

基于 Petri 网的大规模网络服务系统故障预测与演化

郭立志¹, 王 苓²

(1 内蒙古财经大学 信息化建设与管理中心, 内蒙古 呼和浩特 010070;

2 兰州大学 通信网络中心, 甘肃 兰州 730000)

摘 要: 介绍一种模糊 Petri 网的正向矩阵预测和反向预测方法, 并基于预测方法设计出大规模网络服务系统故障预测模型, 通过该模型与传统故障树方法进行比对, 验证模型的准确性和高效性. 采用概率重要度的计算和初始库的重要度分析, 通过对大规模网络服务系统软件故障的演化和硬件故障的演化, 验证了所设计的大规模网络服务系统故障预测模型的实用性.

关键词: 模糊 Petri 网; 网络服务系统故障; 正向矩阵预测; 反向矩阵预测

中图分类号: TP393

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2017)03-0129-04

Fault Prediction and Evolution of Large Scale Network Service System Based on Petri Net

GUO Li-zhi¹, WANG Ling²

(1 Informatization Construction and Management Center, Inner Mongolia University of Finance and Economics, Huhhot 010070, China; 2 Network Center, Lanzhou University, Lanzhou 730000, China)

Abstract: This paper presents a positive matrix prediction and reverse prediction method of fuzzy Petri net, and design a fault prediction method based on large scale network service system model, through comparing the traditional model and the fault tree method to verify the accuracy of the model and efficiency. An analysis using the probability importance calculation and initial library, through the evolution of hardware and software fault fault of large scale network service system, fault prediction model is practical large-scale network service system to validate the design.

Key words: fuzzy Petri net; network service system failure; forward matrix prediction; backward matrix prediction

1 引言

大规模网络服务系统是一种可以满足大量人群对网络的需求而建设的网络服务系统, 系统具有多用户并发使用的特点, 因此通常采用集群的方式进行构建. 由于用户数量多, 服务器分布地区广, 涉及的硬件及软件数量大, 所以一旦发生系统故障, 对故障的检修与维护, 将非常的费力耗时^[1-5]. 本文提出建立大规模网络服务系统故障预测模型, 能够通过模型演化尽早地发现系统中存在的问题, 便于故障的防范, 遇到突发问题时也能快速、准确地解决问题. 假设大规模网络服务系统故障已经发生, 也可以

利用模糊 Petri 网的逆向推理规则, 建立基于模糊 Petri 网的大规模网络服务系统演化模型, 按照求置信度最大值的方法快速定位故障点, 由此可提高大规模网络服务系统的维护效率.

2 模糊 Petri 网预测方法

2.1 模糊 Petri 网正向矩阵预测

模糊 Petri 网的正向矩阵预测方法, 对服务系统中故障信息不确定的模糊情况下进行可靠性分析, 推理公式如下:

$$y^{k+1} = y^k \oplus [0 \cdot U \otimes (\overline{I^T} \otimes y^k)],$$

$\bar{y}^k = \mathbf{I}_n - y^k$ 表示在 Pi 数据库的第 k 次推理中的可信度为“FALSE”; $\mathbf{I}_n$ 为 n 维向量, $i = 1, 2, 3, \dots, n$; $\mathbf{I}^T \otimes \bar{y}^k$ 为 m 维向量, 表示 t_j 为可信度“FALSE”, $\overline{\mathbf{I}^T \otimes y^k}$ 为可信度“TURE”, 令 $k = 0$, 计算 y^k 是否等于 y^{k+1} , 若是等于则推理结束, 若是不等于则重新计算。

2.2 模糊 Petri 网反向预测

在模糊 Petri 网反向预测中其推理算法的集合可定义为可达库集合 RS, 立即可达库集合 IRS, 相邻库集合 AP. 故障检测数据库集 Pi 在满足设定阈值规则的情况下能够到达的所有库的集合; 立即可达库集合 IRS 是在数据集 Pi 经过一次变迁后就能超过设定阈值所得到的 Pj 数据库; 相邻库集合 AP 为数据集 Pi 经过一次变迁后的所有数据库的集合。

3 大规模网络服务系统故障预测模型设计

模糊 Petri 网规则构造大规模网络服务系统故障预测模型可通过节点的归属特性划分成若干个子库, 将节点参数录入到数据库中, 并设定阈值. 当系统运行过程中的节点参数超过了阈值, 则判定该节点存在引发服务系统故障的可能性。

