

基于 C(n)-MIDAS 模型的中国鸡蛋价格 混频预测预警研究

吴 培,李哲敏

(中国农业科学院 农业信息研究所/研究生院,北京 100081)



摘 要 作为国内首个上市的畜牧期货产品,中国鸡蛋价格体系趋于完善,但受产销信息不对称、运输损耗较大等多种因素影响,鸡蛋价格波动频繁,亟须对其进行动态监测、加强预警,选优监测预警方法以提高预警精度、保障市场的相对稳定。在分析国内外相关研究成果的基础上,采用时差相关分析和变量投影重要性(VIP)技术进行变量选择,从影响鸡蛋价格波动的 18 个混频指标中筛选出贡献度较高的 4 个重要先行指标以及 2 个特定指标;探讨不同指标选择下 C(n)-MIDAS、PDL 和 ARIMA 模型的预测精度变化,最后运用选定模型结合中国农产品监测预警阈值表对 2021 年 3—12 月鸡蛋价格进行预测预警。研究发现:C(n)-MIDAS 模型用于鸡蛋价格短期预测具有比较优势;加入鸡蛋期货价格后的 C(5)-MIDAS 模型预测效果最好,且能及时将最新公布的高频数据纳入模型修正预测结果、提高预测精度;基于 C(n)-MIDAS 模型得到的预警结果可以迅速发现警情,精准定位警源,提前捕捉未发警情。未来可以通过加强重点指标监管力度、加强涵盖全国各省市的鸡蛋监测预警体系建设以及跟踪学术前沿,将金融经济行业的最新研究方法应用到鸡蛋产业等对鸡蛋市场监测预警进行广度和深度的扩展,保障鸡蛋产业平稳有序运行。

关键词 鸡蛋价格; C(n)-MIDAS 模型; 变量选择; 预测预警

中图分类号:F 019.3 **文献标识码:**A **文章编号:**1008-3456(2021)05-0085-13

DOI 编码:10.13300/j.cnki.hnwkxb.2021.05.010

我国是全球最大的鸡蛋生产国和消费国,鸡蛋产量连续 30 多年位居世界第一,占比达 40% 以上,人均消费量居世界第三位。但我国鸡蛋价格波动频繁、市场状态较不稳定,具有“风险报酬”的特征,故对鸡蛋价格进行实时监测预警,能够为市场提前预警,为决策提供参考。

目前有关鸡蛋监测预警的研究主要表现为三方面:一是生产养殖,如陈红茜等利用基于分布式流式计算框架的 Data-Canal 对蛋鸡养殖过程进行监测预警^[1]。二是质量安全,如宋俊峰基于 HACCP 追溯构建了鸡蛋安全生产预警机制^[2]。三是市场价格,其研究主要集中在四大方面,一是价格影响因素分析,研究发现饲料成本上升、存栏数量不稳定等鸡蛋生产成本及季节变化是导致生鲜鸡蛋价格波动的主要因素^[3],研究方法上大多基于格兰杰因果关系检验或主观臆断,主要格兰杰原因有鸡蛋期货价格^[4]、蛋鸡配比饲料价格^[5]、玉米和蛋用雏鸡价格^[6]、四大肉类价格^[7]等;二是价格波动分析,如武玉环等利用 HP 滤波分析以及 BP 分析法将 21 世纪以来我国鸡蛋价格波动分为持续增长—周期波动—波动下降 3 个阶段^[8];赵一夫等采用 Census X12 季节调整法和 HP 滤波法分析我国鸡蛋价格的周期循环波动^[9];汤路昀等运用空间模型分析中国鸡蛋价格的集聚效应,发现产业集聚对鸡蛋价格波动影响较大,两者呈“U”型关系^[3];三是价格传导分析,如董晓霞等^[10]运用门槛自回归模型(TAR)、动量门槛自回归模型(M-TAR)和非对称误差修正模型(ATP-ECM)检验了鸡蛋收购价和零售价之间的传导效应;郑燕等认为非线性的 MS-VAR 模型可以更好地体现鸡蛋市场价格传导的机制转换特

收稿日期:2021-02-05

基金项目:中国农业科学院创新工程项目(CAAS-ASTIP-2020-AII-02);农业农村部农业科研杰出人才经费。

征^[11];周荣柱等运用协整检验和向量自回归(VAR)模型分析了在产蛋鸡存栏、鸡蛋产量和鸡蛋价格之间的动态均衡关系^[12];四是价格预测预警分析,如岳之峣等^[13]、Zomchak 等^[14]运用 ARIMA 模型对鸡蛋价格进行预测预警,此外,还有部分选择支持向量机方法^[3]、神经网络模型^[15]、记忆网络模型^[16]等。

综合来看,鸡蛋价格的预测预警方面尚有以下几点不足:一是特征指标选择缺乏实证筛选方法,目前指标选取大多基于常规判断,影响因素分析也大多基于格兰杰因果关系检验(不能检验同期因果关系),没有从变量选择上给出统计学的筛选方法;二是模型选择停留在传统同频计量模型,其一方面要求研究对象必须为同频数据,否则将出现模型无法识别的情况;另一方面进行预测时要求知晓未来时刻解释变量的估计值,否则将出现无法找到对应关系,预测对象丢失的情况。为解决传统计量经济模型无法处理实际问题中自变量频率不同及实时监测修正预测结果的问题,Ghysels 等提出了混频数据回归模型(MIDAS)^[17],徐剑刚等首次将其应用于国内金融领域^[18],刘金全等将模型的应用拓展到中国宏观经济^[19],此后逐渐扩展应用于国内不同领域,如服务业^[20]、旅游业^[21-22]、生态环境^[22]等,其一方面能将不同频率的数据同时纳入模型,充分挖掘高频数据的有效信息,提高模型预测的有效性;另一方面能及时将最新公布的高频数据信息代入模型,对原有预测结果进行修正,提高模型预测的精准性,但尚未有研究将混频模型应用于农业领域的价格预测预警分析。本文将运用时差相关分析法和 VIP 技术从影响鸡蛋价格波动的 18 个混频指标中筛选出贡献度较高且具有先行指导意义的指标,然后基于所选指标构建多元组合自回归分布滞后混合数据抽样(C(n)-MIDAS)模型对 2021 年 3—12 月鸡蛋价格进行预测预警。

一、模型构建与数据说明

1. 模型选择

考虑到大部分时间序列数据往往存在自相关性,Andreou 等提出了加入自回归项的 MIDAS 模型^[23],本研究将采用 MSE 赋值法构建多元组合自回归分布滞后混合数据抽样模型,记为 C(n)-MIDAS(m, K, p),则 h 步向前预测的模型一般表达式为:

$$Y_{t+h} = \alpha + \sum_{i=0}^{p-1} \Phi_i Y_{t-i} + \beta \sum_{n'=1}^n \gamma_{n',t} \sum_{j=0}^{K-1} \sum_{i=0}^{m-1} \omega_{i+j * m}(\theta(n)) X(n')_{m-i,t-j-h/m} + \varepsilon_{t+h} \quad (1)$$

式(1)中: Y_t 为 t 期低频被解释变量, $X(n)_t$ 为 t 期第 n 个混频解释变量, m 为混频数据的频率倍差(即 t 期和 $t+1$ 期之间混频数据的个数), K, θ 分别为混频变量的滞后阶数、权重函数, h 为提前预测低频数据的期数, p 为自回归阶数, $\gamma_{n',t}$ 为赋值权重, ε_t 为随机扰动项,且服从均值为零的正态分布, α, β, Φ_i 为待定系数。特别地,当 $n=1$ 时,C(1)-MIDAS 为单变量模型。其相较于传统同频计量预测模型的优势在于可以实时地预报和修正预测结果。

