

文章编号: 1000-8241(2022)09-1095-08

基于时间序列与模糊推理的成品油库出库预测算法

赵振学¹ 石永杰¹ 张立峰² 于慧超¹

1. 中国石油天然气股份有限公司西北销售分公司; 2. 北京华峰优化科技有限公司

摘要: 油品出库量精确高效预测是成品油库存科学管理的源头和基础。为提高成品油库库存效率,降低油品库存成本,以某公司西部地区 166 座成品油库为研究对象,在库存管理、销量预测等相关研究成果基础上,分析库存管理的影响因素,集成多模型的时间序列模型算法库和基于 Mamdani 的模糊推理系统,设计双时间颗粒度的多阶段预测算法,开展月度和日度油品出库量预测,并进行量化分析。结果表明:所建算法可根据出库量数据特征自动选择合适的模型,在短时间内高质量匹配并完成大批量油库出库量的预测,预测结果平均绝对百分误差的中位数大于 85%,预测置信度接近 95%,应用案例月度出库量预测平均准确率可达 90%。研究成果可为成品油库存管理决策优化提供科学化建议,对建立科学高效的现代化油品供应物流体系具有现实意义。(图 5,表 3,参 24)

关键词: 成品油库; 库存管理; 时间序列; 销量预测; 模糊系统

中图分类号: TP183

文献标识码: A

DOI: 10.6047/j.issn.1000-8241.2022.09.013

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Outbound volume prediction algorithm of product oil depot based on time series and fuzzy inference

ZHAO Zhenxue¹, SHI Yongjie¹, ZHANG Lifeng², YU Huichao¹

1. PetroChina Northwest Marketing Company; 2. Beijing Huafeng Optimization Technology Co. Ltd.

Abstract: Accurate and efficient prediction of outbound volume of product oil is the source and basis of scientific management for product oil inventory. In order to increase the inventory efficiency and lower the inventory cost of product oil, 166 product oil depots of a company in the western region were studied to analyze the influencing factors of inventory management on the base of the related research results of inventory management and sales prediction. Thereby, the multi-stage prediction algorithm of dual-time granularity was designed, and the algorithm was integrated with the time series model algorithm library of multi-model as well as Mamdani's fuzzy inference systems to predict the monthly and daily outbound volume of product oil and conduct the quantitative analysis. As indicated by the results, the proposed algorithm and the algorithm designed by the model library could automatically select the appropriate model according to the data characteristics of the outbound volume, as well as match and predict the outbound volume of the oil depot on large scale with high quality in short time. Generally, the median of the average absolute percentage error of the prediction results is higher than 85%, the prediction confidence is close to 95%, and the average accuracy of the monthly outbound volume prediction of the application cases can reach 90%. Conclusively, the research results could provide scientific recommendations for the decision-making on inventory management of oil depot, and have practical significance for establishing a scientific and efficient modern oil supply and logistics system. (5 Figures, 3 Tables, 24 References)

Key words: product oil depot, inventory management, time series, sales prediction, fuzzy system

作为成品油物流供应链中的关键节点和物流优化的重要环节,成品油库相当于油品供应的“蓄水池”,

不仅是上游产品的储存地,同时也是稳定下游市场供应和国家能源安全的重要载体^[1-3]。在成品油销售供

应链中,油品库存资金占比一般为20%~50%,因此,如何有效控制库存、降低物流成本,同时又保证连续供应、满足市场需求,是成品油销售企业库存管理的核心要素^[4-5]。油品库存管理是实现成品油销售价值链增值的重要环节,其目标是在有效保障炼厂正常生产与油品终端销售需求的基础上,最大限度地降低库存水平,减少库存资金投入,实现价值创造与价值转移,全面提升成品油物流配送优化效能^[6-7]。因此,建立科学的成品油出库预测模型,进而合理主动补货显得尤为重要^[8]。

关于产品销售预测问题,国内外学者在统计学、人工智能等领域开展了大量研究,需求预测理论、模型及算法不断创新,从传统的滑动平均、指数平滑、自适应滤波及线性回归等模型^[9-11],发展到基于概率统计理论的趋势法、指数平滑法、ARIMA模型等随机时间序列统计学方法^[12-15],再到状态空间、模糊系统理论^[16-18]以及基于机器学习理论的神经网络^[19-23]、支持向量机^[24]等复杂的非线性模型。其中,在成品油销量预测方面,时间序列、神经网络、模糊系统等方法被广泛应用。盛志刚^[9]分别采用一次、二次、三次指数平滑法和 Holter-Winter's 指数平滑法对云南昆明地区成品油配送需求进行预测,结果表明:对于有长期稳定增长趋势且较少受季节制约的加油站,二次指数平滑法需求预测更加有效。Chai等^[11]通过引入城市化水平、人均GDP、民用汽车数量等外生解释变量,结合贝叶斯线性回归和马尔可夫蒙特卡罗法提升油品需求量预测的准确性。鲜燕^[16]通过组合弹性系数法、灰色预测法及趋势外推法建立预测模型,对四川地区成品油预测销量问题进行了求解。吴书金等^[18]基于灰色关联和模糊集的组合检索模型,对军事行动油料消耗预测进行研究。利用模糊逻辑推理对时序数据进行处理,可有效模拟实际的输入输出关系,更符合现实事物发展特点,可解释性较强,且预测准确率较高。马聘^[19]基于BP神经网络设计了针对加油站成品油短期销量的预测模型。Rizvi等^[20]采用深度学习和卷积神经网络等智能算法预测成品油零售销量。以上研究表明,相比时间序列统计学方法、神经网络等模型,模糊系统在处理不确定信息方面更具优势。

