

生物神经网络计算机仿真中数学建模与信号处理

陈后金¹,袁保宗¹,Douglas A. Baxter²

(1. 北方交通大学信息科学研究所,北京 100044;2. University of Texas Medical School, Texas, USA)

摘 要: 由神经元通过突触联结而组成的生物神经网络可以处理信息和产生特定的电特性,认知神经网络信息的产生和传递机理,对生物医学具有重要意义. 由于神经网络内部复杂的非线性反馈,从微观的生理结构进行各种可能的实验十分困难. 通过分析神经网络的生理和生化结构,将信息学与生物医学相结合,利用计算机仿真可以系统地分析神经网络的内部结构和外部属性. 为此,设计和实现了生物神经网络的计算机仿真系统,该仿真系统涉及生物神经网络的等效电路、数学建模、数据表达、信号处理和并行运算等,其已在许多科研机构 and 高等院校得到应用,本文主要阐述其数学建模和信号处理.

关键词: 计算机仿真;生物神经网络;数学建模;信号处理

中图分类号: TN911.7 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2003) 04-0502-04

Mathematical Modeling and Signal Processing in Computer Simulation for Biological Neural Networks

CHEN Hou-jin¹, YUAN Bao-zong¹, Douglas A. Baxter²

(1. Institute of Information Science, Northern Jiaotong University, Beijing 100044, China; 2. University of Texas Medical School, Texas, USA)

Abstract: A biological neural network composed of a great amount of neurons interconnected by synapses has the ability to process information and generate a specific pattern of electrical activity. It is significant to the biology to cognize the mechanism for generating and transmitting its information. As there exists complicated nonlinear feedback inside it, it is very difficult to do experiment on it from its microstructure. Through analyzing its biophysical and biochemical structure and integrating information science into biology, its interior structure and exterior properties can be understood by use of the computer simulation. Therefore, this computer simulation system was designed and realized. It deals with the equivalent circuit, mathematical modeling, data representation, signal processing, and parallel computation, etc. It has got practical applications in lots of institutes and universities. In this paper only the mathematical modeling and signal processing were described.

Key words: computer simulation; biological neural network; mathematical modeling; signal processing

1 引言

生物神经网络(BNN)可以处理信息和产生特定的电特性,而这些电特性取决于神经网络中神经元的内部生理属性,以及网络之间各神经元的相互联结方式^[1]. 由于神经网络内部复杂的非线性反馈和实验操作的异常困难,从微观的生理结构进行各种可能的实验十分困难. 因此,将信息学与生物医学相结合,建立相应的等效电路和数学模型,利用计算机软件进行直观的仿真,可以系统地分析神经网络的内部结构和外部属性. 为此,设计和实现了此神经网络的计算机仿真系统.

由于生物神经网络的复杂性,该仿真系统应易于增减模块而系统结构无需较大改变,同时为使网络内各节点仿真过程易于观测和控制,因此设计此仿真系统模型具有开放性、可控性和可测性. 该模型由八个层面有机的组成金字塔架构,即

生物神经网络层,等效电路层,数学模型层,数据表达层,综合调试层,仿真计算层,信号处理层及显示输出层. 各层之间既相互依存又相互独立,生物神经网络层是模型的核心,其它各层依此由下而上逐层相应建立,直至显示输出层. 而显示输出层的结果又可由上而下逐层反馈至核心层,以进行相应的协调或调整. 因此,该模型形成一个由下而上的建立、由上而下的反馈双向互动的体系.

2 神经元等效电路

神经元生理结构一般由以下三个主要部分组成,即轴梢(dendrite)、细胞体(soma)、轴突(axon)^[2]. 其中轴梢主要功能是从其它神经元接受电信号;细胞体主要功能是积累来自许多轴梢的电位;轴突的主要功能是传导电信号并传递电信号至其它神经元. 沿着轴突膜分布的膜电位是描述神经元内信息

收稿日期:2001-10-23;修回日期:2002-07-31

基金项目:高等学校骨干教师资助计划(No. 50012);美国卫生部 NIH 基金(No. R01RR11626 & P01NS38310)

传递的重要变量,而该电位主要取决于神经元内外的离子浓度.通过分析神经元的生化结构,这些离子主要为三种单元离子,钾离子(K^+)、钠离子(Na^+)、和氯离子(Cl^-)以及某些复合离子.神经元通过突触(synapse)相互作用而组成复杂而功能强大的神经网络.神经元之间相互作用的突触主要分为电突触和化学突触.电突触是通过神经元之间的导电媒体直接进行传递动作电位;化学突触是通过神经元的化学介质来影响离子导电性从而调节神经元之间的导电性^[3].

