

B-P 神经网络在作物生育动态模拟中的应用

郭新宇¹, 张志鹏², 廖桂平¹, 郭建强¹

(1. 北京市农林科学院北京农业信息技术研究中心, 北京 100089; 2. 中国农业大学 作物学院, 北京 100094)

摘要: 利用 B-P 神经网络对作物生育动态进行模拟。在对 B-P 神经网络的结构和训练算法加以选择后, 网络模型具有拟合精度高、收敛速度快和泛化能力强等特点。B-P 网络可用于作物生育进程中单输入单输出、单输入多输出、多输入单输出和多输入多输出动态关系的模拟和作物生育动态的预测。

关键词: 作物生育动态; B-P 神经网络; 模拟; 预测

中图分类号: S11⁺2 文献标识码: A 文章编号: 1000-7091(2002)01-0124-07

近年来, 人工神经网络以其良好的非线性逼近能力成为系统仿真的有效手段。它自动调整其内部连接权向量去匹配输入输出响应, 具有良好的非线性品质、极高的拟合精度、灵活而有效的学习方式^[1]。本研究尝试把人工神经网络引入到作物生育研究中, 构建适合于模拟生育动态的 B-P 神经网络模型, 并应用 B-P 神经网络对生育动态进行预测。

1 B-P 神经网络模型

B-P 网络即误差后向传播神经网络的简称, 它可以逼近任意连续函数^[2], 是神经网络模型中使用最广泛的一种。B-P 网络是典型的多层网络, 分为输入层、隐层和输出层, 层与层之间多采用全互连方式, 同一层单元间不存在相互连接。Hornik^[3]证明, 单隐层就足以估计任意连续函数。本研究所采用的网络结构为单隐层的三层 B-P 网络模型, 其结构如图 1 所示。

B-P 网络的基本处理单元(输出层单元除外)为非线性输入-输出关系, 一般采用 S 型变换函数。在确定了 B-P 网络的结构后, 利用输入输出样本集对其进行训练, 即对网络的权值和阈值进行学习和调整, 以使网络实现给定的输入输出映射关系。经过训练的网络对于不是样本集的输入也能给出合适的输出, 具有泛化能力。B-P 网络的学习过程是一种误差修正型学习算法, 由正向传播和反向传播组成。在正向传播过程中, 输入信号从输入层通过作用函数后, 逐层向隐层和输出层传播, 每一层神经元状态只影响下一层神经元状态。如果输出层

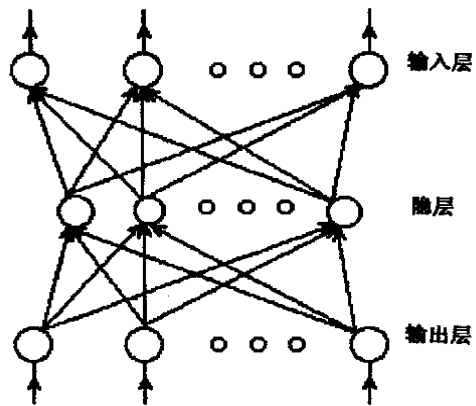


图 1 B-P 网络结构示意图

收稿日期: 2001-08-09

作者简介: 郭新宇(1973-), 男, 助理研究员, 博士, 主要从事田间信息获取与智能化处理。

得不到期望的输出, 则转入反向传播, 将误差信号沿原来的连接通路返回, 通过修改各层神经元的连接权值, 使得输出误差信号最小。传统的 B-P 算法是通过最速梯度下降法经迭代运算求取权值, 具有收敛速度慢、易陷入局部最小等缺点, 本文采用 Levenberg-Marquardt 优化方法加以改进^[4]。

2 应用 B-P 神经网络模拟冬小麦生育动态

2.1 B-P 网络的信息表达方式

这里把应用 B-P 网络来模拟的关系表达为拟合时间序列 $f_i^k(i=1, 2, \cdots n; k=1, 2, \cdots m)$ 与生物学指标动态序列 $X_i^l(i=1, 2, \cdots n; l=1, 2, \cdots m)$ 的非线性关系。

