

基于神经网络求解三值模型下的故障诊断问题

孙丽萍, 杨小帆, 刘怀义

(重庆大学 计算机学院, 重庆 400044)

摘要:在多处理机系统的系统级故障诊断中, 一个重要的研究课题是确定最可能故障处理机集, 该问题可以归结为 NP-完全的整数线性规划问题。连续 Hopfield 神经网络能够近似求解最优化问题, 因此是解决这类问题的可选路径。文中主要研究如何构建连续 Hopfield 神经网络, 以在三值 PMC 模型下近似地确定最可能故障集, 相比于常用的二值诊断模型, 能得到更准确的诊断结果。在超立方体结构上进行了一系列的数值实验, 仿真结果表明: 该方法具有实用性。

关键词:系统级故障诊断; Hopfield 神经网络; 三值 PMC 模型; 超立方体

中图分类号: TP306⁺.3

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2008)04-0016-03

Fault Diagnosis under a Three-Valued PMC Model Implemented by Artificial Neural Network

SUN Li-ping, YANG Xiao-fan, LIU Huai-yi

(College of Computer Science, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: In the context of system-level fault diagnosis of multiprocessor systems, one major issue is to identify a set of processors that are most probable to fail. This problem can be reduced to the NP-complete integer linear programming problem. It is well known that continuous Hopfield neural network can be employed to solve optimization problem. Studies how to construct Hopfield neural network to identify the sets of faulty nodes under a three-valued PMC model. In comparison with the two-valued diagnosis models, it can get more accurate diagnosis results. Finally, series of numerical experiments were done on hypercube, and simulation results justify the method.

Key words: system-level fault diagnosis; Hopfield neural network; three-valued PMC model; hypercube

0 引言

大规模集成电路(VLSI)的飞速发展, 为制造低价格高性能的并行计算机系统及分布式系统提供了可能, 但随着系统规模的扩大, 系统的可靠性和可用性成为很重要的问题。系统级故障诊断方法作为容错技术的核心内容, 是解决这些问题的有效方法^[1~5]。其基本思想是: 首先让系统中的处理器(结点)相互测试, 然后对测试结果进行逻辑分析, 以确定系统中的故障处理器的集合。

自 Preparata 等人提出系统级故障诊断理论以来^[2], 有关该领域的研究已经取得了很多成果。这些研究大都是在二值模型上进行的^[6~9], 即系统中的每个处理器只有两种可能的状态: 故障或无故障。而实

际的网络运行时, 可能会发生处理机间歇性故障、通讯链路故障等问题, 这时由于二值模型的局限性, 往往不能满足诊断的需要。因此, 在多值模型上进行系统级故障诊断, 成为重要的研究课题^[10,11]。而且, 针对大型的互联网络得到的诊断结果, 也更实际需要。在较多的结点发生故障且不能一次性处理的情况下, 可以先处理发生永久性故障的结点。尽可能保证网络能不间断地正常运行, 同时也能降低维护的代价。

文中将利用一种更符合实际的三值 PMC 模型, 针对确定多处理机系统中最可能的故障集问题进行研究。首先故障诊断问题归结为整数线性规划问题, 而连续 Hopfield 神经网络正是解决这一类最优化问题的有效工具, 因此, 能快速有效地解决诊断问题, 并通过仿真得到了验证。

1 术语和符号

1.1 三值 PMC 模型

文中把处理机的状态分为三类, 分别用“0”类无故障、“1/2”类故障和“1”类故障表示。针对于诊断目标,

收稿日期: 2007-07-21

基金项目: 教育部新世纪优秀人才资助计划(NCET-05-0759); 教育部博士点基金资助项目(20050611001); 重庆市自然科学基金资助项目(CSTC2006BB2231; CSTC2005BB2191)

作者简介: 孙丽萍(1980-), 女, 安徽芜湖人, 硕士研究生, 安徽师范大学, 讲师, 从事系统级故障诊断及神经网络的研究。

可以用有向图 $G = (V, E)$ 表示多处理机系统, 设 u , v 是图 G 中任意两个相邻结点。 u 对 v 的测试结果记为 $\sigma(u, v)$, G 中所有测试结果的总汇称为症候, 记为 σ 。如果 u 测试 v 为无故障, 则 $\sigma(u, v) = 0$; 否则 $\sigma(u, v) = 1$ 。这类模型称为三值 PMC 模型(见表 1)。