2. 数据处理及基准模型

考虑到蛋鸡生产的养殖周期为 3 年^[24],HP 滤波法显示鸡蛋价格波动的上一周期始于 2014 年 11 月,适当顺延至次年 1 月,本研究将探讨 2015 年 1 月至 2020 年 12 月各重要影响因素对鸡蛋价格的波动分析。考虑到 C(n)-MIDAS 模型确定模型参数需探讨滞后 72 周(一年半)的回归结果,故本研究将先进行 2015 年 1 月至 2019 年 12 月的样本内分析预测,确定各指标的权重函数及预测方法后,比较 C(n)-MIDAS 模型和同频模型的预测效果。本研究将选择 PDL 模型、ARIMA(1,1,1)模型(依据 AIC 准则取一阶差分, $p=1, q=1$)作为基准模型,其中,ARIMA 模型广泛应用于时间序列价格短期预测,能很好地反映价格本身的运行趋势;PDL 模型广泛应用于因果关系分析的模型构建,能很好地反映价格在影响因素驱动下的运行趋势。最后进行 2015 年 1 月至 2020 年 12 月的全样本建模,构建 C(n)-MIDAS 模型预测 2021 年 1—2 月鸡蛋价格,并比较加入 PMI 指数和鸡蛋期货价格是否会提高预测效果后,进一步对 2021 年 3—12 月鸡蛋价格进行预警判断。

本文中的鸡蛋期货价格来自 Investing 官网,其他价格数据来自农业农村部,人民币汇率和 PMI 指数来自中国金融信息网,其他数据来自中国统计年鉴。为平滑宏观经济及通货膨胀对价格波动的

趋势影响、消除不同变量具有不同量纲不同统计口径的差异化影响,本研究将所有变量转化为波动率进行分析,即若 P_t, P_{t-1} 分别表示第 $t, t-1$ 期的鸡蛋价格,则鸡蛋价格波动率可表示为 $R_t = \ln(P_t) - \ln(P_{t-1})$ 。

3. 建模的关键环节

(1) 变量选择。本研究梳理了 18 个影响国内鸡蛋价格变动的因素(日、周、月、年度混合数据)。18 个变量如果全部纳入模型,可能会存在次要影响因素预测效果较差进而影响全局的情况,因此如何从众多影响因素中选择主要的影响因素进行建模预测至关重要。根据研究目的,变量选择一般可以分为两类,一是基于预测,主要从时间先后变化方面考虑,常用方法有时差相关分析、K-L 信息量分析和峰谷对应分析等,如刘汉等将 21 个月度景气指标分为先行指标、一致指标和滞后指标 3 组,并基于此分别构建 3 个模型预测季度 GDP,结果显示,先行指标组模型预测效果总体上好于其他两组^[25];二是基于影响程度,主要考虑自变量对因变量的贡献率,常用方法有逐步回归、Lasso 回归、遗传算法、VIP(变量投影重要性)技术等^[26]。实际研究中,亦有学者综合多种变量选择方法进行变量筛选,从而更好地实现稀疏变量的主要信息提取,如刘小瑜等结合 Lasso 和 VIP 方法从 21 个变量中筛选出 6 个重要因素,构建出口商品价格总指数预测模型具有良好的预测效果^[26];袁铭通过连续小波变换后利用 FCM 算法进行变量选择^[27]。本文以预测为研究目的,拟先运用时差相关分析筛选出具有较好预测意义的先行指标,同时考虑到不同指标对鸡蛋价格波动的影响不同,相关度、贡献率较小的先行指标并不会给预测带来明显改善,将进一步运用 VIP 技术探讨各自变量对因变量的贡献度,尽可能地提取主要影响因素。

时差相关分析是利用相关系数验证解释变量和被解释变量之间先行、一致、滞后关系的常用方法。确定最大延迟数后计算所有不同延迟数的时差相关系数,绝对值最大的时差相关系数对应的延迟数就是超前或滞后期,认为此时解释变量和被解释变量之间的波动最接近。时差相关系数 r 的表达式如下:

$$r = \frac{\sum_{t=t'}^{n_l} (x_{t+l} - \bar{x})(y_t - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{t=t'}^{n_l} (x_{t+l} - \bar{x})^2 \sum_{t=t'}^{n_l} (y_t - \bar{y})^2}} \quad l = 0, \pm 1, \pm 2, \dots, \pm L, t' = \begin{cases} 1 & l \geq 0 \\ 1-l & l < 0 \end{cases} \quad (2)$$

式(2)中: y 为解释变量, x 为被解释变量, l 表示先导或滞后期, L 是最大延迟数, n_l 是变量个数。

VIP 技术是基于偏最小二乘回归的一种变量选择方法,通过相关自变量综合的主成分描述自变量对因变量的解释能力,并根据解释能力的大小筛选变量。VIP 表达式为:

$$VIP = \sqrt{\frac{k}{\sum_{h=1}^m r^2(y, C_h)} \sum_{h=1}^m r^2(y, C_h) W_{hj}^2} \quad (3)$$

式(3)中: k 为自变量个数, C_h 为相关自变量提取的主成分, $r(y, C_h)$ 为因变量和主成分的相关系数, W_{hj} 为自变量在主成分上的权重。

自变量对因变量的解释作用通过主成分 C_h 传递,故其 VIP 值可以反映自变量对模型拟合的重要程度,通常认为 VIP 值小于 0.8 的自变量对因变量的贡献较小,可以考虑剔除^[28]。

(2) 权重函数选择。 $C(n)$ -MIDAS 模型回归估计的第二个关键问题是确定权重函数(主要有 Beta 权重函数、Beta-Non-Zero 权重函数、Almon 权重函数、指数 Almon 权重函数、step 权重函数和无约束权重函数 6 种形式)和预测方法(主要是 Fixedwindow、Rollingwindow 和 Recursive 等方法)。诸多学者建模前均对上述 6 种权重函数及 3 种预测方法进行了比较分析,各权重函数在多项式构建、波动分析、估计预测方面没有显著性差别^[29],其中 Beta、Almon、指数 Almon 权重运用最为广泛,预测效果普遍较好^[30];3 种预测方法的原理都是比较计算预测值和实际值的误差,其中,Fixedwindow 是在样本内取固定长度区间进行估计,Rollingwindow 是设定一个长度进行滚动回归,Recursive 是在初始样本时窗长度基础上,每向前预测一期就对时窗长度进行扩展,预测效果差别不大^[31]。本文将综合探讨两参数 Beta(Gamma 分布函数参数 θ_1, θ_2 无限制)、两参数指数 Almon 权重函数($\theta_1 \leq$

300, $\theta_2 < 0$) 和 3 种预测方法组合的 6 种交叉建模方法的预测精度(RMSE), 从而选择最优的权重函数和预测方法。

(3) 滞后阶数选择。C(n)-MIDAS 模型回归估计的第三个关键问题是确定滞后阶数(高频变量滞后阶数 K 和低频变量自回归滞后阶数 p)。根据模型定义, K 越大则应用模型中的高频数据越多, 认为模型估计将越显著, 而 K 越小就越接近于同频数据模型估计结果, 可能导致模型估计精度降低, 但 K 也不是越大越好, 否则会对模型产生额外的“噪音”, 带来更大的负面影响^[32]; 对于不带自回归项的混频模型, K 的取值并不会影响模型估计的变量数, 故传统的 AIC、SIC、HQ 准则无效, 但对于加入自回归项的 C(n)-MIDAS 模型, 可以结合 AIC、SIC 等信息准则和模型估计误差、样本内预测的均方误差进行综合研判^[23]。低频变量自回归滞后阶数 p 通常取 1 或 2(引入自回归项, 将因变量的历史因素纳入模型), 考虑到同频 ARIMA 模型的自回归项 p 取 1, 故 C(n)-MIDAS 模型的低频变量自回归滞后阶数 p 取 1。高频变量滞后阶数 K 需要进行综合研判, 故将分别讨论不同高频变量滞后阶数 K 及最优滞后阶数的不同预测期 h 下, C(n)-MIDAS 样本内预测误差和估计残差情况, 并与基准模型 PDL、ARIMA 模型比较。

