

石涛, 李根栓, 李鹏飞, 等. 基于混频模型的中部某省卷烟销量趋势预测 [J]. 中国烟草学报, 2021, 27 (4) . SHI Tao, LI Genshuan, LI Pengfei, et al. Forecast of cigarette sales trends in central province of China based on mixing model [J]. Acta Tabacaria Sinica, 2021, 27(4). doi: 10.16472/j.chinatobacco.2020.180

基于混频模型的中部某省卷烟销量趋势预测

石涛^{1,2}, 李根栓¹, 李鹏飞¹, 郑飘^{1*}

1 河南中烟工业有限责任公司, 河南省郑州市榆林南路16号 450016;

2 河南省社会科学院, 河南省郑州市丰产路21号 450002

摘 要: 基于 2008—2019 年中部某省卷烟销量数据, 本文运用混频 MIDAS 模型, 对该省卷烟销量进行样本内和样本外预测, 探索混频模型对卷烟销量预测的适用性。研究发现: 饮料烟酒类商品零售价格指数、全社会消费品零售总额、工业增加值增长率等宏观经济变量是预测卷烟销量的有效先行指标。同时, 混频 MIDAS 模型在卷烟销量的样本内和样本外预测都具有较好的精度, 预测的准确性和时效性强。因此, 可以利用月度宏观经济变量对季度卷烟销量进行预测, 为卷烟工商企业制定相关销售政策提供实证依据。

关键词: 卷烟销量; 混频预测; MIDAS 模型

近年来, 随着烟草行业供给侧结构性改革和市场化取向改革的深入推进, 卷烟销售业务流程逐步由“工-商-零-消”向“消-零-商-工”转变, 消费者具有更大选择权和主动权, 卷烟市场需求导向性日益凸显。尤其是卷烟消费不断向个性化、多元化升级, 卷烟需求的不确定性明显增加, 给卷烟营销工作带来新的挑战, 对卷烟消费需求预测的科学性和准确性提出了更高要求。从宏观角度, 需要通过精准科学需求预测, 准确把握市场真实需求, 敏锐感知消费需求变化趋势。从微观角度, 需要通过精准科学的卷烟需求预测, 切实加强工商协同和货源衔接, 提高货源供给与市场需求吻合度, 保证卷烟市场供给总量和结构与需求变化相适应; 畅通卷烟产业链, 提升工商企业各环节的高效协同, 提高工商企业运行效率和经营效益, 提高响应市场的速度, 精准满足市场需求。因此, 精准科学预测卷烟销量对进一步提高响应市场的速度、适应市场的能力和服务市场的水平, 进一步提高卷烟营销水平具有十分重要的意义。

1 研究进展

近年来, 国内学者围绕我国卷烟销量预测问题进行了诸多研究, 邹亮^[1]、程幸福^[2]分别构建季节趋势分解模型、ARIMA 模型等时间序列模型预测月度、季度卷烟销量; 蒋兴恒^[3]采用 BP 神经网络对卷烟月度销量进行预测; 吴明山^[4]等多位学者构建组合预测模型对卷烟季度、月度销量进行预测, 以克服单一模型预测精度不高的缺陷, 提高预测的精准性。上述学者构建的预测模型均是基于卷烟销量自身的时序数据进行预测, 虽然取得了较好的预测效果, 但忽略了某些影响卷烟消费的因素, 例如国内生产总值(GDP)、全社会消费品零售总额等宏观经济指标和消费者特征。王运鸿^[5]、汪世贵^[6]、席昊^[7]分别构建回归预测模型研究宏观经济指标与卷烟销量之间的关系, 并基于宏观经济数据对卷烟销量进行预测。上述研究以年度数据和全国整体数据为主, 数据的时间和空间粒度较粗, 不能有效满足季度和月度卷烟消费需求预测的需要; 且研究以同频数据的自回归模型为主, 不能有效捕捉宏观经济环境等外部因素对卷烟销量的影响。

作者简介: 石涛 (1986—), 博士, 助理研究员, 主要研究方向: 烟草经济管理, Tel: 0371-69192920, Email: taoshi_ccp@163.com

通讯作者: 郑飘 (1990—), 硕士, 经济师, 统计师, 主要研究方向: 烟草经济研究, Te: 0371-69192652, Email: zhengp0311@163.com

