

不同时间窗下铁矿石期货价格预测精度研究

——基于 CNN-LSTM 注意力模型的分析

内容提要: 利用时间窗提升铁矿石期货价格预测精度对铁矿石期货市场平稳发展具有重要意义。本文选取 2013 年 10 月至 2021 年 12 月铁矿石期货价格及同期相关数据,采用 STL 分解方法对铁矿石期货价格进行特征分析,构造基于自注意力机制的 CNN-LSTM 模型,预测铁矿石期货价格并进行对比分析。结果表明:将铁矿石期货季节性规律应用于时间窗可以提升铁矿石期货价格预测结果准确性。在 4、7、30、365 天时间窗下,最佳预测结果是 4 天时间窗。模型预测结果的平均绝对误差 MAE 值为 11.5,相较于 LSTM、LSTM-ATT、CNN-LSTM 基准模型分别降低了 32.70%、19.12%、22.28%。构建模型具有较好的泛化性,MAE 在 7 天、30 天、365 天时间窗下均为最低。基于此,应关注价格的时间窗特征,完善铁矿石期货市场环境,推动铁矿石现货市场保供稳价。

关键词: 铁矿石期货 价格预测 STL 分解 时间窗 深度学习

DOI:10.19851/j.cnki.CN11-1010/F.2022.11.352

2022 年 2 月,国家发展改革委、工业和信息化部等部门联合印发《关于促进工业经济平稳增长的若干政策》强调:要做好铁矿石等重要原材料的保供稳价,进一步强化大宗商品现货市场监管,加强大宗商品价格监测预警。准确预测铁矿石期货价格有助于政府制定科学的期货市场政策,降低企业交易风险。铁矿石期货价格除受铁矿石现货价格、宏观因素、成本因素等要素的影响,还会受到不同长度的时间窗影响。不同时间跨度的历史价格数据可以从不同角度反映铁矿石价格对期货价格的影响。其中,长的时间窗更接近于铁矿石实际供需,而短的时间窗更能反映铁矿石期货作为金融产品的价格变动。确定最佳时间窗,对提高铁矿石期货价格预测精度非常重要。因此,本文在以往研究基础上,研究不同时间窗对铁矿石期货价格预测的影响,以期提高预测精度、促进我国铁矿石期货市场稳定发展。

一、相关研究文献评述

目前针对铁矿石期货影响因素的研究文献颇多。如周亮(2017)研究发现:我国铁矿石与螺纹钢期货价格之间存在跨期套利关系。胡振华等(2018)提出:国内铁矿石期货与国内外现货价格之间具有高度关联性与长期均衡关系。葛永波等(2019)认为,我国铁矿石期货价格存在“均值回复”特征,过去价格与未来价格增量负相关。王萌、樊燕萍(2019)提出:市场情绪对铁矿石期货价格产生单向影响,乐观情绪会导致铁矿石期货价格上升、反之下跌。王晓峰、林立超(2020)发现,我国铁矿石期货对国外铁矿石期货影响较弱,我国铁矿石期货市场国际参与度有待提高。

以往针对铁矿石期货价格预测的研究较为有限,本文主要从模型方法上对期货价格预测进行梳理。以往学者仅利用历史价格对期货价格预测,可概括为传统计量方法与机器学习方法。一些学者从传统计量模型角度进行分析,例如 Zhang 和 Zhou (2021)利用新型 HAR 模型,结合铁矿石期货价格的“星期几效应”对铁矿石期货价格进行预测,结果表明:其在短期预测效果上明显高于原始 HAR 模型。另一些学者从机器学习模型角度进行分析,Tuo 和 Zhang (2020)利用 EEMD-GORU 模型预测铁矿石期货价格并取得了较好的效果,并反映了其影响进口与国际铁矿石价格波动与风险的相关因素。考虑到铁矿石期货价格受宏观因素、供需因素等影响,使用机器学习模型会更好地捕捉价格变化规律。如沈虹等(2021)在有色金属期货价格预测中发现 LSTM 模型相较 MLP、ARIMA 模型稳定性与精确度较高。曹超凡等(2022)、方义秋等(2022)在股票价格预测中将 CNN 与 LSTM 模型进行结合,较 LSTM 等基准模型取得较好效果。

