

EDA 环境 CHNN 仿真实实现的研究

何 斌

(中国科学院长春光学精密机械研究所 长春 130022)

摘要 论述了人工神经网络模型 CHNN, 并讨论了用 EDA 技术建立 CHNN 的方法。

关键词 CHNN EDA 人工神经网络

1 引 言

人工神经网络(ANN)是以人脑神经系统为生物背景构造产生的。通过对人脑神经细胞突触, 树突, 轴突的模型化, 组成实际的电子模型或光学模型。用于实现生物体中神经网络的部分结构和功能。运用神经网络去解决其它计算机系统不能解决的问题。如: 自学习, 识别, 专家系统等。随着人们对人脑的结构及认知过程了解的深入, 已经有一些人工神经网络被利用到工程中去。在许多 ANN 模型中, 应用较广泛的是分层神经网络模型和 Hopfield 模型。而 Hopfield 网络又分为两类, DHNN(Discrete Hopfield Neural Network), CHNN(Continuous Hopfield Neural Network)。我们这里主要针对在 EDA(Electronic Design Automation) 平台上 CHNN 仿真实实现存在的问题进行讨论, 为把 CHNN 应用到实际工程中做初步的探讨。^[2]

2 CHNN 模型及特点

2.1 一般神经元定义^[1]

如图 Fig. 1 是一个人工神经单元的示意图。图中 x_1, x_2, \dots, x_n 是其他神经元的轴突输出, w_1, w_2, \dots, w_n 是其他神经元与第 i 个神经元的突触联接, y_i 为第 i 个神经元的输出。单元模型定义为:

$$s_i = \sum_{i=1}^n w_i - \theta \tag{1}$$

$$u_i = g(s_i) \tag{2}$$

$$y_i = f(u_i) \tag{3}$$

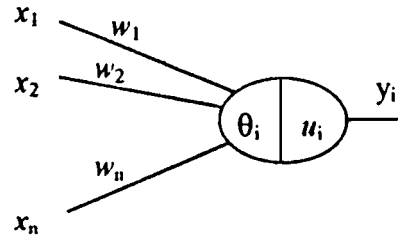


Fig. 1 Neural unit

(1) 式中的 s_i 为神经元 i 突触后电位的累加值, θ 为阈值, 即超过阈值表示兴奋, 否则表示抑制。 u_i 为细胞 i 的状态。一般取 $f(u_i)$ 为单调上升函数。为了实现神经网络的某种功能, 还要构造神经元学习训练算法。

2.2 CHNN 模型

(1) Hopfield 结构^[1]

Hopfield 网络结构是反馈人工神经网络, Fig. 2 为其结构示意图。

数学模型为

$$s_i = \sum_{i=1}^n w_{ij} V_j + I_j \tag{4}$$

$$x_j = g(s_j) \tag{5}$$

$$V_i = f(x_i) \tag{6}$$

(2) CHNN 结构

CHNN 是 Hopfield 网络的连续模型, 结构与 Fig. 2 相同, 数学模型定义为:

$$s_i = \sum_{j=1}^n w_{ji} V_j + I_i \tag{7}$$

$$\frac{dx_i}{dt} = -\frac{1}{\tau} x_i + s_i \tag{8}$$

$$V_i = F(x_i) \tag{9}$$

将式中各变量转换为电学物理量, V_i 为各神经元输出电压, I_i 为输入外加电流, x_i 为网络状态变量, V_i 和 x_i 之间的关系是单调上升函数。这样 CHNN 的模型表示如图 Fig. 3, 因此电子模型的状态方程如下:

$$\begin{cases} C_i \frac{dx_i}{dt} = -\left(\frac{1}{R_i} + \sum_{j=1}^n \frac{1}{R_{ji}}\right)x_i + \sum_{j=1}^n \frac{1}{R_{ji}}V_j + I_i \\ V_i = F(x_i) \end{cases} \tag{10}$$

(10) 式中

$$F(x_i) = \begin{cases} -1 & x_i < \alpha \\ \alpha x_i + b_i & \alpha < x_i < \beta \\ 1 & x_i > \beta \end{cases} \tag{11}$$

