

# THÔNG TIN CHUNG CỦA NHÓM

- Link YouTube video của báo cáo (tối đa 5 phút):  
<https://youtu.be/MzCDNvw3v5A>
- Link slides (dạng .pdf đặt trên Github của nhóm):  
<https://github.com/nhitny/CS2205.FEB2025>
- *Mỗi thành viên của nhóm điền thông tin vào một dòng theo mẫu bên dưới*
- *Sau đó điền vào Đề cương nghiên cứu (tối đa 5 trang), rồi chọn Turn in*
- *Lớp Cao học, mỗi nhóm một thành viên*

- Họ và Tên: Trương Nguyễn  
Yến Nhi
- MSSV: 240101062



- Lớp: CS2205.FEB2025
- Tự đánh giá (điểm tổng kết môn): 8.5/10
- Số buổi vắng: 1
- Số câu hỏi QT cá nhân: 9
- Link Github:  
<https://github.com/nhitny/CS2205.FEB2025>

# ĐỀ CƯƠNG NGHIÊN CỨU

## TÊN ĐỀ TÀI (IN HOA)

ĐÁNH GIÁ HỆ THỐNG MULTI-AGENT KẾT HỢP MÔ HÌNH NGÔN NGỮ LỚN CHO HỌC TẬP CÁ NHÂN HÓA QUA TRÒ CHƠI

## TÊN ĐỀ TÀI TIẾNG ANH (IN HOA)

EVALUATING A MULTI-AGENT SYSTEM WITH LARGE LANGUAGE MODELS FOR PERSONALIZED GAMIFIED LEARNING

## TÓM TẮT *(Tối đa 400 từ)*

Cá nhân hóa học tập đóng vai trò quan trọng trong việc đáp ứng nhu cầu, năng lực và sở thích riêng biệt của từng người học. Tuy nhiên, việc thiết kế nội dung phù hợp cho từng cá nhân gây ra quá tải cho người dạy và ảnh hưởng đến chất lượng giảng dạy ở môi trường đông sinh viên [1][7]. Do đó, việc ứng dụng Large Language Model (LLM) trong Multi-Agent System để tự động hóa và cá nhân hóa nội dung học tập là cần thiết [2][4].

Dựa trên framework Multi-Agent kết hợp LLM được đề xuất trong [1] đã đặt nền tảng lý thuyết, nhưng chưa được triển khai thực nghiệm và đánh giá định lượng. Nghiên cứu này hiện thực hóa lại toàn bộ hệ thống, triển khai thực nghiệm với 50 sinh viên và thực hiện đánh giá định lượng hiệu quả của từng mô hình LLM (GPT-3.5, GPT-4, Claude, Llama) trong từng vai trò Agent: tạo nội dung, thiết kế trò chơi, phản hồi, đánh giá. Các tiêu chí đánh giá bao gồm: thời gian phản hồi, độ chính xác nội dung, tính phù hợp, phản hồi theo ngữ cảnh và mức độ hài lòng của người học (thang đo Likert 1–5). Các mô hình được lựa chọn dựa trên khả năng xử lý ngôn ngữ tự nhiên, hiệu suất trong các tác vụ phức tạp và tính phổ biến trong nghiên cứu AI.

Kết quả kỳ vọng giúp xác định mô hình nào phù hợp nhất cho từng vai trò agent, đồng thời đóng góp chiến lược phân công LLM hiệu quả trong Multi-Agent System. Nghiên cứu không chỉ hoàn thiện framework lý thuyết đã có mà còn mở ra hướng triển khai thực tiễn trong môi trường giáo dục đại học tại Việt Nam.

## **GIỚI THIỆU** *(Tối đa 1 trang A4)*

Học tập cá nhân hóa đang trở thành một trong những định hướng trọng yếu trong giáo dục hiện đại, với mục tiêu tối ưu hóa việc học theo đặc điểm từng cá nhân về năng lực, sở thích và tiến độ học tập [1][2]. Tuy nhiên, việc triển khai học tập cá nhân hóa trên quy mô lớn vẫn là một thách thức lớn do giới hạn về nhân lực, thời gian và tài nguyên. Tại Việt Nam, tỷ lệ giảng viên/sinh viên còn thấp (trung bình mỗi giảng viên phụ trách 25–27 sinh viên), gây áp lực lên chất lượng giảng dạy [3][8].

Trong bối cảnh đó, việc ứng dụng trí tuệ nhân tạo – đặc biệt là các Large Language Model (LLM) – kết hợp với kiến trúc Multi-Agent System đang được kỳ vọng là giải pháp tiềm năng nhằm tự động hóa quá trình tạo sinh nội dung học tập cá nhân hóa [1][4][6].

