

自组织容错系统的设计及其可靠性分析

巨政权¹, 满梦华¹, 原 亮²

(1 军械工程学院 静电与电磁防护研究所, 河北 石家庄 050003;

2 军械工程学院 计算机工程系, 河北 石家庄 050003)

摘 要: 以生物神经系统的容错机理为基础, 借鉴传统的人工神经网络的构建方式, 结合电子电路的构造特点, 提出了一种自组织神经网络模型, 构建了自组织容错系统, 并对构建的容错系统建立可靠性模型. 通过可靠性分析发现, 对于同功能不同拓扑的承载电路, 当其占用神经元越少、在各层上分布越均匀时, 其可靠性越高.

关键词: 自组织; 容错系统; 神经网络; 可靠性

中图分类号: TP273

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2012)04-0089-05

The Design and Reliability Analysis of the Self-organizing Fault-tolerant System

JU Zheng-quan¹, MAN Meng-hua¹, YUAN Liang²

(1 Electrostatic and Electromagnetic Protection Institute, Ordnance Engineering College, Shijiazhuang 050003, China;

2 Department of Computer, Ordnance Engineering College, Shijiazhuang 050003, China)

Abstract: The self-organizing neural networks model was proposed based on the fault-tolerant mechanism of the biological nervous system, the structure characteristic of the traditional artificial neural network and the electronic circuit, and then the self-organizing Fault-tolerant System and its reliability model were constructed. Through dependability analyzed, we found that the fewer the cell in the circuit, and the more evenly to distribute on every floor, the higher of its dependability.

Key words: Self-organization; fault-tolerant system; neural networks; reliability

1 引言

容错(Fault Tolerant)即在一定程度上对错误的容忍. 一般特指设备的一个或多个关键部分发生故障时, 通过采用相应措施维持其规定功能, 或在可接受的性能指标下, 保证设备继续安全完成其基本功能. 容错的思想源于对生物体中天然存在的容错特性的模仿, 既包括对人失误的容错, 也包括对设备中关键部分发生故障时的容错. 由于国防、军工等特殊需要, 容错技术首先在 VLSI、WSL、航空、航天等领域得到了成功的应用, 在化工、电力、冶金等行业也得到了迅速发展. 现已成为提高现代设备质量和可靠性的重要手段之一^[1-2].

生物神经系统是一种典型的高容错系统, 一般

认为其容错的主要机理是将信息分散分布在各个神经元的连接上. 尽管单个的连接权值和神经元对信息特征并无多大贡献^[3], 但组合起来, 却可从宏观上表达信息的全部特征. 所以, 个别连接权值或神经元的损坏, 并不会对信息特征造成太大影响^[4-5]. 本文以生物神经系统的容错机理为基础, 借鉴传统的人工神经网络的构建方式并结合电子电路设计的特点, 从神经元权值变换角度出发, 提出了一种自组织神经网络模型, 构建了自组织容错系统, 并对其可靠性进行了相应的分析.

2 自组织神经网络模型的构建

2.1 神经元模型

神经元模型^[6-7]由加权变换、激励变换两部分组

成,如图 1 所示. $G(\cdot)$ 和 $f(\cdot)$ 分别表示加权变换和激励变换函数.向量 $P=(p_1, p_2, \dots, p_m)$ 为神经元输入向量, $A=(a_1, a_2, \dots, a_t)$ 为激励向量, t 为激励参数量. $A=G(P)=PW$,其中 $W(W$ 为 $m \times t$ 矩阵,每列均为坐标向量)为加权矩阵,描述了神经元对输入向量的遴选情况.根据神经元在不同状态下激励特性不尽相同的特点,激励函数 $f(\cdot)$ 在此具有可变性. b 为神经元的激励输出, c 为神经元状态函数,用于描述神经元的状态.当 $c=1$ 时,神经元正常; $c=0$ 时,神经元失效,输出值恒为 0.

