

# 中国肉类供需模型研究综述及研究建议<sup>\*</sup>

贾俊文 崔雪锋<sup>†</sup>

(北京师范大学系统科学学院, 北京师范大学地表过程与资源生态国家重点实验室, 100875, 北京)

**摘要** 经过对现有供需模型效果与肉类供需问题的分析,发现不能忽略地区间的差异;机器学习方法是肉类供需研究方面更可靠的工具;肉类的消费、生产、贸易和政府政策举措时刻处在动态平衡的状态,应在考虑地区差异性的基础上,分别针对消费、生产、贸易、政策模块进行历史研究和未来预估,运用多主体思想模拟各模块之间的平衡互动关系。

**关键词** 肉类供需模型;时间序列;演化归因;复杂系统;机器学习

**中图分类号** F326.3

**DOI:** 10.12202/j.0476-0301.2022010

## 0 引言

近年来,中国经济和社会发展快速,居民收入水平不断提高,其生活模式也不断在发生着变化,因此,中国的肉类供需也变得越来越复杂。其中,消费、生产和贸易等方面分别呈现出多因素、复杂、动态的本质<sup>[1]</sup>。

中国人口占世界人口的22%,但中国的耕地仅占世界耕地的9%<sup>[2]</sup>。中国人口基数庞大,肉、蛋、奶等食品的消费总量近年来一直稳居世界第一<sup>[3]</sup>。随着人们生活水平的不断提高,中国人均肉蛋奶消耗占比也在逐年增加,且更注重品质、安全和营养价值,区域差异日益显著<sup>[4-7]</sup>。

在消费需求变化的影响下,近年来中国猪肉产量占比相较20世纪80年代减少了31.4%,而牛、禽肉的产量占比却分别增加了7.1%和14.8%<sup>[2,8]</sup>;中西部地区的禽肉生产占比也已呈现出持续增长的趋势<sup>[9]</sup>;畜牧业生产的经济导向越来越明显,生产-消费的分离情况会越来越突出;受饲料投入的量和价格、政府调控政策,以及投入产出效益的影响明显<sup>[10]</sup>。

在全球贸易一体化的影响下,进口肉类或饲料产品对国内肉类生产与消费供需矛盾起到一定的缓解或补充作用。2009—2018年,猪肉、牛肉进口量各增长了近10倍,猪肉达到119.3万t,牛肉增长到103.9万t,羊肉进口量从6.7万t增长到31.9万t<sup>[11]</sup>。国际贸易关系突变,无疑使肉类供需系统变得更加复杂和不确定。有研究表明:饲料用粮的增长成为中国粮食需求

增长的最主要动因<sup>[12]</sup>。

中国肉类供需的准确模拟对制定科学的发展政策、维护粮食安全有重要意义。现有的肉类供需研究大多基于计量经济学模型,应用最多的是局部均衡模型<sup>[12]</sup>;由于肉类供需系统复杂化,时间序列外推和回归分析等传统方法效果相对不佳<sup>[13-14]</sup>;相较之下,神经网络等新的机器学习方法得到更多推广<sup>[15-17]</sup>。

## 1 供需模型研究概述

现有肉类供需模型可根据其预测依据分为如下2类:1)基于时间序列数据外推的模拟模型——仅通过肉类产量或消费量的时间序列数据对未来进行数据外推;2)基于系统演化动力归因的模拟模型——通过对肉类供需系统进行系统演化动力归因,通过肉类消费量和生产量的影响因素数据对消费量和生产量未来数据进行拟合。

根据使用方法与建模思路可将时间序列数据外推模型再分为传统时间序列、灰色系统、神经网络、基于系统演化动力归因模拟的局部均衡等模型。

### 1.1 时间序列预测

**1.1.1 传统时间序列预测** 基于研究目标观察得到的历史时间序列数据样本,通过统计回归分析与参数估计等方法建立数学模型,进行时间的数据外推<sup>[18]</sup>。时间序列模型一般能反映周期、随机性和趋势这3种变化的规律,通过分析历史数据,建立其与未来数据之间的关联<sup>[19]</sup>。在统计和数学领域,时间序列预测发展成熟,应用广泛;传统时间序列模型一般是基于统

