

60-63

BP 网络的权值诱导与层次训练算法

Weight Value Induction of BP Network and Corresponding Hierarchical Training Algorithm

胡建军 黄安贻 张仲甫 TP18

(武汉汽车工业大学机电工程学院 武汉430070)

摘要 According to the difficulties of the physical realization of BP network, this paper presents a valuable weight induction training algorithm to induce and adapt the network weight values to the required range of electronical circuits and parts. As an example, a BP network with two hidden layers on 3×3 TC recognition problem is trained with this algorithm, and a brief comment is presented.

关键词 BP network, Training algorithm, Physical realization, Optimization algorithm

BP 神经网络以其结构简单、工作状态稳定等特点,成为当前应用最广的一种神经网络模型,应用范围包括识别分类、非线性映射、复杂系统仿真等方面。但是, BP 网络也存在局部极小、收敛速度慢、网络结构选取困难等缺点。对此,已提出了多种改进算

法^[3]。然而,事实上, BP 网络的硬件实现是其从实验室走向应用的关键环节,怎样得到一组既能达到预定功能又便于硬件实现的网络结构与权值,就成为 BP 网络研究的一个重要方面。本文针对这个问题,提出了 BP 网络的权值诱导的概念以及相应的一种

单位,先将目标模式(允许有相近的模式)全部嵌入到此混沌吸引子中,在记忆恢复阶段,网络便不会收敛于某一特定的目标模式,即记忆恢复过程是动态的,但能遍历目标模式(混沌遍历性)。这一点有一定的生理依据,因为生物信息处理也是动态的,它必须依据环境的变化而变化。作为对比,本文也仿真了 Hopfield 联想记忆网络的记忆恢复过程,它就不能再现全部目标模式,恢复过程是静态和唯一的,缺乏灵活性。因此,该混沌神经网络有助于克服在利用不动点进行信息处理中常见的网络陷入局部最小的困难局面。也应该看到,这种混沌神经网络没有一种最终的期望输出模式,若要获得期望的目标模式,一方面可以通过引入模式识别层,进行判断和识别;另一方面也可以通过混沌控制,使整个网络收敛于某一周期轨道(即某一固定点,对应于某一目标模式),或者研究新的学习算法(如自组织学习和竞争等)。此外,扩大网络的记忆容量也是值得研究的。所有这些问题都需要进一步深入研究。

总之,探索混沌神经网络在动态行为下的信息处理过程和能力是面向未来的研究课题,随着人们对神经系统的逐步理解,今后的研究也会渐渐深入,并将丰富神经网络的理论和应用。

参考文献

- [1] Yorke J., Grebogi C., The impact of chaos on science and society, United Nations University press, 1993
- [2] Masahiro N., Masaki O., On the chaos region of the modified Nagumo-Sato model, J. of the Physical Society of Japan, 61(4), 1992
- [3] 韩明虎、余英林, 基于耦合的混沌神经网络建模方法, 通信学报, 16(2), 1995
- [4] Aihara K. et al., Chaotic neural networks, Physics Letters, 144 A(6,7) 1990
- [5] Hopfield J. J., Neural networks and physical systems with emergent collective computation abilities, Proc. of National Academy of Sciences, USA, 1982, 79

胡建军 硕士生,研究方向:智能 CAD/CAM。黄安贻 博士生,研究方向:机械制造与自动化。张仲甫 教授,博士生导师,研究方向:机械制造与自动化。

训练学习算法,并对此用一个典型问题进行了计算机仿真实验。

一、神经网络的硬件实现及其困难

神经网络的硬件实现可分为两大类:

一是直接基于硬件的实现,包括:

VLSI 处理器:模拟 VLSI 实现,数字 VLSI 实现,模/数混合 VLSI 实现,光电模拟实现;

光处理器:纯光学处理器,光电混合处理器;

分子处理器;磁性材料处理器,生物材料处理器。

二是基于现代数字计算机技术的实现,包括三种基本形式:

现有计算机+神经网络软件包;