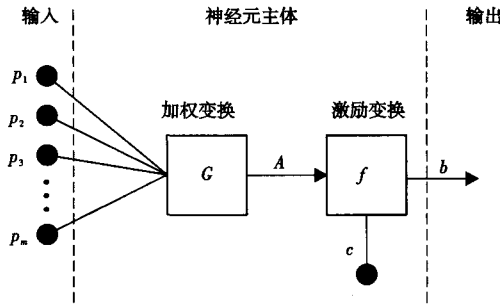


图 1 神经元模型

该模型的数学形式可表示为

$$\begin{cases} A = PW \\ b = cf(A) \\ \text{或 } b = cf(PW) \end{cases} \quad (1)$$

提出的自组织神经网络神经元与传统神经网络神经元的主要区别有两点:(1)权值只有 0 和 1 两种情况,即只有断开、连接两种状态;(2)激励函数是一个由多个具体函数组成的函数群,可根据具体状态激活其中某一函数。

2.2 神经网络模型

一个由 $m \times n$ 个神经元组成神经网络模型可以按照分层前馈方式^[3]进行网络拓扑构建,如图 2 所示。

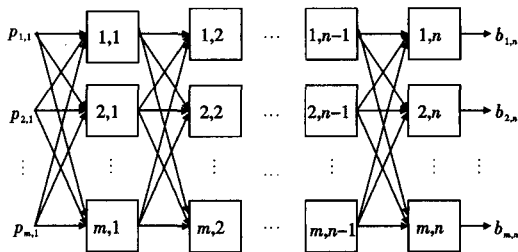


图 2 自组织神经网络模型

其中,系统对信号进行分层、并行传递,每层的输出包含了传递信息的所有特征.神经元无需知道传递信息的所有情况,只需按照某种既定的规律进行信号转化传输.若 (i, j) 神经元对应的参数为

$W_{i,j}$ 、 $f_{i,j}$ 和 $c_{i,j}$,则整个神经网络可由权值矩阵 W 、功能矩阵 F 、状态矩阵 C 唯一确定:

$$W = \begin{bmatrix} W_{1,1} & W_{1,2} & \dots & W_{1,n} \\ W_{2,1} & W_{2,2} & \dots & W_{2,n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ W_{m,1} & W_{m,2} & \dots & W_{m,n} \end{bmatrix}$$

$$F = \begin{bmatrix} f_{1,1} & f_{1,2} & \dots & f_{1,n} \\ f_{2,1} & f_{2,2} & \dots & f_{2,n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ f_{m,1} & f_{m,2} & \dots & f_{m,n} \end{bmatrix}$$

$$C = \begin{bmatrix} c_{1,1} & c_{1,2} & \dots & c_{1,n} \\ c_{2,1} & c_{2,2} & \dots & c_{2,n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ c_{m,1} & c_{m,2} & \dots & c_{m,n} \end{bmatrix}$$

若第 k 层的输入向量 $P_k=(p_{1,k}, p_{2,k}, \dots, p_{m,k})$,输出向量 $B_k=(b_{1,k}, b_{2,k}, \dots, b_{m,k})$,由式(1)可知, $b_{i,k}=c_{i,k}f_{i,k}(P_k W_{i,k})$, $i=1, 2, \dots, m$.从网络拓扑知, $P_{k+1}=B_k$, $k=1, 2, \dots, n$,且有 $P_1=(p_{1,1}, p_{2,1}, \dots, p_{m,1})$ 为已知初始输入向量,所以网络中的信号流可描述为

$$\begin{cases} P_1 = (p_{1,1}, p_{2,1}, \dots, p_{m,1}) \\ b_{i,k} = c_{i,k}f_{i,k}(P_k W_{i,k}) \\ B_k = (b_{1,k}, b_{2,k}, \dots, b_{m,k}) \\ P_{k+1} = B_k \\ i = 1, 2, \dots, m; k = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (2)$$

2.3 信号在神经网络中的传递过程

网络传输的信号来自输入的信号 $X=(x_1, x_2, \dots, x_t)$.要对输入信息无失真传输,则必须有 $t \leq m$,即所需传输的信号向量的长度不能大于神经网络所能传输向量的最大长度.若符合无失真传输要求,可将 X 直接赋值给 P_1 ,即 $P_1=X$.