在此,针对成品油需求影响因素繁杂、波动较大的特点,以某公司西部地区成品油库为例,结合多种常用预测模型,将成品油出库量视为销售时间序列数据,

设计了月度与日度串行集成的双时间颗粒度计算模型,采用时间序列预测算法进行月度出库量预测,应用 Mamdani 模糊推理系统,按照设定的推理规则分解月度出库量,生成日间出库量。

1 库存管理影响因素

某公司西部地区油品配送共有166座油库,主要分布在新疆、甘肃、陕西等21个省市,配送油品包括92#、95#、98#汽油及0#、-10#、-20#、-35#柴油,油品配送范围广、出库量波动大。

分析该地区成品油库及成品油供应链的运营情况可知,油品入库以区内各销售企业上报的销售需求为主,结合铁路、管道、公路及水运的运力组织成品油物流配送,为典型的被动送货库存管理模式。从多年实践看,被动送货库存管理模式因不能及时准确地反馈市场信息,已经越来越无法适应市场变化要求,且其引发的高库存成本与当前企业低库存运行、降低存货风险的经营目标相背离。因此,合理库存应符合以下要求:①满足市场需求,能够配合当期成品油生产实现市场正常供应,不出现市场供应滞后或间断;②可通过库存实现淡储旺销,畅通炼厂生产后路,确保整体均衡运输,有效调剂因产需不匹配而形成的资源缺口,合理应对产需波动,满足库存成本最低,实现油品价值转移。

油品库存管理贯穿于成品油物流配送的全流程,需要在物流过程的各个环节进行有效管理。梳理分析库存管理主要内容(表1)可见:成品油库存管理本质上是针对销售企业制定合理库存量、订货时间及订货量的问题,满足需求的关键是缩短物流周期、减少中转环节、避免逆向物流及高效利用运力。

表1 成品油库库存管理主要内容分类表

类别	成品油库库存管理内容	成品油销售控制内容
库存水平相关	生产所需物料用量; 库存量; 物料采购与生产计划制定	上游炼化企业生产量调整; 库存量管控;
订货计划相关	订单下达时间、补货时间及数量选择; 物料配送方式选择; 物流配送时间安排	库存结构合理摆布; 油品调运计划安排; 油品调运方式安排; 吨油成本核算; 主动配送计划安排
订货数量相关	订单数量计划; 订货成本与库存成本核算; 经济订货量确定	

2 预测算法

油库出库量是一段时期内油品批发与零售量的汇总值,通常按照日度、月度两种时间周期进行统计、分析及应用。为实现高效、精准预测,设计双时间颗粒度的油库出库量预测模型(图1),该模型具有以下优势:①采用双时间颗粒度管理历史数据,可大幅降低数据存储空间和处理时间;②采用月度短周期预测代替传统的日度长周期预测,可极大降低预测难度,解决时间序列数据预测中长趋势难以预测的问题;③将月度预测值拆分为日度预测值,既能反映一个月内出库量变化周期性特征,又便于通过特殊的影响因素和人工干预调节日度预测值;④采用双时间颗粒度的油库出库量预测算法,可最大限度地降低预测计算量,满足实际日常业务对计算时间的要求,提升算法可用性。

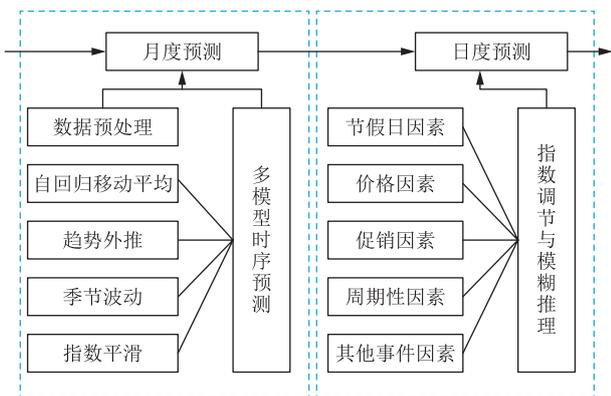


图1 双时间颗粒度的成品油库出库量预测算法逻辑架构图

双时间颗粒度的油库出库量预测算法包括串行的月度出库量预测与日度出库量预测两个模块。月度预测依据166座油库48个月的历史月度出库量数据,通过集成多模型的时间序列预测算法进行月度出库量预测,分析出库量变化趋势。日度预测依据近3个月的油库日度出库量数据,结合统计所得的周期性特征,采用指数调节与模糊推理算法,整合日度出库量影响因素,将月度出库量拆分得到日度出库量。

