

人工神经网络在全球气候变化和生态学中的应用研究

刘泽麟^①, 彭长辉^{①②*}, 项文化^①, 田大伦^①, 邓湘雯^①, 赵梅芳^①

① 中南林业科技大学生命科学与技术学院, 长沙 410004;

② Institute of Environment Sciences, Department of Biology Sciences, University of Quebec at Montreal, Case postale 8888, Succ Centre-Ville, Montreal (QC) H3C 3P8, Canada

* 联系人, E-mail: peng.changhui@uqam.ca

2010-05-07 收稿, 2010-08-27 接受

国家林业局 948 项目(2010-4-03)、教育部新世纪优秀人才支持计划(NCET-06-0715)、湖南省高等学校科技创新团队项目和湖南省“芙蓉学者计划”资助

摘要 近年来,随着计算机技术和人工智能的发展,人工神经网络(ANN)的应用领域不断被开拓.同时,人们对全球气候变化和生态环境问题也日益关注,如全球变暖、El Niño 和 La Niña 出现频繁、大气环流异常等,使得人工神经网络方法在全球气候变化和生态学研究得到了广泛的应用.虽然人工神经网络仍存在一些不足和风险,如模型的参数要求更高的灵敏度、网络结构的选择一般更依赖于个人经验和神经网络对短期的预测研究精确度往往高于中长期预测,但全球变化研究中尤其要重视交互作用的影响和长期实验等.不过,神经网络在处理非线性问题上仍然优于许多传统的方法.因此,在全球气候变化和生态学研究人工神经网络具有很大的应用潜力,它能在实测过程可能十分困难或者使用不完整的数据难以实现的情况下,完成其他方法完成不了的问题.可以预料人工神经网络将在全球气候变化和生态学研究得到更多的应用和发展.

关键词

人工神经网络
全球气候变化
生态学
非线性问题

近年来,全球变化日益成为各国政府、社会各界与科学家所关注的焦点问题,并在各个领域进行了相关研究,取得了一定的成果.全球气候变化主要表现在全球气温升高,El Niño 和 La Niña 出现频繁、大气环流异常等.全球平均温度在过去 100 年增高了约 0.6℃并且将继续升高;CO₂ 浓度与工业革命前相比增加了 38%,21 世纪末将达到 700 μmol/mol^[1],以“全球变暖”为突出标志的全球变化很可能对各个生态系统产生严重影响.多年来,各国研究工作者们进行了大量的观测和实验,整理了大量气候变化的数据.因此,现在需要充分利用这些数据,对气候变化的影响和响应做出合理模拟和预测,为政府决策提供科学依据.人工神经网络(Artificial Neural Networks, ANN)

是一种专门对数据进行有效训练、校验、模拟和预测的工具,已经发展成为一种有效的研究方法.神经网络具有强大的学习能力,是刻画难于用数学解析表达式描述的复杂非线性系统和非线性关系的方便工具.由于理论上,一个三层的神经网络模型可实现任意非线性的映射,而生态系统自身是一个复杂的非线性系统,所以采用人工神经网络描述生态系统、研究其各种特性是一个很有效的方法.

最近几年人工神经网络在全球气候变化和生态学中的应用已经得到了迅速的发展,在水文生态环境、森林生态环境和城市空气质量变化等生态学研究中也越来越多的应用人工神经网络.本文介绍了人工神经网络方法,并对其近几年(主要是 2000 年之

英文版见: Liu Z L, Peng C H, Xiang W H, et al. Application of artificial neural networks in global climate change and ecological research: An overview. Chinese Sci Bull, 2010, 55, doi: 10.1007/s11434-010-4183-3

后)在全球气候变化和生态学中的应用进行了述评,最后提出了将来的应用前景和发展方向.

1 人工神经网络

1.1 概述

人工神经网络(ANN)是一种模仿动物神经网络行为特征,进行分布式并行信息处理的算法数学模型.这种网络依靠系统的复杂程度,通过调整内部大量节点之间相互连接的关系,从而达到处理信息的目的.

1943 年,心理学家 McCulloch W. S. 和数理逻辑学家 Pitts W. 建立了神经网络的数学模型,称为 MP 模型.他们通过 MP 模型提出了神经元的形式化数学描述和网络结构方法,证明了单个神经元能执行逻辑功能,从而开创了人工神经网络的研究的时代.随着计算机技术的进步,在 20 世纪 80 年代初,美国加州工学院物理学家 John Hopfield 提出了著名的 Hopfield 神经网的网络模型^[2].他在神经网络模型的稳定性研究方面引入了利亚普诺夫函数(能量函数)作为判断依据,使得网络模型具有联想记忆能力,可进行优化问题的求解,并利用该网络模型较好地解决了巡回推销商问题(Travelling Saleman Problem, TSP),这为采用神经网络方法解决优化计算提供了新途径,同时也为神经计算机(Neural Computer)的开发研究提供了重要的基础^[3].1986~1988 年,心理学家 McClelland L. L. 和 Rumelhart D. E. 经过共同努力提出了著名的多层网络的误差反向传播算法即 BP 算法.该算法迄今为止仍然是一种应用最为广泛的神经网络学习算法.遥感图像分析和分类一直采用传统的统计方法(如最小距离和最大似然分类器)^[4].这些方法有其自身的局限性,特别是在涉及到不同数据类型的整合和样品的像素分布假设时局限性更为明显.而采用人工神经网络方法可以克服统计分类的这些缺点和提高分类性能.在过去的 10 年中,人工神经网络(ANN)一直都是土地覆盖和利用卫星图像信息对土地分类中最流行的非参数分类技术之一^[5-8].如今网络的算法更加丰富,在反向传播算法的基础上,模拟退化算法、遗传算法、竞争学习等都融入到网络算法体系中.利用神经网络模型可以实现函数逼近、预测、数据聚类、模式识别及优化计算等功能.人工神经网络的发展除了对算法本身的改进外,还可与多种其他方法相结合,如神经网络与决

策树的结合来进行预测和分析,人工神经网络结合系统动力学(System Dynamics, SD)和元胞自动机(Cellular Automata, CA)进行模型开发等,更可以将应用范围扩展到不同学科,如信息生态学中对神经网络的应用需求就很大.

人工神经网络一般由 3 个基本要素构成,即处理单元、网络拓扑结构及训练规则^[3].

处理单元是人工神经网络操作的基本单元,主要模拟人脑神经元的功能.一个处理单元有多个输入及输出路径.输入端起信息传递的作用;输出端将处理后的信息从一个处理单元传给下一个.如图 1, x 为神经元输入, w 为可调的输入权值, θ 做为偏移信号用于建模神经元的兴奋阈值. $u(\cdot)$ 和 $f(\cdot)$ 分别表示神经元的基函数和激活函数.

