

文章编号: 1004 - 7271(2001)04 - 0347 - 06

人工神经网络在水产科学中的应用

楼文高

(上海水产大学海洋学院, 上海 200090)

摘要:人工神经网络(ANN)是一种动态信息(处理)系统,它具有联想记忆、自组织、自适应、自学习和容错等优异的特性而得到广泛应用。ANN 已广泛地应用于诸如模式识别、拟合、分类、决策和预测等领域,而水产科学有很多涉及上述技术的问题。本文在简述 ANN 结构和工作原理的基础上,讨论分析了利用 BP 神经网络模型、自组织特性神经网络或 Kohonen 神经网络模型进行分类、模式识别、图像处理和鉴别、预测与评价、系统模拟以及最优化和多目标决策等方面的应用实例。从神经网络模型建模和数据预处理原理研究了应用人工神经网络技术建模的局限性和缺陷。并明确指出:若不采用检验样本监控学习过程,对于一定数量的样本数据,过大的神经网络结构将不可避免地会引起对样本数据的过拟合,从而得到不能正确反映样本数据结构和内在特性的神经网络模型,而可能是对样本数据的噪声的反映。本文最后探讨了人工神经网络技术与模糊数学、逻辑控制和拓扑学以及非确定性原理相结合的应用趋势。

关键词:人工神经网络;水产科学;动态信息系统

中图分类号:S951.2 **文献标识码:**A

Application of artificial neural networks to fisheries sciences

LOU Wen-gao

(Ocean College, Shanghai Fisheries University, Shanghai 200090, China)

Abstract: The topology of artificial neural network ensure its powerful capacities such as association-memory, self-organization, auto-adjustment, self-learning and error-tolerability. Properly trained ANN model possessed the flexibility as well as high accuracy. ANN, widely used as dynamic information system, was used in various fields such as pattern-recognition, fitting, classification and decision-making and prediction, so on. There are various issues related to above-discussed fields in fisheries sciences. The principle and structure of ANN was discussed in this paper. Some examples such as applying BP (Error Back-Propagation algorithm) and SOFM (Self-Organization Feature Mapping) or Kohonen model to classification and pattern-recognition, image-process and identification, prediction and assessment, system simulation as well as optimization and multi-objective decision were also introduced. Some restrictions or shortcomings of ANN modeling were also discussed according to the principle of modeling and data preprocessing. Furthermore, without cross verification, a network with a large number of weights and a modest amount of training data can overfit the training data, learning the noise present in the data rather than the underlying structure. The trend of ANN applications was put forward according to combination of fuzzy mathematics, mathematical logic, topology sciences as well as uncertainty.

收稿日期: 2001-06-25

基金项目: 上海水产大学校长专项基金项目(SFU200105)

作者简介: 楼文高(1964-),男,浙江杭州人,副教授,硕士,主要从事人工神经网络及其应用, CAD 最优化技术和多指标综合评价等方面的研究。Tel: 021-65710203, 021-65673364, E-mail: wglou@shfu.edu.cn

Key words: artificial neural networks; fisheries sciences; dynamic information system

水产科学研究的领域涉及水生生态、水产动物、水环境、遗传育种、水生动物疾病与防治、渔业资源评估与预测及其渔业生态系统的优化利用与控制等,传统的信息处理方法有时难以适应,渴望得到一种能帮助人们进行诸如模式识别、分类、预测评价、检测与诊断、规划和决策之类智能活动的技术方法,以便及时有效地利用大量综合信息和知识。自从以 Rumelhart 和 McClelland 为首的科学家小组在 PDP (Parallel Distributed Processing) 一书中提出误差反传原理后,多层感知器神经网络获得了很大发展,此后许多学者还提出了其它多种神经网络结构^[1-6]。人工神经网络技术自 80 年代后得到了极大的发展,几乎已应用于所有的学科。人工神经网络在水产科学中的应用研究开展得比较晚,始于 90 年代初,国内应用得很少,但在发达国家已获得了较多的应用,也开发出了一些应用性很好的人工神经网络和软件^[7]。本文重点讨论人工神经网络的基本特点及其在水产科学中的应用现状与发展趋势。

