

用于光学神经网络硬件系统误差纠正 的虚拟神经网络*

常胜江 张文伟 金成海 陈 成 申金媛 翟宏琛 张延焯

(南开大学现代光学研究所, 国家教委光学信息技术开放实现室, 天津 300071)

摘 要 提出了一种用于修正光学神经网络硬件系统误差的虚拟神经网络模型。光学实验结果表明该网络能够有效地消除硬件系统误差对实验结果的影响。

关键词 虚拟神经网络, 硬件误差, 光电混合神经网络。

1 引 言

神经网络的硬件实现是神经网络推广应用的迫切需求, 也是实验研究神经网络理论的必要条件。目前神经网络的硬件实现有三种途径: 虚拟神经网络、神经网络集成芯片(VLSI)、光学技术实现的神经网络。

作者曾研制规模为 1024 个神经元的光电混合神经网络硬件系统(简称 NP1024 光神经网络处理器), 并在该系统上进行的交通标志联想识别的实验获得了较满意的实验结果^[1], 但与计算机模拟的结果相比还不十分理想。分析其原因主要是硬件系统的误差造成的^[2]。由于在作者的硬件系统中有些误差无法写成确切的数学表达式, 因此, 消除硬件系统误差的离线学习算法无法应用到本系统中。针对消除硬件误差方法的不足以及根据 NP1024 光神经网络处理器中用 CCD 作为光电转换器接收光学加权求和的特点, 本文提出采用虚拟网络的方法来消除硬件系统误差对运算结果的影响。实验结果表明, 该方法能够有效地消除硬件系统误差。

2 NP1024 神经网络处理器的基本原理

图 1 为 NP1024 光电混合神经网络处理器的原理图。整个系统可分为三个部分: (I) 双极光互连编码(Bipolar IWM Composition): 通过调整反射镜 M_1 和半透半反镜 BS_2 使分别照明正和负互连模板(IWM^+ 和 IWM^-) 的两束平行光的方向成一个小夹角, 调整正(或负)模板的位置, 使正和负模板经由 L_3 和 L_4 组成的 $4f$ 系统后所成的像能够精确地重合在 32×32 的小透镜阵列(CLA)的前焦面上。虽然正和负模板的像在小透镜阵列的前焦面上是重合的, 但两

* 国家自然科学基金(No. 69587005)资助。

收稿日期: 1997-06-23; 收到修改稿日期: 1997-11-10

光束的传播方向不同, 因此, 不同方向的光束分别携带着正负模板的信息。(II) 光互连及加权求和(Optical Weighted Summation): 小透镜阵列前焦面处的正负模板的像经由小透镜和 L_5 组成的 $4f$ 系统后, 正和负模板上的每一互连子矩阵都重合地成像于开关阵列(LCSA)上, 由于携带正负模板信息的两平行光方向有一个小夹角, 经透镜 L_6 后, 正和负模板上对应位置的互连子矩阵的加权求和结果会聚于 CCD 板面上不同的位置, 形成 2×1024 个光点。

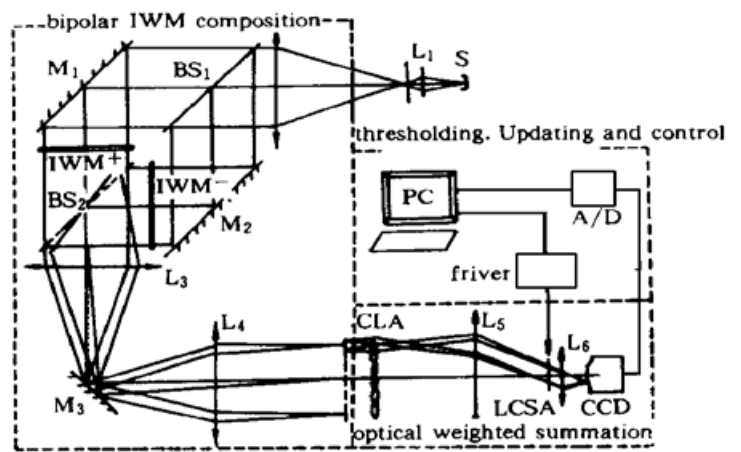


Fig. 1 NP1024 neuroprocessor

水平方向上相邻的每两个光点代表正负模板上的互连子矩阵与开关阵列中输入模式的加权求和的结果。(III) 光电转换与非线性操作(Thresholding, Updating and Control): 这一部分主要由计算机完成, 2×1024 个光点经 CCD 探测并进行 A/D 转换变为数字信号后, 由计算机进行相减、取阈以及非线性操作, 处理后的结果由计算机送入开关阵列进行下一次迭代。

从图 1 可以看出, NP1024 光神经网络处理器采用了光电结合的方式, 充分利用了光学的高度并行性、空间互连能力以及电子技术的灵活性等特点, 正是这一特点为处理探测器探测到的数据提供了更灵活的手段。

