

Tổng quan

ỨNG DỤNG THÔNG MINH NHÂN TẠO (AI) TRONG NGHIÊN CỨU KHOA HỌC

Nguyễn Văn Tuấn^{1,2}

1. Khoa Y, Đại học New South Wales, Úc

2. Trung tâm Công nghệ Y tế, Đại học Công nghệ Sydney, Úc

* Tác giả liên hệ: Nguyễn Văn Tuấn ✉ tuan.nguyen@unsw.edu.au

TÓM TẮT: Trong vài năm gần đây, thông minh nhân tạo (Artificial Intelligence - AI) đã bước vào đời sống khoa học với tốc độ rất nhanh và trở thành một phần của quy trình nghiên cứu: từ hình thành câu hỏi, đọc văn liệu, thiết kế nghiên cứu, phát hiện thiên lệch, viết mã phân tích dữ liệu, soạn biểu đồ, đến viết và chỉnh sửa bản thảo khoa học. Nói cách khác, AI đang chuyển từ vai trò "công cụ phụ trợ" sang vai trò "trợ lý nghiên cứu". Trong bài này, nhà nghiên cứu sẽ bàn về ứng dụng AI trong nghiên cứu khoa học theo hướng thực hành. Phần đầu định nghĩa AI và mô hình ngôn ngữ lớn. Các phần tiếp theo trình bày cách dùng AI trong phát biểu câu hỏi nghiên cứu, xây dựng giả thuyết, chọn thiết kế nghiên cứu, phát hiện thiên lệch và nhiễu, phân tích dữ liệu, và viết bài báo khoa học.

Từ khóa: Trí tuệ nhân tạo, Nghiên cứu khoa học, Mô hình ngôn ngữ lớn

APPLICATIONS OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN SCIENTIFIC RESEARCH

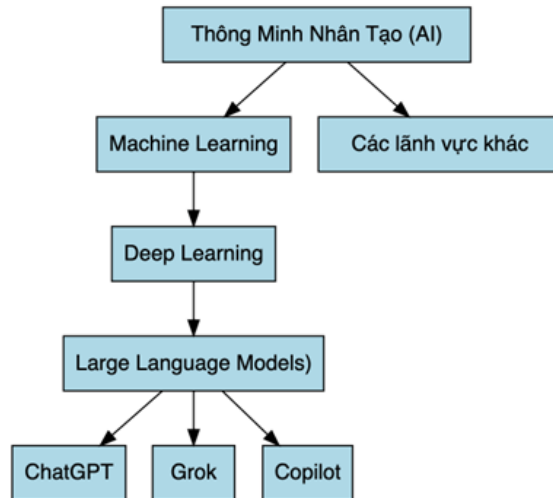
Nguyen Van Tuan

ABSTRACT: In recent years, Artificial Intelligence (AI) has rapidly entered the scientific world and become an integral part of the research process: from formulating questions, reviewing literature, designing studies, and detecting bias, to writing data analysis code, creating charts, and drafting or editing scientific manuscripts. In other words, AI is transitioning from a "supplementary tool" to a "research assistant". In this paper, the researcher discusses the applications of AI in scientific research from a practical perspective. The first part defines AI and Large Language Models. The subsequent sections present how to utilize AI in formulating research questions, constructing hypotheses, selecting study designs, identifying bias and confounding factors, analyzing data, and writing scientific papers.

keywords: Artificial Intelligence, Scientific research, Large Language Models

1. PHÂN BIỆT AI, ML, DL, LLM

Trong cộng đồng khoa học và công nghệ hiện nay, không ít sự nhầm lẫn vẫn tồn tại xung quanh các thuật ngữ chuyên môn như *Artificial Intelligence*, *Machine Learning*, *Deep Learning* hay *Large Language Model*. Vì vậy, việc làm rõ định nghĩa và mối quan hệ giữa các khái niệm này là điều cần thiết, nhằm giúp người đọc định vị chính xác vị trí của mình trong bức tranh tổng thể của lĩnh vực trí tuệ nhân tạo (xem giản đồ 1).



Giản đồ 1. Phân biệt và phân nhóm các nhánh trong thông minh nhân tạo (AI). AI bao gồm Machine Learning và các nhánh khác như Fuzzy Logic, Robotics, Computer Vision, v.v. Nhưng trong các nhánh đó, nhánh phát triển mạnh và nhanh là Machine Learning, mà Deep Learning là một thành tố. Mô hình ngôn ngữ lớn (Large Language Model) như ChatGPT, Grok, Gemini, Copilot là một phần của Deep Learning

Thông minh nhân tạo là thuật ngữ được Giáo sư John McCarthy (Đại học Stanford) đề xướng từ năm 1955, với định nghĩa nền tảng: *“The science and engineering of making intelligent machines”*, tức khoa học và kỹ thuật kiến tạo ra những cỗ máy thông minh [1]. AI là một lĩnh vực rộng lớn, bao hàm các kỹ thuật và phương pháp, từ lập trình dựa trên quy tắc cho đến các hệ thống có khả năng tự học từ dữ liệu. Hơn thế nữa, AI không thuần túy là một thành tựu công nghệ; nó còn phản ánh khát vọng lâu bền của nhân loại trong việc lý giải, mô phỏng và khuếch đại năng lực nhận thức của chính mình.

Nhằm hiện thực hóa tầm nhìn của thông minh nhân tạo, một nhánh kỹ thuật quan trọng đã hình thành và dần trở thành trụ cột của các ứng dụng AI đương đại: đó là *Machine Learning (ML)*, còn gọi nôm na là *Học máy*. Thuật ngữ *“Machine Learning”* lần đầu tiên được nhà nghiên cứu Arthur Samuel của IBM đề cập vào năm 1959 [2]. Mục tiêu cốt lõi của ML là xây dựng các hệ thống máy tính có khả năng học hỏi tri thức trực tiếp từ dữ liệu. ML là tập hợp các phương pháp phân tích, nhận dạng hình mẫu và suy diễn từ dữ liệu nhằm đưa ra phán đoán, với mức độ can thiệp tối thiểu từ con người. Nền tảng lý thuyết của ML bắt nguồn từ thống kê học và lý thuyết xác suất.

Nhờ nền tảng vững chắc đó, ML đã được ứng dụng rộng rãi trong nhiều lĩnh vực, đặc biệt là y học. Các mô hình dự đoán nguy cơ mắc bệnh loãng xương, ung thư, tim mạch, v.v. đều được xây dựng dựa trên ML. Các mô hình này dựa trên các chỉ số lâm sàng, phân loại hình ảnh mô học, đến dự báo dịch bệnh dựa trên dữ liệu theo thời gian.

Khi khối lượng dữ liệu ngày càng gia tăng về quy mô lẫn độ phức tạp, các phương pháp học máy truyền thống bắt đầu bộc lộ giới hạn trong việc trích xuất đặc trưng từ dữ liệu phi cấu trúc như hình ảnh, âm thanh và văn bản [3]. Trong bối cảnh đó, *Deep Learning (DL)*, học sâu, nổi lên như một bước tiến quan trọng, mở rộng đáng kể năng lực của ML.

Học sâu sử dụng các mạng nơ-ron nhân tạo đa tầng, được thiết kế phỏng theo cấu trúc và nguyên lý hoạt động của não bộ con người. Nhờ kiến trúc này, hệ thống có thể

tự động học và biểu diễn các đặc trưng phức tạp trực tiếp từ dữ liệu thô, mà không cần đến quá trình thiết kế đặc trưng thủ công. Học sâu đã chứng minh năng lực vượt trội trong các bài toán nhận dạng hình ảnh y học (CT, MRI, X-quang), phân tích tín hiệu âm thanh, và đặc biệt là xử lý ngôn ngữ tự nhiên.

