

半导体神经计算机的硬件实现及其在连续语音识别中的应用

王守觉^{1,2}, 曹文明^{1,2}

(1. 中国科学院半导体研究所神经网络研究室, 北京 100083; 2. 浙江工业大学信息学院, 浙江杭州 310014)

摘 要: 本文首先分析了以 PC 机作为宿主机的半导体神经网络处理机 CASSANDRA-I, 进一步介绍了新的半导体神经计算机 CASSANDRA-II 的系统实现和功能特性, 并将其应用到问候语语音识别中, 实验结果表明 CASSANDRA-II 神经计算机识别结果优于 HMM 模型的识别结果。

关键词: 半导体; 神经网络; 语音识别

中图分类号: O235 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2006) 02-0267-05

Hardware Realization of Semiconductor Neurocomputer and Its Application to Continuous Speech Recognition

WANG Shou-jue^{1,2}, CAO Wen-ming^{1,2}

(1. Lab of Artificial Neural Networks, Institute of Semiconductors, CAS, Beijing 100083, China;

2. School of Information, Zhejiang University of Technology, Hangzhou, Zhejiang 310014, China)

Abstract: The first semiconductor neurocomputer CASSANDRA-I based on host-PC is analyzed, and the realization and characteristics of the novel semiconductor neurocomputer CASSANDRA-II are described. Finally, the semiconductor neurocomputer CASSANDRA-II is used to greeting speech recognition, the experiment results show that it provides higher discriminability for keyword candidates than HMM model.

Key words: semiconductor; neural networks; speech recognition

1 引言

神经网络从计算角度上理解是大量相同运算单元相互联接形成的一种无程序并行计算结构。实现这种结构可以有多种途径, 从具体物理器件与神经元的对应关系上可以分为全硬件实现和虚拟实现两种途径^[2,3]。

所谓全硬件实现指的是物理上的处理单元及通信通道与一个具体应用问题的神经网络模型中的神经元及联接一一对应, 即每一个神经元及每一互接均有与之对应的物理器件。如果用 P 个物理单元去实现由 N 个神经元组成的神经网络的计算, 只要 $P < N$ 我们就称这种实现为神经网络的虚拟实现。可见虚拟实现是对神经网络结构进行功能上的仿真^[1]。

在实际应用中, 通常选用具有在线学习功能的神经网络芯片, 即将网络训练所需的反馈电路及权值存储、计算和修正电路都集成在了一个芯片上。中科院半导体所王守觉等^[3-5]于 1995 年成功地研制了我国第一台数字模拟混

合处理的通用神经网络处理机 CASSANDRA-I (预言神一号) 神经计算机, 实现了全硬件的、具有自适应能力的神经网络。CASSANDRA-I 神经计算机以 PC 机作为宿主机, 通过编程实现前馈网络、反馈网络、SOM 等人工神经网络的模型和算法, 在网络运算过程中 CASSANDRA-I 神经计算机还具备随时修改网络参数及神经元非线性函数的功能, 这为研究更为复杂的新型人工神经网络模型和算法提供了强大的硬件性基础。本文进一步提出了新的半导体神经计算机 CASSANDRA-II 的实现过程, 并将其应用到语音识别中, 在小词汇量上取得了很好的效果。

2 CASSANDRA-I 神经处理机

CASSANDRA-I 神经计算机是一种通用的神经计算机, 它的神经计算机的计算公式如下:

$$O_{m_i}(t+1) = F_k \left[C \left(\sum_{j=0}^{n-1} S_{ji} W_{ji} I_{m_j} + \sum_{g=0}^{n-1} S_{gi} W_{gi} O_{m_g} \right) - \theta_i \right] \quad (1)$$

收稿日期: 2005-06-23; 修回日期: 2005-10-16

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 60576055)

$O_{m_i}(t+1)$ 为输入空间输入第 m 个对象时第 i 个神经元在 $t+1$ 时间的输出状态值, 其中 m 最大不超过 128, i 不超过 256.

n 为输入节点数量即输入空间维数和神经元的最大数量, n 不超过 256.

F_{k_i} 为第 i 个神经元的输出非线性函数, 其下标为第 i 个神经元所用非线性函数在函数库中的序号 k_i $1 \sim 64$.

I_{m_j} 为第 m 个输入对象中的第 j 维输入值输入至网络第 j 个输入节点时的状态值.

$O_{m_g}(t)$ 为在计算输入空间第 m 个对象时第 g 个神经元在时间 t 的输出状态值.

