

基于多模型对比的中国宠物行业发展的预测与决策分析

苑孟理想, 赵娜娜^{*}, 吴嘉润, 周梦雪, 孙可欣, 刘新红

北京石油化工学院, 北京 102617

DOI:10.61369/ASDS.2025040021

摘 要 : 在全球宠物行业蓬勃发展的当下, 准确预测其发展趋势对相关各方意义重大, 本研究以中国宠物市场为切入点, 采集了2019–2023年的相关数据, 先后运用线性插值法填补数据缺失值、借助 Z-score 标准化方法消除数据量纲影响、利用 Pearson 相关性分析筛选关键变量, 对数据进行了系统预处理, 在此基础上, 构建了多元线性回归、多项式回归、指数回归、支持向量机回归、随机森林回归等多种预测模型, 并运用粒子群算法对加权预测模型的参数进行优化, 通过网格搜索对部分模型的超参数进行调优。同时, 通过多模型比对, 证明加权预测模型在众多模型中表现卓越, 预测精度更高。

此外, 本研究还借助 Holt 线性趋势模型、多元线性回归模型和 Spearman 相关性检验, 深入分析外国关税政策对中国宠物食品出口额的影响。结果清晰显示, 美国关税变化与中国宠物食品出口额之间存在显著的负相关关系。这意味着, 美国关税的提升将对中国宠物食品出口产生抑制作用。

综上所述, 本研究通过多模型对比充分验证了加权预测模型在宠物行业预测中的可行性, 并精准量化了外国关税变化的影响, 为宠物行业的从业者和决策者提供了极具价值的参考依据, 有助于推动中国宠物行业的稳健发展。

关 键 词 : 宠物行业发展预测; 粒子群算法; 加权模型; Holt 线性趋势模型; 关税变化

Forecasting and Decision-making Analysis of China's Pet Industry Development Based on Multi-model Comparison

Yuan Menglixiang, Zhao Nana^{*}, Wu Jiarun, Zhou Mengxue, Sun Kexin, Liu Xinhong

Beijing Institute of Petrochemical Technology, Beijing 102617

Abstract : At a time when the global pet industry is booming, accurate prediction of its development trend is of great significance to all parties concerned. Taking the Chinese pet market as an entry point, this study collected relevant data from 2019–2023, successively applied linear interpolation to fill in the missing values of the data, eliminated the influence of the data scale with the help of Z-score standardization method, and screened the key variables by using Pearson correlation analysis, and carried out systematic pre-processing of the data, on the basis of which multivariate linear regression, polynomial regression, and multiple forecasting models such as exponential regression, support vector machine regression, random forest regression, etc., were constructed, exponential regression, support vector machine regression, random forest regression and other prediction models, and used PSO to optimize the parameters of the weighted prediction model, and tuned the hyperparameters of some models by grid search. At the same time, the weighted prediction model is proved to be superior among many models with higher prediction accuracy through multi-model comparison addition.

This study also analyzes in depth the impact of foreign tariff policies on China's pet food export value with the help of Holt's linear trend model, multiple linear regression model and Spearman's correlation test. The results clearly show that there is a significant negative correlation between U.S. tariff changes and China's pet food export value. This means that the increase of U.S. tariffs will have a dampening effect on China's pet food exports summary.

This study fully verifies the feasibility of the weighted forecasting model in pet industry forecasting through multi-model comparison, and accurately quantifies the impact of foreign tariff changes, which provides a highly valuable reference basis for pet industry practitioners and policymakers, and helps to promote the sound development of China's pet industry.

Keywords : prediction of the pet industry's development; PSO; weighted model; tariff changes

项目 / 基金信息:

国家级大学生创新创业训练计划 (2025J00124) ;

北京市教委科研计划一般项目 (KM202410017004) ;

北京石油化工学院致远基金 (2024212)。

通讯作者: 赵娜娜, 北京石油化工学院讲师, 博士, 专业: 概率论与数理统计。

引言

近年来，全球经济蓬勃发展，人们消费理念发生变革，宠物行业作为新兴朝阳产业迅速崛起。猫和狗作为主流宠物，其数量增长迅速，宠物行业的繁荣带动了宠物食品、医疗、美容等相关产业的发展，在社会经济结构中的地位日益重要。准确预测宠物行业未来发展趋势，对于企业制定战略决策、政府出台相关政策以及投资者把握市场机遇至关重要。

