

基于BP神经网络的农机总动力组合预测方法

鞠金艳 王金武 王金峰

(东北农业大学工程学院, 哈尔滨 150030)

【摘要】 鉴于单一预测模型和线性组合预测模型的局限性,在确定黑龙江省农机总动力单一预测模型的基础上,建立了基于BP神经网络的非线性农机总动力组合预测模型。误差分析表明,该非线性组合预测模型的拟合平均绝对百分误差为3.03%,低于一元线性回归模型、指数函数模型、灰色GM(1,1)模型和三次指数平滑模型的6.26%、4.65%、4.88%和3.72%;稍高于以误差平方和最小为原则构建的线性组合预测模型的2.86%。用2006~2008年黑龙江省农机总动力进行检验预测,结果表明该模型可以有效地提高农机总动力的预测精度,用该模型预测了黑龙江省2009~2015年农机总动力。预测结果表明,在未来几年黑龙江省农机总动力将保持快速增长趋势,到2015年将达到40537 MW。

关键词: 农机总动力 非线性组合预测 BP神经网络

中图分类号: S232.3 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2010)06-0087-06

Combined Prediction Method of Total Power of Agricultural Machinery Based on BP Neural Network

Ju Jinyan Wang Jinwu Wang Jinfeng

(College of Engineering, Northeast Agricultural University, Harbin 150030, China)

Abstract

In view of the limitations in single prediction models and linear combined prediction model, nonlinear combined prediction model for total power of agricultural machinery was put forward on the basis of establishing single prediction models for total power of agricultural machinery in Heilongjiang province. The results of error analysis showed that mean absolute percent error of proposed nonlinear combined prediction model was 3.03%, which was lower than 6.26%, 4.65%, 4.88% and 3.72% of one-variable linear regression model, exponential model, GM(1,1) model and cubic exponent smooth model, and a little higher than 2.86% of the linear combined prediction model based on the minimum sum of error square. Predicting total power of agricultural machinery from 2006 to 2008 proved that this prediction model could efficiently improve prediction accuracy for total power of agricultural machinery. The total powers of agricultural machinery were predicted from 2009 to 2015 in Heilongjiang province. The prediction results showed that total power of agricultural machinery would maintain swift growth tendency in the future several years, it would be 40537 MW in 2015.

Key words Total power of agricultural machinery, Nonlinear combined prediction, BP neural network

引言

农机总动力是指用于农、林、牧、渔业生产和运

输的所有机械动力的总和,它反映一个地区农业机械化发展的总体水平,是农机化发展规划的主要指标。目前,对农机总动力进行预测的方法主要有移

动平均、灰色 GM(1,1)模型、指数平滑、线性回归、曲线拟合、神经网络预测模型、线性组合预测等。这些方法各有其优点和不足,所得的结果也存在差异^[1-7]。

本文选用一元线性回归、指数函数、三次指数平滑和灰色 GM(1,1)4种预测方法分别建立单一预测模型,对黑龙江省农机总动力进行预测。鉴于单项预测模型的局限性^[6-8],为提高预测精度和预测结果可靠性,本文把不同模型的预测结果综合起来,取长补短,建立线性组合预测模型和非线性组合预测模型。以误差平方和最小为原则确定所构建线性组合预测模型各预测方法的权重,利用 BP 神经网络具有逼近任意非线性函数的能力,建立非线性组合预测模型。对所建预测模型的预测精度进行比较,得到农机总动力预测的实用新方法。对黑龙江省农机总动力进行预测。

1 预测模型

1.1 一元线性回归模型

表1为不同预测模型的黑龙江省农机总动力拟合结果与误差。由表可知,黑龙江省农机总动力的历史统计数据随时间不断增长,利用 SPSS 软件对历史时间序列进行一元线性回归分析^[9-10],得到判定系数 $R^2 = 0.912$,通过 F 检验得到回归总体是显著线性的。预测模型为

$$Y = 6\,199.94 + 480.13x \quad (1)$$

式中 Y ——农机总动力, MW

x ——时间变量, 1980 ~ 2005 年的对应取值分别为 1 ~ 26

用式(1)对黑龙江省 1980 ~ 2005 年农机总动力进行拟合(表1),计算其平均绝对百分误差为 6.26%。

表1 不同预测模型的黑龙江省农机总动力拟合结果与误差

Tab.1 Fitted results and errors of total power of agricultural machinery using different models