收稿日期: 2020-06-19; **网络出版日期:** 2021-05-06

国际学者的研究方法对克服上述问题具有一定启发。Ghysels 等^[8]首先提出混频数据抽样(MIDAS)模型,提取不同频率数据信息来进行分析预测。该模型的提出最初是为了运用混频数据对股票市场的波动进行分析预测。由于 MIDAS 模型在预测方面具有较高的准确性,因此国内外学者将该模型拓展应用到宏观经济、旅游、能源、环境等各个领域进行预测研究。Bai 等^[9]通过 MIDAS 模型与状态空间模型对美国 GDP 预测精准度的对比,证明 MIDAS 模型预测效果更好。唐成干和莫旋^[10]运用“三驾马车”对中国宏观经济进行分析和短期预测,指出投资增速的放缓和出口增速的下滑是引起当前中国宏观经济下行的主要原因,证明 MIDAS 模型在对中国宏观经济的短期预测精确性方面具有一定的优势。刘汉和王永莲^[11]以美国来华游客人次为研究对象,开展入境旅游需求的混频预测研究,并与传统同低频预测模型进行比较分析,结果表明,基于网络搜索数据的混频预测模型的预测精度相比传统同低频数据模型有近 50% 的提升,预测精度和方向上均有显著提高。秦梦等^[12]根据 MIDAS 模型的建模理论,构建基于季度 GDP 增长率数据和年度能源消费总量增长率数据的混频模型,证明了混频模型在预测能源消费总量方面的准确性与时效。秦华英和韩梦^[13]将 MIDAS 模型用于碳排放量预测研究,分析高频季度 GDP 滞后阶数变化效应及其对低频二氧化碳排放量的影响效应,结果表明,MIDAS 模型对二氧化碳排放量的预测合理,且在中国二氧化碳排放量的短期预测方面具有较高的预测精度,在实时预报方面具有显著的可行性和时效性。

从上述学者的研究成果来看,目前国内学者对卷烟销量预测在数据上以低频的同频数据为主,预测模型以自回归模型为主,鲜有学者基于高频数据,运用混频模型来分析宏观经济要素对卷烟销量预测的适用性,这为本文的研究提供了一定的空间。为此,本文将基于 2008—2019 年的月度宏观经济数据和季度卷烟销量数据,运用混频 MIDAS 模型分析饮料烟酒类商品零售价格指数、工业增加值增长率以及全社会消费品零售总额等宏观经济要素作为先行指标来预测卷烟销量,并运用样本内和样本外数据进一步校验模型的精度,验证混频模型的合理性和可行性。

2 模型设定与变量选择

2.1 模型设定

正如上文指出,现有学者对卷烟销量的预测研究主要是基于时间序列数据,多为低频或者观测长度较

短的同频数据,难以有效分析被观测对象的周期性,尤其是可能存在信息遗漏问题。同时,对卷烟销量等趋势性数据的预测需要构建一个宏观先行指数来预测其走向,即以高频先行指数来预测低频卷烟销量数据,而这是混频数据模型相对其他方法的优势(Foroni C, Pierre G 和 Marcellino M, 2015)^[14]。类似于卷烟销量等时间序列数据,往往会存在自相关关系,需要分析变量自身存在的自相关关系。而传统 MIDAS 模型的好处在于能够运用月度高频数据来估计低频的季度数据,但是并不能显示宏观经济变量可能存在的自相关关系,而向前 h 步预测的 MIDAS (m, k, h) -AR(p)模型具有对预测对象实时预报和修正的特点,设定如下:

$$sale_t = \alpha_0 + \sum_{j=1}^p \lambda_j sale_{t-j} + \alpha_1 W(L^{1/m}; \theta) MAC_{t-h/m}^{(m)} + \varepsilon_t \quad (1)$$

式(1)中, $sale_t$ 表示中部某省卷烟销量, $MAC_{t-h/m}^{(m)}$ 表示宏观经济变量; m 表示因变量与自变量频率的倍差,本文采用的是季度低频与月度高频,故 $m=3$; $W(L^{1/m}; \theta)$ 表示多项式权重(有 β 函数以及阿尔蒙指数权重函数等六种形式), $L^{1/m}$ 表示滞后因子; h 表示向前步数,当 $h=1$ 时,表示向前 1 步混频数据抽样,即用第 t 季度前 2 个月的高频数据来预测第 t 季度的低频数据,而当 $h > 3$ 时,则可以实现对样本外预测,因而向前 h 步预测的 MIDAS (m, k, h) -AR(p)模型具有样本内外预测功能。进一步地,部分权重设定带有一定的主观性导致预测存在误差,Foroni C、Marcellino M. 和 Schumacher C. (2012)提出了无约束的 MIDAS 模型^[15],不再需要估计 $W(L^{1/m}; \theta)$ 表示多项式权重,则有:

$$sale_t = \alpha_0 + \sum_{j=1}^p \lambda_j sale_{t-j} + \sum_{k=1}^K \alpha_k MAC_{t-h/m-(k-1)/m}^{(m)} + \varepsilon_t \quad (2)$$

