

**ĐẠI HỌC QUỐC GIA THÀNH PHỐ HỒ CHÍ MINH
TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ THÔNG TIN
KHOA CÔNG NGHỆ PHẦN MỀM**



BÁO CÁO ĐỒ ÁN 1

**XÂY DỰNG ỨNG DỤNG HỌC TOÁN
THÍCH ỨNG CHO HỌC SINH THPT**

**DEVELOPING AN ADAPTIVE
E-LEARNING APPLICATION FOR
HIGH SCHOOL MATHEMATICS**

**GIẢNG VIÊN HƯỚNG DẪN
TS. LÊ VĂN TUẤN**

**SINH VIÊN THỰC HIỆN
PHẠM TRIỀU DƯƠNG - 23520355
HỒ NGUYỄN MINH SANG - 23521338**

TP. HỒ CHÍ MINH, NĂM 2025

Lời cảm ơn

Lời đầu tiên, nhóm chúng em xin gửi lời cảm ơn chân thành đến tập thể quý Thầy Cô Trường Đại học Công nghệ thông tin – Đại học Quốc gia TP. HCM và quý Thầy Cô khoa Công Nghệ Phần Mềm đã giúp cho nhóm em có những kiến thức cơ bản làm nền tảng để thực hiện đề tài này.

Đặc biệt, nhóm em xin gửi lời cảm ơn và lòng biết ơn sâu sắc nhất tới Thầy Lê Văn Tuấn - Giảng viên hướng dẫn của nhóm em. Thầy đã trực tiếp hướng dẫn tận tình, sửa chữa và đóng góp nhiều ý kiến quý báu giúp nhóm tác giả hoàn thành tốt báo cáo môn học của mình. Trong thời gian thực hiện đề tài, Thầy đã giúp nhóm em chỉnh sửa các thiết kế cũng như báo cáo để đề tài có thể phù hợp với dự án, Thầy đã giúp chúng em rất nhiều trong việc học hỏi và nghiên cứu những kiến thức mới. Từ đó nhóm đã vận dụng tối đa những gì đã thu thập được để hoàn thành một báo cáo đồ án tốt nhất.

Tuy nhiên, trong quá trình thực hiện, nhóm chúng em cũng không tránh khỏi những thiếu sót. Chính vì vậy, chúng em rất mong nhận được những sự góp ý từ phía Thầy nhằm hoàn thiện những phần thiếu sót trong kinh nghiệm lẫn kiến thức, giúp chúng em có thêm những kinh nghiệm quý báu làm hành trang để thực hiện tiếp các đề tài khác trong tương lai.

Xin chân thành cảm ơn các quý Thầy Cô!

TP. Hồ Chí Minh, ngày 30 tháng 12 năm 2025

Nhóm tác giả

Phạm Triều Dương
Hồ Nguyễn Minh Sang

Mục lục

Lời cảm ơn	i
Mục lục	ii
Danh sách từ viết tắt	v
Danh sách hình vẽ	vi
Danh sách bảng	vii
1 GIỚI THIỆU	1
1.1 Lý do chọn đề tài	1
1.2 Mục tiêu nghiên cứu	1
1.3 Vấn đề nghiên cứu và câu hỏi đặt ra	2
1.4 Phạm vi, Mục tiêu và Đóng góp của đề tài	3
1.4.1 Phạm vi và giới hạn	3
1.4.2 Mục tiêu nghiên cứu	3
1.4.3 Đóng góp của đề tài	4
1.5 Phương pháp tiếp cận	4
1.6 Cấu trúc báo cáo	5
2 TỔNG QUAN NGHIÊN CỨU VÀ CƠ SỞ LÝ THUYẾT	6
2.1 Tổng quan hướng nghiên cứu liên quan	6
2.2 Các khái niệm và nền tảng lý thuyết	6
2.2.1 Học tập thích ứng (Adaptive Learning)	6
2.2.2 Kiến thức tiên quyết trong Toán học	7
2.2.3 Đồ thị kiến thức (Concept Graph)	7
2.2.4 Đánh giá năng lực người học	7
2.2.5 Mô hình Elo và Lý thuyết Ứng đáp Câu hỏi (IRT)	8

2.3	Các phương pháp / mô hình hiện có	8
2.4	So sánh và đánh giá các hướng tiếp cận	9
2.5	Khoảng trống nghiên cứu	9
3	PHƯƠNG PHÁP / KIẾN TRÚC ĐỀ XUẤT	10
3.1	Tổng quan phương pháp đề xuất	10
3.2	Mô hình kiến trúc tổng thể	11
3.3	Mô tả chi tiết các thành phần	13
3.3.1	Concept Graph	13
3.3.2	Question Bank	13
3.3.3	Elo / IRT	14
3.3.4	Adaptive Engine	15
3.3.5	Personas	17
3.4	Quy trình xử lý / pipeline	18
3.4.1	Xây dựng đồ thị kiến thức (Concept Graph)	18
3.4.2	Xây dựng Ngân hàng câu hỏi (Question Bank)	18
3.4.3	Khởi tạo và cập nhật mô hình đánh giá năng lực (Elo / IRT)	19
3.4.4	Vận hành Adaptive Learning Engine	19
3.4.5	Sinh và phân tích lộ trình học tập	19
3.5	Giả định và hạn chế của phương pháp	20
3.5.1	Giả định	20
3.5.2	Hạn chế	20
4	THỰC NGHIỆM VÀ ĐÁNH GIÁ	21
4.1	Môi trường và công cụ thực nghiệm	21
4.2	Dữ liệu và kịch bản thử nghiệm	21
4.3	Cách thức triển khai thực nghiệm	22
4.4	Kết quả thực nghiệm	22
4.5	Phân tích và thảo luận kết quả	23
5	DEMO / PROTOTYPE MINH HỌA	24
5.1	Mục đích và phạm vi demo	24
5.2	Kiến trúc demo ở mức tổng quan	24
5.3	Mô tả các chức năng chính của demo	24
5.4	Nhận xét và đánh giá	25
6	KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN	26

6.1	Kết luận	26
6.2	Những hạn chế của đề tài	26
6.3	Hướng phát triển trong tương lai	26
Tài liệu tham khảo		28

Danh sách từ viết tắt

ABAC	Attribute-based access control
BLP	Bell – La Padula
CSP	Cloud Service Provider
DAC	Discretionary access control
FsP	Forward search privacy
MAC	Mandatory access control
ORAM	oblivious RAM
PIR	private information retrieval
RBAC	Role-Based access control
SE	Searchable Encryption
SSE	Searchable Symmetric Encryption

Danh sách hình vẽ

3.2.1	Kiến trúc tổng thể hệ thống học tập thích ứng	12
3.3.1.1	Minh họa một phần đồ thị kiến thức được xây dựng trong đề tài	13
3.3.4.1	Sơ đồ hoạt động của Adaptive Engine	16

Danh sách bảng

3.3.2.1 Cấu trúc dữ liệu mẫu của Ngân hàng câu hỏi	14
3.3.3.1 Cơ chế điều chỉnh hệ số K theo quá trình học	15
3.3.5.1 Đặc tả các Persona trong mô phỏng	17

Chương 1

GIỚI THIỆU

1.1 Lý do chọn đề tài

Trong bối cảnh chuyển đổi số giáo dục, các nền tảng học trực tuyến ngày càng phổ biến nhưng phần lớn vẫn được thiết kế theo mô hình “một lộ trình cho tất cả”, với nội dung học tập sắp xếp tuyến tính và ít khả năng thích ứng với năng lực cá nhân. Cách tiếp cận này đặc biệt bất lợi đối với học sinh THPT có học lực yếu đến trung bình, khi các em thường tồn tại những lỗ hổng kiến thức nền tảng nhưng không được phát hiện và xử lý kịp thời, dẫn đến việc học tập kém hiệu quả và giảm động lực học.

