基于Elman神经网络模型的我国农业受灾面积预测研究*

李春华，李 宁，史培军
(北京师范大学 资源学院，环境演变与自然灾害教育部重点实验室，北京 100875)

摘要：农业受灾面积预测是从以往受灾面积的数据中总结受灾面积变化的规律性，并用这个规律动态地预测未来的受灾面积。人工神经网络的诸多特性能较好地处理农业灾害预测问题。为此，介绍了Elman神经网络的结构、算法和基于Elman神经网络的农业受灾面积预测。实验结果和自回归预测对照表明，Elman神经网络的预测方法更精确。

关键词：Elman神经网络；农业受灾面积；预测研究
中图分类号：TP183；S165+.2 **文献标识码**：A **文章编号**：1000-811X(2006)03-0001-04

1 Elman神经网络原理

我国是农业灾害种类较多且受灾面积较大的国家，对农业受灾面积的准确预测是农业可持续发展的条件之一。但是，我国农业受灾面积变化受多种因素的影响，且诸多因素之间是一种多变量、强耦合、严重非线性的关系，这种关系具有动态性，因而传统的一些预测方法精度不高[1]。由于神经网络具有并行处理、联想记忆、分布式知识存储、鲁棒性强等特点，尤其是它的自组织、自适应、自学习功能，因而在复杂对象的处理和辨识中得到广泛的应用。目前大多数采用的方法是基于BP算法的静态前馈神经网络。利用静态前馈网络对动态系统进行辨识，实际上是将动态时间建模问题变为静态空间建模问题。同时还需对模型结构进行定阶，特别是随着系统阶次的增加或阶次未知，迅速扩大的网络结构使网络学习的收敛速度减慢，并造成网络输入的结点过多、训练困难及对外部的噪音敏感等弊端。相比之下，动态回归神经网络（RNN）提供了一种极具潜力的选择，它能够更深地、更具体地反映系统的动态特征，代表了神经网络建模的发展方向。Elman神经网络是一种典型的动态神经网络，它是在BP网络结构的基础上，通过存储内部状态使其具备适应时变特性的能力。因此，考虑到农业灾害系统具有动态性的特点，尝试使用Elman神经网络对农业受灾面积进行预测。

1.1 Elman神经网络结构[2,3]

Elman神经网络一般分为四层：输入层、中间层（隐含层）、承接层和输出层，如图1所示。其输入层、隐含层和输出层的连接类似于前馈网络，输入层的单元仅起信息传输作用，输出层单元起线性加权的作用。隐含层神经元的传输函数可采用线性或非线性函数，承接层用来记忆隐含层单元前一时刻的输出值，可以认为是一个一步延时算子。

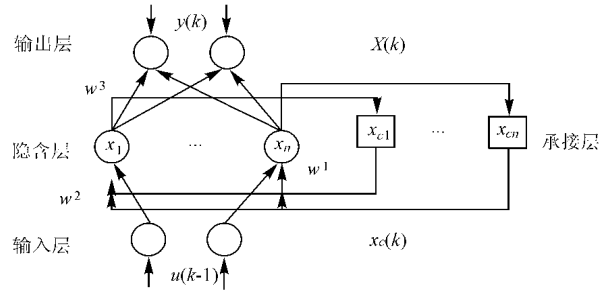

图1 Elman神经网结构

Elman神经网络的特点是隐含层的输出通过承接层的延迟与存储，自联到隐含层的输入，这种自联方式使其对历史状态的数据具有敏感性，内部反馈网络的加入增加了网络本身处理动态信息的能

* 收稿日期：2006-04-27
基金项目：北京市自然科学基金项目（8062020）；国家自然科学基金项目（40541001）；国家自然科学重点基金项目（40535024）
作者简介：李春华（1970-），男，湖北蕲春人，博士生，研究方向为土地利用与土地政策

© 1994-2007 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

力，从而达到动态建模的目的。

1.2 Elman 神经网络的学习过程

以图1为例，Elman 神经网络的非线性状态空间表达式为：

$$\begin{cases} y(k) = g(w^3 x(k)) \\ y(k) = f(w^1 x_c(k) + w^2(u(k-1))) \\ x_c(k) = x(k-1) \end{cases} \quad (1)$$