一般而言,当高频数据与低频数据之间的倍差较小时,无约束的 MIDAS 模型估计效果较好。

2.2 变量选取及数据来源

2.2.1 变量选取

为相对完整地捕捉高频宏观经济因素对卷烟销量的影响,参考现有学者的研究成果^[16-17],结合月度数据可得性,变量选取主要围绕宏观经济环境、消费者特征及价格水平等三个维度,其中宏观经济环境由工业增加值增长率来表示,消费者特征由全社会消费品零售总额来表示,价格水平由饮料烟酒类商品零售价格指数来表示,具体详见表 1 所示。

表 1 变量选取及数据描述统计

Tab. 1 Variable selection and data description statistics

类别	一级指标	二级指标	数据类型	代码
因变量	卷烟销量	卷烟销量	季度	sale
自变量	价格水平	饮料烟酒类商品零售价格指数	月度	tab_inx
	消费特征	全社会消费品零售总额	月度	Consum
	经济环境	工业增加值增长率	月度	ind

2.2.2 数据来源

本文所用数据为中部某省宏观经济月度数据和季度卷烟销量的时间序列数据,考虑数据可得性,时间范围为2008—2019年。以上数据未经特殊说明,宏观经济指标数据来源于该省统计局以及国家统计局网站,卷烟销量数据来源于烟草统计年鉴及统计报表,对于部分缺失数据采用移动自回归平滑处理。为了更好地反映模型估计的有效性,参考机器学习的思路,将样本数据划分为两个时间段:一是样本内训练样本,时间为2008.1—2018.12,用以学习训练估计参数;二是样本外预测样本,时间为2019.1—2019.12,用以验证估计参数的有效性。

3 实证结果及分析

3.1 MIDAS 模型选择

由于卷烟销量与饮料烟酒类商品零售价格指数、工业增加值增长率以及全社会消费品零售总额等高频数据不同频率,样本滞后期较多,形成多种混频数据抽样估计模型,因而主要以均方根误差(RMSE)最小为主,AIC最小及拟合优度为辅进

行最佳模型选择(丁黎黎等,2018)^[18]。本文采用Matlab软件的MIDAS2.3模块进行相应模型估计,分别以饮料烟酒类商品零售价格指数、工业增加值增长率以及全社会消费品零售总额变量作为自变量,相应选择U-AR(4)-MIDAS(3,6)模型、Almon-AR(4)-MIDAS(3,6)模型及U-AR(4)-MIDAS(3,9)模型为各自预测卷烟销量的最佳混频估计模型,模型均方根RMSE参数估计结果如表2~4所示。同时,U-AR(4)-MIDAS(3,6)模型、Almon-AR(4)-MIDAS(3,6)模型及U-AR(4)-MIDAS(3,9)模型的多项式权重分别在(-15,10)、(-1.5,1)及(-0.6,1)范围内波动,且不同时期内的权重值均不相同,表明估计模型权重变动具有合理性,饮料烟酒类商品零售价格指数、工业增加值增长率及全社会消费品零售总额均对卷烟销量具有持续12个月的正负效应。同时,两个模型的拟合值分别为0.914、0.9075、0.9181,表明U-AR(4)-MIDAS(3,6)模型、Almon-AR(4)-MIDAS(3,6)模型及U-AR(4)-MIDAS(3,9)模型在模拟宏观经济变量与卷烟销量之间关系时合理性强。

表 2 不同混频样本内的 RMSE 估计结果 - 基于饮料烟酒类商品零售价格指数

Tab. 2 Estimation results of RMSE in different mixing samples – Based on retail price indices of beverage, tobacco and alcohol products

模型	x 滞后期	Beta	Beta Non-Zero	Exp Almon	U-MIDAS	Stepfun	Almon
AR(2)-MIDAS (3, k)	6	6.7739	6.7533	6.7771	6.9878	6.8128	6.7942
	9	6.6572	6.6019	6.656	6.7502	6.6721	6.6212
	12	7.1614	7.1978	7.1596	6.7405	7.5254	7.4575
	15	7.0461	6.992	7.0271	6.7976	7.3719	7.3799
AR(3)-MIDAS (3, k)	6	5.2084	5.2049	5.2101	5.3257	5.255	5.2118
	9	5.194	5.1638	5.1976	5.7921	5.1384	5.2381
	12	6.7519	6.8072	6.7712	6.4175	7.1243	7.0468
	15	5.7851	5.8164	5.7735	9.5159	6.0635	6.1083
AR(4)-MIDAS (3, k)	6	2.2675	2.1599	2.2763	1.9214	2.1312	2.2144
	9	2.2127	2.1816	2.2196	2.0968	2.1762	2.1443
	12	2.4021	2.393	2.4092	3.0638	2.6411	2.6721
	15	2.327	2.3176	2.3308	4.3453	2.5296	2.5044

表 3 不同混频样本内的 RMSE 估计结果 - 基于工业增加值增长率

Tab. 3 Estimation results of RMSE in different mixing samples– Based on growth rate of industrial added value