综上所述,当前关于铁矿石期货价格预测的研究较少,现有研究也集中在模型方法创新与输入变量选择上,而缺乏从输入时间窗角度的研究。较于以往研究,本文有以下特点:将 CNN、LSTM 与注意力机制相融合,提出 CNN-LSTM-attention 铁矿石期货价格预测方法;利用季节性规律确定最佳时间窗,再引入不同长度的输入时间对在不同时间窗下模型的预测效果进行对比,以期丰富铁矿石期货价格预测研究方法。

二、铁矿石期货价格预测理论与时序特征

描述性分析

(一) 铁矿石价格预测理论分析

铁矿石期货价格受到众多因素影响,且具有明显的时序特征。LSTM是一种改良的RNN,可以从时间序列中提取时序特征,记忆长期时间序列中的依存关系,在铁矿石期货价格预测上可取得较好表现。同时,由于影响铁矿石期货价格的因素众多、输入窗口可能较长,可以使用CNN与注意力机制的优势,通过组合模型减少预测误差。

1. 时间窗理论。时间窗口的大小对于预测模型的精度是非常重要的。通过时间窗方法,可以对历史价格数据进行过滤,忽略无关紧要的变化,突出重要的影响因素。就铁矿石期货而言,使用长期历史数据可以更好地把控趋势,使用短期历史数据可以更好地反映交易倾向。如宏观经济因素影响持续时间较长,交易者在考虑这些因素时,应该收集更长时间的历史数据进行统计与分析,从而形成对铁矿石期货价格的长期预期。在实际铁矿石期货交易中,期货交易数据是交易者面对最直接的数据,也是对当前市场状态的准确描述,交易者通过这些数据分析其他交易者的行为倾向,从而形成对铁矿石期货价格的预期。然而,长时间窗可能包含过时的信息,短时间窗可能无法准确刻画历史状态。因此,对时间窗的大小研究具有重要意义。

2. 时间窗分析。数据的季节性反映了一个可预测的重复性变动。由于输入窗口大小反映了其每次可以接收的数据大小,数据季节性的周期可以辅助确定时间窗长度。因此,采用STL分解法分析数据特征,同时确定数据的周期。STL分解是一种常用于经济与环境分析中的可靠时间序列分解方法。与X12-ARIMA和经典时间序列等传统季节分解方法相比,时间序列中的异常值不会影响STL分解中的季节与趋势变量。STL将原始序列分解为趋势变量、季节变量与残差变量,使用STL分解法可以更好地发现铁矿石期货价格序列中的特征。本文主要利用STL季节变量确定时间窗大小。

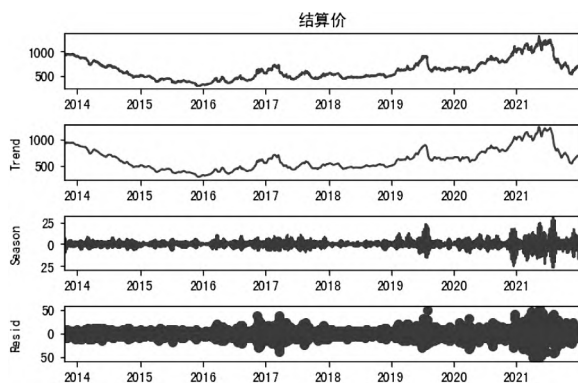


图1 铁矿石期货价格 STL 分解图

(二) 铁矿石期货价格时序特征分析

2013年10月18日,我国铁矿石期货合约在大连商品交易所上市,本文选取2013年10月18日至2021年12月31日的铁矿石期货价格数据,使用STL分解法对铁矿石期货价格进行分解,分解结果如图1所示。