Một trong những ứng dụng thành công nhất của học sâu chính là lĩnh vực *Xử lý Ngôn ngữ Tự nhiên* (Natural Language Processing — NLP), tạo tiền đề cho sự ra đời của *Mô hình Ngôn ngữ Lớn* (Large Language Models — LLM) [4]. LLM được huấn luyện trên kho ngữ liệu văn bản khổng lồ — bao gồm sách, báo, công trình khoa học và dữ liệu từ internet — với hàng tỷ tham số, cho phép chúng nắm bắt các quy luật thống kê tinh vi của ngôn ngữ cũng như mối quan hệ ngữ cảnh giữa từ, câu và đoạn văn. Vượt ra ngoài chức năng đơn giản là dự đoán từ tiếp theo trong chuỗi, LLM có khả năng tạo sinh văn bản mạch lạc, trả lời câu hỏi, tóm lược tài liệu, dịch thuật đa ngôn ngữ, phân tích nội dung chuyên ngành và giúp đỡ lập trình.

Một công nghệ nổi bật trong hệ sinh thái LLM là *Generative Pre-Trained Transformers* (GPT). GPT là một kiến trúc mô hình ngôn ngữ có khả năng tạo sinh phản hồi ngôn ngữ tự nhiên dựa trên ngữ cảnh đầu vào. Các thế hệ mô hình GPT-3 và GPT-4 đã thể hiện năng lực ngôn ngữ với độ chính xác và tính mạch lạc đáng chú ý, giúp đỡ hiệu quả cho các nhà nghiên cứu trong công tác tổng hợp tri thức, hình thành giả thuyết và phân tích tài liệu khoa học.

ChatGPT và các công cụ tương tự (Claude, CoPilot, Gemini, v.v.) là một ứng dụng cụ thể được tối ưu hóa cho tương tác hội thoại, đã đưa công nghệ LLM đến gần hơn với cộng đồng nghiên cứu. Không chỉ đơn thuần là một công cụ hỏi đáp, ChatGPT có thể giúp đỡ hình thành ý tưởng nghiên cứu, xây dựng khung giả thuyết, rà soát và tổng hợp tri thức, đề xuất thiết kế nghiên cứu, và giúp đỡ soạn thảo báo cáo khoa học ở giai đoạn sơ khởi. Đây là minh chứng rõ ràng cho thấy, khi được triển khai một cách có phương pháp, thông minh nhân tạo hoàn toàn có thể đóng vai trò như một *đồng nghiệp ảo*, đồng hành cùng nhà nghiên cứu trong toàn bộ hành trình khoa học.

2. CƠ CHẾ VẬN HÀNH CỦA LLM

Về mặt kỹ thuật, LLM vận hành dựa trên kiến trúc *Transformer*, một cơ chế học sâu cho phép mô hình xử lý toàn bộ chuỗi văn bản đồng thời thay vì tuần tự từng từ. Trọng tâm của kiến trúc này là *cơ chế self-attention* (tự chú ý), cho phép mô hình xác định mức độ liên quan giữa các từ (token) trong một đoạn văn bất kể khoảng cách giữa chúng. Chẳng hạn, trong câu "*Bệnh nhân được chỉ định dùng thuốc, nhưng ông ấy từ chối vì lo ngại tác dụng phụ*", cơ chế tự chú ý giúp mô hình nhận ra rằng "*ông ấy*" và "*bệnh nhân*" cùng chỉ một đối tượng, đồng thời "*lo ngại tác dụng phụ*" là lý do trực tiếp của hành động "*từ chối*", tức là một suy luận đòi hỏi hiểu biết về mối quan hệ ngữ nghĩa xuyên suốt câu.

Quá trình huấn luyện LLM diễn ra qua hai giai đoạn chính. Trong giai đoạn *tiền huấn luyện* (pre-training), mô hình được tiếp xúc với kho ngữ liệu khổng lồ và học cách dự đoán từ tiếp theo trong chuỗi văn bản. Nhiệm vụ này đòi hỏi mô hình phải ngầm học được ngữ pháp, ngữ nghĩa, cấu trúc lập luận và thậm chí tri thức thực tế về thế giới. Tiếp theo, trong giai đoạn *tinh chỉnh* (fine-tuning), mô hình được huấn luyện thêm trên các tập dữ liệu chuyên biệt và được tối ưu hóa thông qua phản hồi của con người theo quy trình *Reinforcement Learning from Human Feedback* (RLHF), nhằm định hướng phản hồi của mô hình trở nên hữu ích, chính xác và phù hợp với ngữ cảnh sử dụng.

Giả sử một nhà nghiên cứu đặt câu hỏi cho LLM: "*Các yếu tố nguy cơ nào liên quan đến bệnh tiểu đường type 2 ở người trưởng thành tại các nước đang phát triển?*" Thay vì đơn thuần truy xuất thông tin từ một tài liệu cố định, LLM tổng hợp tri thức từ hàng triệu văn bản y khoa đã được học trong quá trình huấn luyện, đồng thời suy luận về mối quan hệ giữa các yếu tố như đô thị hóa nhanh, thay đổi lối sống, béo phì và kháng insulin, để cấu thành một phản hồi có cấu trúc và có chiều sâu học thuật. Đây không phải là sự sao chép đơn thuần, mà là quá trình *tổng hợp ngôn ngữ có định hướng ngữ cảnh*, được dẫn dắt bởi cấu trúc của câu hỏi đầu vào.

Tương tự, khi LLM được yêu cầu tóm tắt một bài báo khoa học cụ thể vừa được công

bố, mô hình có thể tạo ra một bản tóm tắt có vẻ hợp lý về mặt ngôn ngữ nhưng thực chất là ảo giác (hallucination), tức thông tin được tạo sinh không dựa trên tài liệu thực mà dựa trên các mẫu thống kê ngôn ngữ học được từ trước. Đây chính là lý do tại sao trong môi trường nghiên cứu khoa học, LLM cần được sử dụng như một công cụ giúp đỡ tư duy, chứ không phải là nguồn thông tin độc lập có thể trích dẫn mà không qua kiểm chứng.

3. NGUYÊN TẮC VIẾT PROMPT

Nếu LLM là một trợ lý uyên bác, thì *prompt* chính là cách chúng ta đặt câu hỏi cho trợ lý đó. Một câu hỏi mơ hồ sẽ nhận được câu trả lời chung chung; một câu hỏi được chuẩn bị kỹ lưỡng sẽ nhận được phản hồi có chiều sâu và thực sự hữu ích. Đây chính là lý do vì sao *prompt engineering* (kỹ thuật viết lệnh) đã nổi lên như một kỹ năng thiết yếu trong kỷ nguyên AI.

Về mặt kỹ thuật, *prompt* là đầu vào duy nhất mà người dùng có thể kiểm soát trong quá trình tương tác với LLM. Mô hình không có khả năng đọc suy nghĩ hay suy đoán ý định ẩn sau những câu hỏi không rõ ràng. Thay vào đó, nó phân tích cấu trúc ngôn ngữ của *prompt* để xác định phạm vi, độ sâu, định dạng và giọng điệu của phản hồi. Một *prompt* được thiết kế tốt không chỉ giúp mô hình hiểu đúng yêu cầu, mà còn định hướng quá trình suy luận của mô hình theo hướng có lợi nhất cho người dùng.

Trong bối cảnh nghiên cứu khoa học, tầm quan trọng của *prompt* càng trở nên rõ ràng hơn. Các nhà nghiên cứu làm việc với những câu hỏi phức tạp, đòi hỏi độ chính xác cao và thường xuyên cần phản hồi có cấu trúc, có trích dẫn hoặc có luận giải rõ ràng. Việc viết *prompt* không cẩn thận trong môi trường này không chỉ lãng phí thời gian mà còn có thể dẫn đến những kết quả sai lệch được tiếp nhận một cách thiếu phê phán. Để khai thác hiệu quả năng lực của các mô hình ngôn ngữ lớn, nhà khoa học cần nắm vững một số nguyên tắc căn bản trong việc soạn thảo *prompt*. Những nguyên tắc này được tóm tắt trong Bảng 1 dưới đây.

