

基于 SVM 的农机装备水平组合预测模型研究

袁玉萍¹ 安增龙^{2*}

(1. 黑龙江八一农垦大学 理学院, 黑龙江 大庆 163319;

2. 黑龙江八一农垦大学 经济管理学院, 黑龙江 大庆 163319)

摘要 采用支持向量机的组合预测方法,对黑龙江垦区农机装备水平进行预测。在确定单一预测模型的基础上,运用自组织神经网络方法,将权系数确定问题转化为粗糙集理论中属性重要性评价的问题;计算各单一预测方法对组合模型的依赖度、重要度和权系数;利用建立的基于支持向量机非线性农机装备水平组合预测模型,对黑龙江垦区 2002—2012 年农机装备水平的历史数据进行检验。误差分析表明:该模型对农机总动力、大中型拖拉机、小型拖拉机、大中型拖拉机配套机具和小型拖拉机配套机具的预测平均相对误差为 0.471%、1.328%、3.738%、1.193%、3.574%,均低于各单一预测模型的平均相对误差;利用该模型对黑龙江垦区农机装备水平进行预测,到 2020 年拥有农机总动力 999.33 万 kW、大中型拖拉机 88 921 台、小型拖拉机 38 453 台,大中型拖拉机与配套农机具台数比为 1.51:1,小型拖拉机与配套农机具台数比为 1.68:1。所建模型适用于黑龙江垦区农机装备水平的预测。

关键词 农机装备水平;粗糙集;支持向量机;组合预测模型

中图分类号 S 23; TP 181

文章编号 1007-4333(2016)01-0122-07

文献标志码 A

Research on combined forecasting model for the level of agricultural machinery equipment based on SVM

YUAN Yu-ping¹, AN Zeng-long^{2*}

(1. College of Sciences, Heilongjiang Bayi Agricultural University, Daqing 163319, China;

2. College of Economics & Management, Heilongjiang Bayi Agricultural University, Daqing 163319, China)

Abstract Combined forecasting method based on support vector machine was adopted to predict the level of agricultural machinery equipment in Heilongjiang Province. On the basis of determining single prediction models, self-organizing neural network method was used to transform the problem of weights determine into a problem of importance evaluation in rough set theory and calculate the degree of dependence, importance and weight coefficient of single forecasting model on combined forecasting model. Based on support vector, non-linear combined forecasting model was established to examine the historical data of Heilongjiang Reclamation Area from 2002 to 2012. Error analysis indicated that the model predicted average relative error for total power of agricultural machinery, large and medium-sized tractor, mini-tractors, large and medium-sized tractors implementation equipment and mini-tractors implementation equipment, which were 0.471%, 1.328%, 3.738%, 1.193% and 3.574% respectively. All values were lower than the average relative error of single forecasting model. This model was adopted to forecast the equipment level of agricultural machinery in the Heilongjiang Province. To 2020, Heilongjiang Reclamation Area will own agricultural machinery total power with 9.993 3 million kW, 88 921 sets of large and medium-sized tractor, 38 453 sets of small tractors. The ratio of large and medium-sized tractor and its supporting tools will be 1.51:1. The ratio of small tractor

收稿日期: 2015-01-27

基金项目: 高等学校博士学科点专项科研基金博导类资助课题项目(20112305110002); 黑龙江农垦总局重点攻关项目(HNK125B-05-08); 2015 年黑龙江省科技厅重大项目(GA15B402); 黑龙江八一农垦大学 2015 年博士科研启动基金项目(XDB2015-23)

第一作者: 袁玉萍, 博士研究生, E-mail: bynd_yyps@sina.com

通讯作者: 安增龙, 教授, 博士生导师, 主要从事人力资源管理研究, E-mail: anzl2001@163.com

and its supporting tools will be 1.68 : 1. The results showed that the combined forecasting model is suitable for predicting agricultural machinery equipment level in Heilongjiang Province.

