

基于 LSTM-ARIMA 组合模型的中国出口集装箱运价指数预测

王 林 梁进宇* 周 颖
(武汉理工大学交通与物流工程学院)

摘 要 为准确掌握常态化管理下集装箱运输市场的动态以及运价指数的未来走势,选取了2020年1月以来受到疫情影响的中国出口集装箱运价周指数数据,运用 ARIMA 模型对时间序列的线性部分建模、LSTM 模型对非线性部分建模,分别构建 ARIMA 模型、LSTM 神经网络模型以及 ARIMA-LSTM 组合模型对中国出口集装箱运价指数进行预测。实证结果表明,短期内运价指数处于缓慢下降的状态;ARIMA-LSTM 组合模型效果优于其他单一模型。研究得出 ARIMA-LSTM 组合模型能够更精准地预测集装箱运输市场的未来发展趋势,研究成果可为航运企业和政府决策部门提供一定参考。

关键词 ARIMA-LSTM 组合模型 时间序列预测 中国出口集装箱运价指数 航运市场

0 引言

近年来,受到新冠肺炎疫情和俄乌冲突的影响,国际集装箱班轮运输市场呈现剧烈波动,供需不平衡,严重影响航运企业的运营收益。在我国相关政策的帮助下,国内经济开始复苏,集装箱运输市场开始回暖,进入常态化管理。中国出口集装箱运价指数 CCFI (China Containerized Freight Index) 作为我国用于反映集装箱运价的指数,能够定期、反映我国市场价格水平的动态变化,可以直观反映市场行情的好坏。同时,CCFI 是世界排名第三的海运运价指数,可以反映全球集装箱运输市场的变化情况,被市场广泛认可。因此,本文选用 CCFI 作为研究对象,旨在提高集装箱运价指数波动趋势的预测精度,为集装箱班轮公司和其他利益相关方提供重要参考,以便他们及时调整运营策略并加强风险管理。

目前,国内外关于航运运价指数的预测研究主要集中于干散货运价指数和油轮运价指数的预测,而对于集装箱运价指数的预测研究相对较为缺乏,现有的运价预测方法主要分为单一模型预测和组合模型预测^[1]。多数学者使用自回归滑动平均 (ARIMA) 的单一模型预测,Chou^[2] 基于 ARIMA 模型的基础上改进了模糊时间序列的方法预测 CCFI,能够最小化模糊数的不确定性。曹睿^[3] 建立了 ARIMA 模型分析预测 CCFI 在未来的走势,并分析相关因素对 CCFI 的影响程度,提出应对建议。在组合模型预测方面,Jeon^[4] 提出了集装箱周期预测模型,运用系统动力学的方法对集装箱市场周期进行分析,系统动态反映了供需双方的市场驱动因素。Ziaul^[5] 将 ARIMA 模型和自回归条件异方差 (ARCH) 模型相结合,提高了短期预测的精度。汤霞^[6] 构建了基于变分模态分解 (VMD) 的组合预测模型,将 CCFI 指数序列分解为

多个模态分量,分析 CCFI 波动的内在复杂特性再进行预测,与其他模型相比有较好的预测效果。邱芯竹^[7]建立了 BP 神经网络模型、EMD-BP 组合模型、ARIMA 模型、EMD-ARIMA 模型,对预测效果进行比较,发现结合 EMD 方法结合能够提升模型的拟合预测性能。周晨昕^[8]将沿海散货运价指数序列采用 EMD 分解的方法预处理,建立 PSO-LSSVM 模型和 AR 模型的预测模型,加权组合模型优于对比模型的预测效果及精度。杨银花^[9]将经验模态分解算法(EMD)和 ARIMA 模型相结合,利用 EMD 算法进行降噪分解,在此基础上建立 ARIMA 模型,有效提升了拟合效果和预测效果。