Bảng 1. Nguyên tắc viết *prompt* trong các Mô hình Ngôn ngữ Lớn (LLM)

Thành phần	Câu hỏi cần trả lời
Mục tiêu	Tôi muốn LLM làm gì?
Bối cảnh	Nghiên cứu thuộc lĩnh vực nào, đối tượng nào, hoàn cảnh nào?
Vai trò	LLM nên trả lời như chuyên gia thuộc chuyên ngành nào?
Đầu vào	Tôi cung cấp dữ liệu, đoạn văn, bảng, biểu số, hay ý tưởng nào?
Đầu ra	Tôi muốn câu trả lời dưới dạng nào: bảng, đoạn văn, mã R, checklist, dàn ý?
Kiểm tra	LLM cần tự kiểm tra, nêu hạn chế, hay cảnh báo điều gì?

Sự rõ ràng của mục tiêu là nền tảng đầu tiên và quan trọng nhất. Một mô hình ngôn ngữ chỉ có thể có ích khi nó hiểu được người dùng thực sự muốn đạt điều gì, dù đó là xây dựng câu hỏi nghiên cứu, so sánh các phương án thiết kế, lập trình bằng R, phát hiện thiên lệch, hay cải thiện phần bản luận. Sự tương phản giữa một *prompt* mơ hồ như *"Hãy giúp tôi nghiên cứu về béo phì"* và một *prompt* có cấu trúc như *"Hãy giúp tôi phát triển câu hỏi nghiên cứu về mối liên quan giữa thời gian sử dụng điện thoại thông minh và nguy cơ béo phì ở học sinh trung học theo công thức PICOT"* minh họa rõ ràng giá trị của sự cụ thể. *Prompt* thứ hai xác định đồng thời chủ đề, quần thể, phơi nhiễm, kết cục, thiết kế, và khung thời gian, tức là cung cấp toàn bộ tọa độ mà mô hình cần để định hướng phản hồi.

Tiếp nối mục tiêu là bối cảnh, yếu tố quyết định độ phù hợp của câu trả lời. Bối cảnh có thể bao gồm quốc gia, hệ thống y tế, nhóm quần thể mục tiêu, nguồn lực hiện có, loại dữ liệu, mục tiêu công bố, hoặc trình độ của người đọc. Một nghiên cứu sinh ngành nội tiết chưa có nền tảng vững về dịch tễ học sẽ cần lối giải thích khác hoàn toàn so

với một nhà nghiên cứu có kinh nghiệm, và chính bối cảnh được nêu rõ trong prompt sẽ giúp mô hình điều chỉnh ngôn ngữ, ví dụ minh họa, cũng như độ sâu học thuật cho phù hợp.

Một chiến lược hỗ trợ đặc biệt hiệu quả là giao vai trò cho mô hình. Khi người dùng yêu cầu mô hình đóng vai một nhà dịch tễ học chuyên về suy luận nhân quả, một chuyên gia bình duyệt, hay một biên tập viên khoa học, phản hồi nhận được thường sắc bén và có tính chuyên môn cao hơn rõ rệt. Cơ chế ở đây tương tự việc đặt câu hỏi cho đúng người: vai trò giúp mô hình tập trung vào chuẩn mực và kỳ vọng của một lĩnh vực cụ thể, thay vì phản hồi theo lối tổng quát. Chẳng hạn một prompt như *"Tôi là một nhà nghiên cứu sinh ngành nội tiết học. Tôi chưa có nhiều kinh nghiệm về dịch tễ học. Hãy giải thích sự khác biệt giữa nghiên cứu cắt ngang và nghiên cứu đoàn hệ bằng ví dụ về tiểu đường type 2. Văn phong cần dễ hiểu, nhưng vẫn chính xác về phương pháp học"*. Bối cảnh này giúp AI chọn ngôn ngữ, ví dụ, và độ sâu phù hợp.

Quan trọng không kém là việc cung cấp dữ liệu hoặc thông tin đầu vào cụ thể. Mô hình cho ra cấu trúc tốt hơn đáng kể khi có ngữ liệu thực tế để làm việc, dù đó là mô tả nghiên cứu, bảng kết quả, đoạn trích văn bản, danh sách biến số, hay đoạn mã R. Khi người dùng liệt kê rõ ràng các biến trong tập dữ liệu của mình cùng định nghĩa và đơn vị đo lường, mô hình có thể gợi ý mô hình phân tích phù hợp, lý giải về các chỉ số đánh giá như AUC, calibration, hay decision curve analysis, và điều chỉnh toàn bộ phản hồi theo đặc thù của bài toán nghiên cứu, thay vì đưa ra những khuyến nghị chung chung thiếu tính ứng dụng.

Ví dụ một prompt hiệu quả về phân tích dữ liệu có thể như sau:

"Đây là các biến trong dữ liệu của tôi:

fracture:

gãy xương trong 5 năm, 0/1

age: tuổi

sex: nam/nữ

bmd: mật độ xương

fall: té ngã trong 12 tháng qua, 0/1

prior_fracture: tiền sử gãy xương, 0/1

prs: polygenic risk score

Hãy đề nghị kế hoạch phân tích để đánh giá liệu PRS có cải thiện dự báo gãy xương ngoài tuổi, giới, BMD, té ngã, và tiền sử gãy xương hay không."

Bên cạnh đó, việc nêu ràng buộc giúp thu hẹp không gian phản hồi về đúng nhu cầu thực tế. Ràng buộc có thể liên quan đến độ dài văn bản, văn phong, định dạng đầu ra, phần mềm được dùng, đối tượng người đọc, hoặc những nội dung cần ưu tiên. Yêu cầu viết phần phương pháp trong khoảng 300 chữ theo văn phong phù hợp với tập san y học, tách biệt hoàn toàn với phần diễn giải kết quả, và trình bày đầy đủ từng thành phần từ thiết kế cho đến phần mềm phân tích, là ví dụ điển hình của một ràng buộc được đặt ra có chủ đích, giúp loại trừ phần lớn những phản hồi lạc hướng.

Ví dụ: *"Hãy viết phần phương pháp / Methods khoảng 300 chữ, văn phong của tác giả Nguyễn Văn Tuấn phù hợp với tập san y học. Không diễn giải kết quả trong Methods. Hãy nêu rõ thiết kế, đối tượng, biến kết cục, biến phơi nhiễm, biến gây nhiễu, mô hình thống kê, và phần mềm R."*

Nguyên tắc sau cùng, và cũng là nguyên tắc thể hiện tư duy phê phán cao nhất, là yêu cầu mô hình tự kiểm tra đầu ra của chính nó. Trong nghiên cứu khoa học, sai sót nhỏ có thể dẫn đến diễn giải lệch lạc với hậu quả đáng kể. Một prompt có thể yêu cầu mô hình, sau khi đề xuất kế hoạch phân tích, tự đánh giá kế hoạch đó theo các tiêu chí như tính phù hợp với câu hỏi nghiên cứu, tính tương thích với loại biến kết cục, khả năng kiểm soát nhiễu, nguy cơ cường khớp, và khả năng trình bày trong một bài báo khoa học. Hoặc sau khi viết phần bàn luận, mô hình được yêu cầu chỉ ra ba chỗ có nguy cơ

kết luận quá mức và đề xuất cách diễn đạt thận trọng hơn. Thực hành này biến mô hình từ vai trò người viết đơn thuần thành một người phản biện sơ bộ, một chức năng có giá trị thực chất trong quy trình nghiên cứu.