模型	x 滞后期	Beta	Beta Non-Zero	Exp Almon	U-MIDAS	Stepfun	Almon
AR(2)-MIDAS (3, k)	6	6.3131	6.5894	6.1364	8.5502	6.1826	8.1218
	9	6.022	6.726	6.0959	9.5092	6.7073	7.0919
	12	6.0139	6.2339	5.971	16.89	6.2983	7.1767
	15	6.1563	5.884	5.5616	16.9638	8.3198	6.7992
AR(3)-MIDAS (3, k)	6	5.0444	5.2283	5.0444	5.9982	4.7154	6.348
	9	5.0444	4.741	5.0444	6.1412	5.2062	5.4667
	12	5.0444	3.8962	5.0444	10.8024	4.792	5.0152
	15	5.0502	4.0914	5.0502	11.9979	4.7582	4.5748
AR(4)-MIDAS (3, k)	6	2.0292	1.6732	1.7835	2.6969	1.9663	1.5493
	9	2.0751	1.7546	1.8408	2.5685	2.2366	1.9552
	12	1.7861	1.7100	1.805	4.2705	2.1145	1.9214
	15	1.83	1.8343	1.9114	5.1944	1.7467	2.1216

表 4 不同混频样本内的 RMSE 估计结果 - 基于全社会消费品零售总额

Tab. 4 Estimation results of RMSE in different mixing samples – Based on total retail sales of consumer goods

模型	x 滞后期	Beta	Beta Non-Zero	Exp Almon	U-MIDAS	Stepfun	Almon
AR(2)-MIDAS (3, k)	6	8.2226	10.1045	8.0002	6.1574	8.4665	9.204
	9	8.3178	4.5683	8.0801	5.2927	9.8922	10.1207
	12	7.8633	5.2124	7.5552	8.2747	9.329	10.9291
	15	7.3868	5.3099	7.0669	5.7394	7.844	8.5554
AR(3)-MIDAS (3, k)	6	5.9992	5.0254	5.9115	4.7458	7.1397	9.5002
	9	5.5199	3.6812	4.8799	4.8463	7.2782	7.5263
	12	3.1525	6.4175	4.445	7.2515	7.394	8.2861
	15	1.9475	2.8573	3.5169	4.9039	4.7132	4.8291
AR(4)-MIDAS (3, k)	6	2.084	1.8196	2.016	2.2633	2.1052	2.9922
	9	1.8693	1.7366	2.0153	2.1037	2.494	2.8468
	12	2.2435	1.9536	2.0478	2.5012	3.2103	2.4322
	15	2.1163	1.9364	2.1211	5.5248	3.3703	2.0936

3.2 估计结果分析

表 5 显示了 U-AR(4)-MIDAS(3,6) 模型、Almon-AR(4)-MIDAS(3,6) 模型及 U-AR(4)-MIDAS(3,6) 模型的估计参数，三种模型估计结果具有符号一致性。其中，饮料烟酒类商品零售价格指数系数与其他变量系数相反，与传统经济学中价格与销量之间呈现负相关关系一致。以 U-AR(4)-MIDAS(3,9) 模型估计参数为

例，该省卷烟销量受到自身 4 个季度变化的影响，影响系数分别为 -0.2172、-0.0311、-0.1619、0.5651，表明随着向前 1 季、2 季度、3 季度卷烟销量增长率的放缓，当季卷烟销量也会相应增加；向前 4 季度卷烟销量的增加，当季卷烟销量也会增加，即向前 4 季度卷烟销量绝对值的增加，会导致当季卷烟销量绝对值的增加。

表 5 基于不同变量的混频模型的参数估计结果
Tab. 5 Parameter estimation results by mixing models based on different variables

参数	工业增加值增长率		饮料烟酒类商品零售价格指数		全社会消费品零售总额	
	系数	<i>t</i> 值	系数	<i>t</i> 值	系数	<i>t</i> 值
常数项	36.8893	1.4561	22.4211	0.3807	62.0916	2.2637
<i>a</i> ₁	4.8354	1.6152	0.3532	0.1142	-0.0072	-0.4493
<i>a</i> ₂	-5.2105	-1.4866	-0.0408	-0.0075	-0.0064	-0.9935
<i>a</i> ₃	1.5162	1.3702	4.514	0.9443	0.0499	1.5225
<i>a</i> ₄	-0.1298	-1.2694	-5.3951	-1.3883	-0.0248	-0.8448
<i>a</i> ₅			-0.7889	-0.1512	-0.0028	-0.6227
<i>a</i> ₆			1.4539	0.504	0.0078	0.2628
<i>a</i> ₇			-0.0882	-0.8494	-0.0187	-0.6613
<i>a</i> ₈			-0.0651	-0.6194	-0.0039	-1.039
<i>a</i> ₉			-0.0913	-0.9078	0.0109	1.5659
<i>y</i> (1)	-0.0754	-0.7464	0.8303	8.3535	-0.2172	-1.4716
<i>y</i> (2)	-0.1263	-1.2265	2.4211	0.3807	-0.0311	-0.1917
<i>y</i> (3)	-0.1276	-1.3555	0.3532	0.1142	-0.1619	-1.2916
<i>y</i> (4)	0.8068	8.788	-0.0408	-0.0075	0.5651	3.4082
<i>R</i> ²	0.914		0.9075		0.9181	