<sup>\*</sup> 北京师范大学地表过程与资源生态国家重点实验室开放课题(2021-KF-04);国家自然科学基金资助项目(91637104, 41661144006)

<sup>†</sup> 通信作者:崔雪锋(1976—),男,山西人,博士,教授,研究方向:气候变化、粮食安全。E-mail: xuefeng.cui@bnu.edu.cn

收稿日期:2022-01-22

计、最小二乘等回归分析方法进行预测,常用的有AR、ARMA、ARIMA、ARCH等模型<sup>[20]</sup>。但是,随着研究问题的日益复杂化,该类模型也存在精度不高等问题<sup>[21]</sup>。

在现有的肉类供需研究中,张伶俐等<sup>[13]</sup>分析了中国1961—2005年的牛肉生产数据,建立了ARIMA(1, 2, 1)模型,模拟了中国2006—2010年的牛肉产量。随着研究供需系统复杂程度的逐渐加深,有学者提出了混沌时间序列<sup>[18]</sup>。混沌时间序列是在复杂系统中产生、包含系统动力学信息的时间序列;混沌时间序列预测是指通过相空间重构来进行系统建模,相空间重构是根据原始样本时间序列数据,将混沌动态系统重构出来,以此挖掘出混沌系统的隐藏信息<sup>[22]</sup>。当前,混沌时间序列模型的研究还不充分,有许多急需解决的问题,诸如多变量混沌时间序列的降维方法,含噪声、非平稳混沌时间序列的预测,以及混沌时间序列的中长期预测等<sup>[18]</sup>。

时间序列模型是在传统统计学基础上的模拟方法,在供需模型研究中具有基础的作用;时间序列模型可以把握时间上的一定规律,为应对未来多种情景下的不确定性起到一定的指导意义<sup>[23]</sup>。

时间序列模型理论成熟、简单易行,但精确性较差,现有工作只局限于短期预测。另外,从系统宏观考虑,由于影响肉类供需的因素众多,例如:一般认为肉类需求量由消费者的收入水平、价格、消费偏好、老龄化、人口结构,以及政策等影响;时间序列预测模型仅根据研究对象的历史数据来外推未来规模水平,而并不考虑其影响因素以及研究对象间的相互影响关系,致使其在复杂系统研究中无法取得理想结果<sup>[18]</sup>。

**1.1.2 灰色系统** 灰色系统是新兴的数据挖掘理论,其核心是灰色微分方程。在原理上该模型可根据原始样本数据分析出系统的演化规律,并根据历史数据模拟出目标变量值;灰色微分模型的核心是生成灰色数据,该方法叫作累加生成(accumulated generating operation, AGO)<sup>[24]</sup>。AGO是对原始序列中各时刻数据进行累加,改变原始样本的层次性、可比性以及极性,以形成更有规律的新数据序列,使其能够充分显现出原始数据中所隐含的规律,并对系统的状态演化进行模拟<sup>[25]</sup>。在肉类供需研究中应用较多的是GM(1, 1)模型,由于其建模时所需样本数据少、计算简单,在样本小、信息少、非平稳系统中得到了较多且比较成功的应用<sup>[24]</sup>。

GM(1, 1)模型本身存在一定的局限性,其完善方向主要有原始数据处理、背景值改进、初值条件选取、残差优化、模型参数估计等方面<sup>[24]</sup>。

灰色系统模型的计算初值选取尤为重要,对于同

一原始样本数据来说,若当计算初始值选取过高,新数据序列的第2项减小或累加次数变多时,灰色系统模型模拟值误差将增大<sup>[26]</sup>。由于存在这一缺陷,近年来使用该模型研究供需平衡的工作较少<sup>[12]</sup>。随着问题复杂化、系统化程度的加深,描述系统的灰色数据越来越多,在此趋势下,传统以实数序列为建模对象的灰色系统模型已经不能达到系统建模的要求<sup>[27-28]</sup>。

