

人工神经网络在蝙蝠回声定位叫声识别方面的应用*

张树义^① 王立新^②

(^①中国科学院动物研究所 北京 100080; ^②北京师范大学心理系 北京 100875)

摘要:近年来,人工神经网络被不断应用于野生动物的声学研究中。本文概括地介绍了人工神经网络的概念以及这项新技术的研究方法,并且重点介绍了它在蝙蝠回声定位叫声识别方面的应用。

关键词:人工神经网络;蝙蝠;回声定位;识别

中图分类号:Q141 **文献标识码:**A **文章编号:**0250-3263(2001)04-74-04

Utilization of Artificial Neural Networks in the Identification of Bats' Echolocation Calls

ZHANG Shu-Yi^① WANG Li-Xin^②

(^① Institute of Zoology, Chinese Academy of Sciences Beijing 100080;

^② Department of Psychology, Beijing Normal University Beijing 100875, China)

Abstract: In the last years, artificial neural networks were more and more used in the acoustic study of wild animals. This paper preliminarily presents the concept of artificial neural networks and explains how to use this technology, focusing on the study of echolocation calls in bats.

Key words: Artificial neural networks; Bats; Echolocation calls; Identification

人工神经网络(artificial neural networks, ANN)或简称为神经网络(neural networks),产生并被应用于神经科学、数学、统计学、物理学、计算机学和工程学,通常被用于建立模型、序列分析、模式识别、信号加工等等^[1]。它的产生灵感来源于人脑的计算方式不同于常规计算机。人脑是高度复杂、非线性、并联的计算系统,它有能力组织起各个结构要素(如神经元),完成比现有的、运行最快的计算机速度快许多倍的处理过程(如模式识别、理解、运动控制)。举例来说,人的视觉可以被看作是一个信息加工器^[2],一方面提供了关于周围环境的信
息,同时更重要的是能让我们对周围环境做出反应。具体地讲,大脑不断地以大约 100~200 ms 的速度完成感觉识别任务(比如从一群人当中识别出熟悉的相貌),而计算机完成类似的工作所需要的时间则要长得多。再举一个关于蝙蝠发出和接收超声波的例子,这是一个主动的回声定位系统,在这个过程中,蝙蝠的

回声定位不仅能探测猎物的距离,还能识别其相对体积、体型特征、方位和角度^[3,4]。复杂的神经计算需要从回声提炼所有这些相关的信息,而这些神经计算是在一个体积相对很小的蝙蝠大脑里完成的。毋庸置疑,回声定位蝙蝠跟踪和捕食猎物昆虫的能力及准确性是人造雷达或声纳系统所望尘莫及的。

那么,人脑和蝙蝠的脑是如何完成这些复杂工作的呢?其实,在我们出生时,大脑就具备了复杂的结构,并能在以后的时间里根据经验形成自身特有的规则。一个发育中的神经元类似于一个可塑的大脑,可

* 中国科学院“生命科学与技术创新青年科学家小组”项目,国家自然科学基金委杰出青年基金(No. 30025007)项目资助; 第一作者介绍 张树义,37岁,研究员,博士;研究方向:翼手目,行为生态学;E-mail: Zhangsy@a-1.net.cn
收稿日期:1999-10-30,修回日期:2001-05-28

塑性使得大脑能对周围不断变化的环境形成适应性的神经系统。正如信息加工单位——神经元的功能具有可塑性一样,人工神经网络也就是以人造的“神经元”处理信息。概括地讲,人工神经网络就是将大脑工作的程序模式化,通过计算机中的硬件和软件完成对信息的处理(图1);它既可以具有单层人工神经元,也可

能具有双层或多层人工神经元。与人类的大脑一样,人工神经网络也需要通过“学习”才能完成指定的任务,只不过它学习的不是人类的经验,而是运算法则。它的“学习”过程是不断改变不同网络单位——人工神经元之间的反应强度,从而“学”会识别模式,将以往无法处理的数据进行正确的分类。

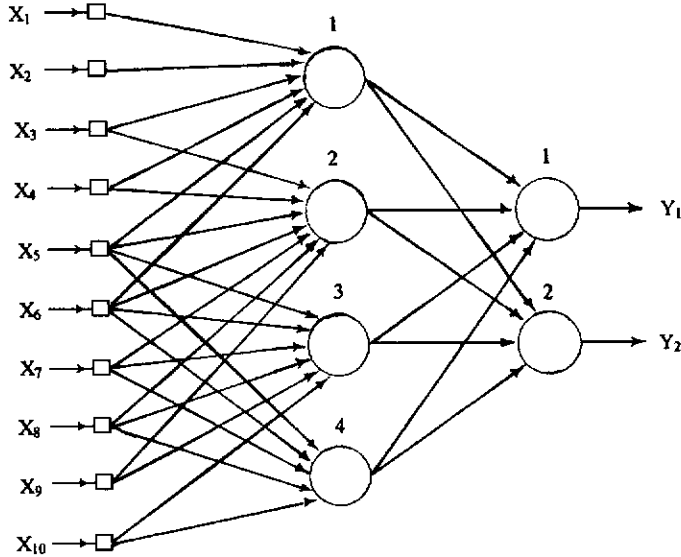
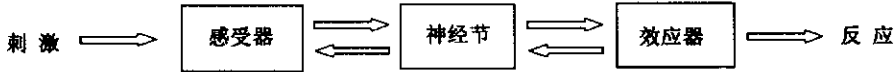