数学模型作为科学有效的预测工具，能挖掘数据规律，为宠物行业发展提供精准预测和指导。目前，针对宠物产业全面、系统的预测分析较少，预测方法的综合运用和模型优化还有提升空间。因此，本文旨在运用多种数学模型深入分析和预测我国宠物产业发展，为宠物行业预测寻找最优模型，以宠物猫数量为例，并探讨国外经济政策对我国宠物食品行业的影响，为相关从业者和决策者提供参考。

一、数据预处理

（一）数据收集

本研究采集了2020-2024年的五年期基础数据，针对2025-2027年中国宠物市场关键指标开展预测研究，具体涵盖总宠物数量、猫狗核心宠物数量。研究涉及的核心解释变量包括人均GDP、宠物家庭渗透率、人口增长率及人口数量等。

数据主要源自国家统计局公开统计年鉴及艾瑞咨询、欧睿国际等权威机构发布的行业白皮书，构建了多维度的数据采集体系。

（二）线性插值^[1]

针对连续型变量（以宠物医疗市场规模为例）当两个有效时间点中出现缺失时我们采用线性插值填补。

设 x_t 表示宠物医疗市场规模，在时间区间 $[t_1, t_2]$ 上，若仅在 $t \in (t_1, t_2)$ 存在缺失值，则其估计值为：

$$x_t = x_{t_1} + \frac{t - t_1}{t_2 - t_1} \cdot (x_{t_2} - x_{t_1})$$

其中 t_1, t_2 为相邻时间点。

通过线性插值补全原始数据中的缺失值，可以使得各项指标在时间序列上更加连续，为后续数据预测提供了稳健的数据基础。

（三）Z-score 标准化

接下来我们将针对使用线性插值填充后的数据进行 Z-score 标准化，使其去量纲化与一致化，消除其由于量纲不同对数据分析带来的影响，使其具有可比性，使标准化后的数值围绕0上下波动，公式如下：

$$Z = \frac{X - \mu}{\sigma}$$

其中， X 表示要进行标准化处理的原始数据， μ 是数据所在总体的均值， σ 是总体的标准差。

（四）Pearson 相关性分析^[2]

最后我们针对标准化完成后数据进行 Pearson 相关性分析，从而找出对于与中国宠物市场发展最相关的几个关键变量。

Pearson 系数常用 r 来表示，对于两组数据 $X (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 和 $Y (y_1, y_2, \dots, y_n)$ 的计算公式如下：

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \cdot \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}$$

其中 $\bar{x}$ 是 x 的均值， $\bar{y}$ 是数据 Y 的均值， n 为数据的个数。

以下是对数据进行 Pearson 相关性分析后得到的热力图，从中选出与宠物数量变化最相关的变量作为指标。

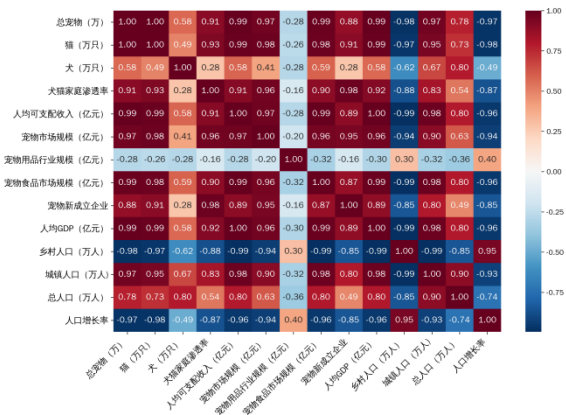


图1 宠物市场影响因素相关性热力图

如图所示，人均 GDP 与总宠物数量、猫数量、狗数量均呈现显著正相关关系。这表明随着人均 GDP 增长，居民经济实力提升，在满足基本生活需求后，更有能力为宠物提供食品、用品、医疗等方面的支出，从而推动总宠物数量及猫狗数量增长。

人口增长率与总宠物数量、猫数量、犬数量均呈负相关，且与总宠物及猫数量的负相关性极强。这表明人口增长率越高，总宠物数量及猫的数量越可能减少，犬数量也受一定负面影响。

