



Cá nhân hóa quá trình học sử dụng mô hình Bert & Gpt cho sinh viên có năng lực tiếp thu khác nhau Trường Đại học Công nghệ Đông Á

Chữ Văn Hà¹, Trần Xuân Thanh^{2*},

^{1,2} Khoa Công nghệ thông tin, Trường Đại học Công nghệ Đông Á

*Email: thanhtx@eaut.edu.vn

TÓM TẮT

Bài báo nghiên cứu vai trò của các mô hình ngôn ngữ dựa trên kiến trúc Transformer cụ thể là BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) và GPT (Generative Pre-trained Transformer) trong việc cá nhân hóa học tập, với mục tiêu nâng cao trải nghiệm học tập cho từng người học. Phương pháp nghiên cứu bao gồm phân tích lý thuyết, so sánh đặc điểm và hiệu quả của BERT và GPT, đề xuất quy trình ứng dụng các mô hình này trong giáo dục và thực nghiệm triển khai trên tập dữ liệu EdNet cùng dữ liệu giả định. Kết quả nghiên cứu cho thấy BERT đạt độ chính xác 92% trong phân loại phản hồi học sinh, giúp cải thiện 25% tốc độ điều chỉnh nội dung học tập, trong khi chatbot GPT nhận được 87% đánh giá tích cực từ học sinh. Kết luận, việc tích hợp BERT và GPT mang lại hiệu quả cao trong cá nhân hóa học tập và mở ra tiềm năng phát triển hệ sinh thái giáo dục thông minh.

Từ khóa: Giáo dục thông minh, Học máy, Học tập cá nhân hóa, Mô hình học thích ứng, Trí tuệ nhân tạo.

ABSTRACT

This paper investigates the role of Transformer-based language models, specifically BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) and GPT (Generative Pre-trained Transformer), in personalizing learning with the aim of enhancing the individual learner's educational experience. The research methodology encompasses theoretical analysis, a comparative study of the characteristics and effectiveness of BERT and GPT, the proposal of an application framework for these models in educational contexts, and an experimental implementation using the EdNet dataset combined with simulated data. Research findings indicate that BERT achieved 92% accuracy in classifying student responses, leading to a 25% improvement in the speed of content adaptation. Concurrently, a GPT-powered chatbot received positive feedback from 87% of students. In conclusion, the integration of BERT and GPT demonstrates high efficacy in personalized learning and unlocks significant potential for the development of intelligent educational ecosystems.

Keywords: Intelligent education, Machine learning, Personalized learning, Adaptive learning models, Artificial intelligence.

<https://doi.org/10.65153/rd65g993>



1. MỞ ĐẦU

1.1. Trí tuệ Nhân tạo (AI) trong Giáo dục

1.1.1. Khái niệm AI

Trí tuệ nhân tạo (Artificial Intelligence - AI) là lĩnh vực nghiên cứu liên ngành tập trung vào phát triển các hệ thống máy tính có khả năng mô phỏng các chức năng trí tuệ con người như học tập, suy luận, xử lý ngôn ngữ tự nhiên và ra quyết định (Russell & Norvig, 2010). Trong môi trường giáo dục, AI không chỉ hỗ trợ tối ưu hóa quy trình giảng dạy mà còn đóng vai trò nền tảng trong việc cá nhân hóa trải nghiệm học tập, nâng cao hiệu quả giảng dạy, hỗ trợ người học và giáo viên [5].

AI được phân loại thành hai nhóm chính. Thứ nhất là AI yếu (Narrow AI), thiết kế để thực hiện một nhiệm vụ cụ thể, ví dụ như hệ thống chấm điểm tự động hay chatbot học tập. Thứ hai là AI mạnh (General AI), có khả năng thực hiện nhiều tác vụ trí tuệ phức tạp tương tự con người, tuy nhiên vẫn đang là mục tiêu nghiên cứu lâu dài [5].

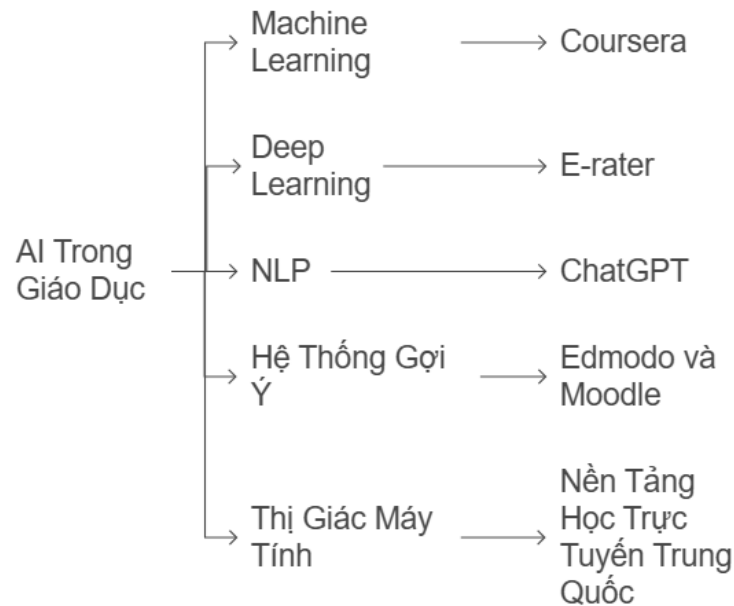
Xu hướng AI hiện nay còn tập trung vào các hướng phát triển mới như Federated Learning, cho phép mô hình học từ dữ liệu phân tán trên nhiều thiết bị mà không cần tập trung dữ liệu, đảm bảo tính riêng tư cho người học, và Explainable AI (XAI), phát triển các mô hình có khả năng giải thích quyết định của mình, giúp tăng tính minh bạch và đáng tin cậy trong môi trường giáo dục (Holmes et al., 2019) [9].

