

MÔ HÌNH HÓA NGỮ CẢNH ĐA TỈ LỆ CHO DỰ BÁO CHUỖI THỜI GIAN DÀI HẠN

Nguyễn Quốc Cường - 220101029

Tóm tắt



- Lớp: CS2205.APR2023
- Link Github:
https://github.com/quoccuonglqd/220101029_CS2205_Final_Project
- Link YouTube video:
https://youtu.be/Xg_gSQtW0Wk

Giới thiệu

- Các nghiên cứu liên quan đến dự báo chuỗi thời gian được áp dụng trong nhiều lĩnh vực:
 - Dự báo thời tiết,
 - Dự báo kinh tế và tài chính

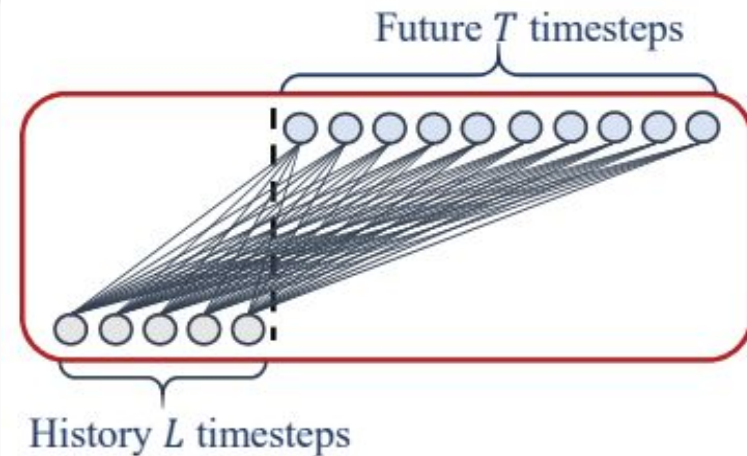
Source:

- <https://i.stack.imgur.com/Shqbe.jpg>
- <https://www.liberatedstocktrader.com/wp-content/uploads/2023/02/chart-stock-market-forecast-rolling-10-year-losses-years.jpg>



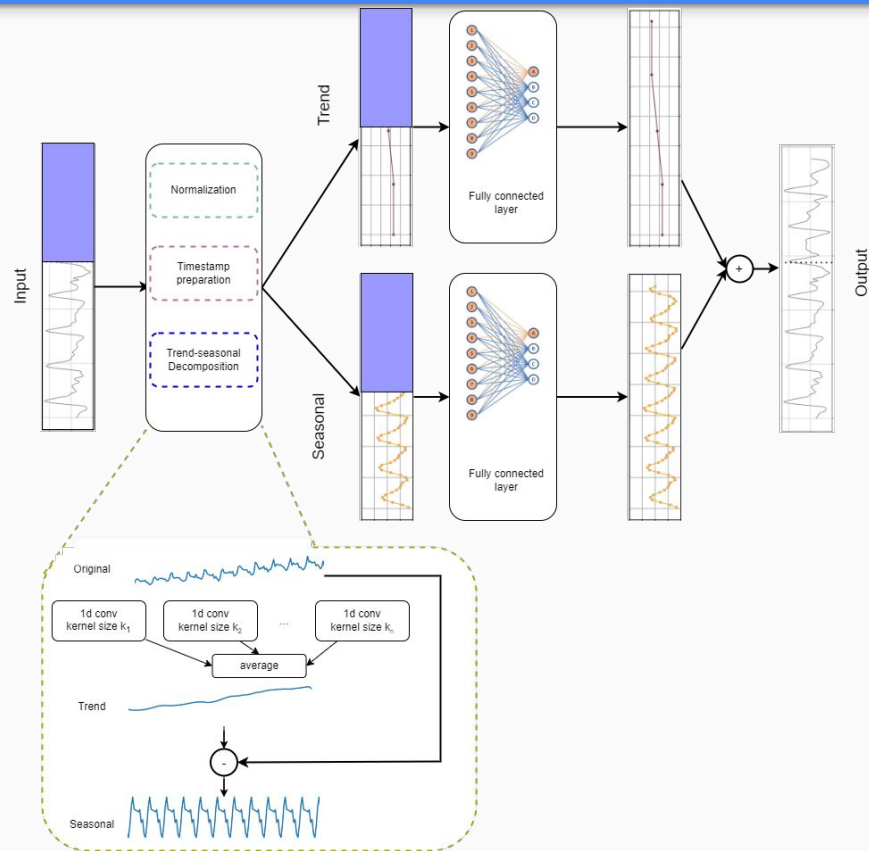
Giới thiệu

- Bài toán dự báo chuỗi thời gian dài hạn dự báo về giá trị mục tiêu cho 1 khoảng thời gian dài trong tương lai
- Input: chuỗi thời gian gồm L bước trong quá khứ $X_1, X_2, X_3, \dots, X_L$
- Output: dự đoán chuỗi thời gian T bước về tương lai $X_{L+1}, X_{L+2}, \dots, X_{L+T}$



