

基于灰色关联分析和支持向量回归机组合模型的 我国畜产品消费量预测

吉 敏¹, 李 卓^{2a,b}

(1. 上海第二工业大学 智能制造与控制工程学院, 上海 201209; 2. 上海交通大学 a. 农业与生物学院;
b. 新农村发展研究院, 上海 200240)

摘 要: 我国是畜产品生产消费的大国。随着畜产品种类的日益丰富, 畜产品消费结构也悄然变化, 为了避免市场供需失衡, 研究预测我国畜产品消费量对引导制定较为合理的生产计划有着十分重要的意义。基于此, 构建了基于灰色关联分析和支持向量回归机的畜产品消费量组合预测模型。灰色关联分析为组合预测提供了选取单项预测模型的依据, 确保了参与组合预测的单项预测模型的质量, 支持向量回归机以其良好的学习泛化能力用于组合预测中, 可以对复杂环境下的事物做出较为准确的预测。在上述理论与方法研究的基础上, 将基于灰色关联分析和支持向量回归机的组合预测模型综合应用于我国猪肉消费量的预测实践中, 通过实验结果比较分析, 验证了研究成果的有效性。

关键词: 灰色关联分析; 支持向量回归机; 组合预测; 单项预测模型遴选; 畜产品消费量

中图分类号: F322

文献标志码: A

Chinese Livestock Product Consumption Forecast Based on Grey Correlation Analysis and Support Vector Regression Combinational Forecast Model

Ji Min¹, Li Zhuo^{2a,b}

(1. School of Intelligent Manufacturing and Control Engineering, Shanghai Polytechnic University, Shanghai 201209, China; 2a. School of Agriculture and Biology; 2b. Institute of New Rural Development, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: China is a big country in the production and consumption of livestock products. Because the variety of livestock products is increasing, the consumption structure of livestock products has also been changed. In order to avoid imbalance between supply and demand in the market, it is significant to study and predict the consumption of livestock products in China, which can help to guide the formulation of more reasonable production plans. Thus, a combinational forecast model based on Grey Correlation Analysis and Support Vector Regression is built. Grey Correlation Analysis provides the guides for selecting individual forecast model for combinational forecast model to ensure the quality of forecast. The Support Vector Regression is used in combinational forecast because of its good generalization ability, which can be used in complex environments. According to the above theoretical research, the combinational forecast model based on Grey Correlation Analysis and Support Vector Regression is applied to the prediction of Chinese livestock product consumption. The effectiveness of the research is verified by comparative analysis.

收稿日期: 2018-11-01

通信作者: 吉敏 (1987-), 女, 上海人, 讲师, 博士, 主要研究方向为企业信息化。E-mail: jimin@sspu.edu.cn

基金项目: 上海第二工业大学校基金项目 (EGD17XQD12) 资助

Keywords: grey correlation analysis; support vector regression; combinational forecast; individual forecast model selection; livestock product consumption

0 引言

我国是畜产品养殖的大国,并呈不断上升趋势,畜牧业在国民经济中起着至关重要的作用。国家统计局数据显示^[1]:2013—2017年我国居民人均禽类消费量从7.2 kg增加到9.1 kg,增幅最大;人均蛋类消费量从8.2 kg增加到9.7 kg,增幅次之;人均肉类消费量增幅最小,从25.6 kg增加到26.1 kg,其中猪肉增幅为负,牛羊肉为正。可见,我国人均畜产品消费量稳步增加的同时,畜产品消费结构也发生了变化,肉类消费开始下降,禽蛋类消费逐步提高。因此,准确地预测畜产品消费量有利于市场需求引导制定较为合理的生产计划,避免供需失衡。

针对畜产品消费量预测,国内外学者进行了大量的研究。构建自回归滑动平均模型 (autoregressive moving average model, ARMA),根据2000—2015年黑龙江省猪肉消费调查数据,对2016—2020年该省猪肉消费量进行预测^[2];采用双对数模型,预测2013—2020年新疆城乡居民人均肉类产品的消费量^[3];建立多元回归模型,预测中国对猪肉的消费需求^[4];建立GM(1,1)预测模型,根据四川省2005—2009年畜产品产量数据对该省2010—2015年畜产品产量进行了预测^[5];运用ARIMA模型对内蒙古羊产业现状进行分析预测^[6]。然而,预测对象受多种影响因素共同作用,不同的预测模型包含了历史数据不同方面的信息,彼此相互联系、补充,单一的预测模型并不能尽可能多的覆盖数据信息。因此,将不同的预测模型所包含的信息进行融合就显得很有必要。1969年,Bates等^[7]首次提出了组合预测的思想,将不同的预测模型进行组合,充分利用各单项预测模型中的信息,从而提高预测准确度、降低预测风险、增强预测稳定性。近年来,组合预测已广泛地应用于各个领域之中,如粮食产量预测、电力负荷预警等。