二、基于 C(n)-MIDAS 模型的鸡蛋价格预测

1. 变量选择

影响鸡蛋价格波动的主要因素可分为供给因素、需求因素、自然和经济因素等三类。其中, 供给因素主要包括鸡蛋生产养殖(我国鸡蛋进出口量很小, 可以忽略)等上下游环节中可能存在的影响因素, 如在产蛋鸡存栏、商品代蛋雏鸡价格、饲料(玉米、豆粕、蛋鸡配合饲料)价格等; 需求因素主要包括替代品价格、居民生活水平等影响因素, 如替代畜产品(猪肉、活鸡、白条鸡、牛肉、羊肉、生鲜乳)价格、城乡居民人均蛋类消费量、城乡居民人均可支配收入等; 自然和经济因素方面, 考虑到新冠肺炎疫情、国际宏观经济环境对鸡蛋生产消费链上下游的一系列影响, 选用 PMI 指数反映新冠疫情对市场经济的综合影响, 选用人民币汇率变动反映日趋复杂的国际环境下我国的实际社会购买力平价, 选用鸡蛋期货价格反映市场对未来现货价格的预期, 其中鸡蛋期货价格虽是综合各种因素得到的未来市场定价, 但目前国内金融市场并不成熟, 期货市场过度投机炒作问题仍然存在, 故期货价格虽对现货价格有一定的发现功能, 但更多的是反映人们对未来市场的预期, 主观判断仍占主导, 故仍需综合考虑实时变化的现货市场中各影响因素的综合变化。

变量选择是基于同频变量而言的, 故需先采取插值或加权平均的方法将 18 个日月年度混频数据转换为月度同频数据(后续建模时将使用原始高频数据)。首先, 运用时差相关法筛选, 考虑到我国鸡蛋价格的波动循环周期大致为一年半^[9], 蛋鸡生产的养殖周期一般为 36 个月^[25], 本研究将探讨 18 个自变量对因变量前后 18 个月即 36 期的先行、滞后关系, 最终筛选得到 8 个先行指标(表 1)。其中鸡蛋期货价格由于 2013 年底才上市, 属于新兴期货, 上市初期市场交易量不大, 价格形成机制不完善, 对商品未来价格走势的预期能力不足, 价格发现功能未完全发挥作用, 故从统计学上根据历史数据实证判断其不是先行指标, 但鉴于其是市场对未来现货价格的综合预期, 且目前价格发现功能已初步显现, 构建混频模型时将探讨加入该指标后对模型预测效果的影响程度。其次, 运用 VIP 技术筛选, 得到 9 个 VIP 值大于 0.8 的重要指标, 其中鸡蛋期货价格的 VIP 值为 1.840, 为所有变量中贡献度最高。

结合时差相关分析法和 VIP 技术筛选得到 4 个 VIP 值大于 0.8 的先行指标, 即活鸡价格、牛肉价格、羊肉价格、蛋鸡配合饲料价格。其中, 活鸡(人工饲养的鸡活体, 包括蛋鸡、鸡仔、公鸡、肉鸡等各个品种)和蛋鸡配合饲料作为鸡蛋产业链的供给端变量影响鸡蛋价格长期波动, 通常认为在产蛋鸡存栏量是影响鸡蛋供给的直接因素^[8], 但我国蛋鸡养殖主要集中在华北平原等中原地带, 养殖规模仍以中小规模为主, 受市场冲击、交通运输等外在因素较大, 产蛋鸡存栏量增加并不一定会使各地鸡蛋供应量增加, 而活鸡和蛋鸡配合饲料二者基本上反映了鸡蛋产业链上游的大多环节, 如培育祖(父母)代蛋鸡的初始投入, 购买雏鸡的养殖投入, 饲养蛋鸡的养殖成本(以上占蛋鸡养殖成本的超 90%)等, 且

透过全产业链的市场价格反映鸡蛋价格的长期趋势;牛、羊肉则作为鸡蛋产业链的需求端变量影响鸡蛋长期价格,通常认为鸡蛋的主要肉类替代品为猪肉,其次为牛羊肉^[7],但 2019 年以来猪肉市场形势变化繁杂,价格波动剧烈,至 2021 年 2 月上涨了 1.17 倍,故不易于作为监测鸡蛋价格的变量,而牛羊肉市场相对稳定,国际市场影响相对较小,国内市场消费刚性较强,价格波动相对平稳,且从营养角度考虑蛋白质含量也与鸡蛋接近,故作为鸡蛋主要替代品变量反映鸡蛋价格长期趋势具有现实意义。值得注意的是,PMI 指数(先行指标,VIP 值为 0.768,略低于 0.8)和鸡蛋期货价格(滞后 1 期指标,VIP 值最高)虽然没有通过组合筛选法,但二者均具有较好的先行预测指导性或较高的贡献度,PMI 指数是包含 11 个指数的综合经济指标,具有预测判断分析前瞻性,鸡蛋期货价格是反映市场及人们对未来现货价格的预期及综合评估,故虽然模型构建过程不对两者进行过多的讨论,但最后价格预测时将探讨加入或删除这两个指标的模型预测精度变化,从而最终决定是否将这两个指标纳入鸡蛋价格预警的警兆指标。

表 1 基于时差相关分析法和 VIP 技术的鸡蛋价格影响因素分析

变量	变量名称	先导长度	先导程度	VIP 值
X_1	猪肉价格	滞后 6 期	-0.570	0.745
X_2	活鸡价格	先行 1 期	0.619	1.408
X_3	白条鸡价格	同步	0.573	1.275
X_4	商品代蛋雏鸡价格	同步	0.503	1.071
X_5	牛肉价格	先行 1 期	0.394	1.128
X_6	羊肉价格	先行 1 期	0.653	1.455
X_7	生鲜乳价格	滞后 9 期	0.445	0.977
X_8	玉米价格	滞后 1 期	0.398	1.109
X_9	豆粕价格	滞后 13 期	0.445	0.685
X_{10}	蛋鸡配合饲料价格	先行 2 期	0.432	1.034
X_{11}	在产蛋鸡存栏量	滞后 17 期	0.418	0.682
X_{12}	城镇居民人均可支配收入	先行 18 期	-0.233	0.212
X_{13}	农村居民人均可支配收入	先行 18 期	-0.218	0.213
X_{14}	城镇居民人均蛋类消费量	滞后 14 期	-0.315	0.670
X_{15}	农村居民人均蛋类消费量	滞后 12 期	-0.191	0.683
X_{16}	PMI 指数	先行 12 期	-0.478	0.768
X_{17}	人民币汇率	先行 5 期	-0.351	0.366
X_{18}	鸡蛋期货价格	滞后 1 期	0.840	1.840