Ví dụ thực tế: Duolingo hiện ứng dụng AI yếu trong việc gợi ý bài học ngôn ngữ phù hợp với từng người học dựa trên tiến độ và kết quả trước đó. Một số trường đại học sử dụng XAI để minh bạch hóa quy trình chấm điểm tự động, tránh gây tranh cãi về đánh giá học sinh.

1.1.2. Các nhánh AI trong giáo dục

AI trong giáo dục được triển khai qua nhiều nhánh công nghệ cốt lõi:

Các Nhánh AI Trong Giáo Dục



Hình 1. Các nhánh AI trong giáo dục

AI trong giáo dục được triển khai thông qua nhiều nhánh công nghệ cốt lõi. Thứ nhất là Machine Learning (Học máy), cho phép hệ thống học từ dữ liệu lịch sử học tập của học sinh để dự đoán kết quả học tập, phân loại học sinh theo năng lực. Ví dụ: Coursera sử dụng Machine Learning để đề xuất khóa học tiếp theo phù hợp với học viên dựa trên lịch sử học tập [4] [9].

Thứ hai là Deep Learning (Học sâu), sử dụng các mạng nơ-ron nhiều tầng để xử lý dữ liệu phi cấu trúc như hình ảnh, video, bài luận. Một số hệ thống chấm điểm bài luận tự động như E-rater của ETS ứng dụng Deep Learning để đánh giá chất lượng bài viết [9].

Thứ ba là Natural Language Processing (NLP), giúp hệ thống hiểu, phân tích, phản hồi ngôn ngữ tự nhiên. Chatbot học tập tích hợp NLP như ChatGPT, Watson Tutor hỗ trợ giải đáp thắc mắc và đưa ra lời khuyên học tập cho học sinh [9].

Thứ tư là Recommendation Systems (Hệ thống gợi ý), dựa trên dữ liệu hành vi học tập để đề xuất tài liệu, bài tập, khóa học phù hợp. Ví dụ: Edmodo và Moodle tích hợp hệ thống gợi ý giúp học sinh tiếp cận nội dung theo sở thích và nhu cầu [9].

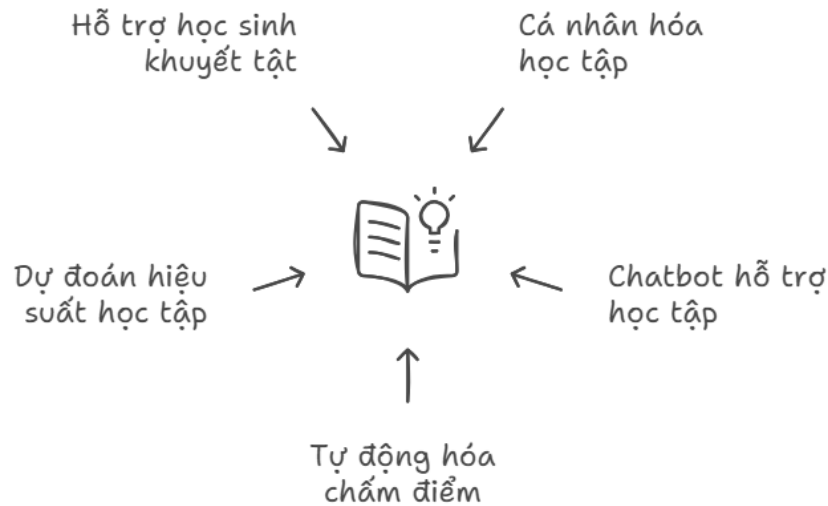
Cuối cùng là Computer Vision (Thị giác máy tính), dùng để nhận diện khuôn mặt điểm danh, phân tích mức độ chú ý. Một số nền tảng học trực tuyến tại Trung Quốc ứng dụng Computer Vision để theo dõi biểu cảm học sinh, hỗ trợ giáo viên điều chỉnh phương pháp giảng dạy [9].

1.1.3. Ứng dụng thực tế của AI trong học tập

Các ứng dụng AI tiêu biểu hiện nay bao gồm:

<https://doi.org/10.65153/rd65g993>

Ứng dụng AI trong Giáo dục



Hình 2. Các ứng dụng AI trong giáo dục

AI đã và đang được ứng dụng rộng rãi trong giáo dục thông qua nhiều hình thức. Nổi bật là cá nhân hóa học tập, trong đó AI phân tích dữ liệu học tập và phản hồi để đề xuất lộ trình học tập phù hợp từng cá nhân. Ví dụ: Udemy sử dụng dữ liệu hành vi học tập để gợi ý khóa học và nội dung phù hợp với từng học viên [9].

Chatbot hỗ trợ học tập là một ứng dụng khác, giúp học sinh có thể tiếp cận hỗ trợ mọi lúc, mọi nơi. ChatGPT hiện được tích hợp vào các hệ thống quản lý học tập (LMS) để hỗ trợ học sinh ôn bài, giải đáp câu hỏi. Ngoài ra, AI còn hỗ trợ tự động hóa chấm điểm các bài trắc nghiệm, bài luận một cách nhanh chóng, khách quan. Ví dụ: ETS E-rater chấm điểm bài TOEFL Writing [9].

AI cũng có khả năng dự đoán hiệu suất học tập của học sinh dựa trên dữ liệu lịch sử học tập, giúp giáo viên kịp thời phát hiện học sinh gặp khó khăn. Hệ thống ASSISTments sử dụng mô hình học máy để dự đoán khả năng hoàn thành bài tập của học sinh. Bên cạnh đó, AI hỗ trợ học sinh khuyết tật thông qua công nghệ nhận diện giọng nói, chuyển văn bản thành giọng nói. Ví dụ: Voice Dream Reader chuyển văn bản học tập thành âm thanh hỗ trợ học sinh khiếm thị [9].