3 NP1024 光神经网络处理器硬件系统的误差分析

NP1024 光神经网络处理器主要有以下几种误差:

1) 透镜像差

再完美的光学设计也不可能保证透镜没有一点像差, 同时考虑到设计的难易程度、加工成本及以装配精度等方面因素的影响, 这种硬件误差是不可避免的。

2) CCD 探测器噪声

CCD 器件的光电转换因子、光谱响应的特性参数对系统影响不大。但是 CCD 器件的噪声和暗电流对实验的影响是不可忽略的。CCD 的噪声源有: 由于电荷注入引起的噪声; 电荷转移过程中, 电荷量的变化引起的噪声; 由检测时产生的噪声; 图像卡的 A/D 转换噪声;

3) 成像于开关阵列非理想对比度以及非均匀性所引起的误差。

为了提高成像于开关阵列的对比度, 在本系统中使用了一片中心波长为 570 nm 的窄带滤波片, 使成像于开关阵列的对比度可提高到 $40 \cdot 1$, 尽管如此它同理想的对比度 $1 \cdot 0$ 还有相当大的差距, 同时成像于开关阵列中像素单元对光的透过率的不均匀性也会对实验结果产生不小的影响。

4 消除硬件系统误差的虚拟网络

虚拟神经网络方法是指借助电子计算机来完成神经网络运算的方法, 在本系统中, 虚拟网络的运算是由系统中的计算机完成的。众所周知, 神经网络中每一个神经元接收到的净输入是输入信号加权求和的值, 其中第 i 个神经元获得的净输入 O_i 可以写为:

$$O_i = \sum_{j=1}^N W_{ij} S_j \tag{1}$$

式中 W_{ij} 为网络的互连矩阵, $S_j, j = 1, 2 \cdots N$, 表示输入模式, N 表示网络的神经元数。(1) 式可以继续写为:

$$O_i = O_i^+ - O_i^- = \sum_{j=1}^N (W_{ij}^+ S_j - W_{ij}^- S_j) = \sum_{j=1}^N W_{ij}^+ S_j - \sum_{j=1}^N W_{ij}^- S_j \tag{2}$$

式中 W_{ij}^+ 为互连矩阵 W_{ij} 中的正值部分, W_{ij}^- 为互连矩阵中的负值部分。在本系统中, (2) 式的运算是由光学系统完成的。由于光学无法表示负值,

在本系统中通过采用光束方向编码来完成(2)式的运算, 光束方向编码方法形成的两光点的能量代表着 O_i^+ 和 O_i^- 的数值, 如果不加虚拟网络, 那么第 i 个输出神经元的状态由 $O_i^+ - O_i^-$ 的符号决定。光点 O_i^+ 和 O_i^- 的能量由 CCD 接收, 经 A/D 转换后变为数字信号。在实验中发现光点 O_i^+ (或 O_i^-) 的能量通常由 CCD 的十几个像素的值表示。由于表示每一光点能量的像素数据包含了上面提到的几种硬件误差, 因此, 只要对这些数据进行适当的处理就能够消除硬件误差, 使实验结果同计算机模拟结果相吻合。为此, 作者提出了一个基于感知机模型的虚拟网络来消除硬件误差对实验结果的影响。把 CCD 采集到的表示 O_i^+ 和 O_i^- 光点能量的像素值作为第 i 个感知机单元的输入, 通过训练感知机的互连权重就可以消除硬件误差, 得到正确的联想结果。这一处理过程可以用图 2 来描述。

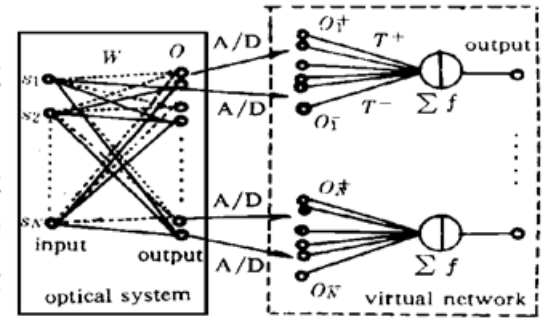


Fig. 2 The optical hybrid system cascaded a virtual network

在光学系统的框图中以椭圆表示输出层的一个神经元, 椭圆中两个点表示光学系统得到的两个光点, 框图中的虚线表示输入节点与输出神经元的正连接(正的互连权重), 实线表示负连接(负的互连权重)。在虚拟网络的框图中, 以一个椭圆表示光学系统输出层的一个光点。这一光点由十几个 CCD 像素表示, 椭圆中的点表示这些像素值, 并以 x^+ 和 x^- 表示这些像素值。在虚拟网络中神经处理单元的功能主要有二个, 求和功能(由 Σ 表示), 非线性操作(以 f 表示, f 通常取符号函数 sgn 形式)。

对虚拟网络中第 i 个感知机单元的学习算法如下:

