

神经网络及其在网络通讯中的应用研究

郭东辉, 吕迎阳, 刘瑞堂, 吴伯僖

(厦门大学技术物理所, 厦门大学物理学系, 福建 厦门 361005)

摘要: 首先说明采用神经网络技术进行网络通讯应用研究的优势和目的, 然后, 介绍有关神经网络及其在通讯网中应用研究的各项理论成果和技术应用成果, 以及如何采用 EDA 技术来设计和开发可商业化的实际应用系统。

关键词: 神经网络; 网络通讯; 集成电路设计

中图分类号: TP 11; TP 3; TN 402

文献标识码: A

神经网络研究的目的是希望通过了解生物神经网络(即大脑中枢神经网络)的工作原理来揭示大脑的思维本质, 用工程技术的手段设计出具有生物神经网络的某些结构和功能特征的人工智能器件或装置, 即人工神经网络。而根据神经生理学的研究成果表明: 在人的大脑皮层中大约有 10^{11} 个神经元, 每个神经元与 10^5 个其它神经元相互联结, 形成了具有约 10^{14} 个突触联结的生物神经网络系统; 在这种大规模的网络系统中, 每个神经元的输入输出关系都是非线性的, 突触联结的强度在学习记忆过程中是可以连续变化; 人(或动物)就是通过这一网络系统来处理信息和产生指令, 表现出人的感知、记忆和学习等智力功能的。所以, 目前人们设计或研制人工神经网络的基本方法就是企图用简单的非线性处理单元(如电子元件、光学元件等)来模拟生物神经元, 用处理单元之间的可变强度的联结来模拟大脑(生物神经网络)在学习记忆过程中自适应、自组织的突触行为, 从而构成一个大规模并行运算的复杂网络系统。

虽然组成神经网络的每个神经元器件的结构和功能都十分简单, 但这种由大量非线性神经元构成网络的系统行为却是十分丰富和复杂的, 因此, 神经网络的研究不仅需要在理论上研究这一高度非线性动力学系统的一般行为(如不可预测性、吸引性、耗散性、非平衡性及不可逆性等)和以何种方式实现符合模拟人脑功能的构造和学习过程中的高维联结性问题与自适应性等问题等, 还需要在工程技术上研究如何兑现神经网络的功能问题和神经网络功能的实际应用问题。因此, 对神经网络这一系统的全面研究需要涉及到数学、物理学、信息科学(包括人工智能、模式识别、计算机、自动控制、信息与信号处理等领域)及工程技术等多方面的内容, 是高

收稿日期: 2001-02-15

基金项目: 国家自然科学基金(69886002, 60076015) 和国家留学基金资助项目

作者简介: 郭东辉(1967-) 男, 博士, 副教授

度交叉的重要前沿学科. 近几十年来已经吸引了一大批各个学科优秀的工作者投身于神经网络及其应用的研究.

厦门大学是我国最早开展半导体专业课题研究的 5 所联校之一, 在半导体器件与集成电路设计和研制方面, 已具有近 40 年的工作基础. 自 1990 年起, 在吴伯僖教授的倡导下, 开始有关神经网络等人工智能技术在网络通讯中的应用研究工作. 以下说明采用神经网络技术进行网络通讯应用研究的优势和目的, 并举例介绍各项应用技术的实现原理; 列出近年来本实验室的各项科研成果, 并介绍在这些成果的基础上我们如何采用 EDA 技术来设计和开发可商业化的实际应用系统, 最后, 对我们今后科研的方向和重点做了展望性的探讨.

1 神经网络在网络通讯中的应用研究

从神经网络的结构和功能上看, 神经网络与目前逻辑计算机的主要优势体现在于它的并行计算能力和自学习功能上, 所以, 神经网络有望在那些需要高速处理的自适应控制和管理系统中首先得到广泛的应用. 近年来随着国际互联网的日益普及, 人们一直在追求更高速的宽带数字通讯网的建设, 由于用户接入和信元交换的不可预测性, 目前宽带网技术的难题是在最大满足用户的需要和保证通讯服务质量的同时如何充分利用网络资源. 要解决这个技术难题, 从通讯技术原理上看, 必须在理论上解决能够实现通讯统计环境的预测判断和不同环境下快速优化处理问题. 另外, 随着电子商务在互联网上的推广, 网络实时通讯的安全性也倍受关注. 要保证网络实时通讯的安全性, 必须寻求更加安全可靠的快速密码算法和适时加密通讯方案.