注:所有指标的选择系数均为最高。

2. 权重函数和预测方法选择

综合考虑 6 种建模方法下不同滞后阶数对应的最优预测精度,比较具有预测优势的滞后阶数取值范围,得到 4 个重要先行指标的最优建模方法。对于牛肉价格,第 6 种建模方法(指数 Almon 权重函数和 Recursive)整体预测效果较好,且当 K 大于 45 时预测优势更为突出,故将运用第 6 种建模方法探讨牛肉价格对鸡蛋价格的影响。对于羊肉价格,当滞后阶数 K 为 42 时,在第 1 种建模方法(beta 权重函数和 Fixwindow 方法)下具有最优的预测精度,且整体预测效果较好,尤其当 K 大于 41 时,故将运用第 1 种建模方法探讨羊肉价格对鸡蛋价格的影响。对于活鸡价格,第 1 种方法在 71.81% 的 K 取值下具有预测优势,第 6 种方法在 28.19% 的 K 取值下具有预测优势,故将运用第 1 种建模方法探讨活鸡价格对鸡蛋价格的影响。对于蛋鸡配合饲料价格,当滞后阶数 K 为 65 时,在第 3 种建模方法(beta 权重函数和 Rollingwindow 方法)下具有最优预测精度,且在 66.67% 的 K 取值下具有预测优势,故将运用第 3 种建模方法探讨蛋鸡配合饲料价格对鸡蛋价格的影响。表 2 中仅列出具有代表意义的滞后阶数下不同建模方法的预测误差结果。

表 2 不同 C(1)-MIDAS 建模方法预测精度分析

指标	K	Fixedwindow 方法		Rollingwindow 方法		Recursive 方法	
		Beta	指数 Almon	Beta	指数 Almon	Beta	指数 Almon
基于牛肉价格	2	5.319	5.319	5.459	5.571	5.403	5.418
	4	4.992 *	5.781	5.665	5.713	5.507	5.639
	33	5.319	8.754	5.459	5.536	5.403	4.993 * *
	34	5.319	10.981	5.459	5.262	5.403	5.708
	42	5.319	5.425	5.132	5.514	5.527	5.494
	72	8.472	5.425	5.752	5.603	5.079	5.431
基于羊肉价格	4	4.819	4.798	5.119	5.080	5.083	5.027
	42	4.412 * **	4.801	4.947	5.081	4.502	5.011
	43	4.414	4.801	4.765	5.081	4.516	5.011
基于活鸡价格	4	5.246	4.983	4.912	5.990	5.217	5.116
	10	4.430	4.608	5.884	5.677	4.995	4.662
	45	4.482	4.608	5.901	4.888	4.178	5.007
	51	4.483	4.608	5.862	4.386	5.486	4.004 *
	53	4.483	4.074 * *	6.082	4.760	4.524	4.291
基于蛋鸡配合饲料价格	2	6.390	6.596	5.940	6.015	6.059	6.206
	40	6.390	6.401	6.635	5.654	6.059	5.731
	55	6.390	6.147	5.605	5.407	6.436	6.070
	65	6.390	6.563	5.140 * **	6.016	5.474	6.253
	72	6.390	6.567	5.419	5.989	5.358	6.312

注: * 表示最优建模方法, * 表示最优预测精度。

3.C(n)-MIDAS 模型和基准模型(PDL、ARIMA)的预测优势比较

本文用 RMSE-PDL 和 RMSE-ARIMA 分别表示 C(n)-MIDAS 模型与 PDL、ARIMA 模型的均方预测误差比值,该比值小于 1 时表示 C(n)-MIDAS 模型具有更好的预测精度。

(1)不同滞后阶数 K 下,混频模型和同频模型的预测精度比较。通过比较基于 4 个重要先行指标(牛肉价格、羊肉价格、活鸡价格和蛋鸡配合饲料价格)构建的 C(1)-MIDAS 模型和同频 PDL、ARIMA 模型的样本内预测精度发现,不同滞后阶数 K 取值下,除蛋鸡配合饲料价格外,基于其他 3 个指标构建的 C(1)-MIDAS 模型的预测精度明显优于同频 PDL 和 ARIMA 模型,具体表现为其 RMSE-PDL 和 RMSE-ARIMA 均明显小于 1 或与 1 非常接近(图 1)。

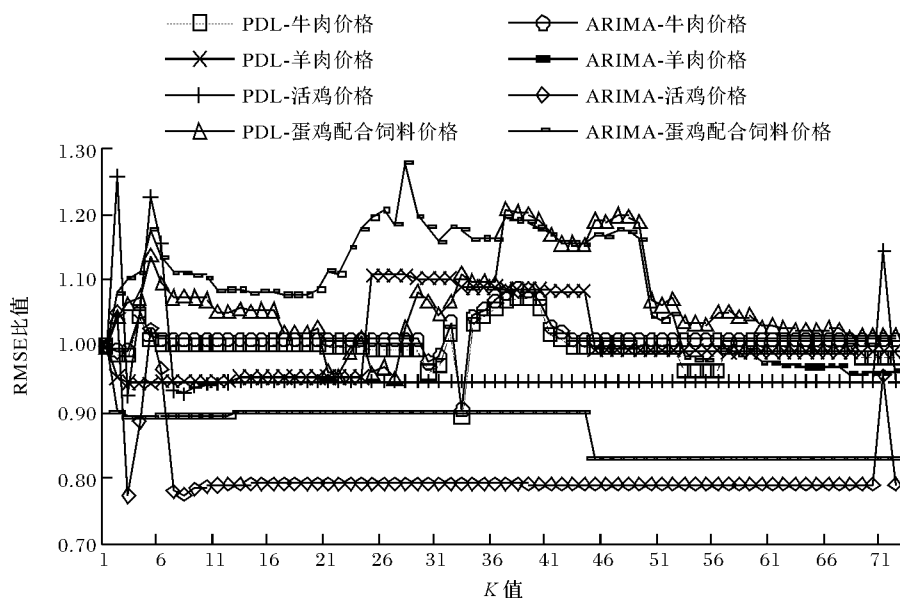


图 1 基于 4 个指标构建的混频和同频模型预测精度比较

通常高频变量最优滞后阶数的判别可选最优预测误差^[31]或最优估计残差两种,特别的,当最优值对应不止一个滞后阶数时可结合 AIC 准则进行综合研判,进一步,表 3 列出最优或具有代表性的滞后阶数下的不同模型样本内预测精度比较。对于牛肉价格,随着滞后阶数的增加,其 C(1)-MIDAS 模型的预测精度先降低后增加,当 K 为 33 时,预测精度达到最优,此后再次经历先降低后提高的变化趋势,当 K 达到 43 以后,预测精度保持不变;估计误差则先减小后增加,当为 3 时,估计误差最低,此后略有增加,当 K 增至 6 以后估计误差保持不变;综合比较,当 K 为 3 时,C(1)-MIDAS 模型不具有预测优势,K 为 33 时,模型具有明显的预测优势,验证了 K 值越大模型估计预测效果越好的结论。对于羊肉价格,随着 K 值增加,其预测精度先提高后降低,当 K 为 45 时,达到最优预测精度,此后波动变化不大;估计误差则先降低后波动增加,当 K 为 6 时,估计误差最低;综合比较,仅当 K 取 25~44 时,C(1)-MIDAS 模型的预测精度略差于 PDL 模型外,其余情况 C(1)-MIDAS 模型都具有明显的预测效果。对于活鸡价格,随着 K 值增加,其预测精度总体呈增加-降低-增加不断循环交替的波动趋势,估计误差呈先下降后总体增加走势,当 K 分别取 3 和 7 时,预测和估计效果分别达到最优;综合比较,仅当 K 取 2、5、6、71 时,C(1)-MIDAS 模型的预测效果略不足外,其余情况模型的预测优势突出。对于蛋鸡配合饲料价格,混频模型的预测优势不明显,仅当 K 取 21~27 时,较 PDL 模型具有比较优势,当 K 大于 53 时,较 ARIMA 模型具有比较优势;当 K 取 68 时,预测误差达到最小,当 K 取 6~9 时,估计残差均达到最小,则进一步结合 AIC 准则,取 AIC 值最小时对应的滞后阶数 9,且比较发现此时 C(1)-MIDAS 模型预测估计效果相对较好。整体来看,虽然在个别指标个别滞后阶数取值下,C(1)-MIDAS 模型较同频模型的预测比较优势不突出,但总体来看具有明显的预测比较优势,且在最优滞后阶数条件下模型的预测优势显著。

