

基于神经网络预测模型的最佳交易策略探究

董 涵¹, 陈佳丽², 王浩然³, 叶晓辉³

(1. 厦门大学嘉庚学院信息科学与技术学院, 福建 漳州 363105)

(2. 福州理工学院经济管理学院, 福建 福州 350506)

(3. 福州理工学院计算与信息科学学院, 福建 福州 350506)

[摘要] 采用基于长短时记忆神经网络(LSTM)模型预测金融交易中投资产品的未来价格,由此预判涨跌情况,考虑交易(佣金)成本,分析做多、做空两种交易方式的最佳策略。通过实验得出:当预测准确度接近 50%或大于 50%时,交易模型才能更大程度获利;在测试集为 25%时获得收益达到最大,且四品种收益率高低顺序为比特币、原油、美元指数、黄金。改变相对佣金,对组合交易的偏向起到一定影响,收益呈梯度式变化。模型按一日交易一次进行了简化,并不能用于单日高频交易的分析。

[关键词] 期货交易, LSTM 模型, 单类交易, 组合交易

[中图分类号] F832.5; TP183 **[文献标志码]** A **[文章编号]** 1672-1292(2023)04-0019-10

Research on the Optimal Trading Strategy Based on Neural Network Prediction Model

Dong Han¹, Chen Jiali², Wang Haoran³, Ye Xiaohui³

(1. School of Information Science & Technology, Xiamen University Tan Kah Kee College, Zhangzhou 363105, China)

(2. School of Economics and Management, Fuzhou Institute of Technology, Fuzhou 350506, China)

(3. School of Computing and Information Science, Fuzhou Institute of Technology, Fuzhou 350506, China)

Abstract: Based on the long short-term memory neural network(LSTM) model, the rise and fall in the future price of investment products in financial transactions are predicted, and the best strategies for long and short trading methods are analyzed considering the transaction cost. Through experiments, it is concluded that the trading model can make a greater profit when the prediction accuracy is close to 50% or greater than 50%, and the maximum profit can be obtained when the test set is 25%, and the order of return of the four varieties is Bitcoin, crude oil, US dollar index, and gold. Changing the relative commission has a certain impact on the bias of portfolio transactions, and the return changes in a gradient style. The model is simplified on a daily basis and cannot be used for single-day high-frequency trading analysis.

Key words: futures trading, LSTM model, single class trading, portfolio trading

随着市场经济的快速发展,许多新的投资者涌入交易市场。其中,商品交易市场也受到了广大投资者的关注。能源产品(如原油)、金属产品(如黄金)、农副产品(如大豆)等都是常见的大宗交易商品。作为衍生品市场重要组成之一的期货市场,其整体的发展动向与国民经济和国家经济安全紧密相关。大宗交易以期货合同的形式进行买卖,可到期交割现货,具有套期保值、防止市场发生过度波动、节约商品流通过费、促进公平竞争等功能,对于我国日益活跃的商品流通体系具有重要的影响作用。观察、分析期货市场中交易商品的价格波动,对未来期货价格进行预测,可以在宏观层面帮助预研预判未来某一领域的经济形势,为做出相应的宏观调控提供帮助。

对交易商品价格的常见分析方式有两类,一类是基本面分析,另一类是技术分析。在期货市场中,基本面分析是依据大宗商品行业的整体走势,以及宏观基本面的变化情况,来预测未来期货商品的价格变动情况,例如,某些受外界环境关联较大的期货商品,当外界经济环境或政治环境等发生改变时,往往会引起

收稿日期:2022-11-05.

基金项目:福建省中青年教育科研项目(JAT210609)、厦门大学嘉庚学院校级科研孵化项目(PY2023L01)。

通讯作者:董涵,讲师,研究方向:人工智能和大数据分析。E-mail:donghan@mail.nankai.edu.cn

该期货商品价格发生显著波动。此外,当相关单位或部门公布当期经济数据时,也会对市场价格走势产生明显的影响。技术分析则是假定过去的期货商品价格波动情况与未来的价格波动情况存在相似或一致的可能,通过对已有的价格数据及相关因子的挖掘来进行分析预测。随着研究技术的快速发展,不断有学者提出新型的交易价格预测方式。当下,深度神经网络的预测方式备受人们追捧,其强大的非线性拟合能力及较强的对外部环境变动的适应能力,常被学者应用于金融领域中的分析与预测。

数字经济的快速发展催生了数字货币,以比特币为代表的数字加密货币逐渐走入投资者的视野。在交易行为中的交易员、投资者选择具备投资潜力的投资产品,以及合理组合持有的投资产品,从而力图实现收益最大化。在通常情况下,投资者通过交易市场进行频繁买卖具有价格波动性的资产,利用价格差实现最大化的投资效益,但交易过程中针对不同的交易商品额外收取的佣金费用对交易决策也会产生影响。因而,对市场交易员而言,建立科学的资产交易决策模型尤为重要。