而从神经网络的理论模型来看, 它主要可以归为两大类, 即层状前馈神经网络和互联反馈神经网络. 对于层状前馈神经网络, 它的特点是通过适当的 BP 算法进行样本训练学习, 神经网络的输入输出可以逼近任意输入输出对应的非线性映射. 这种经过学习来实现映射其实就是一种自适应的判断控制功能. 而互联反馈神经网络的特点是通过设计学习将联想记忆内容或最优化答案设置成系统能量函数的极小点, 经神经网络的动力学平衡过程就可以实现自动快速处理优化问题^[1]. 同样, 高度互联的、非线性的神经网络所具有的混沌行为, 是一个非常复杂难解的 NP 问题^[2], 它能产生无法预测的序列轨迹, 有望被设计成安全可靠的快速密码算法. 正是由于神经网络的学习映射、联想优化功能和混沌行为等特点能够在理论上解决目前宽带网技术所面临的一些技术难题, 因此, 有关神经网络的自学习映射、联想优化功能和混沌行为在通讯中的应用研究近年来成为我们进行神经网络应用研究的主要目标, 下面将从这 3 个方面介绍我们进行神经网络在网络通讯中应用研究的具体内容.

1.1 自学习映射功能的应用

在网络通讯系统中, 接入控制对网络资源管理是非常重要的. 它要求在满足各种通讯服务质量的同时, 保证通讯网络的系统流量最大, 以至网络资源达到最大利用率并获得最佳效益. 以 ATM 网络通讯系统为例, 假设它可以支持 M 种不同类型的通讯业务, 网络通讯业务状况以 $X = \{n_1, n_2, \dots, n_i, \dots, n_M\}$ 表示, 其中, n_i 代表第 i 种业务当前接入的用户数, 接入控制结果以 $Z = \{z_1, z_2, \dots, z_i, \dots, z_M\}$ 表示, 其中, z_i 代表第 i 种业务当前接入控制情况, 即 $z_i = 1$ 表示允许该业务接入, $z_i = 0$ 则接入请求被拒绝. 这样, ATM 的业务接入控制的实现相当于一个映射, 即:

对于任何一种业务接入后, 该业务接入的当前用户数就增加 1 个. 而当该业务接入后网络通讯业务状况为 $X^* = \{n_1, n_2, \dots, n_i + 1, \dots, n_M\}$, 使得用

$$Z^* = \{z_i\} = \begin{cases} 0 & \text{允许接入} \\ 1 & \text{拒绝接入} \end{cases}$$

来保证通讯服务质量和满足网络资源最大利用率的要求, 即可以通过定义一个类似于 M 维状态空间中的分界函数即:

$$f_{CAC}^*: X^* \rightarrow Z^* = f_{CAC}^*(X^*) \quad (2)$$

来实现 ATM 业务的接入控制管理. 因此, 如果利用层状前馈神经网络进行该 ATM 网络的接入控制, 首先需要让神经网络进行无监督的自学习, 如图 1(a) 所示, 可以用那些临近于满足式 (2) 分界函数的样本(即 ATM 网络通讯状态) 作为神经网络学习样本的输入, 而 ATM 网络中各通讯业务质量的满足情况(网络的阻塞程度) 作为学习好坏的标准(即学习样本输出的判据), 并采用 BP 学习算法来训练层状前馈神经网络; 当神经网络训练好后, 以如图 1(b) 方式, 用 $n_i + 1$ 替代 n_i 作为输入, 以判断是否允许第 i 种业务的第 $n_i + 1$ 用户接入申请.

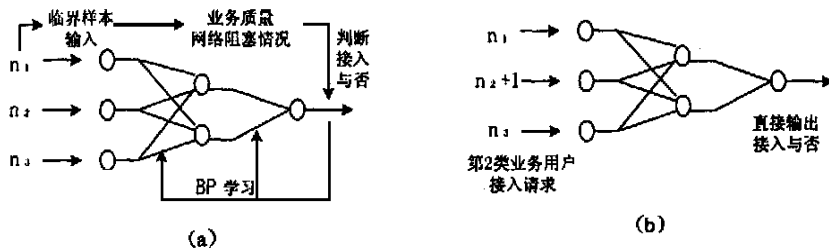


图 1 用层状前馈神经网络实现网络通讯接入控制的示意图

(a) 学习训练过程; (b) 控制运行过程

Fig. 1 BP Neural network for admission control in telecommunication

类似于这种根据 ATM 网络通讯业务状况与是否允许某业务用户请求接入的映射对应关系, 它可以用神经网络来自适应学习控制管理网络资源^[3]; 同样也可以根据不同服务时间段内可能有不同通讯业务出现的映射关系, 通过神经网络的自适应学习来预测和预留高利润的业务频道或带宽的接入. 因此, 层状前馈神经网络的这种非线性映射功能可以广泛地用于解决在网络通讯中的那些需要自适应快速处理的技术问题.