Đối với môn Toán THPT, khó khăn của học sinh thường xuất phát từ việc chưa nắm vững các kiến thức tiên quyết hơn là độ khó của nội dung mới. Học tập thích ứng (Adaptive Learning) được xem là một hướng tiếp cận tiềm năng nhằm giải quyết vấn đề này thông qua việc mô hình hóa kiến thức, theo dõi năng lực người học và điều chỉnh lộ trình học theo thời gian thực. Trên cơ sở đó, đề tài tập trung nghiên cứu và mô phỏng một hệ thống học tập thích ứng cho môn Toán THPT, kết hợp đồ thị kiến thức với các mô hình đánh giá năng lực như Elo và Lý thuyết Ứng đáp Câu hỏi (IRT), nhằm đánh giá khả năng cá nhân hóa lộ trình học tập cho từng học sinh.

1.2 Mục tiêu nghiên cứu

Mục tiêu tổng quát của đề tài là nghiên cứu và xây dựng một mô hình học tập thích ứng nhằm hỗ trợ học sinh THPT, đặc biệt là nhóm học sinh yếu và trung bình, trong việc lấp đầy các lỗ hổng kiến thức và tối ưu hóa quá trình học tập môn Toán.

Để đạt được mục tiêu tổng quát trên, đề tài hướng đến các mục tiêu cụ thể sau:

- Xây dựng đồ thị kiến thức (Concept Graph) cho một số chương trọng tâm của chương trình Toán THPT, phản ánh mối quan hệ tiên quyết giữa các khái niệm toán học.

-
- Nghiên cứu và áp dụng mô hình thống kê Elo, kết hợp các nguyên tắc của Lý thuyết Ứng đáp Câu hỏi (IRT), nhằm ước lượng năng lực học tập của học sinh và độ khó của câu hỏi.
 - Thiết kế và hiện thực lõi thuật toán của một Adaptive Learning Engine có khả năng đề xuất câu hỏi và lộ trình học phù hợp với năng lực hiện tại của người học.
 - Đánh giá khả năng cá nhân hóa lộ trình học thông qua các kịch bản mô phỏng với nhiều hồ sơ học sinh khác nhau.
 - Xây dựng một ứng dụng demo đơn giản để minh họa hoạt động của hệ thống học tập thích ứng trong thực tế.

1.3 Vấn đề nghiên cứu và câu hỏi đặt ra

Việc ứng dụng học tập thích ứng cho môn Toán THPT gặp thách thức lớn trong mô hình hóa quan hệ tiên quyết giữa các khái niệm, khi hầu hết hệ thống hiện nay vẫn tổ chức nội dung tuyến tính và thiếu liên kết liên chương. Bên cạnh đó, các phương pháp đánh giá truyền thống chưa đáp ứng được nhu cầu điều chỉnh lộ trình học theo thời gian thực. Việc ứng dụng các mô hình như Elo[3] hay Lý thuyết Ứng đáp Câu hỏi (IRT)[2] trong môi trường không đồng nhất đòi hỏi sự điều chỉnh phù hợp để phản ánh chính xác năng lực người học.

Xuất phát từ thực tiễn trên, đề tài tập trung giải quyết các câu hỏi nghiên cứu sau:

- Việc biểu diễn kiến thức Toán THPT dưới dạng đồ thị kiến thức (Concept Graph) có giúp mô hình hóa hiệu quả mối quan hệ phụ thuộc giữa các khái niệm và hỗ trợ xây dựng lộ trình học tập thích ứng hay không?
- Mô hình Elo, khi được điều chỉnh và tham chiếu các nguyên lý của Lý thuyết Ứng đáp Câu hỏi (IRT), có đủ khả năng ước lượng năng lực học sinh trong bối cảnh học tập thích ứng theo thời gian thực hay không?
- Việc bổ sung các liên kết liên chương trong đồ thị kiến thức có tạo ra sự khác biệt đáng kể trong lộ trình học tập so với cách tổ chức nội dung tuyến tính truyền thống hay không?
- Các lộ trình học tập được sinh ra từ hệ thống có phản ánh rõ sự khác biệt về năng lực đầu vào giữa các hồ sơ học sinh khác nhau hay không?

1.4 Phạm vi, Mục tiêu và Đóng góp của đề tài

1.4.1 Phạm vi và giới hạn

Trong khuôn khổ đề tài này, mục tiêu chính là chứng minh khả năng tạo ra sự phân kỳ lộ trình học tập (Path Divergence) của một mô-đun học tập thích ứng khi được áp dụng cho môn Toán Trung học Phổ thông. Cụ thể, đề tài tập trung đánh giá việc sử dụng đồ thị kiến thức (Concept Graph) kết hợp với mô hình ước lượng năng lực Elo, có tham chiếu các nguyên lý của Lý thuyết Ứng đáp Câu hỏi (IRT), trong việc sinh ra các lộ trình học tập khác nhau tương ứng với năng lực đầu vào của học sinh.

Phạm vi nghiên cứu được giới hạn ở ba nhóm hồ sơ học sinh đại diện cho các mức năng lực khác nhau, bao gồm: học sinh yếu, học sinh trung bình và học sinh giỏi. Mỗi hồ sơ được mô hình hóa bằng các tham số năng lực ban đầu khác nhau và được sử dụng để mô phỏng quá trình học tập trong cùng một không gian kiến thức. Thông qua đó, đề tài nhằm phân tích và so sánh các lộ trình học tập được sinh ra, làm rõ mức độ phân kỳ của đường đi học tập giữa các nhóm năng lực khác nhau.

Bên cạnh đó, đề tài không hướng đến việc xây dựng một hệ thống học trực tuyến hoàn chỉnh hay đánh giá hiệu quả sư phạm trên người học thực tế. Việc đánh giá được thực hiện thông qua mô phỏng học tập với dữ liệu và kịch bản giả lập, tập trung vào việc kiểm chứng tính hợp lý của mô hình và thuật toán học tập thích ứng, thay vì các yếu tố như giao diện người dùng, khả năng mở rộng hay triển khai ở quy mô lớn.

1.4.2 Mục tiêu nghiên cứu

Mục tiêu tổng quát của đề tài là nghiên cứu và xây dựng một mô hình học tập thích ứng nhằm hỗ trợ học sinh THPT, đặc biệt là nhóm học sinh yếu và trung bình, trong việc lấp đầy các lỗ hổng kiến thức và tối ưu hóa quá trình học tập môn Toán.

Để đạt được mục tiêu tổng quát trên, đề tài hướng đến các mục tiêu cụ thể sau:

- Xây dựng đồ thị kiến thức (Concept Graph) cho một số chương trọng tâm của chương trình Toán THPT, phản ánh mối quan hệ tiên quyết giữa các khái niệm toán học.
- Nghiên cứu và áp dụng mô hình thống kê Elo, kết hợp các nguyên tắc của Lý thuyết Ứng đáp Câu hỏi (IRT), nhằm ước lượng năng lực học tập của học sinh và độ khó của câu hỏi.
- Thiết kế và hiện thực lõi thuật toán của một Adaptive Learning Engine có khả năng đề xuất câu hỏi và lộ trình học phù hợp với năng lực hiện tại của người học.