表 1 三值 PMC 模型

| 测试结点 u 状态 | 被测结点 v 状态 | 测试结果 $\sigma(u, v)$ |
|-------------|-------------|---------------------|
| "0" 无故障 | "0" 无故障 | 0 |
| "0" 无故障 | "1/2" 故障 | 1 |
| "0" 无故障 | "1" 故障 | 1 |
| "1/2" 故障 | "0" 无故障 | 0 |
| "1/2" 故障 | "1/2" 故障 | 0, 1 |
| "1/2" 故障 | "1" 故障 | 0, 1 |
| "1" 故障 | "0" 无故障 | 0, 1 |
| "1" 故障 | "1/2" 故障 | 0, 1 |
| "1" 故障 | "1" 故障 | 0, 1 |

现在引入下列新的定义:

定义 1 若 U_0 是系统中全部 "0" 类无故障处理机的集合, $U_{1/2}$ 是全部 "1/2" 类故障处理机的集合, U_1 是全部 "1" 类故障处理机的集合, 则称 $(U_0, U_{1/2}, U_1)$ 是该系统的一个故障模式。

定义 2 若一个系统 S 中最多有 $t_{1/2}$ 个 "1/2" 故障处理机和 t_1 个 "1" 故障处理机, 给定任何一个症候, 可以唯一确定一个故障模式, 则称 S 为 $t_1/t_{1/2}$ -可诊断的。

1.2 连续 Hopfield 神经网络

迄今为止, 人们已经开发了几十种神经网络模型。其中 Hopfield 神经网络^[12]是最典型的反馈型神经网络。从系统的观点看, 它是一个非线性动力学系统; 从计算角度看, 它比前向神经网络具有更强的计算能力。该系统可分为连续型和离散型两种。下面从神经元输入输出关系、动态方程和能量函数三个方面来描述连续 Hopfield 神经网络模型。

在连续 Hopfield 神经网络模型中, 每个神经元 i 的输出 $V_i (0 \leq V_i \leq 1)$, 输入 u_i 来自两部分: 外部输入 I_i 和来自其他神经元的输入, 可表示为 $u_i = \sum_{j \neq i} T_{ij} V_j + I_i$, 其中 $T_{ij} (T_{ij} = T_{ji}, T_{ii} = 0)$ 模拟生物神经元之间互连的突触特性。

n 个神经元相互作用的动力学性质可以用下面的微分方程描述:

$$\begin{cases} C_i \frac{du_i}{dt} = \sum_j T_{ij} V_j + I_i - \frac{u_i}{R_i} \\ V_i = g(u_i), i = 1, 2, \dots, n \end{cases}$$

其中电阻 R_i 和电容 C_i 并联, 用来模拟生物神经元输出的时间常数。

连续 Hopfield 神经网络能量函数:

$$E = \sum_i \frac{1}{R_i} \int_0^{V_i} g_i^{-1}(v) dv - \frac{1}{2} \sum_{i \neq j} T_{ij} V_i V_j - \sum_i I_i V_i$$

2 用神经网络求解三值 PMC 模型

2.1 线性规划

对于给定的一个 $t_1/t_{1/2}$ -可诊断系统 S , 已知症候 σ , 可表示为测试图 $G = (V, E)$, 顶点 $v_i, v_j \in V$, 其状态分别表示为 V_i, V_j , 则在三值 PMC 模型下, 要求解其相容故障集, 可以转换为一个整数线性规划问题。

$$\min(\lambda_0 \sum_{V_i=1/2} V_i + \lambda_1 \sum_{V_i=1} V_i) \quad (1)$$

$$\text{s. t. } \begin{cases} \sigma(v_i, v_j) = 0 \Leftrightarrow 2V_i - V_j \geq 0 \\ \sigma(v_i, v_j) = 1 \Leftrightarrow 4V_i + 6V_j - 3 \geq 0 \\ \sum_{V_i=1/2} V_i \leq t_{1/2} \\ \sum_{V_i=1} V_i \leq t_1 \end{cases} \quad (2)$$

在式(1)中, λ_0 和 λ_1 分别是 "1/2" 类故障结点集合和 "1" 类故障结点集合的权重。

由于文中采用三值 PMC 模型, 考虑顶点存在三种可能的状态: "0" 类无故障、"1/2" 类故障和 "1" 类故障。因此, 利用神经网络解决问题时, 每个顶点的状态 V_i 需要两个神经元 N_{i0}, N_{i1} 来实现, 其对应的输入、输出分别为 u_{i0}, V_{i0} 和 u_{i1}, V_{i1} , 则 $V_i = a_0 V_{i0} + a_1 V_{i1}$, 这里 $a_0 = \frac{1}{3}, a_1 = 1$ 。