年份	实际值 /MW	一元线性回归模型		指数函数模型		灰色 GM(1,1)模型		三次指数平滑模型		线性组合预测模型		BP 网络组合预测	
		拟合值 /MW	相对误差 /%	拟合值 /MW	相对误差 /%	拟合值 /MW	相对误差 /%	拟合值 /MW	相对误差 /%	拟合值 /MW	相对误差 /%	拟合值 /MW	相对误差 /%
1980	7 093	6 680.0	5.82	7 575.2	6.79	7 093.0	0						
1981	7 604	7 160.2	5.83	7 867.2	3.46	7 713.9	1.44						
1982	8 141	7 640.3	6.15	8 170.5	0.36	8 023.1	1.44	7 706.2	5.34	7 808.7	4.08	7 759	4.69
1983	8 616	8 120.5	5.75	8 485.5	1.51	8 344.8	3.14	8 473.2	1.65	8 431.6	2.13	8 272	3.99
1984	9 017	8 600.6	4.61	8 812.6	2.26	8 679.2	3.74	9 131.2	1.26	8 984.9	0.35	8 760	2.85
1985	9 495	9 080.7	4.36	9 152.3	3.60	9 027.1	4.92	9 609.9	1.21	9 421.2	0.77	9 212	2.98
1986	9 352	9 560.8	2.23	9 505.1	1.63	9 388.8	0.39	10 102.6	8.02	9 871.5	5.55	9 642	3.10
1987	10 935	10 040.9	8.17	9 871.6	9.72	9 765.2	10.69	9 839.7	10.01	9 815.5	10.23	10 374	5.13
1988	11 052	10 521.1	4.80	10 252.1	7.23	10 156.7	8.10	11 486.6	3.93	11 056.0	0.04	10 496	5.03
1989	11 628	11 001.2	5.39	10 647.4	8.43	10 563.8	9.15	11 830.3	1.73	11 420.3	1.78	11 152	4.09
1990	11 734	11 481.3	2.15	11 057.8	5.76	10 987.2	6.36	12 321.2	5.00	11 889.4	1.32	11 223	4.35
1991	11 795	11 961.4	1.41	11 484.1	2.63	11 427.5	3.11	12 302.4	4.30	12 019.2	1.90	11 488	2.60
1992	11 726	12 441.6	6.10	11 926.8	1.71	11 885.7	1.36	12 133.8	3.47	12 053.5	2.79	11 721	0.04
1993	11 853	12 921.7	9.01	12 386.6	4.50	12 362.0	4.29	11 839.9	0.11	12 008.8	1.31	11 941	0.74
1994	11 900	13 401.8	12.62	12 864.1	8.10	12 857.5	8.04	11 821.6	0.65	12 156.9	2.16	12 212	2.62
1995	12 261	13 882.0	13.22	13 360.1	8.96	13 372.9	9.06	11 828.1	3.53	12 328.1	0.55	12 502	1.96
1996	12 548	14 362.1	14.45	13 875.1	10.57	13 909.0	10.84	12 238.6	2.46	12 779.3	1.84	12 876	2.61
1997	12 854	14 842.2	15.46	14 410.0	12.10	14 466.4	12.54	12 654.7	1.55	13 241.1	3.01	13 288	3.37
1998	14 545	15 322.4	5.34	14 965.5	2.89	15 046.3	3.44	13 060.9	10.20	13 703.5	5.78	13 747	5.48
1999	15 597	15 802.5	1.31	15 542.4	0.34	15 649.3	0.33	15 098.0	3.19	15 276.4	2.05	14 741	5.48
2000	16 138	16 282.6	0.89	16 141.6	0.02	16 276.6	0.86	16 671.7	3.30	16 543.7	2.51	15 931	1.28
2001	16 483	16 762.7	1.69	16 763.9	1.70	16 929.1	2.70	17 346.9	5.24	17 211.6	4.42	16 863	2.30
2002	17 418	17 242.9	1.00	17 410.2	0.04	17 607.6	1.09	17 502.9	0.48	17 536.7	0.68	17 573	0.87
2003	18 077	17 723.0	1.96	18 081.3	0.02	18 313.3	1.30	18 278.0	1.11	18 289.4	1.17	18 789	3.93
2004	19 522	18 203.1	6.75	18 778.4	3.81	19 047.4	2.43	18 916.8	3.10	18 959.1	2.88	20 047	2.68
2005	22 340	18 683.3	16.36	19 502.3	12.70	19 810.9	11.32	20 464.9	8.39	20 253.2	9.34	22 231	0.48