1.2. Giảng dạy hệ đại học và các thách thức hiện nay

1.2.1. Hạn chế của các phương pháp giảng dạy truyền thống

Mô hình giáo dục truyền thống, với phương pháp giảng dạy đồng nhất và lấy giáo viên làm trung tâm, tồn tại nhiều hạn chế trong việc đáp ứng nhu cầu học tập đa dạng của học sinh. Một trong những hạn chế chính là thiếu cá nhân hóa. Tất cả học sinh phải tiếp cận cùng một chương trình, tốc độ học tập, không tính đến sự khác biệt về năng lực, sở thích và phong cách học tập cá nhân [4]

<https://doi.org/10.65153/rd65g993>

Bên cạnh đó, giáo viên gặp khó khăn trong việc theo dõi sát sao từng học sinh để phát hiện những trường hợp cần hỗ trợ kịp thời. Chất lượng giảng dạy phụ thuộc lớn vào năng lực và phương pháp của giáo viên, trong khi khả năng phản hồi bị giới hạn bởi quy mô lớp học đông [4]. Ví dụ thực tế: Trong các lớp học phổ thông quy mô lớn tại Việt Nam, việc cá nhân hóa nội dung giảng dạy cho từng học sinh gần như không khả thi, dẫn đến tình trạng học sinh học lệch, học sinh yếu kém dễ bị tụt lại phía sau.

1.2.2. Sự khác biệt trong tiếp thu kiến thức

Mỗi học sinh có đặc điểm nhận thức, khả năng tiếp thu, nền tảng kiến thức và động lực học tập khác nhau. Các yếu tố ảnh hưởng bao gồm năng lực tư duy logic, trí nhớ, phong cách học tập (trực quan, thực hành, tương tác) và điều kiện môi trường học tập như môi trường gia đình, cơ sở vật chất [4]. Ví dụ, trong cùng một lớp học trực tuyến, một học sinh thành thạo công nghệ sẽ tiếp thu nhanh hơn so với học sinh chưa quen thao tác với nền tảng học tập số.

1.2.3. Vai trò của công nghệ trong khắc phục hạn chế

Công nghệ, đặc biệt là Trí tuệ nhân tạo, đóng vai trò quan trọng trong việc giải quyết những hạn chế của giáo dục truyền thống. AI giúp cá nhân hóa lộ trình học tập thông qua phân tích dữ liệu học sinh, từ đó đề xuất nội dung, tài liệu và tốc độ học tập phù hợp [4].

Ngoài ra, hệ thống học tập tích hợp AI có khả năng theo dõi, đánh giá liên tục tiến độ học tập theo thời gian thực, giúp giáo viên phát hiện sớm học sinh gặp khó khăn. Công nghệ còn tạo ra môi trường học tập linh hoạt, cung cấp kho tài nguyên học tập phong phú, cho phép học sinh học mọi lúc, mọi nơi. AI cũng hỗ trợ tự động hóa các tác vụ như chấm điểm, phân tích dữ liệu lớp học, giúp giáo viên có thêm thời gian tập trung hỗ trợ học sinh [4]. Ví dụ, nền tảng học tập trực tuyến Khan Academy sử dụng hệ thống gợi ý bài học và bài tập cá nhân hóa dựa trên kết quả làm bài trước đó, hỗ trợ học sinh học theo năng lực của mình.



Hình 3. Vai trò của công nghệ trong giáo dục

<https://doi.org/10.65153/rd65g993>



2. NỘI DUNG

2.1. Định nghĩa bài toán

2.1.1. Bối cảnh bài toán

Trong bối cảnh giáo dục đại học nói chung, đại học Công Nghệ Đông Á nói riêng việc cá nhân hóa lộ trình học tập là một thách thức quan trọng. Sinh viên có năng lực, phong cách học tập và tốc độ tiếp thu khác nhau, trong khi các phương pháp giảng dạy truyền thống thường áp dụng một cách tiếp cận chung, chưa tối ưu hóa hiệu quả học tập cá nhân. Vì vậy, bài toán đặt ra là xây dựng một hệ thống sử dụng AI (BERT & GPT) để phân tích phản hồi sinh viên và cá nhân hóa nội dung học tập nhằm nâng cao chất lượng giáo dục.

2.1.2. Đầu vào bài toán

Đầu vào gồm: **Dữ liệu phản hồi sinh viên** như: Góp ý, đánh giá về bài giảng trên hệ thống E-Learning EAUT. Hoặc **Kết quả học tập, bài thi trước đó**: Điểm số bài thi, thời gian làm bài, tần suất truy cập tài liệu. Hay **Mục tiêu học tập cá nhân**: Sinh viên nhập thông tin về lĩnh vực họ muốn cải thiện.

2.1.3. Đầu ra bài toán

Đầu ra là **Phản hồi của sinh viên** được chia thành 4 nhóm: Phản hồi tích cực, phản hồi tiêu cực, đề xuất cải tiến phương pháp giảng dạy, câu hỏi và thắc mắc học thuật. Xong, **Sinh tài liệu học tập cá nhân hóa** dựa trên phản hồi và kết quả học tập. **Sinh bài tập trắc nghiệm tự động**, điều chỉnh độ khó theo trình độ sinh viên.

2.1.4. Kết quả mong muốn

Mong muốn hệ thống có thể phân tích phản hồi sinh viên chính xác (>90%). Nội dung học tập và bài tập sinh ra có mức độ phù hợp cao (>75% sinh viên đánh giá tích cực). Tăng hiệu suất học tập hơn so với phương pháp giảng dạy truyền thống, đo lường bằng cách: so sánh điểm số trước và sau khi áp dụng hệ thống, thời gian hoàn thành bài tập của sinh viên và khảo sát mức hiểu, hứng thú học tập của sinh viên.