**1.1.3 神经网络** 神经网络是新兴的机器学习算法,在很多领域都取得了成功的应用,其算法思想来源于生物神经网络结构和功能特征。神经网络算法可以实现非线性函数拟合,具有任意精度逼近、泛化和自学习能力强等特点<sup>[29]</sup>。目前,应用最广泛的是BP(back propagation)神经网络,也称为误差反向传播网络,是一种多层的前向型神经网络。它不仅具有神经网络的通性,还具有良好的适宜性<sup>[17]</sup>。

目前,肉类供需研究工作应用神经网络模型的较少,且只进行了时间序列外推工作,主要研究方向是提高神经网络模型的精确性,有如下2种方法:1)选择激活函数。一般激活函数的值域都是有限的,其每段值域的变化趋势与研究目标的规律可能相差很多;当处理较小区域的数据时,就可能出现预测段与训练段不同;当数据处理较大的区间时,神经网络的外推能力会显著下降<sup>[16-17]</sup>,因此根据研究对象的实际情况选择合适的激活函数,可以有效解决此类问题。2)参数优化。BP神经网络采用误差函数梯度下降法来修正误差,该方法对激活函数伸缩、平移系数进行优化,容易产生网络震荡,初始值的选取具有很大随意性<sup>[12]</sup>。遗传算法(genetic algorithm, GA)可解决此类问题,它以进化论中的自然选择和遗传学理论为指导思想,基于模拟自然进化过程的一种寻找全局最优解的计算模型<sup>[16]</sup>。

目前普遍将GA与神经网络相结合,利用GA快速有效的全局搜索和并行计算能力解决神经网络自身易陷入局部极值和计算速度慢等问题,同时保留了神经网络非线性拟合与自适应能力,充分发挥了2种算法的优势,提高了性能<sup>[17]</sup>。

因肉类供需平衡受很多因素影响,如消费者消费偏好、地区生产效率和经济发展水平等。现有的肉类供需神经网络模型研究,只根据肉类供需的历史时间序列数据进行外推,来预测供需未来的趋势和规模,且模拟时间较短,因此并没有完全发挥出神经网络等机器学习算法的优势<sup>[29]</sup>。

## 1.2 基于系统演化的动力归因预测

**1.2.1 局部均衡** 局部均衡是假设研究目标在宏观上服从局部均衡理论的模型<sup>[30]</sup>。该理论认为单一商品

经济应被视为总体经济的一部分,假设市场变量不变、只考虑单一商品市场供求与价格的均衡状态,不考虑它们之间内在的相互影响关系<sup>[30]</sup>。局部均衡模型目标变量的变化一般在时间上有滞后<sup>[12]</sup>。

局部均衡模型的一般形式为

$$X_t = c + \varphi_1 X_{t-1} + \dots + \varphi_p X_{t-p} + \theta_1 \varepsilon_{t-1} + \dots + \theta_q \varepsilon_{t-q} + \mu_t, t = 1, 2, \dots, T, \quad (1)$$

式中:  $X_t$  是目标变量  $t$  时刻的值;  $\varepsilon$  是影响因素;  $\varphi$  和  $\theta$  分别是目标值和影响因素的系数;  $p$ 、 $q$  分别是目标值和影响因素的滞后期长度;  $\mu$  是干扰噪声;  $c$  是常数项。

局部均衡模型方法是当前进行肉类供需特别是未来情景研究工作的最主要方法,例如:进行共享社会经济路径研究的 IMAGE、MESSAGE-GLOBIOM、AIM/CGE、GCAM4 和 REMIND-MAGPIE 这 5 种 Marker 模型;模拟肉类消费与人类健康水平间关系的 IMPACT 模型。在中国的肉类供需研究方面,出现了针对不同对象的 3 类局部均衡模型:1)单一指标,对该指标的影响因素分析并预测<sup>[31]</sup>;2)单一肉种供需,基于畜牧业商品产业链体系,并与畜牧学、经济学相关理论相结合,构建针对单一畜产品的局部均衡模型,该模型一般由生产、消费、进出口和均衡条件模型 4 部分组成<sup>[32]</sup>;3)中国畜产品供需系统<sup>[33]</sup>。