1.2 指数函数模型

对历史时间序列进行指数曲线拟合,得到模型的判定系数 $R^2=0.956$,拟合精度比较高,模型极显著,所得的预测模型为

$$Y = 7\,294.02e^{0.0378x} \quad (2)$$

利用上述模型对黑龙江省 1980~2005 年农机总动力进行拟合,计算其平均绝对百分误差为 4.65%。

1.3 灰色 GM(1,1) 预测模型

灰色 GM(1,1) 预测模型适合于随时间序列变化不大的数据序列的预测,这种模型短期预测精度高^[10-11]。灰色 GM(1,1) 模型的基本形式为

$$x^{(0)}(k) + az^{(1)}(k) = b \quad (k=1,2,\dots,n) \quad (3)$$

设 $X^{(0)}$ 为原始序列

$$X^{(0)} = (x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)) = (7\,093, 7\,604, \dots, 22\,340) \quad (4)$$

其中, $x^{(0)}(k) \geq 0 \quad (k=1,2,\dots,n)$ 。一次累加生成 $X^{(1)}$

$$X^{(1)} = (x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)) \quad (5)$$

其中, $x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i) \quad (k=1,2,\dots,n)$ 。 $Z^{(1)}$ 为 $X^{(1)}$ 的紧邻均值生成序列

$$Z^{(1)} = (z^{(1)}(2), z^{(1)}(3), \dots, z^{(1)}(n)) = (10\,895, 18\,767.5, \dots, 315\,007.5) \quad (6)$$

其中

$$Z^{(1)}(k) = 0.5(x^{(1)}(k) + x^{(1)}(k-1)) \quad (k=2,3,\dots,n)$$

若 $\hat{a} = [a, b]^T$ 为参数列,且

$$Y = \begin{bmatrix} x^{(0)}(2) \\ x^{(0)}(3) \\ \vdots \\ x^{(0)}(n) \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} -z^{(1)}(2) & 1 \\ -z^{(1)}(3) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -z^{(1)}(n) & 1 \end{bmatrix}$$

则 GM(1,1) 模型 $x^{(0)}(k) + az^{(1)}(k) = b$ 的最小二乘估计参数列满足

$$\hat{a} = (B^T B)^{-1} B^T Y = \begin{bmatrix} -0.0393 \\ 7\,284.607 \end{bmatrix} \quad (7)$$

则称方程 $\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)} = b$ 为式(3)的白化方程,也叫

影子方程,解此白化方程得

$$x^{(1)}(k) = \left(x^{(0)}(1) - \frac{b}{a}\right) e^{-a(k-1)} + \frac{b}{a} = 192\,451.96e^{-0.0393(k-1)} - 185\,358.9 \quad (k=1,2,\dots,n) \quad (8)$$

还原值 $x^{(0)}(k+1) = \hat{x}^{(1)}(k+1) - \hat{x}^{(1)}(k) \quad (9)$

黑龙江省农机总动力的灰色预测模型为式(8),用式(8)和(9)对该省 1980~2005 年农机总动力进行拟合,计算其平均绝对百分误差为 4.88%。

1.4 三次指数平滑模型

为了能更精确地反映黑龙江省农机总动力的发展趋势,选用了三次指数平滑预测法^[7,12],它是一种非线性平滑模型,能表现时序的一种曲线变化趋势。模型的基本形式为

$$Y_{t+T'} = a_t + b_t T' + \frac{1}{2} c_t T'^2 \quad (10)$$

$$\text{其中} \quad \begin{cases} a_t = 3S_t^{(1)} - 3S_t^{(2)} + S_t^{(3)} \\ b_t = \frac{a}{2(1-a)^2} [(6-5a)S_t^{(1)} - (10-8a)S_t^{(2)} + (4-3a)S_t^{(3)}] \\ c_t = \frac{a^2}{(1-a)^2} (S_t^{(1)} - 2S_t^{(2)} + S_t^{(3)}) \end{cases} \quad (11)$$