1 人工神经网络简介

人工神经网络(Artificial neural network, ANN)方法是一种由大量简单处理单元(神经元)以某种方式互相连接而成的,对连续的或断续输入作出状态响应的动态信息处理系统^[8]。它是人脑的生理研究成果为基础,通过模拟人脑的结构和机理,以实现人脑某些功能为目的而建造的。从拓扑学观点看,ANN 可以被看作是以处理单元为节点,用加权有向线连接的有向图。目前应用的神经网络结构有几十种^[1-8],但最常用的是多层感知器(Multi-layer Perception, MLP)结构,其 3 层结构如图 1 所示。

图中每个圆圈表示一个神经元,各神经元之间通过互连形成一拓扑结构,这就是 ANN 的互连模式。若把 ANN 作为一个独立系统,则 ANN 在运行时,从环境接受信息(输入层),经过加工处理后(转换函数和隐层),再将结果输出到环境中去(输出层)。在信息处理过程中,各神经元之连接并非简单的信号传递通道,而是可以按神经元之间的连接强度系数(连接权值大小),对信息作放大或缩小处理和非线性处理。在大多数 ANN 中,这种连接强度系数是一种参变量,其改变方式由 ANN 的学习规则(算法)决定。由此可见,ANN 的结构由三个基本要素构成,即神经元、互连模式和学习规则。有关神经网络的基本原理和方法,可参阅文献^[1-8]。迄今为止,人们已设计出的近 40 种不同的 ANN 模型,在神经元特征、互连模式和学习规则上有一定差异。文献^[2]列出了部分较常用的 ANN 模型及其特点。

尽管这些模型的数学性质和运行机制各有特色,应用条件和范围也不尽相同,但它们也有一些共同特征,主要有:●所有 ANN 都是由许多相对简单的神经元按一定拓扑结构构成的大规模复杂网络系统。单个神经元行为比较简单,但大量神经元的协同行为却十分复杂,往往构成一类非线性动态系统,因而具有非线性动力学系统的一些基本特性,如自适应、自组织、协同性等,当然也有陷入混沌状态的可能。●ANN 实现了并行处理和传递信息的机制,网络内各层(群)神经元之间可以并行运行和调整,具有集体计算能力,这使信息处理速度大为提高;③ANN 采用分布式的信息存储方式,信息分布于神经元连接权矩阵中,因而 ANN 具全息记忆和联想的能力;●ANN 的连接权矩阵具有可变性,使 ANN 具有学习能力和很好的柔韧性;●对于包含大量神经元及更大复杂连接的 ANN,往往形成高度冗余,从而使网络具有高度的容错性和稳健性。

由于 ANN 的结构特性与人脑相似,使它具有了人脑的某些功能,如记忆、联想、并行处理、自学习和高度容错性等,因此在生物学、医学、农学、环境科学、海洋学、水产科学、军事学、社会科学等领域获得了广泛的应用。

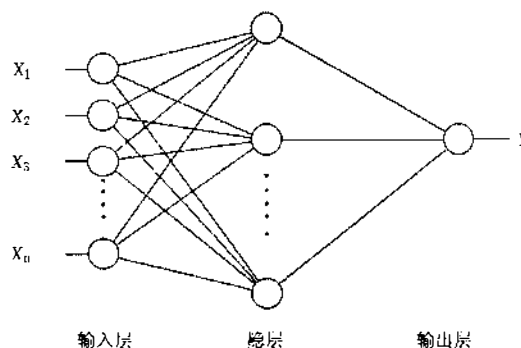


图 1 MLP 简单模型

Fig.1 Sketch of Multi-layer Perception

2 ANN在水产科学中的应用

直到20世纪80年代中期,国际人工智能研究领域才初步完成ANN应用理论和技术的准备。近20年来,ANN技术商品化速度加快,ANN在解决诸如判别分类、模式识别、预测评价、组合优化决策、图像识别与处理、诊断检测和自动控制等类问题上,表现出卓越的能力,这正是水产科学工作者所迫切需要的。因此,从90年代以来,国外水产科学界掀起了一股研究应用ANN的热潮,但国内报道较少。下面就ANN在水产科学中的应用现状及新的应用方向进行讨论。