运用ARMA、VAR、VEC模型对我国乳制品消费量进行预测,将单项预测值进行加权平均组合预测^[8];采用简单加权平均法将3个单项预测模型(支持向量机、BP神经网络、ARMA模型)的预

测值进行组合,对我国畜产品消费量预测^[9];运用GM(1,1)、ARIMA模型、GRNN神经网络模型、GA-GRNN神经网络模型对我国猪肉年度消费量进行了预测,并对预测值进行加权组合^[10];运用三次指数平滑和灰色模型两种单项预测模型对我国奶类消费需求预测,并运用预测偏差平方和最小组合预测模型将单项预测值进行组合^[11];运用简单平均组合预测模型,将ARIMA、VAR和VEC3种单项预测模型组合,对我国猪肉消费量预测^[12]。通过对已有文献的研究发现,关于参与组合预测的单项预测模型选取问题少有涉及,大多数研究均是人为选取单项预测模型进入组合预测,并无科学的选取依据,组合预测的质量得不到保证。同时,大多数研究选择了线性组合预测模型,但是由于畜产品消费量受多种错综复杂的外界因素影响,预测环境也不确定、不稳定。因此,线性组合预测模型的稳定性、鲁棒性及预测风险的减少都逊于非线性组合预测模型。

综上所述,本文将围绕畜产品消费量组合预测的单项预测模型遴选以及构建有效的非线性组合预测模型两个问题展开研究与探讨。

1 基于灰色关联分析的单项预测模型遴选

组合预测单项预测模型的遴选很大程度上会影响组合预测的效果。应用灰色关联分析方法,可以通过计算灰色关联度,由序列曲线几何形状的相似程度来判断某一单项预测模型的预测值与实际发生值之间的联系是否紧密,当曲线越接近,相应序列之间的关联度就越大,两序列变化态势越一致,即表明该单项预测模型的预测效果越好^[13]。算法具体步骤如下:

(1) 确定参考数列和被比较数列。假设参考数列: $x_0 = \{x_0(1), x_0(2), \dots, x_0(n)\}$; 被比较数列: $x_i = \{x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(n)\}, i = 1, 2, \dots, m$ 。

(2) 计算关联系数。曲线 x_0 与 x_i 在第 k 点的关

联系数为:

$$\begin{aligned} \xi_i(k) &= \min_i \min_k |x_0(k) - x_i(k)| + \\ &\quad \rho \max_i \max_k |x_0(k) - x_i(k)| / |x_0(k) - x_i(k)| + \\ &\quad \rho \max_i \max_k |x_0(k) - x_i(k)| \end{aligned} \quad (1)$$

ρ 为分辨系数, 取值范围为 $[0, 1]$, 本文取 $\rho = 0.5$ 。

(3) 计算关联度。将各个点的关联系数取平均值作为参考数列和被比较数列之间的关联度:

$$\xi_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \xi_i(k) \quad (2)$$

(4) 单项预测模型排序、遴选。根据关联度数值对单项预测模型排序, 并且选出关联度较高的若干单项预测模型参与组合预测。

2 基于支持向量回归机 (SVR) 的组合预测模型构建

2.1 SVR

支持向量机理论于 1995 年首次被提出, 该理论以非线性映射为基础, 将特征空间划分最优超平面, 以二次规划为计算手段, 最终获得支持向量^[14]。它具有较强的学习、泛化能力, 模型兼顾可靠性和复杂性, 对小样本、非线性及高维模式等复杂问题有较好的处理效果。

支持向量机分为支持向量分类机 (SVC) 和 SVR。SVR 是以 SVC 为基础, 通过非线性映射, 将低维空间中的线性不可分的样本点映射到高维线性可分的特征空间中, 再对其进行线性回归, 因此就可以得到原低维空间的非线性回归估计值。具体的回归估计函数为:

$$f(x) = w \cdot \varphi(x) + b \quad (3)$$

式中: w 为权值向量; b 为偏置; $\varphi(x)$ 为非线性映射值。

通常采用以下二次规划模型求解回归函数:

$$\left. \begin{aligned} \min \quad & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) \\ \text{s.t.} \quad & [w \cdot \varphi(x_i) + b] - y_i \leq \varepsilon + \xi_i \\ & y_i - [w \cdot \varphi(x_i) + b] \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ & \xi_i \geq 0, \xi_i^* \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, l \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