注：*y*(1)、*y*(2)、*y*(3)、*y*(4) 表示 *y* 的季度滞后期。工业增加值增长率估计系数 *a*₁~*a*₄ 依次为 “AlmonDegree0~ AlmonDegree3”。

3.3 基于混频模型对中部某省卷烟销量的预测对比分析

3.3.1 样本内预测值对比

图 1 至图 3 显示了基于混频模型的样本内预测值对比趋势。从该图中，我们可以看出：基于混频模型，饮料烟酒类商品零售价格指数、工业增加值增长率及全社会消费品零售总额三个自变量的预测估计值

方向均具有一致性。具体来看，饮料烟酒类商品零售价格指数、工业增加值增长率及全社会消费品零售总额的统计误差率分别为 2.4180%、2.4843%、2.2085%，总体控制在 2.5% 以内，且预测值整体较为平稳，尤其是 1 季度的数据预测未出现过于偏离该季度实际值的奇异点，表明样本内预测值相对较为精准。

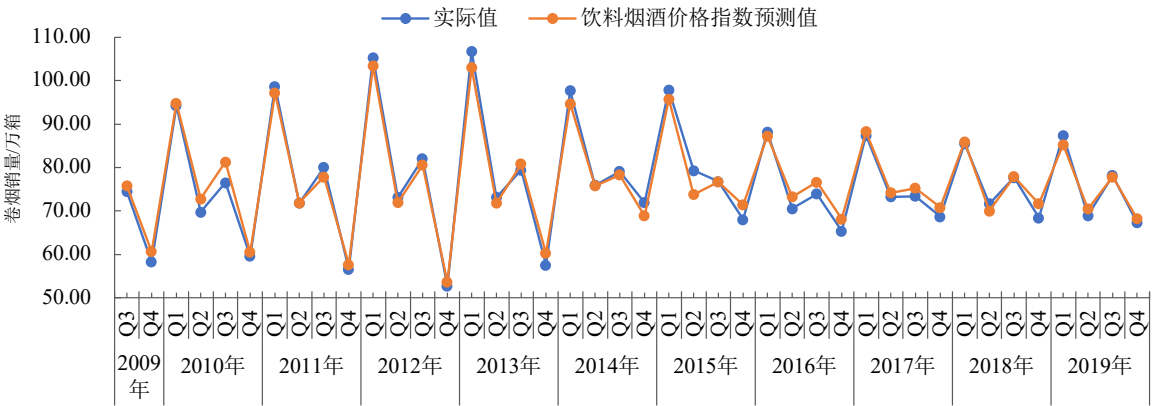


图 1 基于饮料烟酒类商品零售价格指数的季度样本内卷烟销量预测值

Fig. 1 Predicted value of quarterly in-sample cigarette sales based on retail price indices of beverage, tobacco and alcohol products

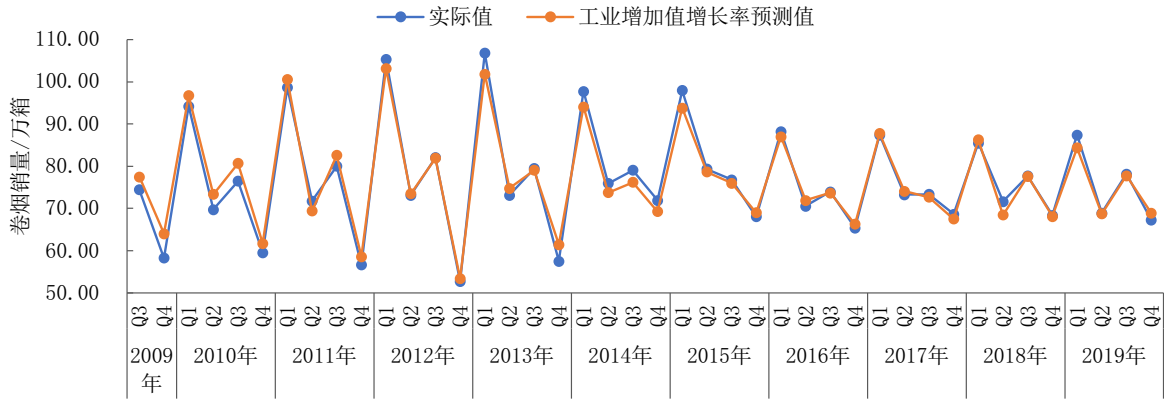


图 2 基于工业增加值增长率的季度样本内卷烟销量预测值

Fig. 2 Predicted value of quarterly in-sample cigarette sales based on growth rate of industrial added value