图1 神经系统(上)与人工神经网络示意图(下)

人工神经网络示意图左侧为数据输入,中间两层椭圆形为人工神经元,右侧为结果输出。

对蝙蝠回声定位叫声的了解是研究蝙蝠行为生态和保护的基础^[5]。然而,由于受背景噪音、形态、年龄和捕食对策的影响,回声定位叫声在种间和种内都有变化^[6,7],这就导致研究人员无法根据叫声对其实行准确的识别。同时,其它原因,包括录音方法和效果以及分析手段也会影响人们对蝙蝠回声定位叫声的识别^[8,9]。以往,关于蝙蝠的声学研究的通常是多变量统计,尤其是判别功能分析(discriminant function analysis, DFA)^[10],测量的参数通常包括时间、频率以及其它波形特点。通过这种手段,也可能大致地判断蝙蝠的种类,但其适应范围和准确性都有相当的局限性^[11-14]。例如,Lance等^[11]测量和分析蝙蝠从手中释放时发出的超声波频率,结果显示:只有东方伏翼(*Pipistrellus subflavus*)和佛罗里达蓬毛蝠(*Lasiurus seminolus*)被正确识别出的准确率能达到90%以上,其它5种蝙蝠的准确识别率均在50%以下。我们在野外从事蝙蝠研究时也发

现,基于判别功能分析原理的探测仪器(Bat Detector)对蝙蝠通常只能鉴定到属的水平,而很难确切鉴别到种的水平。

与判别功能分析相比,人工神经网络由于应用了更多的量化的参数,采取层层分类的方式而准确性更高。当然,与前者相比,其过程也更复杂。然而,一旦一个地区所有蝙蝠种类的叫声数据都被输入到网络中,并且人工神经网络很好地“学”会归类这些叫声,在随后的使用过程中将很方便。

最近几年,人工神经网络被成功地应用于海豚^[15]、鲸^[16]和蝙蝠^[17-19]等野生动物的声学研究中。在关于蝙蝠回声定位的研究中,Burnett和Masters^[18]应用人工神经网络中的信息反馈网络(back-propagation)和自组图(self-organising map)方法将大棕蝠(*Eptesicus fuscus*)不同个体的叫声进行归类,结果能准确地识别出50%的个体。Parsons和Jones^[19]则应用这项技术对英国12种蝙

蝠进行分类。在后一项研究中,他们根据回声定位叫声信号特征,对蝙蝠进行种的水平的识别,其具体过程如下:

1) 以粘网(mist-net)或竖琴式捕捉器(harp-trap)捕捉蝙蝠并进行种类鉴别。

2) 通过超声波探测和处理仪器(例如 Ultra Sound Advice, London, UK; Portable Ultrasonic Processor)将超声波转换为人类可以听到的声音^[20]并录到专业录音机或计算机中。通过相关软件(如 BatSound)选择最清晰的叫声;叫声随后被转入 Matlab 软件进行进一步处理。关于蝙蝠叫声的如下信息被用于种类识别:持续时间、最高能量频率、数字化的声谱形状、起始与结束频率,等等。声谱形状的数据化根据 Matlab 软件包(Matlab's statistics toolbox)完成。

3) 根据神经网络软件包(Matlab)建立人工神经网络模型,随后根据反馈运算法则(backpropagation algorithm)“训练”人工神经网络。输送数据是叫声的各种时间变量和平均值,输出是根据蝙蝠物种的自动分类。

在这项研究中,他们随机输入每种蝙蝠 50% 的叫声,建立模型和“训练”人工神经网络,然后利用另外 50% 的叫声检验所建立的人工神经网络是否能够进行准确识别。结果,所研究的 12 种蝙蝠均被准确地识别出来,识别的准确率达到 87%。随着取样范围的增大和人工神经网络的继续“学习”,准确率还将继续提高;而且,在此基础上,人们将能够通过回声定位探测仪器直接普查各种蝙蝠的数量^[21]。

众所周知,回声定位蝙蝠在生态系统中起着重要作用,它们是农林业害虫最重要的天敌。然而,蝙蝠体型小,为飞行动物,在夜晚活动,其栖息地隐蔽,这些都给这些哺乳动物的发现、捕捉、识别和种群数量调查带来巨大困难,而这些因素都是生物多样性保护的基础。因此,人工神经网络在蝙蝠回声定位研究中的应用无疑为这类野生动物的研究和保护提供了强有力的工具。目前,我们正在学习和掌握人工神经网络识别蝙蝠回声定位叫声的技术,相信在不远的将来,中国蝙蝠的识别、种群数量调查也将会“人工神经网络”化。