Một framework điển hình do Kiem Hoang et al. (2024) đề xuất đã trình bày kiến trúc Multi-Agent System kết hợp LLM để tạo ra trò chơi học tập cá nhân hóa (gamified learning), trong đó mỗi agent đảm nhận một vai trò cụ thể như tạo nội dung, thiết kế trò chơi, đánh giá và phản hồi [1]. Tuy nhiên, framework này vẫn ở mức đề xuất lý thuyết, chưa được triển khai thực nghiệm và đánh giá cụ thể về hiệu quả.

Dựa trên nền tảng đó, nghiên cứu của chúng tôi hướng đến việc hiện thực hóa lại toàn bộ hệ thống, đồng thời tổ chức đánh giá thực nghiệm trên 50 sinh viên đại học. Điểm mới trong nghiên cứu là so sánh hiệu quả các mô hình LLM khác nhau (GPT-3.5, GPT-4, Claude, Llama) khi được gán vào từng Agent cụ thể trong hệ thống. Điều này nhằm xác định xem với từng vai trò như tạo nội dung, đánh giá, phản hồi,... thì LLM nào mang lại hiệu quả cao nhất.

**Input:**

- Thông tin cá nhân (giới tính, chuyên ngành, trình độ học vấn).
- Nhu cầu học tập (môn học, chủ đề quan tâm).
- Sở thích trò chơi (loại minigame mong muốn: 4 Pics 1 Word hoặc Coding Game).

**Output:** Các trò chơi học tập cá nhân hóa (minigame) được tạo sinh tự động, đi kèm câu hỏi, dữ liệu hình ảnh, phản hồi và gợi ý phù hợp với từng cá nhân.

Thông qua quy trình phối hợp của các agent sử dụng LLM, hệ thống kỳ vọng có thể đáp ứng hiệu quả yêu cầu học tập cá nhân hóa, đồng thời mở ra hướng ứng dụng thực tiễn trong giáo dục đại học, nơi cần hỗ trợ nhiều người học với nhu cầu đa dạng.

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

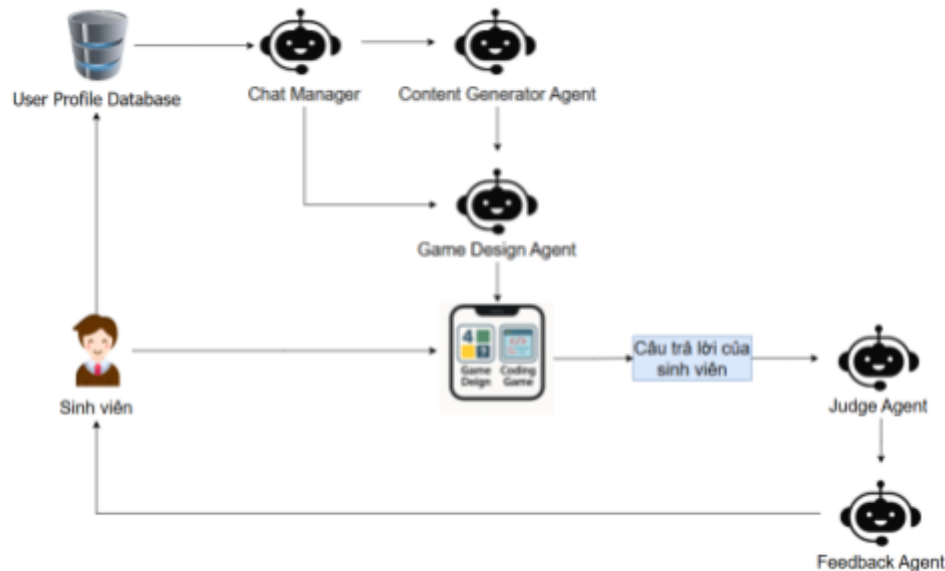
1. Hiện thực hóa hệ thống học tập cá nhân hóa đa Agent sử dụng LLM, gồm các agent thực hiện: tạo nội dung, thiết kế trò chơi, đánh giá, phản hồi – dựa trên framework của [1].
2. Đánh giá thực nghiệm và so sánh hiệu quả các LLM (GPT-3.5, GPT-4, Claude, Llama) trong từng vai trò Agent dựa trên 5 tiêu chí định lượng.
3. Đề xuất cấu trúc phân công LLM tối ưu theo từng vai trò Agent để cải thiện hiệu quả, tính khả thi và khả năng mở rộng của hệ thống.