2.2 数据来源

冬小麦生育动态数据来源于 1998~1999 年在北京市东北旺乡进行的田间试验^[5]。

2.3 用 B-P 网络模拟单输入单输出关系

冬小麦春季群体单株茎蘖动态和主茎灌浆动态变化见表 1、2。将隐层神经元数设为 5, 选择 tansig 函数作为传递函数, 分别以返青后天数、开花后天数为输入, 以对应的单株茎数和子粒增重动态为输出, 用 B-P 网络训练, 其权值和阈值结果见表 3。分别将返青后和开花后逐日天数输入训练过的网络中, 网络相应输出逐日动态值。由图 2、3 及表 3 可见: 小麦子粒增重过程的动态呈“S”形曲线变化, Logistic 方程可较好地模拟其变化, 但 B-P 网络的拟合精度更好; 单株茎数变化很难用一个方程准确模拟, B-P 网络体现了明显的优势。B-P 网络模拟生育动态, 在结果的有效性和输出响应的准确性两方面都能达到较好的效果, 优于传统的曲线拟合方法, 这说明 B-P 网络是模拟生育动态的一种较好方法。

表 1 冬小麦春季单株茎数动态变化

返青后天数(d)	5	15	25	36	40	44	48	55	60	66	72	87
单株茎数(个)	3.8	5.3	6.9	7.6	7.6	7.1	6.1	5.8	5.1	3.8	3.3	3.0

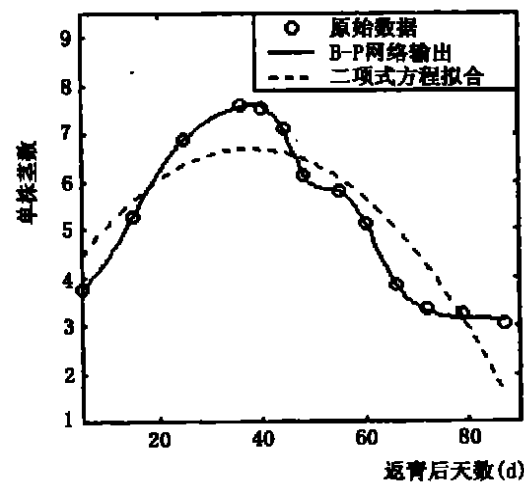


图 2 冬小麦返青后单株茎蘖变化

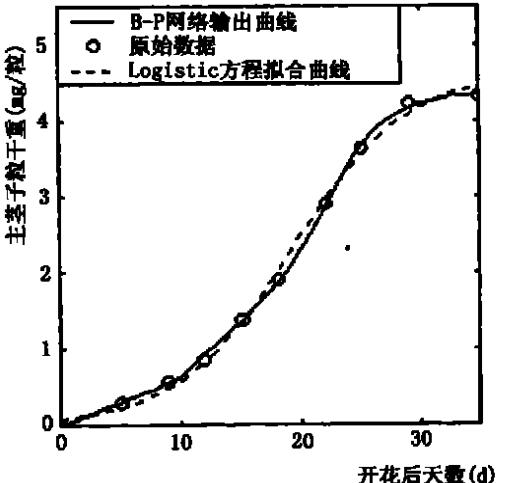


图 3 冬小麦主茎子粒灌浆动态

表 2 冬小麦主茎子粒体积、鲜重、干重动态变化

开花后天数(d)	5	9	12	15	18	22	25	29	35
体积(mm ³ /100 粒)	1. 24	2. 41	3. 33	4. 77	5. 44	5. 56	5. 57	5. 27	3. 44
鲜重(g/ 100 粒)	1. 19	2. 34	2. 94	3. 85	4. 82	6. 36	6. 66	6. 72	5. 14
干重(g/ 100 粒)	0. 28	0. 58	0. 86	1. 37	1. 90	2. 90	3. 65	4. 25	4. 32