网络拓扑结构决定各处理单元、各层之间信息的传递方式与途径.目前应用的神经网络拓扑结构有几十种.由于一个三层的反向传播神经网络(BPN)模型能模拟任何连续函数^[9],所以现在研究中大多都采用三层的神经网络进行模拟,并且简单的神经网络容易解释、训练速度快,也很少产生过度吻合^[10],三层神经网络结构如图 2.

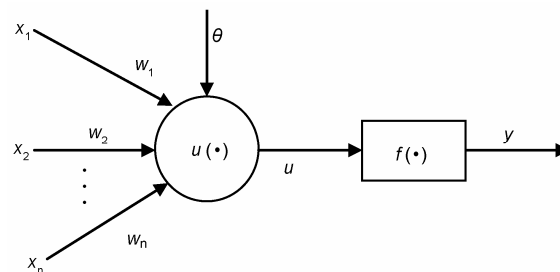


图1 通用神经元模型

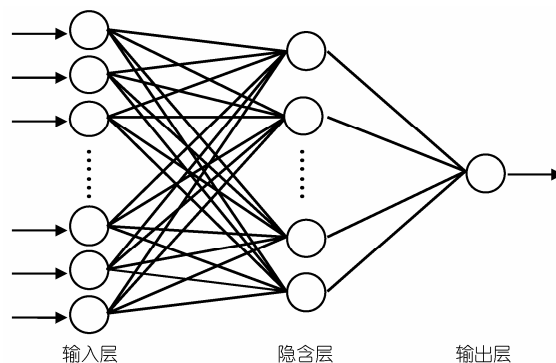


图2 神经网络拓扑结构

训练(Training)又称学习(Learning),是神经网络的一个基本特征,通过反复训练与调整来达到需要的精度.主要是利用转换函数 $f(x)$ 对处理数据进行加权与求和,并训练网络系统进行模式识别来处理所得的加权和,再通过转移函数转换为输出值.最后,分类结果是将获取最大权重的类别指定为输入数据的归属类别^[11].

与人脑的作用机理类似,神经网络完成任务的过程主要分为两个阶段^[3,11]:第一个阶段是学习期,是神经网络自我完善的阶段,此时,网络按一定的学习规则修改突触的权系数,以使测度函数达到最小,这个时期各计算单元状态保持不变,各连线上的权值可以通过学习训练来修改;第二个阶段是执行期,是神经网络对输入信息进行处理并产生对应的输出过程,此时各连接权固定,计算单元状态发生变化,已达到训练后的稳定状态.

1.2 应用软件

目前已推出了大量神经网络的专用或通用软件.其中,美国 NeuralWare 公司(www.neuralware.com)开发的 Predict 和 NeuralSight 是一套先进的神经网络模型开发软件包,也是当今世界上最成熟的神经网络商业产品.它可以用来训练、测试以及应用神经网络模型,具体包括预测、分类、聚合等.软件自动将神经网络技术和遗传算法、模糊逻辑、以及统计方法等有机的结合在一起,为多个行业的广泛问题都提供了稳定的解决方案.

此外美国 NeuralWare 公司的 MATLAB Neural Network TOOL Box 和 Neuralworks Professional II / Plus5.20,美国 NeuroDimension 公司的 NeurSolutionV3.0^[12],都是目前应用较广的神经网络应用软件.

2 人工神经网络在全球气候变化和生态学中的应用

2.1 气候变化对水文生态环境影响方面的应用

自从 1996 年 Clair 和 Ehrman 首次采用 ANN 模型评估气候变化对河水流量和环境的影响以来,ANN 在气候变化和水文环境之间的应用就没有停止过^[13].为了分析气候因子变化对流域径流的影响,陈喜等人^[13]利用 ANN 模型建立巴音布鲁克站的月降水、气温与大山口站径流关系,再根据区域气候模型

(Regional Climate Models, RCMs)推算 CO₂ 加倍情况下西北地区气候的可能变化,估算气候变化对大山口径流量影响.研究结果表明:当气温升高 1~3℃ 时,年径流量增加 6.7%~25%;当降水增加 5%~25% 时,年径流量增加 1.4%~11%.因此,该地区气温升高对径流的影响较降雨量增加对径流的影响要大.很明显,气温升高和降水量增加有利于缓和目前西北地区干旱状态,但增加径流量主要集中在 7,8 月份,夏季发生洪水危险大大增加,将会改变目前水资源开发利用模式和水利工程规划、运行方案.邹志红和王学良^[14]对 BP 神经网络模型在河流水质预测中的有效性进行了验证.结果表明,在进行连续河段水质预测时,对多河段的长距离预测有较大的误差;而对多河段的短距离预测则误差较小,但短距离预测需要更充足的河段数据,进行计算时也需要更长的时间.

季节性温度和降水的变化情况对流域中碳、磷和氮等的研究产生重要影响,Holmberg 等人^[15]使用 CLIGEN 生成了未来 2040~2069 年的每日温度值和降水值,并利用人工神经网络对河流水内的每日总有机碳(TOC)、全氮(Ntot)、全磷(Ptot)通量建模,从而对未来气候变化情况下的通量采用数值模拟.他们发现河流水中 TOC, Ntot 和 Ptot 通量的增加,主要取决于径流量的变化而不是浓度的变化.虽然 ANN 模型对河流水的 TOC, Ntot 和 Ptot 通量没有获得全部的极端值,但是它仍然符合观测中大部分的动态值.该研究在选择网络参数的时候,需要判断出温度和径流量之间的显著差异.特别是在干燥条件下,观测和模拟中得出的年度输出值相对于浓度极端值更为重要.Nour 等人^[16]也设计了一个能预测非标准(每日流量没有被完全监测)河流流量和全磷浓度的 ANN 模型.

气候变化对石漠化地区的影响也是不可忽视的.由于喀斯特地形的含水层是高度非匀质的,同时在这些地区的监测数据也是非常少的.因此,为了更好地可持续利用和保护喀斯特地下水资源,可以建立模型来模拟喀斯特地下泉水流量,来更好地帮助理解喀斯特水文过程.Hu 等人^[17]使用人工神经网络建立一个精确模拟泉水排放的简洁模型,并应用到娘子关喀斯特泉水的模拟中.研究表明,虽然在短期数据的训练下,ANN 的稳定性不如长期数据,但 ANN 较于之前的时间滞后线性模型(Time-Lag Linear Model)

模拟效果要好很多.

在径流的路径选择里, 整个径流的总和并不是全部子流域选择径流路径的线性叠加, 人工神经网络作为一个有效的非线性映射工具, 用来研究从单个流域到总径流的全部水流输出的非线性变换是非常合适的. Chen 和 Adams^[18]就在降雨-径流模型里集成人工神经网络的概念模型, 发现集成了 ANN 的综合模型能将单独的子流域的径流转换为全部流域的径流流出, 这种新方法比以往使用的 Xinanjiang, SMAR 和 Tank 三种模型效果更好. 我们认为 Chen 等人^[18]的研究还有相当大的潜力, 比如说, 可以对不同地形, 不同环境条件继续扩展研究.