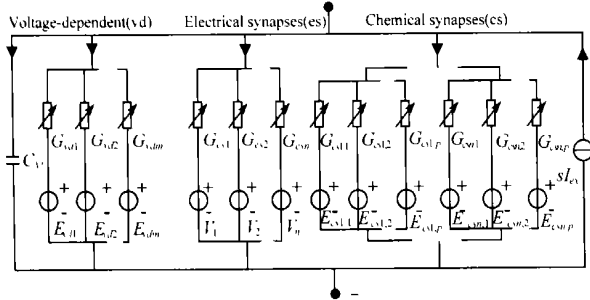


图 1 神经网络中各神经元等效电路

根据神经元的生化结构,以及神经元的动力学,建立相应的等效电路.该电路主要描述神经元的膜电位与膜电流之间的关系,其中神经膜具有电容特性和电导特性,分别以膜电容 C_m 近似和以非线性电压依赖膜电导 G_{vd} 近似.生物神经网络中神经元等效电路如图 1 所示.其中各神经元的膜电流主要由四种电流形成:

(1) 由神经元内各种离子渗透运动而产生的 m 个离子电流 $I_{vd1} \sim I_{vdm}$,分别对应于各自的非线性电压依赖电导 $G_{vd1} \sim G_{vdm}$ 和平衡电位 $E_{vd1} \sim E_{vdm}$;

(2) 由电突触与网络中其它神经元相互作用而出现的 n 个电流 $I_{es1} \sim I_{esn}$,分别对应于各自的电导 $G_{es1} \sim G_{esn}$ 和与之作用各神经元的膜电位 $V_1 \sim V_n$;

(3) 由化学突触与网络中其它神经元单向作用而出现的 $n \times p$ 个电流 $I_{cs1,1} \sim I_{csn,p}$,分别对应于各自的电导 $G_{cs1,1} \sim G_{csn,p}$ 和逆电位 $E_{cs1,1} \sim E_{csn,p}$;

(4) 所有外部激励产生的电流 I_{ex} .

3 数学建模

在神经网络中神经元的等效电路建立后,根据电路理论和神经元的动力学建立相应的数学模型.神经网络的电特性主要通过网络中各神经元的膜电位来体现.根据基尔霍夫定律,各神经元的膜电位 V_i 由动态方程式(1)描述.

$$\frac{dV_i}{dt} = \frac{\sum_{j=1}^m I_{vdj} - \sum_{k=1}^n I_{esk} - \sum_{l=1}^n \sum_{p=1}^p I_{csl,p} - I_{ex}}{C_{M_i}} \quad (1)$$

其中: i 对应于网络中神经元膜电位 V 的下标; j 对应于电压依赖电导的电流 I_{vd} 的下标; k 对应于电突触电流 I_{es} 的下标; l 以及对应于化学突触电流 I_{cs} 的下标; n 为网络中神经元和电突触电流的数目; m 为各神经元中离子电流的数目; p 为各电突触对应的化学突触电流的数目.

为使仿真系统设计具有开放性,在仿真某参数时,充分考虑神经元的差异性,设计相应的多个数学模型.限于篇幅,本文只介绍电压依赖的离子电流的数学模型.

3.1 离子电流 I_{vd} 和电压依赖膜电导 G_{vd}

根据电路模型,与电压依赖膜电导 G_{vd} 有关的离子电流 I_{vd} 的可由表达式(2)描述:

$$I_{vd_{ij}} = G_{vd_{ij}} \cdot (V_i - E_{vd_{ij}}) \quad (2)$$

在仿真电压依赖电导 G_{vd} 时,根据神经元的动力学原理(时间常数法和变化率常数法),并考虑神经元的差异性,设计五种数学模型,如式(3)~(7)来表达此电压依赖的膜电导.

$$G_{vd_{ij}} = (\bar{g}_{vd_{ij}} + R_{ij}) \cdot A_{ij}^p \cdot B_{ij} \cdot \prod_{q=1}^{nr} f[REG_q] \quad (3)$$

$$G_{vd_{ij}} = (\bar{g}_{vd_{ij}} + R_{ij}) \cdot m_{ij}^p \cdot h_{ij} \cdot \prod_{q=1}^{nr} f[REG_q] \quad (4)$$

$$G_{vd_{ij}} = (\bar{g}_{vd_{ij}} + R_{ij}) \cdot A_{ij}^p \cdot \prod_{q=1}^{nr} f[REG_q] \quad (5)$$

$$G_{vd_{ij}} = (\bar{g}_{vd_{ij}} + R_{ij}) \cdot m_{ij}^p \cdot \prod_{q=1}^{nr} f[REG_q] \quad (6)$$

$$G_{vd_{ij}} = (\bar{g}_{vd_{ij}} + R_{ij}) \cdot \prod_{q=1}^{nr} f[REG_q] \quad (7)$$

其中: \bar{g}_{vd} 是最大膜电导; A 是时间常数法中激活电压依赖项; B 是时间常数法中非激活电压依赖项; m 是变化率常数法中激活电压依赖项; h 是变化率常数法中非激活电压依赖项; R 为随机变量,反映膜电导的随机波动; $f[REG]$ 代表膜电导的调节因子函数.

