

人工神经网络及其电力系统应用综述

东北电力学院 党德玉

摘 要 本文介绍了人工神经网络的发展及其特点,并将常规的数值分析方法与人工神经网络方法做以比较,在介绍了得到公认的几种网络及其应用方向之后,本文评述了目前人工神经网络电力系统应用的现状,最后是发展的趋势及存在的问题。

关键词 人工神经网络 电力系统 过程控制

自 McCulloch-Pitts 提出了二值神经元模型^[1]、Hebb 建立了神经网络的学习准则^[2],奠定了神经网络的基础之后,50 年来,无论是神经网络的理论还是其应用技术都得到了迅速的发展。目前,人工神经网络(ANN)已应用于各个领域,并取得了相当丰硕的成果。ANN 技术之所以有如此强大的生命力,源于这种大规模互联网络的模拟人脑的工作方式、并行分布处理模式及其学习能力。

当 Rosenblatt 最初提出了感知器(Perceptron)的概念时^[3],人们虽然意识到这个思想的一些性质已与当时流行的、串行的、离散的、符号处理的模型方式以及之后以此为处理基础的某些人工智能技术完全不同,然而,人们对这一全新技术的认识仍有较大的局限性。这主要是由于人们还无法对人脑的工作原理进行较准确的描述,技术条件也还不能用硬件直接实现或软件方法构成可与人的神经系统类比的网络。尽管如此,对 ANN 网络的基本理论及其应用技术的研究,虽然有过低潮,但却一直没有停止过。

80 年代后,随着电力计算机技术的飞速发展,人们逐渐发现,冯·诺曼计算机体系在日益膨胀的信息规模面前,存在着固有的缺陷,因为单靠并行逻辑符号处理等传统的方法来解决复杂的问题,可能产生计算量的组合爆炸,即便是基于知识的人工智能技术,由于其仍然没能摆脱这种传统模式的影响,也面临这类困难。因

此,与此不同的 ANN 技术又再次受到高度的重视,并希望通过对其深入研究找出全新的途径,为人工智能技术开辟一条新路。自此,ANN 技术的研究及应用就进入了一个新的阶段。

电力系统的有关研究也遇到了类似的问题,例如,在过去的 20 年间,实时过程控制由于计算机技术的出现而得到了发展,数字仿真及优化技术也成功的应用于解决电力系统的相关问题。这些新技术的出现,无疑给电力系统的研究注入了新的活力,然而,生产实际中的问题大多是综合性的,如发电优化、安全分析问题等。当进行这些研究时,至少系统的负荷状况、网络的拓扑结构是首先应定义的先决条件。显然,系统的、精确的仿真每一种情况的组合是不可能的,这意味着仅靠数值分析的方法已不能根本的解决问题。另一类难以解决的问题是系统的辨识问题,这些变量之间的关系是无法清晰、准确的模型化的,该类问题典型的例子是负荷预测。这表明,对电力系统这样一个大系统的分析与控制,要求的是综合性的分析、处理能力。同时,对这一现代化系统单纯依靠常规的解析方法,对反映其运行特性的信息已无法再进行准确的解释。而根据经验的、知识积累的方法正在引起广泛的重视,并取得令人瞩目的成果。

ANN 方法可以满足上述要求,它基于知识、具有离线或在线的学习能力,快速的实时响

应特性,虽然其涉足电力系统的研究尚时日很短,但已渗入到相当多领域,尤其是那些非线性、不确定因素较强的问题,ANN 方法不但优于常规方法,也优于基于经验的专家系统,本文将自 ANN 网络的分类开始对这种方法在电力系统应用的现状及问题等做以介绍。

1 ANN 模型分类及应用

人工神经网络是一种大规模并行连接的、以神经元为基本处理单元的网络。每个神经元定义了一个输入/输出的映射,神经元有大于或等于一个输入,唯一的输出,神经元之间由权进行连接。