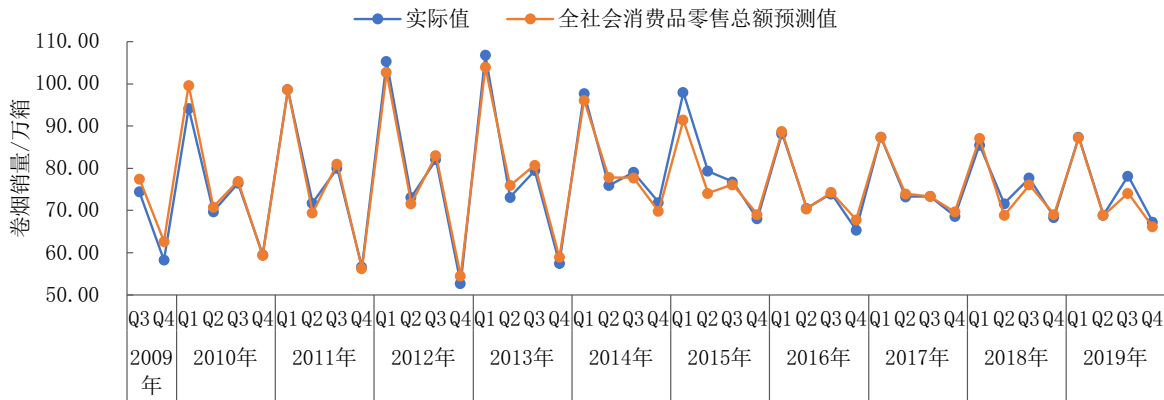


图 3 基于全社会消费品零售总额的季度样本内卷烟销量预测值

Fig. 3 Forecasted value of quarterly in-sample cigarette sales based on total retail sales of consumer goods

3.3.2 样本外预测值

进一步地，利用混频模型进行样本外预测，预测结果如表 6 所示。该表中，饮料烟酒类商品零售价格指数、工业增加值增长率及全社会消费品零售总额三个自变量的样本外预测值误差率分别为 2.2492%、1.4109%、1.7820%，略小于样本内预测值误差率，均在 2.25% 左右。而当前卷烟销量组合预测模型（ARIMA 模型和回归模型）、Levenberg-Marquardt 算法改进 BP 神经网络模型、非线性组合预测模型（ARIMA 模型、基于梯度下降算法的 BP 神经网络模型和基于 LM 算法的 BP 神经网络模型）等模型预测值的误差率分别在 3%、5%、6% 左右，高于 MIDAS 模型样本外预测值的误差率。由此可见，混频 MIDAS 模型在预测精度上略好于现有预测模型，对该省卷烟销量预测值的估计效果较好。

4 研究结论

基于中部某省 2008—2019 年宏观经济先行月度数据和季度卷烟销量数据，本文利用混频 MIDAS 模型对该省卷烟销量进行预测。研究发现：一是饮料烟酒类商品零售价格指数、工业增加值增长率及全社会消费品零售总额等三个月度宏观经济变量对季度卷烟销量都具有较好的预测性，可以作为判断卷烟销量的先行指数参考。二是 U-AR(4)-MIDAS(3,6) 模型、Almon-AR(4)-MIDAS(3,6) 模型及 U-AR(4)-MIDAS(3,6) 等三个模型在预测精度上相对较高，其中三个模型样本内预测值误差率均值在 2.5% 以内，预测精度较高。三是基于混频模型，对该省 2019 年四个季度的卷烟销量进行样本外预测，误差率均值在 2.25% 以内，进一步说明混频模型的预测值相对较为精准。

表 6 2018—2019 年样本内卷烟销量预测值

Tab. 6 Predicted value of in-sample cigarette sales in 2018~2019

季度	实际值 / 万箱	饮料烟酒类商品零售价格指数		工业增加值增长率		全社会消费品零售总额	
		预测值 / 万箱	误差率 / %	预测值 / 万箱	误差率 / %	预测值 / 万箱	误差率 / %
2018 年四季度	68.3900	71.6451	4.7596	68.1240	0.3889	-	-
2019 年一季度	87.3900	85.2571	2.4407	84.3956	3.4265	87.2017	0.2155
2019 年二季度	68.9400	70.4749	2.2264	68.7433	0.2853	68.8960	0.0638
2019 年三季度	78.1800	77.8096	0.4738	77.7945	0.4931	74.1279	5.1830
2019 年四季度	67.2900	68.1955	1.3456	68.9459	2.4608	66.1693	1.6655
均值	74.0380	74.6764	2.2492	73.6007	1.4109	74.0987	1.7820