**1.2.2 模型讨论** 肉类供需研究中的局部均衡模型是以经济学的局部均衡与畜牧学理论中畜产品生产的滞后性这 2 个理论为支撑<sup>[34]</sup>。局部均衡模型中,生产者会根据当期肉类价格和利润期望来调节养殖数量和后备能繁牲畜的数量;肉类生产量是由本期出栏数决定的,肉类价格会影响总存栏量,且同向变化;饲料价格会影响能繁牲畜的存栏量,且反向变化<sup>[35]</sup>。

目前,大部分研究认为基于影响因素的模拟比仅仅依靠时间序列外推更为可靠。但由于局部均衡模型包含的肉种、影响因素众多,各肉种模型、各影响因素模型之间各自独立,没有模拟实际肉类供需系统中各影响因素之间互为因果的相互作用<sup>[36-37]</sup>。另外,由于局部均衡模型对现实情况做了大量简化和抽象,从模型效果来看,该模型预测时间范围较短,10 a 及以上的长期预测效果依然不理想<sup>[38]</sup>。

## 2 供需模型建议

综合已有研究工作,肉类供需的预测大多集中在短期,而 5~10 a 尺度上的长期预测效果并不理想<sup>[39]</sup>。

在多数研究工作中,忽视了地区之间经济、文化等影响因素的差异。另外,所建立的各指标模型也没

有形成反馈环,忽视了消费、供给、贸易和政策等因素间的相互影响;对系统做了大量的简化,在表征系统的局部微观变化上效果较好,但很难反映出供需系统的复杂动态的本质<sup>[40]</sup>。

在总结现有研究的基础上,本研究认为:1)不能忽视区域间的差异性和紧密联系;2)机器学习方法可以与肉类供需系统演化归因思想相结合;3)要运用复杂系统、多主体的思想分析消费模块、生产模块、贸易模块和政策模块间的交互作用。

**2.1 研究区域差异性** 以肉类消费研究为例,由于肉类消费选择会因各区域的不同发展状况而不尽相同,中国居民肉类消费结构呈多样化趋势并且地区差异大,各省份人均肉禽蛋消费量及构成差别非常大<sup>[39]</sup>。此外,相同的因素可能会由于各区域的经济状况、风俗、消费习惯的不同,从而对肉类的消费量产生不同程度的影响<sup>[41-46]</sup>;人口结构变化可能也将引起供需结构和消费结构变化<sup>[7]</sup>。所以在构建模型时应当考虑区域间的影响因素的差异性,不能只进行简单的时间序列数据外推<sup>[12]</sup>。

**2.2 机器学习方法与影响因素结合** 机器学习等人工智能方法相较于传统均衡模型在非线性和拟合精确性上有明显优势<sup>[17]</sup>。以肉类消费为例,现有相关机器学习研究只局限于运用神经网络模型进行消费量时间序列数据的外推,并没有考虑影响消费的复杂因素。根据消费驱动因素,并利用机器学习方法的高精确性优势,对肉类消费进行可靠准确的评估是可以实现的。

本文根据联合国粮农组织(FAO)及联合国数据库(UN database)的相关数据,建立了高斯过程回归(Gaussian process regressions, GPR)<sup>[47]</sup>、支持向量机(support vector machine, SVM)<sup>[48]</sup>、神经网络(artificial neural networks, ANN)和随机森林(random forest, RF)<sup>[47]</sup>这 4 种机器学习模型,用以验证其模拟能力。同时引入百分比误差(mean absolute percentage error, MAPE)、均方根误差(root mean square error, RMSE)、决定系数(coefficient of determination, COD)和解释度(explained variance score, EVS)这 4 种评估参数来评估模拟效果。本研究共引入 17 个肉类消费相关变量,这些变量分别来自经济社会(GDP、教育、城市化)<sup>[43]</sup>、自然(年均温度、年均降雨量、人均农业用地)<sup>[45]</sup>、人口(年轻人、老年人口占比,性别)<sup>[7]</sup>、价格(肉类、蔬菜、粮食价格)<sup>[44]</sup>、文化(宗教信仰、饮食习惯)<sup>[46]</sup>、全球化(经济、社会、政治全球化)等方面<sup>[49-50]</sup>,随机抽取 10% 的数据作为测试集。