与传统的计算方法相比较,ANN 方法不仅在固有的结构、内在原理上有很大的差异,在处理给定问题的方法、模式等方面也有本质性的区别。表 1^[4]给出它们之间的区别。

表 1 ANN 方法与传统计算方法的区别		
任务	传统的计算方法	ANN 方法
问题求解	算法公式	选择 ANN 网络及训练集
数据输入	数值形式	数值或概念
知识收集	程序设计	训练
知识再现	顺序计算	并行计算
数据存储	ROM, RAM 等高精度存储器	权值
计算方法	高精度算术方法	非线性映射

建立 ANN 网络模型的重要步骤是网络的训练。依据不同的 ANN 结构有两种方法,即:有教师学习 (Supervised Learning) 和无教师 (Unsupervised Learning) 学习。前者是指训练的输入集,包括两组模式矢量;输入矢量及理想的输出矢量 (Target Vector), 权的调整过程是使其能使 ANN 的计算输出与理想的输出误差最小。而后者,理想的输出不是给定的,权矢量的修正遵循输入矢量与权矢量的距离评价规则。在学习之后,权矢量是自组织的,并表达了输入矢量分类的样板,属于同类的输入矢量将具有属性的类同性。

依据 ANN 网络的结构、处理方式及学习

模式,目前流行的并得到公认的 ANN 网络可划分为表 2^[5]所示的几类。

表 2 ANN 网络的分类		
网 络 结 构	处理方式	学习方式
离散和连续感知器构成的单层网络	前馈	有教师
离散和连续感知器构成的单层网络	前馈	有教师
线性联想记忆	前馈	批处理
HOPFLELD 网络	前馈	批处理
HOMMING 网络	反馈	批处理
MAXNEY 网络	前馈	无教师
群网	前馈	无教师
KOHONEN 网络	前馈	无教师
自适应共振网络	反馈	无教师

上述各类 ANN 网络通常适用于下述各类问题的处理。

a. 再现:如已存贮信息的恢复(或解码);对给定的输入 X,计算出输出 Y。

b. 联想:把退化输入(或线索)联想为最类似的已存贮模式;模式组之间的联想、诊断、分析。

c. 分类:将输入集合分成不同的类或目录,并将每一输入与该类或该目录相联系(类可表达为离散的输出矢量,输出可以是二进制的)。

d. 识别:对输入模式进行分类,输入可以与已存贮模式不匹配。

e. 估计:如近似值、插值的求取、滤波、预报、预测。

f. 优化:有限优化,线性和非线性方程求解。

g. 控制:基于经验的控制、智能控制。

上述各项处理已包括了相当多电力系统研究的有关领域,同时,ANN 方法又有优于常规方法的特性,所以,这种技术很快就得到了电力系统研究人员的重视。

2 ANN 网络的电力系统应用概述

1970 年 Pang, C·K·等人首次将人工神经

网络技术引入至电力系统稳定分析中,要解决问题的实质是一模式识别问题,这正是 ANN 方法的优势。事实上,模式识别技术试图定义一种系统化的途径来选择一定的变量或混合变量,这些变量对分类一个特定的事件是有意义的。当涉及电力系统稳定分析问题,模式识别的输出可以用二进制表达,即“稳定”或“不稳定”,Pang 得出了期望的结果,证明该种方法是可行的。随后 Saito, O. 等人又将 ANN 方法用于暂态稳定分析中的安全监视,用单层感知器来构成一个分类器,是一个较简单的有教师学习网络。进一步的研究表明,当使用该分类模型进行模式识别时,仅当被识别的两类现象之间是线性分离的时候,该模型的输出才可能是收敛的,这说明,该模型尚有一定的局限性,所以不久该模型就被放弃了。

与此同时, T. S. Dillon 等人将无教师学习方法用于建立负荷预测模型^[6],这也许是较早将自识别及自组织技术用于负荷预测的一例。在之后的几年间,一些先驱者又将联想存贮方法引入到电力系统的有关研究,如安全分析等等。这些应用是成功的,但不成熟,原因是对网络的训练还没有一个得到公认的、较理想的算法。