Sáu nguyên tắc trên hội tụ trong một prompt hoàn chỉnh mà người dùng có thể xem là hình mẫu tham khảo: yêu cầu mô hình đóng vai nhà phương pháp nghiên cứu y học, cung cấp bối cảnh nghiên cứu quan sát về vitamin D và nguy cơ té ngã ở người cao tuổi tại Việt Nam, liệt kê các biến số dự kiến, và giao sáu nhiệm vụ cụ thể, từ phát biểu câu hỏi theo PICOT, đề nghị thiết kế, nhận diện nhiễu và thiên lệch, xây dựng kế hoạch phân tích bằng R, đến nêu các hạn chế cần trình bày trong bản luận. Tính hiệu quả của prompt này nằm ở chỗ nó xác lập đồng thời nhiệm vụ, bối cảnh, dữ liệu, và kỳ vọng đầu ra, để lại rất ít khoảng trống cho phản hồi lạc tiêu điểm.

Tuy nhiên, dù thành thạo đến mức nào trong nghệ thuật soạn thảo prompt, người dùng cần ghi nhớ rằng năng lực kỹ thuật này vẫn đòi hỏi sự thẩm định độc lập về độ chính xác của thông tin. Trong nghiên cứu khoa học, mọi đầu ra từ mô hình ngôn ngữ đều cần được đối chiếu với tài liệu gốc, thẩm định bởi chuyên gia trong lĩnh vực, và xem xét kỹ lưỡng trước khi đưa vào sử dụng. Kỹ năng viết prompt, xét đến cùng, là một công cụ hỗ trợ tư duy phê phán, và giá trị thực sự của nó chỉ được phát huy khi đi kèm với năng lực chuyên môn vững chắc của người nghiên cứu.

4. ỨNG DỤNG LLM: Ý TƯỞNG NGHIÊN CỨU

Khởi đầu của mọi nghiên cứu là những câu hỏi chưa có lời giải đáp. Từ góc độ khoa học, một nghiên cứu chất lượng thường bắt nguồn từ một quan sát tinh tế, một sự bất thường chưa được lý giải, hoặc một mối liên hệ tiềm ẩn giữa các yếu tố vốn tưởng rời rạc trong y văn. Trước đây, quá trình hình thành ý tưởng nghiên cứu đòi hỏi sự kiên nhẫn qua việc rà soát hàng trăm công trình, phân tích tỉ mỉ từng con số, từng xu hướng nhỏ để phát hiện những khoảng trống kiến thức. Tuy nhiên, sự xuất hiện của LLM như ChatGPT đã mở ra một phương thức mới, giúp đỡ các nhà nghiên cứu trong bước khởi đầu quan trọng nhất: xác định câu hỏi và giả thuyết nghiên cứu.

Trong một phân tích dữ liệu gần đây về tỷ lệ mắc tiểu đường type 2 ở người cao tuổi tại Việt Nam, một quan sát cho thấy tỷ lệ mắc bệnh có xu hướng cao hơn ở những người sống một mình so với nhóm sống cùng gia đình. Mặc dù là một quan sát gợi ý thú vị, việc chuyển hóa quan sát này thành một giả thuyết nghiên cứu đủ chặt chẽ không phải là điều hiển nhiên. Để kiểm tra tiềm năng của phát hiện này, nhà nghiên cứu có thể đặt câu hỏi:

"Bạn hãy đóng vai là một nhà nghiên cứu y khoa. Câu hỏi là có mối liên hệ nào giữa tình trạng sống một mình và nguy cơ mắc tiểu đường type 2 không? Xin cung cấp các cơ chế khả dĩ."

Trong vòng vài giây, mô hình đã cung cấp thông tin tổng quan các bằng chứng khoa học hiện hành, cho thấy sự cô đơn và thiếu giúp đỡ xã hội có thể làm gia tăng stress, rối loạn chuyển hóa glucose, giảm hoạt động thể chất và tăng nguy cơ béo phì, tất cả đều là những yếu tố liên quan đến nguy cơ phát triển tiểu đường type 2.

Tiếp tục quá trình khai thác thông tin, có thể đặt câu hỏi tiếp theo: *"Những yếu tố gây nhiễu nào cần xem xét trong nghiên cứu này?"* Mô hình gợi ý một danh sách các biến cần kiểm soát, bao gồm tuổi, giới, mức thu nhập, mức độ hoạt động thể lực, chế độ ăn uống, tình trạng trầm cảm và yếu tố di truyền. Trên cơ sở đó, nhà nghiên cứu bắt đầu phác thảo một thiết kế nghiên cứu cụ thể: khảo sát một quần thể người cao tuổi, thu thập thông tin về tình trạng sống một mình, mức độ giúp đỡ xã hội, hoạt động thể lực, BMI và các chỉ số sinh hóa nhằm đánh giá nguy cơ tiểu tháo đường type 2.

Nhờ sự giúp đỡ của LLM, quá trình chuyển hóa một quan sát mơ hồ đã dẫn tới hình thành một giả thuyết nghiên cứu rõ ràng và có thể kiểm định: *"Người cao tuổi sống một mình có nguy cơ mắc tiểu đường type 2 cao hơn so với người sống cùng gia đình, ngay cả khi đã điều chỉnh cho các yếu tố gây nhiễu như tuổi, giới, thu nhập, hoạt động thể lực và BMI."*

Trong bối cảnh này, LLM đóng vai trò như một công cụ giúp đỡ học thuật đáng giá,

vừa cung cấp các giả thuyết gợi ý dựa trên kho tri thức rộng lớn từ hàng triệu công trình nghiên cứu, vừa nhắc nhở nhà nghiên cứu về các yếu tố gây nhiễu cần kiểm soát. Việc này giúp giảm thiểu nguy cơ bỏ sót các yếu tố quan trọng trong giai đoạn hình thành ý tưởng, đồng thời rút ngắn thời gian rà soát kiến thức nền.

5. ỨNG DỤNG LLM: THIẾT KẾ NGHIÊN CỨU

Khi một câu hỏi nghiên cứu được hình thành, nhà nghiên cứu thường phải trả lời hàng loạt câu hỏi tiếp theo: nên sử dụng thiết kế nghiên cứu mô tả, phân tích hay can thiệp? Thiết kế cắt ngang hay đoàn hệ sẽ phù hợp với câu hỏi đặt ra? Các yếu tố gây nhiễu cần kiểm soát là gì? Các biến số quan trọng nào cần đo lường? Phương pháp thu thập dữ liệu nào đảm bảo tính khả thi và phù hợp với bối cảnh thực địa? Những câu hỏi này thường yêu cầu nhà nghiên cứu tham khảo hàng chục, thậm chí hàng trăm công trình khoa học, phân tích các phương pháp đã được công bố và cân nhắc điều kiện thực tế trước khi ra quyết định. Quá trình này có thể kéo dài hàng tuần, thậm chí hàng tháng, đặc biệt đối với những nhà nghiên cứu trẻ chưa có nhiều kinh nghiệm.

Sự giúp đỡ của LLM trong giai đoạn này không chỉ đơn thuần là cung cấp thông tin mà còn đóng vai trò như một "đối tác phản biện" giúp nhà nghiên cứu định hình và kiểm tra giả thuyết, đồng thời đề xuất các hướng đi khả thi cho thiết kế nghiên cứu. Khi được cung cấp câu hỏi nghiên cứu, LLM có thể tóm lược các bằng chứng khoa học liên quan, liệt kê các biến số thường được sử dụng trong các nghiên cứu tương tự, gợi ý các biến gây nhiễu cần kiểm soát, và đề xuất các mô hình phân tích phù hợp. Chẳng hạn, nếu nhà nghiên cứu quan tâm đến mối liên quan giữa thời gian ngủ trưa và nguy cơ mắc tiểu đường type 2, LLM có thể nhanh chóng cung cấp các bằng chứng về cơ chế sinh lý liên quan đến rối loạn nhịp sinh học, tình trạng kháng insulin, đồng thời gợi ý các biến số đồng biến cần thu thập như tuổi, giới tính, BMI, mức độ hoạt động thể lực, thói quen ăn và tình trạng stress, cũng như đề nghị các phương pháp phân tích hồi quy logistic để trả lời câu hỏi nghiên cứu phù hợp với đặc điểm của biến kết cục.