如今,机器学习算法在速度、精确方面占据了巨大优势,逐渐运用到物流运价指数、股价相关系数等预测。彭建良^[10]分别构建了 ARIMA 模型、LSTM 深度神经网络模型以及 ARIMA-Adam-LSTM 混合模型对中国公路物流运价指数进行预测,对比预测结果可知混合模型在精度和效率上得到显著提升。王越敬^[11]构建 ARIMA 模型预测线性部分,LSTM 模型预测非线性部分,计算误差权重得到预测结果,优于其他金融模型。但在 CCFI 指数预测方面大部分学者选用时间序列模型对 CCFI 数值进行预测,应用机器学习算法进行预测的研究较少。因此,本文在以往研究和其他相关指数研究的基础上,选用受到疫情影响的 2020 年 1 月—2022 年 12 月 CCFI 周数据作为研究对象,将深度学习网络中的长短时记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)和传统 ARIMA 模型组合起来,运用 Adam 算法对模型进行优化。该 ARIMA-Adam-LSTM 组合模型旨在弥补单一模型的不足,充分发挥各模型的优势,以提高疫情结束后常态化管理下 CCFI 月度预测的效果和精度。

1 模型原理及构建

1.1 ARIMA 模型

ARIMA 模型是由 BOX 和 Jenkins 创立的预测模型,该模型是将自回归过程(AR)与移动平均过程(MA)相结合的时间序列组合模型,旨在寻找时间序列模型与时间序列过去值的最佳拟合。该模型的一般表示方式为 $ARIMA(p, d, q) \times (P, D, Q)^S$ 。其中 (p, d, q) 表示非季节部分, (P, D, Q) 表示季节部分, p/P 表示自回归过程阶数, d/D 表示差分的阶数, q/Q 表示移动平均过程的阶数, S 为季节周期的长度。

ARIMA 模型建模包括五个主要步骤:数据诊断检查、模型识别和模型选择、模型参数估计、模型测试及数据预测。该模型建模的重点在于根据自相关图(ACF 图)和偏自相关图(PACF 图)确定 $(p, d, q)(P, D, Q)$ 的值并通过白噪声检验。具体建模步骤如图 1 所示。

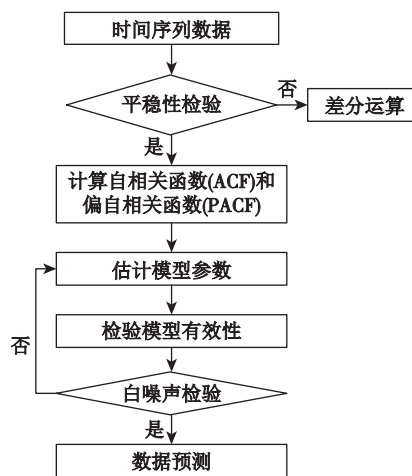


图 1 ARIMA 模型建模步骤

1.2 LSTM 神经网络模型

LSTM 神经网络是一种特殊的循环神经网络,不同于原始的神经网络随着训练时间的加长以及网络层数的增多出现梯度爆炸或梯度消失的问题,导致无法处理较长序列数据和获取长距离数据的信息。LSTM 神经网络模型改进了传统神经网络模型的缺陷,只选择一个记忆细胞,对信息有选择性地记忆。LSTM 神经网络模型的主要原理是通过一种特殊的神经元结构来长时间存储信息,参数维数大、通用性强,在每一层中使用非线性激活函数,能够适应数据中的非线性趋势。

LSTM 神经网络的算法流程包括四个主要步骤:数据预处理、定义 LSTM 网络架构并训练、模型测试、数据预测及对比。该模型算法的重点在于对网络架构参数的选定。

1.3 CCFI 序列预测思路

CCFI 时间序列具有非线性、非平稳、含噪声等特性,仅采用单一预测模型与实际结果会产生较大误差。因此本文将 CCFI 时间序列分为线性部分和非线性部分,先利用 ARIMA 模型拟合线性

部分得到 L_t , 再利用 LSTM 模型拟合非线性部分即残差序列, 得到非线性成分 N_t , ARIMA-LSTM 模型算法流程如图 2 所示。

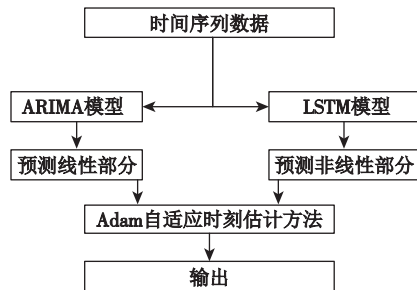


图2 ARIMA-LSTM 模型算法流程

建模过程的数学表达式为:

生成的模型的时间序列预测公式表示为线性和非线性分量之和, 如公式(1)所示。

$$y_t = L_t + N_t \quad (1)$$

式中: L_t ——时间序列的线性分量;