2.1 判别分类、模式识别

水产科学研究中,人们常常会遇到一些判别分类、模式识别问题。用于解决此类判别分类问题的ANN模型主要是基于误差反传原理的多层感知器(简称BP模型)和自组织特征映射神经网络(简称SOM或Kohonen模型)。BP模型采用 δ 学习规则进行有监督学习,并需要相当数量的已知样本进行学习训练,以便找出且记住输入样本模式与分类类目之间的关系。通常把要分类的水产对象的条件集合或特征组合作为BP模型的输入模式,并给出期望输出模式(预测类型)。经训练后,BP模式就具有了判别分类和模式识别能力。不过,BP模型的缺点之一是它要求训练时给出期望输出,即事先给出分类类目。若事先不知类目,则BP模型就无能为力了。此时可用无监督学习的Kohonen模型,该模型也需要一定量的学习样本,但不需要事先知道期望输出,它的连接权矩阵可根据输入样本进行自适应、自组织原理调整。网络通过“竞争”学习,找出样本的统计显著特征,从而自动形成输出类目。Robertson和Morison^[9]利用3层BP神经网络模型鉴别鱼的年龄。神经网络模型采用多个输出单元,以耳砂石沿剖面上的象素亮度值为输入变量,鱼的年龄由输出单元的最大隶属度值判定。分别利用3个BP模型(神经网络结构分别为202-39-12、202-49-12和202-69-12)对鱼类年龄进行识别。对金赤鲷和布氏棘鲷的平均训练相对误差小于0.4%;对于蓝尖尾无须鲂的平均训练相对误差为4%,而测试相对误差对于金赤鲷分别为0.35%、0.32%和0,对布氏棘鲷识别的测试相对误差分别为0.26%、0.02%和0.07%,对于蓝尖尾无须鲂的测试相对误差分别为4.92%、7.17%和7.78%,实验取得了较好的效果。

2.2 图像识别与处理

图像识别和处理能力很强,可以对多源数据图像进行识别、存储、压缩和分割等。Newbury等^[10]对不同数量的鱼在池(箱)体内的情况通过摄像(图片)记录,作为样本数据,利用BP神经网络模型(网络结构为51-5-10,即输入层、隐层和输出层的节点数分别为51、5和10,下同),完成池(箱)体内鱼数量的自动计数,正确率达94%以上。其性能比Pixel和能量估数法好。Ramanan和Patrick^[11]应用3层BP模型(网络结构为80-10-4)研究利用声纳信息探测和识别鱼类,3层BP模型识别的正确率达80%以上;两个BP模型组成的组合神经网络模型识别的正确率可达90%以上,对简单情况,如仅探测鱼类的存在状况而不作完全识别,正确率达98%以上。此外,还研究了数据的不完备性对神经网络泛化能力的影响。Haralabous和Georgarakos^[12]应用BP模型(神经网络结构为5-3-3),从声纳采集器中提取的一组参数(图片)为输入变量。实际数据取自1992-1993年拖网试验,在给定条件下,鱼类种群(鳀科鱼、澳洲鲭和沙丁鱼)的识别正确率平均达90%,结果好于一元的多元统计方法。

2.3 预测与评价

传统的水产资源定量预测评价方法主要有两种,一种是(多元)统计学方法,另一种是数值模拟法(主要用于水产资源预测上)。这两种方法在解决资源定量预测问题中各有特色,但多元统计中的样本正态分布假设,数值模拟中的控制参量的简化与取值等,往往是与实际情况有一定偏差,因而所得结果也就与事实有一定差距。而ANN方法不要求有假设条件,只要求提供足够量的学习样本(实例),ANN通过自学习、自组织找出存在条件与资源之间的定量关系(通常是非线性的),并以隐式方式存储于网络权阵中。经训练后的ANN模型用于资源量的预测与评价,从理论上讲是完全可行的,也已有不少成功的实例。