由铁矿石期货价格原数据发现,铁矿石总体价格从2013年10月开始波动下降,至2015年末到达低点,而后波动上升,在2021年中到达高点后再次波动下降。趋势项主要反映铁矿石期货市场的稳定变动,分解后的趋势项与原数据的总体趋势相近。结合季节项可以看出,铁矿石期货价格季节性与铁矿石价格高峰时间相近,说明季节性波动是铁矿石价格高速上涨的主要原因。而2020年初至2021年的季节性波动,反映新冠疫情对铁矿石期货价格的冲击,残差项可以反映铁矿石期货价格的市场投机与突发事件。通过残差项折线图可以发现,在2017年初至2019年中铁矿石价格高速上涨,市场的投资情绪旺盛。2020年突发的新冠疫情也对残差项产生了较大影响,原因可能是交易者受新冠疫情影响改变了交易模式。对铁矿石期货价格季节性数据进行分析得出其平均周期长度约为4天,即4天为最佳输入时间窗长度。

此外,因期货投资者在进行期货市场分析时常使用以周、月、年进行区分的蜡烛图辅助分析,为了保证分析结果的严谨性,本文将引入7天、30天、365天作为基准事件窗口构建模型进行对比,分析不同时间窗对预测效果的影响。

三、铁矿石期货价格预测模型的构建

(一) 模型结构

CNN-LSTM-attention 预测模型由输入层、卷积层、LSTM层、attention层、全连接层与输出层组成。先将价格序列输入卷积层,然后将提取后的信息输入LSTM进行预测,同时用attention计算不同的LSTM单元之间的权重,最后输出结果。

(二) 数据来源

通过过往文献对铁矿石期货价格的分析,本文选择多领域数据,从综合技术面与基本面对铁矿石期货价格进行预测。其中,技术面为期货交易中的交易数据,基本面为影响铁矿石行业的因素,如宏观经济因素^①。相关数据来源于大连商品交易所、wind数据库、国家统计局等。

(三) 数据处理

为了提升模型训练效果,在模型计算前对数据进行预处理:(1)对部分频度不为日频的数据进行扩充,从而提高模型的泛化能力。对于只有交易日存在数据的,考虑参考交易历史数据,即使用前向数据进

①铁矿石期货价格影响因素及数据来源详见《价格理论与实践》网站(<http://www.price-world.com.cn/>)附件。

行数据填充。(2)对数据进行归一化处理。考虑到不同的数据有着不同的范围,为了消除不同数据之间单位差异对模型的影响,通过 min-max 归一化对数据进行处理。计算过程见公式(1):

$$x = \frac{x' - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \tag{1}$$

其中, x' 为原始数据, x_{max} 与 x_{min} 分别为数据中的最大值与最小值, x 的取值范围为 $[0, 1]$ 。

为了实现多窗口价格预测并防止直接分割数据会忽略时间序列间的联系,选择将数据转化为滑动时间窗口。滑动输入窗口的长度分别为分析得出的最佳输入窗口长度 4 天,与作为基准事件窗口的 7 天、30 天、365 天。每次滑动长度为 1 天,预测后 1 天的铁矿石价格数据。

(四)模型评估指标

为了解决单一的评价指标可能产生的局限评价,选择均方根误差 RMSE、平均绝对误差 MAE 及 R2 三个不同的性能指标对模型进行综合评价,用于比较模型的稳定性与性能。计算公式见下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \tag{2}$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \tag{3}$$

$$R2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2} \tag{4}$$

其中, \hat{y}_i 为预测值, y_i 为原始值, \bar{y}_i 为原始平均值。其中, RMSE、MAE 的取值为 $[0, \infty)$, R2 的取值为 $[0, 1]$ 。RMSE、MAE 的值越小且 R2 的值越接近 1 说明预测的结果越准确。