N_t ——非线性分量。

通过两个模型预测值和实际值的误差来计算模型的权重, 如式(2)、式(3)所示。

$$LSTM_{weight} = \left[1 - \left(\frac{LSTM_{error}}{LSTM_{error} + ARIMA_{error}} \right) \right] \times 2 \quad (2)$$

$$ARIMA_{weight} = 2 - LSTM_{error} \quad (3)$$

最后通过模型的权重值和误差值得到组合模型的预测值, 如公式(4)。

$$Hybrid_{predict}[i] = \frac{LSTM_{weight}[i] \times LSTM_{error}[i] + ARIMA_{weight}[i] \times ARIMA_{error}[i]}{2} \quad (4)$$

1.4 预测结果误差评估标准

根据统计学误差分析规则, 本文选取拟合优度、均方根误差、平均相对误差绝对值、平均绝对误差 4 个指标作误差评价, 指标含义及准则如表 1 所示。

误差评估指标 表 1

指标名称	含义	评价准则
R^2	拟合优度, 模型预测能力	越接近 1 越好
RMSE	均方根误差, 高值预测效果	越小越好
MAPE	平均相对误差绝对值, 平稳部分预测效果	一般不超过 10%
MAE	平均绝对误差	越小越好

2 实证分析

2.1 数据选取与分析

本文以 2020 年 1 月至 2022 年 12 月受到疫情影响的中国出口集装箱运价周指数数据作为研究对象, 对疫情结束后常态化管理下的中国出口集装箱运价指数作预测分析, 数据来源于中国航务周刊。本文将 CCFI 时间序列数据划分为两个部分: 90% 的数据集用作训练样本, 10% 的数据集用作测试样本。对数据进行初步调整并绘制时序图如图 3 所示。

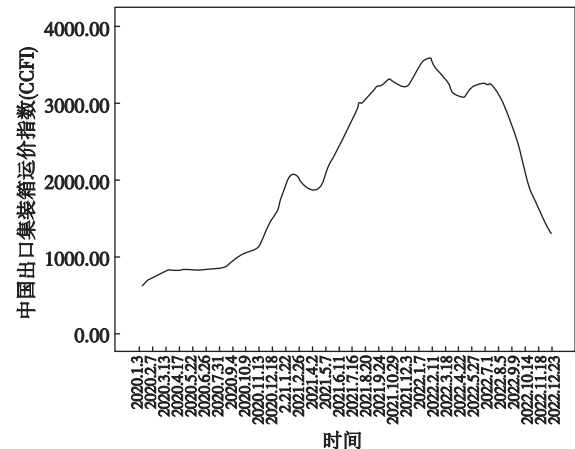


图3 2020.01—2022.12 CCFI 变化趋势

2.2 ARIMA 模型构建

使用 SPSS24.0 软件进行分析得到线性成分 L_t 。由图 3 可知, CCFI 为非平稳数据, 需要经过差分处理对数据进行平稳性处理并通过单位根检验。

经过二阶差分后, 如图 4、图 5 所示, 偏自相关图有 1 个显著不为 0 的峰值, 自相关图有 2 个显著不为 0 的峰值。根据判断准则, ARIMA(1,2,2) 模型最优。