表 3 B-P 网络与传统曲线拟合对生育动态模拟效果

拟 合 方 程	SSE	B-P 网络权值(W)与阈值(B)	SSE
春季 单株 茎数 动态 $y=-0.0021t^2+0.1585t+3.7041$	7.54	$W_1=0.0879, 0.6686, -0.1206, -0.1339, 0.1926$ $B_2=-1.3511, -0.2512, 5.1123, 8.1122, -8.8430$ $W_2=2.1946, 0.1562, -2.3575, 2.2863, -2.2764$ $B_2=2.9851$	0.02
主茎 子粒 灌浆 动态 $y=4.613/(1+e^{4.053-0.211t})$	0.09	$W_1=0.0292, 0.6061, -0.9142, -0.0834, -0.2744$ $B_1=5.7418, -4.0742, 6.0117, 1.0925, 6.1770$ $W_2=0.3422, -0.3918, -0.2366, -1.7479, -0.8138$ $B_2=2.3871$	0.021

2.4 用 B-P 网络模拟单输入多输出关系

冬小麦主茎子粒发育过程中子粒体积、鲜重和干重的同步变化过程如表 2 所示。现以开花后测定时间点为输入，以同期实测的子粒体积、鲜重和干重变化为输出，用 B-P 网络来模拟其同步变化过程。

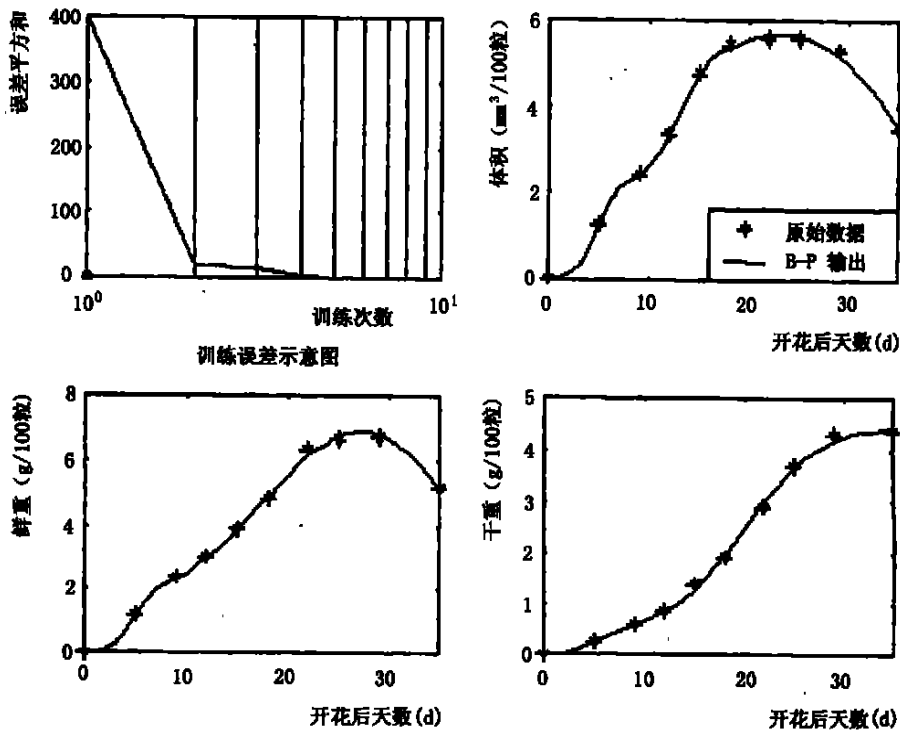


图 4 B-P 网络模拟冬小麦子粒发育进程

所选网络的隐层神经元数为 5, 传递函数为 tansig 函数。训练结束后以开花后逐日天数输入到网络, 得到了子粒体积、鲜重和干重变化的逐日值。由图 4 可见, 网络仅训练 3 次就使训练误差低于 0.01, 得到较高的拟合精度。