Elshorbagy 和 Parasuraman^[19]先是采用传统人工神经网络对复杂的土壤含水量的动态变化建模. 而后, 又将高阶神经网络模型发展应用到表征土壤水分动态变化模拟. 模拟显示, 表征土壤水分的最具影响力的状态变量是地面温度, 强调的是土壤热性能和相应水分状况的联系. 该研究的贡献是得出高阶神经网络的结果较传统神经网络对土壤水分模拟具有更高的相关系数的结论, 并在加入时间滞后输入参数后, 改进了模型的性能和获得了更好的模拟效果. 同样的在 Friedrich Recknagel^[20]的研究中也认为神经网络模型在经过时滞时间序列训练后具有更高的预测精度. Friedrich Recknagel 的研究中采用监督的反馈神经网络结合非监督神经网络来综合灵敏度曲线被证明是一种有效的途径. 与 Friedrich Recknagel 的观点相同, 我们也相当看好神经网络在信息生态学的应用前景, 比如通过面向对象编程和互联网实行混合模型的一般函数库在全球范围内对生态系统分类, 就是一个非常不错的方向.

此外, Chen 和 Chang^[21]构建了一个新的人工神经网络混合模型, 它采用遗传算法和按比例共轭梯度法对前馈神经网络结构和连接权重进行优化, 并在真实水文时间序列里验证了该模型的适应性和可靠性. 同时, 该混合模型的精度优于 AR 和 ARMAX 模型. Lischeid^[22]采用人工神经网络方法对森林集水区的径流量估算进行 SO_4 的短期和长期趋势的动态研究, 表明人工神经网络的潜力优于分析化学时间序列. 同样, ANN 模型能作为计算水质参数的工具, 例如 Singh 等人^[23]使用 ANN 模型对 DO 和 BOD 的计算值与实际河流水的测量值非常接近. Park 等人^[24]报道了他们应用人工神经网络对河流水中水生昆虫

丰富度的预测和制图. 国内的宋松柏和蔡焕杰^[25]利用 BP 神经网络开发了一个旱区流域水土环境质量的综合定量评价模型, 并对西北地区水资源开发利用程度最高的石羊河流域进行实例研究, 模型预测评价等级与实际评价等级相一致. 该研究说明, ANN 模型具有实用性和可操作性强的特点, 可以很好地应用于流域水土环境质量评价.

我们可以看到, ANN 不论是在水文预测和测量, 还是水质动态预测等水文生态环境研究中的应用越来越广泛, 目前正在向不同环境的兼容、多环境数据同步处理的方向发展. 如宋松柏和蔡焕杰^[25]试图寻求一种通用的评价模型, 能进行不同地区水土环境的综合评价; 邹志红和王学良^[14]的研究就从以往的单河道预测, 发展为多河道连续预测. Nour 等人^[16]的研究使得所有输入都很容易进入如加拿大环境天气数据库等公共数据库中, 而不需要在每一个模拟河流安装流量仪. 他们的 ANN 模型在复杂生态系统和高度相关变量建模方面能力突出.

2.2 气候变化下空气质量和温室气体排放估算中的应用

Viotti 和 Liuti^[26]使用 BP 算法, 根据 24~48 小时的气象条件和交通水平, 来预测意大利的佩鲁贾 (Perugia) 城市污染物浓度. 监测的变量包括二氧化硫、氮的氧化物、全部微颗粒以及晚上 10 点后的苯、一氧化碳、臭氧浓度, 水平风速、湿度、压强、温度、总的阳光辐射、降水量和交通情况. 这一方法对于未来 1 小时的污染物浓度预测结果较好. 虽然通过假设未来 24~48 小时的交通和气象参数来进行中长期 (24~48 小时) 预测的效果不如 1 小时的预测, 但是比通常的统计确定性模型的预测效果还是要好很多. Nagendra 和 Khare^[27]使用人工神经网络技术对 NO_2 分散现象建模, 并应用到印度的德里 (Delhi) 市车辆废气排放预测上, 模型的输入包括 10 个气象参数和 6 个交通特性变量. 数据来自交通十字路口 (AQCR1) 和城市主干道 (AQCR2) 2 个空气质量控制区域 (AQCRs). 该模型预测值与观测值的拟合系数 d (d 为模拟值对观测值的精确估计程度) 最高为 0.76. 陈柳和马广大^[28]利用小波分解和重构判断大气污染物浓度序列的年变化趋势, 并在此基础上建立大气污染物浓度的分段神经网络模型, 对大气 SO_2 浓度进行预测. 为了提高网络的推广能力, 他们在程序中加入了

“提前停止”和“神经网络集成”的方法^[29],优化了网络学习过程. Ryan 等人^[30]则使用人工神经网络模拟温带草原生态系统的 N_2O 的排放研究.

Barcenas 等人^[31]利用人工神经网络对臭氧层表面建模,并利用无偏敏感分析和修剪技术对模型进行简化. 数据采样来自距离西班牙的瓦伦西亚 (Valencia) 城南 40 km 的小镇 Carcaixent. 输入参数包括 NO , NO_2 浓度和一些气象参数(风速、温度、大气压强、太阳辐射度、相对湿度), 时间为 2002 年 4 月 1 日到 4 月 20 日连续 20 d, 模型输出为臭氧的浓度. 在此基础上, 他们通过敏感度分析, 得出与臭氧浓度最相关的参数是温度和太阳辐射度, 最无关的参数是臭氧化学前体(NO 和 NO_2). 这一结果表明, 当地臭氧主要来源并不是本地生成, 而是从其他地方通过风力传输而来.

植被与大气之间的碳交换量(NEE)是影响陆地生态系统碳汇、源的重要因素, 准确估计和长期观测不同生态系统中的 NEE、研究 NEE 的空间分布以及模拟 NEE 动态变化是预测气候变化的基础之一. 何洪林等人^[32]利用能量通量和 CO_2 通量的密切关系, 研究了人工神经网络方法模拟 CO_2 通量的可行性. 研究发现 CO_2 通量和能量通量、温度存在密切的相关关系, 土壤水分因子的输入并未使模型模拟的精度有明显的提高. 该研究证明, 可以用人工神经网络模型有效地模拟 CO_2 通量. 同时为通过涡度相关观测与遥感反演技术的集成, 并利用已获取的区域能量通量数据来模拟分析区域尺度的 CO_2 通量空间格局提供了一种有效的技术途径. Melesse 和 Hanley^[33]将多层次感知器误差反馈人工神经网络应用到森林、草地和麦田生态系统 CO_2 通量模拟研究中. 采用能量通量(净辐射能量、潜热、感热、土壤热通量)和温度(空气和土壤)来训练人工神经网络模型. 结果显示, 预测的相关系数(R^2)值在 0.75 到 0.94 之间, 并且森林和麦田的预测结果比草地更好. 这一技术的意义在于以点测量来估算地区或全球 CO_2 通量, 并能够很好地帮助理解 CO_2 通量的时空变化. Papale 和 Valentini^[34]结合人工神经网络和涡流通量来研究欧洲森林的碳变化. 不仅开展了单站点的通量数据插补研究, 还结合土地利用、NDVI 等数据, 模拟了欧洲大陆区域的空间分辨率为 $1 \text{ km} \times 1 \text{ km}$, 时间尺度为周的 CO_2 通量空间分布格局.