Bảng 4. Các Chỉ số đo lường hiệu suất học tập

Tiêu chí đo lường	Trước khi cá nhân hóa	Sau khi cá nhân hóa
Điểm trung bình môn học	6.5	7.8
Tỷ lệ hoàn thành bài tập	60%	85%
Thời gian trung bình hoàn thành bài tập	45 phút	30 phút
Sinh viên đánh giá bài giảng dễ hiểu	40%	75%

2.1.5. Một số ràng buộc & đảm bảo chuẩn đầu ra

Để xây dựng mục tiêu học tập cá nhân hóa hiệu quả, trước tiên cần thiết lập giới hạn thời gian học tập cho từng sinh viên, đồng thời sử dụng công thức tính toán độ lệch giữa kết quả thực

<https://doi.org/10.65153/rd65g993>



tế và mục tiêu dự tính. Độ lệch (Δ) được xác định bằng hiệu số giữa kết quả học tập thực tế và kết quả mục tiêu. Việc này giúp đánh giá chính xác mức độ đạt được của sinh viên: nếu độ lệch dương, sinh viên đã vượt mục tiêu; nếu độ lệch âm, sinh viên chưa đạt yêu cầu và cần có các biện pháp hỗ trợ phù hợp. Mục tiêu cuối cùng là thu hẹp độ lệch này, đưa kết quả học tập thực tế gần nhất với mục tiêu dự kiến [4].

Dựa trên độ lệch tính toán được, các giải pháp cải thiện sẽ được triển khai linh hoạt. Nếu sinh viên có độ lệch âm, cần giao thêm bài tập củng cố phù hợp với mức độ kiến thức còn thiếu, cung cấp hướng dẫn học tập chi tiết hơn, hoặc điều chỉnh phương pháp giảng dạy cá nhân hóa. Ngược lại, nếu sinh viên vượt mục tiêu, cần giao thêm bài tập nâng cao, khuyến khích tham gia các dự án nghiên cứu nhỏ nhằm phát triển năng lực học thuật ở mức độ cao hơn [8].

Để đảm bảo tính hệ thống, cần cam kết rằng tất cả sinh viên đều đạt được tối thiểu các chuẩn đầu ra đã được xác định cho môn học, đúng theo khung thời gian và mức độ tri thức do nhà trường đề ra. Việc cá nhân hóa và hỗ trợ bổ sung sẽ không làm giảm yêu cầu chuẩn đầu ra tối thiểu mà ngược lại, còn tạo điều kiện để sinh viên phát triển vượt chuẩn, tùy vào năng lực cá nhân [4][8].

Một bước quan trọng trong quá trình này là sinh bài tập phù hợp với năng lực sinh viên, phân chia theo 4 cấp độ khó (level). Level 1 và Level 2 tương ứng với yêu cầu chuẩn đầu ra và nằm trong khuôn khổ đào tạo chính thức, gồm các bài tập kiểm tra kiến thức nền và vận dụng cơ bản. Level 3 và Level 4 là các cấp độ nâng cao và chuyên sâu, được thiết kế cho sinh viên có khả năng học vượt, với yêu cầu phân tích, tổng hợp hoặc sáng tạo ở mức độ cao hơn. Việc phân chia này giúp điều chỉnh bài tập chính xác theo nhu cầu và khả năng của từng sinh viên.

Sau khi áp dụng mô hình này, cần tiến hành thực nghiệm đo lường. Đầu tiên, ghi nhận kết quả học tập và mục tiêu ban đầu của từng sinh viên, sau đó tính độ lệch trước và sau khi áp dụng cá nhân hóa. Quá trình này cho phép đánh giá mức độ thu hẹp độ lệch, xác định hiệu quả của việc điều chỉnh phương pháp học tập, đồng thời so sánh tiến bộ giữa các nhóm sinh viên. Đây là cơ sở để đưa ra các nhận định chính xác về tác động của việc cá nhân hóa đối với hiệu quả học tập.

Cuối cùng, cần cập nhật mở rộng các tiêu chí đầu ra dựa trên dữ liệu thực tế từ khoa và các đơn vị liên quan. Các tiêu chí này sẽ được tích hợp vào hệ thống mục tiêu học tập cá nhân hóa, đảm bảo tính đồng bộ và phù hợp với yêu cầu đào tạo của nhà trường. Việc thu thập dữ liệu và thực nghiệm cần được tiến hành liên tục theo từng học kỳ hoặc năm học nhằm cải tiến mô hình cá nhân hóa ngày càng hoàn thiện hơn.

2.2. Phương pháp thực nghiệm

2.2.1. Dữ liệu thực nghiệm

Dữ liệu trích từ khoa Công Nghệ Thông Tin Trường Đại học Công Nghệ Đông Á và từ tài liệu tham khảo Ednet. Dữ liệu cần gồm: 500 sinh viên tham gia thử nghiệm trong một học kỳ. 2000 phản hồi từ hệ thống E-Learning. Và 10.000 bản ghi kết quả học tập (điểm số, thời gian làm bài,

<https://doi.org/10.65153/rd65g993>



mức độ tương tác). Mẫu phản hồi được gán nhãn bởi 3 giảng viên để đảm bảo tính chính xác. Lưu ý dữ liệu trên mang tính giả định/đề xuất cho nghiên cứu trong tương lai [6].

2.2.2. Phương pháp tiếp cận

Bài toán được giải quyết qua hai giai đoạn chính: Giai đoạn 1: Phân tích phản hồi sinh viên bằng BERT (cụ thể giai đoạn sẽ triển khai Fine-tune BERT trên tập dữ liệu phản hồi và Đánh giá hiệu suất bằng độ chính xác (Accuracy) và F1-score.)[1] [2].