Keywords agricultural equipment level; rough set; support vector machine (SVM); combined forecasting model

目前,国内对农机装备水平预测大致有 3 种模型:时间序列模型^[1-3]、回归模型^[4-6]和人工神经网络模型^[7-9]。李行等^[10]采用指数平滑、移动平均和回归预测等方法进行比较,选取拟合程度较高的指数平滑预测法建立了预测模型,预测了 2005—2015 年吉林省农机装备的发展水平;回归模型中的线性和非线性模型,一般用于近期或短期的时间数据预测,预测精确度高。人工神经网络模型具有较好的预测效果和较高的预测精度,是粮食产量预测问题常采用的模型,但是用不可靠的误差修正权值,最终带来影响学习效率、收敛速度慢或不收敛的结果。张淑娟等^[11]选用 ARIMA 时间序列和 BP 神经网络模型,再基于 Shapley 值法分配权重,构建了新的组合预测模型。孟庆佳等^[12]通过建立农业机械化 Swarm 动态仿真系统,对农业机械化的发展趋势进行动态仿真。但是,由于受经济、社会和自然条件等因素的影响,农机化装备市场的需求具有一定的波动性和增长性等非线性函数趋势,用传统和单一的方法对农机化装备发展进行预测是非常粗糙的。支持向量机(Support vector machine, SVM)是以统计学理论^[13]为基础的一种机器学习方法,以置信范围值最小化作为优化目标,以训练误差作为优化问题的约束条件,因此,其推广能力明显优于一些传统的学习方法,在解决小样本、非线性和高维模式识别等问题表现出很多特有的优势。

本研究拟采用基于支持向量机的非线性组合预测模型,对黑龙江垦区农机装备水平进行建模和预测,以为黑龙江垦区农机部门制定农机动力发展规划提供理论参考。

1 农机装备水平组合预测模型的建立

1.1 基于粗糙集各单一模型权系数的确定

为克服传统建模方法在模型选取方面的不足,提高农机装备水平的预测精度和稳定性,选用二次多项式、指数函数、指数平滑法、灰色预测和自回归预测 5 种单一模型构成组合预测模型。建立组合预测模型的关键是科学合理确定各单一模型的权系数。

设同一预测对象由 m 种预测模型对其进行预

测,则由这 m 种单一预测模型构成的组合预测模型^[14-17]为:

$$\hat{y}_t = \sum_{i=1}^m k_i \cdot \hat{y}_t^i \quad (1)$$

式中: \hat{y}_t 表示 t 时刻组合预测模型的预测值; \hat{y}_t^i 表示 t 时刻第 i 个预测模型的预测值; k_i 表示 t 时刻第 i 个预测模型的权系数, $t=1, 2, \dots, n$, $\sum_{i=1}^m k_i = 1$, 且 $k_i \geq 0, i=1, 2, \dots, m$ 。

1.1.1 关系数据模型的建立

将组合预测模型中的各单一模型的预测值作为条件属性 $A = \{\hat{y}^1, \hat{y}^2, \dots, \hat{y}^m\}$, 将预测对象的观测值作为决策属性 $D = \{y\}$, 论域 $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$, $u_t = (\hat{y}^1, \hat{y}^2, \dots, \hat{y}^m, y_t)$, 其中, $\hat{y}^1, \hat{y}^2, \dots, \hat{y}^m$ 和 y_t 分别是 t 时刻各单一预测模型的拟合值和预测对象的历史数据, $t=1, 2, \dots, n$ 。

1.1.2 知识表达系统和决策表的建立

设 $S = (U, Q)$ 为一知识表达系统, Q 可划分为条件属性集 A 和决策属性集 D , 则 $A \cup D = Q, A \cap D = \Phi$ 。这种含有决策属性和条件属性的知识表达系统可视为决策表, 记为 $T = (U, Q, A, D)$ 或简称为 AD 决策表。Ind(A) 的等价类称为条件类, Ind(D) 的等价类称为决策类。

1.1.3 各单一模型的权系数的计算^[18]

Step 1 计算决策属性 D 对条件属性 A 的依赖度:

$$k = \gamma_A(D) = \sum_{i=1}^m |\text{POS}_A(y_i)| / |U| \quad (2)$$

式中: $A = \{\hat{y}^1, \hat{y}^2, \dots, \hat{y}^m\}$, $D = \{y\}$, $|\text{POS}_A(y_i)|$ 表示决策属性 D 关于条件属性 A 的正域, $|U|$ 表示集合 U 中包含元素的个数;

Step 2 删除第 i 种预测模型, 计算决策属性 D 对条件属性 $A - \{a_i\}$ 的依赖度:

$$\gamma_{A-\{a_i\}}(D) = \sum_{i=1}^m |\text{POS}_{A-\{a_i\}}(y_i)| / |U|, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (3)$$