致谢 本文的撰写完成于英国 Bristol 大学生命科学学院。作者在该学院客座时得到中科院-英国皇家学会联合项目的资助,得到 Gareth Jones 博士和 Stuart Parsons 博士的帮助;梁冰、赵辉华、张劲硕对本文提出宝贵意见,在此一并致谢。

参 考 文 献

- [1] Haykin, S. *Neural Networks—A Comprehensive Foundation*. Prentice-Hall, Inc., 1999. 1 ~ 842.
- [2] Churchland, P. S., T. J. Sejnowski. *The Computational Brain*. Cambridge, MA: MIT Press, 1992.
- [3] Suga, N. Cortical computational maps for auditory imaging. *Neural Networks*, 1990, 3: 3 ~ 21.
- [4] Suga, N. Computational of velocity and range in the bat auditory system for echo location. In: Schwartz, E. L. ed. *Computational Neuroscience*. Cambridge, MA: MIT Press, 1990. 213 ~ 231.
- [5] Fenton, M. B. Science and the conservation of bats. *Journal of Mammalogy*, 1997, 78: 1 ~ 14.
- [6] Bogdanowicz, W., M. B. Fenton, K. Daleszczyk. The relationship between echolocation calls, morphology and diet in insectivorous bats. *Journal of Zoology*, London, 1999, 247: 381 ~ 393.
- [7] Jones, G. Scaling of echolocation call parameters in bats. *Journal of Experimental Biology*, 1999, 202: 3 359 ~ 3 367.
- [8] Parsons, S. A comparison of the performance of a brand of broad-band and several brands of narrow-band bat detectors in two different habitat types. *Bioacoustics*, 1996, 7: 33 ~ 43.
- [9] Parsons, S. The effect of recording situation on the echolocation calls of the New Zealand short-tailed bat (*Mystacina tuberculata* Gray). *New Zealand Journal of Zoology*, 1998, 25: 147 ~ 156.
- [10] Murray, K. L., E. R. Britzke, B. M. Hadley *et al.* Surveying bat communities: a comparison between mist nets and the Anabat II bat detector system. *Acta Chiroptera*, 1999, 1: 105 ~ 112.
- [11] Lance, R. F., B. Bollich, C. L. Callahan *et al.* surveying forest-bat communities with Anabat detectors. In: Barclay, R. M. R., M. Brigham eds. *Bats and Forest Symposium*. Victoria, British Columbia: British Columbia Ministry of Forests, 1996. 175 ~ 184.
- [12] Obrist, M. K. Flexible bat echolocation—the influence of individual, habitat and conspecifics on sonar signal design. *Behavioral Ecology and Sociobiology*, 1995, 36: 207 ~ 219.
- [13] Vaughan, N., G. Jones, S. Harris. Identification of British bat species by multivariate analysis of echolocation call parameters. *Bioacoustics*, 1997, 7: 189 ~ 207.
- [14] Zingg, P. E. Acoustics species identification of bats (Mammalia: Chiroptera) in Switzerland. *Rev. Suisse Zool.*, 1990, 97: 263 ~ 294.
- [15] Au, W. W. L., L. N. Andersen, A. R. Rasmussen *et al.* Neural network modeling of a dolphin's sonar discrimination capabilities. *Journal of Acoustic Society of America*, 1995, 98: 43 ~ 50.
- [16] Deecke, V. B., J. K. B. Ford, P. Spong. Quantifying complex patterns of bioacoustic variation: use of a neural net-

- work to compare killer whale (*Orcinus orca*) dialects. *Journal of Acoustic Society of America*, 1999, **105**:2 499 ~ 2 507.
- [17] Wotton, J. M., R. L. Jenison. A backpropagation network model of the monaural localization information available in the bat echolocation system. *Journal of Acoustic Society of America*, 1997, **101**:2 964 ~ 2 972.
- [18] Burnett, S. C., W. M. Masters. The use of neural networks to classify echolocation calls of bats. *Journal of Acoustic Society of America*, 1999, **106**:2 189.
- [19] Parson, S., G. Jones. Acoustic identification of twelve species of echolocating bat by discrimination analysis and artificial neural network. *Journal of Experimental Biology*, 2000, **203**:2 641 ~ 2 656.
- [20] 张树仪, 赵辉华, 冯江等. 长尾鼠耳蝠回声定位信号分析. 科学通报, 2000, **45**:526 ~ 528.
- [21] Parsons, S. Recent methodological advances in the recording and analysis of chiroptera biosonar signals in the field. In: Thomas J. A., Moss, M. Vater eds. *Advances in the Study of Echolocation in Bats and Dolphins*. Chicago: University of Chicago Press, in Press.