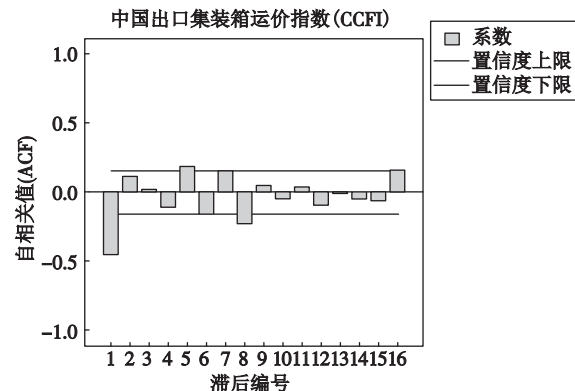


图4 差分序列 ACF

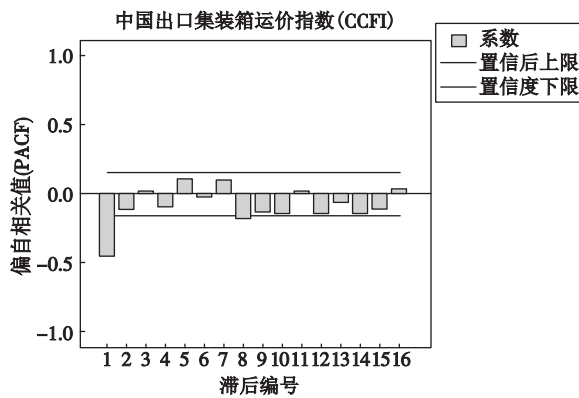


图5 差分序列 PACF

最后对 ARIMA(1,2,2) 模型的显著性进行白噪声检验。如图 6 所示: 自相关值(ACF)和偏自相关值(PACF)都近似为 0, 残差符合白噪声, 所选择的 ARIMA(1,2,2) 模型是正确的。

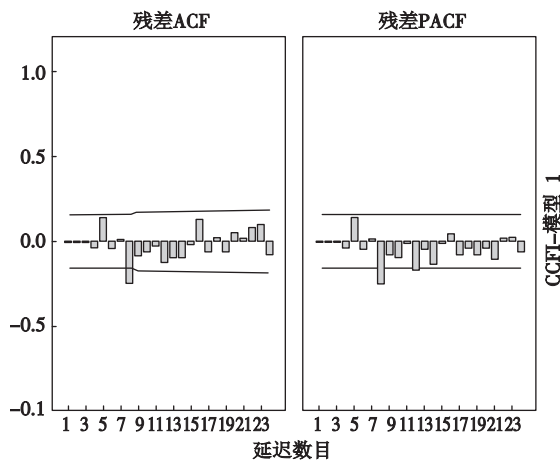


图6 残差序列 ACF 和 PACF

2.3 ARIMA-LSTM 模型构建

本文使用 Matlab2019b 软件对残差序列进行拟合得到非线性成分 N_t 。

在对模型进行训练之前, 采用 Z-score 标准归一化的方法对残差序列进行数据预处理。经多组参数反复试验及预测效果比对, 本文确定模型的最优参数为: 时间步长为 1, 隐含单元个数为 200, 迭代次数为 1000, 初始学习率为 0.01, 乘法因子为 0.2, 乘法之间纪元数为 400, 求解器设置为 adam。

模型训练结束后, 对测试样本实际值与预测值进行比较, 结果如图 7 所示。可以看出模型的拟合效果在整体趋势上能达到基本一致, 短期内预测效果偏差程度较低, 随着时间推移预测值下降速率减慢, 预测精度下降。因此 ARIMA-LSTM 组合模型更适合进行短期预测。

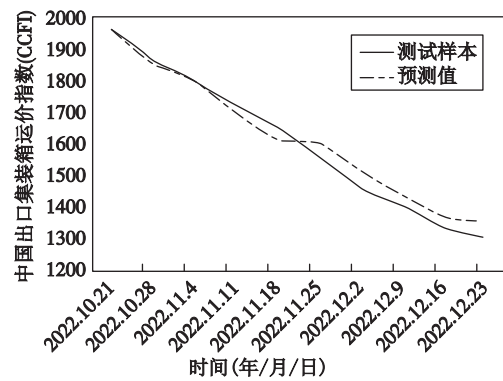


图7 ARIMA-LSTM 模型拟合效果

2.4 预测结果分析

2.4.1 模型预测精度对比分析

本文采用拟合优度、均方根误差、平均相对误差绝对值、平均绝对误差 4 个误差评估指标对比三个模型的预测精度。如表 2 所示, 对比测试样本的实际值与预测值, 三个模型的 R^2 均接近于 1, 且差别较小, 说明三个模型预测能力均较好。对比其他三个指标, 可以看出 ARIMA 模型和 LSTM 模型预测精度较低, 而 ARIMA-LSTM 组合模型误差评估指标均低于 ARIMA 模型和 LSTM 模型。说明 ARIMA-LSTM 组合模型在预测精度上得到显著提升, 相较于单一模型更加接近实际情况, 具有科学的指导意义。

三个模型测试样本预测误差比较 表 2

模型	R^2	RMSE	MAPE	MAE
ARIMA	0.952	34.192	1.169	25.135
LSTM	0.954	25.855	0.014	28.079
ARIMA-LSTM	0.967	23.753	0.011	21.225

2.4.2 模型预测结果比较

为有效反映模型样本数据应用范围的预测效果, 本文通过测试集数据信息来分析三个模型的预测情况, 如表 3 ~ 表 5 所示。从结果来看, ARIMA 模型相对于其他两个模型的相对误差更大; ARIMA-LSTM 组合模型的相对误差均小于 4%, 拟合效果较好, 预测精度明显优于单一模型的预测方法, 但随着预测时间推移, 误差波动逐渐增大, 因此该模型更适合用作短期预测。