表 3 最优滞后阶数下 C(1)-MIDAS 模型预测估计效果比较

指标	K 值	C(1)-MIDAS 模型回归结果			同频模型预测精度比较	
		预测误差	估计残差	AIC	RMSFE-PDL	RMSFE-ARIMA
基于牛肉价格	4	5.765	25.540*	152.570*	1.0450	1.053
	30	5.346	25.886	153.162	0.9610	0.976
	33	4.947*	25.886	153.162	0.893	0.903
	43	5.532	25.886	153.162	0.999	1.010
基于羊肉价格	5	4.889	26.083	98.054	0.944	0.893
	6	4.902	25.829*	97.790*	0.946	0.895
	45	4.541*	26.670	98.655	0.995	0.829
	46	4.541	26.683	98.668	0.995	0.829
基于活鸡价格	3	4.234*	21.080	92.304	0.925	0.773
	7	4.272	12.295*	77.749*	0.933	0.780
	8	4.248	12.419	78.020	0.928	0.776
基于蛋鸡配合饲料价格	6	6.217	22.949*	81.131	1.097	1.135
	9	6.072	22.949*	60.571*	0.980	1.075
	27	6.487	25.851	65.801	0.952	1.185
	68	5.246*	23.831	65.823	1.014	0.958
	70	5.254	23.849	64.32	1.016	0.959

注:* 表示该判别标准下最优滞后阶数对应的取值。

依据样本内最优预测精度判别的最佳滞后阶数,牛肉价格是 33 周,羊肉价格是 45 周,活鸡价格是 3 周,蛋鸡配合饲料是 68 周,其中,牛羊肉作为鸡蛋蛋白质提供的替代品,滞后阶数表现为中长期,表明由于消费者存在一定的反应期和选择期,替代品价格对鸡蛋价格波动的反应程度不是很灵敏,有一定的滞后期;活鸡作为鸡蛋供给链上众多关联产品的总体,其滞后阶数仅为 3 周,反应快速,表明由于活鸡价格包含了鸡蛋生产环节中祖代蛋鸡、雏鸡和蛋鸡的综合投入养殖成本,且从消费环节上看活鸡价格还包含了和鸡蛋同为禽类产品的肉鸡替代成本,消费者对两者在营养价值、产品认知、消费习惯等方面的感受接近,故活鸡价格对鸡蛋价格波动的反应程度非常敏捷,即时响应,且预测精度也是 4 个指标中最高的,其对鸡蛋价格波动的解释能力最好;蛋鸡配合饲料虽是鸡蛋供给端的重要影响因

素,但其对鸡蛋价格的影响还需通过蛋鸡价格进行传导,加上蛋鸡养殖的生产周期较长,故饲料价格对鸡蛋价格波动的反应速度最慢,且预测精度也是 4 个指标中最低的,其对鸡蛋价格波动的解释能力较弱。依据样本内最优估计误差判别的最优滞后阶数,牛肉价格是 4 周,羊肉价格是 6 周,活鸡价格是 7 周,蛋鸡配合饲料是 9 周,该判别标准下各指标对鸡蛋价格的解释能力和作用方式均不同于样本内最优预测,需求因素对鸡蛋价格波动的反应程度总体快于供给因素,与大多学者研究结论相悖,故该标准下构建模型的预测效果不如前者,但整体仍优于同频模型。

(2)不同向前预测步数 h 下,C(1)-MIDAS 模型和同频模型的预测精度比较。由于 C(1)-MIDAS 模型更适用于短期预测,故本研究将讨论半年期即 24 步以内,4 个重要先行指标在其最优滞后阶数下的 C(1)-MIDAS 模型预测误差和 C(n)-MIDAS 模型的预测效果。首先,比较 C(1)-MIDAS 模型和 ARIMA 模型的预测情况,整体来看,当 $h \leq 20$ 时,C(1)-MIDAS 模型的预测效果整体优于 ARIMA 模型,特别当 h 取 3、9、19、20 时,4 个指标的模型预测效果均优于 ARIMA 模型(图 2)。其中,基于羊肉价格的预测优势最明显,而基于牛肉价格的预测优势略有不足,主要原因可能是因为 2019 年以来牛肉市场形势起伏较大,价格涨幅较大,而羊肉市场形势相对稳定,价格波动相对平稳;另一方面,牛羊肉市场对抗不确定因素等未知情况的影响时,反应差别明显,2020 年,我国牛肉进口量同比增加 27.7%,而羊肉进口量反之同比下降 6.97%,表明牛肉价格相对敏感,市场相对活跃,故其作为自变量预测鸡蛋价格时预测效果不如相对稳定的羊肉价格。其次,比较 C(1)-MIDAS 模型和 PDL 模型的预测情况发现,不同指标对应的最优预测步数无法统一,C(1)-MIDAS 模型的预测优势不明显,则进一步探讨 C(n)-MIDAS 模型的预测效果,整体来看,当 $h \leq 20$ 时,C(n)-MIDAS 模型较同频 PDL、ARIMA 模型均具有明显的预测优势,尤其当 $h \leq 3$ 时,预测优势尤其突出(图 3)。综上,当预测步数 $h \leq 20$ 时,C(n)-MIDAS 模型较同频模型具有明显的预测优势,这也验证了混频模型更适合进行短期预测的结论。

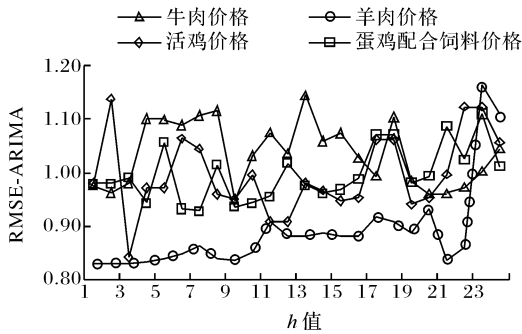


图 2 不同预测步数 h 下 C(1)-MIDAS 模型和 ARIMA 模型预测精度比较

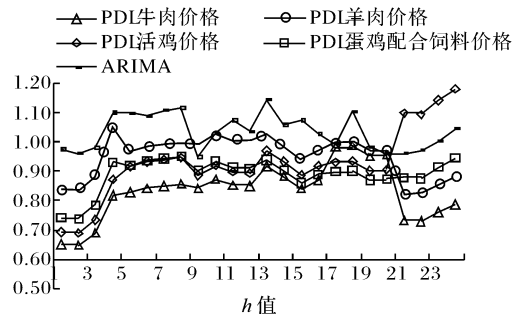


图 3 不同预测步数 h 下 C(n)-MIDAS 模型和 PDL、ARIMA 模型预测精度比较

4.加入 PMI 指数和鸡蛋期货价格的模型预测结果比较

依据最优预测误差得到的各指标的最优 C(n)-MIDAS 模型的滞后阶数分别为:牛肉价格滞后 33 周、羊肉价格滞后 45 周、活鸡价格滞后 3 周、蛋鸡配合饲料价格滞后 68 周,类似地,得到鸡蛋期货价格以及 PMI 指数对应的最优预测方法滞后阶数,以上模型的全样本(2015 年 1 月至 2020 年 12 月)回归结果见表 4。