1.2 联想优化功能的应用

在网络通讯系统中, 如何提供最优质的通讯业务和提高网络资源利用率以获得最佳的经济效益是通讯业务和网络资源管理的主要目标, 因此, 网络通讯系统中存在许多优化管理的问题. 以 ATM 信元交换控制问题为例, 在宽带 ATM 网的交换节点上, 假设采用的交换核心是如图 2 所示 FLIP 网的 ATM 交换结构, 由于 ATM 信元的源地址、目标地址和到达时间都是随机的, 在 ATM 信元交换时一定会出现内部阻塞和队头输出阻塞现象, 从而引起 ATM 交换节点吞吐率低和信元交换延迟等问题的存在, 因此, 必须对节点中所要交换的信元进行调度.

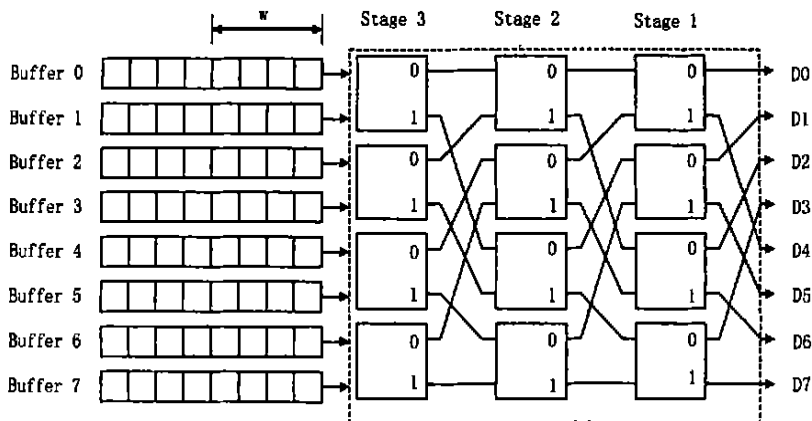


图 2 以 FLIP 网为核心的 ATM 交换结构

Fig.2 Architecture of ATM switch with FLIP core

以尽量提高 ATM 节点的吞吐率, 减低信元交换延迟时间和延迟变化率.

图 2 所示的 ATM 交换结构可以采用旁路队列的调度方案进行信元调度, 即输入缓存处设置一个长度为 W 的信元调度窗, 进入信元调度窗的信元均可以选择参与调度. 所以, 对于一个 $N \times N$ 的交换节点, 可以用 $N \times W$ 个神经元组成的 Hopfield 神经网络的联想优化功能来实现这种旁路队列的调度方案, 其中, 每个神经元对应于一个在选择窗中的 ATM 信元, 其状态以 V_{ij} 表示, 而各神经元之间由互联权重 $T_{ij,pq}$ 连接, 且各自有其外部激发输入 I_{ij} 和神经元的阈值 θ_{ij} . 根据 ATM 信元调度的目标要求, 该信元调度方案必须满足以下约束, 即:

- 1) 每个缓冲的选择窗口最多仅能选一个信元, 且最好都有一个信元被选择.
- 2) 各个选择信元必须有不同的输出目标地址, 且相互间在 FLIP 网中不存在内部阻塞.
- 3) 相同缓冲选择窗中目标地址相同的信元应按先进先出(FIFO)的方案进行选择输出, 而不同缓冲区中目标地址相同的信元其选择优先权取决于该缓冲区中滞留信元的数目.

为了量化这些约束条件, 首先需要定义 Hopfield 神经网络的各参数. 即约定: 当神经元的输出 $V_{ij} = 1$ 时, 表示第 i 个缓冲中的第 j 个信元将被选择通过该 ATM 交换机; 反之若当神经元输出 $V_{ij} = 0$, 则该信元不被选择. 而各神经元的外部激发输入 I_{ij} 可根据缓冲区内信元的状态得出, 即如果第 i 个缓冲中的第 j 位置有信元则记 I_{ij} 为 1, 否则为 0; 各神经元间的互联权重 $T_{ij,pq}$ 的赋值规则是: 在第 i 个缓冲中第 j 个信元与在第 p 个缓冲中第 q 个信元会产生阻塞时, 神经元 ij 与神经元 qp 的互联权重取值为 1, 不发生阻塞时, 取值 $V_{ij,pq}$ 为 0; 同样, 各神经元的阈值 θ_{ij} 可根据各缓冲区中信元的数量和排序来定义, 即有:

$$\theta_{ij} = \frac{2j - (W + 1)}{W + 1} = P(L_i), \quad \text{其中: } P(L_i) = \begin{cases} D, & \text{if } L_i > \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N L_i \\ 0, & \text{if } L_i > \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N L_i \\ -D, & \text{if } L_i > \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N L_i \end{cases}$$