W_{ji} 为由第 j 个输入节点至第 i 个神经元的联接权值.

W_{gi} 为由第 g 个神经元至第 i 个神经元的联接权值.

S_{ji} 为决定网络拓扑结构模型的参数.

S_{ji} 为 0 时表示第 j 个输入节点与第 i 个神经元无联接.

S_{gi} 为 0 时表示第 g 个神经元输出与第 i 个神经元无联接, 反之为 1 时表示有联接.

θ_i 为第 i 个神经元的阈值.

C_i 为扩大运算动态范围用的比例因子 (1, 2, 4, 8). CASSANDRA-II 神经计算机系统总体功能是由神经处理机硬件 (主机) 和宿主机上运行的神经计算机专用软件相配合而实现的, 它具有以下特点:

- (1) 可以计算任意拓扑结构的前馈网络或反馈网络.
- (2) 各个神经元可以在非线性函数库中任意选择不同的激励函数.
- (3) 可以有不同阈值和不同比例因子.
- (4) 在网络拓扑结构和神经元参数方面它有很大的灵活性与适应能力.

3 CASSANDRA-II 神经计算机硬件实现及其功能描述

对于计算式 (1) 的神经元, 其基础是感知器的数学模型, 它只能作超平面神经网络的运算而较难作超曲面神经网络的运算, 因而探讨一种通用的功能多且灵活性高的高阶神经元基本运算模型就成为下一代神经计算机的目标和任务.

本文提出了一种基于 CASSANDRA-I 神经计算机的新的神经计算机 - CASSANDRA-II. CASSANDRA-II 神经计算机一次模拟神经网络最大规模为 1024 个神经元, 每个神经元最多可有 512 个输入突触, 每个输入可以有两个权值, 一个称为方向权值, 另一个称为核心权值, CASSANDRA-II 神经计算机具有下列多种工作模式:

(1) 用作通用前馈网络一次可模拟 1024 个神经元, 全部神经元可与 256 维输入节点联接, 其中前 256 个神经元的输出可以联接至任何神经元作为输入, 也可以作为各隐层的神经元, 其状态亦能读出, 后 768 个神经元专用于网

络的输出层. 这种工作模式一次最多可计算 63 个样本.

(2) 用作全联接的反馈网络可模拟 256 个神经元, 每个神经元有 512 个输入突触, 除了全联接反馈以外, 按需要均可与 256 维输入节点联接. 计算反馈网络时一次计算可迭代 63 次, 可同时读出逐次迭代中间与最终结果.

(3) 用作优先度排序的单层感知器 POSLP. 此种工作模式中, 输入节点为 512 维, 神经元数量为 1024 个, 一次最多可计算 127 个输入样本矢量.

3.1 CASSANDRA-II 神经处理机硬件通用计算式

通用计算式如下:

$$O_{m_i}(t+1) = F_{k_i} \left\{ \theta_i [C_i (A) - \theta_i] \right\} \quad (2)$$

其中:

$$A = \left[\begin{array}{c} n \\ j=1 \end{array} \left\{ \frac{W_{ji} (I_{m_j} - \bar{W}_{ji})}{|W_{ji} (I_{m_j} - \bar{W}_{ji})|} \right\}^s |W_{ji} (I_{m_j} - \bar{W}_{ji})|^p \right. \\ \left. + \begin{array}{c} n \\ g=1 \end{array} \left\{ \frac{W_{gi} (O_{m_g} - \bar{W}_{gi})}{|W_{gi} (O_{m_g} - \bar{W}_{gi})|} \right\}^s |W_{gi} (O_{m_g} - \bar{W}_{gi})|^p \right] \quad (3)$$

式中:

$O_{m_i}(t+1)$ 为输入空间输入第 m 个对象时第 i 个神经元在 $t+1$ 时间的输出状态值, 其中 m 最大不超过 128, i 神经元数量最大不超过 1024.

F_{k_i} 为第 i 个神经元的输出非线性函数, 其下标 k_i 为第 i 个神经元所用非线性函数在函数库中的序号 1 至 8.

I_{m_j} 为第 m 个输入对象中的第 j 个即第 j 维输入值输入至网络第 j 个时的状态值, W_{ji} 为由第 j 个输入节点至第 i 个神经元的方向权值, W_{gi} 为由第 g 个 (1 \sim 256) 神经元输出联接至第 i 个 (1 \sim 1024) 神经元的核心权值.

p 为幂参数 1/3, 1/2, 1, 2, 3, 4.

s 为单项正负符号规则 0 或 1, $O_{m_g}(t)$ 为当输入为第 m 个对象时第 g 个 (1 \sim 256) 神经元在时间 t 的输出状态值, θ_i 为第 i 个 (1 \sim 1024) 神经元的阈值.

