

# THÔNG TIN CHUNG CỦA NHÓM

- Link YouTube video của báo cáo (tối đa 5 phút):

<https://youtu.be/XkQmi31KnmE>

- Link slides (dạng .pdf đặt trên Github của nhóm):

[https://github.com/Nguyen-Duc-](https://github.com/Nguyen-Duc-Thai/CS2205.FEB2025/blob/main/CS2205.FEB2025.DeCuong.FinalReport.Slide.pdf)

[Thai/CS2205.FEB2025/blob/main/CS2205.FEB2025.DeCuong.FinalReport.](https://github.com/Nguyen-Duc-Thai/CS2205.FEB2025/blob/main/CS2205.FEB2025.DeCuong.FinalReport.Slide.pdf)

[Slide.pdf](https://github.com/Nguyen-Duc-Thai/CS2205.FEB2025/blob/main/CS2205.FEB2025.DeCuong.FinalReport.Slide.pdf)

- Họ và Tên: Nguyễn Đức Thái

- MSSV: 240202027



- Lớp: CS2205. FEB2025

- Tự đánh giá (điểm tổng kết môn): 9/10

- Số buổi vắng: 1

- Số câu hỏi QT cá nhân: 10

- Link Github: <https://github.com/Nguyen-Duc-Thai/CS2205.FEB2025>

# ĐỀ CƯƠNG NGHIÊN CỨU

## TÊN ĐỀ TÀI (IN HOA)

ỨNG DỤNG TRÍ TUỆ NHÂN TẠO KẾT HỢP VẬT LÝ THỐNG KÊ ĐỂ  
ĐÁNH GIÁ TÁC ĐỘNG CỦA CAN THIỆP KHÍ HẬU

## TÊN ĐỀ TÀI TIẾNG ANH (IN HOA)

APPLYING ARTIFICIAL INTELLIGENCE AND STATISTICAL PHYSICS  
TO ASSESS THE IMPACT OF CLIMATE INTERVENTION

## TÓM TẮT *(Tối đa 400 từ)*

Kỹ thuật Làm Sáng Mây Biển (MCB) là một giải pháp tiềm năng để làm mát Trái Đất bằng cách phun hạt muối biển vào mây đại dương, tăng độ phản xạ ánh sáng mặt trời, từ đó giảm nhiệt độ bề mặt. Tuy nhiên, việc đánh giá tác động của MCB gặp khó khăn do các mô hình truyền thống phức tạp và tốn tài nguyên. Đề tài phát triển AiBEDO, một mô hình AI kết hợp Định lý Dao động-Phân tán (FDT), huấn luyện trên dữ liệu từ CESM2 Large Ensemble (CESM2-LE) để dự đoán nhanh tác động của nhiễu loạn bức xạ lên nhiệt độ, lượng mưa, và áp suất bề mặt. Mô hình AiBEDO tái hiện chính xác các tác động phức tạp của nhiễu loạn bức xạ lên khí hậu bề mặt toàn cầu và khu vực, mở ra khả năng khám phá nhanh chóng và hiệu quả các ảnh hưởng của những tác nhân khí hậu không đồng nhất về không gian. Phương pháp có tính ứng dụng rộng hơn cho các ngành khoa học khác với các mô hình mô phỏng đòi hỏi tính toán cao.

## GIỚI THIỆU *(Tối đa 1 trang A4)*

Đề tài này xây dựng mô hình **AiBEDO** – một phương pháp kết hợp giữa trí tuệ

nhân tạo và nguyên lý vật lý thống kê, cụ thể là **Định lý Dao động – Suy giảm (Fluctuation-Dissipation Theorem – FDT)**. FDT cho rằng phản ứng của hệ thống trước một tác động bên ngoài có thể được suy ra từ các dao động nội tại tự nhiên của hệ thống. Việc tích hợp FDT vào mô hình AI giúp AiBEDO vừa học được từ dữ liệu, vừa đảm bảo tuân thủ các quy luật vật lý.

- **Input:** Các dữ liệu mô phỏng từ bộ CESM2-LE gồm các biến như: bức xạ mây dài, ngắn sóng tại đỉnh khí quyển và bề mặt, bức xạ trời quang, nhiệt lượng bề mặt, và phân bố đất liền (lsMask).
- **Output:** Nhiệt độ không khí bề mặt (tas), lượng mưa (pr) và áp suất bề mặt (ps).

## **MỤC TIÊU** (*Viết trong vòng 3 mục tiêu*)

Mục tiêu của nghiên cứu này gồm:

- Xây dựng mô hình AiBEDO để mô phỏng nhanh tác động của can thiệp làm sáng mây biển (MCB) lên khí hậu toàn cầu và khu vực.
- Đánh giá và so sánh các mô hình AI trong việc mô phỏng các phản ứng khí hậu, nhằm xác định mô hình tối ưu cho các ứng dụng MCB.
- Tạo giao diện phân tích trực quan hóa kết quả nhận được.