对近年来的相关研究文献梳理可知,当下对股票或期货交易市场的研究更多着重于对市场价格预测准确率探究,通过多种预测方法,探究最优的市场价格预测模型。Chen等^[1]在2015年将长短时记忆网络(long-short time memory, LSTM)应用于中国股市的股价预测,大幅提升了预测效果。徐浩然等^[2]在股票市场中围绕当下机器学习在股票市场的预测问题,基于迁移学习、特征工程、深度学习模型融合等多维度地进行了分析。武大硕等^[3]提出基于遗传算法改进的LSTM神经网络股指预测分析方法,利用3种模型对纳斯达克数据进行预测,实验结果表明,所使用的方法较其他两种方法在股票波动较小的阶段准确度得到了显著提升。吴玉霞等^[4]利用ARIMA对股票价格进行预测。方燕等^[5]基于ARIMA,结合ARCH衍生的GARCH模型对沪深两市的传媒板块指数价格进行了分析预测。对于如何进行交易价格预测及如何建立市场交易模型的研究则相对较少。林杰等^[6]以大宗交易商品棕榈油为例进行了期货程序化交易策略模型比较研究。方蕤^[7]利用SETAR模型,对期货交易策略进行了设计。

相较于前人所研究的各类适用于市场交易价格的预测模型,本文基于预测精度较高的LSTM预测模型构建交易决策模型,选取具有代表性的交易商品(如黄金、比特币、原油、美元指数等)进行预测交易,进一步探究商品本身的价值、投资风险、商品投资组合交易等。同时,合理简化期货市场交易,使得所构建的组合投资模型更具普适性,既适用于期货交易市场的交易决策判断,也适用于股票交易市场的交易决策判断。

本文基于LSTM预测模型,利用获取的相关期货产品的历史数据构建交易模型,通过对未来一天市场价格的预测,判断当天是否进行做多、做空或持有的交易行为,分析未来商品价格预测的准确性,并以具备良好避险特点的黄金和比特币进行组合交易为例,进行进一步探究比特币与其他期货产品的组合,以期获得更高收益。

1 基于LSTM预测建立交易模型

1.1 研究对象

本文所选研究的对象包含具有较强避险性的黄金、高风险类资产比特币、近期商品价格波动幅度较大的原油以及近期通胀推升的美元指数。

黄金:黄金^[8]具有较高的投资价值,是独立的自然资源,不受国家或交易市场的限制,同时与公司、政府均不存在过多的关联性,因此许多投资者会投资黄金来帮助其避免经济环境中可能会出现的不确定因素。

比特币:比特币^[9]是一种基于去中心化、采用点对点网络与共识主动性、开放源代码、以区块链作为底层技术的虚拟加密货币。与其他虚拟货币最大的不同在于,比特币总量非常有限,具有稀缺性。但比特币并非得到世界各国的共同认同,也正因其有限性、不确定的政府认同性,使之成为高风险类资产。

原油:原油期货^[10]已经成为世界能源市场的重要组成部分,对世界能源市场的运行具有深远影响,加之当前俄乌战争对能源产品的价格造成了不小的波动,原油市场具有一定的研究价值。

美元指数:在国际市场中,美元被作为主要的流通交易货币,美元指数则是综合反映美元在国际外汇市场的汇率情况的指标,可以衡量美元对一揽子货币的汇率变化程度,从而间接反映美国的出口竞争能力以及进口成本的变化情况^[11]。

1.2 数据来源

本文的原油和美元的历史日均价格数据通过 Choice 金融终端获取,黄金的数据来源于伦敦金银市场协会(<https://www.lbma.org.uk/prices-and-data/lbma-gold-price>),比特币数据来源于纳斯达克(<https://data.nasdaq.com/data/BCHAIN/MKPRU-bitcoin-market-price-usd>)。考虑到当下全球特殊的政治经济背景,为使得研究数据更加合理可靠,本文选取 2019 年 12 月份至 2022 年 5 月份的价格数据进行研究。

1.3 研究构想

在市场交易模型的研究中,期货市场的交易模型为 T+0 模式,当天仅发生一次交易行为,并不参与夜盘交易,简化了期货交易的交易方式,同时可以在一定程度上减少高频交易带来的风险。为构建合理的交易模型,使其 2019 年 12 月 2 日至 2022 年 5 月 11 日期间以收益最大化为目标进行买卖交易,可以使用获取的投资产品的每日价格数据在 Python 中构建 LSTM 时间序列预测模型^[12-14],利用交易当天之前的投资产品已知每日价格的数据预测未来一天的价格,结合佣金费用、预计收益额、是否处于交易日等多方面考虑因素,用 MATLAB 构建相应的交易算法,逐天运行得出最终交易结果。同时,为规避保证金问题对交易带来的影响,研究假设保证金不存在不足的情况,再考虑现阶段市场交易过程中可能出现的交易决策情况,整体思路如图 1 所示。