则上面的约束条件(2) 可以一般性地表示为:

$$\begin{cases} \sum_{r=0}^1 \sum_{i=1}^n a_r D_{jr} V_{ir} - B_j \geq 0, j = 1, 2, \dots, m \\ t_p - \sum_{v_i=p} V_i \geq 0, p = \frac{1}{2} \text{ 或 } 1 \end{cases} \quad (3)$$

其中 m 是总的测试数。

至此, 对于 $t_1/t_{1/2}$ -可诊断系统 S , 当给定症候 σ 时, 要诊断出相应的故障结点集合问题就等价成了线性规划问题(1) 且满足约束条件(3)。

2.2 能量函数

在三值 PMC 模型下, 求解最可能的故障处理器集合问题是 NP-难的, 但可以将故障诊断问题转换为整数线性规划问题。由于连续 Hopfield 神经网络总能收敛到平衡点, 它为这类问题开辟了新途径, 其基本思想是把问题映射为连续值 Hopfield 网络, 通过网络状态的动态演变自动趋向稳态, 从而实现优化解答的自动搜索。因此, 该问题可以用连续 Hopfield 神经网络来求解。

为了利用神经网络解决三值模型下的故障诊断问题,设计了如下的能量函数:

$$E = E_0 + E_1 + E_2 + E_3$$

其中

$$E_0 = \sum_{r=0}^1 \sum_{i=1}^n \lambda_r a_r V_{ir}, \text{为总的目标函数};$$

$E_1 = \partial \left[\sum_{j=1}^m F \left(\sum_{r=0}^1 \sum_{i=1}^n a_r D_{jr} V_{ir} - B_j \right) + F \left(t_p - \sum_{V_i=p} V_i \right) \right]$, 这里 $\sum_{r=0}^1 \sum_{i=1}^n \lambda_r D_{jr} V_{ir} - B_j \geq 0$ 是相对于所有测试症候的约束, $t_p - \sum_{V_i=p} V_i \geq 0$ 相对于满足 $t_1/t_{1/2}$ - 可诊断定义的约束,

$$F(x) = \begin{cases} 0, & x \geq 0 \\ \frac{1}{3} x^3, & x < 0 \end{cases}, \quad f(x) = \frac{d(F(x))}{dx} = \begin{cases} 0, & x \geq 0, \\ x^2, & x < 0 \end{cases}, F(x), f(x) \text{ 均为罚函数};$$

$E_2 = \beta \left[\sum_{r=0}^1 \sum_{i=1}^n V_{ir} (1 - V_{ir}) + \sum_{i=1}^n V_{i0} V_{i1} \right]$, 这项的作用是为了保证每个顶点的状态满足三值模型的定义。

$E_3 = \gamma \sum_{r=0}^1 \sum_{i=1}^n \int_0^{V_{ir}} \frac{1}{R_i} g^{-1}(v) dv$, 这里 R_i 是第 i 个神经元中与电容 C 并连的电阻, 这里取相同的值表示为 R ; $g^{-1}(v)$ 是 $V_i = g(u_i)$ 的反函数;

另外 ∂, β, γ 均为优化参数。

将以上得到的 E 作为一个 Lyapunov 能量函数, 得到了相应连续 Hopfield 神经网络的动力学方程:

$$\begin{aligned} C \frac{du_{ir}}{dt} &= - \frac{\partial E}{\partial V_{ir}} \\ &= - \left[\lambda_r a_r + \partial \left(\sum_{j=1}^m a_r D_{jr} f \left(\sum_{r=0}^1 \sum_{i=1}^n a_r D_{jr} V_{ir} - B_j \right) + f \left(t_p - \sum_{V_i=p} V_i \right) \right) + \beta (1 - 2V_{ir} + V_{i(1-r)}) + \frac{\gamma}{R} u_{ir} \right] \\ &= 2\beta V_{ir} - \beta V_{i(1-r)} - (\lambda_r a_r + \beta) - \frac{\gamma}{R} u_{ir} - \partial \left(\sum_{j=1}^m a_r D_{jr} f \left(\sum_{r=0}^1 \sum_{i=1}^n a_r D_{jr} V_{ir} - B_j \right) + f \left(t_p - \sum_{V_i=p} V_i \right) \right) \end{aligned}$$

与 Hopfield 的动力学方程 $C = \frac{du_i}{dt} = - \frac{\partial E}{\partial V_i}$ 比较, 得到连接权值。

$$T_{ir,js} = \begin{cases} 2\beta & i=j, r=s \\ -\beta & i=j, r=1-s, \text{这里 } r,s=0 \text{ 或 } 1 \\ 0 & \text{其它} \end{cases}$$