-
- Đánh giá khả năng cá nhân hóa lộ trình học thông qua các kịch bản mô phỏng với nhiều hồ sơ học sinh khác nhau.
 - Xây dựng một ứng dụng demo đơn giản để minh họa hoạt động của hệ thống học tập thích ứng trong thực tế.

1.4.3 Đóng góp của đề tài

Đề tài đóng góp một hướng tiếp cận mới cho bài toán học tập thích ứng môn Toán THPT thông qua việc kết hợp đồ thị kiến thức có liên kết liên chương và mô hình Elo-IRT. Thay vì đánh giá diện rộng, nghiên cứu tập trung kiểm chứng tính hợp lý của mô hình trong việc cá nhân hóa lộ trình học, phản ánh đúng năng lực người học theo thời gian thực.

Về mặt thực nghiệm, kết quả mô phỏng trên ba nhóm hồ sơ học sinh (yếu, trung bình, giỏi) đã minh họa rõ hiện tượng phân kỳ lộ trình học tập (Path Divergence). Đây là cơ sở quan trọng để khẳng định tính khả thi của thuật toán đề xuất và cung cấp tài liệu tham khảo cho việc phát triển các hệ thống giáo dục thích ứng trong tương lai.

1.5 Phương pháp tiếp cận

Đề tài tiếp cận theo hướng nghiên cứu và mô phỏng, kết hợp giữa mô hình hóa tri thức và mô hình đánh giá năng lực người học, với trọng tâm là kiểm chứng khả năng cá nhân hóa lộ trình thay vì xây dựng một hệ thống hoàn chỉnh. Kiến thức Toán THPT được biểu diễn dưới dạng đồ thị kiến thức (Concept Graph), với các khái niệm là đỉnh và mối quan hệ tiên quyết là cạnh có hướng, được xây dựng dựa trên chương trình chuẩn và tham vấn chuyên môn để đảm bảo tính chính xác.

Để đánh giá năng lực học sinh, hệ thống sử dụng mô hình Elo cập nhật theo thời gian thực sau mỗi tương tác, kết hợp với các nguyên lý tâm trắc học của Lý thuyết Ứng đáp Câu hỏi (IRT) để gán nhãn và hiệu chỉnh độ khó câu hỏi. Phương pháp này cho phép ước lượng độ chính xác trình độ người học trong quá trình tương tác, tạo cơ sở tham chiếu tin cậy cho việc đề xuất nội dung học tập phù hợp.

Trên cơ sở đồ thị kiến thức và năng lực ước lượng, thuật toán học tập thích ứng đề xuất lộ trình cá nhân hóa, ưu tiên khắc phục các lỗ hổng kiến thức tiên quyết. Tính hiệu quả của mô hình được kiểm chứng thông qua các kịch bản mô phỏng với nhiều hồ sơ đầu vào khác nhau, so sánh sự khác biệt (Path Divergence) giữa lộ trình thích ứng và lộ trình tuyến tính truyền thống.

1.6 Cấu trúc báo cáo

Nội dung báo cáo được tổ chức thành 5 chương chính:

- **Chương 1 – Tổng quan đề tài:** Trình bày bối cảnh, mục tiêu, phạm vi và phương pháp nghiên cứu, định vị hướng tiếp cận cá nhân hóa lộ trình học tập.
- **Chương 2 – Cơ sở lý thuyết:** Hệ thống các khái niệm nền tảng về học tập thích ứng, đồ thị kiến thức, mô hình Elo và lý thuyết IRT.
- **Chương 3 – Mô hình đề xuất:** Mô tả chi tiết thiết kế hệ thống, bao gồm cấu trúc đồ thị kiến thức, mô hình năng lực và thuật toán thích ứng.
- **Chương 4 – Mô phỏng và đánh giá:** Phân tích kết quả mô phỏng, chứng minh sự phân kỳ lộ trình giữa các nhóm năng lực so với phương pháp truyền thống.
- **Chương 5 – Kết luận:** Tổng kết kết quả đạt được, hạn chế và định hướng phát triển trong tương lai.

Chương 2

TỔNG QUAN NGHIÊN CỨU VÀ CƠ SỞ LÝ THUYẾT

2.1 Tổng quan hướng nghiên cứu liên quan

Trong lĩnh vực học tập thích ứng, nhiều nghiên cứu tập trung vào việc cá nhân hóa lịch ôn tập và trình tự học dựa trên hành vi ghi nhớ, tiêu biểu là các mô hình spaced repetition. Các cách tiếp cận này được áp dụng rộng rãi trong các lĩnh vực như học từ vựng, ngoại ngữ hoặc các bài học mang tính ghi nhớ, nơi kiến thức có thể được chia nhỏ thành các đơn vị tương đối độc lập.

Tuy nhiên, đối với các môn học có cấu trúc kiến thức phụ thuộc chặt chẽ như Toán học, cách tiếp cận trên bộc lộ nhiều hạn chế. Nhiều hệ thống chưa xuất phát từ việc xác định rõ các mối quan hệ kiến thức tiên quyết, mà chủ yếu điều chỉnh tần suất hoặc thứ tự xuất hiện của nội dung học. Việc thiếu một mô hình biểu diễn tường minh cấu trúc kiến thức khiến hệ thống khó phát hiện chính xác nguyên nhân dẫn đến việc học sinh gặp khó khăn ở một nội dung cụ thể.

Một số hướng nghiên cứu gần đây bắt đầu quan tâm đến việc biểu diễn kiến thức dưới dạng đồ thị (concept graph hoặc knowledge graph) nhằm phản ánh mối quan hệ phụ thuộc giữa các khái niệm. Tuy vậy, việc xây dựng đồ thị kiến thức cụ thể cho môn Toán THPT, cũng như khai thác đồ thị này để tạo ra lộ trình học tập phân hóa rõ ràng giữa các nhóm năng lực khác nhau, vẫn chưa được nghiên cứu một cách hệ thống.

2.2 Các khái niệm và nền tảng lý thuyết

2.2.1 Học tập thích ứng (Adaptive Learning)

Học tập thích ứng (Adaptive Learning) là cách tiếp cận trong giáo dục nhằm cá nhân hóa quá trình học tập dựa trên đặc điểm, năng lực và tiến trình của từng người học [1]. Khác với mô

hình học tập truyền thống, trong đó mọi học sinh cùng tuân theo một lộ trình cố định, hệ thống học tập thích ứng cho phép điều chỉnh nội dung, thứ tự và mức độ khó của bài học theo thời gian thực [4].

Trong các hệ thống học tập thích ứng, dữ liệu thu thập từ quá trình học (kết quả làm bài, thời gian phản hồi, số lần sai, v.v.) được sử dụng để ước lượng năng lực hiện tại của người học. Dựa trên ước lượng này, hệ thống có thể đưa ra các quyết định như đề xuất nội dung cần ôn tập, bỏ qua những phần đã nắm vững hoặc điều chỉnh lộ trình học phù hợp hơn với từng cá nhân.

2.2.2 Kiến thức tiên quyết trong Toán học

Toán học là môn học có cấu trúc kiến thức mang tính phụ thuộc cao, trong đó nhiều khái niệm và kỹ năng chỉ có thể được tiếp thu hiệu quả khi người học đã nắm vững các kiến thức nền tảng liên quan. Những kiến thức này thường được gọi là kiến thức tiên quyết (prerequisite knowledge).

Việc thiếu hụt kiến thức tiên quyết có thể dẫn đến hiện tượng học sinh gặp khó khăn ở các nội dung nâng cao, dù bản thân nội dung đó không quá phức tạp. Do đó, trong bối cảnh học tập thích ứng, việc xác định và mô hình hóa mối quan hệ tiên quyết giữa các khái niệm đóng vai trò quan trọng, giúp hệ thống phát hiện đúng nguyên nhân của lỗi học tập và đề xuất lộ trình củng cố phù hợp.