表 4 各指标最优 C(n)-MIDAS 模型回归结果

指标	K	常数	λ	β	θ_1	θ_2	RMSE
基于牛肉价格	33	-0.733	0.301	6.230	5.047	-0.807	8.935
基于羊肉价格	45	1.799	0.355	-8.643	4.271	7.272	8.830
基于活鸡价格	3	-0.068	0.352	2.940	2.430	4.970	4.909
基于蛋鸡配合饲料价格	68	-0.281	1.0×10^{-8}	7.325	5.018	0.435	5.290
基于鸡蛋期货价格	8	0.156	0.252	1.686	1.056	1.002	2.863
基于 PMI 指数	2	0.296	0.503	0.137	-0.371	-0.019	9.609

确定C(n)-MIDAS模型的最优滞后阶数及各估计参数后,带入全样本数据预测2021年1—2月的鸡蛋价格并与实际价格比较,进一步在分别已知2021年1月第1周($h=3$)、第2周($h=2$)、第3周($h=1$)时各指标最新公布的数据后对预测结果进行修正(表5)。比较选择不同指标得到的鸡蛋价格预测精度发现:(1)2021年1月鸡蛋价格发生“跳跃式”增长,故模型预测普遍存在低估,且受模型惯性影响,1月鸡蛋价格模型预测误差略大,但随着模型自身的修正以及不断加入最新公布的高频数据,2月鸡蛋价格预测效果普遍较好,组合预测误差在2%以下,可见,即便面临暴涨暴跌,C(n)-MIDAS模型也能实现较好的平滑处理提高预测效果;(2)整体来看,对于C(1)-MIDAS模型,基于鸡蛋期货价格的价格预测精度最高,基于PMI指数的价格预测精度最低,对于C(n)-MIDAS模型,含鸡蛋期货价格的C(5)-MIDAS预测精度最高,含PMI指数的C(5)-MIDAS预测精度最低,故认为鸡蛋期货价格是预测鸡蛋现货价格的有效指标,而PMI指数虽具有经济前瞻性,但不是预测鸡蛋现货价格的有效指标,本研究将选择含有鸡蛋期货价格的C(5)-MIDAS对鸡蛋价格进行预测预警;(3)C(4)-MIDAS和含鸡蛋期货价格的C(5)-MIDAS的预测精度普遍高于其对应的C(1)-MIDAS模型,表明由于组合模型不用考虑各变量之间的多重共线性问题,不用对各变量进行去趋势化、去共线性等数据处理,在具有包含所有变量原始信息的优势外还有简单便捷易操作的特性;(4)C(6)-MIDAS模型预测效果不好主要是因为其包含了预测精度最差的PMI指数,进一步揭示了多元组合模型中指标选择并不是越多越好,核心要义是选出贡献度高、相关性高或先行指导意义强的具有良好解释效果的指标,可见指标选择对于模型的回归分析、预测结果影响至关重要;(5)对于任一指标, $h=1$ 时,C(n)-MIDAS模型预测精度普遍最高,表明将最新公布的数据带入模型后能及时修正预测结果从而提高预测效果。综上,本研究将选择含有鸡蛋期货价格的C(5)-MIDAS,取 $h=1$ 对2021年3至12月中国鸡蛋价格进行预测,最终得到各月价格变化情况依次为跌5.72%、涨8.75%、涨1.06%、跌0.53%、跌1.13%、涨1.58%、涨6.05%、涨1.49%、跌2.22%、跌1.69%。

表5 基于C(n)-MIDAS模型的2021年1—2月中国鸡蛋价格预测误差 %

指标	$h=1$		$h=2$		$h=3$	
	已知第1周数据		已知第2周数据		已知第3周数据	
	1月	2月	1月	2月	1月	2月
基于牛肉价格	-8.43	-5.3	-11.52	-7.96	-11.82	-8.83
基于羊肉价格	-8.12	-4.17	-13	-6.5	-11.69	-10.04
基于活鸡价格	-5.97	1.13	-6.99	1.09	-7.93	-1.95
基于蛋鸡配合饲料价格	-6.53	-3.78	-7.07	-4.08	-7.45	-4.99
4 指标	-7.77	-1.52	-8.21	-3.48	-8.83	-4.54
基于鸡蛋期货价格	-5.51	1.25	-5.84	0.61	-5.30	1.59
基于PMI指数	-10.03	-2.42	-9.25	-11.96	-18.28	-14.63
5 指标(含期货)	-7.08	-1.08	-8.19	-3.38	-8.98	-4.63
5 指标(含PMI)	-7.72	-2.60	-9.94	-6.48	-12.34	-8.24
6 指标	-7.18	-2.75	-9.76	-6.25	-11.91	-7.83

三、鸡蛋价格预警研究

中国鸡蛋价格波动频繁,亟须对其价格进行监测预警,研判市场风向标,为生产者、消费者以及政策决策者提供参考依据。价格预测预警的核心是确定风险预警区域,有关畜产品阈值的研究方面,岳之晓等^[13]将警情指标平均值作为基准点,标准差的整数倍作为警限的临界值,将鸡蛋价格预警的警度和警限分为5个等级;刘刚综合考虑畜产品价格的季节性和周期性等后,将主要畜产品价格的波动分为四个波动区域:正常区域($0 \sim \pm 2\%$)、基本正常区域($\pm 2\% \sim \pm 3\%$)、关注区域($\pm 3\% \sim \pm 4\%$)、预警区域($\pm 4\%$ 以上)^[33];贾钰玲将每一预警指标的样本数据经过预处理和标准化后,拟采用 $X-1.45s$ 、 $X-0.85s$ 、 $X+0.85s$ 、 $X+1.45s$ (X 为样本均值, s 为样本标准差)作为四条预警控制线^[34]。以上研究均没有将警情指标的增加和减少区分讨论,但实际中任一农产品价格的正负向波动都是非对称的,若简单将预测区域设置为对称,则可能出现统计学中的第一类误差和第二类误差,进

而出现预警失效。本文将采用许世卫等^[35]从增加和减少两个维度提出的中国农产品监测预警阈值表,其综合考虑了不同农产品的历史数据变化规律和特征,采用多种统计学方法确定预警警度后结合德尔菲法对其修正,最终将鸡蛋价格波动率划分为无警(无需报警)、轻警(密切关注)、中警(发出警示)和重警(紧急发出警示)4个区间(表6)。

表6 鸡蛋价格月度监测预警阈值表

类别	无警	轻警	中警	重警
增加	[0,4.80%)	[4.80%,8.85%)	[8.85%,14.58%)	[14.58%,+∞)
减少	[0,4.66%)	[4.66%,8.57%)	[8.57%,14.30%)	[14.30%,+∞)

根据前文对不同指标选择预测结果的分析,最终选择预测效果最好的含鸡蛋期货价格的C(5)-MIDAS对2021年3—12月中国鸡蛋价格进行预测。鉴于不同数据来源鸡蛋价格的具体数值有所不同,而人们其实更关注的是价格涨跌,表7列出鸡蛋预测价格的环比变化,结合表6,将其波动率转化为监测预警结果(表8)。一方面能明确快速定位导致警情发生的对应警兆指标,从而找准警源,及时对其进行干预,将警情控制在初始状态,避免其进一步波动恶化,造成市场恐慌;另一方面即便没有警情发生,但是仍有警兆指标提前发出预警时,则需密切关注、监测该警兆指标的走势及其整体市场环境,及时采取措施调整调控该指标市场,避免其波动幅度过大导致警情发生,将警情扼杀在萌芽状态,保障鸡蛋价格市场稳定。