式中 $Y_{t+T'}$ ——农机总动力预测值

T' ——预测的时间周期数

t ——预测起始年

a_t, b_t, c_t ——三次指数平滑的平滑系数

a ——指数平滑加权系数

$S_t^{(1)}, S_t^{(2)}, S_t^{(3)}$ ——起始年 t 的一次、二次、三次指数平滑值

a 代表模型对时序变化的反应速度,为使农机总动力近期发展较快的趋势在预测模型中得到充分反映,本文经反复测算比较后,选取 $a=0.4$ 。指数平滑值计算公式为

$$\begin{cases} S_t^{(1)} = aY_t + (1-a)S_{t-1}^{(1)} \\ S_t^{(2)} = aS_t^{(1)} + (1-a)S_{t-1}^{(2)} \\ S_t^{(3)} = aS_t^{(2)} + (1-a)S_{t-1}^{(3)} \end{cases} \quad (12)$$

式中 Y_t ——最近一期的实际值

初始平滑值 $S_0^{(1)} = S_0^{(2)} = S_0^{(3)} = Y_1$ 。根据表 1 中 1980~2005 年黑龙江省农机总动力统计数据,得到 a_t, b_t, c_t 的值,令预测起始年 $t=2005$,则三次指数平滑模型为

$$Y_{2005+T'} = 21\,934.9 + 1\,825.7T' + 92.1T'^2 \quad (13)$$

用式(13)对 1982~2005 年农机总动力进行拟合,计算其平均绝对百分误差为 3.72%。

2 线性组合预测模型

2.1 模型的建立

对同一预测问题,用 m 种不同的预测模型分别进行预测,则由这 m 种模型构成的组合预测模型^[7,13]为

$$f_p = \sum_{i=1}^m k_i f_{ip} \quad (14)$$

式中 f_p —— p 时刻组合预测模型的预测值

f_{ip} —— p 时刻第 i 种预测模型的预测值

k_i ——第 i 种预测模型的权重

2.2 组合预测模型权重的计算

求解上述组合预测模型的关键是确定各单一预测模型的权重,为求出权重,可建立以预测误差平方和最小为目标的数学模型,即

$$\min w = \min \sum_{p=1}^n e_p^2 = \min \sum_{p=1}^n (y_p - f_p)^2 =$$

$$\min \sum_{p=1}^n \left[y_p^2 - 2y_p \sum_{i=1}^m k_i f_{ip} + \left(\sum_{i=1}^m k_i f_{ip} \right)^2 \right] \quad (15)$$

满足条件

$$\sum_{i=1}^m k_i = 1 \quad (k_i \geq 0; i = 1, 2, \dots, m) \quad (16)$$

式中 w ——总误差平方和

e_p —— p 时刻组合预测的误差

y_p ——观测值

由式(15)、(16)所确定的数学模型,目标函数为变量 $k_i (i = 1, 2, \dots, m)$ 的二次函数,约束条件是线性的。考虑 LINGO 软件在解决非线性优化问题方面的优越性,建立了 LINGO 模型,由式(1)、(2)、(8)、(9)、(13)求得各单一预测模型的预测值,将其代入式(15),可得组合预测模型目标函数。将式(16)作为约束方程,经 LINGO 软件优化可得组合预测模型的权重值, $k_1 = 0, k_2 = 0, k_3 = 0.3237, k_4 = 0.6763$, 所得的线性组合预测模型为

$$Y(p) = 0.3237Y_3 + 0.6763Y_4 \quad (17)$$

用该线性组合预测模型对黑龙江省 1982 ~ 2005 年农机总动力进行拟合,计算其平均绝对百分误差为 2.86%,可见该线性组合预测模型的拟合精度优于各单一预测模型。