Step 3 计算第 i 种预测模型在全部预测模型中的重要度:

$$\sigma(c_i) = \gamma_A(D) - \gamma_{A-\{a_i\}}(D), \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (4)$$

Step 4 计算第 i 种预测模型的权系数:

$$k_i = \frac{\sigma(\mathbf{a}_i)}{\sum_{i=1}^m \sigma(\mathbf{a}_i)}, i = 1, 2, \dots, m \quad (5)$$

1.1.4 组合预测模型的建立

求出各单一模型权重系数 k_i 后,利用式(1)对各单一模型进行加权组合,从而得到基于粗糙集理论^[19-20]的组合预测模型。

1.2 基于支持向量机的非线性组合预测模型

构建基于支持向量机的非线性组合预测模型,建立各单一预测模型的预测结果与实际值之间的非线性映射关系。支持向量机的 ν -SVR 非线性回归模型建模步骤如下^[21]。

根据给定的训练数据集:

$$\mathbf{T} = \{(\mathbf{x}_1, y_1), (\mathbf{x}_2, y_2), \dots, (\mathbf{x}_l, y_l)\} \in \{\mathbf{X} \times \mathbf{Y}\}^l \quad (6)$$

式中: $\mathbf{x}_i \in \mathbf{X} \subset \mathbf{R}^n, y_i \in \mathbf{R}, i = 1, 2, \dots, l$ 。寻找 \mathbf{R}^n 上的一个函数 $f(\mathbf{x})$,用 $f(\mathbf{x})$ 推断任一输入 \mathbf{x} 所对应的 y 值。

Step 1 设已知训练集式(6)。

Step 2 构造适当的正数 ν 和 C ;选择适当的核函数 $K(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \exp(-\|\mathbf{x} - \mathbf{x}'\|^2 / \sigma)$ 。

Step 3 构造并求解最优化问题:

$$\begin{aligned} \max_{\alpha^{(*)} \in \mathbf{R}^{2l}} W(\alpha^{(*)}) &= \sum_{i=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i) y_i - \\ &\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i) (\alpha_j^* - \alpha_j) K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) \\ \text{s. t} \quad &\sum_{i=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i) = 0 \\ &\alpha_i^{(*)} \in \left[0, \frac{C}{l}\right], i = 1, 2, \dots, l \\ &\sum_{i=1}^l (\alpha_i^* + \alpha_i) \leq C \end{aligned}$$

得最优解 $\bar{\alpha}^{(*)} = (\bar{\alpha}_1, \bar{\alpha}_1^*, \bar{\alpha}_2, \bar{\alpha}_2^*, \dots, \bar{\alpha}_l, \bar{\alpha}_l^*)^T$ 。

Step 4 构造决策函数 $f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^l (\alpha_i^* - \alpha_i) K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}) + b^*$, 其中

$$b^* = \frac{1}{2} \left[y_j + y_k - \left(\sum_{i=1}^l (\bar{\alpha}_i^* - \bar{\alpha}_i) K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) + \sum_{i=1}^l (\bar{\alpha}_i^* - \bar{\alpha}_i) K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_k) \right) \right]$$

选择 $\bar{\alpha}^{(*)}$ 位于开区间 $(0, \frac{C}{l})$ 中的 2 个分量 $\bar{\alpha}_j$ 和 $\bar{\alpha}_k^*$, 其中 $j \in \{i | \bar{\alpha}_i \in (0, 1/l)\}, k \in \{i | \bar{\alpha}_i^* \in (0, 1/l)\}$ 。

2 黑龙江垦区农机装备水平组合预测模型的建立

2.1 基于粗糙集的组合预测模型

2.1.1 单一预测模型的建立

1)二次多项式预测模型。利用 Matlab 软件对历史时间序列进行二次多项式回归分析,得到模型的判定系数 $R^2 = 0.998$,均方根误差为 6.513,通过 F 检验得到回归总体是显著线性的。预测模型为:

$$\mathbf{X}_{1t} = 351.4 + 7.972t + 3.12t^2, t = 1, 2, \dots, 11 \quad (7)$$

式中: \mathbf{X} 表示农机总动力; t 表示时间变量,2002—2012 年的对应取值分别为 1, 2, ..., 11。用模型式(7)对黑龙江垦区 2002—2012 年农机总动力进行拟合,拟合结果见表 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 $R^2 = 0.9936$,均方根误差为 2.98,拟合精度较高,模型极显著。预测模型为:

$$\mathbf{X}_{2t} = 311.2e^{0.08642t}, t = 1, 2, \dots, 11 \quad (8)$$

用模型式(8)对黑龙江垦区 2002—2012 年农机总动力进行拟合,拟合结果见表 1。

3)灰色预测模型。对黑龙江垦区 2002—2012 年农机总动力进行灰色预测,得时间响应方程:

$$\begin{aligned} \mathbf{X}_{3t} &= 3885.2657e^{0.089165t} - \\ &3517.066, t = 0, 1, \dots, 10 \end{aligned} \quad (9)$$

预测精度 $P = 100\%$,后验差 0.2967,残差数列平均值 4.9054。用模型式(9)对黑龙江省垦区 2002—2012 年农机总动力进行拟合,拟合结果见表 1。

4)指数平滑模型。选取平滑系数 $a = 0.8$,则三次指数平滑模型为:

$$\begin{aligned} \mathbf{X}_{4t} &= 818.702 + 76.6709t + \\ &2.3643t^2, t = 1, 2, \dots, 11 \end{aligned} \quad (10)$$

用模型式(10)对黑龙江省垦区 2002—2012 年农机总动力进行拟合,拟合结果见表 1。

5)自回归预测模型。建立原始时间序列数据 $a_t (t = 1, 2, \dots, 11)$,计算 $q_s = 1$,统计量 $T = +\infty, t_{a/2}(9) = 2.2622$,所以 $|T| > t_{a/2}(9)$,故认为序列是非平稳的;因为 $q_s > 0$,所以序列有上升趋势。采用最小二乘可得差分序列预测模型为:

$$\mathbf{X}_{5t} = 0.96y_{t-1} + 0.1602y_{t-2}, t = 3, 4, \dots, 11 \quad (11)$$

式中, $y_1 = 368.2, y_2 = 370.9$ 。利用式(11)得到 2002—2012 年黑龙江垦区农机总动力预测数据(表 1)。

表 1 黑龙江垦区 2002—2012 年农机总动力实际值及拟合值

Table 1 Actual value and fitted value of total power of agricultural machinery from 2002 to 2012 in Heilongjiang Reclamation Area

万 kW

年份 Year	实际值 ^[22] Actual value	拟合值 Fitted value				
		模型 1 Model 1	模型 2 Model 2	模型 3 Model 3	模型 4 Model 4	模型 5 Model 5
2002	368.2	315.61	339.29	368.20	368.20	368.20
2003	370.9	361.12	369.91	362.34	368.20	370.90
2004	401.3	406.53	403.30	396.13	374.68	401.30
2005	433.6	451.94	439.71	433.08	443.75	430.91
2006	472.3	497.35	479.40	473.47	477.06	469.47
2007	519.3	542.76	522.67	517.62	518.82	514.62
2008	564.3	588.17	569.85	565.90	573.82	570.61
2009	604.5	633.58	621.28	618.68	613.11	615.02
2010	671.6	678.99	677.36	676.37	643.91	650.30
2011	745.6	724.40	738.51	739.45	748.03	742.45
2012	818.6	769.81	805.17	808.42	831.35	827.38

2.1.2 基于粗糙集组合预测模型的建立

根据黑龙江垦区 2002—2012 年农机总动力历史数据及单个模型拟合值,构建基于粗糙集的组合预测模型的关系数据,对每个属性的属性值按特征

分割为 5 个特征值,然后将属性值用特征值代替。利用自组织 SOM 神经网络将表 1 的数据离散为 3 个等级,建立基于粗糙集组合预测的知识表达系统(表 2)。

表 2 实际值及拟合值构成的知识表达系统

Table 2 Actual value and fitted value constituted the knowledge expression system

论域 U Domain	模型 1 Model 1	模型 2 Model 2	模型 3 Model 3	模型 4 Model 4	模型 5 Model 5	农机总动力 Total power of machinery
u_1	1	1	1	1	1	1
u_2	1	1	1	1	1	1
u_3	1	1	1	1	1	1
u_4	1	1	1	1	1	1
u_5	1	1	1	2	2	1
u_6	2	2	2	2	2	2
u_7	2	2	2	2	2	2
u_8	3	3	3	2	3	2
u_9	3	3	3	3	3	3
u_{10}	3	3	3	3	3	2
u_{11}	3	3	3	3	3	3