2.1 月度预测

2.1.1 预测模型

出库量月度预测采用涵盖指数平滑、时间序列、趋势外推及季节因素等多类模型的预测模型库(表2),具有数据适应性强、可扩展性强的优点。同时,基于对计算时间的考量,模型库并未包含神经网络、支持向量机等智能时间序列模型。

出库量月度预测流程包括4个步骤:①数据预处理

表2 成品油库出库量预测算法月度预测模型库设计表

模型类别	选用模型	参数估计方法
数据预处理模型	异常值处理模型 缺失值处理模型	离群值修正, 线性插值
指数平滑模型	一次指数平滑模型 二次指数平滑模型 三次指数平滑模型 HW 指数平滑模型	遍历预设的参数, 对比预测效果进行 选择
时间序列模型	AR 模型 ARI 模型 ARMA 模型 ARIMA 模型	ACF、PACF 检测, ADF 单位根检验
趋势外推模型	线性回归模型 二次曲线模型 修正指数曲线模型 龚柏兹曲线模型 Logistic 曲线模型	最小二乘法, 三合法
季节因素模型	和性模型 积性模型	预设 12 个月周期

理,即统计各油库出库数据,筛选出36个月的历史数据构建训练集,筛选出12个月的历史数据构建验证集;②模型训练,即基于训练集数据,采用模型库中各模型进行建模,得到经历史数据训练后的模型;③确定各油品对应最优预测模型,即将训练后的模型应用于验证集进行预测,计算各模型评价指标,根据各类模型的预测效果选择每座油库中每一组油品对应的最优预测模型;④月度预测,即基于近36个月的数据,采用最优预测模型即可计算得到未来1~2个月的出库量预测值,预测过程中每次调用预测算法时,均重复一次模型选优过程,以避免最优预测模型类别一旦固化可能导致无法反映时序数据时变趋势特征的问题。

2.1.2 模型检验

为验证所建立月度数据预测模型的有效性,采用2020年9月—2020年12月1588组油品出库量数据对出库量进行模拟,其中油品出库量由零售量和批发量组成。评价指标选用平均绝对百分误差(MAPE)与出库量真值置信度,得到月度数据预测模型检验评价统计结果(表3)。

MAPE作为常用的预测点估计评价指标,直接反映算法对未来出库量期望值预测的准确程度,而区间估计则是预测出库量的波动范围。在管理决策制定过程中,仅考虑点估计预测值往往是不充分的,区间预测的上下限数据能够帮助决策者更全面地评估出库量趋势的波动,结合可能出现的出库量上涨或下跌信息才能制

表3 成品油库出库量预测算法月度预测模型评价结果表

近3个月平均出库量	平均绝对百分误差(MAPE)						置信度
	出库量		零售量		批发量		
	均值	中位数	均值	中位数	均值	中位数	
大于0.1 t	0.37	0.76	-0.14	0.80	-0.62	0.69	0.922
大于100 t	0.54	0.80	0.54	0.82	0.54	0.76	0.933
大于500 t	0.69	0.73	0.70	0.83	0.68	0.80	0.939
大于1000 t	0.82	0.83	0.76	0.84	0.69	0.79	0.943
大于2000 t	0.75	0.83	0.77	0.84	0.70	0.79	0.933
大于5000 t	0.81	0.85	0.83	0.85	0.76	0.85	0.952
大于10000 t	0.83	0.86	0.85	0.87	0.80	0.84	0.955

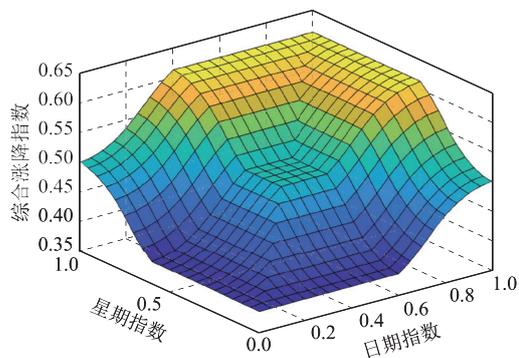
定出更为切实可行的决策方案。由表3可见,出库量越大的油库数据的规律性和稳定性越强,时间序列预测的准确性也越高,预测结果MAPE的中位数能达到85%以上;月度批发数据的预测难度大,预测效果弱于零售数据的预测效果,这也与实际业务背景相符;算法估计的出库量预测置信区间能够以接近95%的比例包含出库量真值。经测试验证,现有模型库可在短时间内高质量完成大批量油库油品的批发量和零售量的预测。