其中，y，x，u，x_c 分为m 维输出结点向量，n 维中间层结点单元向量，r 维输入向量和n 维反馈状态向量；w^3，w^2，w^1 分别为中间层到输出层、输入层到中间层、承接层到中间层的连接权值；$g(\cdot)$ 为输出神经元的传递函数，是中间层输出的线性组合；$f(\cdot)$ 为中间层神经元的传递函数，常采用S 形函数。Elman 神经网络也采用BP 算法进行权值修正，学习指标函数采用误差平方和函数：

$$E(w) = \sum_{k=1}^{n} [y_k(w) - \tilde{y}_k(w)]^2 \quad (2)$$

其中，$y_k(w) - \tilde{y}_k(w)$ 为目标输出向量[4]。

2 我国农业受灾面积的Elman 神经网络预测

2.1 预测数据和标准化处理

中国1951～2002 年各种自然灾害造成的农作物受灾面积统计数据如表1 所示。其中1967～1971

表1 我国1951 年～2002 年农作物受灾面积 万hm²

年份	受灾面积	年份	受灾面积	年份	受灾面积	年份	受灾面积
1951	1 423.90	1964	2 184.20	1977	5 202.07	1990	3 847.40
1952	903.50	1965	2 080.37	1978	5 079.00	1991	5 547.20
1953	2 364.20	1966	2 469.67	1979	3 936.70	1992	5 133.33
1954	2 141.67	1967	2 976.76	1980	4 452.50	1993	4 882.93
1955	2 005.40	1968	3 513.39	1981	3 978.64	1994	5 504.27
1956	1 886.17	1969	3 984.69	1982	3 309.70	1995	4 582.10
1957	1 914.97	1970	4 295.77	1983	3 468.80	1996	4 698.87
1958	3 096.30	1971	4 351.73	1984	3 188.70	1997	5 342.87
1959	4 146.60	1972	4 057.70	1985	4 436.47	1998	5 014.50
1960	5 358.77	1973	3 649.27	1986	4 713.50	1999	4 998.10
1961	5 360.30	1974	3 858.87	1987	4 209.00	2000	5 468.80
1962	3 470.00	1975	3 535.27	1988	5 087.36	2001	5 221.50
1963	3 254.70	1976	4 249.87	1989	4 699.00	2002	4 711.91

数据来源：各期中国统计年鉴

年数据缺失，我们对缺失的数据用三次样条方法进行插值[5]。为消除不同因子之间由于量纲和数值大小的差异造成的误差，以及由于输入变量数值过大造成Elman 网络学习出问题，我们首先对原始数据进行标准化处理。数据标准化处理的方法采用指标无量纲化处理方法，即级差无量纲化法。其计算公式为：

$$P'_{ij} = \frac{P_{ij} - \min(P_{ij})}{\max(P_{ij}) - \min(P_{ij})} \quad (3)$$

式中，P_{ij}为农业受灾面积的原始指标值。

2.2 样本设计

农业受灾面积是按时间顺序排列的数字系列，它们之间具有某种统计意义上的关系，这种关系很难用确切的函数和方程组来表示。基于神经网络对时间进行预测，通常是根据已有的样本数据对网络进行训练。如果希望用过去的N 个数据来预测未来M 个时刻的值，这M 个值代表在该窗之后的M 个时刻上的样本的预测值。样本数据采用一种分段方法，即把数据分成K 段长度为$(N+M)$的有一定重叠的数据段，每一段的前N 个数据作为网络的输入，后M 个数据作为网络的输出。例如，开始的输入数据为x_1，x_2，…x_n，对应的输出为x_{n+1}，x_{n+2}，…x_{n+m}，下一个输入数据为x_2，x_3，…x_{n+1}，对应的输出为x_{n+2}，x_{n+3}，…x_{n+m+1}，照此类推最后样本输入为x_k，x_{k+1}，…x_{n+k-1}，输出为x_{n+k}，x_{n+3+1}，…$x_{n+m+k-1}$。