表7 2021年3—12月中国鸡蛋预测价格环比变化

%

日期	基于牛肉价格	基于羊肉价格	基于活鸡价格	基于蛋鸡配合饲料价格	基于鸡蛋期货价格	组合预测
2021-03	-9.07	-6.84	-10.07	-0.07	-4.79	-5.72
2021-04	1.68	1.24	7.33	14.17	9.86	8.75
2021-05	-0.69	-0.43	0.96	2.43	1.20	1.06
2021-06	-0.75	0.01	-0.41	-2.02	0.62	-0.53
2021-07	1.54	-2.78	-0.64	3.82	-0.18	-1.13
2021-08	5.25	6.85	1.58	4.68	-2.99	1.58
2021-09	2.72	5.71	2.63	6.11	9.03	6.05
2021-10	-2.01	1.78	2.22	1.30	2.14	1.49
2021-11	-2.36	0.27	-2.19	-2.16	-3.01	-2.22
2021-12	-1.91	-1.07	-3.85	-1.28	-0.96	-1.69

表8 2021年3—12月中国鸡蛋价格监测预警结果

日期	基于牛肉价格	基于羊肉价格	基于活鸡价格	基于蛋鸡配合饲料价格	基于鸡蛋期货价格	组合预警
2021-03	中警	轻警	中警	无警	无警	轻警
2021-04	无警	无警	轻警	中警	中警	轻警
2021-05	无警	无警	无警	无警	无警	无警
2021-06	无警	无警	无警	无警	无警	无警
2021-07	无警	无警	无警	无警	无警	无警
2021-08	轻警	轻警	无警	无警	无警	无警
2021-09	无警	轻警	无警	轻警	中警	轻警
2021-10	无警	无警	无警	无警	无警	无警
2021-11	无警	无警	无警	无警	无警	无警
2021-12	无警	无警	无警	无警	无警	无警

结果显示,2021年3—12月鸡蛋价格整体呈波动上涨趋势,整体波动幅度不大,其中有3个月表现为轻警,需密切关注相关指标波动情况及市场走势。3—4月,鸡蛋价格表现为轻警,在1—2月受

元旦、春节提振及国内再次多发的新冠疫情影响,鸡蛋价格发生跳跃式后上涨后,随着疫情得到有效控制,天气逐渐回暖,鸡蛋价格回落,幅度略大导致发生轻警,其中3月的价格变化主要原因可能是受牛羊肉及活鸡价格影响,4月的价格变化可能是受活鸡、蛋鸡配合饲料及鸡蛋期货价格影响,此时无须报警,但需提前密切关注以上指标的价格走势、上下游产业链的整体情况,以及国内及国外、中央及地方的各项相关产业的市场情况、结构调整、投资策略及政策变化等;5—7月,鸡蛋价格表现为无警,且各重要影响指标也均表现为无警,此时无须报警,正常关注监测各指标价格波动及中央部委的重要政策文件和指导方针即可;8月,组合预警显示鸡蛋价格为无警,但其中重要因素牛羊肉价格显示为轻警,此时无须报警,加强对牛羊肉价格波动、进出口贸易量及食品安全等事件的监测即可;9月,鸡蛋价格表现为轻警,主要原因是受羊肉、蛋鸡配合饲料及鸡蛋期货价格影响,其中鸡蛋期货价格的预警程度最大,可能是受中秋、国庆节日及月饼产业提振及期货投机炒作影响,此时无须报警,密切关注重点指标的波动走势及其产业链上下游整体情况;10—12月,鸡蛋价格及其重要影响因素均表现为无警,正常关注监测常用指标及国内外环境即可。

四、结论及未来研究方向

1. 研究结论

针对目前鸡蛋价格预测预警方面存在的特征指标选择缺乏实证筛选方法、模型回归分析大多停留在传统计量模型的问题,本研究结合时差相关分析和VIP技术从影响鸡蛋价格波动的18个混频指标中筛选出相关程度较高的4个重要先行指标(牛肉价格、羊肉价格、活鸡价格、蛋鸡配合饲料价格)以及2个待定指标(鸡蛋期货价格、PMI指数)构建C(n)-MIDAS模型预测2021年1—2月鸡蛋价格,并探讨不同指标选择下C(n)-MIDAS模型的预测精度变化,比较发现加入鸡蛋期货价格后的C(5)-MIDAS模型预测效果最好,进一步运用选定模型结合中国农产品监测预警阈值表对2021年3—12月鸡蛋价格进行预测预警发现,2021年3—4月,9月鸡蛋价格表现为轻警,且警情发生的主要影响因素不同,需针对具体情况具体指标提前密切关注有关产业的行业走势及政策变化。

本文基于时差相关分析法和VIP技术筛选指标后运用C(n)-MIDAS模型对鸡蛋价格进行实证分析预警,论证了该模型用于鸡蛋价格预测的模型优势:一是预测比较优势。通过比较不同滞后阶数及不同预测步数下,C(n)-MIDAS模型和基准模型(PDL、ARIMA)的预测精度发现,总体来看C(n)-MIDAS模型具有明显的预测比较优势,且在最优滞后阶数条件下C(1)-MIDAS模型的预测优势显著,验证了C(n)-MIDAS模型能充分挖掘利用高频数据信息,且当滞后阶数K较大(包含较多历史信息),预测步数较小时(h 小于等于20,短期预测),模型预测优势更为突出。二是及时修正优势。将2021年1月第1周($h=3$)、第2周($h=2$)、第3周($h=1$)最新公布的各指标数据代入模型后,得到修正的2021年1—2月鸡蛋预测价格较没有加入最新数据的预测价格误差更小,验证了混频模型能将最新公布的高频数据及时代入模型,对已有预测结果进行修正,从而提高模型预测效果。三是指标选择优势。单一指标选择方法可能存在指标筛选过度(重要信息丢失)或剩余信息过多(多余信息干扰)的情况,本研究结合两种变量选择方法先筛选出重要指标,然后对边际指标进行探讨,最终确定模型指标的方法明显具有理论优势,实证来看,各C(n)-MIDAS模型的预测精度:含鸡蛋期货价格的C(5)-MIDAS > C(4)-MIDAS > C(6)-MIDAS > 含PMI指数的C(5)-MIDAS,验证了指标选择并不是越多越好,重要的是基于研究目的选择最恰当的关键指标,鉴于篇幅有限,本研究仅对通过其中一种变量选择方法(没有通过两种方法)的鸡蛋期货价格和PMI指数进行了是否应纳入构建模型的讨论,后续将进一步探讨加入经济学上的重要指标如猪肉价格、在产蛋鸡存栏量等,是否会有助于提高模型的预测效果。四是警情发现优势。传统预警区域没有将警情指标的增加和减少区分讨论,忽略了农产品价格正负向波动的非对称性;传统预警结果大多基于指标体系计算合成指数或扩散指数得到,更多地考虑各指标自身的波动情况而不是各指标对因变量的预测情况,以上都会出现预警过松(如预警区域确定不合理)或过严(如虽然指标自身波动过快出现轻警,但是传导到因变量时预测影响为无警)的发生,本研究基于时差相关分析法和VIP技术筛选指标后构建C(n)-MIDAS模型得到的