1986 年 D. E. Rumelhart 等人提出了训练多层感知器模型的误差繁衍算法,把人工神经网络的应用推向了新的高潮。实际上,这一算法理论的出现可以追溯到 1974 年,文献^[7]已提出了其基本概念,只是没有被广泛的认知。借助于这种算法,ANN 模型可学习复杂的映射。文献^[8]首先用这种算法建立了评价电力系统临界故障清除时间与相关参数及故障前条件的依赖性的模型,自此,ANN 技术开始大量的渗透到电力系统研究的各个领域。如:静态紧急事件分析、安全检索、警报处理、可观测性分析、谐波分析、负荷特性分析、电压稳定分析及实时控制等等。文献^[9]采用了 Hopfield 网络并分析了网络的内在性质,收敛性及局部最小等因素的影响等等,并成功的解决了这类混合性优化问题。

无教师学习的 Kohonen 网络也被用于电力系统分析,如文献^[10]的稳定问题,文献^[11]的安全检索问题及文献^[12]的变压器故障诊断问题。在这些应用中,网络的输入矢量或是电力系统的状态或是采样的测量值。Kohonen 网络用来在线识别输入的状态是否类似于以往所遇到的任一种情况。值得指出的是,无论有教师学习还是无教师学习网络都被广泛的用于负荷预测。因此,这一领域是 ANN 方法电力系统应用最活跃的领域之一,许多不同类型的网络都已用来进行这方面的研究。如:文献^[13]用 Kohonen 自组织特性映射方法实现短期负荷预测中的负荷类型识别;文献^[14]用多层感知器进行峰值及低谷负荷的预测;文献^[15]采用 Kohonen 映射来分类表示负荷模式及其他参数的数据,作者将有关气象的数据信息存贮在 Kohonen 映射网络的权矢量中来进行负荷预测。大量的实践证明,ANN 方法有独到的优越性,文献^[16]将 ANN 方法与其他方法的负荷预测进行了比较及评价。

最近的数年间,在主要的电力系统学术刊物及国际会议上约有 300 篇论文是关于 ANN 技术在电力系统中的应用,1991 年召开了首届人工神经网络电力系统应用国际论坛(ANNPS),之后,一系列该领域的学术会议不断在世界各地召开。形势的需要,IEEE 建立了人工神经网络电力系统应用分会(INNS),CIGRE 的 38 次会议 1992 年也形成了它的报告 38.06.06 号,它是专门关于 ANN 技术在电力系统中应用。为充分了解这一新技术在电力系统中的应用的前景,CIGRE 指定的工作小组分析了约 150 篇论文,并将其结论公布在它的刊物 ELECTRA 上。

到目前为止,ANN 电力系统的应用主要分布在下述各个领域:负荷预测、安全检索、静态、动态特性分析、系统控制、故障诊断、警报处理、系统识别及一些最优化问题。图 1 给出了有关 157 个研究项目的约 200 篇学术论文的统计分析^[17]及各种应用所占的比例。由图可知,有关负荷预测、安全检索、静态、动态特性分析的应

用约占一半,这主要是由于这类问题中非线性、不确定性因素较多,ANN 方法更适用于解决这类问题。图 2 则是上述各应用中所采用的 ANN 模型的种类,BP 法的多层感知器受到青睐,因为它简单、实用、易于掌握。