基于以上分析，我们选择了对于总宠物数量与宠物猫狗数量最相关的人口增长率与人均 GDP 作为关键影响因素。

二、宠物行业预测模型

（一）多元线性回归模型

多元线性模型一般用于研究一个因变量与多个自变量之间的线性关系。

我们将中国人口增长率与人均 GDP 作为自变量，构建多元线性回归模型如下：

$$\hat{y}_{linear} = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2$$

其中, $\hat{y}_{linear}$ 代表因变量, X_1 代表人口增长率, X_2 代表人均 GDP, β_0 代表截距项, β_1 与 β_2 代表相应自变量的回归系数。

(二) 多项式回归模型

多项式回归模型用于描述因变量与自变量之间的非线性关系。

我们将年份作为自变量, 宠物猫数量作为因变量, 构建二阶多项式回归模型如下:

$$\hat{y}_{polynomial} = \gamma_0 + \gamma_1 t + \gamma_2 t^2$$

其中, $\hat{y}_{polynomial}$ 代表因变量, t 代表年份, 代表 γ_0 截距项, γ_1 与 γ_2 代表相应自变量的回归系数。

(三) 指数回归模型

指数回归模型用于描述因变量随自变量呈现指数增长或衰减趋势的现象。

构建指数回归模型如下:

$$\hat{y}_{exponential} = a \cdot e^{bt}$$

对于此类模型通常两边取自然对数, 将其转化为线性形式, 便于后续估计参数。

其中 a 和 b 是拟合参数, t 代表年份。

(四) 支持向量机回归模型

支持向量回归 (Support Vector Regression, SVR) 是一种基于支持向量机 (SVM) 原理的回归分析方法。^[3]

它旨在找到一个最优超平面, 使得尽可能多的训练数据点落在该超平面周围的特定区域 (称为“间隔带”) 内, 通过核函数将低维空间数据映射到高维空间, 以更好地处理非线性关系, 其基础公式如下:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x) + b$$

(五) 随机森林回归模型^[4]

该模型是一种基于集成学习思想的回归算法, 由多棵决策树组成, 通过对训练数据集进行有放回抽样 (自助采样法) 构建每棵决策树, 并且在构建树的节点分裂时, 从全部特征中随机选取部分特征来寻找最优划分特征。在预测阶段, 将多棵决策树的预测结果进行综合, 以此得到最终的回归预测值, 公式如下:

$$\hat{y} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T f_t(x)$$

其中因变量 $\hat{y}$ 表示宠物猫数量的预测值, T 表示决策树变量, 表示在第 t 棵树对 x 的预测。

(六) 加权预测模型

为了提高预测精准度, 我们将对以上模型的预测结果进行加权组合。

加权预测模型是一种考虑不同因素重要性差异进行预测的模型。

该模型会给不同的数据或影响因素赋予相应的权重, 权重体

现了各因素对预测结果影响力的大小, 然后依据这些带有权重的数据或因素来综合计算得出预测值。

构建加权预测模型如下 (以线性, 多项式, 指数为例):

$$\begin{aligned} \hat{y}_{weighted} &= \omega_1 \hat{y}_{linear} \\ &+ \omega_2 \hat{y}_{polynomial} + \omega_3 \hat{y}_{exponential} \end{aligned}$$

其中 ω_1 , ω_2 , ω_3 为加权系数, 满足以下条件:

$$\begin{cases} \omega_1 + \omega_2 + \omega_3 = 1 \\ \omega_1, \omega_2, \omega_3 \geq 0 \end{cases}$$

我们将使用加权平均的方式, 使得模型得出的均方误差 (MSE) 最小, 最优权重如下 (以线性, 多项式, 指数为例):

$$\omega_{max} = \operatorname{argmin}$$

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\omega_1 \hat{y}_{linear} + \omega_2 \hat{y}_{polynomial} + \omega_3 \hat{y}_{exponential} - y_i)^2$$

其中 y_i 为真实值。

三、模型求解

(一) 优化模型参数

为了避免过拟合, 提高模型的准确性和泛化能力, 我们将使用粒子群算法来在寻找最优权重 ω_{max} (以线性, 多项式, 指数为例)。

1. 粒子群算法^[5]

粒子群算法 (Particle Swarm Optimization) 是一种基于群体智能的优化算法, 受鸟群觅食行为启发, 把优化问题的解空间看作是鸟群的飞行空间, 每个解当作一只“粒子”。粒子有自己的位置 (代表可能的解) 和速度, 在迭代过程中, 粒子会根据自身的历史最优位置以及群体的历史最优位置来动态调整速度与位置, 不断搜索更优的解, 直至满足停止条件。

以下是使用粒子群算法用于寻找最优权重的具体步骤:

(1) 初始化粒子群

首先初始化 50 个离子的位置与速度, 其次确定离子的维度, 每个粒子将有 3 个维度, 分别是 ω_1 , ω_2 , ω_3 , 接着随机将每个粒子的速度与位置初始化, 将权重的初始化范围定义在 [0,1] 中, 最后设定粒子的约束条件, 通过归一化处理, 使每个粒子的权重满足 $\omega_1 + \omega_2 + \omega_3 = 1$ 且位置的上下界位于 [0,1] 之间。

(2) 定义自适应函数

使用 objective 函数将自适应函数定义为均方误差如下:

$$MSE =$$

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\omega_1 \hat{y}_{linear,i} + \omega_2 \hat{y}_{polynomial,i} + \omega_3 \hat{y}_{exponential,i} - y_{t,i})^2$$

每个粒子的适应度值是该粒子对应权重组合下的相应误差, 为了最小化自适应函数, 将 objective 函数被传递给 minimize 函数作为优化的目标, minimize 函数会尝试找到一组最优的权重, 使得 objective 的返回值最小。

(3) 迭代过程

①粒子速度与位置更新

速度更新公式如下：

$$v_{i,d}^{k+1} = \omega v_{i,d}^k + c_1 r_1 (p_{i,d}^k - x_{i,d}^k) + c_2 r_2 (p_{g,d}^k - x_{i,d}^k)$$

其中 $v_{i,d}^{k+1}$ 表示 i 个粒子在第 $k+1$ 次迭代时维度 d 上的速度，则是第 i 个粒子在第 k 次迭代时维度 d 上的速度。

ω 是惯性权重，用于平衡粒子先前的速度，控制全局和局部搜索的平衡。

c_1 和 c_2 是学习因子，也叫加速常数，取值在 $[0, 2]$ 。

r_1 和 r_2 是两个在 0 到 1 之间均匀分布的随机数，为算法引入随机性，使粒子搜索更具多样性。

$p_{i,d}^k$ 是示 i 个粒子在第 k 次迭代时维度 d 上的个体最优位置， $p_{g,d}^k$ 是群体在第 k 次迭代时维度 d 上的群体最优位置，是 $x_{i,d}^k$ 第 i 个粒子在第 k 次迭代时维度 d 上的当前位置。^[6]

位置更新公式如下：

$$x_{i,d}^{k+1} = x_{i,d}^k + v_{i,d}^{k+1}$$

即粒子以当前迭代的位置为基础，按照刚更新好的速度向量进行位移，进入下一轮迭代时所在的新位置，在这个新位置上再去评估其适应度等情况，进而继续后续的搜索最优解过程，使整个粒子群在解空间中逐步逼近最优解所在区域。

②归一化处理^[7]

接下来我们将对更新后的数据进行归一化处理，确保 $\omega_1 + \omega_2 + \omega_3 = 1$ 。

$$\omega_i = \frac{\omega_i}{\omega_1 + \omega_2 + \omega_3} \quad (for i = 1, 2, 3)$$

再使用适应度函数计算每个粒子的适应度值，并更新个体最优位置与群体最优位置^[8]，若是个体最优位置比群体最优位置更好，再次对群体最优位置进行迭代，如果达到迭代上限或群体最优位置误差小于设定的误差阈值，停止迭代。

迭代过程如下图所示：

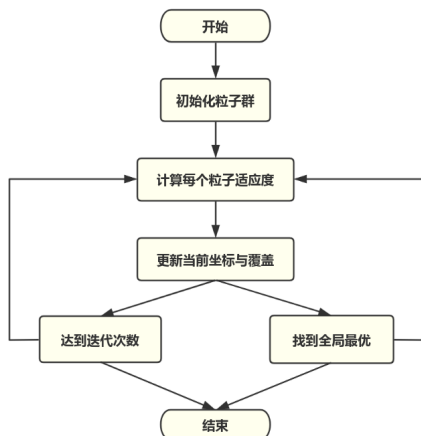


图2 粒子群算法迭代过程可视化

在找到最优权重后，对未来三年的宠物猫数量进行预测。

2. 网格搜索

对于机器学习的模型超参数优化，我们将使用网格搜索进行调优。

网格搜索是一种超参数调优的方法，它会在指定的参数空间内对所有可能的参数组合进行遍历，然后使用交叉验证来评估每个组合的性能，最终找出性能最优的参数组合，提升拟合效果。