Aoki 和 Komatsu^[13] 和 Komatsu 等^[14] 利用 BP 神经网络预测鱼产量。Aoki 等利用 3 层 BP 模型分析和预测日本中部的太平洋海岸 Joban - Boso 海区沙丁鱼的冬季产量, 利用 1972 - 1992 年的数据, 神经网络模型的输入层参数有生物学参数、水文参数和环境因子参数共计 15 个。该文分别用 1972 - 1986 年、1977 - 1990 年和 1972 - 1977 年以及 1982 - 1990 年的数据堆积为训练样本, 其余数据作为检验样本, 平均绝对误差小于 8.0×10^4 t (该文没有给出相对误差数据)。

Keiner 和 Brown^[15] 利用 3 层 BP 模型, 根据水色卫星 (SeaWiFS) 接受到的数据估算海洋叶绿素 a 的浓度。利用 5 - 10 - 1 神经网络结构, 非线性转移函数 (Sigmoid), 其计算结果比传统的多元回归法精度要高。论文对隐层节点数为 2 ~ 20 范围时进行了比较研究, 发现含 10 个隐层节点的网络结构既没有发生“过拟合”现象又具有较高的精度。频宽在 445 ~ 555 nm 时, 均方根误差为 0.141, 相关系数为 0.944; 频宽在 490 ~ 555 nm 时, 均方根误差 0.153, 相关系数为 0.935。从而建立了具有设计、实施和评价功能的基于神经网络方法的湖泊管理模型。用水质参数作为神经网络模型的输入变量, 输出变量为叶绿素 a。与多元线性回归模型的计算结果相比具有较高的精度。

詹海刚等^[16] 应用 3 层 BP 神经网络模型, 有遥感反射率及其相应的叶绿素浓度为网络的输入与输出, 以双曲正切函数作为神经元的转化函数, 采用 Levenberg - Marquardt 快速学习算法训练网络。训练样本 460 个, 测试样本 459 个。神经网络反演模拟表明, 除叶绿素浓度值小于 0.03 mg/m^3 的很小范围内反演值有点偏高外, 神经网络的反演结果好于统计算法的结果。研究还表明, 对于二类海水, 由于其它物质成分对叶绿素光谱特性的影响, 经验统计法对二类海水叶绿素浓度的反演值常常严重偏高, 而神经网络模型的反演结果则比较合理。

Brosse 和 Lek^[17] 等应用水声监测数据和 3 层 BP 模型 (神经网络结构为 6 - 10 - 1) 预测中等营养湖泊的鱼类的分布情况。湖泊内设置 60 个水声监测断面上每隔 100 m 设置 1 个监测点, 共计 732 个监测点。输入层有 6 几何变量和化学变量, 样本分成两部分 (训练样本 399 个, 测试样本 333 个), 利用多元线性回归模型分析的相关系数分别为 0.42 和 0.51, 而采用 ANN 方法, 相关系数则分别为 0.81 和 0.77, 利用非线性回归分析的相关系数分别为 0.60 和 0.61。ANN 模型的精度比回归方法好。

Lek 等^[18] 应用 3 层 BP 神经网络模型 (结构参数为 8 - 8 - 1) 研究环境因子对河道中红鲮鱼数量的影响。主要研究 8 个环境因子 (输入变量) — 平均弗劳德数, 平均水深、底层水流平均流速、平均表面浪速、鱼礁面积、水面面积、深水区面积和高度对红鲮鱼密度 — 因变量 (输出变量) 的影响。用神经网络方法建立的模型的相关系数为 0.879。研究表明, 高度是最主要的影响因子, 鱼礁面积、平均弗劳德数、底层水浪平均浪速都有重要影响。

2.4 系统模拟和仿真

对于复杂的渔业生态系统, 由于涉及众多因素, 采用传统的系统辨识方法对系统建模是比较困难的, 利用 ANN 方法输入输出的映射能力, 不需对系统本身的性质作过多的假设, 对系统内部机理也不需要了解太多, 就可以对系统进行模拟和仿真, 模拟出实际系统输入和输出之间的复杂的函数关系。

倪汝凤和黄能耿^[19] 应用 BP 型人工神经网络模拟太湖的渔业生态系统, 以轮叶黑藻、苦草、总生物量、草鱼和团头鲂放流量五项指标历年统计数据作为太湖渔业生态系统的主要输入, 预测相应年草鱼和团头鲂的年产量, 最大求解误差为 0.58%, 平均误差为 0.266%。