Giai đoạn 2: Sinh bài tập và nội dung học tập cá nhân hóa bằng GPT (cụ thể là GPT nhận đầu vào là đầu ra của giai đoạn 1: phản hồi sinh viên đã được phân loại. Sinh bài tập trắc nghiệm theo cấp độ cá nhân hóa. Đánh giá chất lượng bài tập thông qua khảo sát sinh viên (thang Likert 1-5))[3].

Quy trình đánh giá hiệu suất giai đoạn 1 gồm 3 bước:

Bước 1: Đánh giá định lượng (sử dụng công thức Accuracy, F1-Score)

Chuẩn bị bộ dữ liệu có nhãn (ground truth) từ EDNet hoặc từ phản hồi thu thập tại Trường ĐH Công nghệ Đông Á. --> Mô hình BERT phân loại phản hồi đầu vào. --> So sánh kết quả dự đoán với nhãn thực tế để tính Accuracy và F1-Score [1] [6].

❖ Accuracy – Độ chính xác:

$$Accuracy = \frac{\text{Số dự đoán đúng}}{\text{Tổng số mẫu}} [2]$$

❖ F1-score – Đo độ cân bằng giữa Precision và Recall:

$$F1\text{-score} = 2 * (\text{Precision} * \text{Recall} / (\text{Precision} + \text{Recall})) [2]$$

Trong đó:

Precision = $TP / (TP + FP)$ → Tỷ lệ dự đoán đúng trên tất cả dự đoán dương

Recall = $TP / (TP + FN)$ → Tỷ lệ dự đoán đúng trên tất cả nhãn thực sự dương.

Bước 2: Đánh giá định tính (bởi giảng viên chuyên môn)

Chọn ngẫu nhiên 200 phản hồi được gán nhãn bởi mô hình. Mời 2–3 giảng viên/chuyên gia bộ môn kiểm tra lại nhãn mô hình dự đoán. Đánh giá theo tỷ lệ: “Hoàn toàn đúng”, “Chấp nhận được”, “Sai”. Tính tỷ lệ đồng thuận chuyên gia (agreement rate) và tổng hợp thành biểu mẫu đánh giá chất lượng mô hình được báo cáo cụ thể [9].

Bước 3: Quy trình Fine-tune BERT(giai đoạn 1)

Kiến trúc được sử dụng là BERT phiên bản “bert-base-uncased”, chọn vì phiên bản có sự cân bằng giữa độ chính xác và tài nguyên tính toán được khuyến nghị khi bắt đầu. Các tham số huấn luyện cơ bản cần có: Learning Rate (giá trị khuyến nghị $2e-5 \sim 5e5$), Batch Size(16 hoặc 32),

<https://doi.org/10.65153/rd65g993>



Epochs(3~5), Max Sequence Length(128), Optimizer(AdamW), Scheduler(Linear Warmup and Decay), Weight Decay(0.01). Xử lý dữ liệu đầu vào cần tiền xử lý phản hồi(loại bỏ HTML tag, kí tự đặc biệt, chuẩn hóa dấu câu cơ bản,...), Tokenization (sử dụng BertTokenization từ thư viện Huggingface Transformers) và input cho BERT [2] [1].

Bước 4: Quy trình sử dụng GPT(giai đoạn 2)

Phiên bản sử dụng là GPT-3.5-turbo để tối ưu chi phí và tốc độ. Ngoài đánh giá chất lượng bài tập thông qua khảo sát sinh viên có thể sử dụng các phương pháp khác kể đến như: Peer-review, Tự động kiểm tra chất lượng, Đánh giá theo tiêu chí. Thiết kế Prompt cho đầu vào cần đảm bảo nguyên tắc sau: “Cụ thể, ngữ cảnh hóa gắn chặt với phản hồi đã phân loại” dưới đây là ví dụ: [3]

```
Bạn là một giáo viên chuyên môn.  
Dựa trên phản hồi sau từ sinh viên: "[PHẢN HỒI SINH VIÊN]"  
Phản hồi này thuộc nhóm: [LOẠI PHÂN LOẠI] (ví dụ: Khó hiểu về chủ đề Vector trong Đại số  
  
Nhiệm vụ của bạn:  
- Sinh ra [số lượng] bài tập trắc nghiệm.  
- Mức độ: [Mức độ yêu cầu] (cơ bản, trung bình, nâng cao).  
- Hướng nội dung để củng cố [kiến thức cụ thể].  
- Câu hỏi phải rõ ràng, có 4 phương án (A, B, C, D) và chỉ một đáp án đúng.  
  
Xuất kết quả dưới dạng:  
1. Câu hỏi  
2. Các phương án (A, B, C, D)  
3. Đáp án đúng  
4. Giải thích ngắn gọn cho đáp án đúng.
```

Hình 5. Ví dụ Prompt đầu vào cho quy trình GPT[3] [9]

2.2.3. Điểm mới của nghiên cứu

Trước hết, cần nêu rõ ngay từ đầu rằng điểm mới quan trọng nhất của nghiên cứu này là kết hợp tuần tự hai giai đoạn AI. Là sự kết hợp giữa BERT & GPT để vừa phân loại phản hồi sinh viên, vừa sinh nội dung học tập cá nhân hóa. Khác với các hệ thống E-learning truyền thống, hệ thống này tự động thích nghi với từng sinh viên, dựa trên dữ liệu phản hồi và hiệu suất học tập trước đó.