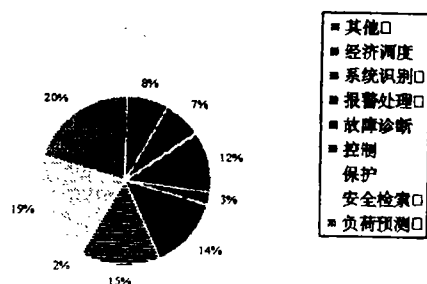


图 1 有关 157 个研究项目统计分析

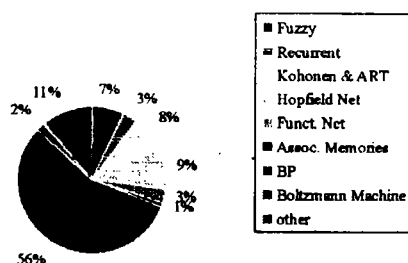


图 2 ANN 模型的种类

3 结束语

综上所述,人工神经网络的电力系统应用已普遍引起了关注,并在相当多的领域取得了可观的成果。如同其他工业过程一样,电力系统研究所以需要 ANN 技术,在于它具有常规方法所不具有的特点:ANN 的计算是分布的、异步并行处理的;ANN 是细胞式的系统,它可以收集、存贮、使用知识,知识可以是状态,也可以是映射,它们可以响应某个线索而被调用;ANN 经由并行的模拟或数字网络来实现低水平的处理。

从上述的 ANN 电力系统应用分析可以看出,取得成果的应用领域具有一定的共同特点,即它们符合下述一个或几个条件。

- 问题的维数较高;
- 问题是变化的,其解是不断修改的;
- 问题容许解集合的一个大的子集是可接受的;
- 问题的解被强制为分布结构;
- 对求解的问题有良好的范例可供模仿;
- 问题求解的速度比精度更重要。

到目前为止,在电力系统 ANN 应用中,最普遍使用的 ANN 网络为下述四种。

- a. 连续或离散的、双极性、确定性的、同步、前馈、多层(一般 3 层)、有教师学习多层感知器网络。
- b. 连续的、双极性、确定性、同步、反馈、单层加权 Hopfield 网络。
- c. 离散的、双极性、随机、异步、反馈、单层加权 Hopfield 网络。
- d. 连续的、双极性、确定性、同步、反馈、单层、无教师学习 Kohonen 网络。

各种应用的结果表明,上述四种网络在分析电力系统问题时有不同的适用性及各自的优缺点。例如,多层感知器网络简单,可学习模型化复杂的系统,能自适应的迅速修正模型,对分类及估计问题有较好的特性,但需小心的定义映射,学习的时间较长;Hopfield 网络易于训练,能根据简单的已存贮线索进行知识匹配,在应用于最优化问题时,对 N-P 类复杂问题可得到可接受的解等等,但是,对某些情况有有限的容量,不能处理丢失的数据,同时,在一些应用情况下很容易陷入局部最小;Kohonen 网络是一种先进的网络,对数据的自组织成簇及分类之类的问题有良好的适应性,例如它可进行问题的分解,可检测不协调的数据或处理丢失的数据,它还可以构成分级网络的形式并具有较高的速度和容量,但是,对定义簇的尺寸还缺乏理论依据。此外,所产生的结果尚有不稳定性。这四种方法共同的缺点是,均限制于数字类的输入、输出。

限制 ANN 网络电力系统应用的主要因素是它自身的一些尚未得到很好解决的问题。其中有些是理论方面的,有些是实践方面的,如网

络的稳定性、收敛性、收敛的速率、训练集的选择、学习方法、学习率及其特性表达等。在实现上,对大规模的、具有灵敏权值的互连网络,无论在知识的获取,还是在网络的训练等诸多方面都有较大的困难。除此之外,电力系统自身的特点对ANN技术的应用也有一定的约束,如电力系统可靠性及精确性的要求等。尽管如此,在短短的10年的时间内,ANN技术不但自身得到了迅速的发展,而且进入了电力系统如此众多的研究领域,表明了其良好的前景。随着这项技术的不断完善,必将对电力系统的研究产生更加巨大的影响。