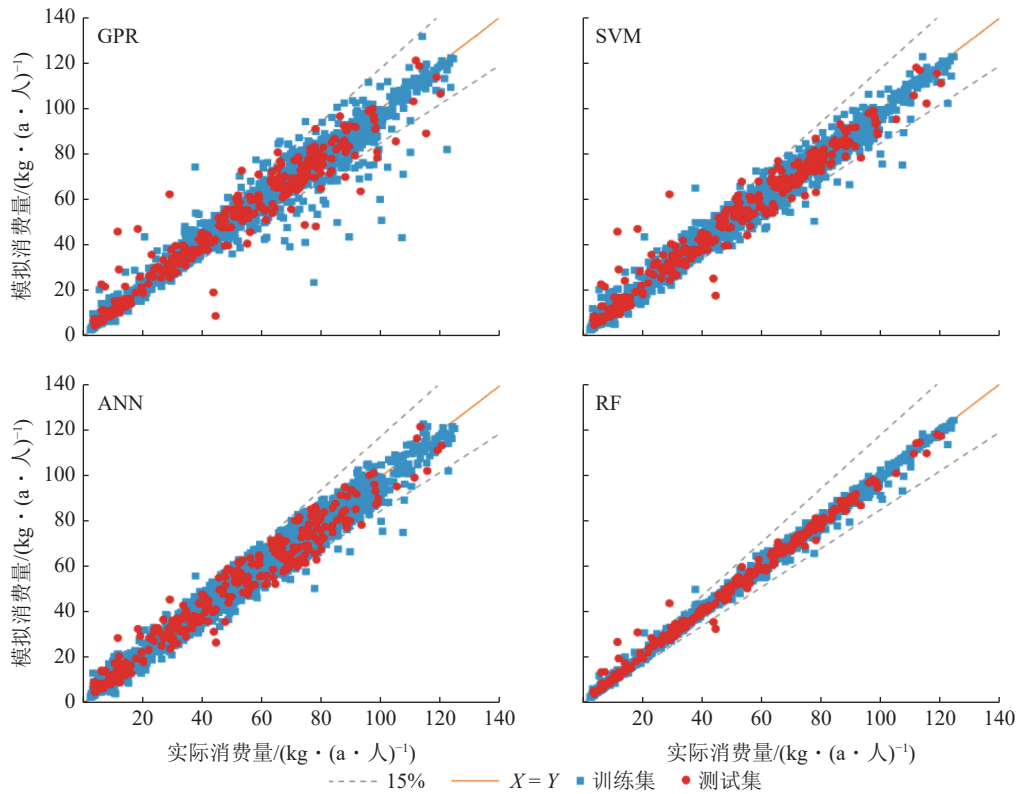


图 1 基于机器学习的消费模型模拟效果比较

由图 1、表 1 可知: RF 模型在 4 种机器学习模型中表现出了最好的模拟效果; 其他 3 种机器学习模型的模拟精确度也明显优于传统均匀和时间序列外推模型. 利用模拟效果最好的 RF 模型对 2016—2018 年的全球肉类消费进行预测和准确度检验. 根据预测结果, RF 模型对全球 86% 的预测结果相对误差均 <15%, 因此只要拥有充足的驱动因素数据, 相关机器学习方法可应用于中国肉类供需的问题研究, 且表现出较好的优越性; 机器学习方法不仅有全面且广泛的、综合考虑肉类供需的驱动因素, 而且不依赖公式拟合与专家判断等人为过程, 这凸显了机器学习方法在此类问题研究上的优越性和必要性.