四、铁矿石期货价格预测的实证结果分析

(一)模型实验结果

为了验证模型的预测效果,将 2013 年 10 月 18 日至 2020 年 12 月 31 日数据转化为滑动窗口,以时间先后的顺序划分为训练集、验证集、测试集,划分比例为 8:1:1。而后将数据进行预处理并完成数据截取,再对数据扩充并进行数据归一化,将训练集输入至 CNN-LSTM-attention 模型中。最后,将测试集输入训练好的模型,与基准模型进行对比分析。

为了对比验证本文提出模型的效果,使用相同数据集对多种不同模型进行对比实验。模型分别为标准 LSTM、LSTM-attention、CNN-LSTM 与 CNN-LSTM-attention。不同模型均使用相同的超参数与相同的训练迭代次数,并去除因超参数产生的预测效果差异。

1.最佳(4天)时间窗。图 2 为不同基准模型在测试集上的效果,子图分别为 LSTM、LSTM-attention、CNN-LSTM 与 CNN-LSTM-attention。

模型的性能评价指标如表 1 所示。结合图 2 可知, CNN-LSTM-attention 模型总体表现较好。

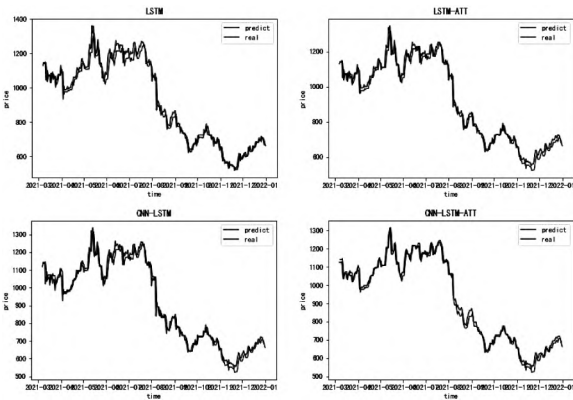


图 2 最佳(4天)时间窗下模型对比图

表 1 最佳(4天)时间窗下模型性能对比

模型名称	MAE	RMSE	R2
LSTM	17.07597	22.06269	0.99092
LSTM-attention	14.20874	17.33575	0.99439
CNN-LSTM	14.78621	18.91549	0.99332
CNN-LSTM-attention	11.49237	14.69801	0.99597

CNN-LSTM 与 LSTM-attention 评价指标差距较小,继续对比折线图, CNN-LSTM 更易出现较大价格波动。标准 LSTM 模型能跟踪真实值趋势,但估算精度较差。本文所构建的模型相较标准 LSTM,其 MAE、RMSE 分别降低了 32.7%、33.38%, R2 提高了 0.51%;相较效果次佳的 LSTM-attention,其 MAE、RMSE 分别降低了 19.12%、15.22%, R2 提高了 0.16%。这说明在 4 天时间窗口,相应的模型优于基准模型。

2.其余时间窗。由不同模型在测试集合上的图表与性能对比可以发现以下结论(详见表 2-表 4)^①。CNN-LSTM-attention 组合模型在 7 天、30 天、365 天时间窗下都取得了最佳效果, MAE 分别为 12.85419、14.05985 与 19.08172。时间窗口越长,则 CNN 提升预测效果能力更强;时间窗口越短,则 Attention 提升预测效果能力更强。而基准 LSTM 模型在多窗口下表现都最差。

表 2 7天时间窗下模型性能对比

模型名称	MAE	RMSE	R2
LSTM	20.38626	22.88572	0.99023
LSTM-attention	15.56605	18.64499	0.99352
CNN-LSTM	16.55590	19.97592	0.99256
CNN-LSTM-attention	12.85419	16.32394	0.99503

