


# THÔNG TIN CHUNG CỦA BÁO CÁO

- Link YouTube video của báo cáo (tối đa 5 phút):  
[https://youtu.be/Xg\\_gSQtW0Wk](https://youtu.be/Xg_gSQtW0Wk)
- Link slides (dạng .pdf đặt trên Github):  
[https://github.com/quoccuonglqd/220101029\\_CS2205\\_Final\\_Project/blob/master/CS2205.Slide.pdf](https://github.com/quoccuonglqd/220101029_CS2205_Final_Project/blob/master/CS2205.Slide.pdf)

<ul style="list-style-type: none"><li>• Họ và Tên: Nguyễn Quốc Cường</li><li>• MSSV: 220101029</li></ul> 	<ul style="list-style-type: none"><li>• Lớp: CS2205.APR2023</li><li>• Tự đánh giá (điểm tổng kết môn): 9/10</li><li>• Số buổi vắng: 0</li><li>• Số câu hỏi QT cá nhân: 7</li><li>• Số câu hỏi QT của cả nhóm: 2</li><li>• Link Github: <a href="https://github.com/quoccuonglqd/220101029_CS2205_Final_Project">https://github.com/quoccuonglqd/220101029_CS2205_Final_Project</a></li><li>• Mô tả công việc và đóng góp của cá nhân cho kết quả của nhóm:<ul style="list-style-type: none"><li>○ Lên ý tưởng đề tài</li><li>○ Thuyết trình đề tài dưới 3 định dạng file yêu cầu</li></ul></li></ul>
---	--

# ĐỀ CƯƠNG NGHIÊN CỨU

## TÊN ĐỀ TÀI (IN HOA)

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

## TÊN ĐỀ TÀI TIẾNG ANH (IN HOA)

MULTI-SCALE CONTEXT MODELING FOR LONG-TERM TIME SERIES FORECASTING

## TÓM TẮT *(Tối đa 400 từ)*

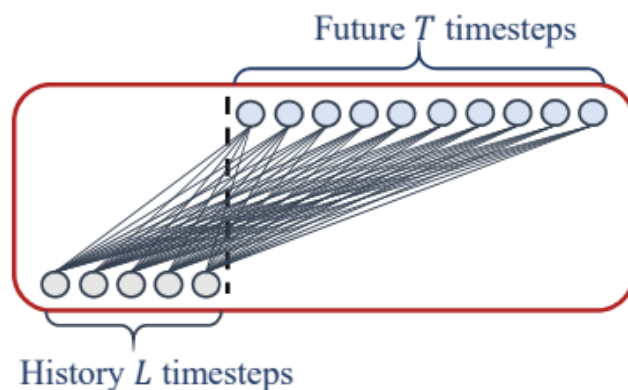
Những tiến bộ gần đây trong nghiên cứu về mạng neural nhân tạo đã cải thiện đáng kể hiệu suất của hệ thống dự báo quy mô lớn. Tuy nhiên, dự báo cho giá trị mục tiêu ở tương lai xa vẫn là một nhiệm vụ khó khăn. Ba thách thức phổ biến gây khó khăn cho nhiệm vụ này là (1) sự khó khăn trong việc trích xuất thông tin chuỗi thời gian do sự thiếu hụt về đặc trưng ngữ nghĩa so với các dữ liệu văn bản, video, (2) đặc điểm tích lũy sai số của các dự đoán và (3) tính phức tạp của việc tính toán. Một trong các nghiên cứu nổi bật gần đây - mô hình DLinear đã đề xuất một phương pháp đơn giản nhưng hiệu quả để giảm độ phức tạp tính toán và giải quyết đặc điểm tích lũy sai số. Trong nghiên cứu này, chúng tôi hướng đến mở rộng mô hình DLinear bằng việc thay thế thuật toán phân rã đặc trưng về xu hướng (trend) cổ điển trong DLinear bằng mô-đun phân rã đa tỉ lệ. Mô-đun này nhằm mục đích trích xuất đặc trưng về xu hướng của chuỗi thời gian một cách tốt hơn bằng cách sử dụng nhiều phép tích chập với nhiều kích thước bộ lọc khác nhau. Thí nghiệm để kiểm tra tính hiệu quả của đề xuất này sẽ được tiến hành trên 6 tập dữ liệu phổ biến trong bài toán dự đoán chuỗi thời gian.

## GIỚI THIỆU (Tối đa 1 trang A4)

Các nghiên cứu liên quan đến dự báo chuỗi thời gian được áp dụng rộng rãi trong thực tế, ví dụ như giám sát mạng cảm biến, dự báo thời tiết, kinh tế và tài chính, phân tích sự lan truyền bệnh và dự báo điện năng. Đặc biệt, nhu cầu về dự báo chuỗi thời gian dài hạn ngày càng tăng trong thực tế khi mà nhu cầu ứng dụng yêu cầu 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  $X_{L+1}, X_{L+2}, \dots, X_{L+T}$



Hình 1: Mô tả bài toán dự báo chuỗi thời gian dài hạn

Bài toán này vẫn tồn tại các thách thức cần giải quyết trong việc mô hình hóa thông tin chuỗi thời gian một cách hiệu quả, giảm thiểu sai số tích lũy và tối ưu độ phức tạp của phương pháp. Trong các nghiên cứu về bài toán này, DLinear là một phương pháp nổi bật nhờ độ ưu việt khi đạt kết quả state-of-the-art trên 3 trong số 6 tập dữ liệu thông dụng, cũng như sự đơn giản của phương pháp. Ý tưởng chính của phương pháp này là cơ chế self-attention trong các phương pháp ứng dụng Transformer nổi lên gần đây có thể không phù hợp cho dữ liệu chuỗi thời gian khi đây là kiểu dữ liệu thiếu hụt thông tin ngữ cảnh. Phương pháp này đề xuất dự báo trực tiếp  $T$  bước trong tương lai thay vì dự báo từng bước một nhằm giảm thiểu sai số tích lũy và đơn giản hóa phương pháp.