**NỘI DUNG VÀ PHƯƠNG PHÁP**

Nghiên cứu hiện thực lại hệ thống học tập cá nhân hóa dựa trên mô hình Multi-Agent, kế thừa kiến trúc từ nghiên cứu gốc [1]. Hệ thống gồm các Agent chính: Content Generator, Game Design Agent, Judge Agent và Feedback Agent. Mỗi Agent được triển khai với sự hỗ trợ của 4 mô hình LLM: GPT-3.5, GPT-4, Claude và Llama.

Quy trình phối hợp giữa các Agent như sau: Content Generator tạo nội dung học tập dựa trên hồ sơ người học, sau đó chuyển dữ liệu sang Game Design Agent để tạo trò chơi, với sự giám sát của Game Manager để đảm bảo tính đồng bộ. Judge Agent đánh giá câu trả lời của người học và Feedback Agent cung cấp phản hồi cá nhân hóa (Hình

1). Hai loại trò chơi học tập được phát triển là “4 Pics 1 Word” và “Coding Game” được sinh dựa trên hồ sơ người học, bao gồm thông tin cá nhân, sở thích học tập và mục tiêu môn học. Dữ liệu hồ sơ được thu thập qua khảo sát trực tuyến, tuân thủ các quy định bảo mật dữ liệu.



Hình 1. Tổng quan hệ thống multi-agent kết hợp mô hình ngôn ngữ lớn cho học tập cá nhân hóa qua trò chơi

Thử nghiệm được tiến hành trên 50 sinh viên. Dữ liệu đầu vào được thu thập để cá nhân hóa nội dung học. Kết quả thực nghiệm được đánh giá qua 5 tiêu chí:

- Thời gian phản hồi: Thời gian từ khi nhận yêu cầu đến khi tạo nội dung hoặc phản hồi, mục tiêu dưới 8s (dựa trên nghiên cứu về trải nghiệm người dùng).
- Độ chính xác nội dung: Đánh giá bởi giảng viên, đo bằng tỷ lệ nội dung đúng so với mục tiêu học tập  $F1\text{-score} \geq 80\%$ .
- Tính phù hợp: Mức độ tương thích giữa nội dung trò chơi và mục tiêu học tập, đánh giá bởi giảng viên và sinh viên thang đo Likert 1–5.
- Phản hồi theo ngữ cảnh: Khả năng cung cấp phản hồi phù hợp với câu trả lời của người học, đo bằng tỷ lệ phản hồi đúng ngữ cảnh  $\geq 80\%$ .
- Mức độ hài lòng: Đánh giá bởi sinh viên qua thang đo Likert 1–5 mục tiêu  $\geq 4.0$ .

Kết quả được phân tích định lượng để xác định LLM phù hợp nhất cho từng vai trò, sử dụng các phương pháp thống kê (t-test, ANOVA) để so sánh hiệu suất.

## **KẾT QUẢ MONG ĐỢI**

- Xây dựng thành công hệ thống hoạt động ổn định với 4 agent tích hợp 4 mô hình LLM.
- Có bộ số liệu định lượng trên 50 người học, gồm thống kê thời gian phản hồi (dưới 8s), độ chính xác ( $\geq 80\%$ ), hài lòng ( $\geq 4.0/5.0$ ), mức độ phù hợp và khả năng ngữ cảnh.
- Đề xuất chiến lược phân công LLM tối ưu: mỗi Agent sử dụng mô hình phù hợp nhất.
- Cung cấp cơ sở thực tiễn để mở rộng hệ thống cá nhân hóa trong giáo dục đại học.

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

- [1] Kiem Hoang et al. “Personalized Learning Through Gamification: Multi-Agent and Large Language Model Approaches”, SIU Prize 2024.
- [2] Shemshack, A., & Spector, J. M. (2020). A systematic literature review of personalized learning terms. *Smart Learning Environments*, 7(1), 33.
- [3] Basham, J. D., Hall, T. E., Carter Jr, R. A., & Stahl, W. M. (2016). An operationalized understanding of personalized learning. *Journal of Special Education Technology*, 31(3), 126-136.
- [4] OpenAI. GPT-4 Technical Report, 2023.
- [5] Anthropic. Claude 2 Model Overview, 2024.
- [6] Meta AI. Llama Model Card, 2024.
- [7] Lee, D., Huh, Y., Lin, C.Y., & Reigeluth, C. M. (2022). Personalized learning practice in U.S. learner-centered schools. *Contemporary Educational Technology*, 14.
- [8] Hong, Y., Saab, N., & Admiraal, W. (2024). Approaches and game elements used to tailor digital gamification for learning: A systematic literature review. *Computers & Education*, 105000.