## 基于 K 线数据的股价预测

何渊

May 18 ,2024



# 目录

● 研究背景

- ② 研究方向
- ③ 参考文献

# 研究背景

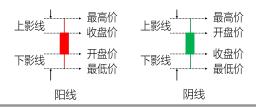


何渊 (开题答辩) XMU

# k 线介绍

## k 线图/蜡烛图

一个基本的K线图由开盘价、收盘价、最高价、最低价组成



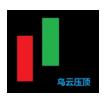
## K 线形态

单日 K 线 多日 K 线 反转形态 持续形态



# K 线组合实例

#### 乌云压顶, 小心陷阱





# 基于 k 线的股价预测方法

#### 基于图像预测

2020 年,Hung Chih-Chieh 等人提出的基于蜡烛图的深度预测器(DPP),将给定的蜡烛图分解为子图;然后利用 CNN 获取子图的最佳表示;最后应用 RNN 从一系列子图表示中预测价格走势<sup>[1]</sup>

#### 基于图神经网络预测

2022 年,Wang Jun 等提出了一种多通道注意力机制图神经网络方法,将单日蜡烛图作为节点,相邻蜡烛图实体的中心坐标的偏移值作为边<sup>[2]</sup>

#### 基于机器学习、深度学习预测

2021 年,Lin Yaohu 等人提出了一个简单的单日蜡烛图模式的八元组特征工程方案,根据训练得到的结果为每种模式给出合适的机器学习预测方法<sup>[3]</sup>

#### 基于序列模式挖掘与匹配预测

2020 年,Liang Mengxia 等人将单日蜡烛图定义为不同的类别,将数据切分成不同长度的序列,再用序列相似度与训练集挖掘到的序列匹配进行预测<sup>[4]</sup>

何渊(开题答辩) XMU June 18, 2024

## 研究方向

# 数据预处理

- K 线形态分为单日、双日和多日蜡烛图形态,对应的数据维度不同,导致 固定天数的 K 线数据难以利用 K 线组合信息。
- 2022 年 Liang Mengxia 等人<sup>[4]</sup>,根据收盘价的变点将数据拆分成短序列数据

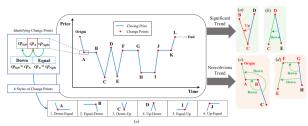


Fig. 7. Illustration of segmentation and trend tagging.

何渊(开题答辩) XMU June 18, 2024

#### 压力位

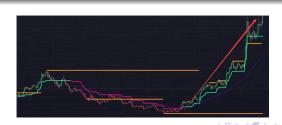
- 股票或其他资产价格在上涨过程中遇到阻力的价格水平
- 确定方法:均线压力位、历史高点、布林带上轨等

## 支撑位

- 股票或其他资产价格在下跌过程中遇到支撑的价格水平
- 确定方法: 均线支撑位、历史低点、布林带下轨等

#### 数据截断

当价格超出压力位或跌破支撑位时对数据进行截断拆分



## 图像分类预测涨跌

## 图像分类方法

● 2022 年 Jiang, Kelly 和 Qiu<sup>[5]</sup> 使用简单的卷积神经网络使用蜡烛图预测股票趋势,从而证明了将时间序列转换为图像具有可行性

## 优点

- 不同于一般图像,蜡烛图图像具有一致性和稳定性
- 转化为图像可以看作是特征工程
- 可以通过图像提供模型可解释性
- 图像表示允许模型专注于数据的关系属性

## 注意力机制

## 注意力机制简介

注意力机制通过对输入特征进行加权处理,能将模型的注意力集中于最重要的 区域,提升图像处理任务的准确性和性能。

## 金融领域的应用

- 基于 Transformer 的注意力网络<sup>[6]</sup>、基于 LSTM 的注意力网络<sup>[7]</sup>。
- 2023 年 Zhang, Jilin<sup>[8]</sup>提出基于 CNN-BiLSTM-Attention 的模型,在预测中 国股票指数的价格中比其他方法更准确。

## 注意力机制选择

- 2017 年 Chen 等<sup>[9]</sup>首次引入空间和通道注意力机制 CNN 的思想,并将其 与编码器-解码器框架中的 LSTM 相结合,用于图像描述任务。
- 通道注意力机制关注蜡烛图中不同的颜色(通道)的重要性。
- 空间注意力机制关注蜡烛图的不同区域的重要性。