现有计算机+神经网络加速板构成工作站;

神经网络计算机并行处理器阵列。

目前较容易的几种神经网络硬件实现方法各有其缺点与困难:

(1)模拟 VLSI 硬件实现的困难:精度低、免疫力差,对噪音温度的变化较为敏感,制造困难。目前的模拟 VLSI 技术和设计方法只能实现 AM,而不能用于学习网络的实现。

(2)数字 VLSI 硬件实现的困难:只能实现同步操作,所有的神经网络状态和非线性激活作用必须作量化处理。

(3)光学实现技术的困难:记录介质的动态范围小,较难处理正负值运算。

(4)现有结构的计算机实现方法的困难:应用不方便。

从以上可以看出,各种神经网络硬件实现技术由于其本身固有的特性而导致各自的困难,所以在神经网络模型的设计中,只有充分考虑到其硬件实现的困难与约束,针对性地改进网络模型结构与学习算法,才能有利于其硬件实现,从而更快地使其走向实用化。

目前大多数的神经网络器件都是用模拟集成电路实现,主要是由于:(1)神经元的生物模型与模拟电路模型更为接近;(2)模拟变量是连续变化的,比较容易实现神经网络的阈值器件,S形非线性作用函数等。所以,讨论 BP 网络的模拟 VLSI 硬件实现具有较大的现实意义。

二、网络权值诱导的概念

在 BP 神经网络的模拟 VLSI 实现中,其权值目

前一般是用可变电阻,由于可变电阻的物理特性的限制,其阻值的范围是有限的,因此用它来实现的 BP 神经网络的权值范围就确定了,也就是相当于给 BP 网络加上了一个约束条件。

神经生理学的研究表明,高度的冗余性、容错性和并行分布式结构是生物大脑的固有属性。生物神经网络不会因个别神经细胞的损伤而丧失原有的功能。这种冗余性所带来的网络性能的稳定性也是硬件神经网络实现的一个要求,即不应当出现网络功能对神经元的高度敏感性,因为在实际应用中很难始终保证,在任何时候,所有的神经元电路都能准确地工作。所以网络的冗余性对神经网络的硬件实现来说也是非常必要的,这一点在随后的计算机数值实验中可以看到。此外正是这种网络冗余性使我们可以根据硬件实现的要求来合理地配置网络权值,比如,使权值处于一定的范围。所谓网络权值诱导,可以定义为:从给定权值可行域(由硬件实现的要求决定的)的一个初始点出发,通过某种算法使整个网络的误差沿误差曲面逐步下降到某一预定水平,并使其最终训练所得权值位于可行域中。直观地讲,网络的冗余度越大,越容易得到所期望的权值。

三、权值诱导的基本方法与 BP 网络的层次训练算法

用层次 BP 训练算法进行权值诱导的基本思想是先使用某种约束最优化算法的权值可控的特性使网络误差下降到误差函数最小点附近,再使用常规 BP 训练算法进行学习,最后再使用约束最优化算法将网络权值全部修正调节到权值可行域中。

网络硬件实现方法对网络权值的要求可以看作是对网络权值附加的一组约束,因此,网络的训练问题可以看作一约束最优化问题。(事实上,利用全局最优化的算法来避免局部极小及加速收敛已见报道^[4])。不过,这里的特殊性在于,此优化问题的维数大,且由于网络误差目标函数的复杂性和动态性,一般只能采用约束最优化中的直接算法。

标准 BP 算法及其改进算法没有考虑到网络权值的约束,在网络学习中网络权值的变化过程是不可控的。

常规 BP 算法的学习是依靠网络误差的反向传播来实现的,其网络误差越小,网络权值的调节程度越小,反之,网络误差越大,权值调节程度越大。所以,若在网络训练的初始阶段即采用常规 BP 算法,势必使网络权值毫无约束地大大超出权值可行域。本文提出的层次 BP 算法在网络学习的初始阶段采