3 基于 BP 神经网络的非线性组合预测模型

黑龙江省农机总动力受多种不确定性因素影响很难建立精度较高的预测模型,而 BP 神经网络具有非线性、鲁棒性、自适应和自组织等一系列优良特性,特别适用于构造非线性预测函数,在预测领域中显示了很大的优势^[14-15]。因此,本文构建了基于 BP 神经网络的非线性组合预测模型,将 m 种预测模型所包含的信息全部反映在预测结果中,建立各单一预测模型的预测结果与相应实际观察值之间的非线性映射关系。

3.1 建模基本步骤

(1) 输入和输出向量确定。用前面建立的 4 种单一预测模型预测的 1982 ~ 2005 年黑龙江省农机总动力预测值作为神经网络输入向量 (\mathbf{P}),即神经网络第 r 个节点的输入序列是第 i 种预测方法的预测结果,历年的农机总动力实际值作为神经网络的

输出向量 (\mathbf{T})。基于 BP 神经网络的非线性组合预测模型输入层和输出层节点数根据实际问题确定,即 4 个输入,1 个输出,从而实现各单项预测模型的预测结果与相应实际观察值之间的非线性映射关系。本文的非线性预测模型基本形式为

$$\mathbf{Y}' = f(x_1, x_2, x_3, x_4)$$

式中 \mathbf{Y}' ——神经网络输出向量

f ——神经网络权值和阈值决定的非线性函数

(2) 隐层数的确定和转换函数选择。理论上已经证明一个隐层加上一个线性输出层的网络,能够逼近任何有理函数^[15-16],误差精度的提高可以通过增加隐层神经元数目来获得。因此,选择含一个隐层的 BP 网络结构,即 4-j-1 结构,其中 j 为隐层节点数。网络隐层采用 Sigmoid 转换函数,输出层采用 Pureline 转换函数。S 型函数数学表达式为 $f(p) = \frac{1}{1 + \exp(-\alpha p)}$,其中 α 为斜率参数,通过改变参数获取不同斜率的 Sigmoid 函数,通常选择 1。

(3) 隐层节点数及训练函数选择。根据训练误差、测试误差与其节点数多少的关系,用节点数逐渐增加或减少的方法确定合理的隐层节点数^[17-18]。根据经验公式 $j = \sqrt{s+l} + \delta$ 确定试凑的初始值,其中 s 为输入层节点数, l 为输出层节点数, δ 为 0 ~ 10 之间的常数。从 $j = 2$ 开始逐渐增加隐层节点数对网络进行训练,最终确定节点数为 3 最理想,即 4-3-1 的神经网络结构。训练函数经过多次对比试验,采用 Trainlm,这种训练方法不仅训练速度快,而且能够满足精度要求^[10]。

在网络训练前用 premmx 函数对原始数据进行归一化处理,对新输入网络的数据用 trammx 函数归一化,最后用 postmnmx 恢复被归一化的数据。网络进行训练时,学习速率选为 0.01,当迭代步数为 2000 次,训练精度 MSE 为 0.00177 时,网络精度达到要求,计算其平均绝对百分误差为 3.03%。用 2006 ~ 2008 年的数据作为检测样本对所建模型进行检验,检验样本的预测值如表 2 所示,其平均绝对百分误差为 1.03%,精度较高。

3.2 预测方法比较

基于 BP 神经网络的非线性组合预测模型的拟合平均绝对百分误差为 3.03%,低于选定的一元线性回归模型、指数函数模型、灰色 GM(1,1) 模型和三次指数平滑模型;稍高于以误差平方和最小为原则构建的线性组合预测模型。用不同方法对 2006 ~ 2008 年黑龙江省农机总动力进行检验预测,预测结果表明 BP 神经网络组合预测模型和三次指数平滑模型的预测精度较高,预测效果好,而线性组合预测

表2 不同预测模型的黑龙江省农机总动力预测结果与误差

Tab.2 Predicted results and errors of total power of agricultural machinery using different models