L_i 为第 i 个缓冲区中滞留信元个数, D 是正常数, $P(L_i)$ 意味着队列越长, 优先权越高. 这样就可以如下定义出 Hopfield 神经网络的能量函数:

$$E = \frac{A}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^W \left(I_{ij} - \sum_{k=0}^W V_{ik} \right)^2 + \frac{B}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^W \sum_{p=1}^N \sum_{q=1}^W T_{ij,pq} V_{ij} V_{pq} + C \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^W \theta_j V_{ij} \quad (3)$$

其中, A 、 B 、 C 是正常数. 而式中的 3 项分别对应于 3 个约束条件: 即当且仅当约束条件 1) 满足时, 第 1 项为极小值; 当且仅当所有的所选 ATM 信元经所选的路径通过 FLIP 网不阻塞, 则第 2 项为 0, 它对应于约束条件 2); 当第 3 项最小时, 将满足约束条件 3). 所以, 信元调度的最优解一定对应着以上式表示的神经网络能量函数的极小值, 这样就可以通过式 (3) 对求偏导获得神经网络运动方程, 并以此构造神经网络系统, 实现信元调度的优化问题^[4].

可见, 利用互联反馈神经网络的联想优化功能来实现通讯网络的信息管理, 主要是根据网络通讯的环境和问题要求来制定相应的约束条件, 最后利用这些约束条件建立神经网络的能量函数和动力学方程以实现网络通讯中管理优化问题如: 路由选择、信道分配、信元调度等的快速处理.

1.3 混沌行为的应用

随着通讯网络的普及, 为了保证电子商务推广的安全性, 必须使用那些更加安全可靠的高速密码算法和适时加密通讯方案. 根据 Shannon C E 信息论原理, 唯一能够达到完全保密的密码算法只有一次一密的序列加密方法, 但是由于其存在着难以克服的分配大量随机参数流的困难, 因此在现代密码学的实际应用中^[5], 人们一直致力于寻找那些依赖 NP 问题的复杂性或只须少量的随机参数就能够产生具有密码学意义的大量伪随机序列的加密方法. 大家知道, 组成神经网络的每个神经元器件都是结构和功能十分简单的非线性器件, 但是这种由大量简单器件构成的网络系统却具有非常丰富和复杂的非线性动力学特性; 特别是它的混沌动力学特性, 可以说, 它不仅是一个非常复杂难解的 NP 问题, 而且能产生无法预测的序列轨迹, 因此, 近年来人们开始重视神经网络混沌特性在通讯加密中的应用研究工作^[6].

在传统的密码系统中, 加密算法主要可分为分组加密法和序列加密法两大类. 其中, 分组加密法最典型的是通过不断反复地简单的置换、替代和模 2 加等组合运算的 DES 算法^[7]; 而序列加密则是主要基于移位寄存器非线性或反馈的组合来产生伪随机序列的算法^[8]. 若以我们根据神经网络混沌分类特性来实现加密算法^[9], 与 DES 相比, 其加密与解密的算法是非对称的, 安全性更好; 若以神经网络的混沌序列轨迹来实现加密算法, 与以移位寄存器为基础的序列加密法相比, 在序列周期、随机统计性以及线性复杂度方面均有优势. 如图 3 为例, 就是一种利用神经网络混沌系统实现加密和解密的通讯系统. 对于不同的加密和解密方案, 在通讯系统的发送端, 所要发送的明文用混沌信号进行加密后形成的密文与同步信号混合调制到载波上传输出去; 在通讯系统的发送端, 从信道上获取的信号经混合解调首先分离出同步信号来激发混沌系统产生, 这样, 解调出来的密文用混沌信号解密来恢复明文.

另外, 随着通讯和网络技术的高速发展, 在现代密码系统中, 基于密钥管理和分配问题的重要性来看, 人们更感兴趣的是公开钥密码算法^[5]. 而建立一个安全的公开钥密码系统总的可归结为寻找具有计算复杂度很好的单向陷门函数. 而神经网络的混沌吸引特性和同步混沌特性其实就是单向陷门函数很好的表现. 所以, 混沌神经网络也有希望在公开钥密码系统得到应