在实际的农业系统中，某个时刻的受灾面积不仅受到此时刻的外部环境及内部因素的影响，而且由于受灾影响的时滞性，还要受$i-1$，$i-2$，…，$i-n$ 等时刻诸多因素的影响，具有动态性。所以，我们以4 年作为农业灾害面积预测的一个单位，即利用前几个4 年的数据来预测后一个4 年数据。

2.3 网络的设计和训练

根据上面的数据和样本设计，我们把1951～1998 年时段的数据分为12 组，利用这12 段的数据作为网络的训练样本，每3 段的农业受灾面积作为输入向量，第4 段的农业受灾面积作为目标向量。这样可得到9 组训练样本。第9 组数据作为测试样本，对1999～2002 年农业受灾面积进行预测。

合理确定Elman 神经网络的结构是提高预测性能的基础。实际上中间层神经元数目的确定是一个经验性的问题。由样本数据可知，网络输入层有12 个神经元，输出层有4 个神经元。根据经验可将中间层神经元数目设为13 个，传递函数为tansig。输出层神经元数目为4，传递函数为purelin。训练设为默认值0，网络经过1 000 次训练。当中间层神经元数目设为13 时，网络的训练误差为$1.853\,23\times10^{-9}$；当中间层神经元设定为23 时，网络的训练误差为$4.099\,25\times10^{-6}$。

然后，利用训练好的网络对农业受灾面积进行

© 1994-2007 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

预测（表2 和图2)。从中可以看出中间层神经元数为23 时的误差较小。

表2　神经网络预测的农业受灾面积和实际面积的比较

	中间层神经元的个数为17		误差(%)	年份	中间层神经元的个数为23		误差(%)
	预测值(万hm²)	实际值(万hm²)			预测值(万hm²)	实际值(万hm²)	
1999	5 072.970	4 998.10	1.5	1999	5 032.986	4 998.10	0.7
2000	5 594.582	5 468.80	-2.3	2000	5 534.426	5 468.80	-1.2
2001	5 362.481	5 221.50	2.7	2001	5 294.601	5 221.50	1.4
2002	4 801.436	4 711.91	-1.9	2002	4 796.724	4 711.91	-1.8

3　农业受灾面积的自回归预测

为了对Elman 网络预测的精度进行验证，我们构建自回归模型对受灾面积进行预测。建立该模型，首先进行时间序列的自相关判断，对这种相关关系的测定是相关系数[6,7]。它表示时间系列前后期数据之间的相关关系。设y_1，y_2，…y_t，…y_n，共有n 个观测值。把前后相邻的观测值一一成对，便有n-1 对数据，即(y_1, y_2)，(y_2, y_3)，…，(y_t, y_{t+1})，…，(y_{n-1}, y_n)。那么，自相关系数计算公式为:

$$r=\frac{\sum_{t=1}^{n-1}(y_t-\overline{y_t})(y_{t+1}-\overline{y_{t+1}})}{\sqrt{\sum_{t=1}^{n-1}(y_t-\overline{y_t})^2\cdot\sum_{t=1}^{n-1}(y_{t+1}-\overline{y_{t+1}})^2}} \tag{4}$$

其中，$\overline{y_t}$，$\overline{y_{t+1}}$分别为$\{y_t\}$和$\{y_{t+1}\}$的均值。

根据公式(4)和表1 中的数据计算$r=0.8976$，在置信度水平$\alpha=0.001$下查相关系数的临界值检验表得$r_{0.001}=0.8471$，显然$r>r_{0.001}$。表明数据之间具有自相关性，可以建立该变量的自回归模型（表3)。

表3　自回归模型预测的农业受灾面积和实际面积的比较

年份	回归预测方程	预测值（万hm²)	实际值（万hm²)	误差（%)
1999	$y_t=411.91+0.851\times y_{t-1}$	4 678.249 5	4 998.10	6.399 441 7
2000	$y_t=399.038+0.856\times y_{t-1}$	4 677.411 6	5 468.80	14.470 969 9
2001	$y_t=403.468+0.855\times y_{t-1}$	5 079.292 0	5 221.50	2.723 508 5
2002	$y_t=378.26+0.864\times y_{t-1}$	4 889.634 0	4 711.91	-3.771 803 8