根据式(3)计算农机总动力对 5 种模型的依赖度: $\gamma_A(D)=8/11=0.7273$,根据式(4)计算删除一种预测模型后,得农机总动力 y 对余下 5 种模型的

依赖度。按式(5)计算各种预测模型的重要度 $\sigma(a_i)$ 和权系数 $k_i, i=1,2,\dots,5$ (表 3)。

由表 3 中权系数即可建立基于粗糙集理论的黑

龙江垦区农机总动力组合预测模型:

$$\hat{y}_t = 0.167\hat{y}_t^2 + 0.5\hat{y}_t^3 + 0.332\hat{y}_t^5$$

$$t = 1, 2, \dots, 11 \quad (12)$$

利用建立的组合预测模型式(12)对黑龙江垦区2002—2012年农机总动力进行预测,结果见表4。

表3 单个预测模型的依赖度、重要度和权系数

Table 3 The dependence, importance and weight of various prediction model

参数 Parameter	模型1 Model 1	模型2 Model 2	模型3 Model 3	模型4 Model 4	模型5 Model 5
依赖度 $\gamma_{A-(a_i)}(\mathbf{D})$	0.727	0.636	0.454	0.727	0.546
重要度 $\sigma(a_i)$	0	0.091	0.272	0	0.182
权系数 k_i	0	0.167	0.500	0	0.332

表4 黑龙江垦区农机总动力预测值和误差

Table 4 Prediction results and errors of total power of agricultural machinery

年份 Year	实际值/ 万 kW True value	拟合值/万 kW Fitted value		预测相对误差/% Relative error		误差绝对值/万 kW Absolute value of error	
		粗糙集模型 Rough set model	SVM 组合模型 SVM model	粗糙集模型 Rough set model	SVM 组合模型 SVM model	粗糙集模型 Rough set model	SVM 组合模型 SVM model
		2002	368.2	353.35	369.57	4.033	0.372
2003	370.9	365.98	383.54	1.326	3.407	4.922	12.64
2004	401.3	398.88	400.37	0.603	0.231	2.425	0.931
2005	433.6	433.12	432.94	0.110	0.152	0.483	0.662
2006	472.3	472.74	472.05	0.093	0.052	0.447	0.255
2007	519.3	516.95	519.04	0.452	0.050	2.358	0.263
2008	564.3	567.47	563.50	0.561	0.141	3.170	0.802
2009	604.5	617.55	606.43	2.158	0.319	13.052	1.931
2010	671.6	667.55	670.42	0.603	0.175	4.059	1.186
2011	745.6	739.91	744.39	0.763	0.254	5.695	1.213
2012	818.6	813.84	818.82	0.581	0.026	4.763	0.225
平均	542.8	540.67	543.73	1.025	0.471	5.107	1.955

2.2 基于 ν -SVR 支持向量机非线性组合预测模型

选取已建立的5种单一预测模型预测的农机总动力预测值作为输入指标,选取径向基核函数: $K(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \exp(-\|\mathbf{x} - \mathbf{x}'\|^2 / \sigma)$ 。利用启发式遗传算法对选取的SVM模型参数 C 和核函数中参数 σ 选优,先在大的范围粗略寻找最佳的参数,设置参数范围为 $2^{-8}, 2^{-9}, \dots, 2^8$,粗略选择结果: $C = 16, \sigma = 0.3298$;让 C 的取值变化:缩小到 $2^{-4}, 2^{-3}, \dots, 2^4$,同时 σ 的范围可以缩小到 $2^{-5}, 2^{-3}, \dots, 2^4$,这样在上面粗略参数选择的基础上再进行精细的参数选择。

精细选择结果: $C = 16, \sigma = 0.3535$,均方根误差为0.002。

以2002—2010年各单一模型预测数据作为训练集,2011—2012年数据作为测试集,基于 ν -SVR支持向量机非线性组合预测模型的计算结果为: $\alpha = [-100, -100, -100, -85.08, -46.38, 0.42, 45.42, 85.62, 100, 100], b = 518.780$ 。则决策函数为 $f(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{10} \alpha_i K(\mathbf{x}_i \cdot \mathbf{x}) + b$ 。用得到的决策函数对黑龙江垦区农机总动力进行预测,预测结果见表