(1) 支持向量机回归模型参数调优

搜索空间设置如下：

kernel: [linear, rbf, poly]

C: [0.1, 1, 10]

epsilon: [0.1, 0.01, 0.001]

其中 kernel 是核函数的类型，C 是惩罚系数，epsilon 是误差范围。

(2) 随机森林回归模型参数调优^[9]

搜索空间设置如下：

n_estimators: [50, 100, 200]

max_depth: [None, 10, 20, 30]

其中 n_estimators 表示随机森林中决策树的数量，max_depth 表示决策树的最大深度。

(二) 结果展示与分析

预测结果如下图所示：

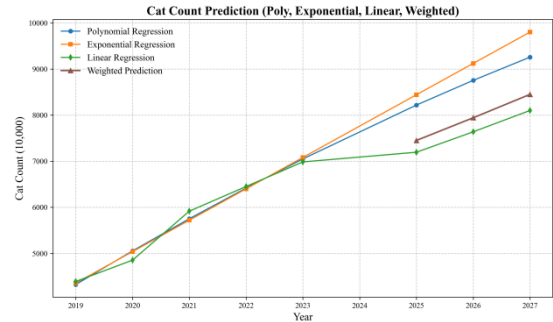


图3 宠物猫数量预测结果图

接下来使用平均绝对百分比误差与均方根误差来评估各模型的误差。

平均绝对百分比误差：

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100\%$$

其中 n 为样本数量， y_i 表示真实值， $\hat{y}_i$ 表示预测值，MAPE 用于衡量预测值与真实值之间的相对误差情况，数值越小，说明预测的准确性越高。

均方根误差：

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

其中， n 是样本数量， y_i 表示真实值， $\hat{y}_i$ 表示预测值。RMSE 常用来衡量预测值与真实值之间的偏差程度，值越小代表预测效果越好。

各模型误差计算如下图所示：

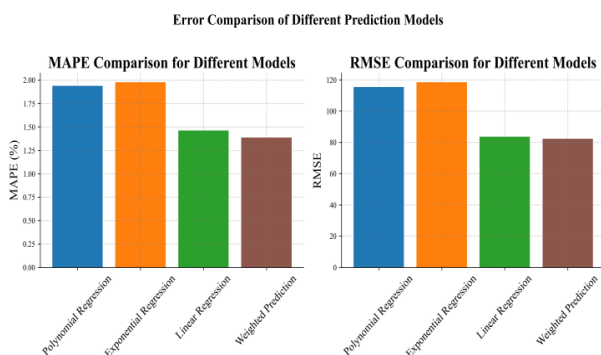


图4 宠物猫数量预测误差比较图

如图中所示,通过比较,加权预测模型的误差最小,说明在结合多元线性回归模型,多项式回归模型与指数回归模型后,可以更准确地预测未来三年中宠物猫数量的增长。

(三) 模型对比分析

为了对宠物行业进行多视角分析和对比,我们将引进机器学习与上述模型进行分析和对比,并通过粒子群算法计算加权模型权重,确保模型的准确性与稳定性,具体与预测如下图所示:

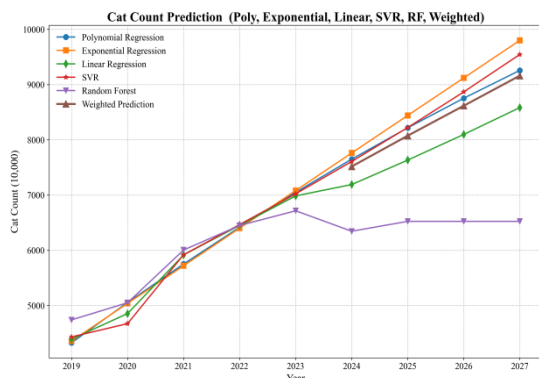


图5 宠物猫数量多模型预测结果图

如图所示,线性,多项式,指数回归模型,很好捕捉到了宠物猫数量随时间上升的趋势,支持向量机回归模型预测波动较大,说明其随数据中的噪声敏感,随机森林模型预测结果则较平稳,可能因为他的集成方法倾向于降低预测的不确定性。

各模型误差计算如下图所示:

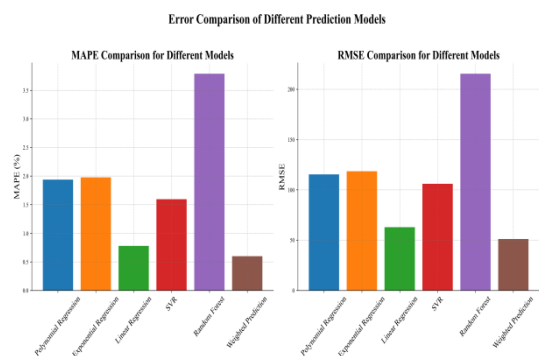


图6 宠物猫数量多模型预测误差比较图

由此可见,通过多模型比较,验证了加权预测模型对宠物行业预测的可行性,说明采用该方法可以提高预测精度。

四、关税影响量化分析

(一) 数据预处理

我们收集了2002–2018年期间中国宠物食品出口额数据。经分析发现,2013–2017年数据呈现U形变化。进一步调查表明,2013年美国发生宠物食品安全事件,致使消费者对包括中国在内的部分进口宠物食品产生信任危机,进而导致中国对美宠物食品出口量大幅下滑,最终影响了整体出口额。

鉴于上述情况,我们决定剔除2014–2015年的数据。此外,2019年国外经济政策出现变动,为考量该变动对中国宠物食品出口额的影响,我们运用时间序列分析中的Holt线性趋势模型,对2019–2023年的出口额数据进行了预测。

(二) Holt 线性趋势模型

Holt指数平滑法是一种高级的线性指数平滑方法,该方法的优点是可以用不同的平滑参数对原序列的两种因素进行平滑^[10],具有很大的灵活性

1. 水平成分公式如下:

$$L_t = aY_t + (1-a)(L_{t-1} + T_{t-1})$$

其中 Y_t 代表时间 t 的实际值, a 为水平平滑系数, L_{t-1} 是上一时刻的水平估计值, T_{t-1} 是上一时刻的趋势估计值,该公式表示,当前时刻的水平估计值是当前观测值,与依据上一时刻水平和趋势所预测得到的当前时刻预估值的加权平均。

2. 趋势成分公式如下:

$$T_t = \beta Y_t + (1-\beta)(L_{t-1} + T_{t-1})$$

其中 β 为趋势平滑系数,该公式表示,当前时刻的趋势估计值是由当前实际值与上一时刻水平估计值的变化量,和上一时刻趋势估计值进行加权平均而得。

3. 预测值公式如下:

$$F_{t+h} = L_t + hT_t$$

其中 h 为预测的期数。这说明预测值是由当前时刻的水平估计值,加上未来期数与当前时刻趋势估计值的乘积。

我们将预测值与真实值进行比对得到下图,并计算误差评估指标。

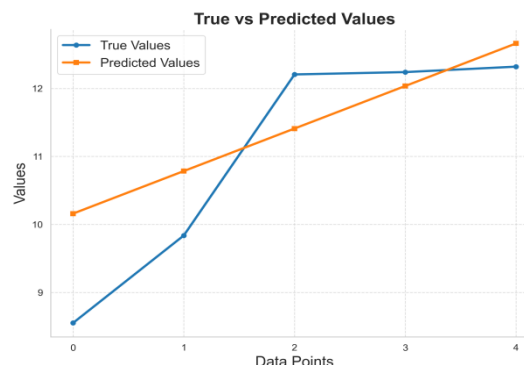


图7 预测值与真实值比较图

均方误差（MSE）为0.85405，说明预测值与真实值的偏差总体相对较小，相关系数达到0.90452，表明预测值与真实值之间有较强的线性相关程度；平均绝对误差（MAE）为0.77894，数值也较小，这些指标一定程度上说明预测模型能较好拟合实际数据，预测数据具备一定可靠性。

（三）多元线性回归模型

获取预测数据后，我们运用多元线性回归模型，探究多个自变量与一个因变量之间的线性关联，旨在通过拟合线性方程，阐释因变量的变化规律。

预测结果如下图所示：

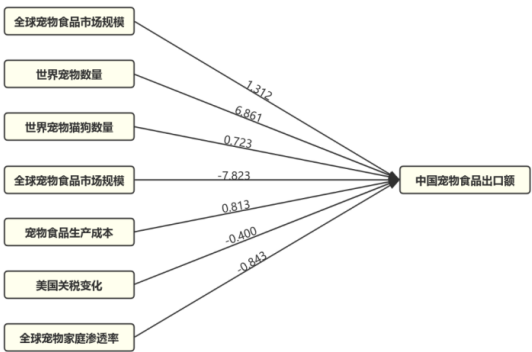


图8 中国宠物食品出口额影响因素系数图

如图所示，将美国关税变化与其他因素对中国宠物食品出口额的影响进行对比。结果显示，美国关税变化与中国宠物食品出口额呈现出一定程度的负相关关系，即美国关税提升会对中国宠物食品出口额产生抑制作用。该研究结果可用于量化评估关税政策调整对中国宠物食品出口额的负面冲击程度。