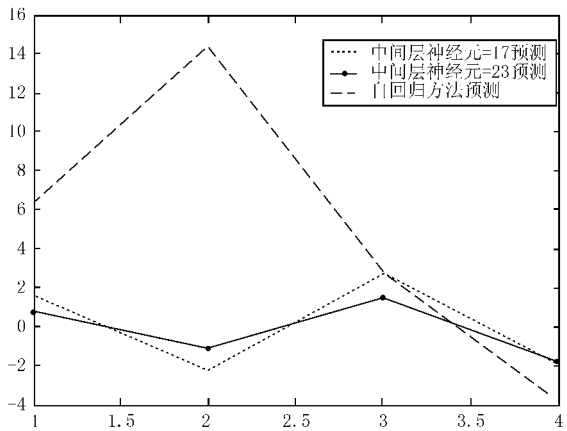

图2　Elman 网络预测和自回归预测误差对照曲线

4　结论和讨论

研究表明，Elman 神经网络中间层神经元的个数对预测误差有显著影响，由本例可知，在中间层神经元设定为23 时的误差小于神经元为17 时的误差，而且Elman 神经网络的预测结果比自回归模型预测的结果更加精确（见图2)。除此之外，为了提高模型预测的精度，还可以在上述模型的基础上，加上历史数据之外的因素控制变量。例如，气候条件、地区生态条件、农业水利设施、灾害保险等因素。本研究意味着，尽管农业自然灾害具有很强的不可预测性，但并非没有规律可循。同时，农业灾害在相当大的程度上是人为所致[1,8]。加强预测预报完全有可能避免或减少灾情。神经网络为建立农业灾害预测预报系统提供了新方法，成为农业防灾和减灾体

© 1994-2007 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net

系的重要组成部分。

Elman 网络是在BP 网络的基础上加入反馈信号，利用内部状态反馈来描述系统的非线性动力学行为，提高了学习速度，适合于动态系统的实时辨识。神经元结构简单，且有很强的自学习和自适应能力，它根据系统的期望输出与一步超前预测输出之间的偏差，并通过某种特定的学习算法在线调整控制器的参数，使控制器能够适应对象参数的变化，从而实现对一类非线性系统的有效控制。从神经网络的基本原理来说，它是一个函数拟合的过程，考虑的因素越多拟合的效果就越好，且其有效性与实用性预测精度越高。

参考文献:

[1] 徐乃璋, 等. 水旱灾害对我国农业及社会经济发展的影响[J]. 灾害学, 2002, 17(1): 91-96.

[2] 罗莹, 等. 旱涝灾害的门限神经网络预报模型[J]. 灾害学, 2003, 18(2): 1-6.

[3] 闻新, 等. Matlab 神经网络仿真与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2003.

[4] 沈世镒. 神经网络系统理论及其应用[M]. 北京: 科学出版社, 1998.

[5] 项静恬, 等. 动态和静态数据处理[M]. 北京: 气象出版社, 1991, 11-25.

[6] Box G E P, Genkins GM. Time series analysis forecasting and control[M]. San Francisco. Holden-Day, 1970.

[7] Conner J T, Martin R D, Atlas I E. Recurrent Neural Networks and Robust Time Series Prediction [J]. IEEE Transactions on Neural Networks. 1994, 5(2): 240-254.

[8] 孙景亮. 浅谈农业防灾减灾体系的建立[J]. 农业经济, 1998, (12): 45-46.

www.cnki.net

Forecast of Agricultural Disaster Area in China Based on Elman Neural Network

LI Chun-hua, LIN ing and SHI Pei-jun

(*Key Laboratory of Environmental Change and Natural Disaster, Ministry of Education of China, Beijing Normal University; College of Resource Science and Technology, Beijing Normal University, Beijing* 100875, *China*)

Abstract: Agricultural disaster area forecast is made based on summary up the rules of the disaster area change from the historical data and these rules are used to forecast the future disaster area. Many characters of artificial neural network can be used to deal with the problems in disaster area forecast. So the structure of Elman neural network arithmetic is introduced and forecast of agriculture disaster area is made based on artificial neural network. The comparison of the forecast based on Elman neural network with that by the auto regression shows that forecast based on artificial neural network is more feasible.

Key words: Elman neural network; agricultural disaster area; forecast research

© 1994-2007 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net