年份	实际值 /MW	一元线性回归模型		指数函数模型		灰色 GM(1,1)模型		三次指数平滑模型		线性组合预测模型		BP网络组合预测	
		拟合值 /MW	相对误差 /%	拟合值 /MW	相对误差 /%	拟合值 /MW	相对误差 /%	拟合值 /MW	相对误差 /%	拟合值 /MW	相对误差 /%	拟合值 /MW	相对误差 /%
2006	25 706	19 163.4	25.45	20 254.2	21.20	20 604.9	19.84	23 852.8	7.21	22 801.4	11.29	26 014	1.19
2007	27 853	19 643.5	29.47	21 035.0	24.47	21 430.8	23.05	25 954.7	6.81	24 490.3	12.07	28 275	1.51
2008	30 164.5	20 123.7	33.28	21 845.9	27.57	22 289.8	26.10	28 240.9	6.37	26 314.6	12.76	30 281	0.38

模型的预测能力较差。由于基于BP神经网络的非线性组合预测模型既有较高的拟合精度又有很高的预测精度,因此该模型可以有效地提高黑龙江省农

机总动力的预测精度。用该组合预测方法对2009~2015年黑龙江省农机总动力进行预测,预测结果如表3所示。

表3 2009~2015年黑龙江省农机总动力预测值

Tab.3 Predicted results of total power of agricultural machinery from 2009 to 2015 in Heilongjiang province

年份	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015
预测值/MW	32 107	33 822	35 440	36 945	38 308	39 509	40 537

4 结束语

本文从提高黑龙江省农机总动力预测精度的目的出发,建立了单一的一元线性回归模型、指数函数模型、灰色预测模型、三次指数平滑模型,并综合利用各单项预测方法提供的有效信息,以误差平方和最小为原则建立了线性组合预测模型,利用神经网络技术的非线性映射能力,提出了基于BP神经网络的非线性组合预测模型,并对黑龙江省农机总动力进行了建模和预测。

对不同模型的拟合精度和预测精度进行对比研究,结果表明基于BP神经网络的非线性组合预测方法的预测精度明显高于单一预测模型和线性组合预测模型,有效的提高了预测精度,为农机总动力的预测提供了一条新的途径。用该模型对2009~2015年黑龙江省农机总动力进行了预测,预测结果表明,黑龙江省农机总动力将保持快速增长趋势,这与黑龙江省目前农业机械化发展的实际情况基本相符,可为黑龙江省农机部门制定农机动力发展规划提供理论参考。

参 考 文 献

- 王黎明,赵清华. 黑龙江省农机总动力灰色预测与分析[J]. 农机化研究,2003(2):48~49.
Wang Liming, Zhao Qinghua. Gray predict and analysis of Heilongjiang province agriculture machinery total power[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2003(2): 48~49. (in Chinese)
- 谢红梅,周清,黄大明,等. 2001年~2010年广西农机总动力人工神经网络预测[J]. 广西工学院学报,2001,12(4):26~28.
Xie Hongmei, Zhou Qing, Huang Daming, et al. The prediction of the total power of farming machines from the year 2001 to 2010 in Guangxi province by artificial neural network[J]. Journal of Guangxi University of Technology, 2001, 12(4): 26~28. (in Chinese)
- 朱荣胜,王福林. 黑龙江省农机总动力趋势包络预测与分析[J]. 东北农业大学学报,2006,38(4):512~515.
Zhu Rongsheng, Wang Fulin. Trend envelope predict and analysis of Heilongjiang province agriculture machinery total power [J]. Journal of Northeast Agricultural University, 2006, 38(4): 512~515. (in Chinese)
- 赖庆辉,米伯林,杨志坚. 基于人工神经网络的黑龙江省农机总动力预测[J]. 农机化研究,2005(4):271~273.
Lai Qinghui, Mi Bolin, Yang Zhijian. Forecasting of agricultural machine power of Heilongjiang province based on artificial nerve network model[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2005(4): 271~273. (in Chinese)
- 关凯书,张丽,张美华,等. 我国农机总动力需求的模糊神经网络预测模型[J]. 农业机械学报,1999,30(5):86~88.
Guan Kaishu, Zhang Li, Zhang Meihua, et al. A FNN model for forecasting the total power requirement of agricultural machinery in China[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 1999, 30(5): 86~88. (in Chinese)
- 朱瑞祥,黄玉祥,杨晓辉. 用灰色神经网络组合模型预测农机总动力发展[J]. 农业工程学报,2006,22(2):107~110.
Zhu Ruixiang, Huang Yuxiang, Yang Xiaohui. Method for estimating total power of agricultural machinery based on mixed grey neural network [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2006, 22(2): 107~110.