2.2.3 Đồ thị kiến thức (Concept Graph)

Đồ thị kiến thức (Concept Graph) là một mô hình biểu diễn tri thức trong đó các đỉnh (nodes) đại diện cho các khái niệm, còn các cạnh (edges) thể hiện mối quan hệ giữa các khái niệm đó, đặc biệt là quan hệ tiên quyết [5]. Mô hình này cho phép biểu diễn cấu trúc kiến thức một cách trực quan và linh hoạt hơn so với cách tổ chức nội dung theo dạng tuyến tính.

Trong bối cảnh học tập thích ứng, concept graph giúp hệ thống không chỉ xác định nội dung học hiện tại mà còn truy vết các khái niệm nền tảng có liên quan khi người học gặp khó khăn. Việc khai thác đồ thị kiến thức tạo điều kiện cho việc xây dựng các lộ trình học tập linh hoạt, có khả năng phân nhánh dựa trên trạng thái kiến thức của từng học sinh.

2.2.4 Đánh giá năng lực người học

Đánh giá năng lực người học trong học tập thích ứng không chỉ dừng lại ở các bài kiểm tra tổng kết, mà cần được thực hiện liên tục trong suốt quá trình học. Năng lực ở đây được hiểu là khả năng của học sinh trong việc giải quyết các câu hỏi hoặc nhiệm vụ học tập có mức độ khó khác nhau.

Việc đánh giá năng lực theo thời gian thực cho phép hệ thống cập nhật trạng thái người học một cách động, từ đó điều chỉnh lộ trình học tập kịp thời. Đây là nền tảng quan trọng để cá nhân hóa trải nghiệm học tập và tạo ra sự khác biệt rõ ràng giữa các hồ sơ học sinh có trình độ khác nhau.

2.2.5 Mô hình Elo và Lý thuyết Ứng đáp Câu hỏi (IRT)

Mô hình Elo ban đầu được phát triển để đánh giá trình độ của các kỳ thủ cờ vua, dựa trên kết quả đối đầu giữa hai người chơi [3]. Trong bối cảnh giáo dục, mô hình này có thể được điều chỉnh để ước lượng năng lực của học sinh thông qua kết quả trả lời các câu hỏi, trong đó mỗi câu hỏi được xem như một “đối thủ” có độ khó nhất định.

Lý thuyết Ứng đáp Câu hỏi (Item Response Theory – IRT) là một khung lý thuyết thống kê được sử dụng rộng rãi trong đo lường giáo dục [2]. IRT mô hình hóa mối quan hệ giữa năng lực người học và xác suất trả lời đúng một câu hỏi, thông qua các tham số như độ khó và khả năng phân biệt của câu hỏi. Các nguyên lý của IRT cung cấp cơ sở lý thuyết quan trọng cho việc thiết kế và hiệu chỉnh các mô hình đánh giá năng lực trong hệ thống học tập thích ứng.

2.3 Các phương pháp / mô hình hiện có

Trong lĩnh vực học tập thích ứng, nhiều hướng tiếp cận khác nhau đã được nghiên cứu và triển khai, tùy thuộc vào mục tiêu cá nhân hóa và đặc thù môn học. Một nhóm lớn các nghiên cứu tập trung vào các hệ thống học tập tuyến tính có điều chỉnh tiến độ, trong đó nội dung được sắp xếp theo thứ tự cố định và học sinh chỉ được chuyển sang nội dung tiếp theo khi đạt một mức độ thành thạo nhất định (mastery-based learning). Cách tiếp cận này đơn giản trong triển khai nhưng hạn chế khả năng cá nhân hóa sâu, đặc biệt trong các môn học có cấu trúc kiến thức phụ thuộc chặt chẽ như Toán học [4].

Một hướng tiếp cận phổ biến khác là các hệ thống học tập thích ứng dựa trên nguyên lý spaced repetition, chủ yếu được áp dụng trong lĩnh vực học ngôn ngữ, đặc biệt là tiếng Anh. Các hệ thống này tập trung vào việc tối ưu thời điểm ôn tập dựa trên lịch sử ghi nhớ của người học, nhưng thường không mô hình hóa tường minh cấu trúc kiến thức hay mối quan hệ tiên quyết giữa các khái niệm. Do đó, khả năng áp dụng trực tiếp cho môn Toán THPT – nơi kiến thức có tính kế thừa và phụ thuộc cao – còn nhiều hạn chế.

Bên cạnh đó, một số nghiên cứu đề xuất sử dụng các mô hình thống kê như Elo hoặc Lý thuyết Ứng đáp Câu hỏi (Item Response Theory – IRT) để ước lượng năng lực người học và độ khó câu hỏi trong môi trường học tập thích ứng. Các mô hình này cho phép cập nhật năng lực theo thời gian thực dựa trên kết quả làm bài, tạo tiền đề cho việc xây dựng các hệ thống cá nhân

hóa linh hoạt hơn. Tuy nhiên, hiệu quả của các mô hình này phụ thuộc lớn vào cách tổ chức nội dung học tập và cách liên kết giữa các đơn vị kiến thức.

2.4 So sánh và đánh giá các hướng tiếp cận

So sánh các hướng tiếp cận cho thấy mỗi phương pháp đều có những ưu điểm và hạn chế riêng. Các hệ thống tuyến tính và mastery-based phù hợp với việc quản lý tiến độ học tập nhưng thiếu khả năng điều chỉnh lộ trình theo đặc điểm cụ thể của từng học sinh. Các hệ thống dựa trên spaced repetition có hiệu quả trong việc duy trì khả năng ghi nhớ, song chưa giải quyết triệt để vấn đề lỗ hổng kiến thức tiên quyết trong các môn học có cấu trúc phân tầng như Toán học.

Trong khi đó, các mô hình đánh giá năng lực như Elo và IRT cho phép theo dõi sự thay đổi năng lực người học một cách liên tục, nhưng nếu không được kết hợp với một mô hình biểu diễn kiến thức phù hợp, chúng khó có thể tạo ra lộ trình học tập mang tính thích ứng thực sự. Điều này cho thấy việc kết hợp giữa mô hình đánh giá năng lực và cấu trúc kiến thức dạng đồ thị có tiềm năng khắc phục các hạn chế của từng hướng tiếp cận riêng lẻ.

2.5 Khoảng trống nghiên cứu

Từ tổng quan và so sánh các hướng tiếp cận hiện có, có thể nhận thấy rằng phần lớn các nghiên cứu về học tập thích ứng tập trung vào việc tối ưu trình tự ôn tập hoặc ước lượng năng lực người học, đặc biệt trong lĩnh vực học ngôn ngữ, mà chưa chú trọng đầy đủ đến việc mô hình hóa tường minh cấu trúc kiến thức và mối quan hệ tiên quyết giữa các khái niệm trong môn Toán THPT. Bên cạnh đó, số lượng nghiên cứu đánh giá sự khác biệt lộ trình học tập (path divergence) giữa các nhóm học sinh có năng lực đầu vào khác nhau vẫn còn hạn chế. Đây chính là khoảng trống mà đề tài hướng tới, thông qua việc kết hợp đồ thị kiến thức với mô hình Elo/IRT và sử dụng mô phỏng để phân tích mức độ cá nhân hóa của lộ trình học tập.

