2	0.2	2	2.01	0.17	0.5

从表中可以看出,NPN 模型的参数估测结果非常接近实际值。在参数识别过程中,可以通过调整修正参数 η 、增加序列长度等方式减少误差。对于该算法,迭代一般不超过 200 次即可使参数稳定地收敛。

4 结束语

(1)使用 NPN 模型,建模过程方便高效。

(2)应用文中所提出的监督学习算法对点火时间服从正态分布的变迁时间参数进行估测,精确性较高。

(3)文中所提出的非马尔可夫随机 Petri 网模型能够进一步地应用于系统的可靠性分析。

当遇到高复杂性和高实时性约束的系统时,文中所提出的方法还能够进一步改进。而且还需进一步解决观测序列中出现错误或是中断的情况,以使系统仿真模拟更为完善。

参考文献:

[1] Rausand M,Hoyland A. System reliability theory:Models,statistical methods and applications[M]. Hoboken:John Wiley & Sons,2004.

[2] Cassandras C G, Lafortune S. Introduction to discrete event systems[M]. 2nd ed. New York:Springer Press,2008.

[3] 唐 俊,张明清,刘建峰. 离散事件系统规范 DEVS 研究[J]. 计算机仿真,2004,21(6):62-64.

[4] 张立明,赵 剑,赵相福,等. 基于因果关系的模型诊断[J]. 吉林大学学报(工学版),2009,39(4):1052-1056.

[5] Leclercq E,Lefebvre D,Medhi S O. Petri nets design based on neural networks[C]//Proceedings of ESANN. Bruges, Belgium:[s. n.],2008:529-534.

[6] Mehdi S O E,Leclercq E,Lefebvre D. Identification of stochastic and deterministic stochastic Petri net models for reliability analysis[J]. Risk and Reliability,2009,223(1):13-26.

[7] Lefebvre D,Leclercq E. Stochastic Petri net identification for the fault detection and isolation of discrete event systems[J]. IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics - Part A:Systems and Humans,2011,41(2):213-225.

[8] Sava A T,Alla H. A control synthesis approach for time discrete event systems[J]. Mathematics and Computers in Simulation,2006,70(5-6):250-265.

[9] Mellado E L. Analysis of discrete event systems by simulation of timed Petri net models[J]. Mathematics and Computers in Simulation,2002,61(1):53-59.

[10] Molloy M K. Performance analysis using stochastic Petri nets[J]. IEEE Trans on Computers,1982,C-31(9):913-917.

[11] Mehdi S O E,Bekrar R,Messai N,et al. Design and identification of stochastic and deterministic stochastic Petri nets[J]. IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics - Part A:Systems and Humans,2012,42(4):931-946.

[12] 谢 楠,李爱平,薛 伟,等. 基于随机 Petri 网的复杂机械设备可用度分析方法研究[J]. 机械工程学报,2012,48(16):167-174.

[13] 林 闯,郑 波. 含有非马尔可夫过程的排队 Petri 网模型和性能分析[J]. 电子学报,2003,31(2):166-170.

[14] 林 闯,李雅娟,刘雪宁. 非马尔可夫随机 Petri 网的分析方法及应用[J]. 系统仿真学报,2003,15(z1):71-75.

基于正态Petri网的模型参数识别研究

作者:

陈哲, 刘久富, 王正谦, CHEN Zhe, LIU Jiu-fu, WANG Zheng-qian

作者单位:

南京航空航天大学 自动化学院, 江苏 南京, 210016

刊名:

计算机技术与发展 

英文刊名:

Computer Technology and Development

年, 卷(期):

2014(5)

本文链接: http://d.g.wanfangdata.com.cn/Periodical_wjtz201405005.aspx