郭红鹏等^[20] 应用 BP 人工神经网络模型对大伙房水库的浮游植物生物量和密度进行预测分析, 以 1986 - 1994 年的年降雨量、7 - 9 月水温、7 - 8 月入库水量 / 7 - 8 月库容、7 - 8 月出库水量 / 7 - 8 月库容和磷酸盐等五项指标为输入变量, 相应年的浮游植物生物量和密度为输出变量, 预测结果与实际值吻合得很好。利用 BP 神经网络建立了预测东湖水质指数的神经网络模型, 以东湖周围地区的总人数、总户数、渔业总产和单产为输入变量, 水质指数为输出变量。用 11 年 (1956、1957、1964、1973、1974、1975、1978、1979、1980、1981、1982) 的数据为训练样本, 用 1983 - 1985 年的数据为测试样本, 用 4 - 5 - 1 网络结构, 预测的最大和平均相对误差分别为 2.9% 和 1.3%, 而用回归方法建模时, 最大和平均相对误差分别为 10.3% 和 5.7%。

2.5 组合优化和多目标决策

用 ANN 方法解决组合优化的最著名实例就是“旅行商”问题(TSP)。ANN 在解决组合优化问题时,采用的策略是,把组合优化问题当作一个目标决策问题看待,再用网络的能量函数代表问题求解的目标函数,这样就把目标函数的最优解转换成了求网络能量函数的全局极小值。而用 ANN 模型来求解目标决策问题不仅速度快,而且避免了求解目标函数的复杂计算过程。因此,ANN 在军事、金融、自动控制等领域是解决多目标决策及组合优化问题,已有不少成功实例。实际上,在渔业生产系统中也存在较多的优化综合决策问题,如水产资源量、可捕量、捕捞努力量、捕捞技术和手段以及湖泊富营养化预测与控制等的组合优化决策问题;水域生物量与各种鱼类的优化共养问题,等等。但应用实例较少,主要是缺乏一定数量的系统有关的参数的收集与分析。

Karul 等^[21]应用 BP 神经网络模型建立了 Keban Dam 水库的富营养化模型——湖泊管理工具。以 NO_3^- 、 PO_4^{3-} 、pH、DOC、碱度、悬浮固体浓度、水温和电导率等为输入参数,水质(富营养化指数)为模型输出参数。为比较神经网络模型的优点和限制性,该文也用多元线性回归模型进行了分析,结果表明,神经网络模型稍好于多元线性回归模型,但在高度非线性的情况,神经网络模型体现出更好的性能。

上面仅讨论了 ANN 在水产科学中应用的几个重要方面,其实远不止于此。如 ANN 在环境监测与评价、环境污染灾害预测、渔业产量预报、鱼病诊断与防治、渔业资源综合管理与保护、渔业生产系统的自动控制与故障诊断和鱼类共生系统的优化配置与管理等方面也都大有可为之地,将成为今后 ANN 研究在水产科学中的主要应用领域。

3 ANN 局限性

ANN 作为一种新兴科学,尽管有许多优点,但也有其局限性^[2-4,7,22,23]:

ANN 对所有的知识(信息)处理都归结为数值运算,这对于可以数值化的知识是可行的,但对于一些不能用数值表达的知识,硬将其数值化,可能会部分损失或歪曲原知识的内涵,从而得出不太可靠的结论。

一方面,利用 ANN 方法建模不需要事先知道因变量与自变量之间的关系,是其优点;另一方面,ANN 对知识的表达、存储和推理(计算)都是隐式的,它不能向用户解释自己的推理依据和推理过程。而且,从根本上讲,人工神经网络模型属于“黑箱”模型。

大多数 ANN 模型的性能在很大程度上依赖于学习样本的数量和质量好坏,若学习样本太少,或代表性太差,或学习(训练)过程发生“过学习”现象,则 ANN 模的性能就可能会大大恶化,使 ANN 模型的结论可靠性和客观性降低。