Chương 3

PHƯƠNG PHÁP / KIẾN TRÚC ĐỀ XUẤT

3.1 Tổng quan phương pháp đề xuất

Phương pháp được đề xuất trong đề tài này nhằm xây dựng và đánh giá một hệ thống học tập thích ứng cho môn Toán THPT, tập trung vào khả năng cá nhân hóa lộ trình học tập dựa trên năng lực của từng học sinh. Trọng tâm của phương pháp không nằm ở việc phát triển một mô hình học máy phức tạp, mà ở việc kết hợp có hệ thống giữa mô hình biểu diễn kiến thức và mô hình đánh giá năng lực, từ đó tạo ra các lộ trình học khác biệt cho các hồ sơ học sinh khác nhau.

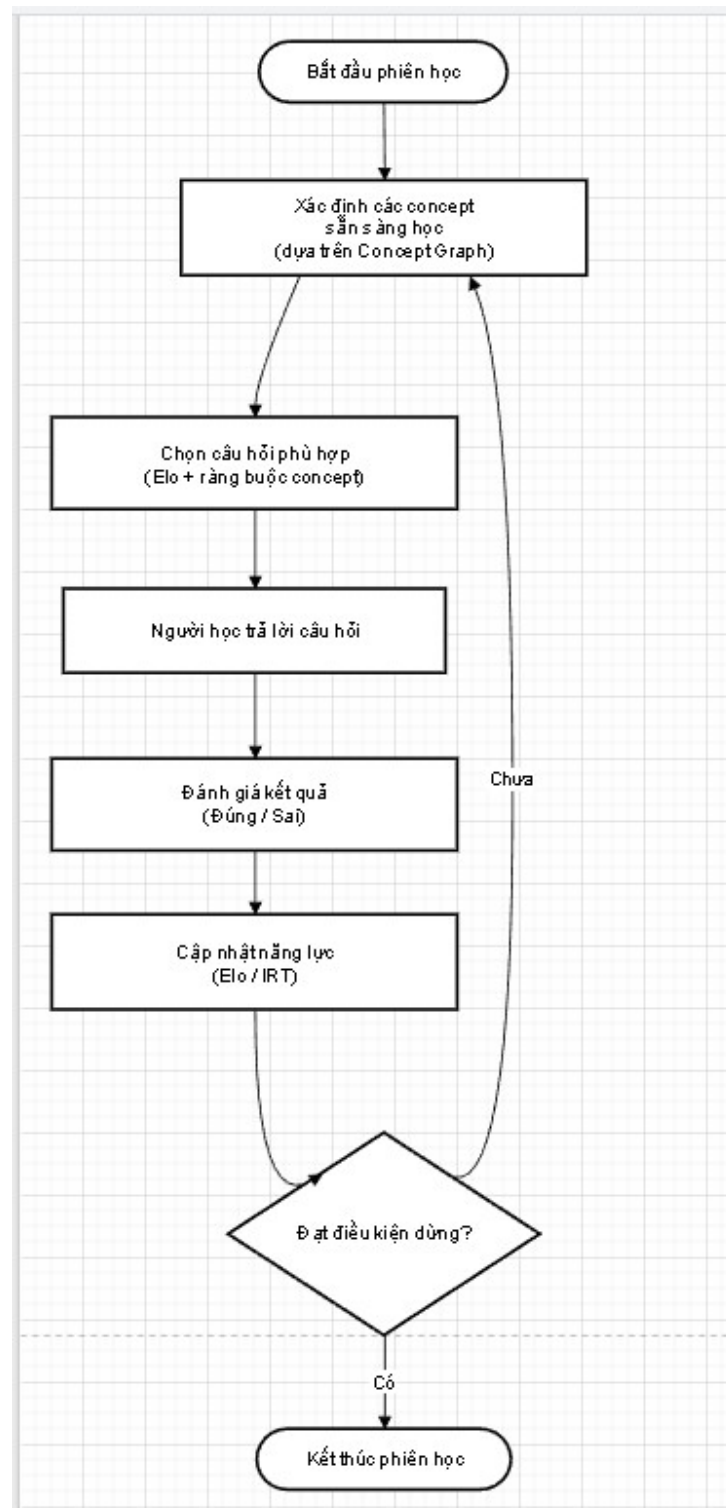
Cụ thể, phương pháp đề xuất dựa trên ba thành phần chính: (i) đồ thị kiến thức (Concept Graph) biểu diễn cấu trúc và mối quan hệ tiên quyết giữa các khái niệm Toán THPT, (ii) mô hình đánh giá năng lực người học dựa trên Elo, có tham khảo các nguyên tắc của Lý thuyết Ứng đáp Câu hỏi (IRT), và (iii) thuật toán Adaptive Learning Engine chịu trách nhiệm lựa chọn khái niệm và câu hỏi phù hợp tại mỗi thời điểm học tập. Đồ thị kiến thức đóng vai trò xác định không gian học tập và các khái niệm “sẵn sàng học”, trong khi mô hình Elo cho phép ước lượng và cập nhật năng lực người học theo thời gian thực dựa trên kết quả trả lời câu hỏi.

Trên cơ sở đó, hệ thống tạo ra lộ trình học tập động, trong đó thứ tự các khái niệm và câu hỏi có thể thay đổi tùy theo năng lực đầu vào và quá trình học tập của từng học sinh. Để đánh giá hiệu quả của phương pháp, đề tài sử dụng mô phỏng với các hồ sơ học sinh giả lập (yếu, trung bình, giỏi) và so sánh lộ trình học tập sinh ra từ các cấu trúc đồ thị kiến thức khác nhau. Mục tiêu chính của phương pháp là phân tích hiện tượng path divergence — sự khác biệt trong lộ trình học — như một chỉ báo cho khả năng cá nhân hóa của hệ thống học tập thích ứng được đề xuất.

3.2 Mô hình kiến trúc tổng thể

Kiến trúc hệ thống học tập thích ứng đề xuất được xây dựng xoay quanh Adaptive Learning Engine, đóng vai trò trung tâm trong việc điều phối tương tác với người học thông qua cơ chế quiz. Hệ thống bao gồm 5 thành phần chính hoạt động theo chu trình khép kín: Người học, Adaptive Learning Engine, Đồ thị kiến thức (Concept Graph), Mô hình đánh giá năng lực, và Ngân hàng câu hỏi (Question Bank).

Trong đó, Adaptive Learning Engine chịu trách nhiệm lựa chọn câu hỏi từ Ngân hàng câu hỏi dựa trên trạng thái hiện tại của người học. Đồ thị kiến thức cung cấp các ràng buộc về quan hệ tiên quyết, giúp xác định các khái niệm phù hợp để học tiếp. Mô hình đánh giá (dựa trên Elo/IRT) cập nhật năng lực người học theo thời gian thực sau mỗi câu trả lời, làm cơ sở cho các quyết định thích ứng tiếp theo. Các thành phần này được tích hợp chặt chẽ để phục vụ mục tiêu mô phỏng và phân tích sự phân nhánh của lộ trình học tập.