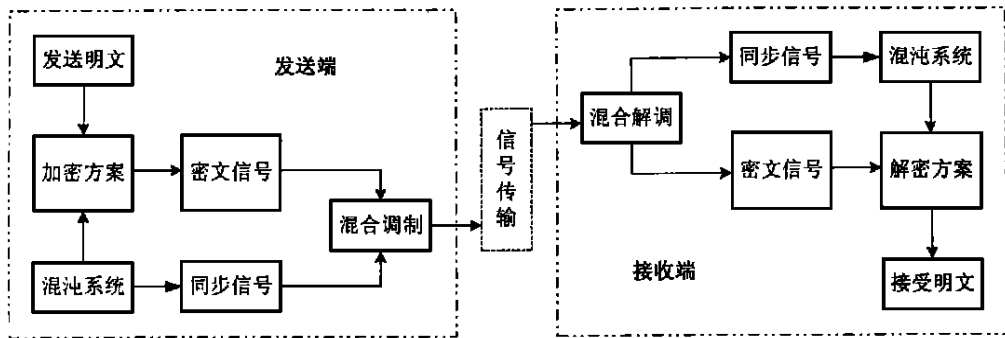


图 3 基于混沌神经网络加密通讯系统框图

Fig. 3 Block Diagram of Secure Communication System Based on Chaotic Neural Networks

用. 此外, 在现代通讯网络中, 需要的往往是实时加密方法, 由于神经网络是一种高速并行运算的网络, 只要用集成电路来直接兑现它的并行运算方式, 其加密算法就可实现实时加密通讯.

2 实验室研究成果

经过 10 年来在有关神经网络理论及其应用研究的努力, 我们已经组建了如神经网络、宽带通讯网络和 EDA(电子设计自动化) 技术应用等几个专门化实验室, 并建立起一支由老中青相结合的科研和教学队伍, 目前拥有在学的博士研究生 7 名、硕士研究生 15 名. 为了具体说明这些年来我们实验室已获得的研究成果, 我们从神经网络的理论研究、在宽带通讯网中应用、EDA 技术应用等 3 个方面来总结.

2.1 神经网络的理论研究方面

在开始涉足神经网络研究领域时, 主要是从离散 Hopfield 神经网络模型的性能研究入手, 我们首先在理论上严格推导出了该模型的联想记忆存储容量的临界值^[10], 并指出影响该神经网络模型联想记忆存储容量和记忆样本联想能力的本质在于二进制存储样本的非正交性所引起的噪声和存储样本在神经网络能量函数的权重分布^[11], 为此我们提出了一种可以提高联想记忆存储容量和记忆样本联想能力的离散加权神经网络模型^[12], 该神经网络模型能够比较容易地用光电器件如电子发光器件在硬件上兑现^[13]. 而神经网络光电集成器件的一个最实际的仿生模型就是视网膜生物神经网络, 比较国际同行已提出的各种人工视网膜器件模型, 我们提出了一种基于互联反馈神经网络和层状反馈神经网络相结合的人工视网膜神经网络混合集成模型^[14], 该模型已经得到国外同行的认可和引用^[15], 在这一模型基础上, 最近我们研制出一套基于 CMOS 图像传感器的视觉图像识别集成系统^[16], 该系统可望在门电路辩识、细胞识别、智能监控等方面得到广泛应用. 对于我们所采用的层状前馈神经网络, 在视觉样本学习方面同样存在着学习效率问题, 因此, 我们也提出了如基因遗传、圆周极值和分类匹配优化等层状前馈神经网络的二进制样本训练学习算法^[17-19].

鉴于神经网络中各神经元的状态值局限于“0, 1”二进制数值, 我们借助于复数和多维数的概念提出了多态神经网络^[20], 这类多态神经网络的系统稳定性和联想记忆能力方面与离散 Hopfield 神经网络一致的^[21], 但它们的优点在于可实现彩色图象或多灰度图象的模式识别^[22]. 另外, 在研究神经网络的系统稳定性和联想记忆能力的同时, 我们发现了离散 Hopfield

神经网络模型存在一种混沌吸引子^[23], 这种混沌吸引子具有复杂难解且分布均匀的分类特性, 适合于实现安全性较高的分组密码算法^[24]. 鉴于神经网络的混沌现象不仅生物神经网络的思维表征且能在密码与通讯中得到广泛的应用^[6], 我们课题组在随后的科研中投入了大量的精力进行混沌神经网络方面的研究, 先后提出了如自演化混沌神经网络、超混沌神经网络、混沌同步神经网络和相同步混沌神经网络等混沌神经网络模型^[125~28], 并给出一些硬件实现方案^[29, 30].