用可控的约束最优化方法将权值控制在可行域中，并将网络误差诱导至网络误差最小点附近。当网络误差下降到较低水平后，此时再采用常规 BP 算法，则网络权值不会出现大的突变。这样可以用约束最优化的学习算法控制网络最终权值的分布。

层次 BP 算法的第二步采用常规 BP 算法是因为，第一，对 BP 网络采用约束最优化方法进行学习，由于其维数很大，往往学习收敛速度很慢，所以不能完全用约束最优化算法代替常规 BP 算法；第二，根据文[4]的分析表明，常规 BP 算法相对全局最优化学算法所得的权值具有较好的分类泛化性能。

在 BP 网络误差函数的最小点附近采用 BP 常规算法进行学习，虽然权值变化不太剧烈，但由于 BP 常规算法学习过程权值不可控的固有特性，仍可能使网络的少数权值越出权值可行域。所以，在层次 BP 算法的第三步，再采用约束最优化算法进行权值微调与修正，将网络全部权值调节到权值可行域中。整个 BP 层次算法可归结为诱导、学习、调节三个紧密衔接的阶段。

在本文的数值实验中，采用了约束最优化中的一般随机方向搜索法，具有目标函数要求低，程序简单，存储量小等特点，便于程序实现。另外，用随机方向搜索法进行网络权值诱导时需要提供一组网络权值初始值。一般 BP 算法通常是随机地从[-1,1]区间中选择一组初始权值进行训练，实验表明，常常因初始点选择不当而使训练缓慢，或陷入局部极小。事实上，BP 网络的训练也就是沿误差曲面不断下降的过程，形象地可称为下山过程。考虑人的下山过程，一般是先审时度势地估计最佳的下山道路，然后再一步一步地下山，这实际上是一种从模糊粗略的宏观决策到具体的微观探索的过程。与此类似，结合 BP 网络的训练，我们先从随机产生的 N 组初始权值中选出最有前途的一组权值作为网络训练的初始权值，从而可以较大的概率避免初值选择不当的问题。这样，我们得到了一种从粗到细、从全局到局部，包括诱导、学习、调节三阶段的层次学习算法，用框

图可简单地表示为：

宏观决策阶段

利用随机实验法在可行域中产生 N 组权值，从中选出使网络误差函数最小的一组作为初始权值，进入下一阶段。

诱导阶段

从初始权值出发，利用约束最优化中的随机方向搜索算法使网络误差下降到一定的误差水平。

学习阶段

利用各种标准或改进 BP 算法使网络误差下降到预定要求

修正阶段

若仍有权值超出权值可行域，则利用随机方向搜索算法进行修正

在宏观决策阶段，N 值越大，其搜索的初始值可能越好，但计算量随之增大，根据文[4]也可在此阶段采用全局优化方法，如测度论法来选取网络初始权值，从而自动地避免局部极小问题的发生，加快网络收敛速度。

诱导阶段，可以采用各种更加有效的也更复杂的约束最优化算法以加快网络收敛速度。

学习阶段，可以采用各种改进 BP 算法以加速收敛。

修正阶段，若学习阶段没有出现网络权值越出网络权值可行域的情况，则此步可以省略。

四、计算机仿真结果及分析

为了检验 BP 网络层次学习算法权值诱导的效能，选取常见的 3×3TC 识别问题作为仿真例子，取隐层数为两层，且两层的单元数相同。层次 BP 算法的诱导阶段和修正阶段采用一般随机方向搜索算法，学习阶段则采用标准 BP 算法，其学习参数为， $\alpha = 0.7, \eta = 0.8$ ，网络最小总体误差为 $\epsilon = 0.00001$ 。设电路要求的权值范围为[-4,4]，隐层单元数从3开始取。经过网络训练，得到以下的权值分布结果。