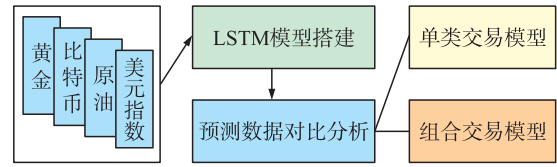


图 1 思路分析

Fig. 1 Thinking analysis

1.4 LSTM 模型的建立

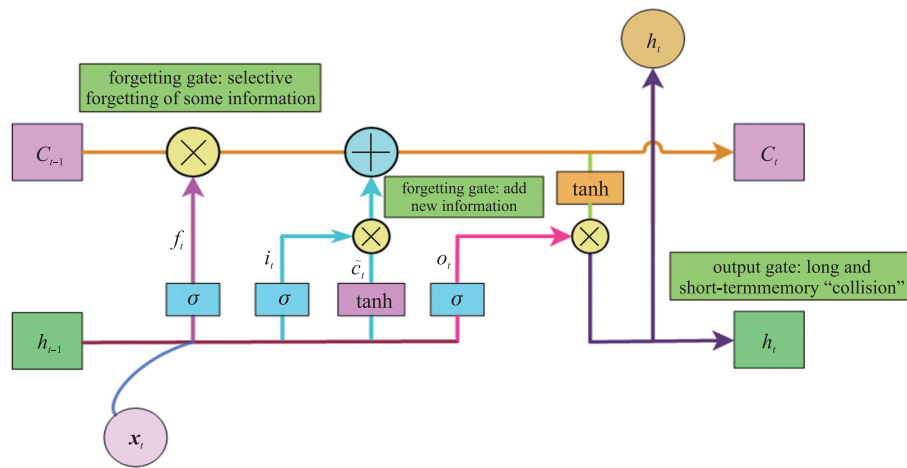
LSTM 模型又称长短时记忆网络,是循环神经网络(RNN)的改良设计,主要由 forget gate、input gate、output gate 及一个记忆单元(cell)构成。RNN 可较为高效地处理序列数据,其最大特点在于能够利用上一个输入的时间数据对本次的时间数据产生直接影响,但无法消除长期时间序列的依赖问题。

因此,Hochreiter 等^[15]提出了 LSTM 模型,通过建立长时间的时滞从而较好地规避“消失”或“爆炸”的问题,弥补了 RNN 的不足。

LSTM 模型结构如图 2 所示。首先,由“forget gate”层通过 Sigmoid 函数利用上一时刻的输出和当前输入产生一个 0 到 1 的遗忘信息值 f_t ,判断上一时刻信息是否可以全部通过或部分通过 cell state。 f_t 的计算公式为:

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f). \quad (1)$$

其次,由“input gate”层通过 Sigmoid 函数确定 i_t ,并由 tanh 层生成当前层中可能会添加到 cell state 内的新信息 \tilde{C}_t ,并设置输入门偏置 b_i 和单元偏置 b_c ,将两部分结合得出所需要更新的信息。 i_t, \tilde{C}_t 的计算公



C_{t-1} , $t-1$ 时刻的细胞状态; h_{t-1} , $t-1$ 时刻隐层状态; C_t , t 时刻输入 x_t 向量时输出细胞状态; h_t , t 时刻输入 x_t 向量时输出隐层状态; σ , Sigmoid 函数; \tanh , 双取正切函数; f_t , 遗忘信息; i_t , 新信息保留部分; \tilde{C}_t , 新信息; o_t , 初始输出。

图 2 LSTM 模型结构图

Fig. 2 Structure diagram of the LSTM model

式为:

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i), \quad (2)$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c). \quad (3)$$

再次,将 $t-1$ 时刻的细胞状态 C_{t-1} 与 forget gate 计算得出的遗忘信息 f_t 相乘,再与新信息 \tilde{C}_t 相加,对上一阶段的细胞状态 C_{t-1} 进行更新,从而得到新的细胞信息 C_t . C_t 的计算公式为:

$$C_t = f_t \cdot C_{t-1} + i_t \cdot \tilde{C}_t. \quad (4)$$

最后,由 Sigmoid 函数得到一个初始输出 O_t ,并利用 \tanh 将 C_t 缩放为 -1 到 1 之间的数值,并设置输出门偏置 b_o ,得出输出门系数,再与初始输出相乘得到最终的输出值 h_t . O_t, h_t 的计算公式为:

$$O_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o), \quad (5)$$

$$h_t = O_t \tanh(C_t). \quad (6)$$

2 实验与分析

2.1 预测结果分析

根据已知投资产品的每日价格数据,预测未来一天的投资产品价格,将 LSTM 预测模型测试集设定为 25%,即在已知前 4 天数据时可进行市场交易操作. 由收集的 4 组数据进行未来一天的价格预测,如图 3-图 6 所示,从图可知,未来商品价格的预测结果与当天实际商品价格数据贴合度较高,预测较为准确. 预测值是根据已有数据的预测来进行分析,会明显偏离平均,趋势有提前,也有延后的情况. 要判度预测的准确度,需要看整体的误差分析,比较不同的模型预测误差得到最优的预测模型参数. 基于此观点,可认为本文的模型对价格趋势的判断是有效的,可较好地作为交易决策的依据.