C_i 为神经元输入规模比例因子.

θ_i 为神经元非线性函数坐标比例因子.

从通用计算式上不难看出, CASSANDRA-II 神经计算机是以双权值突触神经元 DSWN^[8~10, 12] 为基本神经元构造单元, 因此 CASSANDRA-II 可以模拟含有各种特性神经元的 (包括超平面, 超球面以及各种超椭圆面和超立方体等) 任意结构的神经网络.

4 半导体神经计算机在语音识别中的应用

4.1 问候语语音的特征提取

在对语音信号进行 MFCC 特征参数提取的基础上, 还采用了一种新的数据压缩方法——按一定的夹角距离进行减帧. 我们首先将原始语音帧经过 MFCC 特征参数提取后, 获得 16 个特征参数, 将每 16 个特征参数组成一个向量 C_i , $i = 1, 2, \dots, n$, 然后计算相邻两个 16 维向量之间的夹角 $\theta_j = \arccos \left\{ \frac{C_i \cdot C_{i+1}}{|C_i| \cdot |C_{i+1}|} \right\}$, 当该夹角小于统计实验数据

0.13rad时,则删去 C_j 或 C_{j+1} 中的一个, $n = n - 1$,直到相邻向量的夹角都大于等于 0.13rad或 $n = 8$ 。当夹角 θ_j 小于 0.13rad时,删去 C_j 还是删去 C_{j+1} 呢? 我们采用以下方法:

$$1 = \begin{cases} \theta_j, & j = 1 \\ \arccos \frac{C_{j-1} \cdot C_{j+1}}{|C_{j-1}| \cdot |C_{j+1}|}, & j = 2, 3, \dots, n-1 \end{cases} \quad (4)$$

$$2 = \begin{cases} \theta_j, & j = n-1 \\ \arccos \frac{C_j \cdot C_{j+2}}{|C_j| \cdot |C_{j+2}|}, & j = 1, 2, \dots, n-2 \end{cases} \quad (5)$$

根据式(4)和式(5)计算夹角 θ_1 和 θ_2 ,若 $\theta_1 < \theta_2$,则删去向量 C_{j+1} ,反之则删去 C_j 。

对压缩完的数据,我们还把它规整为一定的长度,即用人耳试听、人眼观看的方法,挑选出每个人每一类 MFCC形式的单字音节试听效果最佳的连续 8 个向量(共 16×8 个值),将这 128 个数值组成的高维特征向量。

综上所述,特征参数提取过程可以总结如下:

第一步:将切分好的问候语单字样本按 Mel倒谱方式提取特征向量。

(1)设学习样本(问候语单字语音)的原始语音集合为 $S = \{S_i | S_i \in S\}$, S_i 为第 i 类样本的集合, $x(n)$ 为样本集 S_i 中的第 n 个采样点,将 $x(n)$ 经过如下预加重处理:

$$x(n) = x(n) - (0.9375) * x(n-1)$$

(2)再经过窗宽为 256,帧移为 64 的汉明窗: $x(n) = [0.54 - 0.46 \cos(2\pi n/255)]x(n)$,对问候语单字语音进行分帧处理。

(3)每一帧数据再经过有 24 个滤波器组的 Mel倒谱变换,得到 D_m ,去掉第 1 个带有明显能量特征的系数,以及最后 7 个趋近于零的系数,留下 16 个系数作为特征参数。

第二步:将冗余数据剔除,即按一定的夹角距离进行减帧。

计算相邻两个 16 维向量之间的夹角 $\theta_j = \arccos \left(\frac{C_j \cdot C_{j+1}}{|C_j| \cdot |C_{j+1}|} \right)$,当该夹角小于统计实验数据 0.13rad时,则删去 C_j 或 C_{j+1} 中的一个, $n = n - 1$,直到相邻向量的夹角都大于等于 0.13rad或 $n = 8$ 。