3.2 时间常数法中激活项 A 和非激活项 B

时间常数法中激活项 A 和非激活项 B 的数学模型是原模型^[4,5]的改进,由式(8)(9)描述:

$$\frac{dA}{dt} = \frac{A - A}{A} \quad (8)$$

$$\frac{dB}{dt} = \frac{B - B}{B} \quad (9)$$

其中: A 和 B 分别为相应的时间常量项; A 和 B 分别为激活和非激活稳态项.

3.2.1 激活稳态项 A 和非激活稳态项 B 激活稳态项可由数学模型(10)(11)表达:

$$A = \frac{1}{\left(1 + e^{(V - h_1)/s}\right)^p} \quad (10)$$

$$A = \frac{1 - A_{\min}}{\left(1 + e^{(V - h_1)/s}\right)^p} + A_{\min} \quad (11)$$

其中: h_1 , s , p 和 A_{\min} 为常数;非激活稳态项 B 的数学模型与 A 类似.

3.2.2 时间常量项 A 和 B 时间常量项 A 的动力学由式(12)(13)描述:

$$A = \frac{\max - \min}{\left[1 + e^{(V - h_1)/s_1}\right]^{p_1} \left[1 + e^{(V - h_2)/s_2}\right]^{p_2} + \min} \quad (12)$$

$$A = \max \left[\frac{1 - r_{\min}}{\left[1 + e^{(V - h_1)/s_1}\right]^{p_1} \left[1 + e^{(V - h_2)/s_2}\right]^{p_2}} + r_{\min} \right] \quad (13)$$

其中: \min , \max , h_1 , h_2 , s_1 , s_2 , r 都是常数;时间常数项 B 与时

间常数项 A 类似.

3.3 变化率常数法中激活项 m 和非激活项 h

变化率常数法中 m 的数学模型由式 (14) (15) 分别描述:

$$m = \frac{\quad}{\quad + \quad} \quad (14)$$

$$\frac{dm}{dt} = x \cdot [\quad \cdot (1 - m) - \quad \cdot m] \quad (15)$$

其中: x 为常数; \quad 和 \quad 为变化率参数项; h 的数学模型与 m 的数学模型类似.

3.4 膜电导调节因子函数 $f[REG]$

神经元的生化结构是复杂,其电特性具有明显的非线性时变特征.神经元内部的某些因素难以用特定的电模型来描述,但它们确实对神经元的电特性产生影响,通过大量的实验和仿真,将这些因素归结为两类,称为离子池和第二信使池.根据神经元的生化结构,每个神经元包含数个离子池 (ion pools),它们反映神经元中离子浓度变化特性;此外每个神经元还包含多个不同的第二信使池 (second-message pools),它们由外部激励驱动.离子池和第二信使池都对神经元的膜电流产生影响,都称之为调节因子,离子池浓度由 C_{ion} 表示,第二信使池浓度由 C_{SM} 表示.引入膜电导调节因子函数 $f[REG]$ 作用于膜电导来体现其作用机制,其数学模型由式 (16) 描述.

$$f[REG] = \begin{cases} gbr & \text{for enhancement} \\ \frac{1}{1 + b \cdot gbr} & \text{for attenuation} \end{cases} \quad (16)$$

其中: b 为常数; gbr 反映离子浓度 C_{ion} 或第二信使浓度 C_{SM} 对膜电导增强或衰减的程度,其动力学模型可由表达式 (17) 描述.

$$\frac{dgbr}{dt} = \frac{[REG] - gbr}{gbr} \quad (17)$$

其中: gbr 为时间常数; $[REG]$ 为调节因子浓度 C_{ion} 或 C_{SM} .

3.4.1 离子池浓度 C_{ion}

离子池浓度的动力学模型可由表达式 (18) 描述.

$$\frac{dC_{ion_{iu}}}{dt} = i_{iu} \cdot [K_{iu} \cdot (-I_{x_{iu}}) - C_{ion_{iu}}] \quad (18)$$

其中: i_{iu} 表示第 i 个神经元中第 u 个离子池; I_x 表示对此离子池浓度产生影响的所有电流; \quad 和 K 都是常数.