Không dừng lại ở giúp đỡ thiết kế, LLM còn hữu ích trong quá trình xây dựng công cụ thu thập dữ liệu và đo lường biến số. Việc phát triển bộ câu hỏi khảo sát, bảng hỏi phỏng vấn hoặc các công cụ đo lường chất lượng cuộc sống, mức độ stress hay tình trạng trầm cảm thường yêu cầu tra cứu nhiều thang đo đã được chuẩn hóa, so sánh tính phù hợp của từng công cụ và cân nhắc tính khả thi khi triển khai trong cộng đồng hoặc tại cơ sở y tế. LLM có thể giúp đỡ bằng cách gợi ý các thang đo đã được xác thực, cung cấp mô tả về cách tính điểm, ngưỡng cắt phân loại nhóm và trích dẫn các nghiên cứu đã sử dụng công cụ đó để nhà nghiên cứu có thể tham khảo chi tiết hơn. Trong nhiều trường hợp, LLM còn giúp đỡ soạn thảo bộ câu hỏi sơ bộ dựa trên khung nghiên cứu đã được hình thành, giúp tiết kiệm thời gian và tạo nền tảng cho các bước hiệu chỉnh tiếp theo, từ đó đảm bảo công cụ thu thập dữ liệu vừa đạt tính khoa học vừa phù hợp với điều kiện thực tế địa phương.

Việc đo lường biến số trong nghiên cứu luôn đòi hỏi sự chính xác và nhất quán, vì sai sót trong giai đoạn này có thể gây ra sai lệch hệ thống, ảnh hưởng đến toàn bộ kết quả phân tích. LLM, với khả năng tổng hợp và phản hồi nhanh, có thể cung cấp cho nhà nghiên cứu các định nghĩa biến số đã được sử dụng trong y văn, gợi ý cách đo lường (tự báo cáo, đo trực tiếp, xét nghiệm sinh hóa) và cách phân loại biến số theo các mức độ đo lường (định danh, định tính, thứ bậc, liên tục). Điều này đặc biệt có ích khi nghiên cứu được thực hiện bởi các nhóm nghiên cứu trẻ hoặc trong các bối cảnh cần phát triển công cụ mới dựa trên các khuyến nghị sẵn có từ các nghiên cứu trước.

Tuy nhiên, vai trò của LLM trong quá trình thiết kế nghiên cứu, thu thập dữ liệu và đo lường cần được đặt trong một giới hạn nhất định. Mô hình này không thể thay thế vai trò của suy nghĩ phản biện khoa học, phán đoán chuyên môn và sự am hiểu về bối cảnh văn hóa, xã hội nơi nghiên cứu được thực hiện. Những khuyến nghị từ LLM cần được kiểm chứng qua quá trình rà soát tài liệu có hệ thống, tham vấn chuyên gia trong lĩnh vực và thử nghiệm tính khả thi thực tế. Trong nhiều trường hợp, LLM có thể cung cấp thông tin chưa chính xác hoặc không phù hợp với bối cảnh địa phương, nếu nhà nghiên cứu không có kỹ năng đánh giá, sàng lọc và xác minh, việc lạm dụng LLM có thể dẫn đến sai lầm trong thiết kế nghiên cứu.

6. ỨNG DỤNG LLM: PHÂN TÍCH DỮ LIỆU

Trong chuỗi giá trị của một công trình nghiên cứu khoa học, giai đoạn phân tích dữ liệu đóng vai trò quyết định trong việc biến các dữ liệu thô thành tri thức có giá trị khoa học và ứng dụng thực tiễn. Quá trình này thường đòi hỏi nhà nghiên cứu phải kết hợp kiến thức thống kê học, khả năng lập trình phân tích dữ liệu, kỹ năng thiết kế bảng biểu, đồ họa và năng lực diễn giải kết quả một cách logic, mạch lạc. Trong quá khứ, các kỹ năng này được hình thành thông qua quá trình học tập, thực hành lâu dài, đôi khi tạo ra một rào cản không nhỏ cho các nhà nghiên cứu trẻ, đặc biệt với những người không chuyên sâu về thống kê hoặc lập trình. LLM, trong đó có ChatGPT, đã mở ra một cách tiếp cận mới, cho phép các nhà nghiên cứu khai thác tri thức tính toán phức tạp theo cách dễ tiếp cận, đồng thời nâng cao hiệu suất phân tích dữ liệu, lập trình, và thiết kế bảng biểu, đồ họa trong nghiên cứu.

Một trong những ứng dụng quan trọng của LLM trong phân tích dữ liệu là giúp đỡ lập kế hoạch phân tích một cách có hệ thống, bắt đầu từ việc xác định các phương pháp phân tích phù hợp với câu hỏi nghiên cứu và loại biến số được thu thập. Thay vì dẫm lựa chọn giữa các phương pháp thống kê khác nhau, nhà nghiên cứu có thể thảo luận trực tiếp với LLM, cung cấp thông tin về loại dữ liệu, đặc điểm biến số, cách phân nhóm, và kết quả mong muốn, để nhận được gợi ý nên sử dụng hồi quy tuyến tính, hồi quy logistic, mô hình Cox, hay các phương pháp phân tích đa biến phức tạp hơn. LLM không chỉ dừng lại ở việc đề xuất phương pháp thích hợp, mà còn có thể giải thích nguyên tắc của từng phương pháp, các giả định cần kiểm tra, đồng thời khuyến nghị cách kiểm tra các giả định đó như kiểm tra tính phân phối chuẩn, đa cộng tuyến, hay tính đồng nhất phương sai.

Bên cạnh đó, khả năng viết mã (codes) của LLM đã tạo ra một bước tiến lớn trong việc giảm rào cản kỹ thuật cho các nhà nghiên cứu không chuyên về lập trình. Trước đây, để viết một đoạn mã máy tính cho phân tích dữ liệu, vẽ biểu đồ hoặc thực hiện phân tích mô hình, nhà nghiên cứu cần mất thời gian tra cứu cú pháp, xử lý lỗi, và tìm hiểu thư viện của các ngôn ngữ như R, Python hoặc Stata. Ngày nay, LLM có thể viết các đoạn code hoàn chỉnh theo yêu cầu, ví dụ khi nhà nghiên cứu yêu cầu:

“Viết một đoạn code R để chạy hồi quy logistic với biến phụ thuộc là tình trạng tiểu đường (có/không) và các biến độc lập là tuổi, giới tính (nhị phân), BMI, mức độ hoạt động thể lực. Hãy vẽ biểu đồ hộp (boxplot) so sánh BMI giữa nam và nữ từ bộ dữ liệu hiện có”.

LLM có thể viết ra code kèm theo giải thích từng bước, giúp người sử dụng hiểu cách thức hoạt động của đoạn code, từ đó nâng cao năng lực tự học lập trình, đồng thời giúp nhóm nghiên cứu tiết kiệm thời gian.

Không chỉ dừng lại ở việc viết code, LLM còn giúp đỡ xử lý các lỗi thường gặp trong quá trình chạy code, giúp gỡ rối khi gặp thông báo lỗi, đồng thời đề xuất phương án khắc phục. Vai trò này tương tự như một “trợ giảng công nghệ” luôn sẵn sàng trả lời và sửa lỗi lập trình trong thời gian thực, giúp nhà nghiên cứu tập trung hơn vào việc diễn giải và phân tích kết quả thay vì sa lầy vào các lỗi cú pháp.