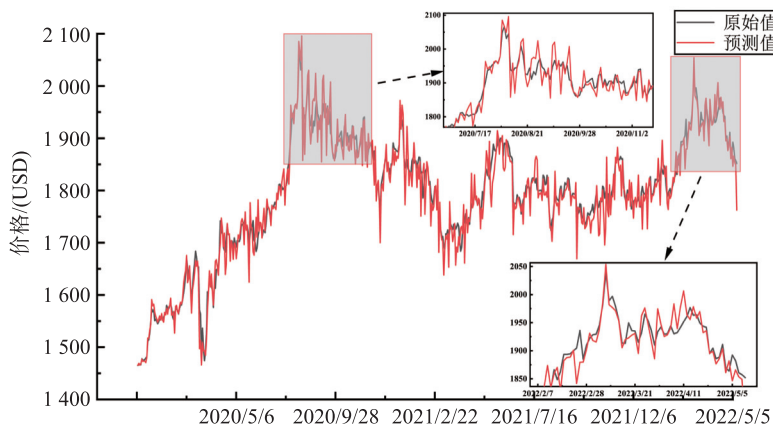


图 3 黄金预测值与实际值对比

Fig. 3 Comparison of gold prediction and actual values

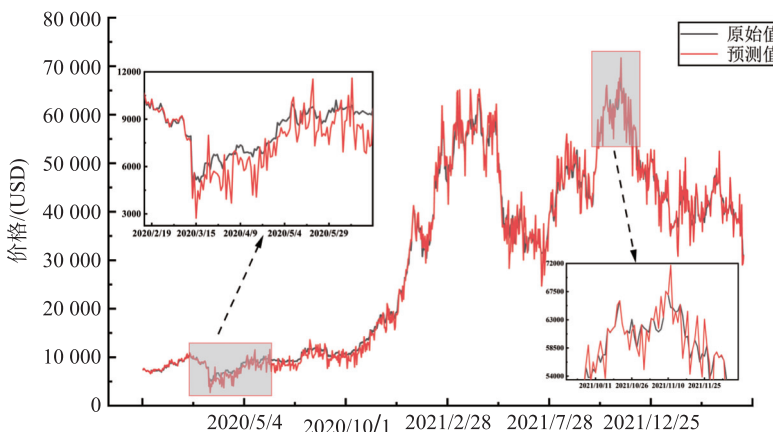


图 4 比特币预测值与实际值对比

Fig. 4 Comparison of Bitcoin prediction and actual values

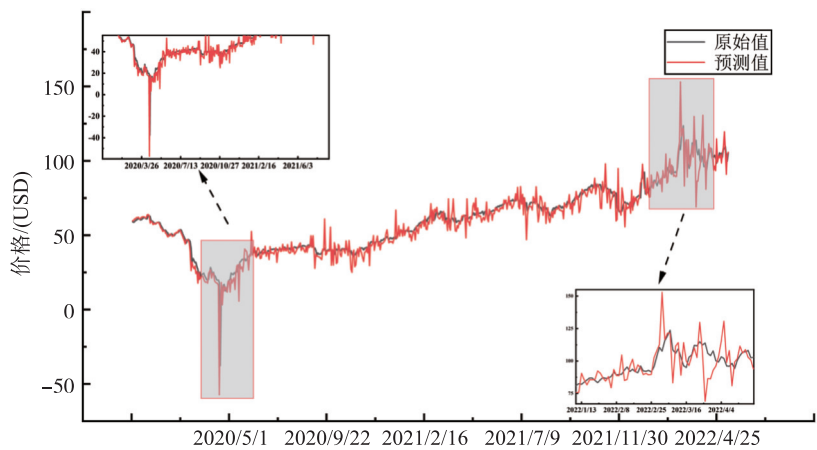


图 5 原油预测值与实际值对比

Fig. 5 Comparison of crude oil prediction values and actual values

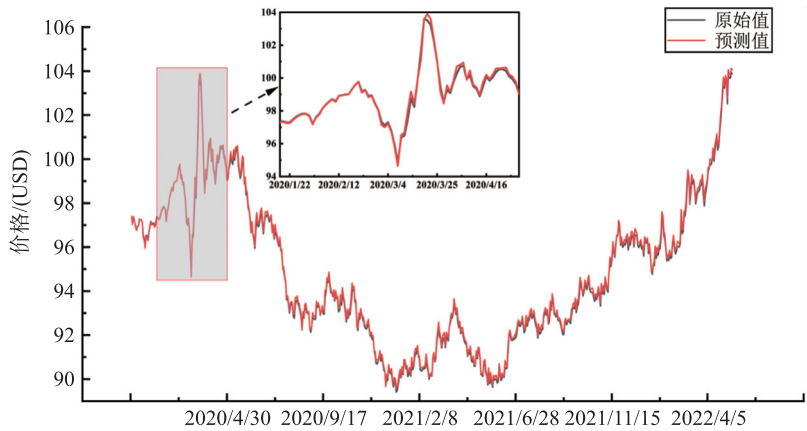


图 6 美元预测值与实际值对比

Fig. 6 Comparison of US dollar forecast values and actual values

在图 3-图 6 中,整体的商品未来价格预测值与实际值贴合度较高,但也会出现预测过高或者过低的情况,使得对当天交易的决策产生误判。

根据黄金、比特币、原油、美元指数在未来价格预测值及实际值的对比可以直观地看出,比特币的价格变动相较于其他 3 种期货商品价格变动幅度大。2019 年至 2020 年初的比特币交易商品价格预测值与真实值存在较为明显的误差,可能是由于宏观环境影响(比如新型冠状病毒感染疫情的爆发及全球扩散)或历史价格信息量较少而产生的。后期预测结果相较于前期预测结果较为准确,但仍存在不确定的预测误差,属于预测误差允许范围内,较大的利润收益会让大多数投资者进行交易投资。原油价格的预测较常出现高估或者低估的预测结果,但原油整体价格走势趋于上涨态势,尤其在当下政治经济存在的不确定性可能导致国际相关能源商品价格会出现一定程度的上涨,故仍存在一定的投资价值。相较于黄金、比特币以及原油,美元价值的预测结果与实际情况更加接近。在当前美元通胀的社会大环境下,美元指数出现明显的上升态势,利用 LSTM 模型对美元指数预测较为准确,同时依据科学的交易决策,可以获得较为可观的投资收益。

四类交易商品的预测整体走势是正确的,证明了 LSTM 可以进行较为准确的未来价格预测。基于 LSTM 预测模型开展的交易市场交易决策模型的构建是科学合理的,但也存在一定的误差。

2.2 单类交易决策

根据当天之前的已知投资产品的每日价格数据,利用 LSTM 模型对其进行未来一天的价格预测,在预测值基础上考虑交易费用加成后的涨跌幅度,判断是否进行买涨、买跌、持有等交易决策行为。为了降低风险,将不进行大额度的杠杆操作。