Hình 3.2.1: Kiến trúc tổng thể hệ thống học tập thích ứng

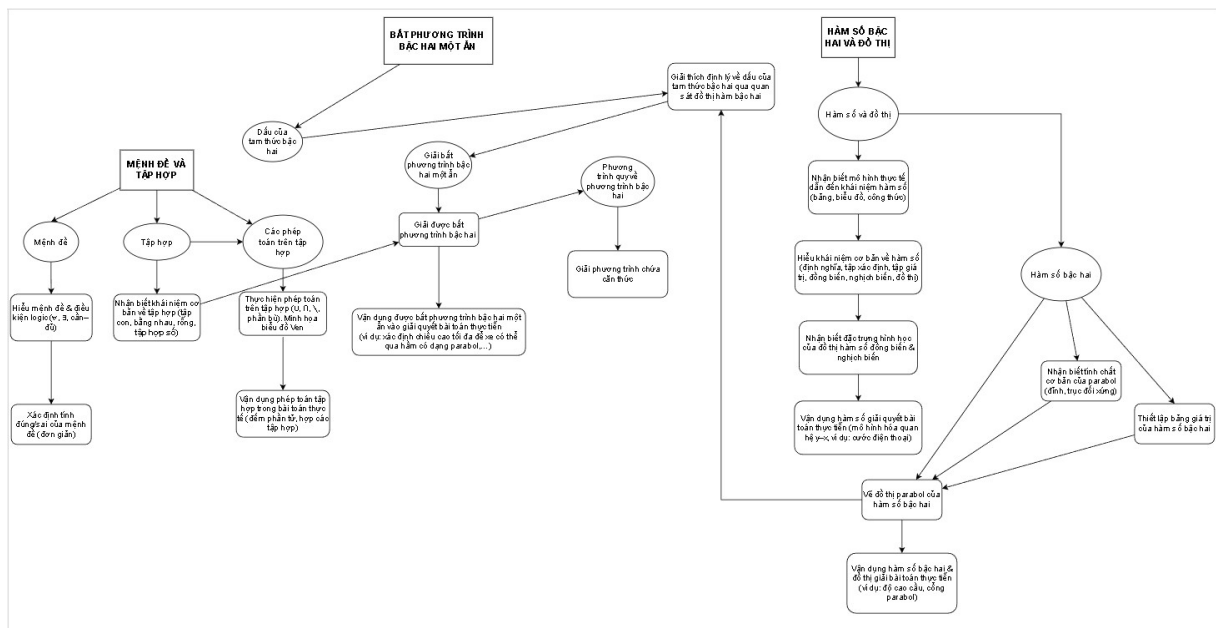
3.3 Mô tả chi tiết các thành phần

3.3.1 Concept Graph

Trong đề tài này, kiến thức Toán THPT được mô hình hóa dưới dạng đồ thị kiến thức (Concept Graph), trong đó các đỉnh đại diện cho đơn vị kiến thức và các cạnh có hướng biểu diễn quan hệ tiên quyết. Đồ thị được xây dựng thủ công dựa trên chương trình chuẩn và tham vấn giáo viên, tập trung vào ba chủ đề liên kết chặt chẽ: Mệnh đề – Tập hợp, Bất phương trình bậc hai và Hàm số bậc hai, nhằm hỗ trợ học sinh yếu đến trung bình.

Hình 3.3.1.1 minh họa cấu trúc đồ thị, từ các khái niệm nền tảng đến nâng cao và các liên kết liên chương. Cách biểu diễn này cho phép hệ thống xác định các khái niệm “sẵn sàng học”—những kiến thức mà học sinh đã đủ điều kiện tiếp cận—làm cơ sở để Adaptive Learning Engine đề xuất nội dung tối ưu thay vì tuân theo lộ trình tuyến tính truyền thống.

Nghiên cứu so sánh hai cấu trúc đồ thị: (i) Baseline (tuyến tính theo chương) và (ii) Advanced (có liên kết liên chương). Việc này đóng vai trò then chốt trong việc đánh giá ảnh hưởng của cấu trúc kiến thức đến sự phân nhánh và cá nhân hóa lộ trình học tập của học sinh.



Hình 3.3.1.1: Minh họa một phần đồ thị kiến thức được xây dựng trong đề tài

3.3.2 Question Bank

Ngân hàng câu hỏi (Question Bank) cung cấp dữ liệu cho Adaptive Learning Engine thông qua các bài kiểm tra ngắn, được trích xuất từ bộ đề ôn tập Toán lớp 10 chuẩn. Các câu hỏi này đảm bảo phù hợp với chương trình phổ thông hiện hành và được gán nhãn thủ công với hai

thông số chính: khái niệm tương ứng trong đồ thị kiến thức (concept_id) và độ khó khởi tạo (elo_difficulty).

Hệ thống phân loại độ khó dựa trên ba mức nhận thức: Nhận biết, Thông hiểu và Vận dụng, tương ứng với các giá trị Elo khởi tạo tăng dần. Việc ánh xạ này giúp phản ánh tương quan độ khó ban đầu, hỗ trợ mô hình Elo hội tụ nhanh và đánh giá chính xác năng lực người học trong quá trình tương tác.

Bảng 3.3.2.1 minh họa cấu trúc dữ liệu của ngân hàng câu hỏi. Tập dữ liệu này được giữ cố định trong suốt quá trình mô phỏng để đảm bảo tính nhất quán khi phân tích và so sánh hiệu quả cá nhân hóa lộ trình học tập giữa các đối tượng học sinh khác nhau.

question_id	concept_id	elo_difficulty
MenhDeVaTapHop_NB_01	MenhDeVaTapHop	1050
MenhDeVaTapHop_TH_01	MenhDeVaTapHop	1200
MenhDeVaTapHop_VD_01	MenhDeVaTapHop	1350
MenhDe_NB_01	MenhDe	1050
MenhDe_TH_01	MenhDe	1200
MenhDe_VD_01	MenhDe	1350
TapHop_NB_01	TapHop	1050
TapHop_TH_01	TapHop	1200
TapHop_VD_01	TapHop	1350
CacPhepToanTrenTapHop_NB_01	CacPhepToanTrenTapHop	1050
CacPhepToanTrenTapHop_TH_01	CacPhepToanTrenTapHop	1200
...

Bảng 3.3.2.1: Cấu trúc dữ liệu mẫu của Ngân hàng câu hỏi

3.3.3 Elo / IRT

Trong hệ thống học tập thích ứng đề xuất, năng lực của người học được ước lượng và cập nhật liên tục thông qua mô hình Elo, một mô hình thống kê ban đầu được sử dụng trong lĩnh vực xếp hạng cờ vua. Việc lựa chọn Elo xuất phát từ đặc tính đơn giản, khả năng cập nhật theo thời gian thực và phù hợp với bối cảnh học tập trực tuyến theo từng câu hỏi.

Mỗi học sinh được gán một giá trị Elo riêng cho từng khái niệm trong đồ thị kiến thức. Độ khó của mỗi câu hỏi trong ngân hàng câu hỏi cũng được biểu diễn bằng một giá trị Elo và được gán nhãn thủ công bởi nhóm thực hiện, dựa trên bộ câu hỏi chuẩn của chương trình Toán lớp 10. Trong quá trình làm bài, xác suất học sinh trả lời đúng một câu hỏi được ước lượng theo công thức logistic của Elo:

$$P(\text{correct}) = \frac{1}{1 + 10^{\frac{R_q - R_s}{400}}}$$

trong đó R_s là Elo hiện tại của học sinh tại khái niệm tương ứng và R_q là độ khó của câu hỏi. Sau khi học sinh trả lời câu hỏi, Elo của học sinh được cập nhật theo quy tắc:

$$R_s(t+1) = R_s(t) + K \cdot (S - P)$$

với $S = 1$ nếu học sinh trả lời đúng và $S = 0$ nếu trả lời sai. Hệ số K được sử dụng dưới dạng động, phụ thuộc vào số lượng câu hỏi mà học sinh đã làm trên khái niệm đó (Bảng 3.3.3.1). Cụ thể, hệ số K được đặt lớn ở giai đoạn đầu nhằm phản ánh nhanh năng lực ban đầu của học sinh và giảm dần khi số lượng câu hỏi tăng lên để đảm bảo sự ổn định của ước lượng năng lực.