第三步:将数据规整为一定的长度。

挑选出每个人每一类 MFCC形式的单字音节试听效果最佳的连续 8 个向量(共 16×8 个值),将这 128 个数值组成高维特征向量。

4.2 半导体神经计算机的训练与识别

共有 18 类样本,设这 18 类样本中的每一类样本组成的集合为 $S_i (i=0, 1, \dots, 17)$,从每类样本的每个人中选取 10 个经过特征提取后的 128 维的向量(共 240 个样本点)组成新的构网集合: $S_i = \{X_{ij} | X_{ij} \in S_i, j=1, 2, \dots, 240\}$,对每一类构网集合 $S_i (i=0, 1, \dots, 17)$ 中的样本进行学习,并采用半导体神经计算机 CASSANDRA-II 训练与识别。

5 实验结果与分析

5.1 被识别的连续语音库的建立

被识别的问候语连续语音库的大部分特点都与连续语音库的特点相同,只是数据内容和语音库的大小有所不同,具体情况如下:

·语音数据内容不同

每段语音可以是由类别 1~18 的单字组成的问候语语句,要求必须连续说出,即保证是连续语音。表 1 给出了 1~18 类的单字。

·语音库的大小不同

参与的人员共有 29 人,分别为 16 名女性,13 名男性,其中有 1 名女性,4 名男性是未参加过训练的。每人说任意 3 句由类别 1~18 的单字组成的问候语语句。

5.2 HMM 模型与本系统的建模情况

除了本系统中所用到的训练和识别方法基于半导体神经计算机方

表 1 单字类别

类别	单字	
	中文	拼音
1	吃	Chi
2	过了	Guole
3	好	Hao
4	很	Hen
5	叫	Jiao
6	吗	Ma
7	名	Ming
8	你	Ni
9	请	Qing
10	上	Shang
11	什么	Shenme
12	晚	Wan
13	问	Wen
14	我	Wo
15	午	Wu
16	下	Xia
17	早	Zao
18	字	Zi

法外,我们还与 HMM 模型的识别效果进行了比较。

我们通过将同样的训练样本分别用半导体神经计算机的方法和 HMM 模型的方法进行训练,然后再用同样的待识别样本分别用这两种方法进行识别。表 2 是待识别样本的个数统计及样本类别。我们根据不同的样本数量对参加训练的的训练样本进行分组,共分为 5 组,具体情况见表 3。

表 2 半导体神经计算机方法和 HMM 模型方法所用的识别样本个数

类别数	1	2	3	4	5	6	7	8
单字	Hao	Jiao	Ma	Ming	Shang	Wan	Zao	Zi
个数	1063	431	288	430	432	357	358	422

表 3 不同样本数量分组情况

分组	1	2	3	4	5
每人每类的样本数	1	3	6	8	10
每类的样本点数量	24	72	144	192	240

而对于 HMM 的类型,我们则采用了连续型 HMM。在连续型 HMM 中, B 参数一般用高斯概率密度函数来表示。

HMM 模型通常

表 4 一个连续 HMM 的基本元素组合

采用 (A, B) 表示, 对于一个连续 HMM, 其基本元素组合为:	模型参数	说 明
	N	模型的状态数
	$A = \{a_{ij}\}$	状态转移概率矩阵
	$\pi = \{\pi_i\}$	各状态的初始概率分布
	$B = \{b_i(o)\}$	输出概率密度函数

见表 4。

表 5 则是采用 HMM 模型方法建立声学模型时,经多次调整后正确识别率最高的一次的状态数和高斯概率密

度函数的个数.

表 5 HMM 模型建模时所用的最佳状态数和高斯密度函数个数

训练样本个数	24	72	144	192	240
状态数	5	5	5	5	5
高斯密度函数个数	2	6	6	6	3

5.3 HMM 模型系统与本系统的实验结果比较

表 6(a~e)是采用同样的训练样本(分为每类训练样本个数是 24、72、144、192、240 个的五组训练样本),再用同样的待识别样本分别用半导体神经计算机的方法和 HMM 模型的方法进行识别的结果比较.表 7 则是当每类训练样本个数不同时,总识别正确率的比较.