2.3 气候变化下森林生态系统建模和植被、土壤变化预测等方面的应用

因为 ANN 克服了森林数据处理中非线性关系和非正态性等方面的困难, 最近成为了森林建模中一个比较流行的工具. 森林生物量的估测是全球变化研究的基础, 王淑君和管东生^[35]尝试应用 BP 和 RBF 神经网络模型对森林生物量进行遥感估测. 结果表明, 在独立样地估测中, 两种人工神经网络估测的相对误差均小于 15.18%, 而 RBF 网络的 ANN 模型最大相对误差不超过 10.12%, 平均相对误差仅为 4.76%, 在识别精度上、稳定性、速度上, 均优于 BP 网络 ANN 模型.

森林生态系统中氮的现状可以通过森林土壤的氮饱和和潜力来表现, Ito 等人^[36]使用人工神经网络模型来对土壤的 NNP(Net Nitrification Potential)进行预测. 他们的 ANN 模型使用 ridge-stabilized Gauss-Newton 算法处理现有数据, 来防止过度学习造成的过高权重. 所以, 该 ANN 基础模型仅仅使用 2 个土壤特性数据(碳氮比和最大含水量)就能提供很好的 NNP 预测, 大大提高了简单模型在森林管理计划中的实际价值.

同样, 理解气候变化中植被是如何改变的是气候变化中的一个关键问题. Ostendorf 等人^[37]利用人工神经网络研究气候变化对热带雨林植物的影响. 预测结果表明雨林的中小型植被将有所减少, 中型开放性植被在森林和林地将有所增加. 然而, 预测中型藤蔓植物和潮湿硬叶植物的结果在不同模型中却有很大的区别.

高分辨率的土壤分布图一般仅仅适用于很小的范围, 因为通过实地考察获得这些分布图是很费时和很昂贵的. 最近, Zhao 等人^[38]成功的使用 ANN 模型对土壤质地(沙砾、黏土和淤泥)进行预测, 从现有较粗糙的分辨率的土壤分布图结合数字化高程模型(Digital Elevation Model, DEM)得出的水道测量参数来获得土壤属性. 校正过的 ANN 模型能对相似地区制作高分辨率土壤质地结构图, 而不需要进行额外的现场调查. 就模型预测和野外测量值之间的均方根误差而言, 黏土为 4.0, 沙砾为 6.6. 相对总精度(现场测量时正负 5%)黏土是 88%, 沙砾是 81%. Kavdir^[39]报道了利用人工神经网络分类器对向日葵(阳光植物), 杂草和土壤进行识别. 刘殿伟等人^[40]在用高光

谱技术来监测城市行道树叶绿素变化的研究中, 利用 BP 神经网络模型来增强高光谱反演树木叶片叶绿素含量的能力.

同样, 为了方便各种林地的管理, 常常需要绘制表示森林特征的大范围比例图. Moisen 和 Frescino^[41]就通过比较 5 种建模技术来确定哪些工具最适合具有多重目标和逻辑约束的绘图任务. 5 种建模技术分别为线性模型(Linear Models, LMs)、广义加法模型(Generalized Additive Models, GAMs)、分类树回归(Classification And Regression Trees, CARTs)、多元自适应条件回归(Multivariate Adaptive Regression Splines, MARS)和人工神经网络(ANNs). 研究结果表明, 所有技术都有一个它们自己的工作环境. 当通过预测模拟来研究它们的绘图潜力时, 发现 MARS 和 ANN 比其他 3 种方法具有更强的优势. 但是, 使用真实数据时, 5 种方法之间的差别就很小了.

胡淑萍等人^[42]将近自然林业和人工神经网络相结合, 以典型流域周边天然分布的植被类型作为训练样本, 在研究天然植被类型的分布的基础上, 采用 BP 神经网络的方法提出典型流域防护林体系植被类型的优化配置模型. 该模型的主要贡献在于为流域防护林体系植被类型的配置提供了一种有效的新方法. 以潮关西沟流域防护林体系植被类型为例, 优化配置后针叶林 44.5 hm², 阔叶林 235.6 hm², 混交林 638.4 hm², 灌木林 275.7 hm². 其中, 针叶林减幅最大为 73.29%, 阔叶林增幅最大为 38.92%, 植被类型变化显著, 增强了流域沿岸防护林体系的整体效益. 日本的 Ooba 等人^[43]报道了他们结合遗传神经网络(GNN)和人工神经网络(ANN)对现场测量的碳通量数据集中缺失的数据进行比较填空. 罗传文等人^[44]用人工神经网络对天然林保护进行分级规划. 该研究采用树种珍贵度、树种组成多样性、沟系保护、分类经营和受干扰度因子等 5 个规划因子作为 BP 神经网络模型的输入, 并用帽儿山国家森林公园的全部天然林小班数据对模型进行训练和检验. Scrinzi 等人^[45]则报道了他们基于 short-term 和 long-term 人工神经网络模型对阿尔卑斯站(alpine stands)的森林分布数据进行更新.

土地利用和土地覆盖变化是影响景观和生态系统结构、功能及动态变化的最普遍主导因素之一, 张志明等人^[46]就利用人工神经网络和 DEM 数据进行植被变化探测. 结果表明, 运用修改的混淆矩阵来评

估 ANN 探测变化法及分类后比较法所探测的植被变化精度是可靠的. 其中, 有效的结合 NDVI 差值法和目视解译获取地面样点数据, 运用主成分分析法(Principal component analysis, PCA)将 14 个影像波段降为 8 个主成分, 以及外加 DEM 和坡度两个额外“波段”都能有效的提高 ANN 探测变化法的精度. 除此之外, 将人工神经网络与遥感技术结合的应用也很多. Jensen 等人^[47]利用遥感数据使用统计学和人工神经网络方法建立针叶林年龄预测模型. 刘志华等人^[48]利用遥感图像和地理信息系统(GIS), 结合人工神经网络(ANN)对呼中林区森林蓄积量进行了估测. 王立海和邢艳秋^[49]基于 Landsat TM 遥感图像, 应用 BP 神经网络建立了吉林省汪清天然林区森林生物量非线性遥感模型系统. 郑晓兴等人^[50]更是将 GIS 与人工神经网络结合建立了区域生态旅游适宜度评价模型. 该模型对国内生态旅游工作的开展和相关评价具有一定的借鉴和参考意义. Yu 等人^[51]则将 ANN 模型应用到土壤有机碳的空间变换模拟中. 为了检验 ANN 模型方法的精确性, 采用 ANN 模型对土壤有机碳含量的观察值和改变值之间的变化进行相关性检查. 获得的 R 值都在 0.7 以上, 而绝大多数统计学方法的 R 值都在 0.50~0.61.