Trong thiết kế bảng số liệu và đồ họa, LLM có thể giúp đỡ từ giai đoạn lập kế hoạch cấu trúc bảng, lựa chọn biến số phù hợp để trình bày, sắp xếp thứ tự cột, dòng một cách logic, cho đến việc gợi ý định dạng bảng phù hợp với tiêu chuẩn công bố của các tạp chí khoa học. Khi cần thiết kế các biểu đồ trực quan như biểu đồ cột, biểu đồ hộp, biểu đồ Kaplan-Meier hoặc biểu đồ phân tán với đường hồi quy, LLM có thể sinh code R hoặc Python để tạo biểu đồ với các tùy chọn định dạng, màu sắc, tiêu đề, nhãn trục phù hợp. Vai trò này đặc biệt hữu ích khi nhà nghiên cứu cần tạo các hình minh họa rõ ràng, dễ hiểu cho bài báo khoa học hoặc bài giảng.

Hơn nữa, LLM có thể gợi ý cách trình bày bảng và biểu đồ sao cho phù hợp với thông điệp khoa học cần truyền tải, nhắc nhở về nguyên tắc trực quan hóa dữ liệu, tránh lạm dụng màu sắc, hạn chế biểu đồ 3D không cần thiết, đồng thời gợi ý cách gộp nhóm dữ liệu khi cần làm rõ xu hướng. Trong nhiều trường hợp, LLM còn có thể giúp đỡ soạn thảo chú thích cho bảng, hình, giúp đảm bảo tính rõ ràng, mạch lạc khi công bố.

Dù tiềm năng giúp đỡ mạnh mẽ, việc sử dụng LLM trong phân tích dữ liệu, lập trình và thiết kế bảng, biểu đồ không thay thế vai trò phán đoán khoa học của nhà nghiên cứu. LLM không thể xác định đâu là mô hình phân tích tối ưu nếu không được cung cấp đầy đủ thông tin từ người sử dụng, và không thể chịu trách nhiệm về cách diễn giải kết quả nếu nhà nghiên cứu không hiểu bản chất của dữ liệu. Bởi vậy, trách nhiệm của người nghiên cứu là kiểm chứng mọi gợi ý từ LLM, đảm bảo các đoạn code chạy đúng với mục tiêu nghiên cứu, các phương pháp phân tích được lựa chọn phù hợp, và các bảng, biểu đồ phản ánh đúng bản chất số liệu.

7. ỨNG DỤNG LLM: BÀI BÁO KHOA HỌC

Trong quy trình nghiên cứu khoa học, việc công bố kết quả trên các tạp san có uy tín là điều bắt buộc. Vấn đề không chỉ đòi hỏi kết quả nghiên cứu có giá trị mà còn yêu cầu sự chuẩn mực trong trình bày, tính mạch lạc trong lập luận và sự chính xác trong sử dụng ngôn ngữ, đặc biệt khi viết bằng tiếng Anh. Đối với nhiều nhà nghiên cứu, đặc biệt những người không sử dụng tiếng Anh như ngôn ngữ mẹ đẻ, việc viết và chỉnh sửa bài báo theo chuẩn quốc tế vừa là thách thức vừa là một quá trình tiêu hao thời gian đáng kể. Trong bối cảnh đó, sự ra đời của LLM đã mở ra một phương thức giúp đỡ mới, không chỉ giúp tối ưu hoá quy trình soạn thảo bài báo khoa học theo cấu trúc IMRaD mà còn cải thiện chất lượng ngôn ngữ và sự mạch lạc của bản thảo trước khi gửi tạp chí.

Khi bắt tay vào viết một bài báo khoa học, phần dẫn nhập (Introduction) là nơi nhà nghiên cứu trình bày vấn đề, những gì đã biết, khoảng trống tri thức, lý do nghiên cứu cần thực hiện, câu hỏi nghiên cứu và mục tiêu. Thông thường, để viết phần này, nhà nghiên cứu phải đọc và tổng hợp hàng chục bài báo liên quan, sắp xếp lập luận từ bối cảnh tổng quan đến vấn đề cụ thể, đồng thời dẫn chứng các nghiên cứu trước đó để làm nổi bật khoảng trống cần được lấp đầy. LLM, với khả năng truy xuất và tổng hợp thông tin nhanh chóng, có thể giúp đỡ nhà nghiên cứu rà soát y văn liên quan, tóm tắt các phát hiện chính trong lĩnh vực, từ đó gợi ý cấu trúc lập luận và đề xuất các câu dẫn nhập phù hợp để bắt đầu bài báo một cách logic và thu hút. Trong nhiều trường hợp, LLM có thể giúp đỡ viết nháp các đoạn văn mở đầu dựa trên từ khoá hoặc câu hỏi nghiên cứu, giúp tiết kiệm thời gian và cung cấp khung nội dung cho nhà nghiên cứu hoàn thiện.

Đối với phần phương pháp (Methods), LLM có thể giúp đỡ nhà nghiên cứu hệ thống hoá quy trình nghiên cứu một cách rõ ràng và tuân thủ tiêu chuẩn báo cáo nghiên cứu (như STROBE, CONSORT), đồng thời gợi ý cách trình bày ngắn gọn nhưng đủ chi tiết để đảm bảo tính tái lập. Nhà nghiên cứu có thể cung cấp thông tin về thiết kế nghiên cứu, đối tượng nghiên cứu, phương pháp lấy mẫu, biến số thu thập, công cụ đo lường và phân tích thống kê, từ đó LLM có thể giúp đỡ viết lại các đoạn mô tả phương pháp một cách chuẩn mực, tránh lặp từ, đồng thời đảm bảo cách sử dụng thuật ngữ thống nhất trong toàn bài. Đặc biệt, LLM có thể gợi ý cách diễn đạt các phương pháp thống kê một cách chính xác, phù hợp với cách viết khoa học quốc tế, ví dụ "Multivariable logistic regression was performed to estimate the adjusted odds ratios and 95% confidence intervals."

Trong phần kết quả (Results), một thách thức thường gặp là trình bày số liệu một cách rõ ràng, tránh sa đà liệt kê dài dòng nhưng vẫn bảo đảm cung cấp đủ thông tin cần thiết. LLM có thể giúp đỡ thiết kế các câu mô tả bảng số liệu, hình ảnh minh họa và tóm tắt các kết quả chính, giúp người đọc dễ nắm bắt thông tin. Ví dụ, khi cung cấp bảng phân tích hồi quy logistic, LLM có thể gợi ý cách viết mô tả những biến có ý nghĩa thống kê, trích dẫn giá trị OR, khoảng tin cậy và trị số P một cách mạch lạc, đúng chuẩn văn phong khoa học. Ngoài ra, LLM có thể giúp đỡ tạo tiêu đề và chú thích bảng, hình một cách rõ ràng, đảm bảo tính liên kết giữa phần kết quả và phần thảo luận.

Phần thảo luận (Discussion) thường là nơi thể hiện chiều sâu khoa học và khả năng phân tích của tác giả, đồng thời cũng là phần khó viết nhất trong bài báo khoa học. LLM có thể giúp đỡ nhà nghiên cứu phác thảo cấu trúc phần thảo luận bằng cách gợi ý cách bắt đầu với việc tóm tắt phát hiện chính, so sánh với các nghiên cứu trước, phân tích những điểm tương đồng và khác biệt, lý giải các kết quả thu được, đồng thời thảo luận những hạn chế của nghiên cứu và gợi ý hướng nghiên cứu tiếp theo. Đặc biệt, LLM có thể cung cấp các câu văn chuyển ý, cách diễn đạt hạn chế nghiên cứu hoặc khuyến nghị

thực hành dựa trên kết quả một cách phù hợp với văn phong học thuật quốc tế, ví dụ: "Our findings should be interpreted in the context of several limitations, including the cross-sectional design and potential residual confounding."