交易的总资产为 $M = C + X \cdot A_1 + L$, 式中, X 为所持有商品数量, C 为所持有现金, L 为借贷金额 ($L \leq C$)。

在做空交易决策中,若存在当前所持仓位为做多仓,则需先将原有仓位进行平仓后,再进行做空交易

行为;若当前所持仓位为做空仓,可将仓位继续持有,并判断现有流动资金是否可以满足继续做空仓,若满足继续做空仓的条件,则可继续加做空仓。

做空交易决策中将会涉及抵押借贷的内容。在期货交易中,可以在不持有交易商品的情况下,进行做空操作,即类似反向的做多交易。为降低期货过程带来的风险,将交易决策设置为等价做空,将可用现金作为抵押,获得等额商品卖出,当第二天价格跌至预测值,再进行平仓买回等量商品,将低价收购的商品用于赎回抵押金,通过做差价获取收益。

单类交易的决策判断如表 1 所示。

表 1 单类交易决策判断
Table 1 Single-class transaction decision and judgment

收益判断	涨跌幅度	交易决策	当前是否持仓	当前所持仓位	交易行为
$ A > \alpha$	$A > 0$	做多	是	做多仓 做空仓	持有 平仓做多
			否	—	做多
	$A < 0$	做空	是	做多仓 做空仓	平仓做空 做空
			否	—	做空
$0 < A < \alpha$	—	持仓	—	—	持仓

注: $A = \frac{A_2 - A_1}{A_1}$, 其中, A_1 为当天交易商品价格; A_2 为第二天交易商品预测值; α 为交易成本率。

2.3 组合交易决策

根据当天之前的已知投资产品的每日价格数据,利用 LSTM 模型对其进行未来一天的价格预测。同时,考虑到比特币的商品价格波动大,为减少该商品的投资风险,在构建组合交易决策模型时不考虑做空交易,简化初始交易模型,可以在一定程度上平抑投资高风险产品带来的交易风险,且不考虑做空的组合交易决策模型可被应用于当前国内的股票市场,使得组合交易决策模型更具普适性。

MILP 模型又称混合整数线性规划模型^[16-17],是线性规划模型(LP)的延伸。MILP 模型的目标函数为线性函数,约束条件同样是线性函数且存在整数约束,最终的决策变量必须为整数解。在建立组合交易模型时,存在两种品种同时建议购买的情况,以黄金和比特币为例,利用 MILP 模型可更快判断出最优的购买方式。

设有目标函数:

$$W_{\max} = c_2 + g_2 x_2 + b_2 y_2, \quad (7)$$

式中, W 为总资产; c 为现金; g 为品种 1 黄金的持仓数; b 为品种 2 比特币的持仓数; x 为品种 1 的价格; y 为品种 2 的价格; 下标 1 表示当前数值; 下标 2 表示未来一天(即第二天)的数值。

约束条件为:

$$\text{s.t.} \begin{cases} \frac{(x_2 - x_1)}{x_1} > \alpha_{\text{gold}} \ \& \ \frac{(y_2 - y_1)}{y_1} > \alpha_{\text{bitcoin}} \\ |g_2 - g_1| x_1 (1 + \alpha_{\text{gold}}) + |b_2 - b_1| y_1 (1 + \alpha_{\text{bitcoin}}) = c_1 - c_2, \\ c_2 > 0, g_2 > 0, b_2 > 0 \\ g_1, g_2, b_1, b_2 \in \mathbf{Z} \end{cases} \quad (8)$$

式中, α 为交易佣金率,下标可表示交易品种。最后根据求出的 g_2, b_2 确定当出现黄金和比特币同时符合购买条件时黄金与比特币的交易决策。

在市场交易过程中存在两类交易时间:黄金和比特币均可交易和黄金不处于开市日内只能进行比特币交易。假设佣金率 $\alpha_{\text{gold}} = 0.003\%$ 和 $\alpha_{\text{bitcoin}} = 0.2\%$,根据黄金和比特币的涨跌幅度进行组合交易的决策判断。

在市场交易时间分类的基础上,又可将涨跌幅度划分为两类:涨跌幅度较大型和可能存在缓跌缓涨型。在可能存在缓跌缓涨型中,需要判断是否符合缓跌缓涨的情况,从而确定最终的交易决策。

首先,在考虑交易市场中交易产品是否处于可交易时间状态下可知:当黄金和比特币均可交易时,两者均存在买入、出售、持有 3 种情况,可得出 9 种交易方式;当黄金不处于开市日时,只有比特币的交易中存在买入、出售、持有 3 种情况. 具体的交易策略如表 2 所示.

表 2 不同条件情况下的交易决策

Table 2 Transaction decisions under different conditions

序号	是否处于可交易状态	交易决定的制约因素	黄金交易情况	比特币交易情况
1	黄金和比特币均可交易	$X > \alpha_{\text{gold}} \ \& \ Y > \alpha_{\text{bitcoin}}$	买	买
2		$X > \alpha_{\text{gold}} \ \& \ Y < \alpha_{\text{bitcoin}}$	买	—
3		$ X < \alpha_{\text{gold}} \ \& \ Y > \alpha_{\text{bitcoin}}$	—	买
4		$ X < \alpha_{\text{gold}} \ \& \ Y < \alpha_{\text{bitcoin}}$	—	—
5		$ X < \alpha_{\text{gold}} \ \& \ Y < -\alpha_{\text{bitcoin}}$	—	卖
6		$X < -\alpha_{\text{gold}} \ \& \ Y < \alpha_{\text{bitcoin}}$	卖	—
7		$X > \alpha_{\text{gold}} \ \& \ Y < -\alpha_{\text{bitcoin}}$	买	卖
8		$X < -\alpha_{\text{gold}} \ \& \ Y > \alpha_{\text{bitcoin}}$	卖	买
9		$X < -\alpha_{\text{gold}} \ \& \ Y < -\alpha_{\text{bitcoin}}$	卖	卖
10		$ Y < \alpha_{\text{bitcoin}}$	—	—
11	黄金不处于公开市场日内	$Y > \alpha_{\text{bitcoin}}$	—	买
12		$Y < -\alpha_{\text{bitcoin}}$	—	卖