网络的有效输出信号 $Y=(y_1, y_2, \dots, y_k)$ 是指可下一系统所能接收和识别的信号,是第 n 层神经元输出的一个真子集,即要求 $k \leq m$,输出信号向量长度不能大于网所能传输向量的最大长度.网络输出为 $Y=B_n V$, V 为输出权值矩阵(每列均为坐标向量的 $m \times k$ 矩阵),其物理意义就是在第 n 层神经网络的输出中有序筛选出有用信号.结合式(2),自组织神经网络模型的信号传递过程为

$$\begin{cases} P_1 = X \\ b_{i,k} = c_{i,k}f_{i,k}(P_k W_{i,k}) \\ B_k = (b_{1,k}, b_{2,k}, \dots, b_{m,k}), \\ P_{k+1} = B_k \\ Y = B_n V \end{cases} \quad \begin{matrix} i = 1, 2, \dots, m; \\ k = 1, 2, \dots, n \end{matrix} \quad (3)$$

3 系统的自组织原理及其描述

3.1 系统的自组织原理

电子系统中,同一种电路功能可由多种电路拓扑实现,同一种电路拓扑又可对应多种空间上的物理实现.而特定的神经网络只能与具体的空间上电路的物理实现相对应,所以,电路功能到神经网络上具体实现的映射过程可描述成图3所示的形式.这便是神经网络系统进行自组织的主要原理,以及后续需要研究的自修复、自适应的物理基础.

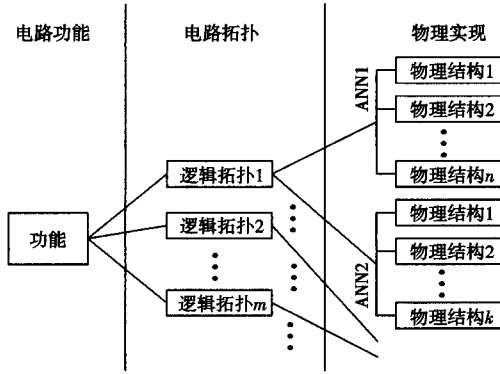


图3 电路功能到神经网络的映射

3.2 自组织方法描述

为便于描述,定义 $W_k = (W_{1,k}, W_{2,k}, \dots, W_{m,k})$, $F_k = (f_{1,k}, f_{2,k}, \dots, f_{m,k})$ 分别为第 k 层所对应的权值矩阵向量和功能函数向量, $V = (V_1, V_2, \dots, V_m)$ 为输出权值矩阵向量, V_i 为输出权值矩阵 V 的第 i 个行向量.则系统自组织方法可描述如下:

若第 i 层神经元的物理序列为 $S'_i = (1, 2, \dots, m)$, 随机生成的逻辑序列为 S_i , 则有 $S_i = S'_i M_i$, $M_i = S_i (S'_i)^{-1}$, M_i 为第 i 层变换矩阵.为保持网络逻辑拓扑的唯一性,则需有 $F_i = F'_i M_i$, $W_i = W'_i M_i$, F'_i 、 W'_i 分别为第 i 层变换前的功能函数向量和权值矩阵向量.由于第 i 层神经元排序发生变化,则必然导致第 $i+1$ 层神经元的输入发生变化.在第 $i+1$ 层神经元激励函数 F_{i+1} 保持不变的情况下,应修改其权值矩阵 $W_{i+1} = (M_i W'_{1,i+1}, M_i W'_{2,i+1}, \dots, M_i W'_{m,i+1}) = M_i \cdot W'_{i+1}$.若 $i=n$,则输出权值矩阵 $V = M_n V'$, V' 为变换前的输出权值矩阵,其变换算法可描述为

$$\begin{cases} M_0 = E \\ M_i = S_i (S'_i)^{-1} \\ F_i = F'_i M_i \\ W_i = M_{i-1} \cdot W'_i M_i \\ V = M_n \cdot V' \end{cases}, i = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