与传统的 ARIMA 等自相关模型不同, 本文的创新点在于: 更多地考虑外部冲击对卷烟销量的影响, 尤其是通过高频数据来对卷烟销量进行适时播报和混频预测, 且实证结果表明预测精度相对较高, 为行业构建卷烟销量预测先行指数, 以及探索大数据预测工具、制定月度季度商业销售政策提供了有益参考和实证依据。

参考文献

- [1] 邹亮. 怀化市卷烟市场需求时间序列分析 [J]. 中国烟草学报, 2007, 13(6): 51-56.
- [2] ZOU Liang. Time series analysis of cigarette market demand in Huaihua City[J]. Acta Tabacaria Sinica, 2007, 13(6): 51-56.
- [3] 程幸福, 陈厚铭, 樊红. 季节 ARIMA 模型在企业销售量预测中的应用—以卷烟销售为例 [J]. 中国商论, 2016, 8(23): 167-168.
- [4] CHENG Xingfu, CHEN Houming, FAN Hong. Application of seasonal ARIMA model in sales forecast of enterprises—Take cigarette sales as an example[J]. Chinese Business Theory, 2016, 8(23): 167-168.
- [5] 蒋兴恒, 朱素蓉. 基于 Levenberg-Marquardt 算法改进 BP 神经网络的卷烟销量预测模型研究 [J]. 中国烟草学报, 2011, 17(5): 81-86.
- [6] JIANG Xingheng, ZHU Surong. Study on the prediction model of cigarette sales volume based on Improved BP neural network based on Levenberg Marquardt algorithm[J]. Acta Tabacaria Sinica, 2011, 17(5): 81-86.
- [7] 吴明山, 王冰, 起亚宁, 等. 卷烟销量组合预测模型研究 [J]. 中国烟草学报, 2019, 25(3): 84-91.
- [8] WU Mingshan, WANG Bing, QI Yaning, et al. A study on the combined forecasting model of cigarette sales[J]. Acta Tabacaria Sinica, 2019, 25(3): 84-91.
- [9] 王运鸿, 沈荣. 我国卷烟市场供求预测 [J]. 预测, 1989(1): 39-42.
- [10] WANG Yunhong, SHEN Rong. Forecast of supply and demand of cigarette market in China[J]. Forecast, 1989(1): 39-42.
- [11] 汪世贵, 何大昭. 我国卷烟消费需求的中长期预测 [J]. 预测, 1991(5): 24-29.
- [12] WANG Shigui, HE Dazhao. Medium and long term prediction of cigarette consumption demand in China[J]. Forecast, 1991(5): 24-29.
- [13] 席昊. 全国卷烟销售量的相关因素分析及中长期预测 [J]. 中国烟草学报, 1996, 3(3): 67-70.
- [14] XI Hao. Analysis of the relevant factors of the national cigarette sales volume and its medium and long term forecast[J]. Acta Tabacaria Sinica, 1996, 3(3): 67-70.
- [15] Ghysels E, Santa-Clara P, Valkanov R. The MIDAS touch: Mixed data sampling regressions models [R]. Anderson School of Management, UCLA: Working Paper, 2004.
- [16] Bai J, Ghysels E, Wright J. State Space Models and MIDAS Regres-sions[J]. Econometric. Reviews, 2013, 32(7): 779-813.
- [17] 唐成干, 莫旋. 中国宏观经济的混频模型分析和短期预测 [J]. 经济问题探索, 2016(11): 16-24.
- [18] TANG Chengqian, MO Xuan. Analysis of China's macroeconomic mixing model and short-term forecast[J]. Economic problem exploration, 2016(11): 16-24.
- [19] 刘汉, 王永莲. 基于混频预测模型改进预测精度—以入境旅游为例 [J]. 情报杂志, 2016, 35(9): 75-79.
- [20] LIU Han, WANG Yonglian. Improve prediction accuracy based on mixing prediction model—Take inbound tourism as an example[J]. Intelligence Magazine, 2016, 35(9): 75-79.
- [21] 秦梦, 孙毅, 刘晓明. 中国能源消费总量的混频预测研究 [J]. 生态经济, 2018, 34(12): 94-98.
- [22] QIN Meng, SUN Yi, LIU Xiaoming. Research on Mixed Frequency Prediction of Total Energy Consumption[J]. Ecological Economy, 2018, 34(12): 94-98.
- [23] 秦华英, 韩梦. 基于 MIDAS 模型中国碳排放量的实时预报与短期预测 [J]. 环境科学学报, 2018, 38(5): 2099-2107.
- [24] QIN Huaying, HAN Meng. Real-time forecast and short-term forecast of China's carbon emissions based on MIDAS model[J]. Journal of Environmental Science, 2018, 38(5): 2099-2107.
- [25] Claudia Foroni, Pierre Guérin, Massimiliano Marcellino. Markov-switching mixed-frequency VAR models[J]. International Journal of Forecasting, 2015, volume 31(3): 692-711.
- [26] Foroni C, Marcellino M, Schumacher C. U-MIDAS: MIDAS regressions with unrestricted lag polynomials[J]. Cepr Discussion Papers, 2012, volume 178(1):57-82(26).