2.5 用 B-P 网络模拟多输入多输出关系

用 B-P 网络模拟冬小麦主茎叶面积、干物质积累随返青后天数和 $\geq 0\text{ }^{\circ}\text{C}$ 积温的动态变化。由图 5 可见, 网络输出的叶面积和干物质积累动态在时间和积温空间内呈抛物线和“S”曲线, 曲线形状符合作物生长发育的生物学规律, 这说明 B-P 网络具有良好的泛化能力。

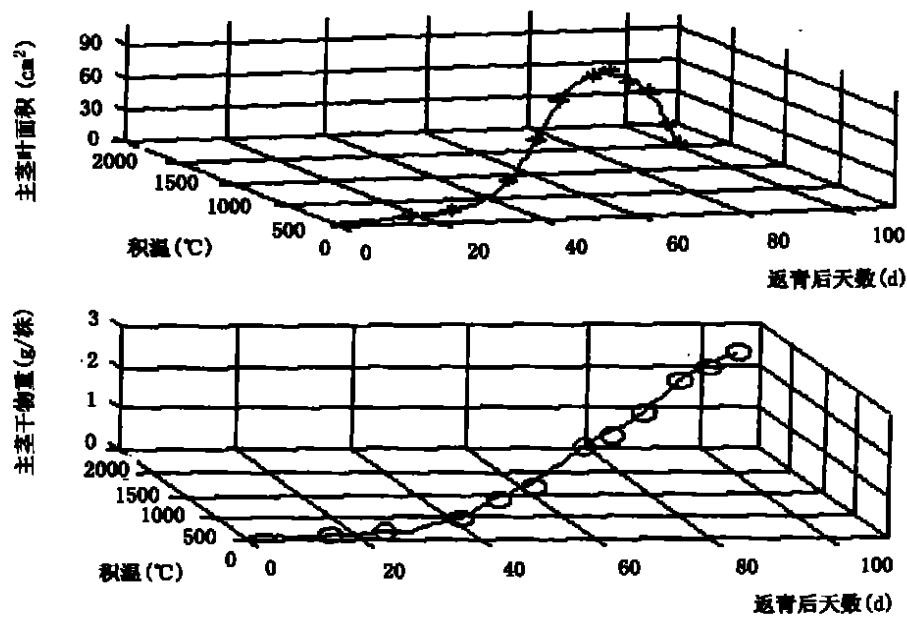


图 5 B-P 网络描述冬小麦主茎叶面积、干物重随返青后天数和积温变化

3 应用 B-P 神经网络预测水稻生育动态

利用 B-P 网络进行预测的基础是它能拟合任意的非线性函数并且具有很强的泛化能力。早在 1987 年, Lapedes 等^[6]利用非线性神经网络对由计算机产生的时间序列仿真数据进行了学习和预测, Weigend 等^[7]发表了有关应用神经网络研究太阳黑子的年平均活动情况, 其研究结果表明神经网络预测优于统计预测。

3.1 B-P 网络的预测思想、信息表述及学习训练方法

这里采用的预测思想是: 认为事件之间存在着某种因果关系, 正确了解这类关系可建立起因果回归模型, 并进而用于推理预测。用于动态预测的信息表述方式将时间结构延时转化为空间结构, 见图 6。