式中: C 为惩罚参数; ξ_i, ξ_i^* 为松弛变量; ε 为误差上限; $\|w\|$ 为向量 w 的范数; y_i 为点 x_i 对应的实际发生值。上述模型可引入拉格朗日乘子 α_i^* 和 α_i 进行求解。所求的支持向量回归估计函数为:

$$\begin{aligned} f(x) &= \sum_{i=1}^l (\hat{\alpha}_i^* - \hat{\alpha}_i) [\varphi(x_i) \varphi(x)] + \hat{b} = \\ &\quad \sum_{i=1}^l (\hat{\alpha}_i^* - \hat{\alpha}_i) K(x_i, x) + \hat{b} \end{aligned} \quad (5)$$

式中: $\hat{\alpha}_i^*$ 和 $\hat{\alpha}_i$ 分别为 α_i^* 和 α_i 的估计值; $K(x_i, x)$ 为核函数, 由于径向基核函数的形状类似于正态分布, 核值范围为 $(0, 1)$, 且相较其他核函数只需确定一个参数, 因此, 本文选择径向基核函数。

可见, SVR 在求解中涉及到 3 个参数: 正则化参数 C 、误差上限 ε 以及径向基核函数参数 σ 。本文采用网格搜索法和交叉验证进行参数寻优^[15], 该方法不容易陷入局部最优, 与传统经验法相比, 有较高的计算精度和较小的推广误差。

2.2 组合预测模型构建

将基于灰色关联分析的单项预测模型遴选和 SVR 相结合, 构建了组合预测模型框架。该框架可分为 4 个阶段:

(1) 预处理阶段。选取若干单项预测模型, 确定模型的参数, 并对历史数据进行预测建模, 得到各单项预测模型的预测值。

(2) 遴选阶段。运用灰色关联分析方法, 计算各单项预测模型和历史数据之间的关联度, 并根据关联度值对单项预测模型排序, 选取预测效果良好的单项模型进入组合预测。

(3) 训练阶段。运用网格搜索法和交叉验证法进行参数寻优, 将遴选出的各单项预测模型的预测值和实际观测值分别作为输入向量和输出向量对 SVR 模型训练。

(4) 预测阶段。利用已生成的 SVR 组合预测模型进行预测, 得到组合预测值。

3 实证分析

3.1 数据来源

联合国粮食及农业组织统计数据库 (FAOSTAT)^[16] 存储了自 1961 年到最近一年 (2016 年) 245 个国家和 35 个地区的数据, 涉及农业、林

业、渔业以及营养等领域。本研究将从 FAOSTAT 数据库中选取 1980—2015 年我国猪肉消费量数据,运用基于灰色关联分析和 SVR 的组合预测模型预测 2016 年我国猪肉消费量,数据如图 1 所示。定义消费量按如下公式计算(受研究条件的局限,本文对畜产品消费量并未考虑可食用部分在胴体中所占比例以及在餐桌上被浪费的量):

消费量 = 生产量 + 进口量 - 出口量 (6)

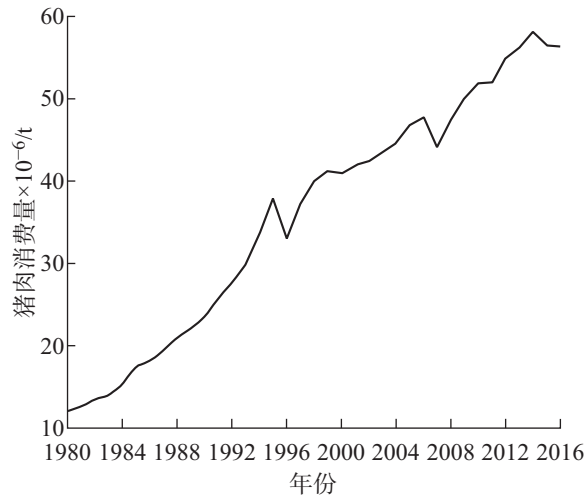


图 1 1980—2016 年我国猪肉消费量
Fig. 1 The pig consumption in China from 1980 to 2016

由图 1 可知,1980—2016 年期间,我国猪肉消费量总体呈现上升趋势。随着我国居民畜产品消费结构的逐步变化,猪肉消费量也逐渐呈现波动趋势。分别运用线性趋势外推、霍特双参数指数平滑、三次曲线以及 ARIMA 4 种单项预测模型分别