表 3 30天时间窗下模型性能对比

模型名称	MAE	RMSE	R2
LSTM	22.66606	24.88344	0.98845
LSTM-attention	18.58863	22.69015	0.99040
CNN-LSTM	18.11454	22.17025	0.99083
CNN-LSTM-attention	14.05984	17.76450	0.99411

表 4 365天时间窗下模型性能对比

模型名称	MAE	RMSE	R2
LSTM	28.00758	35.07894	0.97862
LSTM-attention	27.08780	32.01524	0.98219
CNN-LSTM	22.49556	27.15139	0.98719
CNN-LSTM-attention	19.08172	24.88221	0.98924

①7 天、30 天、365 天窗口下各模型预测结果对比图详见《价格理论与实践》网站(<http://www.price-world.com.cn/>)附件。

(二) 综合分析

结合理论与实验结果可以发现:(1) 将铁矿石期货季节性规律应用于时间窗可以提升铁矿石期货价格预测准确性,CNN-LSTM-attention 组合模型在不同时间窗下较基准模型都具有更好效果。(2) CNN 模型可以通过空间窗口对数据的局部特征进行进一步提取,并组合抽象成高级特征,更便于提取数据间的隐藏特征。相较于直接使用 LSTM,使用 CNN 模型的优势在于在长窗口预测中可以先对不同领域价格进行提取,更易于发现价格因素之间的因果关系,有利于预测精度的提升。同时,注意力机制可以发现同层输入窗口中更需关注的部分。在铁矿石期货价格预测中,引入注意力机制较好地解决了时间窗口内的数据权重问题。从实验结果中可以看出,引入注意力机制后 CNN-LSTM-attention 组合模型获得了更好的精度,滞后期也较短。(3) 模型总体预测效果在较短的时间窗下表现更好。本文模型相较于 7 天、30 天、365 天,在 4 天时间窗下的 MAE 更低。从预测精度来说,使用较短的时间窗可能更容易预测铁矿石期货价格数据的价格变化。

五、结论与建议

本文针对铁矿石期货价格预测问题,提出以季节性分析确定时间窗的 CNN-LSTM-attention 组合结构价格预测模型。使用 CNN 结构获取不同维度之间的隐藏信息,LSTM 提取时序信息之间的长期记忆信息,attention 结构获取时间窗口内不同时间的关注度。为了验证模型有效性,实验引入 2013 年 10 月至 2020 年 12 月铁矿石价格以及相关产业数据,使用多种模型与多时间窗口进行精度对比与图像分析。实验结果表明:(1) 采用 STL 分解铁矿石期货价格,可以发现铁矿石期货价格涨幅较快时,易产生较大的趋势波动与残差波动,且新冠疫情对铁矿石期货价格波动产生较大影响。(2) CNN-LSTM-attention 结构可以实现较为精确的预测,且在不同长度的时间窗下都拥有较好的预测能力,优于同期的其他基准算法模型。(3) 将铁矿石期货季节性规律应用于时间窗可以提升铁矿石期货价格预测准确度。对铁矿石期货价格以周为时间窗的短期预测较于以月或年的长期预测更精确。在进行短期交易时,应当研究最

佳短时间窗的多领域历史价格。

根据以上研究与分析结果,提出以下建议:

1. 关注价格的时间窗特征,准确判断价格变化。政府在制定钢铁产业政策与相关企业做决策时,铁矿石期货价格是绕不开的因素。在预测铁矿石期货价格时,需要关注影响铁矿石期货价格的外在因素与铁矿石期货价格的历史运动趋势。此外,还需要关注时间窗特征,发掘价格的时间规律,从而更准确地预测价格,为政府与企业的科学决策提供参考。

2. 完善铁矿石期货市场环境。现有的法律法规逐步开放了期货的交易范围,为期货公司提供更多便利条件。通过进一步研究铁矿石期货市场,设计更多铁矿石期货产品,有利于提升交易者对铁矿石期货的参与度,并稳定铁矿石期货市场价格。