神经元的输出作为预处理元件罚函数 f 的输入, 与典型的 Hopfield 神经优化网络相比, 则第 j 个预处理元件罚函数 f 的输出连接到第 i 个神经元 (N_{i0}, N_{i1}) 的连接权值分别 $-\partial a_0 D_{ji}, -\partial a_1 D_{ji}, j=1, 2, \dots, m$ 。每

个神经元 N_{ir} 的外部输入 $I_{ir} = -\lambda_r a_r + \beta (r=0 \text{ 或 } 1, i=1, 2, \dots, n)$, 各预处理元件的外部输入分别为 $-B_j (j=1, 2, \dots, m), t_{1/2}, t_1$ 。

2.3 神经网络的稳定性分析

$$\begin{aligned} \frac{dE}{dt} &= \sum_{r=0}^1 \sum_{i=0}^n \frac{\partial E}{\partial V_{ir}} \frac{dV_{ir}}{dt} = \sum_{r=0}^1 \sum_{i=0}^n (-C) \frac{du_{ir}}{dt} \\ \frac{dV_{ir}}{dt} dt &= -C \sum_{r=0}^1 \sum_{i=0}^n g^{-1}(V_{ir}) \left(\frac{du_{ir}}{dt} \right)^2 \end{aligned}$$

由于 g^{-1} 单调增, 且 $C > 0$, 则有 $\frac{dE}{dt} \leq 0$ 。根据 Lyapunov 定理, 可以得出该网络是稳定的。

3 仿真实验及结果

超立方体结构是目前应用最广泛的互连网络模型之一, 这是由于它具有较理想的网络参数、高度的正规性和结构的递归性。从网络结构特性看, 超立方体介于最简单的环和最复杂的全互连网络模型之间, 而且它可以模拟多种互连网络结构, 因此, 文中将以超立方体作为拓扑结构进行模拟实验。

在仿真实验中, 设定结点故障率 p 随机生成结点的状态, p 取值的范围是 0.1 至 0.4, 由于文中有“1/2”类故障和“1”类故障两类故障结点, 假定这两类故障是等概率发生的, 超立方体维数取值范围是 6 至 8。对于每种取值, 进行 500 次实验, 然后统计正确诊断的概率, 取两类故障结点的正确诊断率的平均值为正确诊断的概率 q (以下简称正确诊断率), 算法中参数见表 2。从图 1 中可以看出神经网络诊断算法具有较高的诊断率, 随着超立方体维数的增加, 神经网络诊断算法的正确率下降的比较缓慢, 还是能稳定地诊断出系统中的故障结点。

表 2 算法中的参数取值

| ∂ | β | γ | C | R |
|------------|---------|----------|-----|-----|
| 300 | 200 | 300 | 5 | 50 |

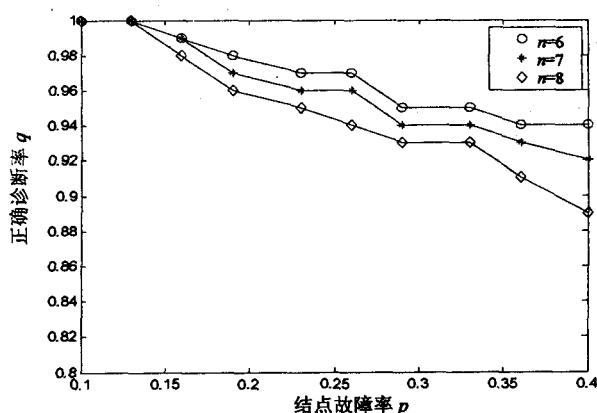


图 1 $p-q$ 曲线

(下转第 177 页)

式(1)进行变化,即可得到归一化的样本数据。

$$x'_i = 2 * \left(\frac{x_i - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \right) - 1 \quad (1)$$

2.2.3 计算结果

根据现场的30个样本,用该神经网络进行训练。神经网络训练的目标误差为0.01;最大训练次数为5000次。本例使用Matlab语言进行仿真。

经检验(见表1),在7组样本过程中,“脱碳层深度”实际值与预测值最大的误差(指绝对误差,下同)为3.56%,最小误差为0.64%;“出钢温度”实际值与预测值的最大误差为12.7‰,最小误差为-2.44‰。由此可得,只要产品质量因素特征值处于数据统计模块所建的标准范围内(脱碳层深度 $\leq 0.15\text{mm}$,出钢温度