注: $X = \frac{x_2 - x_1}{x_1}$, $Y = \frac{y_2 - y_1}{y_1}$, 其中, X 为黄金涨跌率; Y 为比特币涨跌率; “—”表示不交易.

以第 1 种、第 7 种和第 10 种交易决策为例,当交易决策中存在黄金交易行为和比特币交易行为均为“建议买入”时,则可通过 MILP 模型快速制定最优的购买方案.

其次,在考虑涨跌幅度的情况下可将表 2 中的交易决策先分为:

涨跌幅度较大型:第 1 种、第 2 种、第 3 种、第 7 种、第 8 种、第 9 种、第 11 种、第 12 种;

可能存在缓跌缓涨型:第 4 种、第 5 种、第 6 种、第 10 种.

对可能存在缓慢涨跌型的交易需进行未来两日以上的投资产品的价格预测,本文以两日为例研究说明.

若预测的投资产品价格每天都在上涨,但涨幅小于佣金率,且在第三天的预测值满足: $\frac{x_3}{x_1} > 1 + \alpha$ 或 $\frac{y_3}{y_1} > 1 + \alpha$ 时,则可认为该交易类型存在缓涨,可在当天买入.

若预测的投资产品价格每天都在下跌,跌幅绝对值小于佣金率,且在第三天的预测值满足: $\frac{x_3}{x_1} < 1 - \alpha$ 或 $\frac{y_3}{y_1} < 1 - \alpha$ 时,则可认为该交易类型存在缓跌,可在当天卖出.

若均不满足缓涨型与缓跌型的条件,则依照是否处于可交易时间状态做出的交易决策进行交易;若均满足缓涨型与缓跌型的条件,则需通过总收益进一步判断.

随着交易决策不断进行,所拥有的投资组合的第 n 天总资产 W_n 也在发生变动,已知投资组合为 $[C, G, B]$, 当天完成交易后 $C = c_2$, $G = g_2 x_1$, $B = b_2 y_1$, $W_n = c_2 + g_2 \cdot x_1 + b_2 \cdot y_1$.

2.4 LSTM 模型测试集调试

本文通过 LSTM 模型对未来一天投资产品价格进行价格预测,根据交易涨跌程度判断是否进行做多或做空的交易行为. 对预测模型里设定的 25%测试集进行改变,根据不同的测试集得出对应的投资总价值,分析不同测试集对未来商品价格预测结果造成的误差.

2.4.1 测试集误差分析

在 Python 中改变 LSTM 的测试集,从 5%到 95%调整所占比例,得出在调整测试集下的价格预测误

差,具体结果如表 3 所示. 从图 7 可直观地看出不同测试集的价格预测误差情况.

表 3 模型不同测试集占比的误差对比			
Table 3 Proportion error of the model test set			
所占比例/%	误差/%	所占比例/%	误差/%
5	7.53	55	3.20
10	5.20	60	3.20
15	2.20	65	4.20
20	1.54	70	4.20
25	0.98	75	4.98
30	1.36	80	6.50
35	1.36	85	5.80
40	2.30	90	8.05
45	2.32	95	8.50
50	2.62		

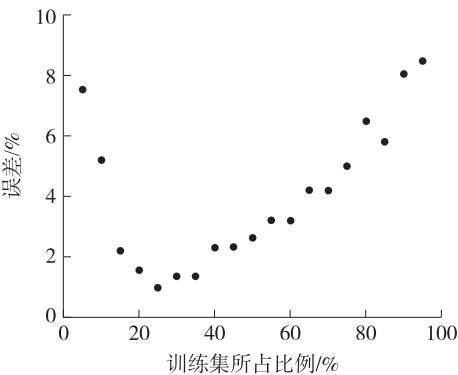


图 7 测试集调整散点图

Fig. 7 The scatter point of the adjustment test set

由表 3 与图 7 可知,在交易模型中测试集所占比例选取为 25%时误差最小,而随着测试集占比的减小或增大,预测结果与真实值的误差均有所增大. 因此,本文以占比为 25%的测试集进行价格预测是较为准确的,从而根据涨跌幅度做出的交易决策可视为是最优的交易决策.

2.4.2 交易模型的正确性分析

在调节测试集占比的同时,研究发现交易模型的正确性(即涨跌判断正确性)也随之变化. 利用程序对不同测试集下的交易正确率和最终收益进行计算,可得图 8 中对应的 4 种交易产品的预测正确度.