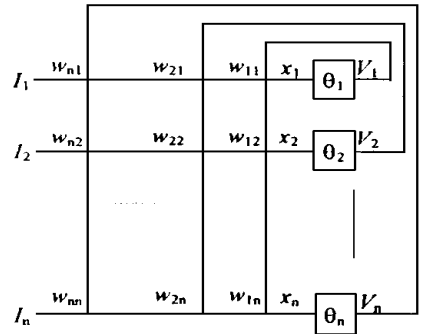


Fig. 2 Hopfield structure

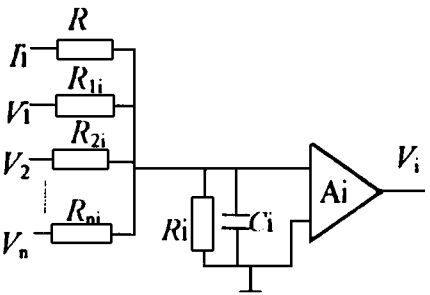


Fig. 3 Electronic neural unit

若在式(11)中令 $\tau = (1/R_i + \sum_{j=1}^n 1/R_{ji}) \frac{1}{C_i}$, $W_{ji} = 1/(R_{ji}C_i)$, 式(10)与(8)完全相同。因此用这种电路模型单元可以组成反馈人工神经网络。

2.3 CHNN 的工程应用特点

很明显, (10) 是状态方程组, 由李雅谱诺夫稳定性定理可知, 只要状态方程的特征值选择适当, 就可以得到渐近稳定点。根据这种性质, 给出 CHNN 在实际工程应用的特点。

(1) 存储特性

依据电路模型的性质, 可以预先定义 N 个样本点。然后运用 Fig. 3 的电路模型构造 CHNN 的 ANN, 使其有 N 个稳定点对应已定义的样本点, CHNN 就可以完成样本点的存储功能, 这种存储器不同于一般存储器。它在稳定区域内不同的状态变量输入, 其输出不受干扰的影响, 保持存储信息不变。对于有干扰噪声信息的传输存储有较好的应用价值。

(2) 功能模块的硬件实现

所谓电路系统中的功能模块的设计, 就是要设计一种功能电路, 其输入输出满足一定的设计要求。用数学语言表示就是用电路实现一种功能函数 $V(x_1, x_2, \dots, x_n)$, 用变量值 x_1, x_2, \dots, x_n , 得到相应的函数值。即只考虑输入输出特性, 不考虑采用什么硬件实现。下面讨论用 CHNN 硬件实现功能函数。

若假设功能模块希望输出为 V^* , 约束条件为 $g(x_1, x_2, \dots, x_n)$, 那么构造能量函数

$$E = \frac{(V - V^*)^2}{2} + C |g(x)| \quad (12)$$

功能模块的实现将使能量函数极小。即 $dE/dt < 0$ 。而 $\frac{dE}{dt} = \sum_{i=1}^n \frac{\partial E}{\partial x_i} \frac{dx_i}{dt}$, 因此当 $\frac{\partial E}{\partial x_i}$

$= -\frac{dx_i}{dt}$ 时, $\frac{dE}{dt} = -\sum_{i=1}^n \left(\frac{dx_i}{dt}\right)^2 = 0$ 由上可知, 只要构造出能量函数就可以得出状态方程,

$$\frac{\partial E}{\partial x_i} = -\frac{dx_i}{dt} \quad (13)$$

将(10)和(14)相比较, 可求出 CHNN 对应的电路模型参数。这样就可以用 CHNN 完成功能模块的实现。

根据上面的讨论可知, CHNN 完成优化设计硬件实现在电路系统设计和实验方面可以得到应用。

3 EDA 环境下 CHNN 的实现

3.1 EDA 设计工具的数学模型

EDA 设计环境中, 为了便于电路系统的设计, 它提供了灵敏度分析, 优化解算器, 随机分析器等用于模拟电路设计的功能。由 2.3 可知, CHNN 的硬件网络结构已经确定, CHNN 的实现主要是针对 R_i, R_{ij}, C_i 等参数的求解问题, 所以这里主要讨论优化解算器的数学模型与 CHNN 电子模型的结合应用问题。

EDA 优化器的解算方法主要是采用希望值与实际值差平方和为目标函数, 以元件参数为设计变量, 并以各参数的取值区域为约束条件。对于多输入输出电路系统的优化模型为

$$E(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n w_i (V_i(\mathbf{x}) - V_i^*)^2 \quad (14)$$