(in Chinese)

- 7 张淑娟,赵飞. 基于 Shapley 值的农机总动力组合预测方法[J]. 农业机械学报,2008,39(5):60~64.
Zhang Shujuan, Zhao Fei. Combinatorial forecast of agricultural machinery total power based on Shapley value[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2008,39(5):60~64. (in Chinese)
- 8 张国平. B-G 组合预测剖析[J]. 预测,1988(5):24~27.
Zhang Guoping. Anatomy of B-G combined forecasting[J]. Forecast,1988(5):24~27. (in Chinese)
- 9 单良,胡勇. 基于软件 EViews,EXCEL,SPSS 的回归分析比较[J]. 统计与决策,2006(4):150~153.
- 10 鞠金艳,王金武. 黑龙江省农业机械化作业水平预测方法[J]. 农业工程学报,2009,25(5):83~88.
Ju Jinyan, Wang Jinwu. Prediction method for the operation level of agricultural mechanization in Heilongjiang province[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering,2009,25(5):83~88. (in Chinese)
- 11 洪一前,张光明,金定. 基于 GM(1,1)模型的浙江省农机总动力预测分析[J]. 农机化研究,2008,30(1):42~44.
Hong Yiqian, Zhang Guangming, Jin Ding. Predict and analysis of agricultural machinery total power in Zhejiang province based on GM(1,1)[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2008,30(1):42~44. (in Chinese)
- 12 李中才,黄晓东,刘冬梅. 黑龙江省农机总动力的组合预测研究[J]. 农机化研究,2002(5):23~24.
- 13 王吉权,赵玉林,马力. 组合预测方法研究及其在电力负荷预测中的应用[J]. 东北农业大学学报,2008,39(4):51~54.
Wang Jiquan, Zhao Yulin, Ma li. Research on combination forecasting method and application in electric power load forecasting[J]. Journal of Northeast Agricultural University,2008,39(4):51~54. (in Chinese)
- 14 陈丽能,谢永良. 基于 BP 神经网络的农机拥有量预测技术[J]. 农业机械学报,2001,32(1):118~121.
- 15 Singh A K, Panda S S, Pal S K, et al. Predicting drill wear using an artificial neural network[J]. Int. J. Adv. Manuf. Technol.,2006,28(5~6):456~462.
- 16 Aminian F, Suarez E D. Forecasting economic data with neural networks[J]. Computational Economics,2006,28(1):71~88.
- 17 吴昌友. 神经网络的研究及应用[D]. 哈尔滨:东北农业大学,2007.
Wu Changyou. The research and application on neural network [D]. Harbin; Northeast Agricultural University, 2007. (in Chinese)
- 18 Maier H R, Dandy G C. The use of artificial neural networks for the prediction of water quality parameters[J]. Water Resour Res.,1996,32(4):1013~1022.

(上接第 69 页)

- 12 高梦祥,郭康权,杨中平. 玉米秸秆的力学特性测试研究[J]. 农业机械学报,2003,34(4):47~49.
Gao Mengxiang, Guo Kangquan, Yang Zhongping. Study on mechanical properties of cornstalk[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2003,34(4):47~49. (in Chinese)
- 13 马洪顺,张忠君,曹龙奎. 薇菜类蔬菜生物力学性质试验研究[J]. 农业工程学报,2004,20(5):74~77.
Ma Hongshun, Zhang Zhongjun, Cao Longkui. Experimental study on the biomechanical properties of some unda cinnamom eaf like vegetables[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering,2004,20(5):74~77. (in Chinese)
- 14 Genet M, Stokes A, Salin F, et al. The influence of cellulose content on tensile strength in tree roots[J]. Plant Soil, 2005, 278(1~2):1~9.