对 1980—2016 年我国猪肉消费量进行建模,预测值如图 2 所示。

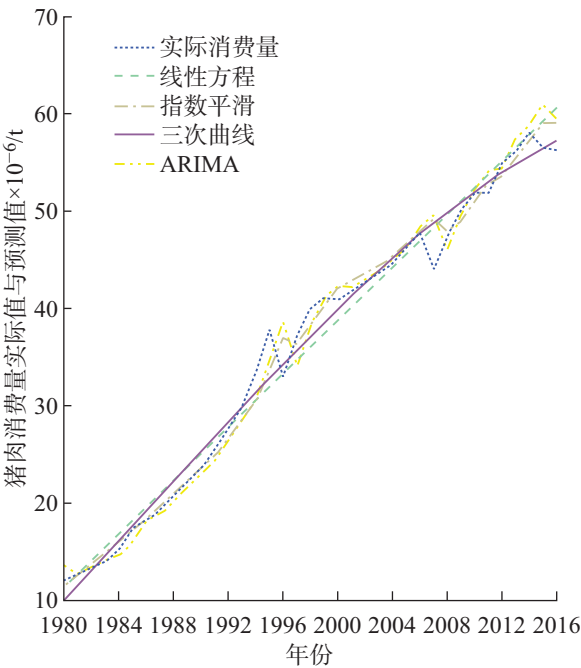


图 2 4 种单项预测模型针对我国猪肉消费量的预测值
Fig. 2 The forecast values of four individual forecast models for pig consumption in China

3.2 灰色关联分析在单项预测模型遴选中的应用

根据前述灰色关联分析的算法步骤,可将 1980—2015 年猪肉消费量历史数据作为参考数列 x_0 ,将 4 种单项预测模型的预测值作为被比较数列:线性方程 x_1 ,指数平滑 x_2 ,三次曲线 x_3 ,ARIMA x_4 。可得各点关联系数如表 1 所示。

表 1 1980—2015 年单项预测模型预测值与我国猪肉消费量发生值之间的关联系数表
Tab. 1 The correlation coefficient table of forecast values and the pig consumption from 1980 to 2015 in China

单项预测模型	关联系数																	
线性	2.456	2.702	2.319	1.877	1.866	2.259	1.909	1.844	1.965	1.867	1.881	2.340	2.713	2.426	1.488	0.975	2.644	1.587
方程	1.261	1.298	1.710	1.890	2.228	2.373	2.578	2.115	2.317	1.205	1.647	2.180	2.454	1.794	2.685	2.621	2.727	1.512
指数	2.411	2.505	2.318	2.049	2.394	2.517	2.529	2.583	2.834	2.753	2.871	2.258	2.218	2.027	1.477	1.160	1.246	2.289
平滑	1.810	2.360	2.055	2.130	2.059	2.268	2.354	2.593	2.767	1.076	2.429	2.196	2.224	2.283	2.088	2.494	2.294	1.564
三次	1.749	2.162	2.601	2.387	2.268	2.724	2.136	1.973	2.027	1.852	1.802	2.131	2.335	2.878	1.721	1.085	2.024	1.982
曲线	1.514	1.580	2.245	2.558	2.710	2.571	2.431	2.684	2.855	1.127	1.570	2.192	2.723	2.108	2.259	2.052	1.635	2.853
ARIMA	1.919	2.827	2.785	2.715	2.439	1.985	2.819	2.582	2.293	2.675	2.494	2.009	2.215	2.050	1.540	1.337	1.000	1.440
	1.858	2.846	1.987	2.575	2.360	2.614	2.504	2.553	2.343	1.025	2.075	2.500	2.560	1.654	2.523	2.028	2.296	1.163

根据公式计算,可得各单项预测模型与历史数据之间的灰色关联度,如表 2 所示。由表 2 可得,指

数平滑预测模型的预测值与我国猪肉消费量历史数据之间的灰色关联度最高,三次曲线模型和 ARIMA

模型次之, 故根据灰色关联度值, 选取指数平滑、三次曲线以及 ARIMA 模型进入组合预测。

表2 单项预测模型预测值与我国猪肉消费量发生值之间的灰色关联度表

Tab. 2 The gray correlation degree table of forecast values and the pig consumption in China