4. 同时对大中型拖拉机拥有量、小型拖拉机拥有量、大中型拖拉机配套农具和小型拖拉机配套农具也进行了预测, 预测结果见表 5。

利用建立的 SVM 组合预测模型对黑龙江垦区 2013、2015、2020 年农机装备水平进行预测, 结果见表 6。

表 5 黑龙江垦区农机装备水平实际值与拟合值

Table 5 Actual value and fitted value of the level of agricultural machinery equipment in Heilongjiang Reclamation Area

年份 Year	大中型拖拉机拥有量 Large and medium-sized ownership		小型拖拉机拥有量 Small tractors ownership		大中型拖拉机配套农具 Large and medium-sized supporting tools		小型拖拉机配套农具 Small tractors supporting tools	
	实际值 True value	拟合值 Fitted value	实际值 True value	拟合值 Fitted value	实际值 True value	拟合值 Fitted value	实际值 True value	拟合值 Fitted value
2002	22 736	22 736	68 965	68 965	53 835	53 835	58 459	58 459
2003	23 131	22 927	70 015	69 477	54 461	53 730	60 579	60 913
2004	23 929	23 891	71 579	71 019	54 958	54 240	66 913	66 528
2005	26 775	27 084	71 920	72 347	57 954	59 270	68 406	68 821
2006	34 345	34 347	70 186	72 933	67 056	66 280	68 875	70 809
2007	38 834	38 681	76 771	72 535	74 987	75 730	74 477	72 041
2008	43 757	43 659	73 315	73 822	87 143	85 390	76 220	74 993
2009	47 898	48 047	71 764	72 275	93 856	93 770	75 815	75 487
2010	52 577	52 420	69 808	70 483	100 628	102 060	72 513	74 050
2011	58 454	58 477	67 973	67 920	110 618	109 900	70 121	71 034
2012	62 309	62 336	65 130	64 621	116 201	115 500	69 770	69 314

表 6 黑龙江垦区农业机械装备预测值

Table 6 Predicted results of agricultural machinery in Heilongjiang Reclamation Area

年份 Year	农机总动力/ 万 kW Total power of machinery	大中型拖拉机 Large and medium-sized tractors			小型拖拉机 Small tractors		
		拥有量/台 Ownership	配套农具/台 Supporting tools	配套比 Ratio	拥有量/台 Ownership	配套农具/台 Supporting tools	配套比 Ratio
2013	835.354	69 547	121 900	1.75	60 008	69 797	1.16
2015	912.554	75 757	125 440	1.66	54 146	73 214	1.35
2020	999.331	88 921	134 680	1.51	38 453	64 689	1.68

3 结 论

本研究从提高黑龙江垦区农机装备水平预测精度的目的出发, 利用 SVM 的非线性映射能力, 构建了基于 SVM 的非线性组合预测模型; 对黑龙江垦区农机装备水平进行了预测, 预测精度高于选定的

基于粗糙集组合预测模型的预测结果, 粗糙集模型预测相对误差为 1.025%, 而 SVM 组合预测模型相对误差为 0.050%。预测结果表明, 黑龙江垦区农机总动力仍保持快速增长趋势, 农机装备配套结构趋于平稳状态, 结构基本合理, 大中型拖拉机占主导地位。