各层随机产生的神经元逻辑序列,相当于对其物理序列所构建的行向量进行多次列变换形成,所以变换矩阵 M_i 必为某一单位矩阵经过相应的列变换而来.由于层逻辑序列在整个自组织过程中仅起到桥梁作用,可以考虑直接对单位矩阵 E 进行多次随机行(列)变换来确定 M_i ,即 $M_i = \text{rand}(E)$.从而,神经网络的自组织过程又可描述为:

$$\begin{cases} M_0 = E \\ M_i = \text{rand}(E) \\ F_i = F'_i M_i \\ W_i = M_{i-1} \cdot W'_i M_i \\ V = M_n \cdot V' \end{cases}, i = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

神经网络的整体重组可分解为多个单层重组事件,依次进行处理.由矩阵变换性质可知: $(A \cdot B)C = A \cdot (BC)$,所以分解形成的多个单层重组事件之间无顺序影响,可并行处理.

4 系统的整体设计及其可靠性分析

4.1 系统整体架构及其硬件实现

适合于功能电路承载具有自组织特性的神经网络系统,必须具备功能电路设定单元及自组织变换单元,其系统架构及硬件实现如图4所示.

其中,功能电路设定模块和自组织变换模块由FPGA具体实现,自组织神经网络架构由36片Texas Instruments公司的可配置多功能逻辑单元芯片SN74LVC1G98组成,每个SN74LVC1G98芯片作为一个独立的神经元.功能电路设定模块主要用于设定不同功能的承载电路,使系统实现不同的电路功能 $Y = F(X)$.自组织变换模块主要根据式(5)完成自组织变换.当自组织触发信号使能时,自组织变换系统依次进行 M_i 的随机产生、 AM 变换和 $M \cdot A$ 变换三个过程,并根据变换后的配置数据 D_i 对神经网络进行相应配置,完成一次自组织事件.当自组织触发信号非使能时,配置数据经自组织变换系统不进行变换而直接对神经网络进行配置.

一般情况下,对于特定的承载电路,自组织神经网络系统中存在着冗余(空闲)的神经元.若系统中某些神经元发生故障,则系统可通过自组织过程,以冗余神经元替代故障神经元,保证系统的正常运行,从而提高系统整体的可靠性.

4.2 系统可靠性分析

4.2.1 k-out-of-m 可靠性模型

若一个系统由 m 个单元组成,只要其中 k 个能

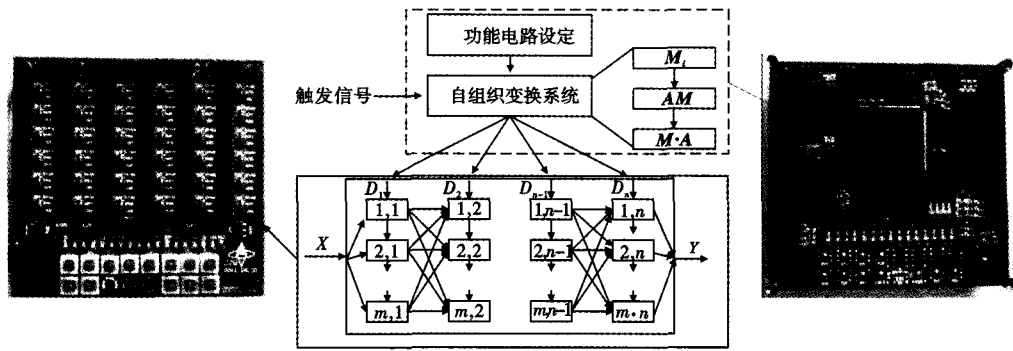


图4 整体架构、硬件实现及其映射

正常工作该系统就能正常运行,这类系统符合 k -out-of- m 可靠性模型^[2,8-9]. 若每个单元相互独立且正常工作的概率为 p , 那么 m 中 k 个单元正常工作的概率为

$$p(k, m, p) = B(k, m, p) = \binom{m}{k} p^k (1-p)^{m-k} \quad (6)$$

只要 $k, k+1, \dots, m-1, m$ 个单元正常工作, 系统便可正常工作. 所以, 系统正常工作的概率就是所有可能正常工作状态下的概率之和, 即:

$$R_s = \sum_{i=k}^m B(i, m, p) = \sum_{i=k}^m \binom{m}{i} p^i (1-p)^{m-i} \quad (7)$$