	单项预测模型			
	线性方程	指数平滑	三次曲线	ARIMA
灰色关联度值	2.048	2.208	2.153	2.183

3.3 SVR 在组合预测中的应用

本实验以 Win7 操作系统为运行平台, 运行环境为“LIBSVM3.23 + python3.7 + gnu-plot5.3”。LIBSVM [17] 软件包由中国台湾大学的林智仁等学者研究开发, 该软件包可以有效地解决 C-SVC 分类、n-SVC 分类、 ε -SVR 回归、n-SVR 回归以及分布估计等问题。运用 LIBSVM 进行组合预测的步骤为: 归一化数据, 模型参数寻优, 训练学习样本构建组合预测模型, 利用生成的组合预测模型进行预测。

归一化数据: 为了便于 SVR 组合预测模型计算, 将 1980—2015 年我国猪肉消费量数据调用 LIBSVM 软件包中的 SVMSCALE 进行归一化处理, 指数平滑、三次曲线以及 ARIMA 模型的预测值及消费量实际发生值均缩放至区间 [0,1]。其中, 实际消费量数据为模型输出值, 指数平滑预测值、三次曲线预测值以及 ARIMA 预测值分别做为组合预测模型第 1~3 维度特征值。

模型参数寻优: 采用基于网格搜索的交叉验证法找出 1 组最佳模型参数 (C, σ, ε)。Libsvm 中, 3 个参数分别对应 C, g, p 。选择搜索区间: $C = [2^{-10}, 2^{10}]$, 步长为 0.5; $g = [2^{-10}, 2^{10}]$, 步

为 0.5; $p = [2^{-10}, 2^{10}]$, 步长为 0.5。将训练集随机分为 10 份。经过寻优后, 所得最优参数组合为: $C = 0.707\ 106\ 781\ 186\ 547\ 6$, $g = 4.0$, $p = 0.007\ 812\ 5$, $MSE = 0.001\ 036\ 8$ 。

训练学习样本: 通过 svm-train 函数训练数据集, 通过 195 次迭代, SVR 二次规划求得的最小目标值为 -0.503 131, 模型估计函数的偏置 $b = -0.486\ 769$, 支持向量的总个数为 22 个, 其中位于边界上的支持向量的个数为 13 个。得到组合预测模型, 如图 3 所示。

预测: 通过调用 libsvm 软件包中的 svm-predict 函数, 利用前一步中生成的 SVR 组合预测模型, 对 2016 年我国猪肉消费量进行预测, 预测结果为 56 993 366.2, $MSE = 0.000\ 219\ 391$ 。

3.4 实验结果比较与分析

3.4.1 灰色关联分析遴选效果检验

为比较基于灰色关联分析在单项预测模型遴选中的遴选效果, 将未经遴选的 4 种单项预测模型 (线性方程、指数平滑、三次曲线、ARIMA) 的预测值均作为 SVR 组合预测模型的输入向量, 通过归一化数据、参数寻优后, 可得最优参数向量为: $C = 128.0$, $g = 2.828\ 427\ 124\ 746\ 190\ 3$, $p = 0.022\ 097\ 086\ 912\ 079\ 61$, $MSE = 0.000\ 963\ 87$ 。4 254 次迭代之后, SVR 二次规划求得的最小目标值 -9.507 865, 模型估计函数的偏置 $b = -0.217\ 586$, 支持向量的总个数为 17 个, 其中位于边界上的支持向量的个数为 3 个。得到组合预测模型, 如图 4 所示。

根据组合预测模型, 得到未经过灰色关联分析遴选单项预测模型的组合预测值, 并且将其与 2016 年实际发生值以及经过灰色关联分析遴选单项预测模型的组合预测值进行比较, 结果如表 3 所示。