3.4.2 第二信使浓度 C_{SM} 第二信使浓度的动力学模型由表达式 (19) 描述.

$$\frac{dC_{SM_{is}}}{dt} = \frac{[MOD]_{is} - C_{SM_{is}}}{SM_{is}} \quad (19)$$

其中: is 表示第 i 个神经元中第 s 个第二消息池; $[MOD]$ 表示可能的的外部调节子,取值 $[0, 1]$; SM 为常数.

4 数据表达

在具有 n 个神经元的神经网络中,由于每个神经元可以有 m 个离子电流, n 个电突触电流,以及 $n \times p$ 个化学突触电流,因而网络中可以拥有 $n \times (m + n + n \times p)$ 个电导模型,每个电导模型又依赖其它参数模型,每个模型都有一定数量的参数.如此庞大的参数集合,若不能有效地组织和管理,仿真

系统将无法控制,也难以有效地运行.本仿真系统根据神经元的等效电路和相应的数学模型,将神经元的特性由许多电压依赖的电导、电突触、化学突触等,以及外部激励描述,而电压依赖的电导又可由无量纲的电压依赖的活性项和非活性项 A, B, m, h 等基本项描述,同样,电突触和化学突触也可由相应的其它基本项描述.每个基本项对应一个文件,各文件之间既相对独立,又依据一定秩序排列成树性结构.

这种数据表达是以神经元数学模型的基本项作为对象,称为面向对象的数据表达 (OODR).显然,面向对象的数据表达具有以下显著优点:

(1) 网络内实现数据共享.网络中各神经元都是由许多基本对象组成,可以共享相同的基本对象.

(2) 网络间实现数据重用.当组建某神经网络数据时,可直接利用其它神经网络中许多基本对象.

(3) 数据文件易于生成和编辑.由于基本对象所对应的文件相对较小且格式固定,因而可为每类基本对象设计相应的图形界面以生成和编辑文件.

(4) 适合面向对象的编程 (OOP).数据表达是以基本对象为基础,每类基本对象对应相应的基本类 (Class),可以实现面向对象的编程.面向对象编程最突出的优点是数据安全,易于拓展和维护等.

(5) 参数易于选择.由于庞大的参数集合被分解在各基本文件中,这些文件对应特定的数学模型,其中的参数都对应特定含义,存在一定的选取范围.

在生物神经网络仿真中,数据结构具有共享特性有着十分重要的意义,因为数据共享不仅可以节省大量的存储资源,而且可以实现模块文件的运算结果的共享.

5 信号处理

在仿真数据就绪后,根据各基本数据文件的依赖关系依秩进行计算.在仿真计算的同时,需实时地显示仿真结果.神经网络为非线性时变系统,只能采用数值计算方法,由于数值计算的步长较小,每个仿真的运算次数都达数十万甚至数千万.若显示所有数据,仿真系统的资源将无法承受,其运行效率也将极其低下.实际上,由于大部分计算是非线性过程,其中许多相邻的数据在输出分辨率下是相等的,无需在同一位置重复输出.若采用等间隔抽取的方法,由于仿真过程的非线性和时变特点,显然无法很好地平衡计算精度与计算效率之间的矛盾.为此,设计了自适应输出优化算法.

该仿真系统提供四种输出方式:屏幕、文件、打印机、Postscript 格式文件.其中 Postscript 格式文件分辨率最高.输出优化算法根据它们相应的分辨率进行数据处理,在满足精度的前提下,自适应地滤除冗余信息.由于该算法在仿真运算核心体内,需具有很低的计算复杂度.其主要原理描述如下:

(1) 根据不同的输出媒体 (屏幕、打印机、文件和 Postscript 文件),获取其范围 ($width$, $height$);

(2) 根据不同的媒体设置输出优化因子 (rx , ry),系数愈大,相应的输出分辨率愈高.各输出媒体的优化因子经验值如下:屏幕: $rx = 1.0 \sim 2.0$, $ry = 1.0 \sim 2.0$; 打印机: $rx = 1.0 \sim$

5.0, $r_y = 1.0 \sim 5.0$; 文件: $r_x = 0.01 \sim 1.0$, $r_y = 0.01 \sim 1.0$;
Postscript: $r_x = 1.0 \sim 100.0$, $r_y = 1.0 \sim 100.0$.