参考文献

- 1 W·W·McCullon and Pitts, A Logical Calculus of the Idea Imminent in Neurons Activity, Bulletin of Mathematical Biophysics, Vol. 5, pp. 115 - 133, 1943.
- 2 O·Hebb, Organization of Behavior, Wiley, 1949, Science Editions, 1961.
- 3 F·Rosenblatt, Principle of Neuron dynamics Perceptron and the Theory of Brain Mechanisms, Spartan Books, Washington DC, 1961.
- 4 J·M. Zurada, Introduction to Artificial Neural Systems, West Publ. Company, Sr, Paul, Minn, 1992.
- 5 Special Issue on Neural Networks, I: Theory & Modeling, Proc. of the IEE, Vol. 78, No. 9, Sept, 1990. IEEE90a.
- 6 T. S. Dillon, K. Morsztyn, K. Phaa, "Short Term Load Forecasting Using Adaptive Pattern Recognition and Self - Organizing Techniques", Proc. of Fifth PSCC, Cambridge, 1975, Paper 2-4/3. pp. 1 - 16.
- 7 P. J. Werbes, "Beyond Regression: New Tools for Prediction and analysis in the Behavioral Sciences", Doctoral Dissertation Appl. Math, Harvard University, Nov. 1974.
- 8 Y - H. Pao, K. J. Sobajic, "Autonomous Feature Discovery for Critical Clearing Time Assessment", Proc. 1st Symp. Expert Systems Application to Power Systems, Stockholm - Helsinki, Aug. 1988, pp. 5. 22 ~ 5. 27.
- 9 H. Mori, S. Tsuzuki, "Power System Topological Observability Analysis Using a Neural network Model", Second Symposium on Expert Systems Applications to Power Systems, Seattle, WA, July, 17 ~ 20, 1989.
- 10 H. Mori, Y. Tamaru and S. Tsuzuki, "An Artificial neural Net Based Technique for power System Dynamic Stability with the Kohonen Model", Proc. of the IEEE Power Industry Computer Application conference, Baltimore, May 91, pp. 293 ~ 301.
- 11 D. Niebur, A. J. Germond, "Power System Static Security Assessment Using the Kohonen Neural network Classifier", IEEE Trans. on Power Systems, Vol. 7, No. 2, May 1992, pp. 865 ~ 872.
- 12 T. Baumann, A. Germond, "Impulse Test Fault Diagnosis on Power Transformers Using Kohonen's Self - Organizing Neural Network", Proceedings of the 3rd Symposium on Expert System Application to Power Systems, Tokyo, April 1 - 5, 1991, pp. 642 ~ 647.
- 13 Y. Y. Hsu, C. C. Yang, "Design of Artificial neural networks for Shortterm Load Forecasting, Part I: Self - Organizing feature maps for day type identification". IEE Proceedings - C, Vol. 138, No. 5, pp. 407 ~ 413, Sep. 1991.
- 14 Y. Y. Hsu, C. C. Yang, "Design of Artificial Neural Networks for Shortterm Load Forecasting. Part II: Multilayer feedforward Networks for Peak Load and Valley Load Forecasting", IEE Proceedings - C, Vol. 138, No. 5, pp. 414 - 418, Sep. 1991.
- 15 A. J. Germond, N. macabrey, T. Baumann, "Application of Artificial neural Networks to Load Forecasting", Proceedings of the 1992 INNS Summer Workshop, "Neural Networks Computing for the Electric Power Industry", Stanford University, August 1992, Lawrence Erlbaum Associates, Hillsdale, N. J. 1993.
- 16 M. C. Brace, J. Schmidt, M. Hadlin, "Comparison of the Forecasting Accuracy of Neural Networks with Other Established Techniques", Proc. of the First International Forum on Applications of Neural Networks to Power Systems, Seattle, July 23 ~ 26, 1991, pp. 31 ~ 35.
- 17 Alain J. Germond, Dagmar Niebur, "Neural Network Applications in Power Systems, 11th PSCC Proceeding, Vol. 1, 30 Aug. to 3 Sep. Avignon, France, pp. 61 ~ 70.

(收稿日期 1995 - 10 - 20)