Số lượng câu hỏi đã làm (N)	Hệ số K
$N < 5$	40
$5 \leq N \leq 15$	24
$N > 15$	16

Bảng 3.3.3.1: Cơ chế điều chỉnh hệ số K theo quá trình học

Mặc dù hệ thống không triển khai đầy đủ Lý thuyết Ứng đáp Câu hỏi (Item Response Theory – IRT), mô hình Elo được xem như một dạng xấp xỉ đơn giản của mô hình IRT một tham số (1PL), trong đó năng lực người học và độ khó câu hỏi được biểu diễn bằng các tham số duy nhất. Việc sử dụng Elo giúp tránh được các bước ước lượng phức tạp trong IRT, đồng thời vẫn đáp ứng được yêu cầu đánh giá năng lực theo thời gian thực trong môi trường học tập thích ứng.

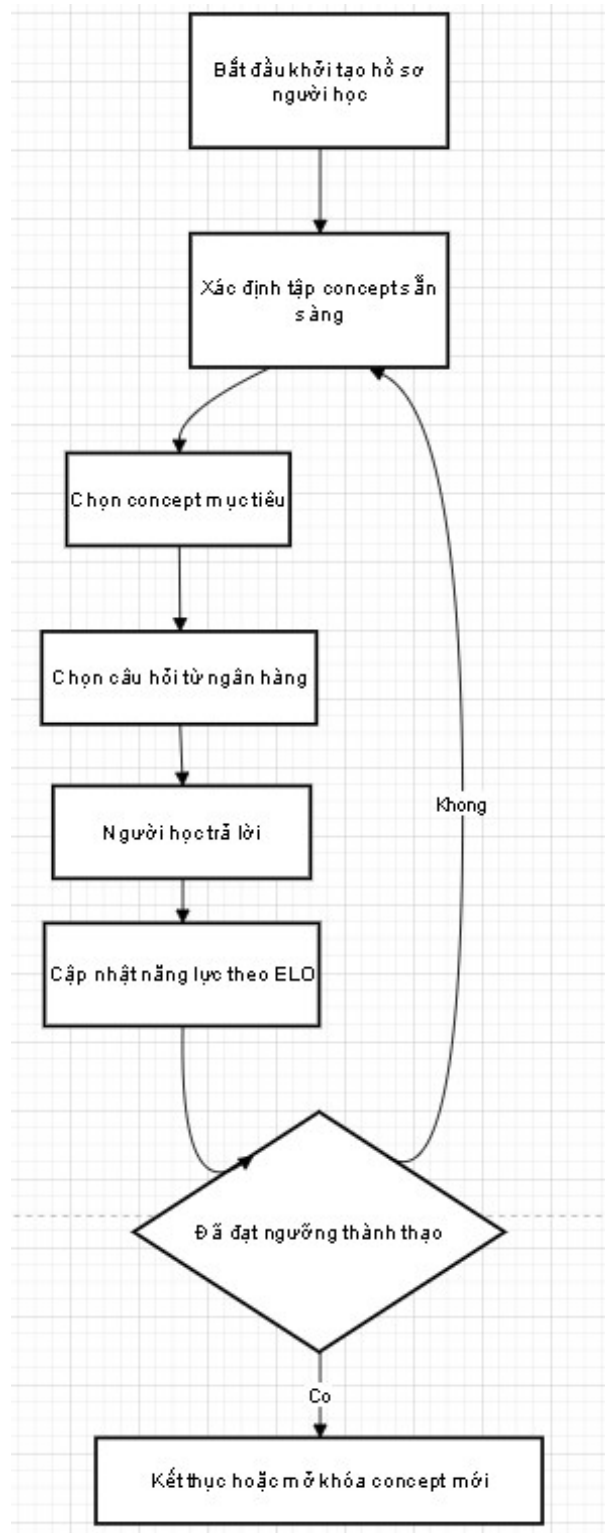
3.3.4 Adaptive Engine

Adaptive Engine là thành phần trung tâm điều phối quá trình học tập thông qua vòng lặp thích ứng khép kín (Hình 3.3.4.1). Tại mỗi bước, engine xác định tập các concept "sẵn sàng học"—nơi người học đã nắm vững kiến thức tiên quyết nhưng chưa thành thạo concept hiện tại—và lựa chọn concept mục tiêu dựa trên chiến lược được cấu hình (ví dụ: ưu tiên concept yếu nhất).

Sau khi xác định concept, hệ thống truy xuất Ngân hàng câu hỏi để chọn câu hỏi có độ khó tương thích nhất với mức năng lực hiện tại của người học (theo Elo). Kết quả trả lời của người học sẽ được sử dụng để cập nhật ngay lập tức giá trị năng lực, từ đó thay đổi trạng thái hệ thống và có thể mở khóa các concept tiếp theo trong đồ thị kiến thức.

Cơ chế phản hồi liên tục này cho phép Adaptive Engine tạo ra lộ trình học tập được cá nhân hóa sâu sắc. Thay vì một trình tự cố định, lộ trình của mỗi học sinh sẽ phân nhánh khác nhau

tùy thuộc vào tốc độ tiếp thu và độ chính xác khi làm bài, tạo cơ sở cho việc phân tích hiện tượng path divergence trong các mô phỏng của đề tài.



Hình 3.3.4.1: Sơ đồ hoạt động của Adaptive Engine

3.3.5 Personas

Để đánh giá khả năng thích ứng của hệ thống, đồ án sử dụng ba "persona" đại diện cho các mức năng lực ban đầu khác nhau: Yếu, Trung bình và Khá/Giỏi. Các persona này không mô phỏng đầy đủ tính cách cá nhân mà tập trung vào sự khác biệt về trạng thái kiến thức (Elo ban đầu) để kiểm thử phản ứng của Adaptive Engine.

Với persona học sinh Yếu (Elo thấp), lộ trình học thường tuyến tính và tập trung củng cố kiến thức nền tảng. Persona Trung bình có lộ trình phân nhánh hơn, cho phép tiếp cận song song nhiều concept khi đủ điều kiện. Ngược lại, nhóm Khá/Giỏi (Elo cao) sẽ nhanh chóng lướt qua các kiến thức đã thành thạo để tập trung vào nội dung nâng cao, tạo ra lộ trình ngắn và phân nhánh mạnh nhờ sự tận dụng hiệu quả đồ thị kiến thức.

Việc thiết lập các persona này giúp làm nổi bật khả năng cá nhân hóa của hệ thống. Sự khác biệt về cấu trúc lộ trình (path divergence) giữa các nhóm năng lực chính là chỉ số quan trọng để phân tích hiệu quả của thuật toán thích ứng trong các thí nghiệm mô phỏng.

Persona	Mức năng lực ban đầu (Elo)	Đặc trưng trạng thái kiến thức	Hành vi kỳ vọng của Adaptive Engine	Đặc điểm lộ trình học
Học sinh yếu	Thấp hơn ngưỡng thành thạo trên hầu hết concept	Nhiều concept nền tảng chưa đạt mastery	Ưu tiên concept không có hoặc ít tiên quyết; chọn câu hỏi độ khó thấp	Lộ trình gần tuyến tính, tiến triển chậm, tập trung củng cố nền tảng
Học sinh trung bình	Gần ngưỡng mastery ở một số concept	Kiến thức không đồng đều giữa các concept	Mở khóa song song nhiều concept khi đủ điều kiện; chọn câu hỏi quanh mức năng lực	Lộ trình có phân nhánh rõ rệt, tiến triển ổn định
Học sinh khá/giỏi	Cao hơn ngưỡng mastery ở đa số concept nền tảng	Đã nắm vững kiến thức cơ bản	Bỏ qua nhanh các concept đã thành thạo; tập trung concept nâng cao	Lộ trình ngắn hơn, phân nhánh mạnh, phụ thuộc nhiều vào đồ thị kiến thức

Bảng 3.3.5.1: Đặc tả các Persona trong mô phỏng

3.4 Quy trình xử lý / pipeline

3.4.1 Xây dựng đồ thị kiến thức (Concept Graph)

Quy trình bắt đầu bằng việc xây dựng đồ thị kiến thức Toán THPT dựa trên phân phối chương trình chính thức của môn Toán lớp 10. Các khái niệm (concept) được xác định tương ứng với các đơn vị kiến thức trong chương trình học và được biểu diễn dưới dạng các nút trong đồ thị.