表 1 4 种模型模拟肉类消费的评价指标

数据集	评价指标	GPR	SVM	ANN	RF
训练集	MAPE/%	7.32068	4.16374	5.90269	2.10916
	RMSE	2.54556	1.86266	1.92882	1.27686
	COD	0.91775	0.96586	0.95197	0.99815
	EVS	0.90639	0.95314	0.94867	0.99356
测试集	MAPE/%	14.77193	9.14731	9.10019	5.43153
	RMSE	3.87445	3.21708	3.08563	2.40633
	COD	0.89312	0.93416	0.94587	0.99508
	EVS	0.88578	0.93241	0.93867	0.99309

人, 系统性和动态平衡等概念得到了越来越多的重视<sup>[1]</sup>. 本研究认为多主体建模的思想与肉类供需系统的实际情况十分契合. 肉类的消费、生产、贸易和政府政策举措是时刻处在动态平衡的状态, 其中任意方面出现变化必然影响相应的其他方面<sup>[2]</sup>. 本文按照先部分再整体的研究思路, 分别针对消费、生产、贸易、政策模块进行历史研究和未来预测, 在此基础上再模拟各模块之间的平衡互动关系(图 2).

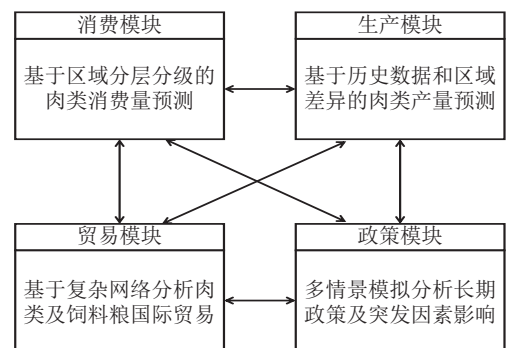


图 2 多主体模型框架

结合机器学习方法, 通过多主体模式模拟各模块之间的动态变化和相互影响作用<sup>[12]</sup>.

对图 2 说明如下: 1) 消费模块基于区域的分层分级预估猪、牛、羊、禽等肉类的消费模拟; 2) 生产模块在总结国内外生产供给发展经验基础上, 模拟未来生产情景; 3) 贸易模块运用复杂网络分析国际贸易中

### 2.3 多主体建模思想 随着复杂系统研究的逐渐深

肉类及饲料粮的进出口变化;4)政策模块设置政府长期举措和突发因素对系统的影响。

### 3 结语

本文分析总结了现有肉类供需平衡模型的研究工作, 现有的大部分模型适合进行短期模拟, 长期模拟的效果不理想。由于模型对系统做了大量的抽象简化, 在描述系统的局部微观行为上效果较好, 但难以准确反映出供需系统的复杂性和动态本质。基于对现有供需模型优劣及肉类供需问题的分析, 本文认为考虑地区差异性, 机器学习方法在中国肉类供需系统进行模拟方面是更可靠的工具, 但目前只应用于时间序列外推。另外, 肉类的供需体系是一个典型的复杂系统, 应从复杂系统的角度, 对系统中的要素进行综合分析, 本文认为应运用多主体思想综合生产、消费、贸易、政策等多个领域进行系统性综合分析是更为合理的方法。