对于一个单变量时间动态 X_1, X_2, \dots , 对它进行预测的前提是认为其未来值与其前面的某一值及该段时间内的外界作用因子值之间有某种函数关系, 可模拟如下:

$$X_{n+1}=F(X_n, W) \text{ (} X_n \text{ 为初始状态, } W \text{ 为外界作用因子集)}$$

利用 B-P 网络来拟合这种函数关系, 并用它来推导未来的值。

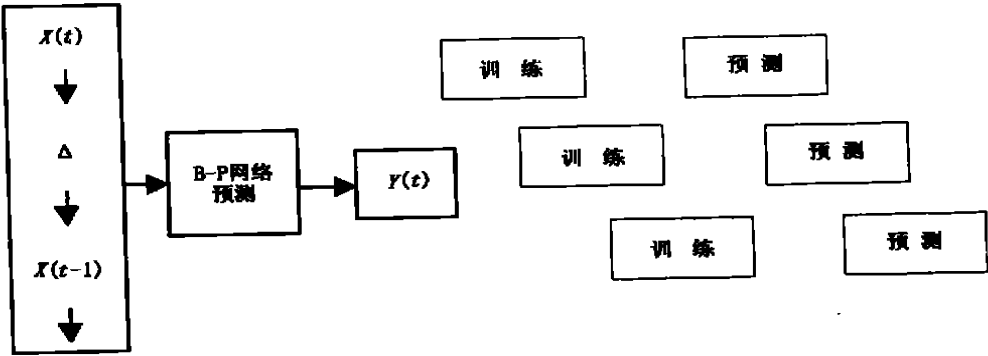


图6 B-P网络进行生育动态预测的信息表达和学习训练方法

3.2 应用 B-P 神经网络预测水稻生育动态

生产中为了实现目标产量，需根据产量构成因素的实现程度，及时调整产量结构进而调整措施，进行调控决策。经权重分析表明，水稻有效穗数与群体最大茎数及出现时间关系密切^[8]，而同一品种、同一地区的水稻群体最大茎数及出现时间又主要由底肥投入量、基本苗、移栽期及到最大茎数出现阶段内的追肥量和追肥时间所决定。由此，我们可按上述思路，用 B-P 网络来传递上述关系。选择好网络结构后，对网络进行训练，训练好的网络模型即可进行预测。

3.2.1 数据来源 数据来源于 1998 年在北京西郊农场进行的田间试验^[8]。

3.2.2 预测结果 首先用底 N、底 P、基本苗、移栽期及到最大茎数出现前的追肥量和追肥时间预测水稻群体最大茎数及出现时间(时间均用自 5 月 5 日开始的 $\geq 0\text{ }^{\circ}\text{C}$ 积温值表示)。将实测数据作为样本，经最大值标准化处理后，选取其中 8 组数据作为训练数据，对网络进行训练，剩余一组为测试数据进行预测。有效穗数的预测步骤同上所述，预测结果见表 4。

表 4 B-P 网络预测水稻群体最大茎数及最大值的日积温值和有效穗数

地块 编号	群体最大茎数(万个/hm ²)			自 5 月 5 日开始 $\geq 0\text{ }^{\circ}\text{C}$ 积温值			有效穗数(万穗/hm ²)		
	实测	预测	误差(%)	实测	预测	误差(%)	实测	预测	误差(%)
A	503.4	521.4	3.57	1 057.6	1 036.2	-2.02	319.9	302.9	-5.33
B	518.3	518.4	0.04	1 203.6	1 253.9	4.18	299.3	298.7	-0.18
C	808.1	786.3	-2.69	1 006.4	997.4	-0.90	370.2	374.9	1.25
D	676.8	676.9	0.03	983.5	963.9	-1.99	362.6	355.4	-2.00
E	513.5	552.0	7.52	1 173.3	1 209.5	3.08	280.7	283.7	1.09
F	545.4	567.5	4.04	1 173.3	1 183.9	0.91	330.3	329.9	-0.14
G	500.1	489.2	-2.18	1 030.5	1 045.7	1.47	295.7	308.3	4.27
H	460.7	454.4	-1.36	1 030.5	997.9	-3.16	307.5	325.4	5.80
I	540.2	499.7	-7.50	1 263.8	1 199.3	-5.10	357.8	339.3	-5.16