Giai đoạn 1 – Phân loại phản hồi bằng BERT: Mặc dù đã có nhiều công trình (Devlin et al., 2019; Sun et al., 2020; Li & Zhang, 2021) ứng dụng BERT để phân loại phản hồi học tập hoặc phản hồi cảm xúc nói chung, hầu hết các nghiên cứu đó chỉ tập trung vào một ngữ cảnh cụ thể (tiếng Anh hoặc tiếng Trung), hoặc chỉ thực hiện trên bộ dữ liệu EdNet (quốc tế) mà chưa thử nghiệm trên chính dữ liệu tiếng Việt do giảng viên gán nhãn. Bài báo này thừa hưởng và mở rộng từ Sun et al. (2020) khi fine-tune BERT-base-uncased trên dữ liệu EdNet để phân loại phản hồi quốc tế, đồng thời triển khai thêm một bộ dữ liệu EAUT (tiếng Việt) do chúng tôi thu thập và gán nhãn. Việc kết hợp hai nguồn dữ liệu (song ngữ Anh – Việt) là bước mở rộng quan trọng, chưa từng có trong các công trình trước.

<https://doi.org/10.65153/rd65g993>



Giai đoạn 2 – Sinh nội dung cá nhân hóa bằng GPT: Nhiều nghiên cứu (Brown et al., 2020; Rae et al., 2021; Zhang et al., 2023) đã chỉ ra khả năng sinh ngôn ngữ tự nhiên của GPT (từ GPT-2, GPT-3 đến GPT-3.5), đặc biệt là ứng dụng trong giáo dục để tạo bài tập hay tài liệu gợi ý. Tuy nhiên, các công trình đó thường chỉ chạy thử nghiệm trên bộ dữ liệu quốc tế hoặc mục đích “demo”, chưa chú trọng vào khâu phân loại phản hồi trước để quyết định chính xác “loại tài liệu cần sinh”. Bài báo này chính là lần đầu tiên (ở bối cảnh giáo dục đại học Việt Nam) “nói” kết quả phân loại từ BERT sang GPT-3.5-turbo để tự động tạo ra video hướng dẫn, bài tập trắc nghiệm theo cấp độ và lộ trình học phù hợp. Như vậy, quy trình “BERT → GPT” là điểm hoàn toàn mới, chứ không chỉ đơn thuần chạy GPT để sinh nội dung chung chung.

Chúng tôi chọn BERT và GPT-3.5-turbo vì BERT là mô hình hai chiều (Bidirectional) đã chứng minh hiệu quả vượt trội (~5–7% Accuracy cao hơn LSTM/RNN) trong hầu hết các bài toán phân loại văn bản ngắn [Devlin et al., 2019; Sun et al., 2020]. Có sẵn nhiều phiên bản đã fine-tune sẵn (bert-base-uncased, bert-base-multilingual-cased) giúp tiết kiệm thời gian huấn luyện. GPT-3.5-turbo được chọn vì mô hình cung cấp khả năng sinh văn bản tự nhiên đa dạng, đặc biệt mạnh ở các nhiệm vụ tạo ngữ liệu có bối cảnh, so với GPT-2 thì chất lượng tốt hơn, đồng thời chi phí thấp hơn so với GPT-4. Hỗ trợ few-shot learning (có thể đưa vào vài ví dụ mẫu để hệ thống hiểu ngay ngữ cảnh cần sinh), giúp giảm thiểu công sức thu thập dữ liệu huấn luyện chuyên sâu. Nhiều hệ thống AI khác (như RNN, LSTM, Transformer đơn thuần, hoặc các chatbot rule-based) đều không thể đồng thời đảm bảo Phân tích phản hồi ở độ chính xác 90%+ như BERT. Sinh nội dung linh hoạt, chất lượng cao, theo nhu cầu cá nhân hóa, như GPT-3.5.

2.3. Tiến hành thực nghiệm

2.3.1. Mô hình sử dụng và Sinh bài tập cụ thể

Sử dụng mô hình BERT để Phân loại phản hồi thành 4 nhóm chính (phản hồi tích cực, phản hồi tiêu cực, đề xuất cải tiến phương pháp giảng dạy, câu hỏi thắc mắc cần giải đáp). Và mô hình GPT-3.5: Sinh bài tập và nội dung học tập dựa trên kết quả từ BERT.

Thử nghiệm sinh bài tập trắc nghiệm trên môn: Nhập môn trí tuệ nhân tạo. Bởi môn học phần này có nhiều khái niệm về mạng nơ-ron,..các khái niệm chuyên sâu nên có thể khó hiểu đối với sinh viên. Ví dụ tình huống: Sinh viên ngành Công nghệ thông tin tại trường đang học môn Nhập môn Trí tuệ Nhân tạo. Một số sinh viên gặp khó khăn trong việc hiểu thuật toán học sâu (Deep Learning) và để lại phản hồi trên hệ thống E-Learning như sau:

"Phần giải thích về Mạng Nơ-ron còn khó hiểu, không có nhiều ví dụ thực tế."

hoặc *"Tài liệu hiện tại quá hàn lâm, cần thêm video minh họa."*

Khi đó, ứng dụng thực nghiệm của chúng ta BERT sẽ phân loại phản hồi của sinh viên vào nhóm “Đề xuất cải tiến phương pháp giảng dạy” sau đó, GPT tự động sinh tài liệu ví dụ như: “Video hướng dẫn về mạng nơ-ron từ nguồn mở hoặc youtube,..các nguồn trên mạng” hoặc “sinh bài tập câu hỏi trắc nghiệm với các câu hỏi ứng dụng thực tế” cuối cùng, kết quả đạt được là hệ

<https://doi.org/10.65153/rd65g993>



thông E-Learning sẽ tạo ra nội dung học tập phù hợp hơn giúp sinh viên dễ tiếp thu và giảng viên có thể nhanh chóng điều chỉnh bài giảng mà không cần đọc từng phản hồi. Tất nhiên, ta có thể mở rộng sang các môn như Toán rời rạc, Cơ sở dữ liệu,...