### 4 参考文献

- [1] 司智陟. 基于营养目标的我国肉类供需分析[D]. 北京: 中国农业科学院, 2012
- [2] FAOSTAT. Statistical yearbook 2021: world food and agriculture [M]. Rome: Food and Agriculture Organization of the United Nations, 2021
- [3] FU Q, ZHU Y Q, SUN J L, et al. Spatial analysis and districting of the livestock and poultry breeding in China[J]. Journal of Geographical Sciences, 2012, 22(6): 1079
- [4] 杨旺明, 栾一博, 杨陈, 等. 中国饮食所需耕地面积长时间尺度变化研究[J]. 资源科学, 2013, 35(5): 901
- [5] 刘晓磊, 田青, 阎东东, 等. 中国城乡居民饮食结构差异分析: 基于营养级视角[J]. 营养学报, 2016, 38(4): 332
- [6] 白军飞, 闵师, 仇焕广, 等. 人口老龄化对我国肉类消费的影响[J]. 中国软科学, 2014(11): 17
- [7] BHANDARI R, SMITH F. Education and food consumption patterns in China: household analysis and policy implications[J]. Journal of Nutrition Education, 2000, 32(4): 214
- [8] 夏晓李, 李秉龙, 隋艳颖. 中国肉羊产地移动的经济分析: 从自然性布局向经济性布局转变[J]. 农业现代化研究, 2011, 32(1): 32
- [9] 何洋, 刘丑生. 我国禽肉产业发展现状和对策[J]. 中国饲料, 2019(3): 91
- [10] 周道玮, 张平宇, 孙海霞, 等. 中国粮食生产与消费的区域平衡研究: 基于饲料粮生产及动物性食物生产的分析[J]. 土壤与作物, 2017, 6(3): 161
- [11] 陈普青, 丁雪艳. 我国肉类产品需求及饲料原料进口趋势[J]. 中国饲料, 2019(24): 113
- [12] 孙振. 中国肉类局部均衡模型研究[D]. 北京: 中国农业科学院, 2016
- [13] 张伶俐, 葛翔. 时间序列模型在我国牛肉产量预测中的应用[J]. 中国畜牧杂志, 2008, 44(7): 42
- [14] 梁小珍, 刘秀丽, 杨丰梅. 我国生猪年度供给量预测研究[J]. 系统科学与数学, 2011, 31(3): 265
- [15] ZENG B, LI S L, MENG W, et al. An improved gray prediction model for China's beef consumption forecasting [J]. PLoS ONE, 2019, 14(9): e0221333
- [16] 张超, 万飞, 许伟, 等. 基于一种新的分解: 集成模型的我国猪肉年度需求量预测研究[J]. 系统科学与数学, 2013, 33(1): 76
- [17] 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
- [18] 韩敏, 任伟杰, 李柏松, 等. 混沌时间序列分析与预测研究综述[J]. 信息与控制, 2020, 49(1): 24
- [19] 杨海民, 潘志松, 白玮. 时间序列预测方法综述[J]. 计算机科学, 2019, 46(1): 21
- [20] 戴邵武, 陈强强, 刘志豪, 等. 基于EMD-LSTM的时间序列预测方法[J]. 深圳大学学报, 2020, 37(3): 257
- [21] 王威, 陈熙源. 一种基于多尺度和改进支持向量机的光纤陀螺温度漂移建模与补偿方法[J]. 中国惯性技术学报, 2016, 24(6): 793
- [22] 刘秀丽, 陈锡康, 丁先军. 关于我国生猪供需量和供需缺口的预测[J]. 统计与决策, 2008(23): 109
- [23] HAN M, REN W J, XU M L, et al. Nonuniform state space reconstruction for multivariate chaotic time series[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2018, 49(5): 1885
- [24] 许泽东, 刘福祥. 灰色GM(1, 1)模型优化研究进展综述[J]. 计算机科学, 2016, 43(11): 6
- [25] 邓聚龙. 灰色控制系统[J]. 华中科技大学学报(自然科学版), 1982, 10(3): 9
- [26] 孙爱军, 魏凤. 基于新陈代谢GM(1, 1)模型的陕西省生猪及猪肉生产预测[J]. 农村经济与科技, 2011, 22(1): 33
- [27] 陈涛捷. 灰色预测模型的一种拓广[J]. 系统工程, 1990(4): 50
- [28] 耿继进. 灰色预测理论若干问题的研究[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 1994(1): 57
- [29] 丁丽娜. 中国羊肉市场供求现状及未来趋势研究[D]. 北京: 中国农业大学, 2014
- [30] 高鸿业. 西方经济学[M]. 北京: 中国人民大学出版社, 2016
- [31] 樊慧丽, 付文阁. 基于局部均衡模型的中国羊肉市场供需变动分析[J]. 浙江农业学报, 2020, 32(6): 1123
- [32] 胡向东. 基于市场模型的我国猪肉供需研究[D]. 北京: 中国农业科学院, 2011
- [33] 黄季焜, 李宁辉. 中国农业政策分析和预测模型: CAPSiM[J]. 南京农业大学学报(社会科学版), 2003(2): 30