对于时间上的概率分布 $p(t)$ 有

$$R_s(t) = \sum_{i=k}^m B(i, m, p(t)) = \sum_{i=k}^m \binom{m}{i} p(t)^i (1-p(t))^{m-i} \quad (8)$$

4.2.2 自组织系统的可靠性模型

对于 $m \times n$ 的自组织神经网络系统而言, 只有其 n 层神经元每层均对信号完整转换传输, 系统才能正常工作, 所以各层间应是一种串联关系. 若每层的可靠度分别为 $R_1, R_2, \dots, R_n$, 则系统整体可靠度为:

$$R_s = \prod_{i=1}^n R_i \quad (9)$$

第 i 层神经元中, 若对系统具有贡献(被承载电路所应用)的神经元数为 a_i , 则只要能有 a_i 个神经元正常工作, 系统便可通过自组织实现系统的正常工作. 这种情形可用 k -out-of- m 可靠性模型加以评估. 若每个神经元可靠性为 p , 则第 i 层神经元的可靠度为

$$R_i = \sum_{k=a_i}^m B(a_i, m, p) = \sum_{k=a_i}^m \binom{m}{k} p^k (1-p)^{m-k} \quad (10)$$

将式(10)代入式(9), 可得系统的可靠性模型为:

$$R_s = \prod_{i=1}^n R_i = \prod_{i=1}^n \sum_{k=a_i}^m B(a_i, m, p) = \prod_{i=1}^n \sum_{k=a_i}^m \binom{m}{k} p^k (1-p)^{m-k} \quad (11)$$

4.2.3 实例分析

对于 6×6 的自组织神经元系统, 若其总的冗余神经元数量为 6, 冗余神经元在各列上的分布情况分别为: $(6, 0, 0, 0, 0, 0)$ 、 $(5, 1, 0, 0, 0, 0)$ 、 $(4, 1, 1, 0, 0, 0)$ 、 $(3, 1, 1, 1, 0, 0)$ 、 $(2, 1, 1, 1, 1, 0)$ 、 $(1, 1, 1, 1, 1, 1)$ 、 $(2, 2, 2, 0, 0, 0)$ 、 $(3, 3, 0, 0, 0, 0)$, 根据式(11)可得不同冗余神经元分布时可靠性随单个神经元可靠性的变换情况, 如图 5 所示.

从图 5 分析可知:

(1) 对于具有 6 冗余神经元的 6×6 自组织神经网络系统, 当单个神经元的可靠度低于 0.7 时, 系统整体可靠度较低, 冗余神经元在各列的分布对系统整体可靠度影响不明显. 当单个神经元的可靠度高于 0.8 时, 冗余神经元在各列的分布对系统整体可靠度影响具有明显差异.

(2) 具有相同数量冗余神经元时, 冗余神经元在各列的分布越分散, 系统可靠度相对越高; 当冗余神经元分散在相同的列数上时, 在各列上的分散越平均, 系统可靠性相对越高.

由上可知, 提高单个神经元的可靠性, 对于占用神经元越少、在各层上分布越均匀的电路拓扑, 系统可靠性提高越快. 所以, 应尽量选择占用神经少、且在各层上分布比较均匀的电路拓扑, 以求取得最佳效果.