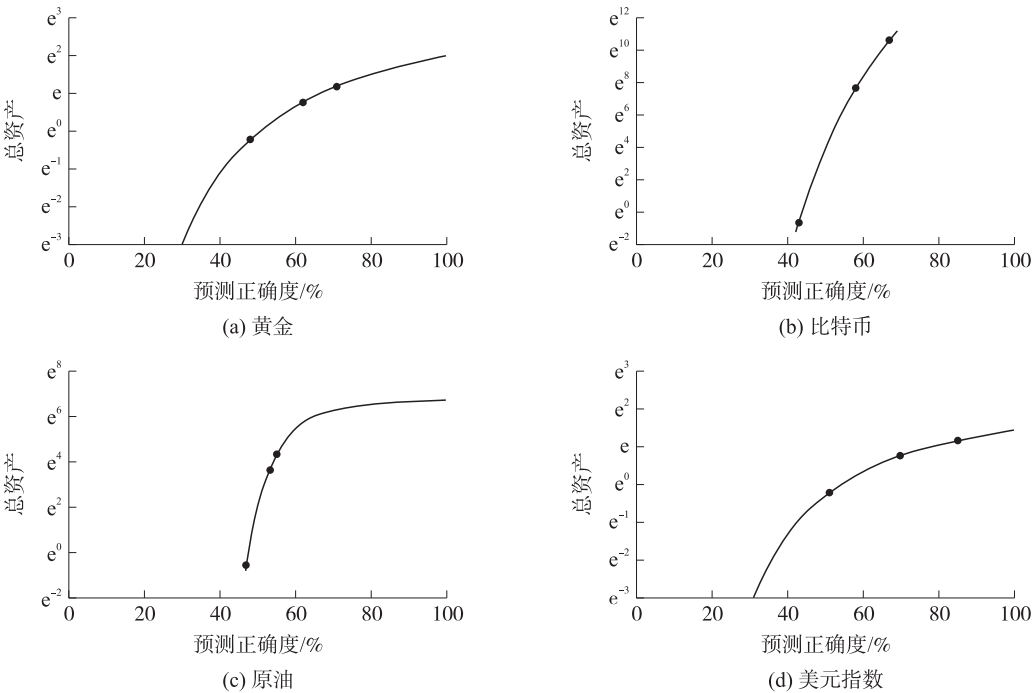


图 8 交易正确性分析

Fig. 8 Transaction correctness analysis

图 8 的纵坐标表示的总资产为本金的 e 的 n 次方. 由图 8 可知,当交易产品正确度趋于 50%左右时,部分交易产品收益为 0;当交易正确率趋近于 100%,该商品将会为投资者带来理论最大的收益. 随着预测正确度的提升,总资产呈现明显增长后逐渐趋于平稳的变动态势. 其中,当产品预测正确度处于 60%~70%区间时,可取得的收益接近理论的最大收益,正确度达到 70%后总资产变动幅度较小,部分交易产品(如原油)总资产变动幅度逐渐趋近于 0. 可考虑将价格预测正确度保持在 60%~70%区间,即可为投资者获得可观的投资效益.

以黄金单类交易为例,可以发现,当预测正确度在 47%左右时,整个买卖交易最后的总资产与刚开始的原资产相等,也即不亏不盈;在预测正确度由 47%上升至 95%的区间里,整个买卖交易最后的总资产的

上升幅度逐渐减小;在当预测正确度由 95% 上升至 100% 的区间里,买卖交易最后的总资产不会有较大波动,整个买卖交易最后的总资产的上升幅度趋于 0,总资产趋近于定值. 交易最后的总资产随着正确率的增加而增加.

当黄金、比特币、原油、美元指数的交易模型正确率相同时,单类商品带来的投资收益由高到低排序为:比特币>原油>美元指数>黄金. 但比特币属于高风险的投资商品,存在较大收益可能的同时也存在较大的投资风险,鉴于当前比特币在各国交易市场的认可度不同,对比特币投资属于高风险的交易操作,需谨慎.

2.5 交易成本敏感程度判断

在构建上述交易模型时,假设计入购买成本的佣金率固定,分别取 $\alpha_{\text{gold}} = 0.003\%$ 和 $\alpha_{\text{bitcoin}} = 0.2\%$,而在真实的交易市场中,佣金率不一定为固定值,会随着外界因素或规定的变动而发生改变. 本文假设所涉及到的交易成本即为佣金,通过改变佣金率对交易成本敏感程度判断.

假设 α_{gold} 的取值分别为 0%, 1%, 2%, 3%, 4% 和 5%; α_{bitcoin} 的取值分别为 0%, 0.1%, 0.2%, 0.3%, 0.4% 和 0.5%,通过 MATLAB 计算出每种情况对应的最后所得总资产变化如图 9 所示.

从图 9 可明显看出,当 $\alpha_{\text{gold}} = \alpha_{\text{bitcoin}} = 0$ 时可获得最多利润即最大的总资产,最终的总资产随着 α_{gold} 和 α_{bitcoin} 的增加而减小.

由于佣金率减小,交易的佣金就会减少,在本文的模型限制条件中对买入或卖出操作的计算区间会大大增加,参数值越小会导致交易次数增加,因此交易佣金的减少使得赚取差价的概率增大、次数增多,最终的总资产因而增加. 佣金率增加会导致交易次数减少,由于交易佣金的增加,使得最后的总资产减少. 理论上,当佣金率为 0 时总资产最大,但由于预测商品价格与实际值之间存在一定偏差,因此不太可能得到理论最大值.

当交易的佣金过高时,可能导致无人交易. 可见,改变佣金是金融监管者治理交易市场的一种有效手段,提高佣金可以防止过热交易,量化投机行为;降低佣金,则促进市场活跃度,鼓励投资行为.