2.2 日度预测

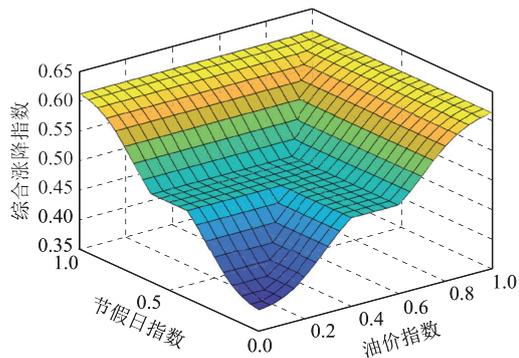
日度出库量预测采用Mandani模糊推理算法:①日占比指数统计,即统计近3个月的日均出库量,通过移动平均处理消除随机扰动,并将均值归一化生成日出库量占比指数;②周占比指数统计,即统计1周的历史出库量平均值,并通过归一化处理计算周出库量占比指数;③模糊推理,即将日占比指数、周占比指数、节假日出库量变化指数(取默认值0.5)及油价变动影响指数(取默认值0.5)代入模糊推理算法,经过模糊化、模糊推理及去模糊化构建各主要影响因素与综合涨降指数之间的映射关系,进而整合得到归一化的综合日出库量指数;④日出库量预测,即基于模糊推理得到的综合日出库量指数,通过人工干预指数(取默认值0.5)将月度出库量预测拆分为日出库量预测值。

在Mandani模糊推理系统中,通过收集分析行业专家的业务经验,设计模糊推理规则:①如果输入1属于高模糊集,且输入3不属于低模糊集,且输入4不属于低模糊集,则输出属于高模糊集;②如果输入2属于高模糊集,且输入3不属于低模糊集,且输入4不属于低模糊集,则输出属于高模糊集;③如果输入1不属于低模糊集,且输入2不属于低模糊集,且输入3属于高模糊集,则输出属于高模糊集;④如果输入1不属于低模糊集,且输入2不属于低模糊集,且输入4属于高模糊集,则输出属于高模糊集;⑤如果输入1属于中模糊集,或输入2属于中模糊集,或输入3属于中模糊集,或

输入4属于中模糊集,则输出1属于中模糊集;⑥如果输入1属于低模糊集,且输入2属于低模糊集,且输入3不属于高模糊集,且输入4不属于高模糊集,则输出1属于低模糊集;⑦如果输入1不属于高模糊集,且输入2不属于高模糊集,且输入3属于低模糊集,且输入4属于低模糊集,则输出1属于低模糊集;⑧如果输入1属于低模糊集,或输入2属于低模糊集,则输出1属于低模糊集。基于以上模糊推理规则,专家进行典型情境分析验证各影响因素适用性,从而推理得到各影响因素与综合涨降指数的映射关系(图2)。其中,设置输入变量1、2、3、4分别为日期指数、星期指数、节假日指数及油价指数;各变量模糊集设计采用常见的高、中、低集合设计,既可较好地反映领域专家对各指标的认知习惯,又可避免模糊集设计过细导致的规则库指数级变大问题。



(a) 日期指数、星期指数



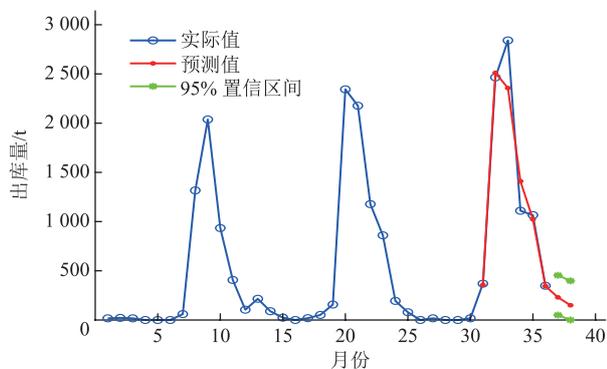
(b) 油价指数、节假日指数

图2 成品油库出库量预测影响因素与综合涨降指数映射关系图

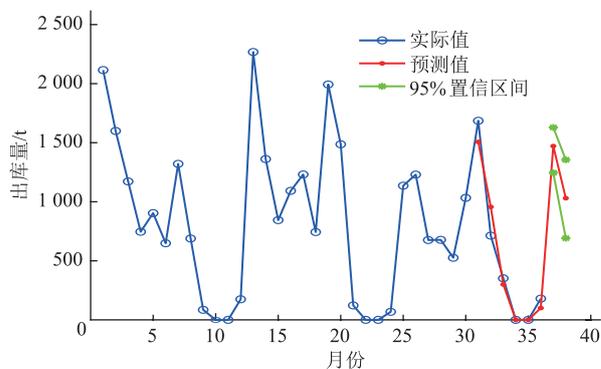
3 预测结果

基于某公司西部地区 166 座油库 2018 年 1 月—2020 年 12 月共 36 个月的历史出库量数据,选取分布在不同地区的 6 座油库(编号 A~F),利用所建模型预测近 6 个月(2020 年 6 月—2020 年 12 月)的出库量及未来 2 个月(2021 年 1 月—2021 年 2 月)的出库量。由出库量实际值与模拟预测值对比图(图 3)可见:对于周期性较强的历史出库量数据,算法自动匹配了趋势外推模型和季节因素模型,出库量模拟结果与历史数据极为吻合,生成的置信区间较窄,预测精确性较高(图 3a、图 3b);对于波动规律性较弱的历史出库量数据,算法匹配了 ARI 模型和指数平滑模型,模拟