Bên cạnh việc giúp đỡ soạn thảo nội dung, LLM còn đóng vai trò như một công cụ chỉnh sửa tiếng Anh rất tốt. Nhà nghiên cứu có thể sử dụng LLM để rà soát ngữ pháp, chính tả, cấu trúc câu, đồng thời nâng cấp văn phong học thuật, cải thiện tính mạch lạc và tránh lặp từ không cần thiết. LLM cũng có thể điều chỉnh phong cách viết phù hợp với các tạp chí khoa học, ví dụ chuyển từ cách diễn đạt mang tính mô tả sang cách diễn đạt khoa học, hoặc tối ưu câu văn để giảm số lượng từ nhưng vẫn giữ nguyên nội dung khoa học. Đối với các nhà nghiên cứu không sử dụng tiếng Anh là ngôn ngữ mẹ đẻ, đây là công cụ đặc biệt hữu ích, giúp giảm chi phí thuê dịch vụ chỉnh sửa chuyên nghiệp, đồng thời rút ngắn thời gian hoàn thiện bản thảo.

Tuy nhiên, LLM chỉ là một công cụ, nó không thể thay thế con người trong việc viết bài báo khoa học. Do đó, việc sử dụng LLM trong soạn thảo bài báo khoa học đòi hỏi sự giám sát và phản biện liên tục từ phía nhà nghiên cứu. LLM không thể đánh giá mức độ phù hợp về mặt khoa học của nội dung nếu thông tin đầu vào không chính xác hoặc thiếu bối cảnh, và cũng không thể thay thế vai trò của nhà nghiên cứu trong việc phân tích, diễn giải kết quả, xác định điểm mới và đóng góp khoa học của nghiên cứu. Nhà nghiên cứu cần sử dụng LLM như một công cụ giúp đỡ (như biên tập tiếng Anh), chứ không dùng cho việc sáng tạo (viết văn và diễn giải), đồng thời có trách nhiệm kiểm tra độ chính xác của nội dung, chỉnh sửa phong cách cá nhân và bảo đảm tính liêm chính khoa học trong bài báo.

Đa số các tạp san khoa học hiện nay đã thiết lập một ranh giới tương đối rõ ràng trong chính sách sử dụng mô hình ngôn ngữ lớn: việc nhờ LLM hỗ trợ chỉnh sửa ngôn ngữ, cải thiện văn phong, hay rà soát ngữ pháp được xem là chấp nhận được, miễn là tác giả khai báo minh bạch trong bản thảo. Vai trò này tương đương với vai trò của một biên tập viên ngôn ngữ, vốn đã được thừa nhận từ lâu trong thực hành xuất bản học thuật.

Tuy nhiên, ranh giới đó dừng lại ở đây. Các tạp san, kể cả những tạp san hàng đầu như Nature, JAMA, hay The Lancet, đều có lập trường thống nhất rằng LLM không thể được liệt kê như một tác giả, vì quyền tác giả trong khoa học gắn liền với trách nhiệm trí tuệ, khả năng giải trình, và cam kết đạo đức mà chỉ con người mới có thể đảm nhận. Một tác giả thực thụ phải có khả năng bảo vệ công trình trước cộng đồng khoa học, chịu trách nhiệm khi có sai sót, và đồng ý với nội dung được công bố theo nghĩa pháp lý. LLM, với tư cách là một hệ thống tính toán, không thỏa mãn bất kỳ tiêu chí nào trong số đó.

Phân biệt này có ý nghĩa thực tiễn quan trọng đối với người nghiên cứu: sử dụng LLM để tra cứu diễn đạt là hoàn toàn hợp lệ, nhưng giao cho LLM việc tạo ra ý tưởng, lập luận, hay diễn giải kết quả rồi đưa thẳng vào bản thảo mà không qua thẩm định độc lập là điều vượt ra ngoài giới hạn được chấp thuận. Ranh giới giữa hai vai trò này, dù đôi khi khó phân định trong thực tế, vẫn là nền tảng đạo đức mà cộng đồng xuất bản khoa học đang nỗ lực gìn giữ.

8. ỨNG DỤNG LLM: BÁO CÁO KHOA HỌC

Trình bày kết quả nghiên cứu tại hội nghị khoa học là một kỹ năng học thuật quan trọng. Hội nghị là nơi mà nhà khoa học thể hiện khả năng chắt lọc thông tin, xây dựng lập luận mạch lạc, truyền tải phát hiện khoa học một cách thuyết phục và gợi mở tranh luận học thuật với cộng đồng nghiên cứu. Việc chuẩn bị báo cáo PowerPoint cho một hội nghị khoa học thường đòi hỏi sự đầu tư công phu, từ việc xác định thông điệp chính, lựa chọn dữ liệu then chốt, xây dựng cấu trúc bài trình bày hợp lý, cho đến thiết kế hình ảnh, bảng biểu trực quan và cách sắp xếp các slide đảm bảo tính khoa học, dễ tiếp thu, đồng thời tuân thủ thời lượng hạn chế của phiên trình bày.

Trong giai đoạn đầu tiên của quá trình chuẩn bị báo cáo hội nghị, một trong những thách thức lớn của nhà nghiên cứu là xác định thông điệp chính (take-home message) của bài báo cáo. Nhiều báo cáo khoa học thất bại không phải vì thiếu kết quả quan

trọng, mà vì không định hình rõ ràng thông điệp cần nhấn mạnh, dẫn đến sự lan man trong nội dung, khiến người nghe khó nắm bắt giá trị cốt lõi của nghiên cứu. LLM có thể giúp đỡ nhà nghiên cứu rà soát lại câu hỏi nghiên cứu, mục tiêu nghiên cứu và các kết quả chính, từ đó gợi ý cách xây dựng thông điệp chính một cách súc tích, ví dụ như "Sử dụng phương pháp X có thể giảm tỷ lệ biến chứng Y ở nhóm bệnh nhân Z so với phương pháp thông thường". Bằng cách này, LLM đóng vai trò như một đối tác phản biện, giúp nhà nghiên cứu tự trả lời câu hỏi "Người nghe cần nhớ điều gì sau khi rời khỏi buổi trình bày của tôi?".

Tiếp theo, trong quá trình xây dựng cấu trúc bài thuyết trình, LLM có thể giúp đỡ phác thảo khung slide hợp lý theo cấu trúc chuẩn mực của một báo cáo khoa học: mở đầu với bối cảnh và vấn đề nghiên cứu, nêu mục tiêu, giới thiệu phương pháp, trình bày kết quả then chốt, thảo luận ngắn gọn và kết thúc bằng thông điệp chính cùng hướng ứng dụng hoặc nghiên cứu tiếp theo. LLM có thể gợi ý cách phân bổ thời gian tương đối cho từng phần, khuyến nghị chỉ nên dành 10-15% thời gian cho phần đặt vấn đề, tập trung 40-50% vào kết quả chính, và phần còn lại cho thảo luận và kết luận, nhằm tối ưu trải nghiệm của người nghe trong khung thời gian hạn chế của hội nghị.

Một ứng dụng quan trọng khác mà LLM mang lại là khả năng giúp đỡ soạn thảo nội dung cho từng slide với ngôn ngữ khoa học mạch lạc, chính xác, tránh rườm rà và lặp từ, đồng thời duy trì phong cách nhất quán trong toàn bộ bài trình bày. Nhà nghiên cứu có thể cung cấp cho LLM các kết quả chính từ bài báo hoặc bản thảo, yêu cầu LLM soạn nội dung slide tóm tắt kết quả, hoặc soạn phần kết luận và thông điệp chính phù hợp với đối tượng người nghe của hội nghị. Ngoài ra, LLM còn có thể đề xuất cách trình bày bằng số liệu và hình ảnh trực quan, gợi ý cách sắp xếp trục, nhãn, tiêu đề, màu sắc trong biểu đồ để tối ưu tính rõ ràng và thu hút người xem, đồng thời tránh những sai lầm phổ biến như nhồi nhét quá nhiều chữ hoặc dữ liệu vào một slide.