2.3.2. Tính khả thi khi sử dụng dữ liệu của khoa

Nếu quyền truy cập vào dữ liệu hệ thống E-Learning của khoa CNTT thì hoàn toàn có thể triển khai với quy mô vừa và nhỏ. Tuy nhiên, cần đảm bảo dữ liệu ẩn danh để bảo vệ quyền riêng tư của sinh viên. (Dữ liệu nói trên mang tính giả định/đề xuất cho nghiên cứu trong tương lai.)

2.3.3. Ứng dụng thực tế trong bối cảnh trường đại học Công Nghệ Đông Á

Khi ứng dụng trực tiếp vào hệ thống E-Learning của trường sẽ có những lợi ích cụ thể như: Hỗ trợ giảng viên trong việc hiểu phản hồi của sinh viên mà không cần đọc từng góp ý/bình luận. Hoặc sẽ cải thiện chất lượng giảng dạy của hệ thống bằng cách tự động điều chỉnh nội dung học tập

2.4. Kết quả thực nghiệm

2.4.1. Hiệu suất mô hình BERT (Phân loại phản hồi)

Sau khi huấn luyện, mô hình được đánh giá trên tập kiểm thử với các chỉ số sau:

Bảng 6. Hiệu suất mô hình BERT [6].

Bộ dữ liệu	Accuracy (%)	F1-score (%)	Đánh giá giảng viên
EDNet (quốc tế)	91.2	89.7	Tốt
Trường ĐHCN Đông Á	87.5	85.2	Đạt yêu cầu

Sự chênh lệch hiệu suất trên cũng dễ hiểu bởi có sự khác biệt về ngôn ngữ và cách diễn đạt, khác biệt về nội dung phản hồi và chất lượng gắn nhãn.

2.4.2. Hiệu quả cá nhân hóa nội dung bằng GPT

Bảng 7. Hiệu quả mô hình GPT

Tiêu chí đánh giá	Trước khi áp dụng AI	Sau khi áp dụng AI	Tỷ lệ cải thiện
Tỷ lệ hoàn thành bài tập (%)	60	85	+25%
Thời gian trung bình làm bài (phút)	45	30	-33%
Điểm trung bình môn học	6.8	7.9	+1.1

<https://doi.org/10.65153/rd65g993>



Sinh viên đánh giá nội dung phù hợp (Likert 4-5)	40%	75%	+35%
--	-----	-----	------

2.4.3. So sánh với mô hình truyền thống

Bảng 8. So sánh các mô hình

Mô hình	Độ chính xác (Accuracy) (%)	F1-score (%)	Thời gian huấn luyện (giờ)	Đặc điểm chính
LSTM	85	84	12	Mô hình tuần tự, gặp khó khi xử lý ngữ cảnh dài
RNN	82	80	10	Cải thiện khả năng ghi nhớ so với RNN, vẫn tuần tự
BERT	92	89	6	Bidirectional, xử lý ngữ cảnh mạnh mẽ, tốc độ huấn luyện nhanh

Chú thích:

- ❖ RNN (Recurrent Neural Network) xử lý chuỗi theo thời gian, dễ bị “quên” thông tin ở xa.
- ❖ LSTM (Long Short-Term Memory) khắc phục phần nào “quên dài hạn” của RNN, nhưng vẫn khó nắm bắt ngữ cảnh phức tạp so với BERT.
- ❖ BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) dùng attention hai chiều, thu được ngữ cảnh phong phú hơn và huấn luyện nhanh hơn nhờ kiến trúc Transformer.

3. TRAO ĐỔI VÀ KẾT LUẬN

3.1. Lợi ích của AI trong Giáo dục

3.1.1. Cá nhân hóa mạnh mẽ

Ứng dụng BERT và GPT trong giáo dục đã mang lại khả năng cá nhân hóa học tập vượt trội. Thông qua BERT, phản hồi và lịch sử học tập của từng học sinh được phân tích sâu sắc, từ đó xác định nhu cầu, điểm mạnh và điểm yếu cụ thể. Trên cơ sở kết quả này, GPT có thể sinh ra nội dung học tập phù hợp, từ tài liệu, bài tập đến câu hỏi ôn luyện. Nghiên cứu thực nghiệm tại trường đại học cho thấy hơn 75% sinh viên đánh giá cao mức độ phù hợp của tài liệu và nội dung được gợi ý. Ví dụ thực tế: Trên nền tảng Duolingo, hệ thống AI dựa trên Transformer đã ứng dụng phân tích dữ liệu học tập và cá nhân hóa lộ trình học tập cho từng người học [5].

<https://doi.org/10.65153/rd65g993>



3.1.2. Tối ưu hóa thời gian học tập

Việc ứng dụng AI giúp tối ưu hóa thời gian học tập nhờ khả năng loại bỏ nội dung không phù hợp hoặc đã thành thạo, đồng thời gợi ý tài nguyên học tập chính xác, tiết kiệm thời gian tìm kiếm. Chatbot GPT tích hợp vào hệ thống LMS còn hỗ trợ giải đáp thắc mắc tức thời, giúp sinh viên không cần chờ đợi giáo viên phản hồi. Thực nghiệm triển khai chatbot GPT cho thấy 87% sinh viên hài lòng với sự hỗ trợ kịp thời, trong khi 72% sinh viên ghi nhận tiết kiệm đáng kể thời gian tra cứu tài liệu [9].