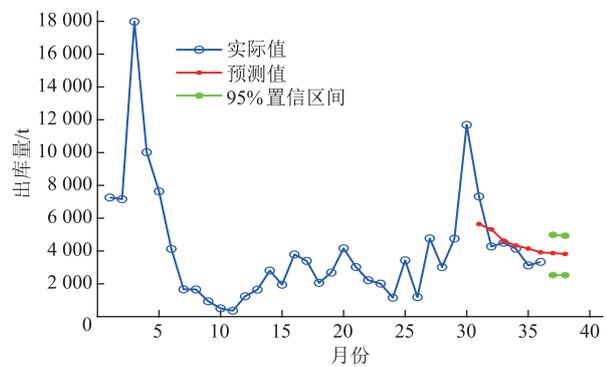
预测结果较为保守,同时由于预测难度大,生成的置信区间也更宽泛(图 3c、图 3d);对于波动规律性较强的历史出库量数据,由于历史出库量数据中存在突增的离群值,且波动范围较大,算法自动生成较宽泛的置信区间,可较大限度涵盖未来实际出库量可能出现的范围(图 3e、图 3f)。综上,设计的算法可根据不同的数据特征准确捕捉油库出库量的波动规律与周期性特征,自动选择合适的模型预测数据未来的变化趋势。针对规律性强的历史数据,可得到较窄的置信区间,以提高预测区间估计的有效性。针对数据范围波动较大的油库,可给出较大的预测区间,既能进行销售波动预警,供管理决策人员分析预判,也能提升预测区间包含未来出库量真值的概率。



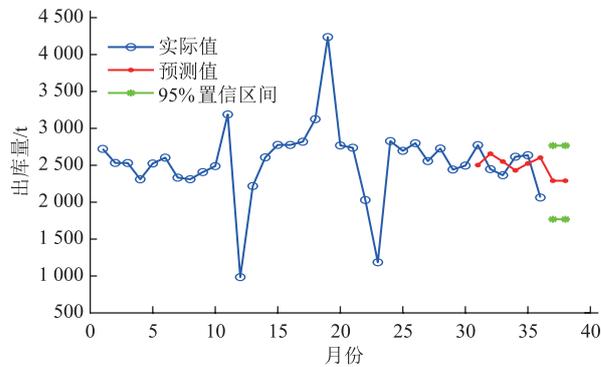
(a) A 油库



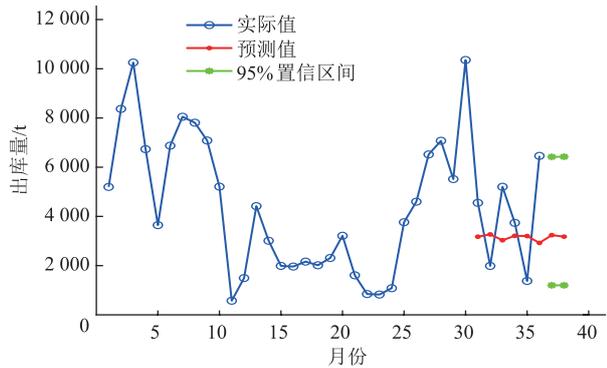
(b) B 油库



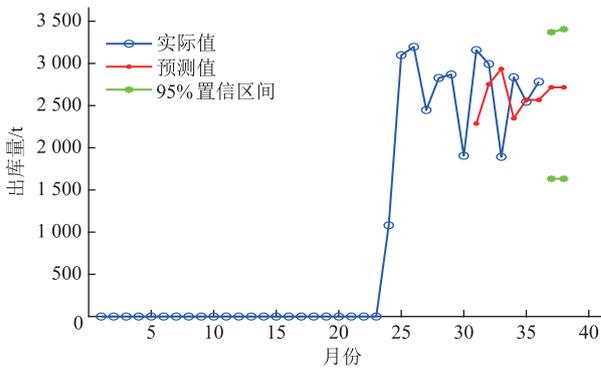
(c) C 油库



(d) D 油库



(e) E 油库



(f) F 油库

图 3 2018 年 1 月—2021 年 2 月 6 座油库月度出库量实际值与模型预测值对比图

基于历史出库量数据,对上述6座油库2021年1月—2021年6月的实际出库量与模型预测结果进行对比(图4)。可见,A~E油库月度出库量预测平均准确率均为90%,F油库出库量预测平均准确率为84%,满足工程要求。另外,A~D油库1—3月份的出库量波动范围比较大,其中A、B油库出库量波动的主要原因是春节导致出库量相对减少;C油库出库量波动主要是由于-10[#]、-20[#]、-35[#]柴油出库量大,但逐月减少,4月份以后主要出库油品为0[#]柴油和汽油,出库量逐步趋于稳定;D油库1月