式中 w_i 为目标权系数, $g(\mathbf{x}) = 0$ 为约束条件, V_i, V_i^* 分别为第 i 个输出量的实际值和理想值。

显然(12)和(14)是一致的模型, 因此可以利用 EDA 的优化器对 CHNN 结构求解。

3.2 关于神经元连接权及初值的讨论

(1) 权值的改进

由 2.3 可知, 要求解(10)中的各参数, 必须运用能量函数下降的条件, $\frac{\partial E}{\partial x_i} = -\frac{dx_i}{dt}$, 对于(14)可转化为 $\frac{\partial E}{\partial V_i} =$

$-\frac{dV_i}{dt}$, 由(10)可知, $V_i = F(x_i)$, 因此 $\frac{\partial E}{\partial V_i} = -\frac{\partial V_i}{\partial x_i} \frac{dx_i}{dt} = -F'(x_i) \frac{dx_i}{dt}$, 令 $F'(x_i) = C_i$ 状态方程为:

$$-C_i \frac{dx_i}{dt} = \frac{\partial E}{\partial V_i} \quad (15a)$$

将(15)对照(10)给出电路模型 CHNN 的标准形式:

$$C_i \frac{dx_i}{dt} = -\left(\frac{1}{R_i} + \sum_{j=1}^n \frac{1}{R_{ji}}\right)x_i + \sum_{j=1}^n \frac{1}{R_{ji}}V_j + I_i \quad (15b)$$

从式(15)中可以定义 C_i 为电容, 但 $C_i = F'(x_i) > 1$, 所以物理实现是不可能的。为了物理上可以实现, 必须令 $C_i = C_i^* d$, C_i 取值小于 10^{-4} 数量级(即 $100\mu\text{F}$), d 为一个调整系数, (15b) 变为

$$C_i \frac{dx_i}{dt} = -\left(\frac{1}{R_i} + \sum_{j=1}^n \frac{1}{R_{ji}}\right)x_i + \sum_{j=1}^n \frac{1}{R_{ji}}V_j + I_i \quad (16)$$

式中 $R_i = R_i^* d, R_{ji} = dR_{ji}, I_i = \frac{I_i}{d}$ 。

这时连接权 $w_{ji} = \frac{1}{R_{ji}}$ 的值很小, 即 R_{ji} 很大, 一般为几十兆欧姆, 所以要采用场效应管来实现。

(2) 初值的定义

从理论上讲, V^* 确定后, 任意初值都能达到一个最小点, 但在 EDA 环境实际应用时, R_i, R_{ji} 的寻优范围是有限的, 因此可能无法到达极小点。一般有两种方法, ①给一组较大的初值(大于兆欧姆), 并取两个数量级以上的变化范围。②应用 MonteCarlo 法, 采用随机取点网格法确定初值。

4 实 例

用 CHNN 电路模型构造 A/D 变换器, 模拟输入(0-15V), 数字量输出(0000-1111)。

$C_i = 10\mu\text{F}$, $R_{ii} = \quad$, $R_1 = 100\text{M}\Omega$, $R_2 = 50\text{M}\Omega$, $R_3 = 25\text{M}\Omega$, $R_4 = 12.5\text{M}\Omega$, $R_{12} = R_{21} = 50\text{M}\Omega$, $R_{13} = R_{31} = 25\text{M}\Omega$, $R_{14} = R_{41} = 12.5\text{M}\Omega$, $R_{23} = R_{32} = 6.5\text{M}\Omega$, $R_{34} = R_{43} = 3.2\text{M}\Omega$ 运算放大器反相连接。

5 结 论

CHNN 电路模型的 EDA 仿真实实现的计算分析,说明在电路系统中的某些功能模块可以采用 CHNN 简单网络实现。在 EDA 环境中,实现 CHNN 的关键是连接权的初值要确定的合理。

参 考 文 献

- 1 Lippman Richard P. An Introduction to Computing with Neural Nets. IEEE ASSP MAGAZINE, 1987. 4 ~ 23
- 2 张立明. 人工神经网络的模型及应用. 上海: 复旦大学出版社, 1992, 75 ~ 80

Study of CHNN Virtual Realization in EDA Environment

HE Bin

(Changchun Institute of Optics Fine Mechanics,
Chinese Academy of Sciences, Changchun 130022)

Abstract

This paper discusses an artificial neural net model on CHNN and studies a method which applied EDA technology to build up CHNN.

Key words: Continuous hopped neural network, Electronic design automation, Artificial neural net

何 斌 男, 1990 年毕业于北京理工大学研究生院自动控制专业, 现为副研究员, 主要从事 EDA 方面的工作, 已发表论文 10 余篇。