1) 给定互连的初始值: 给定感知机模型的初始互连 $T_{ij}^+(0)$ 和 $T_{ij}^-(0) (j = 1, 2 \cdots n)$ 各一组较小的随机非 0 值, 其中 $T_{ij}^+(0)$ 为表示 O_i^+ 的像素值 x^+ 与输出神经元之间的互连, $T_{ij}^-(0)$ 为表示 O_i^- 的像素值 x^- 与输出神经元之间的互连, n 为表示一个光点所用像素的个数。 $T_{ij}^+(t)$ 和 $T_{ij}^-(t)$ 为 t 时刻的互连。

2) CCD 采集到的数据 x^+ 和 x^- 作为感知机单元的输入样本。希望的输出值分别为 d_i^+ 和 d_i^- (由计算机模拟给出)。

3) 计算实际输出

$$y_i(t) = \left[\sum_{j=1}^n T_{ij}^+(t) x_j^+ - \sum_{j=1}^n T_{ij}^-(t) x_j^- \right] = y_i^+ - y_i^-$$

4) 修正互连权重 T

$$\begin{aligned} T_{ij}^+(t+1) &= T_{ij}^+(t) + [d_i^+ - y_i^+(t)] \eta, & j &= 1, 2, \dots, n \\ T_{ij}^-(t+1) &= T_{ij}^-(t) + [d_i^- - y_i^-(t)] \eta, & j &= 1, 2, \dots, n \end{aligned}$$

式中 $0 \leq \eta \leq 1$, 通常 η 不能太大, 太大会影响互连权重 T 的收敛, η 也不能太小, 太小使互连

权重 T 的收敛速度太慢。

5) 同时对正负互连权重进行修正, 若对所有的输入样本实际输出与希望输出值相同时结束学习过程, 否则转到 2) 继续调整互连权重。

由于感知机的互连权重是用带有硬件误差的输入来进行训练的, 因此得到的收敛的互连权重已修正了硬件误差。

5 实验结果

上述的虚拟网络模型用在了交通标志的联想存储实验中, 图 3 为两种不同处理方法和得到的实验结果: 1) 两光点之差作为输出的处理结果; 2) 虚拟网络的处理结果。从实验结果可以看到, 本文提出的虚拟网络模型具有可靠的硬件误差修正能力。

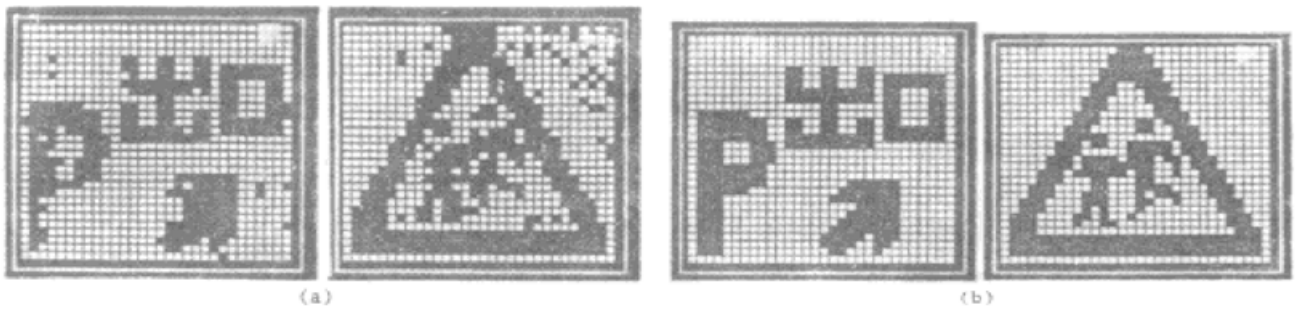


Fig. 3 Experimental results

结 论 针对已有的消除硬件误差方法的不足及从我们自己的光学系统的特点出发, 本文提出了用于硬件误差修正的虚拟神经网络模型并把这一模型用在了要联想存储的实验中, 实验结果表明虚拟网络模型具有可靠的硬件误差修正能力。

参 考 文 献

- [1] 常胜江, 申金媛, 张延焯, 分区适应截值模型及其在交通标志识别中的应用. 光学学报, 1996, **16**(12): 1749~ 1766
- [2] 杨建文, 高胜泉, 张延焯, 光学神经网络中硬件误差对性能影响的分析. 光学学报, 1995, **15**(12): 1689~ 1696

A Virtual Network Model for the Errors Correction of Hardware System

Chang Shengjiang Zhang Wenwei Jin Chenhai Chen Su
Shen Jinyuan Zhai Hongshen Zhang Yanxin

(Institute of Modern Optics, Optical Information Science Laboratory, Nankai University, Tianjin 300071)

(Received 23 June 1997; revised 10 November 1997)

Abstract A virtual neural network model for correcting the errors of hardware system is proposed. The optical experimental results show that the virtual network can efficiently correct the errors of hardware system.

Key words virtual network, error of hardware system, hybrid optical network.