Tuy nhiên, DLinear chưa tập trung vào nghiên cứu một cách hiệu quả để trích xuất thông tin trước khi dự báo. Vì vậy trong nghiên cứu này, một cơ chế trích xuất thông tin sẽ được đề xuất nhằm nâng cao hơn nữa độ chính xác của DLinear

## MỤC TIÊU

1. 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
2. Đề xuất một mô đun nhằm trích xuất thông tin về xu hướng của chuỗi thời gian một cách tốt hơn
3. Thực hiện thử nghiệm và phân tích hiệu quả của mô đun đề xuất

## NỘI DUNG VÀ PHƯƠNG PHÁP

### 1. Nội dung:

Để hoàn thành các mục tiêu đề ra, chúng tôi đề xuất các nhiệm vụ nghiên cứu sau đây:

- Nghiên cứu tổng quan các bài báo quốc tế về bài toán dự báo chuỗi thời gian dài hạn. Đề xuất cải tiến trong nghiên cứu này sẽ được lấy cảm hứng từ các phương pháp được tìm hiểu.
- Tìm hiểu về phương pháp DLinear để làm nền tảng cho phương pháp của chúng tôi.
- Nghiên cứu các tập dữ liệu, phương pháp đánh giá và các thiết lập tham số để đánh giá cho bài toán dự báo chuỗi thời gian dài hạn.
- 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

### 2. Phương pháp

Phương pháp để thực hiện từng nội dung tương ứng như sau:

- Trước hết, chúng tôi sẽ tiến hành một nghiên cứu tổng quan các bài báo quốc tế liên quan đến dự báo chuỗi thời gian dài hạn. Chúng tôi sẽ xem xét các phương pháp và kỹ thuật đã được áp dụng, những kết quả đạt được và những hạn chế hiện tại. Chúng tôi sẽ tìm hiểu các nghiên cứu từ các hội nghị uy tín như ICLR2023, ICML2023, AAI2023 và NeurIPS2022 để có cái nhìn tổng quan về tiến bộ trong lĩnh vực này.

- Tiếp theo, chúng tôi sẽ tìm hiểu chi tiết về phương pháp DLinear, bao gồm cơ chế hoạt động, các bước tiền xử lý và phân tích dữ liệu, và cách mô hình được xây dựng. Chúng tôi sẽ đọc bài báo này từ hội nghị AAAI2023 và tham khảo mã nguồn mở được đăng trên GitHub của tác giả (<https://github.com/cure-lab/LTSF-Linear>) để hiểu rõ hơn về phương pháp DLinear.
- Chúng tôi sẽ thực hiện nghiên cứu về các tập dữ liệu phổ biến được sử dụng trong phần thực nghiệm của các bài báo. Chúng tôi sẽ xem xét các tập dữ liệu này, phương pháp đánh giá và các thiết lập tham số để đảm bảo đánh giá hiệu quả của phương pháp đề xuất trên các bài toán dự báo chuỗi thời gian dài hạn.
- Trước khi thực hiện thử nghiệm, chúng tôi sẽ đặt giả thiết rằng việc kết hợp nhiều phép tích chập với kích thước bộ lọc khác nhau có thể cải thiện hiệu quả của phương pháp DLinear trong dự báo chuỗi thời gian dài hạn. Chúng tôi sẽ xây dựng một kiến trúc cho phương pháp cải tiến dựa trên công thức và mô hình hóa bài toán để kiểm tra giả thiết này.
- Chúng tôi sẽ tiến hành thử nghiệm và đánh giá kết quả của các giải pháp đề xuất trên các tập dữ liệu và thiết lập đánh giá đã xác định. Đối với một số ít các bài báo sử dụng thiết lập đánh giá khác, chúng tôi sẽ thực hiện thử nghiệm lại các phương pháp này trên thiết lập đã được chọn. Chúng tôi sẽ so sánh hiệu suất dự báo của phương pháp đề xuất với phương pháp DLinear và các phương pháp khác. Kết quả thu được sẽ được đánh giá và phân tích dựa trên độ chính xác của dự đoán, cũng như độ phức tạp tính toán để đảm bảo tính hiệu quả của giải pháp đề xuất. Sự tương quan giữa thời gian thực thi và độ dài của chuỗi thời gian cũng sẽ được phân tích để đánh giá độ phức tạp của phương pháp.

## **KẾT QUẢ MONG ĐỢI**

- 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.

**TÀI LIỆU THAM KHẢO** (*Định dạng DBLP*)

- [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