基于 Petri 网的大规模网络服务系统故障预测模型如图 1 所示。

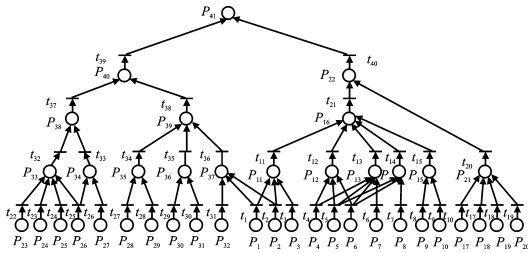


图 1 基于模糊 Petri 网的大规模网络服务系统故障预测模型

4 模型结果分析

为了验证基于模糊 Petri 网的大规模网络服务系统故障预测模型的优越性, 以较为成熟的故障树模型与其进行比较, 建立大规模网络服务系统故障树模型, 其只有逻辑加的或门, 故障树预测故障概率重要度的数学定义为 $i_g(i) = \partial g(q) / \partial q_i$, 其中 q_i 是 $g = P_r\{\bigcup_{i=1}^n x_i = 1\} = \sum_{i=1}^n q_i = 1 - \prod_{i=1}^n (1 - q_i)$ 底层故障发生的概率 $q_i = P_r\{x_i = 1\} = E\{x_i\}$; g 为顶层故障发生概率 $g = g(q)$, $q = (q_1, q_2, q_3, \dots, q_n)$. 故障树以或门计算顶层事件发生概率的重要度计算公式为

$$I_g(i) = \frac{\partial g(q)}{\partial q_i} = g[I/i, q] - g[O_i, q]$$

用 1i 和 0i 表示故障的发生与不发生。

将网络服务系统故障检测数据库数据带入计算服务器系统故障概率重要度公式中, 得到结果如下:

$$I_g(1) = 0.817\ 7, I_g(2) = 0.805\ 9,$$

$$I_g(3) = 0.859\ 4, I_g(5) = 0.808\ 5.$$

结果表示 $I_g(3) > I_g(1) > I_g(4) > I_g(5) > I_g(2)$, 计算结果与基于模糊 Petri 网算法的误差为 0.77%, 其概率排序相同。

5 基于模糊 Petri 网的大规模网络服务系统故障演化

5.1 概率重要度计算

模糊 Petri 网预测模型以 16 个初始故障检测数据库 15 次故障演变为例如图 2 所示。

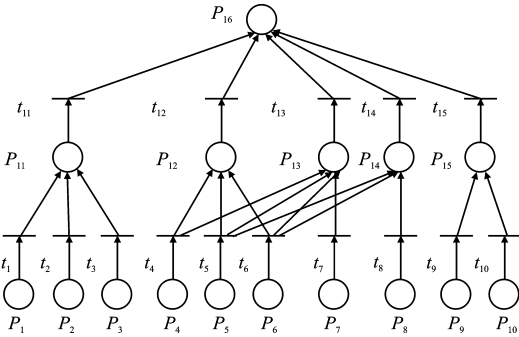


图 2 基于模糊 Petri 网大规模网络服务系统故障预测模型

根据模糊规则大规模网络服务系统故障发生概率初始可信度值、故障演变规则下的置信度值、故障演变阈值及其初始标志矩阵分别如下:

可信度值: $y^0 = (0.557\ 1, 0.758\ 2, 0.888\ 1, 0.557\ 5, 0.877\ 0, 0.884\ 0, 0.927\ 1, 0.864\ 2, 0.826\ 4, 0.877\ 7, 0, 0, 0, 0, 0)^T$;

置信度值: $u = \text{diag}(0.81, 0.88, 0.91, 0.89, 0.91, 0.89, 0.92, 0.93, 0.95, 0.91, 0.91, 0.88, 0.97, 0.91, 0.94)$;

阈值: $\lambda = (0.3, 0.4, 0.5, 0.5, 0.5, 0.5, 0.5, 0.5, 0.6, 0.5, 0.5, 0.5, 0.6, 0.5, 0.5)^T$;

初始标志: $\eta = [1, 1, \dots, 1]_{1 \times 16}^T$ 。

根据以 16 个初始故障检测数据库 15 次故障演变模糊 Petri 网预测模型, 得出输入输出矩阵分别如下:

输入矩阵: $\mathbf{I} = \begin{bmatrix} E_{15 \times 15} \\ 0_{1 \times 15} \end{bmatrix}$;

输出矩阵: $\mathbf{O} = \begin{bmatrix} 0_{10 \times 15} \\ o_{21} \end{bmatrix}$ 。

$$\mathbf{O}_{21} = \begin{bmatrix} 111000000000000 \\ 000111000000000 \\ 000111100000000 \\ 000011010000000 \\ 000000001100000 \\ 000000000111111 \end{bmatrix}_{6 \times 15}$$