Bên cạnh đó, LLM có thể giúp đỡ viết lời dẫn (speaker notes) cho từng slide, giúp nhà nghiên cứu luyện tập trước khi thuyết trình, đồng thời đảm bảo mạch trình bày tự nhiên, tránh thiếu hoặc thừa thông tin trong khi nói. LLM cũng có thể đóng vai trò "giả lập phản biện" bằng cách đưa ra các câu hỏi tiềm năng mà khán giả có thể hỏi sau bài trình bày, giúp người trình bày chuẩn bị sẵn sàng câu trả lời, từ đó tăng sự tự tin và khả năng kiểm soát không gian học thuật khi tham gia hội nghị.

Đối với các nhà nghiên cứu cần trình bày bằng tiếng Anh, LLM trở thành công cụ chỉnh sửa ngôn ngữ rất tốt, không chỉ giúp chỉnh ngữ pháp và chính tả mà còn nâng cấp phong cách học thuật, đảm bảo các câu văn ngắn gọn, chính xác, đúng chuẩn mực quốc tế nhưng vẫn tự nhiên và dễ hiểu. Khác với việc chỉ sử dụng các công cụ kiểm tra chính tả đơn thuần, LLM có thể tối ưu hóa cách diễn đạt sao cho phù hợp với tính chất của bài thuyết trình, tránh lối hành văn quá cứng nhắc, đồng thời vẫn duy trì tính học thuật cần thiết.

Trong bối cảnh hội nhập khoa học toàn cầu, nơi tốc độ chia sẻ tri thức và nhu cầu công bố nghiên cứu ngày càng cao, LLM đang trở thành một công cụ có ích để giúp đỡ các nhà nghiên cứu tối ưu quy trình chuẩn bị báo cáo hội nghị, từ việc xác định thông điệp, xây dựng cấu trúc, soạn nội dung, thiết kế trực quan, đến chỉnh sửa ngôn ngữ khoa học, giúp tiết kiệm thời gian, giảm căng thẳng và nâng cao chất lượng bài trình bày. Việc khai thác LLM một cách đúng đắn sẽ không chỉ giúp đỡ nhà nghiên cứu trong các buổi hội nghị mà còn góp phần nâng cao năng lực truyền thông khoa học, tạo điều kiện để các phát hiện nghiên cứu có giá trị được lan tỏa một cách hiệu quả, rõ ràng và thuyết phục trong cộng đồng khoa học quốc tế.

9. KẾT LUẬN

Như mô tả trên, AI, đặc biệt là LLM, đã và đang mở ra những phương thức giúp đỡ trong toàn bộ quy trình nghiên cứu khoa học. Từ giai đoạn hình thành câu hỏi nghiên cứu, thiết kế nghiên cứu, thu thập và phân tích dữ liệu, đến soạn thảo bài báo khoa học và chuẩn bị báo cáo trình bày tại hội nghị, tất cả đều có thể dùng LLM như là một công cụ giúp đỡ. AI có thể giúp nhà nghiên cứu rà soát ý văn, gợi ý khoảng trống tri thức, xây dựng giả thuyết nghiên cứu, đề xuất thiết kế nghiên cứu phù hợp, soạn thảo bộ câu hỏi,

giúp đỡ lập trình phân tích dữ liệu, diễn giải kết quả, soạn thảo bản thảo bài báo khoa học theo cấu trúc IMRaD, và tối ưu hóa báo cáo PowerPoint khi trình bày kết quả tại các hội nghị khoa học. Trong mỗi công đoạn, AI đóng vai trò như một “trợ lý học thuật” tận tụy, phản hồi tức thì, giúp tiết kiệm thời gian, mở rộng không gian sáng tạo, đồng thời giúp đỡ nâng cao chất lượng hình thức và nội dung học thuật của sản phẩm nghiên cứu.

Tuy nhiên, cần khẳng định và nhắc lại rằng AI không thay thế con người trong nghiên cứu khoa học, mà là một công cụ hỗ trợ. Nó giúp khuếch đại năng lực suy nghĩ và sáng tạo của nhà nghiên cứu. Mọi đề nghị, gợi ý và nội dung do AI cung cấp đều cần được nhà nghiên cứu sàng lọc, kiểm chứng và tích hợp bằng năng lực phản biện khoa học, kinh nghiệm thực tiễn và phán đoán chuyên môn. Chính con người quyết định tính phù hợp, giá trị và duy trì các tiêu chuẩn đạo đức khoa học của nghiên cứu, còn AI chỉ là công cụ để nâng cao hiệu quả trong một quy trình nghiên cứu ngày càng phức tạp và đòi hỏi tốc độ cao. Việc khai thác AI một cách thông minh, có phê phán và có trách nhiệm sẽ giúp các nhà nghiên cứu tiết kiệm thời gian cho những công việc lặp lại, dành nhiều năng lượng hơn cho các vấn đề mang tính chiến lược, phát triển ý tưởng sáng tạo và tập trung vào các câu hỏi khoa học quan trọng.

AI mang lại nhiều lợi ích thiết thực cho nghiên cứu khoa học. Tuy nhiên, việc lạm dụng AI hoặc phó mặc toàn bộ quy trình nghiên cứu cho công cụ này là một thái cực cần tránh. Khi nhà nghiên cứu giao phó mọi công đoạn, từ hình thành câu hỏi, thiết kế nghiên cứu, phân tích dữ liệu đến soạn thảo bài báo, cho AI thực hiện, họ không chỉ đánh mất tính chủ động mà còn dần trở nên thụ động trong tư duy khoa học [5]. Sự phụ thuộc thái quá vào AI có thể làm xói mòn những phẩm chất cốt lõi của nhà nghiên cứu. Khi không còn chất vấn các gợi ý của AI, không còn nghi ngờ kết quả phân tích, và không còn băn khoăn trước các lựa chọn phương pháp, nhà nghiên cứu dần mất đi năng lực phán đoán, óc quan sát và sự nhạy cảm với những chi tiết quan trọng. Đây chính là nền tảng của tư duy khoa học nghiêm túc. Nếu lệ thuộc hoàn toàn vào AI, nhà nghiên cứu có nguy cơ mất khả năng tự kiến tạo tri thức, mất năng lực đặt câu hỏi, và mất khả năng nhận ra điều gì là mới mẻ hay có giá trị trong biển thông tin do AI cung cấp.

Mối quan hệ lý tưởng giữa nhà nghiên cứu và AI là sự cộng tác có chủ đích và cân bằng. AI đảm nhận những công việc lặp lại và xử lý khối lượng thông tin lớn, trong khi nhà nghiên cứu giữ vững vai trò dẫn dắt bằng tư duy phê phán, trực giác khoa học và khát vọng khám phá. Chính sự kết hợp đó mới tạo nên nền tảng cho một nền khoa học vừa hiệu quả, vừa sáng tạo và nhân văn.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] McCarthy J (2007). What is artificial intelligence. <https://www-formal.stanford.edu/jmc/whatisai.pdf>
- [2] Samuel A (1959). Some Studies in Machine Learning Using the Game of Checkers. *IBM Journal of Research and Development*. 3 (3): 210–229.
- [3] LeCun Y, Bengio Y, Hinton G (2015). Deep Learning. *Nature* 521: 436-44.
- [4] Douglas MR (2023). Large language models. <https://arxiv.org/pdf/2307.05782>
- [5] Lee H P H, Sarkar A, Tankelevitch L, Drosos I, Rintel S, Banks R, Wilson N (2025). The Impact of Generative AI on Critical Thinking: Self-Reported Reductions in Cognitive Effort and Confidence Effects From a Survey of Knowledge Workers. *CHI*. <https://doi.org/10.1145/3706598.3713778>