- [16] 石涛, 肖洪. 基于空间面板模型的卷烟销量影响因素分析[J]. 中国烟草学报, 2017, 23(6): 99-106.
SHI Tao, XIAO Hong. Analysis of influencing factors of cigarette sales based on space panel model[J]. Acta Tabacaria Sinica, 2017, 23(6): 99-106.
- [17] 王诗豪, 张晓妮, 张云, 等. 铜川市卷烟需求集成预测[J]. 中国烟草学报, 2019, 25(6): 105-109.
WANG Shihao, ZHANG Xiaoni, ZHANG Yun, et al. Integrated forecast of cigarette demand in Tongchuan[J]. Acta Tabacaria Sinica, 2019, 25(6): 105-109.
- [18] 丁黎黎, 孙文霄, 韩梦, 等. 我国 PMI 指数对 GDP 的影响及预测效果分析[J]. 统计与决策, 2018, 34(15): 128-132.
DING Lili, SUN Wenxiao, HAN Meng, et al. Analysis of the Impact of my country's PMI Index on GDP and the Forecast Effect[J]. Statistics and Decision, 2018, 34(15): 128-132.

Forecast of cigarette sales trends in central province of China based on mixing model

SHI Tao^{1,2}, LI Genshuan¹, LI Pengfei¹, ZHENG Piao^{1*}

1 China Tobacco Henan Industrial CO., LTD, Zhengzhou 450016, China;

2 Economy institution, Henan Academy of Social Science, Zhengzhou 450002, China

Abstract: Based on the cigarette sales data of a central province in 2008-2019, this article uses the mixing MIDAS model to make in-sample and out-of-sample predictions of cigarette sales in the province, and explores the applicability of the mixing model in the prediction of cigarette sales. The study results show that retail price index of beverage, tobacco and alcohol products, total retail sales of consumer goods, growth rate of industrial added value, and other macroeconomic variables are effective leading indicators for predicting cigarette sales. At the same time, the mixing MIDAS model has good accuracy for both in-sample and out-of-sample predictions of cigarette sales, and shows strong timeliness. Therefore, monthly macroeconomic variables can be used to predict quarterly cigarette sales, providing an empirical basis for cigarette business enterprises to formulate relevant sales policies.

Keywords: cigarette sales; mixing prediction; MIDAS model

*Corresponding author. Email: zhengp0311@163.com

《中国烟草科学》2021 年第 4 期目次

· 遗传育种

高烟碱烤烟种质资源再鉴定及遗传多样性分析
.....蒋 勋, 杨全柳, 刘国祥, 等
92 份雪茄烟原料种质资源遗传多样性研究
.....向小华, 刘国祥, 张兴伟, 等

· 栽培营养

山地酸性土壤耕层重构的理化性状及酶活性动态变化
.....邓小华, 何铭钰, 陈 金, 等
日本外担菌培养液对烤烟幼苗生长及碳氮代谢酶活性的影响
.....陈明珠, 刘国琴, 彭丽娟

· 植物保护

释放辐射不育雄虫防治烟青虫的效果研究
.....赵 钧, 李 琦, 王雪芬, 等
两种稻田用除草剂残留对烟草危害的阈值研究
.....房 宽, 徐 茜, 刘建阳, 等
短小芽孢杆菌与化学杀细菌剂协同防治烟草青枯病研究
.....冯永新, 关 辉, 靳彦峰, 等

· 生物技术

普通烟草 *NtNAC055* 基因的克隆、鉴定及表达分析
.....邓 婷, 虞苏行, 杨华武, 等
NtabEXPA12 基因过表达对烟草叶片发育及抗逆性的影响
.....丁安明, 陈志华, 杨懿德, 等

· 品质化学

不同香型区烤烟水溶性糖组分含量差异及与感官质量的关系
.....张佳佳, 过伟民, 翟 振, 等
烟叶多酚含量的品种间差异及其与感官质量的关系
.....沈建平, 陈乾锦, 李小龙, 等
硃砂烟叶主要香气物质特征解析
.....李 勇, 逢 涛, 师君丽, 等

· 综述与专论

烟草叶蛋白提取技术研究进展
.....李猛政, 李荣华, 夏岩石, 等
近 20 年全国烤烟产区种植规模消长变化分析
.....闫新甫, 孔劲松, 罗安娜, 等
新形势下咸丰县烟草种植基层队伍建设现状调查与分析
.....李满良, 刘昌华, 郭 祥, 等