将数据导入大规模网络服务系统故障预测模型程序进行预测迭代计算:

$$y_1 = (0.557\ 1, 0.758\ 2, 0.888\ 1, 0.557\ 5, 0.877\ 0, 0.884\ 0, 0.927\ 1, 0.864\ 2, 0.826\ 4, 0.877\ 7, 0.817\ 0, 0.806\ 8, 0.852\ 8, 0.812\ 3, 0.807\ 4, 0)^T$$

$$y_2 = (0.557\ 1, 0.758\ 2, 0.888\ 1, 0.557\ 5, 0.877\ 0, 0.884\ 0, 0.927\ 1, 0.864\ 2, 0.826\ 4, 0.877\ 7, 0.817\ 0, 0.806\ 8, 0.852\ 8, 0.812\ 3, 0.807\ 4, 0.835\ 6)^T$$

当 $y^2 = y^3$, 则模糊 Petri 网正向预测结束, 获得大规模网络服务系统各故障发生的概率重要度。

5.2 初始库的重要度分析

为了评估初始数据库的重要度对大规模网络服务系统性能的影响力, 假设网络服务系统故障仅存在单方面故障因素, 通过模糊 Petri 网推理计算得到目标库的可信度为初始库重要度指标, 从高到低排序依次为:

$P5(0.83), P7(0.79), P6(0.78), P10(0.77), P9(0.76), P3(0.75), P8(0.74), P2(0.62), P4(0.49), P1(0.42)$. 依次对大规模网络服务系统进行故障检查。

5.3 基于模糊 Petri 网的大规模网络服务系统软件故障演化

基于模糊 Petri 网模型建立软件故障演化推理过程如下所示。

(1) 首先挖掘所建立的初始数据库集 $SP = \{P1, P2, P3, P4, P5, P6, P7, P8, P9, P10\}$, 目标库集 $GP = \{P16\}$. 其中每个库的可达集合为 RS , 立即可达集合为 IRS , 集合表达如表 1 所示。

(2) 假设系统出现软件故障, 导致网络服务系统无法运行, 其在 Petri 网模型中对应的数据库为 $P16$, 软件导致服务系统故障的数据库指向 $P16$ 的路径有 5 条, 分别是 $P11 \rightarrow P16, P12 \rightarrow P16, P13 \rightarrow P16, P14 \rightarrow P16, P15 \rightarrow P16$. 通过查询故障变迁 $t11, t12, t13, t14, t15$ 的置信度, 其中 $P13 \rightarrow P16$ 的置信度最大 $CF1316$, 对 $P13$ 进行标记, 说明已经访问过该库, 可避免在进行深度优先策略搜索时重查到该库. 通过反向查询引发 $P13$ 数据库故障路径有 4 条, 分别是: $P4 \rightarrow P13, P5 \rightarrow P13, P6 \rightarrow P13, P7$

表 1 可达集合 RS 与立即可达集合 IRS

P_i	RS	IRS
1	$\{P11, P16\}$	$\{P11\}$
2	$\{P11, P16\}$	$\{P11\}$
3	$\{P11, P16\}$	$\{P11\}$
4	$\{P12, P13, P16\}$	$\{P12, P13\}$
5	$\{P12, P13, P14, P16\}$	$\{P12\}$
6	$\{P12, P13, P14, P16\}$	$\{P12\}$
7	$\{P13, P16\}$	$\{P13\}$
8	$\{P14, P16\}$	$\{P14\}$
9	$\{P15, P16\}$	$\{P15\}$
10	$\{P15, P16\}$	$\{P15\}$
11	$\{P16\}$	$\{P16\}$
12	$\{P16\}$	$\{P16\}$
13	$\{P16\}$	$\{P16\}$
14	$\{P16\}$	$\{P16\}$
15	$\{P16\}$	$\{P16\}$
16	空集 $\emptyset$	$\{P16\}$

$\rightarrow P13$, 其中 $P7 \rightarrow P13$ 置信度最大 $CF713$. 以置信度最大选择原则, 选择变迁 $t7$ 的输入库 $P7$. 当 $P7$ 的可信度大于所设定的阈值, $P13$ 的可信度也大于所设定的阈值, 则 $P7$ 对应的初始数据库中的软件诊断故障则为故障的真实原因. 如果 $P7$ 和 $P13$ 的可信度低于所设定的阈值, 则返回执行推理过程, 直至找到故障原因。

5.4 基于模糊 Petri 网的大规模网络服务系统硬件故障演化

基于模糊 Petri 网模型建立硬件故障演化推理过程如下所示。

(1) 首先建立的初始数据库集 $SP = \{P21, P22, P23, P24, P25, P26, P27, P28, P29, P30\}$, 目标库集 $GP = \{P36\}$. 其中每个库的可达集合为 RS , 立即可达集合为 IRS , 集合表达如表 2 所示。