2.2 在宽带通讯网中的应用研究方面

由于我国互联网的发展比较迟, 有关神经网络在网络通讯方面的研究, 我们主要是从考虑神经网络的某些功能在计算机通讯上应用开始的. 根据 Hopfield 神经网络的联想记忆和混沌吸引子的特点, 提出一种“计算机通讯神经网络纠错与保护技术”, 率先将神经网络技术引入到通讯纠错编码和信息安全保护中, 开发出了计算机无线文件传输纠错系统^[31]和高容错的传真机^[32]以及计算机通讯加密系统^[33]. 随着智能网概念的兴起和宽带骨干网在我国建设的铺开, 近年来我们主要考虑如何利用神经网络的功能实现对网络通讯的业务进行智能化管理方面的应用研究. 根据神经网络自学习组织的功能, 认为可以并提出^[3]采用神经网络来实现 ATM 宽带网中的通讯业务自学习, 以预测通讯业务的可能发生, 并自动产生最优化的管理方案, 从而最有效地利用网络资源, 获得最佳的效益.

但是, 网络通讯业务的种类烦多且存在许许多多需要智能管理的优化问题, 目前我们主要注重 ATM 交换节点的信元智能调度问题, 这是由于在整个宽带网技术中信元交换技术的研究一直滞后于信息传输技术和用户接技术的研究, 它是目前影响宽带网建设的瓶颈问题. 针对 ATM 交换方面问题的研究, 我们提出了一种不仅可以提高信元交换吞吐能力而且可以实现 ATM 节点内部交换单元自容错功能的 ATM 交换结构和神经网络智能调度算法^[34]. 为了能够进一步证明我们所提出的交换结构和调度算法的优点, 在 BONEs^[35]和 OPNET^[36]基础上建立了一套可以实现多媒体通讯的仿真系统库^[37], 并对不同的交换结构和信元调度算法进行仿真^[38], 结果表明在相同硬件技术条件下用我们的方法来设计的 ATM 交换系统在吞吐能力、信元的延迟和延迟变化等方面具有较高的性能. 另外, 为了尽快寻求有关神经网络在其他通讯业务管理方面的应用, 就 PSTN 电话业务、互联网多媒体业务、SDH 光纤网和 HFC 电视网的数据业务等进行了初步的调研, 并进行相关的应用设计^[39~42].

2.3 EDA 技术应用方面

EDA 是英文 Electronic Design Automation(即电子设计自动化)的简称, 它是以电子计算机辅助设计(Computer Aided Design, 即 CAD)为基础的电子电路系统或半导体集成电路设计的新技术. 不同于过去以晶体管或门电路为基本单元来组合搭建电路系统或集成电路的传统电路设计方法, EDA 技术是采用自上而下的电路设计思路, 首先通过从整个系统的行为开始设计, 通过计算机的仿真和验证后, 再由 EDA 综合工具的自动综合成门级的电路系统. 这种设计方法为我们将实验室中所获的理论和应用成果直接开发成可商业化的电子产品提供了非常便利的手段.

为了能够有效地利用 EDA 技术来开发可商业化的实际应用系统, 首先建立起可以 EDA 中心实验室, 在实验室里配备了从系统级设计、PCB 板级设计、到 IC 级集成设计以及各种单片机开发的 EDA 工具^[43]. 另外, 为了能够在校园内有效地共享 EDA 工具资源, 我们提出了

套基于互联网平台的 EDA 技术^[44],一方面,通过建立相应的 EDA 实验室互联网管理机制^[45],使全校师生能够经校园网进入 EDA 实验室使用 EDA 工具进行相应的电路系统的设计;另一方面,通过建立安全的防火墙系统^[46],不仅可以设计人员在别人的设计成果(即知识产权或称 IP)的基础上进行二次开发,而且也可以保护设计人员的 IP 不在未经许可的情况下被别人盗用.由于拥有一套基于互联网平台的 EDA 技术,我们可以很快地将实验室中所获的理论和应用成果设计成相关的集成电路芯片或系统.目前已设计的集成电路与系统有:ATM 智能交换芯片^[47]、神经网络混沌加密算法芯片^[48]、语音压缩芯片、COMS 数字图象传感器^[49]、80c287 仿真器、以及电子邮件自动寻呼系统^[41]等.

3 研究展望

总的来说,有关神经网络及其在网络通讯中应用研究在世界范围内已经很多成果,但是由于神经网络的互联特性在器件兑现方面的复杂性问题,特别是以 Hopfield 模型为代表的全互联反馈神经网络,在目前的 VLSI 集成电路技术下,要实现这种具有一定功能的大规模并行互联人工神经网络器件是比较困难的,因此,它在一定程度上影响这些成果的推广和进一步的深入研究.不过,最近美国加州大学 Berkeley 分校的 Chua L O. 教授根据自己设计的一种易于 VLSI 兑现的局域连接细胞神经网络模型(CNN)^[50]研制出 CNN 并行处理器(或神经网络计算机芯片)^[51],并提出了基于该 CNN 并行处理器的通用编程理论^[52],从而为开发所谓真正的人工神经网络并行计算机系统及应用系统奠定了实验和理论基础.在今后有关神经网络及其在网络通讯中的应用研究方面,我们将着重有关 CNN 微处理芯片的性能和应用研究,希望借助 CNN 在集成电路实现和芯片可编程方面的特点研究开发出更具特色的理论成果及应用系统.