份批发量大导致出库量大,2月份受春节影响导致出库量减少,3月份后出库量逐步上升相对稳定。E油库受其他阶段性因素影响较小,整体出库量相对稳定。F油库月度预测准确率最高为91.23%,最低为69.91%,主要原因是当地疫情影响了经济和工程施工进度,3月份柴油批发量大。这表明由于预测模型中已考虑了季节、节假日等因素,A~E油库受除季节、节假日外其他阶段性因素的影响较小,准确率较高;F油库受其他因素的影响较大,预测准确率相对较低。

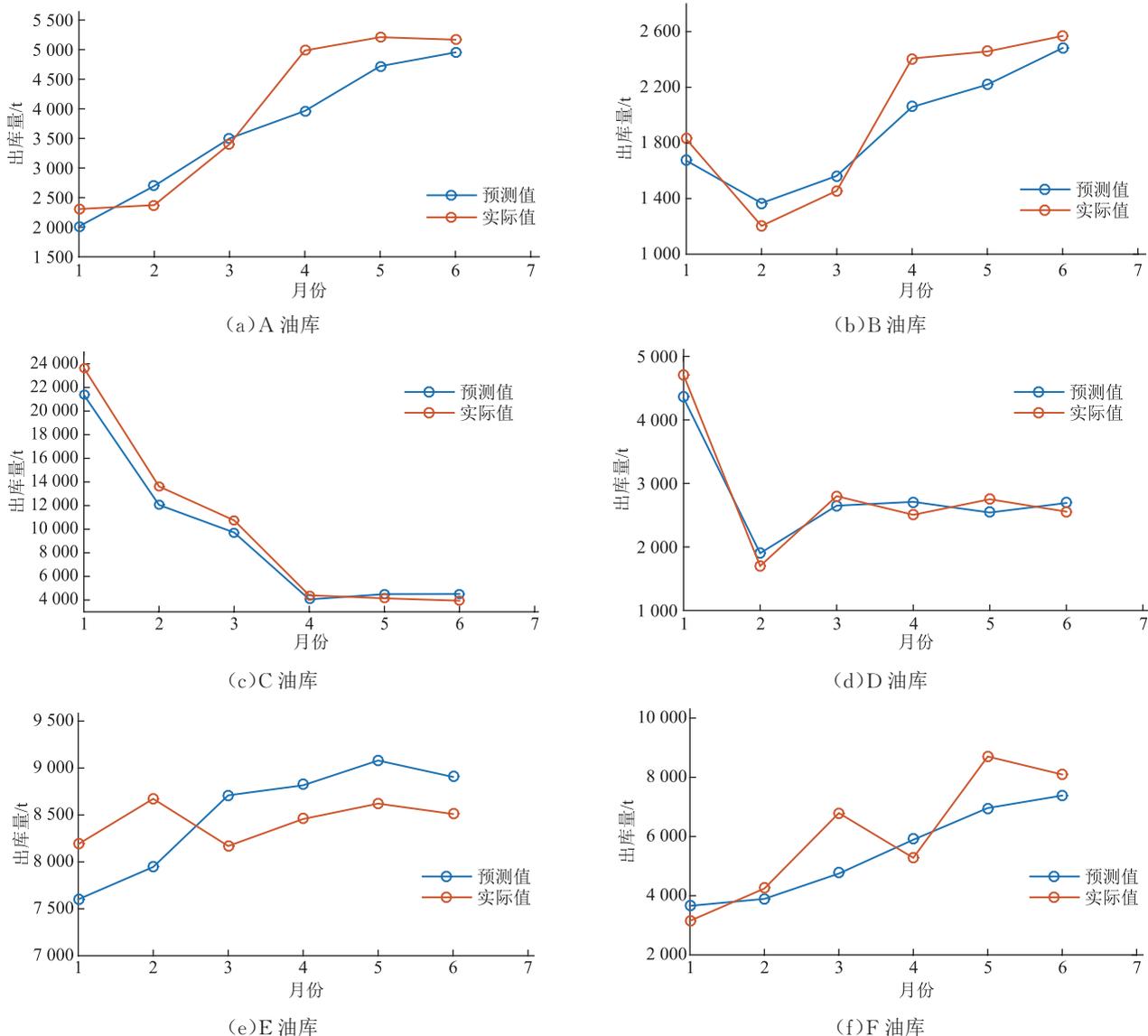


图4 2021年1月—2021年6月6座油库月度出库量实际值与模型预测值对比图

基于F油库2021年6月份出库量预测结果,利用综合日度占比指数并进行修正预测得到日间出库量(图5)。F油库2021年6月份日出库量预测值范围为142~401 t,实际出库量范围为101~810 t,波动范