参 考 文 献

- [1] 袁莉,姜波.基于灰色系统理论的加工番茄产量预测模型研究[J].安徽农业科学,2011,39(17):10099-10107
Yuan L, Jiang B. Study on the yield prediction model of processing tomato based on the grey system theory [J]. *Journal of Anhui Agriculture Science*, 2011, 39(17): 10099-10107 (in Chinese)
- [2] 张美英,何杰.时间序列预测模型研究简介[J].江西科学,2009,27(5):697-701
Zhang M Y, He J. Overview of time series forecasting model [J]. *Jiangxi Science*, 2009, 27(5): 697-701 (in Chinese)
- [3] 张树京,齐立心.时间序列分析简明教程[M].北京:清华大学出版社,2003:235-241
Zhang S J, Qi L X. *Time Series Analysis Introductory Tutorial* [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2003: 235-241 (in Chinese)
- [4] 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 S R, Wang F L. 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)
- [5] 刘芸芸,李红.基于主成分回归模型的新疆农业机械化发展影响因素评价[J].贵州农业科学,2013,41(9):197-201
Liu Y Y, Li H. Evaluation of factors influencing agricultural mechanization development in Xinjiang based on principal component regression model [J]. *Guizhou Agricultural Sciences*, 2013, 41(9): 197-201 (in Chinese)
- [6] 邱立春,崔国才,王铁和.逐步回归分析方法在农机化系统分析中的应用[J].农业机械学报,1997,28(1):98-101
Qiu L C, Cui G C, Wang T H. Application of the regression analysis method in the analysis of mechanization system [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 1997, 28(1): 98-101 (in Chinese)
- [7] 王德成.我国农业机械化发展经济效应的研究[D].北京:中国农业大学,2005
Wang D C. Study on the economic effect of China agricultural mechanization [D]. Beijing, China Agricultural University, 2005 (in Chinese)
- [8] 楼文高,王延政.农业机械化发展水平的人工神经网络评价模型[J].农业机械学报,2003,34(3):58-61
Lou W G, Wang Y Z. Comprehensive assessment model for agricultural mechanization development level by artificial neural network [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2003, 34(3): 58-61 (in Chinese)
- [9] 关凯书,张丽,张美华,梁安波.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 K S, Zhang L, Zhang B H, Liang A B. 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)
- [10] 李行,白丽,马成林,钟文才,杨文挺.2005—2015年吉林省农机装备水平预测分析[J].农业机械学报,2005,36(11):83-86
Li H, Bai L, Ma C L, Zhong W T. Forecast of agricultural equipment level of Jilin Province from 2005 to 2015 [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2005, 36(11): 83-86 (in Chinese)
- [11] 张淑娟,冯岫,介邓飞,王凤花.基于Shapley值的农机装备水平组合预测[J].农业工程学报,2008,24(6):160-164
Zhang S J, Feng S, Jie D F, Wang F H. Combination prediction of agricultural equipment level based on Shapley value [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2008, 24(6): 160-164 (in Chinese)
- [12] 孟庆佳,杨晓东,樊志海,孙福志,高波. Swarm仿真系统在农机评价体系中的应用[J].农机化研究,2013(6):190-193
Meng Q J, Yang X D, Fan Z H, Sun F Z, Gao B. Swarm dynamic simulation system in the agricultural evaluation [J]. *Journal of Agricultural Mechanization Research*, 2013(6): 190-193 (in Chinese)
- [13] Vapnik V. *The Nature of Statistical Learning Theory* [M]. New York: Springer-Verlag, 1995: 28-36
- [14] Bates J M, Granger C W J. The combination of forecasts [J]. *Operations Research Quarterly*, 1969, 20(4): 451-468
- [15] Chatfield C. Model uncertainty and forecasting accuracy [J]. *Journal of Forecasting*, 1996, 15(7): 495-508
- [16] Lam K F, Mui H W, Yuen H K. A note on minimizing absolute percentage error in combined forecasts [J]. *Computers & Operations Research*, 2001, 28(11): 1141-1147
- [17] Tang X W, Zhou Z F, Shi Y. The error bounds of combined forecasting [J]. *Mathematical and Computer Modelling*, 2002, 36(9): 997-1005
- [18] 郑文钟,何勇.基于粗糙集的粮食产量组合预测模型[J].农业机械学报,2005,36(11):75-78
Zheng W Z, He Y. Study on integrated forecasting methods for grain yield based on rough set theory [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2005, 36(11): 75-78 (in Chinese)
- [19] 韩祯祥,张琦,文福拴.粗糙集理论及其应用[J].信息与控制,1998,27(1):37-45
Han Z X, Zhang Q, Wen F S. Rough sets theory and application [J]. *Information and Control*, 1998, 27(1): 37-45 (in Chinese)
- [20] Pawlak Z. Vagueness and uncertainty a rough set perspective [J]. *Computational Intelligence*, 1995, 11(2): 227-232
- [21] Vapnik V N. *Statistical Learning Theory* [M]. New York: John Wiley & Sons, 1998: 10-40
- [22] 黑龙江垦区统计局.黑龙江垦区统计年鉴(2002—2012) [M].北京:中国统计出版社
Bureau of Heilongjiang Reclamation Area. *Statistical Yearbook of Heilongjiang State Farms (2002—2012)* [M]. Beijing: China Statistics Press (in Chinese)