隐马尔可夫模型(HMM)^[11]是功能非常强大的随机过程模型,巧妙地将统计理论和动态规划相结合,以相当简练的参数和灵活的结构实现了时变信号的建模,成为主流的语音识别方法.然而 HMM 是基于统计学方法,通过统计某类样本出现的概率来认识该类事物,因此,模型的训练需要大量的数据.对训练样本集中出现概率大的情况识别较好;出现概率少的样本容易得不到充分的训练而引起误识.显然,在训练样本集中出现概率大的样本对应样本数量多,从而每个样本包含的平均信息量少,而出现概率少的每个样本包含的平均信息量大,因此基于统计学的学习方法对样本数据的信息利用程度不高.最后,从比较结果的发展趋势看(如表 7),随着样本数量的增多,两种方法的识别率之间的差距也会慢慢减小,当样本数量趋近无穷时,它们的正确识别率都会渐渐逼近 100%,在神经元个数足够的前提下,以神经计算机 CASSANRA-II 建模的语音识别方法的正确识别率仍将高于 HMM 模型方法的识别率,这是因为神经计算机 CASSANDRA-II 神经计算机的识别依据是语音在高维空间的形态分布,CASSANDRA-II 可以模拟含有各种特性神经元的(包括超平面,超球面以及各种超椭球面和超立方体等)任意结构的神经网络,而 HMM 模型方法却仅仅是一种概率分布,其精确程度自然不如神经计算机.

表 6(a) 每类训练样本为 24 个时的识别率的比较

单字	半导体神经计算机方法	HMM 模型方法
Hao	0.8683	0.7234
Jiao	0.9536	0.8631
Ma	0.8681	0.6910
Ming	1.0000	0.9930
Shang	0.8657	0.7037
Wan	0.9384	0.8263
Zao	0.8743	0.7486
Zi	0.9716	0.9242

表 6(b) 每类训练样本为 72 个时的识别率的比较

单字	半导体神经计算机方法	HMM 模型方法
Hao	0.9530	0.8805
Jiao	0.9698	0.8863
Ma	0.9549	0.9271

续表 6(b)

单字	半导体神经计算机方法	HMM 模型方法
Ming	1.0000	0.9930
Shang	0.9329	0.8588
Wan	0.9608	0.9440
Zao	0.9078	0.8715
Zi	0.9905	0.9573

表 6(c) 每类训练样本为 144 个时的识别率的比较

单字	半导体神经计算机方法	HMM 模型方法
Hao	0.9643	0.9153
Jiao	0.9930	0.9327
Ma	0.9896	0.9549
Ming	1.0000	0.9930
Shang	0.9606	0.9074
Wan	0.9692	0.9776
Zao	0.9777	0.9190
Zi	1.000	0.9787

表 6(d) 每类训练样本为 192 个时的识别率的比较

单字	半导体神经计算机方法	HMM 模型方法
Hao	0.9577	0.9144
Jiao	0.9930	0.9466
Ma	0.9965	0.9826
Ming	1.0000	0.9930
Shang	0.9792	0.9421
Wan	0.9748	0.9860
Zao	0.9749	0.9469
Zi	0.9976	0.9858

表 6(e) 每类训练样本为 240 个时的识别率的比较

单字	半导体神经计算机方法	HMM 模型方法
Hao	0.9802	0.9059
Jiao	0.9930	0.9559
Ma	1.0000	0.9618
Ming	1.0000	1.0000
Shang	0.9907	0.9306
Wan	0.9944	0.9888
Zao	0.9469	0.9469
Zi	1.0000	0.9834

表 7 每类训练样本个数不同时总的正确识别率的比较

每类训练样本个数	半导体神经计算机方法	HMM 模型方法
24	0.9114	0.7998
72	0.9587	0.9088
144	0.9788	0.9415
192	0.9796	0.9532
240	0.9870	0.9497

6 结论

本文首先分析了中科院半导体所王守觉等于 1995 年研制成功我国第一台数字模拟混合处理的通用神经网络处理机 CASSANDRA-I(预言神一号)神经计算机,其以 PC 机作为宿主机,通过编程实现前馈网络反馈网络 SOM

等人工神经网络的模型和算法,在网络运算过程中预言神一号神经计算机还具备随时修改网络参数及神经元非线性函数的功能,这为研究更为复杂的新型人工神经网络模型和算法提供了强大的硬件性基础.本文进一步提出了新的半导体神经计算机的实现过程,实验证明该方法在解决非特定人问候语音连续语音识别系统的稳定性方面确实是一种不错的途径,它在话筒离话者比较近、带有部分马路背景噪声等情况下,仍能达到较高的字识别率.今后我们将对本文的工作进一步完善对新的半导体神经计算机的硬件以及它的应用.