表 2 可达集合 RS 与立即可达集合 IRS

P_i	RS	IRS
21	$\{P21, P36\}$	$\{P21\}$
22	$\{P21, P36\}$	$\{P21\}$
23	$\{P21, P36\}$	$\{P21\}$
24	$\{P22, P23, P26\}$	$\{P22, P23\}$
25	$\{P22, P23, P24, P36\}$	$\{P22\}$
26	$\{P22, P23, P24, P36\}$	$\{P22\}$
27	$\{P23, P26\}$	$\{P23\}$
28	$\{P24, P36\}$	$\{P24\}$
29	$\{P25, P36\}$	$\{P25\}$
30	$\{P25, P36\}$	$\{P25\}$
31	$\{P36\}$	$\{P36\}$
32	$\{P36\}$	$\{P36\}$
33	$\{P36\}$	$\{P36\}$
34	$\{P36\}$	$\{P36\}$
35	$\{P36\}$	$\{P36\}$
36	空集 $\emptyset$	$\{P36\}$

(2) 假设系统出现硬件故障,导致网络服务系统无法运行,其在 Petri 网模型中对应的数据库为 $P36$,硬件导致服务系统故障的数据库指向 $P36$ 的路径有 5 条,分别是: $P21 \rightarrow P36, P22 \rightarrow P36, P23 \rightarrow P36, P24 \rightarrow P36, P25 \rightarrow P36$. 通过查询故障变迁 $t21, t22, t23, t24, t25$ 的置信度,其中 $P23 \rightarrow P36$ 的置信度最大 CF_{2336} ,对 $P23$ 进行标记,说明已经访问过该库,可避免在进行深度优先策略搜索时重查到该库. 通过反向查询引发 $P23$ 数据库故障路径有 4 条,分别是: $P24 \rightarrow P33, P25 \rightarrow P33, P26 \rightarrow P33, P27 \rightarrow P33$,其中 $P27 \rightarrow P33$ 置信度最大 CF_{2733} . 以置信度最大选择原则,选择变迁 $t27$ 的输入库 $P27$. 当 $P27$ 的可信度大于所设定的阈值, $P33$ 的可信度也大于所设定的阈值,则 $P27$ 对应的初始数据库中的硬件诊断故障则为故障的真实原因. 如果 $P27$ 和 $P33$ 的可信度低于所设定的阈值,则返回执行推理过程,直至找到硬件故障原因.

6 结束语

本文针对大规模网络服务系统故障诊断及可靠性分析,建立基于模糊 Petri 网的网络服务系统故障预测模型,并以软件故障及硬件故障为例,验证预测模型的准确性和实用性,得出的结论是利用模糊

Petri 网矩阵正向推理能够较为理想地计算出初始故障检测数据库与目标库的概率重要度,通过对初始故障检测数据库的重要度分析,模糊 Petri 网能够快速、准确、清晰地反映出网络服务系统故障之间的因果关系.

参考文献:

[1] 吴哲辉. Petri 网导论[M]. 北京:机械工业出版社,2006.
[2] 宋敏,韦正现,印桂生. 面向数据流的网构软件服务动态演化分析[J]. 软件学报,2013,24(12):2797-2813.
[3] 谢仲文,李彤,代飞,等. 基于 Petri 网的面向动态演化的软件体系结构建模[J]. 计算机应用与软件,2012,29(10):36-39.
[4] 庞善臣,林闯. 可重写 Petri 网:位置可重写及性质分析[J]. 计算机学报,2012,35(10):2182-2193.
[5] 丁博,王怀民,史殿习. 构造具备自适应能力的软件[J]. 软件学报,2013,24(9):1981-2000.

作者简介:

郭立志 男,(1978-),硕士,讲师. 研究方向为互联网信息化技术. E-mail:nmglaoguo@126.com.
王 苓 女,(1973-),硕士,工程师. 研究方向为互联网信息化技术.

(上接第 128 页)

[7] Liu Lixiong, Liu Bao, Huang Hua, et al. No-reference image quality assessment based on spatial and spectral entropies[J]. Signal Processing: Image Communication, 2014, 29(8): 856-863.
[8] Mittal A, Moorthy A, Bovik. No-reference image quality assessment in the spatial domain[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(12): 4695-4708.
[9] Vu C, Phan T, Chandler D. S3: A spectral and spatial measure of local perceived sharpness in natural images[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012,

21(3): 934-945.

作者简介:

相入喜 男,(1976-),博士,讲师. 研究方向为图像处理、模式识别和计算机视觉.
许清泉 男,(1979-),硕士,讲师. 研究方向为计算机视觉.
朱锡芳(通讯作者) 男,(1965-),博士,教授. 研究方向为图像处理,模式识别. E-mail:zhuxfcz@yeah.net.
吴 峰 男,(1978-),博士,副教授. 研究方向为计算机视觉.