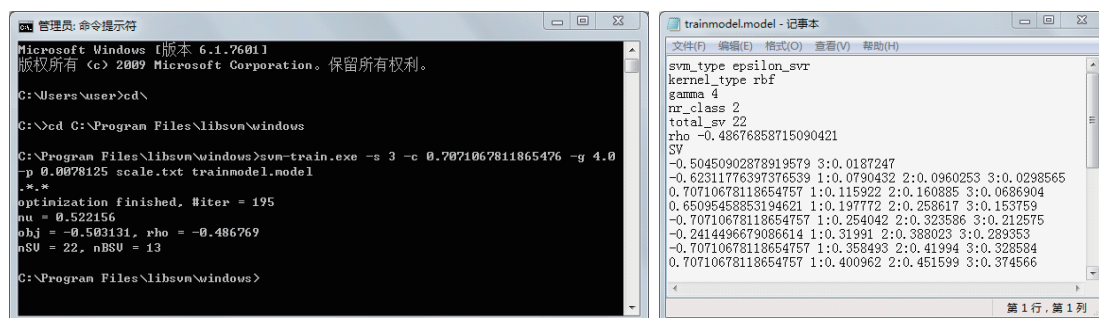


图3 SVR 组合预测模型 1 (部分)

Fig. 3 The SVR combinational forecast model 1 (part)

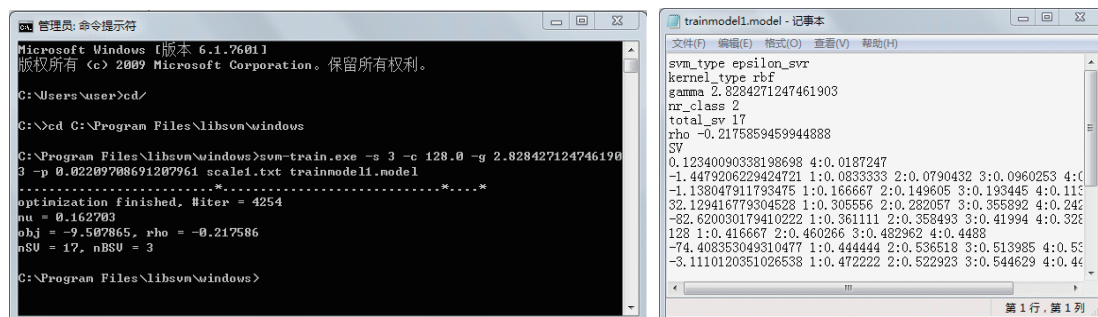


图 4 SVR 组合预测模型 2 (部分)

Fig. 4 The SVR combinational forecast model 2 (part)

表 3 灰色关联分析遴选效果比较

Tab. 3 The selection performance comparison of the gray correlation analysis

	未遴选	遴选
预测值	59 890 358.4	56 993 366.2
MSE (归一化)	0.006 042 15	0.000 219 391
实际值	56 311 385	

由表 3 可得: 经过灰色关联分析遴选的单项预测模型进入组合预测之后, 组合预测精度比未经灰色关联分析遴选的组合预测精度更高, 均方误差更小, 预测值更接近实际发生值。可见, 灰色关联分析在组合预测单项预测模型遴选问题方面确实是一种有效、可行的方法, 具有一定的实用价值。

3.4.2 SVR 组合预测效果检验

为检验 SVR 组合预测模型的预测效果, 将其与

简单加权平均法组合预测模型比较。仍对 1980—2015 年我国猪肉消费量进行建模, 3 个单项预测模型 (指数平滑、三次曲线和 ARIMA) 进入组合预测。简单加权平均法组合预测模型的单项预测模型权重计算公式为:

$$k_i = \frac{i}{\sum_{i=1}^m i} = \frac{2i}{m(m+1)}, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (7)$$

式中, m 为单项预测模型个数, i 为预测误差第 i 大的单项预测模型的序数。根据各单项预测模型的 MSE 大小排序, 可得指数平滑模型权重 1/2, 三次曲线模型权重 1/3, ARIMA 模型权重 1/6。

根据简单加权平均法组合预测模型得到 2016 年我国猪肉消费量组合预测值, 将其与 SVR 组合预测值以及各单项模型预测值相比较, 结果如表 4 所示。

表 4 SVR 组合预测模型预测效果

Tab. 4 The forecast performance of SVR combinational forecast model

预测模型	SVR 组合预测	简单加权平均组合预测	线性方程	指数平滑	三次曲线	ARIMA
预测值	56 993 366.2	58 594 498	60 627 475.1	59 137 309	57 297 094.48	59 560 874
MSE (归一化)	0.000 219 391	0.001 174	0.002 682	0.001 354	0.002 336	0.002 645
实际值	56 311 385					

由表 4 可得:

(1) 根据 1980—2015 年我国猪肉消费量数据预测 2016 年消费量, SVR 组合预测和简单加权平均组合 MSE 均小于单项 MSE。组合预测减少了单项预测的不确定性, 提高了预测精度, 降低了预测风险, 增强了预测稳定性。

(2) SVR 组合预测结果与简单加权平均组合预测结果相比, MSE 更小。SVR 具有更好的学习、泛

化能力, 对小样本分析十分有效, 适合对我国猪肉消费量进行预测分析, 并且随着样本量增加, 预测精度和预测稳定性会进一步提高。

4 结论与展望

本文围绕我国畜产品消费量预测展开研究, 提出了基于灰色关联分析和 SVR 的组合预测模型, 并且分别运用线性方程、三次曲线、指数平滑以

及 ARIMA 4 种单项预测模型对 1980—2015 年期间我国猪肉消费量数据进行建模, 运用灰色关联分析遴选出三次曲线、指数平滑以及 ARIMA 模型进入 SVR 组合预测, 实验结果表明, 基于灰色关联分析和 SVR 的组合预测模型预测精度较高, 预测稳定性、拟合、泛化能力较强, 可对我国畜产品制定生产计划起到一定的指导作用。

本文的实证研究属于时间序列分析范畴, 在以后的研究中, 可通过研究影响畜产品消费量的因素, 构建因果关系分析模型, 从经济学角度解释消费量的变动。并且随着大数据、机器学习广泛应用于各领域, 在后续研究中, 可进一步开发我国畜产品生产消费预警系统, 包括畜产品价格预测、风险控制、质量预测等方面。

参考文献:

- [1] 国家统计局. 中国统计年鉴 [EB/OL]. [2018-09-01]. <http://www.stats.gov.cn/tjsj/ndsj/>.
- [2] 李小雪. 黑龙江省猪肉供需特征及趋势研究 [D]. 哈尔滨: 东北农业大学, 2017.
- [3] 李捷, 马永仁, 陈俊科. 新疆城乡居民肉类消费变动及预测 [J]. 草食家畜, 2015(4): 71-76.
- [4] MÉREY G V. Forecasting Chinese pork demand [J]. *Agrarwirtschaft und Agrarsoziologie*, 2007(1): 159-175.
- [5] 程懂超, 汪虹. 基于 GM(1,1) 模型的四川省畜产品产量预测研究 [J]. 西南民族大学学报 (自然科学版), 2011(6): 980-983.
- [6] 李志强, 白文斌, 张亚丽. 基于 ARIMA 模型的内蒙古羊产业分析与预测 [J]. 山西农业科学, 2011(7): 729-732.
- [7] BATES J M, GRANGER C W J. The combination of forecasts [J]. *Operational Research Quarterly*, 1969, 20(4): 451-468.
- [8] 何忠伟, 栗卫清, 刘芳. 我国乳制品消费水平变动趋势集成预测: 基于 ARMA、VAR 和 VEC 模型 [J]. 中国畜牧杂志, 2018, 54(8): 131-136.
- [9] 徐琛卓. 基于组合模型的我国畜产品消费量预测 [D]. 北京: 中国农业科学院, 2015.
- [10] 马福玉, 余乐安. 基于神经网络的我国猪肉年度消费需求预测研究 [J]. 系统科学与数学, 2013, 33(1): 67-75.
- [11] 刘强, 陈冬冬, 杨盼. 奶类消费需求组合预测: 基于指数平滑法和灰色模型 [J]. 中国商贸, 2010(2): 6-7.
- [12] 郑莉, 段冬梅, 陆凤彬, 等. 我国猪肉消费需求集成预测: 基于 ARIMA、VAR 和 VEC 模型的实证 [J]. 系统工程理论与实践, 2013, 33(4): 918-925.
- [13] 刘思峰. 灰色系统理论及其应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2010.
- [14] 李忠浩. 支持向量回归机研究及其应用 [D]. 大连: 大连理工大学, 2006.
- [15] 郭李娜, 樊贵盛. 基于网格搜索和交叉验证支持向量机的地表土壤容重预测 [J]. 土壤通报, 2018, 49(3): 512-518.
- [16] Food and agriculture of the United Nations. FAO-STAT [EB/OL]. [2018-10-01]. <http://www.fao.org/faostat/en/#home>.
- [17] CHANG C C, LIN C J. LIBSVM: A library for support vector machines [J]. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 2011, 2(3): 1-27.