4 ANN 发展展望

为了弥补 ANN 的上述局限性,有些研究者开始从一些新的角度来改善 ANN 的应用,其中最重要的就是把 ANN 与 ES(专家系统)结合起来,实现符号处理和数值处理的结合,这样的人工智能系统在知识的提取、存储、推理和解释等方面更接近人脑。而把不同类型 ANN 模型以不同形式组合到一起构成一个综合的 ANN 系统(称这“微脑”)是提高 ANN 性能的另一条途径。

此外,许多研究者把模糊数学、数理逻辑、拓扑数学等方法结合到 ANN 的学习规则中,使 ANN 具有求解诸如不确定性、模糊性和似然性推理之类问题的能力^[23],解决水产科学中大量存在的不确定性和模糊性问题具有重要意义。

参考文献

- [1] 张立明. 人工神经网络的模型及其应用[M]. 上海: 复旦大学出版社, 1994. 13 - 169.
- [2] 袁曾任. 人工神经网络及其应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 1999. 1 - 273. 346 - 357.

- [3] 赵林明,胡浩月,魏德华,等.多层前向人工神经网络[M].河南:黄河水利出版社,1999.140.
- [4] 阎平凡,张长水.人工神经网络与模拟进化计算[M].北京:清华大学出版社,2000.433.
- [5] Anderson J A. An Introduction to Neural Networks[M]. London: MIT Press, 1995. 631.
- [6] Bishop C M. Neural Networks for Recognition [M]. Oxford: Clarendon Press, 1995. 477.
- [7] Statsoft. Statistica Neural Networks[M]. Manual, 1999. 110.
- [8] 沈倩,胡德文,时春.神经网络应用技术[M].长沙:国防大学出版社,1993.1-19.
- [9] Robertson S G, Morison A K. A trial of artificial neural networks for automatically estimating the age of fish [J]. Mar Freshwater Res, 1999, 50(1): 73-82.
- [10] Newbury P, Culverhouse P F, Pilgrim D A. Automatic fish population counting by artificial neural network [J]. Aquac, 1995, 133:45-55.
- [11] Ramanan N, Patrick P H. Fish detection and identification using neural networks — some laboratory results [J]. IEEE J Ocean Engin, 1992, 17(4):364-368.
- [12] Haralabous J, Georgakarakos S. Artificial neural networks as a tool for species identification of fish schools [J]. ICES J Mar Sci, 1996, 53: 173-180.
- [13] Aoki I, Komatsu T. Analysis and prediction of the fluctuation of sardine abundance using a neural network [J]. Oceanologica Acta, 1997, 20(1): 81-88.
- [14] Komatsu T, Aoki I, Mitani I, et al. Prediction of the catch sardine larvae in Sagami Bay using a neural network [J]. Fish Sci, 1994, 60(4):385-391.
- [15] Keiner L E, Brown C W. Estimating oceanic chlorophyll concentrations with neural networks [J]. Int J Remote Sensing, 1999, 20(1):189-194.
- [16] 詹海刚,施平,陈楚群.利用神经网络反演海水叶绿素浓度[J].科学通报,2000,45(17):1879-1884.
- [17] Bräse S, Lek S. Predicting fish distribution in a mesotrophic lake by hydroacoustic survey and artificial neural networks [J]. Limnol Oceanogr, 1999, 44(5):1293-1303.
- [18] Lek S, Belaïd A, Baran P, et al. Role of some environmental variables in trout abundance models using neural networks [J]. Aquat Living Resour, 1996, 9:23-29.
- [19] 倪汝凤,黄能耿.太湖渔业资源系统的仿真研究[J].水产学报,1997,21(4):398-403.
- [20] 邹红鹃,林子扬,郭生练.人工神经网络方法在资源与环境预测方面的应用[J].长江流域资源与环境,2000,9(2):237-241.
- [21] Karol C, Soyupak S, Yurteri C. Neural network models as a management tool in lakes [J]. Hydrobiologia, 1999, 408/409:139-144.
- [22] 王文成.神经网络及其在汽车工业中的应用[M].北京:北京理工大学出版社,1998.1-95,232-268.
- [23] 董聪.多层前向网络的全局最优化问题[J].大自然探索,1996,15(4):27-31.