Giới thiệu

- Phương pháp DLinear (phương pháp đạt nhiều kết quả SOTA nhất hiện nay) chưa tập trung tìm hiểu bước trích xuất thông tin xu hướng
- Cơ chế trích xuất thông tin đa tỉ lệ đã từng được áp dụng thành công ở các phương pháp trước đó [3],[4],[6]



Mục tiêu

- Hiểu nguyên lý hoạt động của phương pháp DLinear và các kỹ thuật khác đang đạt kết quả cao trong dự báo chuỗi thời gian
- Đề xuất một mô đun nhằm trích xuất thông tin về xu hướng của chuỗi thời gian một cách tốt hơn
- Thực hiện thử nghiệm và phân tích hiệu quả của mô đun đề xuất

Nội dung

- Tìm hiểu tổng quan các nghiên cứu gần đây
- Tìm hiểu về phương pháp DLinear để làm nền tảng cho phương pháp
- Nghiên cứu các tập dữ liệu, phương pháp đánh giá và các thiết lập tham số
- Đặt giả thiết: *Liệu có thể cải thiện hiệu quả của phương pháp DLinear bằng một cơ chế kết hợp nhiều phép tích chập với kích thước bộ lọc khác nhau?*
- Thử nghiệm và đánh giá kết quả của các giải pháp đề xuất

Phương pháp

- Nghiên cứu tổng quan các bài báo quốc tế tại ICLR2023, ICML2023, AAAI2023 và NeurIPS2022
- Tìm hiểu chi tiết về phương pháp DLinear thông qua đọc bài báo này từ hội nghị AAAI2023 và tham khảo mã nguồn mở được đăng trên GitHub của tác giả
- Thực hiện nghiên cứu về các tập dữ liệu phổ biến được sử dụng trong phần thực nghiệm của các bài báo
- Đặt giả thiết, xây dựng một kiến trúc cho phương pháp cải tiến
- Tiến hành thử nghiệm và đánh giá kết quả của các giải pháp dựa trên:
 - Độ chính xác
 - Công thức độ phức tạp tính toán
 - Sự tương quan giữa thời gian thực thi và độ dài của chuỗi thời gian

Kết quả dự kiến

- Cài đặt của phương pháp đề xuất
- Bảng kết quả đánh giá so sánh với các phương pháp khác trên 6 tập dữ liệu thông dụng của bài toán này.
- 1 bài tạp chí Q3

Tài liệu tham khảo

- [1]. Zeng, Ailing, Muxi Chen, Lei Zhang, and Qiang Xu: Are transformers effective for time series forecasting?. In Proceedings of the AAAI conference on artificial intelligence, vol. 37, no. 9, pp. 11121-11128. 2023.
- [2]. Wang, Huiqiang, Jian Peng, Feihu Huang, Jince Wang, Junhui Chen, and Yifei Xiao: Micn: Multi-scale local and global context modeling for long-term series forecasting. In The Eleventh International Conference on Learning Representations. 2023.
- [3]. Zhang, Yunhao, and Junchi Yan: Crossformer: Transformer utilizing cross-dimension dependency for multivariate time series forecasting. In The Eleventh International Conference on Learning Representations. 2023.
- [4]. Zhou, Tian, Ziqing Ma, Qingsong Wen, Xue Wang, Liang Sun, and Rong Jin. Fedformer: Frequency enhanced decomposed transformer for long-term series forecasting. In International Conference on Machine Learning, pp. 27268-27286. PMLR, 2023.
- [5]. Oreshkin, B. N.; Carpov, D.; Chapados, N.; and Bengio, Y. 2020: N-BEATS: Neural basis expansion analysis for interpretable time series forecasting. In 8th International Conference on Learning Representations, ICLR 2020.
- [6]. Mohammad Amin Shabani , Amir H. Abdi, Lili Meng and Tristan Sylvain: Scaleformer: Iterative Multi-scale Refining Transformers for Time Series Forecasting. In The Eleventh International Conference on Learning Representations. 2023
- [7]. Wu, Haixu, Tengge Hu, Yong Liu, Hang Zhou, Jianmin Wang, and Mingsheng Long: Timesnet: Temporal 2d-variation modeling for general time series analysis. The Eleventh International Conference on Learning Representations, 2023