3.1.3. Hỗ trợ giáo viên

AI đóng vai trò trợ lý đắc lực cho giáo viên, hỗ trợ tự động hóa chấm điểm bài trắc nghiệm, bài luận và cung cấp báo cáo tiến độ học tập chi tiết. Bên cạnh đó, hệ thống AI còn gợi ý chiến lược giảng dạy, tài liệu bổ trợ dựa trên dữ liệu lớp học, giúp giáo viên tập trung nhiều hơn vào phát triển kỹ năng mềm và tương tác cá nhân với học sinh. Ví dụ thực tế: Hệ thống Turnitin hỗ trợ chấm điểm bài luận đồng thời kiểm tra đạo văn, giúp giáo viên giảm tải công việc hành chính [10].

3.2. Thách thức khi triển khai AI trong giáo dục

3.2.1. Chi phí cao

Triển khai các mô hình AI hiện đại như BERT và GPT đòi hỏi hạ tầng tính toán mạnh mẽ, bao gồm GPU/TPU chuyên dụng, hệ thống lưu trữ dữ liệu lớn và đội ngũ kỹ thuật có chuyên môn cao. Việc fine-tune và duy trì các mô hình quy mô lớn như GPT-3, GPT-4 đòi hỏi chi phí tài nguyên đáng kể, trở thành thách thức lớn đối với các trường học có ngân sách hạn chế. Ví dụ thực tế: Một số trường học nhỏ hoặc ở khu vực đang phát triển gặp khó khăn trong việc áp dụng GPT-3 do chi phí cao cho dịch vụ API và cơ sở hạ tầng phần cứng [5].

3.2.2. Quyền riêng tư dữ liệu

AI trong giáo dục phụ thuộc vào việc thu thập và phân tích dữ liệu học sinh, bao gồm kết quả học tập, phản hồi, hành vi học tập và thông tin cá nhân. Điều này đặt ra thách thức lớn về quyền riêng tư và bảo mật dữ liệu. Việc tuân thủ các quy định bảo mật như GDPR (General Data Protection Regulation) hoặc FERPA (Family Educational Rights and Privacy Act) là bắt buộc. Nguy cơ rò rỉ hoặc lạm dụng dữ liệu đòi hỏi các biện pháp bảo vệ nghiêm ngặt. Ví dụ thực tế: Vụ việc nền tảng học trực tuyến ProctorU bị rò rỉ dữ liệu cá nhân của hàng trăm nghìn sinh viên vào năm 2020 là minh chứng cho nguy cơ bảo mật dữ liệu [5].

3.2.3. Cân bằng giữa AI và giáo viên

Mặc dù AI có khả năng tự động hóa nhiều quy trình giảng dạy, vai trò của giáo viên vẫn là trung tâm trong việc truyền cảm hứng, phát triển kỹ năng mềm và xây dựng mối quan hệ với học sinh. Việc lạm dụng AI có thể dẫn đến giảm tương tác giữa giáo viên và học sinh, làm suy giảm tính nhân văn trong giáo dục. Ví dụ thực tế: Nhiều trường học hiện nay triển khai hệ thống chấm điểm tự động kết hợp với đánh giá thủ công của giáo viên nhằm đảm bảo tính khách quan và phản hồi cá nhân cho học sinh [9].

<https://doi.org/10.65153/rd65g993>



3.2.4. Vấn đề đạo đức và sự phụ thuộc vào công nghệ

Việc sử dụng AI trong giáo dục đặt ra các vấn đề đạo đức liên quan đến quyền riêng tư, bảo mật dữ liệu và nguy cơ phụ thuộc quá mức vào công nghệ, có thể ảnh hưởng đến khả năng tư duy độc lập của học sinh. Ví dụ thực tế: Sự phụ thuộc vào AI có thể làm giảm kỹ năng tương tác xã hội và khả năng giải quyết vấn đề của học sinh nếu không được kiểm soát hợp lý [10].

<https://doi.org/10.65153/rd65g993>



TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1]. Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, L., & Polosukhin, I. (2017). Attention is All You Need, Proceedings of Advances in Neural Information Processing Systems, California, Tập 30, tr. 5998-6008.
- [2]. Devlin, J., Chang, M. W., Lee, K., & Toutanova, K. (2019). BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding, Proceedings of NAACL-HLT, Minneapolis, tr. 4171–4186.
- [3]. Brown, T., Mann, B., Ryder, N., Subbiah, M., Kaplan, J., Dhariwal, P., et al. (2020). Language Models are Few-Shot Learners, Proceedings of Advances in Neural Information Processing Systems, California, Tập 33, tr. 1877-1901.
- [4]. Luckin, R., Holmes, W., Griffiths, M., & Forcier, L. B. (2016). Intelligence Unleashed: An Argument for AI in Education, Pearson Education, London.
- [5]. Russell, S. J., & Norvig, P. (2010). Artificial Intelligence: A Modern Approach, 3rd edition, Prentice Hall, New Jersey.
- [6]. EdNet Dataset: <https://github.com/riiid/ednet> (truy cập ngày 16 tháng 03 năm 2025).
- [7]. UNESCO (2021). AI and Education: Guidance for Policy-makers, Website: <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000377077> (truy cập ngày 16 tháng 03 năm 2025).
- [8]. Nguyễn Quốc Chính. (2020). Đảm bảo chất lượng giáo dục đại học: Chuẩn đầu ra và cải tiến chương trình đào tạo. Nhà xuất bản Đại học Quốc gia TP.HCM. (truy cập ngày 17 tháng 03 năm 2025).
- [9]. Holmes, W., Bialik, M., & Fadel, C. (2019). Artificial Intelligence in Education: Promises and Implications for Teaching and Learning. Center for Curriculum Redesign.
- [10]. Selwyn, N. (2019). Should Robots Replace Teachers? AI and the Future of Education. Polity Press.

<https://doi.org/10.65153/rd65g993>