测试样本 ARIMA 模型预测结果对比 表 3

时间	实际值	预测值	相对误差
2022. 10. 28	1959. 96	1951. 90	0. 411%
2022. 11. 04	1862. 25	1850. 31	0. 641%
2022. 11. 11	1790. 86	1770. 19	1. 154%
2022. 11. 18	1729. 92	1739. 76	0. 569%
2022. 11. 25	1651. 26	1668. 10	1. 020%
2022. 12. 02	1563. 46	1543. 82	1. 256%
2022. 12. 09	1464. 76	1481. 43	- 1. 138%
2022. 12. 16	1410. 11	1348. 83	4. 346%
2022. 12. 23	1339. 43	1303. 27	2. 700%
2022. 12. 30	1307. 54	1271. 28	2. 773%

测试样本 LSTM 模型预测结果对比 表 4

时间	实际值	预测值	相对误差
2022. 10. 28	1959. 96	1975. 11	0. 773%
2022. 11. 04	1862. 25	1846. 10	0. 867%
2022. 11. 11	1790. 86	1775. 64	0. 850%
2022. 11. 18	1729. 92	1704. 11	1. 492%
2022. 11. 25	1651. 26	1671. 50	1. 226%
2022. 12. 02	1563. 46	1583. 52	1. 283%
2022. 12. 09	1464. 76	1431. 79	2. 251%
2022. 12. 16	1410. 11	1444. 36	2. 429%
2022. 12. 23	1339. 43	1357. 51	1. 350%
2022. 12. 30	1307. 54	1251. 03	4. 322%

测试样本组合模型预测结果对比 表 5

时间	实际值	预测值	相对误差
2022. 10. 28	1959. 96	1957. 16	0. 143%
2022. 11. 04	1862. 25	1848. 71	0. 727%
2022. 11. 11	1790. 86	1802. 16	0. 631%
2022. 11. 18	1729. 92	1703. 49	1. 528%
2022. 11. 25	1651. 26	1607. 01	2. 680%
2022. 12. 02	1563. 46	1587. 33	2. 806%
2022. 12. 09	1464. 76	1512. 94	3. 289%
2022. 12. 16	1410. 11	1436. 24	1. 853%
2022. 12. 23	1339. 43	1369. 10	2. 215%
2022. 12. 30	1307. 54	1355. 79	3. 690%

2.4.3 ARIMA-LSTM 组合模型预测结果

对 2023 年 1 月各周 CCFI 进行样本外预测,结果如图 8 所示,整体呈缓慢下降的趋势。可能有以下多种原因:俄乌冲突加剧通货膨胀;欧美国家库存饱和;空船空箱量大。国际集装箱航运市