# 模型解释

### 可视化输出

使用梯度加权类激活映射 ( Grad-CAM )[10]将模型的中间输出可视化



# Thank you!



# 参考文献

何渊(开题答辩) XMU

- [1] HUNG C C, CHEN Y J. DPP: Deep predictor for price movement from candlestick charts[J]. PLOS ONE, 2021, 16(6): e0252404.
- [2] Jun Wang, LI X, JIA H, et al. Predicting Stock Market Volatility from Candlestick Charts: A Multiple Attention Mechanism Graph Neural Network Approach[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2022, 2022: 1-16.
- [3] LIN Y, LIU S, YANG H, et al. Stock Trend Prediction Using Candlestick Charting and Ensemble Machine Learning Techniques With a Novelty Feature Engineering Scheme[J]. IEEE Access, 2021, 9:101433-101446.
- [4] LIANG M, WU S, WANG X, et al. A stock time series forecasting approach incorporating candlestick patterns and sequence similarity[J]. Expert Systems with Applications, 2022, 205: 117595.
- [5] JIANG J, KELLY B, XIU D. (Re-)Imag(in)ing Price Trends[J]. The Journal of Finance, 2023, 78(6): 3193-3249.
- [6] ZHANG Q, QIN C, ZHANG Y, et al. Transformer-based attention network for stock movement prediction[J]. Expert Systems with Applications, 2022, 202: 117239.

- [7] CHEN S, GE L. Exploring the attention mechanism in LSTM-based Hong Kong stock price movement prediction[J]. Quantitative Finance, 2019, 19(9): 1507-1515.
- [8] ZHANG J, YE L, LAI Y. Stock Price Prediction Using CNN-BiLSTM-Attention Model[J]. Mathematics, 2023, 11(9): 1985.
- [9] CHEN L, ZHANG H, XIAO J, et al. SCA-CNN: Spatial and Channel-wise Attention in Convolutional Networks for Image Captioning[EB]. arXiv. (2017-04-12).
- [10] SELVARAJU R R, COGSWELL M, DAS A, et al. Grad-CAM: Visual Explanations from Deep Networks via Gradient-based Localization[J]. International Journal of Computer Vision, 2020, 128(2): 336-359.
- [11] HU Y, XIAO F. Network self attention for forecasting time series[J]. Applied Soft Computing, 2022, 124: 109092.
- [12] CHEN J H, TSAI Y C. Encoding candlesticks as images for pattern classification using convolutional neural networks[J]. Financial Innovation, 2020, 6(1): 26.

- [13] KUSUMA R M I, HO T T, KAO W C, et al. Using Deep Learning Neural Networks and Candlestick Chart Representation to Predict Stock Market [EB]. arXiv. (2019-02-25).
- [14] JIANG S, SUN Y. Estimating Causal Effects on Networked Observational Data via Representation Learning[C]//Proceedings of the 31st ACM International Conference on Information & Knowledge Management. Atlanta GA USA: ACM. 2022: 852-861.
- [15] HUANG S, WANG D, WU X, et al. DSANet: Dual Self-Attention Network for Multivariate Time Series Forecasting[C]//Proceedings of the 28th ACM International Conference on Information and Knowledge Management. Beijing China: ACM, 2019: 2129-2132.
- [16] ZHANG Y F, THORBURN P J, XIANG W, et al. SSIM—A Deep Learning Approach for Recovering Missing Time Series Sensor Data[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2019, 6(4): 6618-6628.
- [17] ZHANG J, REN Y, LIN L, et al. Table tennis motion recognition based on the bat trajectory using varying-length-input convolution neural networks[J]. Scientific Reports, 2024, 14(1): 3549.

- [18] AHMADI E, JASEMI M, MONPLAISIR L, et al. New efficient hybrid candlestick technical analysis model for stock market timing on the basis of the Support Vector Machine and Heuristic Algorithms of Imperialist Competition and Genetic[J]. Expert Systems with Applications, 2018, 94: 21-31.
- [19] TAO L, HAO Y, YIJIE H, et al. K-Line Patterns' Predictive Power Analysis Using the Methods of Similarity Match and Clustering[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2017, 2017: 1-11.
- [20] GUO S J, HSU F C, HUNG C C. Deep Candlestick Predictor: A Framework toward Forecasting the Price Movement from Candlestick Charts[C]//2018 9th International Symposium on Parallel Architectures, Algorithms and Programming (PAAP). Taipei, Taiwan: IEEE, 2018: 219-226.
- [21] KIM R, SO C H, JEONG M, et al. HATS: A Hierarchical Graph Attention Network for Stock Movement Prediction[EB]. arXiv. (2019-11-12).
- [22] LI Y, LI L, ZHAO X, et al. An Attention-Based LSTM Model for Stock Price Trend Prediction Using Limit Order Books[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2020, 1575(1): 012124.

- [23] STEINBACHER M. Predicting Stock Price Movement as an Image Classification Problem[EB]. arXiv. (2023-03-02).
- [24] LEE J, KIM R, KOH Y, et al. Global Stock Market Prediction Based on Stock Chart Images Using Deep Q-Network[J]. IEEE Access, 2019, 7: 167260-167277.