围比较大,模型预测平均准确率为53.23%。主要原因是油品批发的随机性大,特别是在油品涨价前批发量较大。因此,去除3个批发量较大的数据后,预测值均位于实际出库量范围内,预测准确率较高。

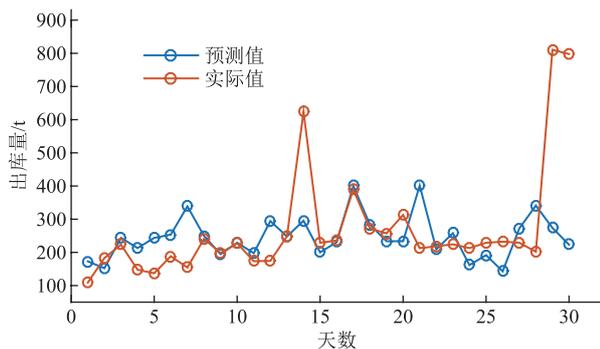


图5 F油库2021年6月份日度出库量实际值与模型预测值对比图

4 结论

通过分析某公司西部地区166座油库4年间的生产-销售-库存数据,采用时间序列和模糊推理等算法模型,建立了双时间颗粒度油库出库量预测模型,并进行算例分析,验证了其有效性,也揭示了一定周期内物流活动引起的油品出库量变化规律,为进一步优化储运设施布局、深入推动主动配送模式,提供了研究思路 and 方向。相比以往常用的油品出库量预测模型,所建模型可更精准地反映未来一段时间周期内出库量的波动变化,提高出库量预测精准度,降低计算复杂度,并解决时序数据预测中趋势难以预测的问题。同时,利用所建模型预测出库量可取代原有人工采用Excel软件测算出库信息的方式,数据收集分析时间由原有的3天减少为2h,极大地减轻了数据收集分析工作人员的工作量,提高了工作效率。基于成品油出库量预测结果,结合运力、环境等限制条件,采用DPO进行物流优化并组织月度补货,从而保障油品库存满足市场需求,并避免库存资金的过度占压。鉴于目前模型预测与实际值的差距及少量数据存在缺失、异常等质量问题,后续可在模型中引入更多的区域发展和经济结构等外生变量,并开展数据采集、集成及清洗方法研究,提高预测准确性与精度。

参考文献:

[1] 廖绮,徐宁,娄玉华,周星远,梁永图,袁铭.大型成品油中转油库调度优化[J].油气储运,2019,38(5):528-534.
LIAO Q, XU N, LOU Y H, ZHOU X Y, LIANG Y T, YUAN M. Optimal scheduling of large-scale transfer depot of products pipeline system[J]. Oil & Gas Storage and Transportation, 2019, 38(5): 528-534.

[2] 张万,梁永图,闫亚敏,高杰.区域成品油优化配置研究进展[J].油气储运,2019,38(3):258-264.
ZHANG W, LIANG Y T, YAN Y M, GAO J. Research progress on allocation optimization of regional refined oil[J]. Oil & Gas Storage and Transportation, 2019, 38(3): 258-264.

[3] 王莉,吴长春,左丽丽,陈海宏,黄燕菲.基于离散时间的成品油管网中转油库调度优化[J].油气储运,2018,37(7):762-767.
WANG L, WU C C, ZUO L L, CHEN H H, HUANG Y F. Scheduling optimization of transfer terminal of product pipeline network based on discrete time[J]. Oil & Gas Storage and Transportation, 2018, 37(7): 762-767.

[4] 王波.基于联合库存管理模式的成品油库存管理研究[J].物流工程与管理,2016,38(2):37-39,41.
WANG B. Study on refined petroleum products inventory management based on JMI[J]. Logistics Engineering and Management, 2016, 38(2): 37-39, 41.

[5] 陆丹亮.成品油销售企业中心油库库存运作研究[J].石油化学管理干部学院学报,2020,22(5):67-70.
LU D L. Study on the inventory operation of central oil depot in product oil sales enterprises[J]. Journal of Sinopec Management Institute, 2020, 22(5): 67-70.

[6] 耿紫星,朱海龙,王大鹏.成品油运输优化模型的研究与应用[J].油气储运,2018,37(11):1248-1253.
GENG Z X, ZHU H L, WANG D P. Research and application of products oil transportation optimization model[J]. Oil & Gas Storage and Transportation, 2018, 37(11): 1248-1253.

[7] 陆争光,张劲军,高鹏.成品油一次物流优化研究进展[J].油气储运,2016,35(9):913-919,927.
LU Z G, ZHANG J J, GAO P. Research progress of refined oil first logistics optimization[J]. Oil & Gas Storage and Transportation, 2016, 35(9): 913-919, 927.

[8] 马根萍,辛凤影.成品油销售业务推行补货制库存管理模式探讨[J].石油商技,2014,32(1):67-73.
MA G P, XIN F Y. Study on replenishment driven inventory management for product oil sales operation[J]. Petroleum Products Application Research, 2014, 32(1): 67-73.