参考文献:

- [1] Hopfield J J, Tank D W. Science[J]. 1986, 233: 625- 633.
- [2] Choi M Y, Huberman B A. Dynamic behavior of nonlinear networks[J]. Physical Review, 1983, 28 (2): 1 204- 1 206.
- [3] Guo Donghui, Parr Gerard. Proc. of ITC 97 (Australia) [C]. 1997. 432- 440.
- [4] Donghui Guo, Gerard Parr. Proc. of SPECTS 1998, (USA) [C]. 1998, 37- 41.
- [5] Diffie W, Hellman M E. New direction in cryptography[J]. IEEE Trans., 1976, IT-22(3): 644- 654.
- [6] Yang T. Chaotic secure communication systems: History and new results[J]. Telecommunication Review, 1999, 9(4): 597- 634.
- [7] National Bureau of Standards, DES Modes of Operation, U. S. A. Department of Commerce, FIPS pub. 81, December 1980.
- [8] Rueppel R. Analysis and Design of Stream Ciphers[M]. New York: Springer Verlag, 1986.
- [9] Guo Donhui, Cheng L M, Cheng L L. A new symmetric probabilistic encryption scheme based on chaotic attractors of neural networks[J]. Applied Intelligence, 1999, 10 (1): 71- 84.
- [10] 郭东辉, 陈振湘, 刘瑞堂, 等. 关联优化存储下 Hopfield 网络的临界存储[J]. 计算机学报, 1997, 20(1): 77- 81.
- [11] 郭东辉, 陈振湘, 刘瑞堂, 等. Hopfield 神经网络的改进[J]. 厦门大学学报, 1993, 32(1): 33- 38.
- [12] 郭东辉, 陈振湘, 刘瑞堂, 等. 具有大容量稳定存储的加权神经网络[J]. 半导体光电, 1994, 15(3): 250-

- 254.
- [13] Guo Donghui, Chen Zhenxiang, Liu Ruitang, et al. Proc of Intl. Conf. On EL 94[C]. Beijing, 1994. 320– 324.
- [14] Guo Donghui, Cheng L M, Cheng L L, et al. Artificial retina neural network for pattern recognition [J]. SPIE, 1996, 2664, 153– 162.
- [15] Kropotov Y D, Kremen I Z, Ponomarev V A. Journal of Optical Technology[J]. 1998, 65(9) : 716– 720.
- [16] Guo Donghui, Wu Suntao. System integration for visual pattern processing based CMOS technology [J]. SPIE Proc., 2000, 4077: 218– 221.
- [17] 许志庚. 遗传算法与进化神经网络[D]. 厦门: 厦门大学物理学系, 1997.
- [18] Chen J Y, Chen Z X, Lu Y Y, et al. Training multi-layer networks with circle algorithm [J]. Semiconductor and Optical Technology, 1998, 4: 179– 181.
- [19] 吕迎阳. BP 神经网络样本分组策略[D]. 厦门: 厦门大学物理学系, 1999.
- [20] Shuai J W, Chen Z X, Liu R T, et al. The Hamilton neural network model[J]. Physica A, 1995, 216: 20– 31.
- [21] Chen Z X, Shuai J W, Liu R T, et al. The stability of the 2n-element number neural network models [J]. Physica A, 1995, 218: 291– 297.
- [22] Shuai J W, Chen Z X, Liu R T, et al. Hamilton neural network model: recognition of the color patterns[J]. Applied Optics, 1995, 34: 6 764– 6 768.
- [23] Guo Donghui, Cheng L M, Cheng L L, et al. Proc. of the 1996 WCNN[C]. USA: San Diego, 1996. 725– 728.
- [24] Guo Donghui, Cheng L M, Cheng L L, et al. proc. of ICONIP 96[C]. Hong Kong, 1996. 502– 507.
- [25] Shuai J W, Chen Z X, Liu R T, et al. Self evolution neural network[J]. Physics Letters A, 1996, 221: 311– 316.
- [26] Shuai J W, Chen Z X, Liu R T, et al. Maximum hyperchaos in chaotic nonmonotonic neuronal networks[J]. Physical Review E, 1997, 56: 890– 893.
- [27] Shuai J W, Wong K W. Noise and synchronization in chaotic neural networks[J]. Physical Review E, 1998, 57: 7 002– 7 007.
- [28] Chen J Y, Wong K W, Chen Z X, et al. Phase synchronization for discrete coupled map lattices[J]. Physical Review E, 2000, 61: 2 559– 2 562.
- [29] Chen J Y, Chen Z X, Shuai J Q, et al. A chaotic lattice and the circuit of its unit [J]. Canadian Journal of Physics, 1998, 76: 801– 804.
- [30] 陈剑勇, 陈振湘, 吕迎阳, 等. 一种混沌网络简单电路实现[J]. 量子电子学, 1998, 15: 356.
- [31] 郭东辉, 陈振湘, 刘瑞堂, 等. 计算机通信神经网络纠错的研究[J]. 高技术通讯, 1995, 11: 26– 28.
- [32] Guo Donghui, Chen Zhenxiang, Liu Ruitang, et al. Proc. of ISCE '1994[C]. Hongkong, 1994, 411– 414.
- [33] 纪安妮, 陈振湘, 郭东辉. 神经网络混沌吸引子在计算机加密通讯中的应用[J]. 半导体光电, 1996, 17 (3): 267– 270.
- [34] Guo Donghui, Parr Gerard. Proc. of SPECTS '1998[C]. 1998, 37– 41.
- [35] Databook. BONEs Designer Modeling Guide, CA(USA): Cadence Alta Group, 1996.
- [36] Databook. OPNET Designer Modeling Guide, CA(USA): MIL3 Ltd, 1999.
- [37] 郭东辉, 李立峰, 刘瑞堂, 等. 基于 BONEs 设计系统的多媒体互联网通讯仿真[J]. 厦门大学学报(自然科学版), 2000, 39(4): 453– 457.