表1 BP网络预测校验数据

| 脱碳层深度(mm)值 | | | 出钢温度(℃)值 | | |
|------------|--------|-------|----------|------|-------|
| 实际 | 预测 | 误差% | 实际 | 预测 | 误差‰ |
| 0.1000 | 0.0981 | 1.99 | 1640 | 1644 | -2.44 |
| 0.0500 | 0.0514 | -2.71 | 1632 | 1646 | -8.58 |
| 0.0800 | 0.0772 | 3.56 | 1637 | 1654 | -10.4 |
| 0.0600 | 0.0618 | -2.93 | 1651 | 1641 | 6.06 |
| 0.1200 | 0.1192 | 0.64 | 1648 | 1632 | 9.71 |
| 0.0700 | 0.0689 | 1.47 | 1645 | 1650 | -3.03 |
| 0.1100 | 0.1109 | -0.88 | 1658 | 1637 | 12.7 |

(上接第18页)

4 结束语

利用连续Hopfield神经网络求解了三值PMC可诊断模型,将诊断问题归结为求整数线性规划问题,并针对基于超立方体结构的多处理机系统进行了仿真实验。实验结果表明神经网络对求解多处理机系统故障诊断这类问题不仅可行,而且非常有效。

参考文献:

- [1] Somani A K. System level diagnosis: a review[R]. Iowa: Dependable Computing Laboratory, Iowa State University, 1997.
- [2] Preparata F P. On the connection assignment problem of diagnosable systems[J]. IEEE Trans. Computers, 1967, 16(12): 848-854.
- [3] Hakimi S L, Nakajima K. On adaptive system diagnosis[J]. IEEE Trans. Computers, 1984(3): 234-240.
- [4] Chang G Y, Chang G J, Chen G H. Diagnosabilities of regular networks[J]. IEEE Transactions on Parallel and Distributed Systems, 2005, 16(4): 314-323.
- [5] Ahlswede R, Aydinian H. On diagnosability of large multipro-

在1630℃到1660℃之间),此时预测结果还是比较精确的。

3 结束语

笔者参与开发的铸锻企业生产质量控制系统以信息技术为支撑,实现了信息流、物流的集成和信息的共享,有效地提高了质量控制的准确性和可靠性,为产品质量的检验、预测、分析提供了科学的根据。在生产过程中,该系统使铸锻企业对产品质量的控制做到:根据预测进行有效的事前计划,根据质量因素的不同重要性进行有重点的事中控制,以及根据建立的标准进行科学的事后分析。

参考文献:

- [1] 万维汉. 工业生产过程的产品质量控制以及应用[J]. 系统仿真学报, 2001, 13(S): 152-155.
- [2] 吴晓琳, 余俊濂, 陈大为. 质量控制与技术测量[M]. 南京: 东南大学出版社, 2001.
- [3] 吴育华. 管理科学基础[M]. 天津: 天津大学出版社, 2005.
- [4] 乐清洪, 赵 骥, 朱名铨. 人工神经网络在产品质量控制中的应用研究[J]. 机械科学与技术, 2000, 19(3): 433-435.
- [5] Hechi-Nielsen R. Theory of the back propagation neural network[J]. Int. J. Conf. on Neural network, 1989(1): 593-605.
- [6] Yang Xiaofan, Cao J, Megson G M, et al. Minimum neighborhood in a generalized cube[J]. Information Processing Letters, 2006, 97(3): 88-93.
- [7] Talavón P M, Yáñez J. A continuous Hopfield network equilibrium points algorithm[J]. Computers & Operations Research, 2005, 32: 2179-2196.
- [8] Chang G Y, Chen G H, Chang G J. (t, k) -Diagnosis for matching composition networks under the MM* model[J]. IEEE Trans. Computers, 2007, 56(1): 73-79.
- [9] Yang X, Tang Y. A $(4n-9)/3$ diagnosis algorithm on n -dimensional cube network[J]. Information Sciences, 2007, 177: 1771-1781.
- [10] Sengupta A, Sen A. On the diagnosability of general model of system with three-valued test outcomes[J]. IEEE Trans. Computers, 1986, 35(2): 170-173.
- [11] 杨小帆, 何中市, 陈廷槐. 系统级故障诊断的一个三值模型[J]. 重庆大学学报, 1997, 20(1): 14-20.
- [12] Hopfield J J. Neurons with graded response have collective computational properties like those of two-state neurons[J]. Proc Natl Acad Sci, 1984, 81: 3088-3092.