（四）Spearman 相关性检验

我们对结果开展 Spearman 相关性检验，并以热力图进行可视化呈现：

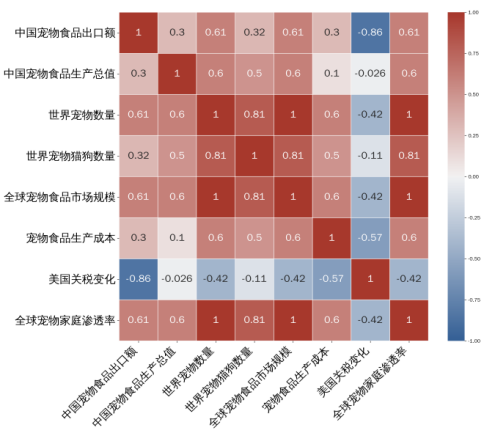


图9 Spearman 相关性检验热力图

结果表明，该检验结果与多元线性回归模型结果高度契合。

五、结束语

本研究综合运用多种数据预处理方法、构建多种预测模型并进行优化，对中国宠物市场发展趋势及国外经济政策对中国宠物食品行业的影响进行了深入分析。通过模型对比发现加权预测模型在预测宠物猫数量增长方面误差最小，准确性更高；在关税影响量化分析中，证实了美国关税变化与中国宠物食品出口额的负相关关系。然而，本研究可能存在对一些复杂市场因素考虑不足的问题，如宠物行业内的竞争格局变化、消费者偏好的快速转变等。未来研究可进一步拓展数据维度，纳入更多影响宠物行业发展的因素，探索更先进的模型和算法，提升预测的准确性和全面性，为全球宠物行业的持续发展提供更有力的支持。

参考文献

[1] 杨靖宝. 基于经纬度线性插值的雷达试验数据处理方法 [J]. 舰船电子工程, 2024, 44(11): 101–105+127.

[2] 黄德星, 沈瑜伟, 郑红燕, 等. 太湖水质变化分析及相关性研究——以长兴段为例 [J]. 浙江水利水电学院学报, 2024, 36(05): 60–66.

[3] 王连生, 高峰, 谢金熹, 等. 基于 DBO–SVR 算法的爆破振动预测比较研究 [J]. 中国矿山工程, 2024, 53(04): 1–5.DOI:10.19607/j.cnki.cn11–5068/tf.2024.04.012.

[4] 李想, 王可, 张高山, 等. 基于随机森林回归模型的台区负荷不平衡控制方法 [J]. 自动化与仪器仪表, 2025, (03): 325–328+334.DOI:10.14016/j.cnki.1001–9227.2025.03.325.

[5] 杜莹, 程振豪, 孙丹丹. 一种基于 PSO 参数优化的指纹定位算法 [J/OL]. 测绘科学, 1–11[2025–05–25].http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.4415.p.20250509.1448.002.html.

[6] 别晓婷. 基于无人机遥感与 DSSAT 模型同化的夏玉米估产研究 [D]. 山东理工大学, 2023.DOI:10.27276/d.cnki.gsdgc.2023.001267.

[7] 曾昭汰, 石晴, 余国宽, 等. 基于归一化流退火重要性抽样的安全关键场景生成 [J/OL]. 计算机工程与应用, 1–10[2025–05–25].http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20250523.1540.010.html.

[8] 朱晗, 游凌, 杨宇翔. 基于粒子群算法的空天链路地面干扰站选址问题 [J]. 信息工程大学学报, 2025, 26(02): 127–133.

[9] 周古辛, 胡桂开. 基于网格算法和粒子群算法的随机森林参数优化 [J]. 安徽大学学报 (自然科学版), 2025, 49(03): 27–34.

[10] 乐德林. 整车物流公铁联运网络模型优化研究 [D]. 华南理工大学, 2022.DOI:10.27151/d.cnki.ghnlu.2022.005764.