层次 BP 网络学习算法的效能分析表

层次 BP 算法三阶段及其设定		诱导阶段 控制权值可行域[-3,3]		学习阶段 期望权值范围[-4,4]		修正阶段	
隐层单元数	网络权值总数	下降误差水平	训练权值范围	训练权值范围	越界权值数	权值范围	越界权值数
3	46	0.125	-2.403~2.456	-5.585~6.859	4	-3.983~4.294	1
4	65	0.120	-2.965~2.990	-5.194~6.701	4	-3.968~3.617	0
6	109	0.124	-2.463~2.381	-5.724~3.730	1	-3.991~3.871	0
10	221	0.098	-2.511~2.999	-3.093~3.759	0	不需要修正	
12	289	0.083	-2.999~2.974	-3.951~3.162	0	同上	
14	365	0.123	-2.516~2.492	-2.858~2.782	0	同上	

多媒体系统, 多媒体同步

Petri 网

同步模型

63-66

多媒体同步的 Petri 网模型^{*}

Petri Net Models for Multimedia Synchronization

魏铁军 陈俊亮

TP391

(北京邮电大学程控交换技术与通信网国家重点实验室 北京 100088)

摘要 In this paper, we briefly introduce various Petri net models of multimedia synchronization, including OCPN, XOCPN, DTPN. We propose a new multimedia synchronization model, called IMPSM. IMPSM is a synchronization presentation model based on Petri-Nets. It can be used to handle interactive presentation of multimedia objects, supports a wide range of temporal synchronization specification, including determinate and indeterminate temporal scenario.

关键词 Synchronization model, Petri net, Multimedia presentation

1 引言

多媒体系统中通常包括各种媒体类型,例如,文本、语音、图象、音频和视频。保持和维护各种媒体对象的同步关系是多媒体技术的一个重要研究领域^{[1],[2]}。所谓多媒体同步就是保持和维护各个媒体对象之间和各个媒体对象的内部存在的时态关系。多媒体同步可以从多媒体同步规范和多媒体同步控制两个层次来讨论。多媒体同步规范描述了媒体对象之间和各个媒体对象的内部存在的时态关系,确定了多媒体的时态说明,是多媒体系统的重要组成部分。多媒体同步规范通常包括:

- 媒体对象内的同步以及业务品质 QoS 描述。
- 媒体对象之间的同步以及业务品质 QoS 描

述。

多媒体同步控制机制就是开发各种同步控制策略以及同步控制协议,克服诸如网络延迟与抖动、进程调度等各种非确定因素带来的负面影响,实现多媒体同步规范描述的多媒体时态说明。

目前研究人员提出了许多多媒体同步规范模型以及多媒体同步控制模型。形式化的同步模型主要有 Petri 网模型、通信顺序进程 CSP 模型、扩展有限状态机 EFSM 模型、LOTOS、一阶逻辑、路径表达式等。其中 Petri 网络型由于具有特有的描述同步的能力,是一个形式化图形工具,又是一个数学工具;因而受到特别的关注,并且取得了许多研究进展。本文讨论了多媒体同步的各种 Petri 网模型。

从上表可以得出层次 BP 算法的以下结论:

- 1) 在算法的诱导阶段,可以通过控制权值可行域的分布来控制网络最终权值分布。
- 2) 利用算法可以达到配置网络权值的目的,有利于 BP 网络的硬件实现。
- 3) 网络的冗余度的增大有助于达到所要求的权值约束。
- 4) 若网络冗余度过小,即使采用层次 BP 算法也并非总能将所有网络权值调节至可行域,也就是

说,层次 BP 学习算法的使用前提是网络必须有一定的冗余度。

参考文献

- [1] 刘惟信,机械最优化设计,清华大学出版社,1994
- [2] 焦李成,神经网络系统理论,西安电子科技大学出版社,1991
- [3] 刘曙光,前馈神经网络中的反向传播算法及其改进:进展与展望,计算机科学,1996, No.1
- [4] 徐宜桂等, BP 网络的全局最优学习算法,计算机科学,1996, No.1

^{*} 国家教委博士点基金资助项目。魏铁军 博士研究生,主要研究领域为多媒体通信,宽带智能网。陈俊亮 中国科学院、中国工程院院士,博士生导师,主要研究领域为通信软件、智能网。