(3) 根据媒体输出范围和优化因子, 建立相应的优化规则

规则一: $\text{Int.} [\text{curX} * r_x] < \text{width}$ (20)

规则二: $\text{Int.} [\text{curY} * r_y] < \text{height}$ (21)

规则三: $\text{Int.} [(\text{preX} - \text{curX}) * r_x] = 0$ (22)

规则四: $\text{Int.} [(\text{preY} - \text{curY}) * r_y] = 0$ (23)

其中: $\text{Int.} []$ 表示取整; $(\text{preX}, \text{preY})$ 表示原先数值点;

$(\text{curX}, \text{curY})$ 表示当前数值点;

(4) 应用规则, 自适应优化输出数据.

(a) 原先数值点 $(\text{preX}, \text{preY})$ 清零;

(b) 计算出当前数值点 $(\text{curX}, \text{curY})$

(c) 如果满足规则一、二, 转 (d); 否则, 转 (e)

(d) 如果满足规则三或四, 输出当前点; 否则, 转 (f)

(e) 将当前数值点赋于原先数值点;

(f) 若不是最后数值点, 转 (b); 否则, 结束.

从算法原理可见, 该算法可以根据输出数据的变化率自适应地优化数据输出, 变化率较快的区域, 相邻点之间的差异较大, 自动保留较多的数据, 反之, 相应保留较少的数据. 该仿真系统实现了 Postscript 格式文件输出, 通过选取相应的优化因子可获得所需高精度的仿真输出图形. 通过大量实际仿真过程的运用, 证明该算法对整个仿真系统起着至关重要的作用, 其既保证了输出数据的精度, 又极大地提高了仿真系统的效率 (图 2). 计算步长 $2 \times 10^{-5} \text{ s}$, 信号持续时间 5s. 有优化算法: 运算时间 7741 ms, 输出 2985 数值点. 无优化算法: 运算时间 23529 ms, 输出 250000 数值点. 运算时间比: 32.9%. 输出数值点比: 1:2%.

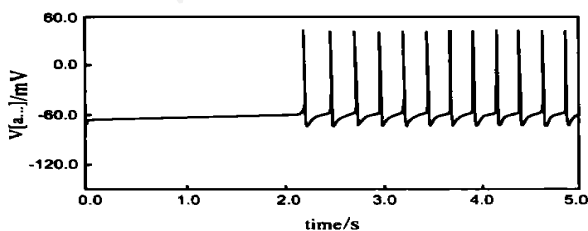


图 2 自适应优化算法输出

6 结论

生物神经网络的计算机仿真系统研究需要较复杂的实验

环境, 作者在美研修期间研发了此仿真系统. 大量实验数据和实际应用证明其数学模型准确, 数据表达合理, 信号处理有效, 并实现了变量动态分配和并行计算. 该神经网络计算机仿真系统由平台独立的 JAVA 语言实现, 可以在世界各地任何支持 JAVA 语言的计算机上运行, 系统拥有丰富的图形界面, 并系统性地提供了许多典型范例. 目前该仿真系统已在许多相关科研机构 and 高等院校用于科学研究和教学 (美国, 德国, 以色列, 意大利, 英国等), 取得非常满意的效果. 在 P 个人机上就可在数小时内仿真具有数百个神经元组成的生物神经网络, 显然在内存更大, 可并行处理的高速计算机上, 该具有变量动态分配和平台无关特性的仿真系统将有助于探索更广阔的生物神经网络的空间.

参考文献:

- [1] Christof Koch, Idan Segev. The role of single neurons in information processing [J]. Nature neuroscience supplement, 2000, 3: 1171 - 1177.
- [2] Jianhong Wu. Introduction to Neural Dynamics and Signal Transmission Delay [M]. Berlin: Walter de Gruyter, 2001.
- [3] Daniel S. Levine, Introduction to Neural and Cognitive Modeling [M]. New Jersey: Lawrence Erlbaum Associates. Publishers, 2000.
- [4] Byrne, J. H. Analysis of ionic conductance mechanisms in motor cells mediating inking [J]. Aplysia Californica. Journal of Neurophysiology, 1980a, 43: 630 - 650.
- [5] Byrne, J. H. Neural circuit for inking behavior. Aplysia Californica. Journal of Neurophysiology [J]. 1980c, 43: 896 - 911.

作者简介:



陈后金 男, 1965 年出生于安徽当涂, 教授, 主要研究领域为计算机仿真, 信号处理, 医学图像处理等.

袁保宗 男, 1932 年出生于江苏吴江, 教授, 研究方向为信号与信息处理等.

Douglas A. Baxter male, born in March 1954, Associate Professor, research interest is in Biology.