场供需不平衡的局面加剧,供需关系失衡,货物流动性下降,集装箱货物滞留,全球经济增长放缓,经济水平乏力,CCFI 在未来可能仍存在一段时间的下降期。

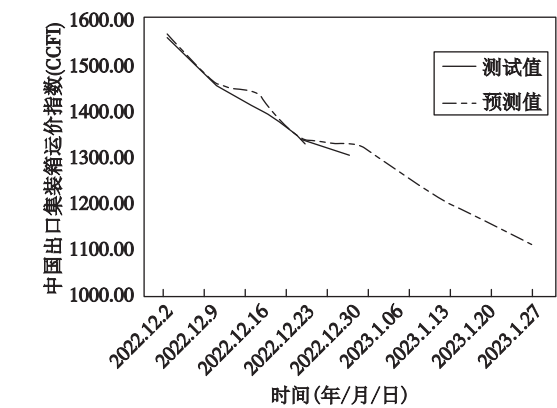


图 8 2023 年 1 月周指数预测

3 结语

中国出口集装箱运价指数的变动趋势受到多方面因素的影响,比如全球经济增长放缓、供需关系失衡、货运量下降、货物流动性下降以及燃油价格波动等因素,是相对复杂的时间序列,单一的预测模型无法很好地拟合其非线性部分,通常需要引入另一模型对其非线性部分进行预测。因此本文引入机器学习算法中的长短时神经网络应用于时间序列非线性部分的拟合,提出一种新的分别对时间序列线性和非线性部分建模的 ARIMA-LSTM 组合模型,以中国出口集装箱运价指数为研究对象,对中国出口集装箱运价指数进行实例预测。结果表明:该组合模型能够弥补单一模型的不足,在预测精度上也有显著提高,但随着预测时间的推移,预测精度逐渐下降;短期内受到国际集装箱航运市场供需不平衡的影响,CCFI 逐步下降。该组合模型可为集装箱运输市场发展态势短期预测提供支持,为集装箱班轮公司、航运企业提供一定的参考和及时的指导。

中国出口集装箱运价指数是引导集装箱运输市场发展趋势的风向标。目前,受到疫情、俄乌战争、国际集装箱航运市场供需不平衡等影响,CCFI 可能会持续下降,但该指数的统计发布具有滞后性,无法提供指导作用,因此需要通过预测提前公布未来运价指数的变化趋势,并进一步提高长期预测的精度和效率,使得集装箱运输各方提前掌握市场动态和变化趋势,有助于指导实际经营管理决策。

参考文献

- [1] 李博. 中国出口集装箱运价指数研究述评与未来展望[J]. 对外经贸, 2021(04):35-39.
- [2] Chou M T. An improved fuzzy time series theory with applications in the shanghai containerized freight index[J]. Journal of Marine Science & Technology, 2017(4).
- [3] 曹睿. 基于 ARIMA 模型的中国出口集装箱运价指数波动预测及分析[J]. 现代商业, 2022(27):35-38.
- [4] Jeon Jun Woo, Duru Okan, Yeo Gi Tae. Modelling cyclic container freight index using system dynamics [J]. Maritime Policy & Management, 2020, 47(3).
- [5] Ziaul Haque Munim, Hans-Joachim Schramm. Forecasting container shipping freight rates for the Far East-Northern Europe trade lane [J]. Maritime Economics & Logistics, 2017, 19(1).
- [6] 汤霞, 匡海波, 郭媛媛, 等. 基于 VMD 的中国出口集装箱运价指数分析与组合预测[J]. 系统工程理论与实践, 2021, 41(01):176-187.
- [7] 邱芯竹. 基于 EMD 的中国出口集装箱运价指数波动性分析及预测[D]. 南昌: 江西财经大学, 2019.
- [8] 周晨昕. 基于加权组合模型的沿海散货运价指数预测研究[D]. 大连: 大连海事大学, 2020.
- [9] 杨银花, 金雁, 汪敏, 等. 基于 EMD-ARIMA 组合模型的长江航运干散货运价指数预测[J]. 武汉理工大学学报(交通科学与工程版), 2022, 46(05):801-805.
- [10] 彭建良, 丁怡越, 左晓琴. 中国公路物流运价指数预测研究——基于 ARIMA-Adam-LSTM 模型的分析[J]. 价格理论与实践, 2019(06):99-102.
- [11] 王越敬. 基于 LSTM-ARIMA 混合模型的股价相关系数预测模型研究[D]. 绵阳: 西南科技大学, 2020.

The Logistics Transportation Development in China and MENA Countries under The BRI

Abobakr Abdullah Ali Al-koli *

(Logistics Engineering and Management, School of Economics and Management, Chang'an University)

Abstract The BRI, launched by Chinese President Xi Jinping in September 2013, initially places the Middle East and North Africa (MENA) region in the key region for the implementation of China's BRI initiative. China views Middle East and North Africa (MENA) countries as important strategic markets and partners in global development, developing countries have relatively high levels of involvement and activity in the BRI. This paper, examines the trade exchange between China and MENA countries, ports in MENA countries, The importance of the MENA for China's BRI, logistics transportation in the Middle East, and BRI Transport development in MENA.

Keywords logistics transportation MENA BRI China

0 Introduction

Over the past two decades, the Middle East and North Africa region has become increasingly important to China. This is largely due to China's desire to maintain its security of supply. In addition,

with the growing prominence of the Belt and Road Initiative, the strategic importance of land and sea routes linking East Asia and Eurasia to Europe through the Persian Gulf, Red Sea, and the Mediterranean Sea has become increasingly prominent. The need to defend these economic