上述 ANN 模型在气候变化下森林生态系统建模和植被、土壤变化预测方面的应用都取得了一定的突破. 王淑君和管东生^[35]的研究中虽然 ANN 模型的“黑箱”操作难以归纳出指导性规律, 但却能获得相当高的精度, 网络训练完成后, 将来还可以应用到大区域的生物量估算上. Zhao 等人^[38]的方法, 只要适当训练 ANN 模型, 那么这个训练过的 ANN 模型就可用于被该模型校准过的区域, 以及那些输入参数相似的区域, 大大提高了高分辨率的土壤分布图的制作效率和应用区域. Yu 等人^[51]的研究表明, 在土壤有机碳的空间变换模拟中 ANN 方法是一个可靠的方法. 罗传文等人^[44]的研究结果则证明, 将神经网络应用于天然林保护规划是切实可行的. 此外, 相比于 Campbell 等人^[52]、McClelland 等人^[53]、Hepner 等人^[54]和 Downey 等人^[55]应用 ANN 技术和 Landsat TM 数据仅仅只是对土地分类方面的研究^[56], Pijanowski 等人^[57]、张明媛^[58]、白明哲等人^[59]则使用人工神经网络和地理信息系统(GIS)建立陆地转化模型, 并进一步应用到林地的变化研究中, 提高了 ANN 模型的具体应用能力.

2.4 人工神经网络在生态学中的其他应用

光合有效辐射(Photosynthetically Active Radiation, PAR)是植物生命活动、有机物合成和产量形成的能量来源,研究光合有效辐射对环境保护、作物群体结构的改良有一定指导作用。但是,光合有效辐射不是常常可以直接测量到的,一般都只能进行估测。Lopez 等人^[60]就利用基于简单多层前馈感知器的人工神经网络来分析 PAR 与不同气象和辐射测量变量之间的非线性关系以决定它们之间的相关性。结果指出,以全球辐射照度和太阳天顶角或者光照时间为输入参数的 ANN 模型估测效果最好,其他输入参数如漫散射辐射照度、清晰指数或者 Perez 参数都不能估测出更精确的每小时光合成有效辐射,气象参数如温度、相对湿度或降水量等几乎对 PAR 的估测没有任何影响。同时,该 ANN 模型较其他现有的复杂经验模型具有重大的改进,主要在辐射测量不可用或 PAR 不能被精确计算时,该 ANN 模型仍然是计算每小时 PAR 很好的方法。

定量评价生态系统的脆弱性和稳定性是一项复杂的工作,气候变化的不确定性、生态系统结构和功能与气候因子之间的非线性关系都是研究这一问题的主要障碍。李双成等人^[61]利用人工神经网络模型评价生态系统响应气候变化脆弱性。结果表明,地表干燥度与脆弱性的相关性最好,其相关系数达到 0.985,其次是优势种的年生长量,相关系数为 0.979,土壤碳密度和 NNP 与脆弱性指数的相关系数分别为 0.629 和 0.577($P < 0.05$)。该研究初步将人工神经网络应用到生态系统脆弱性评价,并证明了这一途径是有效可行的。它具有定权客观、量纲无需统一的优点,但同其他方法一样,选取的指标面临无数据支撑的困难。该研究评价指标的选取以及各等级阈值的确定还应斟酌;网络的类型、结构还有很大的优化空间。温芝元和曹乐平^[62]结合环境因素、功能群和营养层,建立复杂生态系统稳定性的人工神经网络模型。用 90 组 27 维数据训练和测试该模型,发现网络的实际输出曲线与期望输出曲线拟合较好,网络训练误差仅为 0.005。李丽和张海涛^[63]针对中国小城镇生态环境质量综合评价存在的问题,建立了基于 BP 神经网络的小城镇生态环境质量评价模型。该模型只需以各生态环境评价参数的分级标准为基础来生成学习样本。用训练后网络模型的权值和阈值就可以对监测样本进行评价,且模型的通用性较强。李洪义等

人^[64]也报道了他们将 BP 神经网络模型应用到生态环境遥感本底值预测中。

另外,ANN 模型对风险模式预测具有极大的灵活性,无论是基于线性还是非线性数学函数的风险,都能使用神经网络建模。Chen 等人^[65]就采用 BP 算法神经网络对森林大火中房屋的保存概率进行研究,将输入参数分为 A、B 两个部分单独建立模型,A 模型使用二进制数值变量,B 模型使用语义性措辞。两个模型的预测值与样品值之间的相关系数(R^2)分别为 0.989 和 0.968,预测效果很好。姜伟等人^[66]用神经网络方法研究了林火发生及蔓延与环境因子间的关系,用 Matlab 中的 VLBP 神经网络对数据进行训练,并建立林火发生和林火蔓延两个风险模型,发现传统以气象因子为主的林火风险预测预报太过理想化,实际上气象因子会受到地形地貌的影响而产生较大变化。同时,该 ANN 模型解决了使用 3S(GPS, RS 和 GIS)技术研究林火行为时由于环节较多,在采集数据中难免加入相当多噪声的问题^[66]。Worner 和 Gevrey^[67]则报道了他们利用人工神经网络对全球虫害物种风险决策建模。

3 问题与展望

3.1 神经网络本身的优势与不足

作为一种“黑箱”方法,对人工神经网络的争论也一直在进行着。人工神经网络的优点表现在:可以充分逼近任意复杂的非线性关系;所有定量或定性的信息都等势分布存储在网络内的神经元中,所以有很强的鲁棒性和容错性;采用并行分布处理方法,使得快速进行大量运算成为可能;可以学习和自适应不知道或不确定的系统;能同时处理定量、定性知识^[68]。实践表明,人工神经网络模型在数据处理速度和非线性问题求解的精度上均优于其他传统的模型方法。尤其在信息不完备情况下,在模式识别、方案决策、知识处理等方面都具有很强的处理能力^[69]。

由于 ANN 具有十分复杂的建筑学(Arctectur)和最佳网络的几何学(Geocmetry)特性。它可能对某一组数据的模拟表现出很好的结果,而对另一组数据则相反。这种情况的出现通常是由于 ANN 内在的非线性关系导致它过度拟合数据(overfit data)。最佳隐层和每层结点的数目取决于问题的本身和反复试验。假若隐层的结点数目太小,反向传播的算法将不能在训练中聚焦到最小值;相反,太多的隐层结点将导

致网络的过度拟合数据. 过度拟合一直都是 ANN 研究和应用中一个不可忽视的问题.