3. 助力现货市场保供稳价。拓宽铁矿石进口渠道,进一步畅通国际运输,鼓励企业签订长期协议,加强海外权益矿的开发,共同保障进口铁矿石供应稳定。扩大国内铁矿石资源开发力度,提升国内矿山产业改造进而降低成本,确保国内铁矿石供应能力,保护我国铁矿石资源安全。同时,鼓励钢铁企业推动产业改造升级,提倡废钢再利用,降低对铁矿石的依赖度,从而保障我国钢铁资源安全。

参考文献:

- [1] 周亮. GARCH 模型与协整模型在跨商品套利中的比较研究——以铁矿石和螺纹钢期货为例[J]. 山东财经大学学报, 2017, 29(5): 54-60+77.
- [2] 胡振华, 钟代立, 王欢芳. 中国铁矿石期货市场的定价影响力研究——基于 VEC-SVAR 模型的实证分析[J]. 中国管理科学, 2018, 26(2): 96-106.
- [3] 葛永波, 曹婷婷, 朱蓉. 中国黑色金属期货市场分形特征的研究[J]. 价格理论与实践, 2019(1): 101-104.
- [4] 王萌, 樊燕萍. 市场情绪与铁矿石期货价格、现货价格的相关性研究: 基于 MSVAR 模型的实证分析[J]. 中国矿业, 2019, 28(4): 20-25+38.
- [5] 王晓峰, 林立超. 国际铁矿石期货价格传导比较研究——兼析加快我国铁矿石期货市场国际化建设[J]. 价格理论与实践, 2020(03): 95-98.
- [6] 沈虹, 李旭, 潘琪. 基于深度学习长短期记忆神经网络的有色金属期货市场预测研究[J]. 南京理工大学学报, 2021, 45(3): 366-374.
- [7] 曹超凡, 罗泽南, 谢佳鑫, 李路. MDT-CNN-LSTM 模型的股价预测研究[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(05): 280-286.
- [8] 方义秋, 卢壮, 葛君伟. 联合 RMSE 损失 LSTM-CNN 模型的股价预测[J]. 计算机工程与应用, 2022, 58(09): 294-302.
- [9] Zhang Y, Zhou Z. Forecast on iron ore futures price linked with day-of-the-week effect[C]// 2021 International Conference on Computer, Blockchain and Financial Development (CBFD), 2021: 260-264.
- [10] Tuo J, Zhang F. Modelling the iron ore price index: A new perspective from a hybrid data reconstructed EEMD-GORU model [J]. Journal of Management Science and Engineering, 2020, 5(3): 212-225.

(作者单位: 北京信息科技大学)

Research on the accuracy of iron ore futures price forecasting under different time horizon ——Analysis based on CNN-LSTM-Attention model

Abstract: The use of time horizon to improve the accuracy of iron ore futures price forecasting is important for the smooth development of iron ore futures market. In this paper, we select iron ore futures prices and related data of from October 2013 to December 2021, use the STL decomposition method to characterize iron ore futures prices, construct a CNN-LSTM model based on the self-attention, predict iron ore futures prices, and conduct a comparative analysis. The results show that applying the seasonal pattern of iron ore futures to the time horizon can improve the accuracy of iron ore futures price prediction results. On 4, 7, 30 and 365-day time horizons, the best prediction result is 4-day time horizon. The MAE value of the model is 11.5, which is 32.70%, 19.12%, and 22.28% lower than that of LSTM, LSTM-ATT, and CNN-LSTM benchmark models. The model has good generalization, and the MAE is the lowest than 7, 30 and 365-day time horizons. Based on this, attention should be paid to the price time horizon characteristics, improve the iron ore futures market environment, and promote the supply and price stability of iron ore spot market.

Keywords: iron ore futures; price forecast; STL decomposition; time horizon; deep learning