3 结论

在本文的交易决策模型的构建研究中,选取在特定时期的相关商品的历史价格数据,更加贴合社会整体形势. 以 LSTM 模型作为交易模型的基础,进行单类交易决策、组合交易决策的构建,以历史交易价格数据为依托预测未来的交易价格. 遵循期货市场的 T+0 交易模式,以获取历史每日的结算价为数据,进行当天仅交易一次的交易决策,利用历史的涨跌幅度并考虑交易成本的影响,对做多、做空或持有的交易可能进行选择,当涨跌幅度超过交易成本则可考虑进行此次交易,反之则持有仓位或平仓.

组合交易决策模型的构建中,不考虑做空的交易行为,一定程度上可以减少高频交易带来的风险,简化交易模型,使其可以运用到国内股票交易市场的组合交易决策中,使得交易模型更具普适性. 同时对 LSTM 模型测试集进行调试,以确保 LSTM 模型预测出的未来价格与实际价格之间的误差在允许范围内,提升交易决策模型的交易正确度. 最后针对交易成本(佣金)对交易决策的影响进行简要分析,使得交易决策模型的探究更加全面.

随着交易市场的快速发展,投资者们尝试通过市场交易获得客观的收益,本文所研发的交易模型根据已知的市场价格数据,较为准确地为交易者进行决策判断,可以广泛利用于投资交易市场,为交易者在做出交易决策时提供较为科学的决策依据.

本文研究更多基于技术分析(算法预测)的交易决策分析,对于基准面对商品交易可能带来的影响研究较少,但基准面对商品交易产生的影响是不可忽略的. 外界宏观环境的影响如疫情、战争、通货膨胀等,都会对相关期货产品带来一定程度上的价格波动. 技术分析主要基于过去的商品价格,进行未来价值的预测. 当前相关研究中,对技术与分析相结合的决策模型的研究较少,更多是选择其中一种研究方向进行探究. 今后的研究将进一步学习探究基准面与技术分析相关的研究内容,尝试将基准面

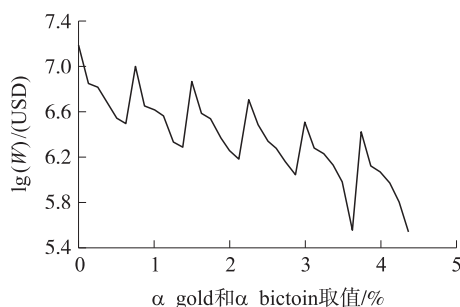


图 9 佣金率变化下的总资产变化

Fig. 9 Changes in the total assets under changes in the commission rate

与技术分析相结合,使得交易模型可以同时考虑到两个层面的影响,从而进行较为准确的未来商品价格预测,再根据交易决策判断,以得到最优的交易收益。

[参考文献](References)

- [1] CHEN K,ZHOU Y,DAI F Y. A LSTM-based method for stock returns prediction;a case study of China stock market[C]//Proceedings of the 2015 IEEE International Conference on Big Data. Santa Clara,USA:IEEE,2015:2823-2824.
- [2] 徐浩然,许波,徐可文. 机器学习在股票预测中的应用综述[J]. 计算机工程与应用,2020,56(12):19-24.
- [3] 武大硕,张传雷,陈佳,等. 基于遗传算法改进 LSTM 神经网络股指预测分析[J]. 计算机应用研究,2020(增刊1):86-87.
- [4] 吴玉霞,温欣. 基于 ARIMA 模型的短期股票价格预测[J]. 统计与决策,2016(23):83-86.
- [5] 方燕,耿雪洋,秦珊珊. 沪深两市传媒板块指数价格预测研究——基于 ARIMA—GARCH 模型的分析[J]. 价格理论与实践,2018(1):102-105.
- [6] 林杰,龚正. 期货程序化交易策略模型比较研究——以棕榈油期货交易为例[J]. 中南财经政法大学学报,2018(4):128-134.
- [7] 方蕤. 一种基于 SETAR 模型的期货交易策略设计[D]. 昆明:云南财经大学,2020.
- [8] 杨艳林. 黄金的资产属性:对冲资产还是避险资产[J]. 武汉金融,2012(5):42-45.
- [9] 贾丽平. 比特币的理论、实践与影响[J]. 国际金融研究,2013(12):14-25.
- [10] 龚旭,林伯强. 跳跃风险、结构突变与原油期货价格波动预测[J]. 中国管理科学,2018,26(11):11-21.
- [11] 王晋斌,厉妍彤. 美元指数:国际货币体系利益格局的政治经济学[J]. 国际金融,2021(12):46-58.
- [12] GERS F A,SCHMIDHUBER J,CUMMINS F. Learning to forget:continual prediction with LSTM[J]. Neural Computation,2000,12(10):2451-2471.
- [13] HUANG Z H,XU W,YU K. Bidirectional LSTM-CRF models for sequence tagging[J/OL]. arXiv Preprint arXiv:1508.01991,2015.
- [14] GRAVES A,JAITLY N,MOHAMED A R. Hybrid speech recognition with deep bidirectional LSTM[C]//2013 IEEE Workshop on Automatic Speech Recognition and Understanding(ASRU 2013). Olomouc,Czech:IEEE,2013.
- [15] HOCHREITER S,SCHMIDHUBER J. Long-term memory[J]. Neural Computation,1997,9(8):1735-1780.
- [16] 潘明,钱宇,李秀喜. 一种改进的顺序型多目的间歇工厂生产调度的 MILP 模型[J]. 化工学报,2006,57(4):861-866.
- [17] 张连营,张鸿飞,王争朋. 反向物流网络设计的改进 MILP 模型[J]. 工业工程,2006,9(1):90-94.

[责任编辑:严海琳]