预警结果可以迅速发现警情,精准定位警源,提前捕捉未发警情,进而迅速或超前采取有针对性的有效措施,控制市场波动,维护市场稳定。

2. 未来研究方向

作为国内首个上市的畜产品期货,中国鸡蛋价格体系趋于完善,但受产销区供需信息不对称、上游产品生产分散、产业链细枝末节繁杂、产品运输易损耗等因素影响,中国鸡蛋价格波动频繁,亟需对其进行动态监测,加强监管。一是加强重点指标的监测研究力度。对鸡蛋产业进行监测预警时,除全面关注监测鸡蛋价格波动指标体系中所有指标的波动情况外,对本研究筛选出的活鸡价格、牛肉价格、羊肉价格、蛋鸡配合饲料价格、鸡蛋期货价格等 5 个对鸡蛋价格具有先行指导性的重要指标进行重点监测,加强监管力度。二是加强涵盖全国各省市的鸡蛋监测预警体系建设。目前仅部分主要产销区建立了蛋鸡生产监测系统,但由于鸡蛋具有运输费用高昂及疫情发生局部性的特征,不同地域鸡蛋市场情况差异较大,为更好地布局全国一盘棋,亟须加强构建全国性的鸡蛋监测预警体系,可将本研究的研究方法结合面板数据理论,用于监测预警各省市的鸡蛋市场价格。三是及时跟踪学术前沿,将金融经济行业的最新研究方法应用到鸡蛋产业,如充分利用“保险+期货”等新兴金融产品规避市场风险、编制混频非对称鸡蛋行业景气指数等。2013 年 11 月,作为国内首个生鲜品种,鸡蛋期货在大商所上市,给蛋鸡业提供了规避“鸡飞蛋打”市场风险的工具,但鸡蛋价格仍频繁波动,故学者们进一步探讨将“保险+期货”(农户购买价格保险后,当市场价格低于目标价格时,保险公司一方面对农户给予经济赔偿,另一方面与期货公司通过场外期权管理化解保险风险)这一新兴金融工具运用于鸡蛋市场,2015 年 6 月,鸡蛋价格保险在上海市浦东新区顺利落地,此后山东省于 2016 年,安徽省于 2018 年,广东省于 2020 年等陆续推出鸡蛋目标价格,目标价格的制定使得农户经营由保成本向保收入转变,保证农户蛋鸡养殖超额收益。此外,目前全国不少省市均定期发布畜产品及饲料集市价格周报,重视数据整理及产品监测预警,但对鸡蛋等畜产品的深入研究分析却较少,未来可借鉴周德才等^[36]的研究方法,编制混频非对称畜产品鸡蛋行业景气指数,不仅可以作为鸡蛋市场景气良好的先行指标和预测指标,而且能高效及时识别我国鸡蛋景气阶段变化和周期性变化等。

参 考 文 献

- [1] 陈红茜,滕光辉,邱小彬.基于分布式流式计算的蛋鸡养殖实时监测与预警系统[J].农业机械学报,2016(1):252-259.
- [2] 宋俊峰.鸡蛋质量安全的追溯及预警机制研究——以南通新康德禽业 HACCP 体系建设为例[D].南京:南京农业大学,2009.
- [3] 汤路响,祁春节.中国鸡蛋价格波动的空间效应及分解——基于多重权重的实证检验[J].统计与决策,2020(7):46-52.
- [4] 李雪莹,武翔宇.鸡蛋期货价格影响因素分析[J].农业经济,2019(10):121-123.
- [5] 原云霄,王宝海.关于蛋料比价关系研究[J].价格理论与实践,2017(10):92-95.
- [6] 陈晓曦,杨晓梅.我国鸡蛋产业链价格动态关系研究[J].价格理论与实践,2018(6):86-89.
- [7] 张颖娴.中国鸡蛋价格与肉类价格动态关联分析[J].农业经济,2020(8):152-155.
- [8] 武玉环,秦富.当前我国鸡蛋价格趋势的分析及预测[J].价格理论与实践,2017(10):108-111.
- [9] 赵一夫,秦富.我国鸡蛋价格变动特点及规律分析[J].农业技术经济,2013(1):4-10.
- [10] 董晓霞,胡冰川,于海鹏.我国鸡蛋市场价格非对称性传导效应研究——基于非对称误差修正模型[J].农业技术经济,2014(9):52-60.
- [11] 郑燕,马骥,丁存振.基于产销区及地域视角的鸡蛋价格空间传导分析[J].农业技术经济,2020(7):27-46.
- [12] 周荣柱,秦富.蛋鸡生产与鸡蛋价格动态变化关系[J].中国农业大学学报,2016,21(10):145-154.
- [13] 岳之晓,周文俊,侯云先.基于支持向量机的鸡蛋供应链中价格预警研究[J].物流工程与管理,2013(2):74-76.
- [14] ZOMCHAK L, UMRYSH H. Modeling and forecasting of meat and eggs producing in Ukraine with seasonal arima-model[J]. Agricultural and resource economics; international scientific e-journal, 2017(3):16-27.
- [15] AHMAD HA, MARIANO M. Comparison of forecasting methodologies using egg price as a test case[J]. Poultry science, 2006, 85(4):798-807.
- [16] 刘雪,刘锦涛,李佳利,等.基于季节分解和长短期记忆的北京市鸡蛋价格预测[J].农业工程学报,2020,36(9):331-340.
- [17] GHYSELS E, SANTA-CLARA P, VALKANOV R. The MIDAS touch: mixed data sampling regressions[C]. Working paper, UNC and UCLA, 2004.

- [18] 徐剑刚,张晓蓉,唐国兴.混合数据抽样波动模型[J].数量经济技术经济研究,2007(11):77-85.
- [19] 刘金全,刘汉,印重.中国宏观经济混频数据模型应用——基于 MIDAS 模型的实证研究[J].经济科学,2010(5):23-34.
- [20] SCIPIO P.Data aggregation in midas models: improving forecasting through optimal data piling[D].Netherlands: Erasmus University Rotterdam,2017.
- [21] HIRASHIMA A,JONES J,BONHAM C S, et al.Forecasting in a mixed up world: nowcasting Hawaii tourism[J].Annals of tourism research,2017(63):191-202.
- [22] PENEV S,LEONTE D,LAZAROV Z, et al.Applications of MIDAS regression in analysing trends in water quality[J].Journal of hydrology,2014,5(11):151-159.
- [23] ANDREOU E,GHYSELS E,KOURTELLOS A .Should macroeconomic forecasters use daily financial data and how? [J].Journal of business & economic statistics, 2013(31):240-251.
- [24] 李哲敏,许世卫,董晓霞,等.中国禽蛋产业链短期市场价格传导机制[J].中国农业科学,2010,43(23):4951-4962.
- [25] 刘汉,刘营,王永莲.经济景气指标与实际 GDP 增长率的混频预测[J].统计与决策,2017(27):21-29.
- [26] 刘小瑜,辛韵.基于 LASSO-VIP-PLSR 模型的出口商品价格总指数的预测[J].统计与决策,2019(15):79-82.
- [27] 袁铭.基于小波的搜索量聚类及在变量选择中的应用[J].计算机应用,2015,35(3):802-806.
- [28] WOLD S.PLS for multivariate linear modeling[J].Chemometric methods in molecular design,1995(2):195-218.
- [29] GHYSELS E,SINKO A,VALKANOV R.MIDAS regressions: further results and new directions[J].Econometric reviews,2007,26(1):53-90,40.
- [30] 于扬,王维国.MIDAS 模型估计的偏误、有效性及其与同频率模型的区别研究[J].统计与信息论坛,2017,32(10):11-17.
- [31] 席旭文.基于混频数据模型的 M0 短期预测[J].金融理论与实践,2018(12):12-19.
- [32] 刘宽斌,张涛.利用网络搜索大数据实现对 CPI 的短期预报及拐点预测——基于混频抽样数据模型的实证研究[J].当代财经,2018(11):3-15.
- [33] 刘刚.目标价格视角下主要畜产品价格风险预警研究[D].北京:中央财经大学,2016.
- [34] 贾钰玲.我国肉鸡产业波动规律及价格预警分析[D].北京:中国农业科学院,2015.
- [35] 许世卫,王禹,潘月红,等.中国农产品监测预警阈值表的研究与建立[J].农业展望,2020(8):3-25.
- [36] 周德才,朱志亮,纪应心,等.混频非对称金融景气指数编制及应用研究——基于 MF-MS-DFM 模型的经验分析[J].管理评论,2019,31(8):71-83.

(责任编辑:金会平)