## **NỘI DUNG VÀ PHƯƠNG PHÁP**

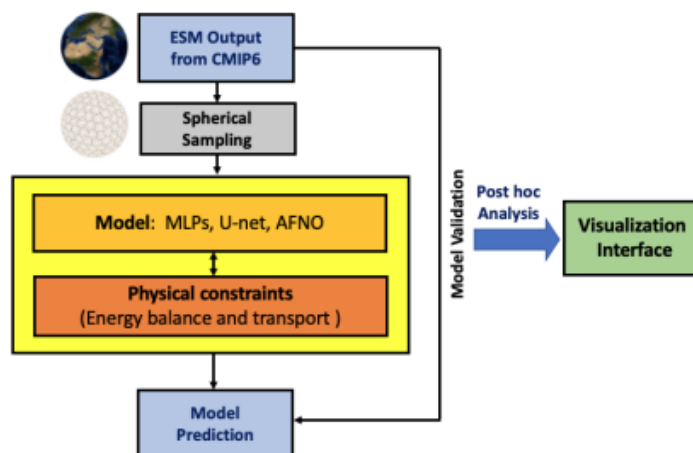
### **Nội dung:**

- Giới thiệu AiBEDO: Một khung AI được đào tạo trên tập dữ liệu lớn từ CESM2 Large Ensemble (CESM2-LE) để dự đoán các biến khí hậu như nhiệt độ bề mặt, lượng mưa, và áp suất bề mặt từ các nhiễu loạn bức xạ mây.

- So sánh hiệu suất mô hình: Đánh giá ba mô hình AI (S-MLP, S-Unet, S-AFNO) qua các chỉ số như RMSE và hệ số tương quan không gian để so sánh khả năng tái tạo các mẫu phản ứng khí hậu so với mô phỏng CESM2.
- Ứng dụng MCB: Thử nghiệm AiBEDO trên ba khu vực (Bắc Thái Bình Dương, Nam Thái Bình Dương, Nam Đại Tây Dương) để đánh giá phản ứng khí hậu đối với MCB, cho thấy S-MLP vượt trội trong việc ghi nhận các mẫu phản ứng toàn cầu và khu vực.
- Nền tảng tương tác: Cung cấp giao diện trực quan cho phép khám phá nhanh các kịch bản MCB, hiển thị các biến đầu vào/đầu ra và cảnh báo các điểm bùng phát khí hậu.
- Ứng dụng: Mở rộng phương pháp cho các lĩnh vực khoa học khác yêu cầu mô phỏng tính toán lớn.

## Phương pháp:

### Giai đoạn 1: Xây dựng AI Emulator



- **Dữ liệu:** Sử dụng 50 mô phỏng lịch sử từ CESM2-LE (~100,000 tháng dữ liệu). Biến đầu vào bao gồm hiệu ứng bức xạ mây, dòng bức xạ trời quang,

và tỷ lệ đất liền; đầu ra là áp suất bề mặt, nhiệt độ, và lượng mưa.

- **Lấy mẫu hình cầu:** Chuyển đổi dữ liệu ESM sang lưới icosahedral 1D (~10,242 điểm, độ phân giải 220 km) bằng PyGSP và nội suy song tuyến tính.
- **Tiền xử lý:** Loại bỏ chu kỳ mùa và xu hướng dài hạn để tập trung vào biến động nội tại.
- **Mô hình AI:** Phát triển ba mô hình (S-MLP, S-Unet, S-AFNO) để ánh xạ đầu vào-đầu ra tại các độ trễ từ 0-6 tháng. S-MLP có 108 triệu tham số, S-Unet 5.8 triệu, và S-AFNO 9 triệu. Đào tạo trên GPU NVIDIA Tesla V100-SXM2 với tối ưu hóa AdamW.
- **So sánh mô hình:** Đánh giá hiệu suất qua RMSE và hệ số tương quan không gian (Figures 3-5), cho thấy S-MLP vượt trội nhờ khả năng ghi nhận tương tác không gian dài hạn.

## **Giai đoạn 2: Tích hợp thời gian với FDT**

- Sử dụng toán tử AiBEDO để tích hợp phản ứng khí hậu qua các độ trễ (tối đa 48 tháng) theo công thức FDT cải tiến.
- Thử nghiệm MCB tại ba khu vực (NEP, SEP, SEA), so sánh phản ứng của AiBEDO (S-MLP, S-Unet, S-AFNO) với mô phỏng CESM2.
- Kết quả được trực quan hóa qua nền tảng tương tác, hỗ trợ phân tích kịch bản nhanh.

## **KẾT QUẢ MONG ĐỢI**

- AiBEDO tái hiện chính xác các phản ứng khí hậu (nhiệt độ bề mặt, lượng mưa, áp suất) đối với nhiễu loạn bức xạ từ MCB, với hệ số tương quan không gian đạt ~0.68 (nhiệt độ), 0.51 (lượng mưa), và 0.47 (áp suất), đồng

thời giảm thời gian tính toán xuống vài phút so với hàng giờ/ngày của mô hình ESM truyền thống.

- Mô hình S-MLP được kỳ vọng vượt trội so với S-Unet và S-AFNO về Sai số Bình phương Trung bình (RMSE) và tương quan không gian, đặc biệt trong ánh xạ trễ thời gian (0-6 tháng), nhờ khả năng ghi nhận các tương tác không gian dài hạn.
- Tạo ra được nền tảng tương tác trực quan hóa cho phép các nhà khoa học chạy và phân tích kịch bản MCB nhanh chóng, hiển thị các biến đầu vào/đầu ra, kết quả MCB, và cảnh báo các điểm bùng phát khí hậu khu vực với độ chính xác cao so với mô phỏng CESM2.

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

[1]. Climate Intervention Analysis using AI Model Guided by Statistical Physics Principles. CIKM 2023: 4653-4659

[2]. Opportunities and Challenges for Machine Learning in Weather and Climate Modelling: Hard, Medium and Soft AI. Philosophical Transactions of the Royal Society A 379(2194): 20200083, 2021

[3]. DeepSphere: A Graph-Based Spherical CNN for Weather and Climate Modelling. ICLR 2020: 1-13