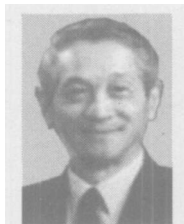
参考文献:

- [1] C M Bishop. Neural Networks for Pattern Recognition [M]. Oxford University Press, New York, 1995.
- [2] Wang Shoujue, et al Modeling and optimization of semiconductor manufacturing process with neural networks [J]. Chinese Journal of Electronics, 2000, 9(1): 1 - 5.
- [3] Wang Shoujue, Wang Liyan, Wei Yun, Lu Huaxiang. A general purpose neuro processor with digital-analog processing [J]. Chinese Journal of Electronics, 1994, 3(4): 73 - 75.
- [4] 王守觉,鲁华祥,陈向东,曾玉娟. 人工神经网络硬件化途径与神经计算机研究 [J]. 深圳大学学报, 1997, 14(1):
- [5] 魏允,王守觉,王丽艳,鲁华祥. 一种通用神经网络处理机设计及其 VLSI 集成化讨论 [J]. 电子学报, 1995, 23(5): 69 - 73.
Wei Yun, et al Design of a general purpose neuro processor with digital-analog processing and discussion on VLSI integration [J]. Acta Electronica Sinica, 1995, 23(5): 69 - 73. (in Chinese)
- [6] Wang Shoujue, et al Geometrical learning, descriptive geometry, and biomimetic pattern recognition [J]. Neurocomputing, 2005, 67: 9 - 28.
- [7] 王守觉. CASSANDRA-II Neurocomputer 预言神一号神经计算机安装及使用说明书 [P]. 中科院半导体研究所, 2001.
- [8] 徐健. 基于仿生模式识别的独立运转神经计算机软硬件设计及其应用研究 [D]. 北京:中国科学院半导体所, 2003.
- [9] Wang Shoujue, et al Biomimetic pattern recognition theory and its applications [J]. Chinese Journal of Elec-

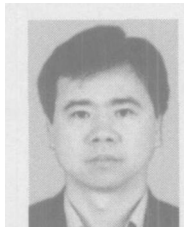
tronics, 2004, 13(3): 373 - 377.

- [10] Wang Shoujue. A new development on ANN in China-Biomimetic pattern recognition and multi weight vector neurons [J]. Lecture Notes in Artificial Intelligence, 2003, 2639: 35 - 43.
- [11] Jain A K, et al Statistical pattern recognition: A review [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(1): 4 - 37.
- [12] 李卫军. 基于仿生模式识别的实物专用神经计算机系统研究与设计 [D]. 北京:中科院半导体所, 2004. 6.

作者简介:



王守觉 半导体器件物理学家, 1926 年 6 月生, 1949 年同济大学毕业, 任职北京研究院镭学所, 1953 年任一机部二院主任设计师, 1955 年当选为上海市劳模、全国先进工作者, 1956 年调到半导体研究所前身——物理所半导体研究室, 成为我国半导体事业奠基人之一, 1980 年当选中国科学院院士, 1956 年参加研制了我国第一支锗晶体管, 1958 年负责研制成我国第一支数百兆赫的锗高频扩散晶体管, 并筹建 109 厂为“两弹一星”计算需要的 109 乙机和 109 丙机提供了器件, 1963 年研制成我国最早的硅平面型晶体管和固体电路, 获国家科委一等奖与国家发明奖, 1971 年研制成我国首台积木式图形发生器, 并提出了 IC CAD 布线新算法—总体损益分析法, 该自动制版系统获科学大会奖, 1978 年在国际上最早发明了一种集成模糊逻辑电路, 依此研制成高速 D/A 转换器, 使我国所需 8 位高速 D/A 转换器速度提高了 20 倍, 获国家发明三等奖及中科院一、二等奖共五项, 1995 年首创了网络模型灵活可变的小型神经计算机, 被评为 95 电子十大科技成果之一、国家“八五”科技攻关重大科技成果, 首创了多变量控制生产的神经网络优化系统, 应用于中国华晶电子集团公司某产品的完整的工业生产控制优化问题中, 使成品率相对提高了 11.2%, 为大工业生产的控制优化开辟了新的途径, 神经网络理论上提出了系列新模型新算法, 付之实现后使相同的实物目标识别系统训练时间大大缩短, 识别率大大提高, 现主要从事半导体神经网络、模型、算法和应用的研究, 兼任中国电子学会副理事长, 计算机学会多值与模糊逻辑专委会名誉主任, CAD 与图形学专委会名誉主任.



曹文明 教授, 1965 年 11 月出生于江苏洪泽, 2003 获得东南大学自动化研究所控制理论与控制应用博士学位, 中国神经网络委员会学术委员会主任委员, 浙江工业大学智能信息系统研究所副所长, 主要研究方向: 人工智能, 模式识别, 神经网络理论, 计算信息几何方法.

E-mail: wmcao@mail.semi.ac.cn