虽然, 人工神经网络具有通过学习而具备适应外界环境的能力、模式识别能力和综合推理能力以及结构与处理的并行性、知识分布存储、很强的容错性等优点, 无疑给全球变化和生态学研究开辟了广阔的前景^[70]. 但是, 人工神经网络本身的问题仍然存在. 与传统模型方法相比, 也存在着明显的局限性, 如依赖学习样本的数量和质量的好坏, 在学习上收敛速度慢, 收敛过程中存在局部极小、网络记忆不够稳定等. 另外, ANN 并行处理的信息分布存储机制还不十分清楚, 如何选择合理的网络结构还没有充分的理论依据. 在预测领域的应用研究中, 如何确定网络结构、提高网络的收敛性、防止网络训练出现振荡和收敛于局域最小等问题, 通常是根据实验或经验确定. 因此, 使网络具有很大的冗余性, 从而影响拟合及预测的效果. 神经网络模型由于需要大量的样本数据来保证所求参数的可靠性和可外推性, 有时这样大量的实测数据却是无法获得的. 所以, 虽然 ANN 模型的模拟精度往往要远远高于多元线性方程, 类似于非线性方程, 但不可能替代机理模型. ANN 模型的真实优势在于模拟人们了解较少或不确定性和模糊性较大的系统, 而这些又是传统模型所无法实现的^[10].

3.2 神经网络的改进和应用展望

为了解决如何选择合理的网络结构的问题, 杨英^[71]对单纯使用改进的 LMBP 算法优化 ANN 结构的方法提出结合样本复杂性估计算法. 这样可以依据所求问题的复杂程度给出对应的初始网络结构, 但是该方法的实用性范围还有待检验. 输入参数的最优化选择也是一个问题. Kemp 等人^[72]提出一种采用连续随机输入参数, 来确定每个输入变量对人工神经网络模型预测能力贡献的比例关系的方法(称为障碍输入随机法或 HIPR 方法). 该方法能准确模拟已知输入输出参数之间的关系, 模拟的数据结果被生成已知的线性、非线性和共线关系. ANN 模型重复使用 HIPR 方法训练这些数据集, 能成功预测全部数据集按重要性的等级次序, 效果好于最近提出的连接权重法. 生态学的主要研究目的之一就是建立或证实生态参数之间的相关关系. Kemp 等人^[72]的这一方法能很好地分辨生态参数关系的比重, 从而为判断假

设的参数关系的正确性提供了一个新的途径. Gevrey 等人^[73]使用 7 种方法来比较研究人工神经网络模型的参数贡献. 其中“PaD”法(Partial Derivatives Method)效果最好; 其次是 Profile 法能很好地给出输入变量的贡献配置情况; 扰乱法和权重法则对输入参数既进行了比较好的分类又进行了简化, 但这两种方法都缺少稳定性; 两种进阶的逐步回归法都给出了相同的结果, 但研究意义不大; 传统的逐步回归法得到的结果最差. Olden 等人^[74]则认为 Gevrey 等人^[73]的研究中建立的真实精确度和精密度是不科学的, 因为真实的精确度和精密度是无法得知的. 于是, Olden 等人^[74]就提出采用更合适的蒙特卡洛模拟(Monte-carlo Simulation)来比较不同方法中输入变量的贡献度. 他们的研究认为只有权重法能确定全部预测变量重要性的正确等级, 其他方法都只能判断网络中最初的几个重要变量或不变量. Gevrey^[73]和 Olden^[74]等的研究表明, 不同方法与神经网络结合所产生的效果截然不同, 随着各学科尤其是新兴的人工心理学^[75]的发展, 人工神经网络将能发挥更多的潜力.

为了帮助理解生态学中的各种现象和寻找解决问题的新方法, 还需要将更多的其他方法应用到神经网络中. 李月臣和何春阳^[76]以北方 13 省(市)为研究区, 借助人工神经网络并结合系统动力学和元胞自动机模型建立了土地利用/覆盖变化时空演变规律的动态模拟模型, 并对研究区多种土地利用/覆盖类型变化的时空特征进行模拟. 改进后模型的模拟精度达到 74%, 在一定程度上反映了大区域土地利用/覆盖变化的空间格局演变特征, 对脆弱生态区土地利用/覆盖变化的复杂性和生态环境响应研究具有一定参考价值. D'heygere 等人^[77]在使用决策树和人工神经网络预测现存或灭绝的海底大型无脊椎动物分类群时, 结合遗传算法对相关输入变量进行自动选择, 并根据 RMSE, CCI 和 Cohen's kappa 三种方法评估模型的预测能力. 结果显示, ANN 模型结合 CCI 和 Cohen's kappa 的预测效果最好.

建模者对交互同化技术的主要兴趣之一是能够发现模型的不足之处. 为此目的, ANNs 一个重要的优势就在于能够提供严格统计框架中所有不确定性的来源. Abramowitz 等人^[78]使用 ANNs 结合气象驱动和测定通量来评估各个地表模型(LSMs)基准对象的性能. ANNs 的性能通常优于地表模型(LSMs), 后者在模拟 5 个全球通量测试点的感热、水蒸气和二氧化

碳通量上产生系统错误。这些错误不能通过优化参数来消除,并且在 LSMs 结构改进前仍需要匹配基准 ANNs。LSMs 可能在一部分生物气候空间的预测上还令人满意,在其他方面就不行了。Abramowitz 等人^[78]使用自组映射图来将气候空间划分为一组独特的区域,以帮助模型在产生最大偏差情况下的识别,进而帮助模型“探测性工作”的改进。另外,因子的交互作用在气候变化中是客观存在的,如土壤呼吸速率受温度、湿度影响外,还受到其他因子(如凋落物、土壤深度和土壤 PH 等)的控制。而现在应用的神经网络模型很少考虑到这些。

我们必须清楚地认识到,迄今为止,人类对自身大脑的研究还有很多未知,因此对于人工神经网络研究还有待于更为长期和艰苦的努力。这就意味着,人工神经网络的发展潜力还十分巨大。而目前有关进化计算的遗传算法与人工神经网络相结合的研究,小波分析与神经网络的结合以及模糊系统理论与神

经网络方法的结合,已成为神经网络研究的重要方向^[79]。比如,模糊逻辑知识提取和表达简便,擅长处理结构化的问题。而神经网络可直接从样本中学习,对处理非结构化的信息更有效。两者的集成可以取长补短,发挥各自优势。但是这些都还很少或者没有被应用到全球变化和生态学研究之中。

综上所述,ANN 在全球变化和生态学中已被证实为一个可以用来进行分类、模拟和预测的有用工具,并且正在日益扩大其应用领域。它在处理复杂问题,模拟非线性系统行为方面比传统的统计方法更准确和迅速。然而,ANN 的应用仍处于不成熟阶段,它也有其不足的方面,包括难以解释的“黑箱”、大量的训练时间和潜在的对数据的过度拟合等。它将不可能完全代替传统的数量方法。相反,只有开展多样性的探讨,充分发挥它们各自的长处,并将这些不同的方法和技术结合到决策支持系统之中,方能成为 21 世纪研究全球气候变化和生态学的有用工具。