- [34] 胡向东, 王明利, 石自忠. 基于市场模型的中国猪肉供需分析[J]. 中国农村经济, 2015(4): 14
- [35] 杨春, 王国刚, 王明利. 基于局部均衡模型的我国牛肉供求变化趋势分析[J]. 统计与决策, 2015(18): 98
- [36] 王娜. 基于最小二乘支持向量机的北京市肉类需求量预测研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2013
- [37] 申秋红. 中国家禽产业的经济分析[D]. 北京: 中国农业科学院, 2008
- [38] 刘玉凤. 我国羊肉供需及市场均衡模拟研究[D]. 北京: 中国农业科学院, 2015
- [39] 李苏, 宝哲, 多春梅. 局部均衡理论视角的中国猪肉产品供需预测[J]. 黑龙江畜牧兽医, 2019(8): 1
- [40] 姜彤, 赵晶, 曹丽格, 等. 共享社会经济路径下中国及分省经济变化预测[J]. 气候变化研究进展, 2018, 14(1): 50
- [41] 姜彤, 赵晶, 景丞, 等. IPCC共享社会经济路径下中国和分省人口变化预估[J]. 气候变化研究进展, 2017, 13(2): 128
- [42] WANG M R, KROEZE C, STOKAL M, et al. Reactive nitrogen losses from China's food system for the shared socioeconomic pathways (SSPs) [J]. *Science of the Total Environment*, 2017, 605: 884
- [43] VRANKEN L, AVERMAETE T, PETALIOS D, et al. Curbing global meat consumption: emerging evidence of a second nutrition transition[J]. *Environmental Science and Policy*, 2014, 39: 95
- [44] PFEILER T M, EGLOFF B. Examining the "Veggie" personality: results from a representative German sample[J]. *Appetite*, 2018, 120: 246
- [45] YORK R, GOSSARD M H. Cross-national meat and fish consumption: exploring the effects of modernization and ecological context[J]. *Ecological Economics*, 2004, 48(3): 293
- [46] MILLER R. Drivers of consumer liking for beef, pork, and lamb: a review[J]. *Foods*, 2020, 9(4): 428
- [47] ZHAO S, LI J, CHEN C, et al. Interpretable machine learning for predicting and evaluating hydrogen production via supercritical water gasification of biomass[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2021, 316(5): 128244
- [48] MORA C, DOUSSET B, CALDWELL I R, et al. Global risk of deadly heat[J]. *Nature Climate Change*, 2017, 7(7): 501
- [49] GUTSCHOW J, JEFFERYL M, GUNTHER A, et al. Country-resolved combined emission and socio-economic pathways based on the representative concentration pathway (RCP) and shared socio-economic pathway (SSP) scenarios[J]. *Earth System Science Data*, 2021, 13(3): 1005
- [50] MILFORD A B, LE MOUËL C, BODIRSKY B L, et al. Drivers of meat consumption[J]. *Appetite*, 2019, 141: 104313

## A meat supply-demand model and some suggestions

JIA Junwen CUI Xuefeng

(School of System Science, Beijing Normal University, The State Key Laboratory of Earth Surface Processes and Resource Ecology, Beijing Normal University, 100875, Beijing, China)

**Abstract** Continued developments in Chinese economy and society have led to a rapidly changing meat supply-demand system. Accurate and long-term prediction of meat supply-demand has become a concern for scholars. Quantitative research on the supply and demand of meat in China involves two main model types: time series-based models and evolutionary attribution models. Meat supply-demand is complex, previous works often used simplifications, unreflective of the complex nature of meat supply-demand. Existing supply-demand models on meat supply and demand indicate that differences among regions must not be ignored, machine learning is reliable in the meat supply-demand field. Meat consumption, production, trade and government policy are dynamically balanced at all times. Regional differences and historical research are taken into account, forecasts should be carried out on consumption, production, trade and policy modules respectively. Balanced interactions between modules should be simulated using multi-agent thinking.

**Keywords** meat supply-demand model; time series; evolutionary attribution; complex system; machine learning

【责任编辑: 陆有忠】