注:误差用相对离差表示

由表 4 可见，用 B-P 网络进行预测，其预测值与真实值的相对离差均在 10% 以内，证明 B-P 网络适用于预测作物的生长发育动态。

4 讨论

作物生育进程如何以及是否具有优质高产的特征, 可通过模型模拟加以判断。模型是对实际系统的某种替代或简化, 其表示系统的有效性与输出响应的准确性决定了模拟的效果^[9]。综观国内外对作物生育动态模拟的方法, 传统上不外乎两种途径, 一是凭经验, 即通过使用诸如曲线拟合这样的统计方法从外部形状进行模拟; 二是用解析方法, 即由理论考虑而导出方程, 对数学表达式的各种常数或参数赋值, 编制计算机程序并输入计算机, 然后运行程序并产生一组模拟数据。经验型方法受到其导出公式使用范围的制约, 许多经验型公式只是模拟系统对条件范围内反应, 缺乏机理性^[10]。解析方法是一种“白箱”的方法, 所模拟系统每一个过程的关系必需是已知的, 但一些生物学过程或生物对环境变化的反应的关系还不十分明确, 对系统理解的局限性会将错误引入模型, 降低模型的准确性和有效性。

神经网络可用作“黑箱”的方法来模拟和预测生物系统内的关系, 它模拟的过程的数学关系不一定是已知的, 网络可以通过多次重复学习过程, 从输入与输出模型中演绎出这些关系。对比传统的作物生育动态模拟方法, B-P 网络模型在结果的有效性和输出响应的准确性两方面都能达到较好的效果, 体现了拟合精度高、收敛速率快和泛化能力强等特点, 是一种模拟和预测作物生育动态较好的方法。

参考文献:

- [1] 王永骥, 涂 键. 神经元网络控制[M]. 北京: 机械工业出版社, 1998 3—10
- [2] 阎平凡, 黄端旭. 人工神经网络—模型、分析与应用[M]. 合肥: 安徽教育出版社, 1993. 55—62
- [3] Hornik K, Stinchcombe M, White H. Multilayer feedforward networks are universal approximators[J]. Neural Networks, 1989, (2): 359—366
- [4] 楼顺天, 施 阳. 基于 MATLAB 的系统分析与设计——神经网络[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1998 9—14
- [5] 郭新宇, 郁明谏, 张志鹏, 等. 冬小麦子粒增重过程的动态优化研究[J]. 西北植物学报, 1999, 19(6): 122—131
- [6] Lapedes A, Farber. Nonlinear signal processing using neural networks: prediction and system modelling[R]. Los Alamos: Los Alamos National Laboratory, 1987.
- [7] Weigend A B. Predicting the future: a connectionist approach[J]. Intl J Neur Sys, 1990 (1): 193—209
- [8] 郭新宇. 作物生育动态的全息协调神经网络研究[D]. 北京: 中国农业大学作物学院, 2001.
- [9] 高新科. 农业系统仿真及应用[J]. 农业系统科学与综合研究, 1994, 10(3): 161—165.
- [10] J. 法郎士. 农业中的数学模型[M]. 金之庆, 等译. 北京: 农业出版社, 1991. 188—207.

Applications of B-P Neural Network to Crop Growth Dynamic Simulation

GUO Xin-yu¹, ZHANG Zhi-peng², LIAO Gui-ping¹, GUO Jian-qiang¹

(1. Beijing Agricultural Information Technology Research Center, Beijing 100089, China;

2. Crop College, China Agricultural University, Beijing 100094, China)

Abstract: B-P neural network was used for dynamic description of crop growth. After network structure was selected and training method was improved, the network model had characteristics of high matching precision, high speed of convergence and powerful functionality, based on which dynamic description of single-output by single-input and multi-output by multi-input as well as prediction of crop development dynamic could be achieved.

Key words: Crop growth dynamic; B-P neural network; Simulation; Prediction