参考文献

- 1 雷相东,彭长辉,田大伦,等. 整合分析(Meta-analysis)方法及其在全球变化中的应用研究. 科学通报, 2006, 51: 2587—2597
- 2 Hopfield J. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities. Proc Natl Acad Sci USA, 1982, 79: 2554—2558
- 3 姜长生,王从庆,魏海坤,等. 智能控制与应用. 北京: 科学出版社, 2007. 221—222
- 4 McClelland J L, Rumelhart D E. Explorations in paralld distributed processing: A handbook of models, programs, and exercises. London: MIT, 1988. 75—77
- 5 Paola J D, Schowengerdt R A. A review and analysis of backpropagation neural networks for classification of remotely-sensed multi-spectral imagery. Int J Remote Sens, 1995, 16: 3033—3058
- 6 Kavzoglu T, Mather P M. The use of backpropagating artificial neural networks in land cover classification. Int J Remote Sens, 2003, 24: 4907—4938
- 7 Mas J F, Flores J J. The application of artificial neural networks to the analysis of remotely sensed data. Int J Remote Sens, 2008, 29: 617—663
- 8 Kavzoglu T. Increasing the accuracy of neural network classification using refined training data. Environ Modell Softw, 2009, 24: 850—858
- 9 王耀南. 智能信息处理技术. 北京: 高等教育出版社, 2003. 25
- 10 米湘成,马克平,邹应斌. 人工神经网络模型及其在农业和生态学研究中的应用. 植物生态学报, 2005, 29: 863—870
- 11 修丽娜,刘湘南. 人工神经网络遥感分类方法研究现状及发展趋势探析. 遥感技术与应用, 2003, 18: 339—345
- 12 于宝莲,刘忠菁,刘辉. 神经网络的硬件和软件. 郑州工业高等专科学校学报, 2004, 20: 7—8
- 13 陈喜,吴敬禄,王玲. 人工神经网络模型预测气候变化对博斯腾湖流域径流影响. 湖泊科学, 2005, 17: 207—212
- 14 邹志红,王学良. BP 模型在河流水质预测中的误差分析. 环境科学学报, 2007, 27: 1038—1042
- 15 Holmberg M, Forsius M, Starr M, et al. An application of artificial neural networks to carbon, nitrogen and phosphorus concentrations in three boreal streams and impacts of climate change. Ecol Model, 2006, 195: 51—60
- 16 Nour M H, Smith D W, Prepas E E, et al. The application of artificial neural networks to flow and phosphorus dynamics in small streams on the Boreal Plain, with emphasis on the role of wetlands. Ecol Model, 2006, 191: 19—32
- 17 Hu C H, Hao Y H, Pang B, et al. Simulation of spring flows from a karst aquifer with an artificial neural network. Hydrol Process, 2008, 22: 596—604
- 18 Chen J Y, Adams B J. Integration of artificial neural networks with conceptual models in rainfall-runoff modeling. J Hydrol, 2006, 318:

232—249

- 19 Elshorbagy A, Parasuraman K. On the relevance of using artificial neural networks for estimating soil moisture content. *J Hydrol*, 2008, 362: 1—18
- 20 Recknagel F. Ecological informatics: Overview. In: Jorgensen S E, Fath B, eds. *Encyclopedia of Ecology*. Oxford: Elsevier, 2008. 1041—1058
- 21 Chen Y H, Chang F J. Evolutionary artificial neural networks for hydrological systems forecasting. *J Hydrol*, 2009, 367: 125—137
- 22 Lischheid G. Investigating short-term dynamics and long-term trends of SO₄ in the runoff of a forested catchment using artificial neural networks. *J Hydrol*, 2001, 243: 31—42
- 23 Singh K P, Basant A, Malik A, et al. Artificial neural network modeling of the river water quality: A case study. *Ecol Model*, 2009, 220: 888—895
- 24 Park Y S, Régis Céréghino, Arthur C, et al. Applications of artificial neural networks for patterning and predicting aquatic insect species richness in running waters. *Ecol Model*, 2003, 160: 265—280
- 25 宋松柏, 蔡焕杰. 旱区流域水土环境质量的综合定量评价模型. *应用生态学报*, 2005, 16: 345—349
- 26 Viotti P, Liuti G, Genov P D. Atmospheric urban pollution: Applications of an artificial neural network (ANN) to the city of Perugia. *Ecol Model*, 2002, 148: 27—46
- 27 Nagendra S M S, Khare M. Artificial neural network approach for modelling nitrogen dioxide dispersion from vehicular exhaust emissions. *Ecol Model*, 2006, 190: 99—115
- 28 陈柳, 马广大. 大气中 SO₂ 浓度的小波分析及神经网络预测. *环境科学学报*, 2006, 6: 1553—1558
- 29 魏海坤. 神经网络结构设计的理论与方法. 北京: 国防工业出版社, 2005. 105—108
- 30 Matthew R, Christoph M, Hong J D, et al. The use of artificial neural networks (ANNs) to simulate N₂O emissions from a temperate grassland ecosystem. *Ecol Model*, 2004, 175: 189—194
- 31 Barcenas O P, Olivas E S, Guerrero J D M, et al. Unbiased sensitivity analysis and pruning techniques in neural networks for surface ozone modeling. *Ecol Model*, 2005, 182: 149—158
- 32 何洪林, 于贵瑞, 张雷明, 等. 基于人工神经网络的 ChinaFLUX 观测站 CO₂ 模拟研究通量. *中国科学 D 辑: 地球科学*, 2006, 36: 234—243
- 33 Melesse A M, Hanley R S. Artificial neural network application for multi-ecosystem carbon flux simulation. *Ecol Model*, 2005, 189: 305—314
- 34 Papale D, Valentini R. A new assessment of european forests carbon exchanges by eddy fluxes and artificial neural network spatialization. *Global Change Biol*, 2003, 9: 525—535
- 35 王淑君, 管东生. 神经网络模型森林生物量遥感估测方法的研究. *生态环境*, 2007, 16: 108—111
- 36 Ito E, Ono K, Ito Y M, et al. A neural network approach to simple prediction of soil nitrification potential: A case study in Japanese temperate forests. *Ecol Model*, 2008, 219: 200—211
- 37 Ostendorf B, Hilbert D W, Hopkins M S. The effect of climate change on tropical rainforest vegetation pattern. *Ecol Model*, 2001, 145: 211—224
- 38 Zhao Z Y, Chow T L, Herb W R, et al. Predict soil texture distributions using an artificial neural network model. *Comput Electron Agr*, 2009, 65: 36—48
- 39 Kaydir I. Discrimination of sunflower, weed and soil by artificial neural networks. *Comput Electron Agr*, 2004, 44: 153—160
- 40 刘殿伟, 宋开山, 张柏. 行道树叶绿素变化的高光谱神经网络模型. *生态学杂志*, 2006, 25: 238—242
- 41 Moisen G G, Frescino T S. Comparing five modelling techniques for predicting forest characteristics. *Ecol Model*, 2002, 157: 209—225
- 42 胡淑萍, 余新晓, 王小平, 等. 人工神经网络在流域植被类型优化中的应用. *北京林业大学学报*, 2008, 30(增刊 II): 1—5
- 43 Ooba M, Hirano T, Mogami J-I, et al. Comparisons of gap-filling methods for carbon flux dataset: A combination of a genetic algorithm and an artificial neural network. *Ecol Model*, 2006, 198: 473—486
- 44 罗传文, 陈焱, 胡海清, 等. 天然林保护的神经网络分级规划. *应用生态学报*, 2005, 1: 1002—1006
- 45 Scrinzi G, Marzullo L, Galvagni D. Development of a neural network model to update forest distribution data for managed alpine stands. *Ecol Model*, 2007, 206: 331—346
- 46 张志明, Verbeke L P C, Clercq E M D. 利用人工智能神经网络和 DEM 数据进行植被变化探测. *科学通报*, 2007, 52(增刊 II): 201—210
- 47 Jensen J R, Qiu F, Ji M. Predictive modelling of coniferous forest age using statistical and artificial neural network approaches applied to remote sensor data. *Int J Remote Sens*, 1999, 20: 2805—2822
- 48 刘志华, 常禹, 陈宏伟. 基于遥感、地理信息系统和人工神经网络的呼中林区森林蓄积量估测. *应用生态学报*, 2008, 19: 1891—1896
- 49 王立海, 邢艳秋. 基于人工神经网络的天然林生物量遥感估测. *应用生态学报*, 2008, 19: 261—266