5 结束语

自组织冗余容错系统, 其原理就是在电路功能不变的情况下, 同一电路拓扑在空间上不同物理实

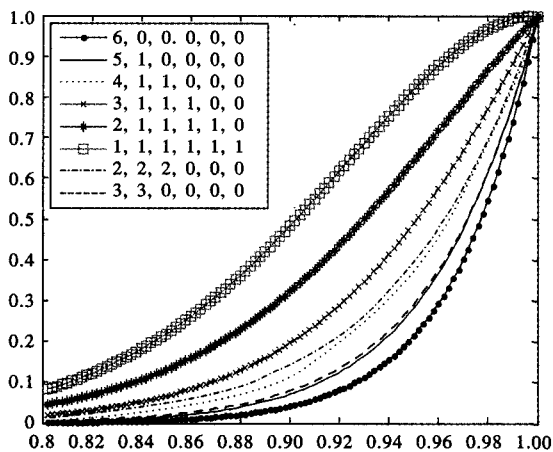
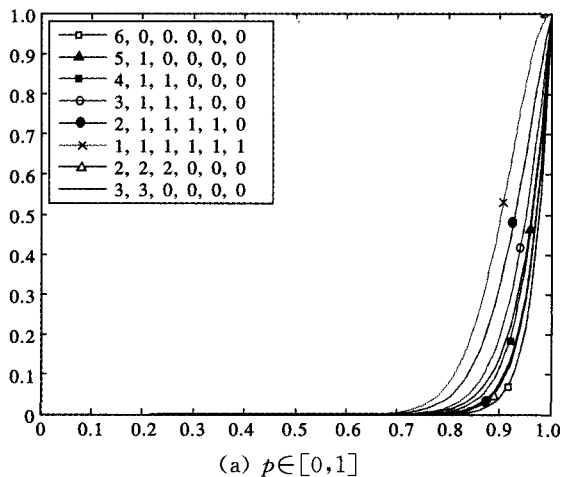


图5 系统可靠性曲线

现之间的相互转换。当自组织神经网络中的某些神经元或其某个功能发生故障时,可通过系统的自组织过程,利用同层中其他神经元的冗余功能或冗余神经元进行替代,从而在很大程度上保证了电路逻辑拓扑及系统功能的完备性,提高了电子系统的可

靠性。自组织冗余容错系统是将生物自组织特性引入到电子电路设计实践中的一次尝试,如何将生物系统的自修复、自适应以及其他优良特性更好的引入到电子系统中,将是后续工作研究的重点。

参考文献:

- [1] 王仲生. 智能故障诊断与容错控制[M]. 西安: 西北工业大学出版社, 2005.
- [2] 林勇. 基于进化型硬件的容错方法研究[M]. 合肥: 中国科学技术大学, 2007.
- [3] 哈根. 神经网络设计[M]. 戴葵, 译. 北京: 机械工业出版社, 2002.
- [4] Morgado Dias F, Antunes A. Fault tolerance of artificial neural networks: an open discussion for a global model[J]. International Journal of Circuits, Systems and Signal Processing, 2010, 4(1):9-16.
- [5] 安全, 梁川, 吴平. 脉冲响应神经网络的构建[J]. 信息与控制, 2009, 38(4):455-460.
- [6] Jason Gauci, Kenneth O Stanley. Autonomous evolution of topographic regularities in artificial neural networks[J]. Neural Computation, 2010 (22): 1860 - 1898.
- [7] Javier Macia, Ricard V Solé. Distributed robustness in cellular networks: insights from synthetic evolved circuits[J]. J R Soc Interface, 2009, 33(6):393-400.
- [8] Ortega C, Mange D, et al. Embryonics a bio-inspired cellular architecture with fault-tolerant properties[J]. Genetic Programming and Evolvable Machines, 2000 (1): 187-215.
- [9] 刘慧, 朱明程. 仿生容错系统的可靠性分析[J]. 半导体技术, 2003, 28(2):36-40.

作者简介:

巨政权 男, (1980—), 博士研究生. 研究方向为电磁防护理论与技术.

(上接第 88 页)

- [3] Sung Min Park, Hoi-Jun Yoo. 1.25-Gb/s regulated cascode CMOS transimpedance amplifier for Gigabit Ethernet applications[J]. IEEE Journal of Solid-State Circuits, 2004(39): 112-121.
- [4] Hongchin Lin, Jie-Hau Huang, Shyh-Chyi Wong. A simple high-speed low current comparator[C] // Circuits and Systems, ISCAS 2000. Geneva, 2000: 713-716.
- [5] Nicolas Ollivier-Henry, Wu Gao, Xiaochao Fang, et

al. Design and characteristics of a multichannel front-end ASIC using current-mode CSA for small-animal PET imaging [J]. IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems, 2011(5):90-99.

作者简介:

沈林凯 男, (1987—), 硕士研究生. 研究方向为微电子集成电路设计.