[9] 盛志刚.指数平滑法在中石化昆明地区成品油配送需求预测中的应用[D].昆明:云南大学,2014.
SHENG Z G. Exponential smoothing methods used in the distribution of refined oil demand forecast in Kunming market of Sinopec[D]. Kunming: Yunnan University, 2014.

- [10] 陈湘芝. 基于需求预测的库存管理技术与系统研发[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2015.
CHEN X Z. Technology of inventory management and system development based on demand forecasting[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2015.
- [11] CHAI J, WANG S B, WANG S Y, GUO J E. Demand forecast of petroleum product consumption in the Chinese transportation industry[J]. *Energies*, 2012, 5(3): 577-598.
- [12] YU F H, YUE Q, YUNIAN TA A, ALJAH DALI H M A. A novel hybrid deep correction approach for electrical load demand prediction[J]. *Sustainable Cities and Society*, 2021, 74: 103161.
- [13] 胡斌. 基于时间序列分析的库存需求预测计算系统的研究及应用[D]. 成都: 电子科技大学, 2011.
HU B. Research and application on time series analysis based computational system for inventory and demand prediction[D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2011.
- [14] 柳攀. 基于时间序列分析的销售预测方法研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2018.
LIU P. Research on sales forecasting method based on time series analysis[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2018.
- [15] LI Z, ROSE J M, HENSHER D A. Forecasting automobile petrol demand in Australia: an evaluation of empirical models[J]. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 2010, 44(1): 16-38.
- [16] 鲜燕. 中石油四川销售成品油库优化配置研究[D]. 成都: 西南石油大学, 2014.
XIAN Y. Study on the product oil inventory optimization and scheduling for CNPC Sichuan marketing company[D]. Chengdu: Southwest Petroleum University, 2014.
- [17] 黄鸿云, 刘卫校, 丁佐华. 基于多维灰色模型及神经网络的销售预测[J]. *软件学报*, 2019, 30(4): 1031-1044.
HUANG H Y, LIU W J, DING Z H. Sales forecasting based on multi-dimensional grey model and neural network[J]. *Journal of Software*, 2019, 30(4): 1031-1044.
- [18] 吴书金, 汪涛, 全琪, 魏振堃, 程日. 基于灰色模糊推理的油料消耗预测[J]. *计算机测量与控制*, 2019, 27(9): 18-22.
WU S J, WANG T, QUAN Q, WEI Z K, CHENG R. POL consumption forecast based on grey relevance and fuzzy reasoning[J]. *Computer Measurement & Control*, 2019, 27(9): 18-22.
- [19] 马骋. 基于BP神经网络的加油站油品罐存量的预测研究及应用[D]. 西安: 西安石油大学, 2014.
MA C. The research and application of prediction of oil tank storage of gas station based on BP neural network[D]. Xi'an: Xi'an Shiyou University, 2014.
- [20] RIZVI S M H, SYED T, QURESHI J. Real-time forecasting of petrol retail using dilated causal CNNs[J]. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 2022, 13(2): 989-1000.
- [21] 圣文顺, 赵翰驰, 孙艳文. 基于改进遗传算法优化BP神经网络的销售预测模型[J]. *计算机系统应用*, 2019, 28(12): 200-204.
SHENG W S, ZHAO H C, SUN Y W. Sales forecasting model based on BP neural network optimized by improved genetic algorithms[J]. *Computer Systems & Applications*, 2019, 28(12): 200-204.
- [22] 周化, 丁度业, 黎毅麟, 吴梦洁. 基于BP神经网络模型的库存需求预测应用研究[J]. *信息技术*, 2016, 40(11): 38-41.
ZHOU H, DING D Y, LI Y L, WU M J. Research on inventory demand forecast based on BP neural network[J]. *Information Technology*, 2016, 40(11): 38-41.
- [23] KIM J Y, CHO S B. Explainable prediction of electric energy demand using a deep autoencoder with interpretable latent space[J]. *Expert Systems with Applications*, 2021, 186: 115842.
- [24] 张文雅, 范雨强, 韩华, 张斌, 崔晓钰. 基于交叉验证网格寻优支持向量机的产品销售预测[J]. *计算机系统应用*, 2019, 28(5): 1-9.
ZHANG W Y, FAN Y Q, HAN H, ZHANG B, CUI X Y. Product sale forecast based on support vector machine optimized by cross validation and grid search[J]. *Computer Systems & Applications*, 2019, 28(5): 1-9.
- (收稿日期: 2021-12-05; 修回日期: 2022-07-20; 编辑: 张静楠)

作者简介: 赵振学, 男, 1969年生, 教授级会计师, 2021年博士毕业于武汉大学管理科学与工程专业, 现主要从事智慧物流运营与管理方向的研究工作。地址: 甘肃省兰州市安宁区北滨河西路699号石油大厦, 730070。电话: 0937-7608666。Email: zhaozx-xs@petrochina.com.cn