- 50 郑晓兴, 孙铭, 陈鹰, 等. 基于 GIS 和人工神经网络模型的区域生态旅游适宜度评价. 生态学杂志, 2006, 25: 1435—1441
- 51 Yu Y Y, Guo Z T, Wu H B, et al. Spatial changes in soil organic carbon density and storage of cultivated soils in China from 1980 to 2000. *Global Biogeochem Cycles*, 2009, 23: GB2021
- 52 Campbell W J, Hill S E, Cromp R F. Automatic labeling and characterization of objects using artificial neural networks. *Telemat Informat*, 1989, 6: 259—271
- 53 McClelland G E, Dewitt R N, Hemmer T H, et al. Multispectral image-processing with a three-layer back-propagation network. In: *Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks*. New York: IEEE, 1989, 1: 151—153
- 54 Hepner G F, Logan T, Ritter N, et al. Artificial neural network classification using a minimal training set: Comparison to conventional supervised classification. *Photogram Eng Remote Sens*, 1990, 56: 469—473
- 55 Downey I D, Power C H, Kanellopoulos I, et al. A performance comparison of Landsat Thematic mapper land cover classification based on neural network techniques and traditional maximum likelihood algorithms and minimum distance algorithms. In: *Proceeding of the Annual Conference of the Remote Sensing Society*. Nottingham: The Remote Sensing Society, 1992. 518—528
- 56 林辉, 彭长辉. 人工神经网络在森林资源管理中的应用. 世界林业研究, 2002, 15: 22—31
- 57 Pijanowski B C, Brown D G, Shellito B A, et al. Using neural networks and GIS to forecast land use changes: A land transformation model. *Comput Environ Urban Syst*, 2002, 26: 553—575
- 58 张明媛. 基于 GIS 和人工神经网络预测土地利用变化. 燕山大学学报, 2004, 28: 279—282
- 59 白明哲, 岳秋丽. 基于 GIS 模型库集成的土地利用变化预测系统. 东华理工学院学报, 2007, 30: 345—349
- 60 Lopez G, Rubio M A, Martinez M, et al. Battles. Estimation of hourly global photosynthetically active radiation using artificial neural network models. *Agr Forest Meteorol*, 2001, 107: 279—291
- 61 李双成, 吴绍洪, 戴尔阜. 生态系统响应气候变化脆弱性的人工神经网络模型评价. 生态学报, 2005, 25: 621—626
- 62 温芝元, 曹乐平. 复杂生态系统稳定性的人工神经网络建模. 湖南农业大学学报(自然科学版), 2006, 32: 674—678
- 63 李丽, 张海涛. 基于 BP 人工神经网络的小城镇生态环境质量评价模型. 应用生态学报, 2008, 19: 2693—2698
- 64 李洪义, 史舟, 沙晋明, 等. 基于人工神经网络的生态环境质量遥感评价. 应用生态学报, 2006, 17: 1475—1480
- 65 Chen K, Jacobson C, Blong R. Artificial neural networks for risk decision support in natural hazards: A case study of assessing the probability of house survival from bushfires. *Environ Model Assess*, 2004, 9: 189—199
- 66 姜伟, 冯仲科, 胡林. 基于 VLBP 神经网络的林火风险预测模型. 林业资源管理, 2007, 1: 95—98
- 67 Worner S P, Gevrey M. Modelling global insect pest species assemblages to determine risk of invasion. *J Appl Ecol*, 2006, 43: 858—867
- 68 费本华, 郭伟, 张赛男, 等. 人工神经网络技术在木材科学中的应用. 木材加工机械, 2009, 3: 34—37
- 69 李双成, 郑度. 人工神经网络模型在地学研究中的应用进展. 地球科学进展, 2003, 18: 68—76
- 70 邬红娟, 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. 长江流域资源与环境, 2000, 9: 237—241
- 71 杨英. 样本复杂性估计算法优化神经网络结构. 广东交通职业技术学院学报, 2009, 8: 45—48
- 72 Kemp S J, Zaradic P, Hansen F. An approach for determining relative input parameter importance and significance in artificial neural networks. *Ecol Model*, 2007, 204: 326—334
- 73 Gevrey M, Dimopoulos I, Lek S. Review and comparison of methods to study the contribution of variables in artificial neural network models. *Ecol Model*, 2003, 160: 249—264
- 74 Olden J D, Joy M K, Death R G. An accurate comparison of methods for quantifying variable importance in artificial neural networks using simulated data. *Ecol Model*, 2004, 178: 389—397
- 75 王志良. 人工心理. 北京: 机械工业出版社, 2007. 4—6
- 76 李月臣, 何春阳. 中国北方土地利用/覆盖变化的情景模拟与预测. 科学通报, 2008, 53: 713—723
- 77 D'heygere T, Goethals P L M, Pauw N D. Genetic algorithms for optimisation of predictive ecosystems models based on decision trees and neural networks. *Ecol Model*, 2006, 195: 20—29
- 78 Abramowitz G, Pitman A, Gupta H, et al. Systematic bias in land surface models. *J Hydrometeorol*, 2007, 8: 989—1101
- 79 耿岩, 董砚秋, 郭巍. 基于人工神经网络的信息处理. 网络与信息, 2009, 6: 50