- [38] 李立峰, 郭东辉, 刘瑞堂, 等. iLQF 调度算法及其参数的仿真[J]. 计算机与网络, 2000, (6): 26- 28.
- [39] 徐飞, 郭东辉, 陈彩生. 基于 MCS51 芯片的电话计费系统[J]. 无线电工程, 2000, 30(2), 31- 34.
- [40] 潘莉, 郭东辉, 纪安妮, 等. 基于 PSTN 的远程开关控制器[J]. 电讯技术, 2000, 40(4): 19- 22.
- [41] 李立峰, 郭东辉, 刘瑞堂, 等. 一种新型电子邮件自动传呼系统的实现[J]. 厦门大学学报(自然科学版), 1999, 38(1): 52- 55.
- [42] 郭东辉. 基于双向 HFC 的数字通讯系统及其接入终端的设计[J]. 电信科学, 2000, 16(12): 18- 21.
- [43] 郭东辉, 纪安妮, 李立峰. EDA 中心实验室建设初探[J]. 实验室研究与探索, 1999, 10(6): 41- 44.
- [44] 郭东辉, 李立峰, 刘瑞堂, 等. 基于互联网平台的 EDA 技术[J]. 福建电脑, 1998, (11): 233- 236.
- [45] 郭东辉, 李立峰, 刘瑞堂, 等. 基于 Linux 的网络系统管理及其 Internet 服务的配置[J]. 厦门大学学报(自然科学版), 1999, 38(6): 837- 841.
- [46] 李立峰, 郭东辉, 刘瑞堂, 等. 基于 Linux 系统的双宿主主机仿防火墙的设计[J]. 计算机系统应用, 1999, (12): 28- 30.
- [47] Guo Donghui, Parr Gerard. Proc. of NTCS/W-97 (Beijing) [C]. 1997. 236- 242.
- [48] 郭东辉, 何小娟, 陈彩生. 基于神经网络混沌加密算法的专用芯片设计[J]. 计算机学报, 2000, 23(11): 1 230- 1 232.
- [49] Zhang Wenru, Wu Suntao, Guo Donghui. Pixel circuit design of CMOS image sensor[J]. SPIE Proc., 2000, 4 077: 198- 201.
- [50] Chua L O, Yang L. Cellular neural networks: theory & application[J]. IEEE Trans. Circuits Syst., 1988, 35(10): 1 257- 1 290.
- [51] Chua L O, et al. CNN universal chips crank up the computing power[J]. IEEE Circuits and Devices Magazine, 1996, 12(4): 18- 28.
- [52] Chua L O. CNN: A Vision of Complexity, Singapore: River Edge[M]. NJ: World Scientific, 1998.

Neural Network and its Application in Communication

GUO Dong-hui, LU Ying-yang, LIU Rui-tang, WU Bo-xi

(Insti. of Tech. Phys., Dept. of Phys., Xiamen Univ., Xiamen 361005, China)

Abstract: We introduce firstly the advantages and purposes of neural network's application in communications, and the detail about our research results on theory of neural network and its applications in communication. At last, we present how to use technology of EDA (Electronic Design Automation) to do R&D of commercial application systems with our research results.

Key words: neural network; communication; IC design