Quan hệ tiên quyết giữa các khái niệm được xác định thông qua:

- Phân tích logic nội dung chương trình,
- Tham vấn ý kiến giáo viên Toán THPT nhằm đảm bảo tính sư phạm và tính đúng đắn chuyên môn.

Kết quả của bước này là một đồ thị có hướng, trong đó mỗi cạnh biểu diễn mối quan hệ “phải nắm vững trước” giữa hai khái niệm. Đồ thị kiến thức đóng vai trò ràng buộc cấu trúc cho toàn bộ quá trình học tập thích ứng.

3.4.2 Xây dựng Ngân hàng câu hỏi (Question Bank)

Ngân hàng câu hỏi được xây dựng từ bộ câu hỏi ôn tập chuẩn của chương trình Toán lớp 10. Mỗi câu hỏi được:

- Gán thủ công vào đúng một concept trong đồ thị kiến thức,
- Được gán nhãn độ khó ban đầu dưới dạng Elo difficulty, dựa trên phân loại mức độ nhận thức (nhận biết, thông hiểu, vận dụng).

Việc đánh nhãn được thực hiện thủ công nhằm đảm bảo:

- Mỗi câu hỏi phản ánh đúng một đơn vị kiến thức cụ thể,
- Tính nhất quán giữa nội dung câu hỏi và cấu trúc đồ thị kiến thức.

Kết quả của bước này là một ngân hàng câu hỏi có cấu trúc rõ ràng, sẵn sàng cho quá trình chọn câu hỏi thích ứng.

3.4.3 Khởi tạo và cập nhật mô hình đánh giá năng lực (Elo / IRT)

Năng lực của người học trên mỗi concept được biểu diễn bằng một giá trị Elo. Ban đầu, các giá trị Elo được khởi tạo dựa trên persona mô phỏng (yếu – trung bình – giỏi).

Trong quá trình học:

- Xác suất trả lời đúng được tính theo hàm logistic của Elo,
- Giá trị Elo được cập nhật sau mỗi câu hỏi dựa trên kết quả trả lời và hệ số K động.

Các nguyên tắc của Lý thuyết Ứng đáp Câu hỏi (IRT) được tham khảo để:

- Hiệu chỉnh cách gán độ khó câu hỏi,
- Tuning các tham số (K-factor, mastery threshold) thông qua các thí nghiệm độ nhạy (sensitivity analysis / grid search).

Bước này nhằm đảm bảo mô hình Elo phản ánh hợp lý sự thay đổi năng lực của người học trong môi trường học tập liên tục.

3.4.4 Vận hành Adaptive Learning Engine

Tại mỗi bước học tập, Adaptive Learning Engine thực hiện các thao tác sau:

- Xác định tập các concept “sẵn sàng học” dựa trên đồ thị kiến thức và trạng thái mastery hiện tại.
- Lựa chọn concept mục tiêu theo chiến lược thích ứng (ví dụ: concept có Elo thấp nhất trong tập sẵn sàng).
- Chọn câu hỏi có độ khó gần nhất với năng lực hiện tại của người học.
- Ghi nhận kết quả trả lời và cập nhật lại mô hình Elo.

Quy trình này được lặp lại theo dạng vòng lặp khép kín, cho phép hệ thống điều chỉnh lộ trình học tập theo thời gian thực.

3.4.5 Sinh và phân tích lộ trình học tập

Từ quá trình vận hành trên, hệ thống sinh ra chuỗi các concept và câu hỏi được học theo thời gian. Các lộ trình này được phân tích để:

- So sánh sự khác biệt giữa các persona người học,

-
- Đánh giá mức độ phân nhánh (path divergence) của lộ trình học tập,
 - Làm cơ sở cho phần đánh giá và thảo luận kết quả ở các chương sau.

3.5 Giả định và hạn chế của phương pháp

3.5.1 Giả định

Phương pháp học tập thích ứng được đề xuất trong đề tài được xây dựng dựa trên một số giả định cơ bản. Trước hết, đề tài giả định rằng cấu trúc kiến thức Toán THPT có thể được phân rã thành các đơn vị khái niệm tương đối độc lập và mô hình hóa dưới dạng đồ thị kiến thức có hướng, trong đó các cạnh phản ánh mối quan hệ tiên quyết giữa các khái niệm. Đồng thời, mỗi câu hỏi trong ngân hàng câu hỏi được giả định là phản ánh chủ yếu một khái niệm cụ thể trong đồ thị, cho phép gán nhãn thủ công một-một giữa câu hỏi và concept. Cuối cùng, mô hình Elo được giả định là một xấp xỉ thống kê hợp lý để biểu diễn và cập nhật năng lực người học theo thời gian, đủ đáp ứng mục tiêu mô phỏng và phân tích lộ trình học tập thích ứng trong phạm vi nghiên cứu của đề tài.

3.5.2 Hạn chế

Bên cạnh các giả định nêu trên, phương pháp đề xuất vẫn tồn tại một số hạn chế nhất định. Trước hết, chất lượng của lộ trình học tập sinh ra phụ thuộc mạnh vào độ chính xác của đồ thị kiến thức, trong đó việc xác định các quan hệ tiên quyết phần nào mang tính chủ quan và phụ thuộc vào ý kiến chuyên gia. Ngoài ra, đề tài mới được triển khai và đánh giá trong phạm vi môn Toán lớp 10 với tập câu hỏi và hồ sơ người học mô phỏng, do đó chưa phản ánh đầy đủ sự đa dạng về hành vi học tập trong môi trường thực tế. Phương pháp cũng chưa xem xét các yếu tố phi nhận thức như động lực học tập, sự mệt mỏi hay khả năng bỏ cuộc của người học, vốn có thể ảnh hưởng đến hiệu quả của hệ thống học tập thích ứng trong các bối cảnh triển khai thực tế.

Chương 4

THỰC NGHIỆM VÀ ĐÁNH GIÁ

4.1 Môi trường và công cụ thực nghiệm

Quá trình thực nghiệm của dự án được chia làm hai giai đoạn rõ rệt nhằm đảm bảo tính chính xác của các tham số trước khi đưa vào ứng dụng thực tế.

Giai đoạn 1: **Mô phỏng (Simulation)**. Nhóm nghiên cứu sử dụng ngôn ngữ lập trình Python để xây dựng kịch bản mô phỏng thuật toán. Môi trường này cho phép chạy lặp lại quá trình học của hàng nghìn học sinh giả định để định chuẩn các tham số cốt lõi.

Giai đoạn 2: **Ứng dụng thử nghiệm (Application Testing)**. Hệ thống được triển khai dưới dạng ứng dụng MVP (Minimum Viable Product Full-stack) sử dụng:

- **Backend:** Python FastAPI xử lý logic thích ứng.
- **Database:** Nền tảng Supabase (PostgreSQL) lưu trữ dữ liệu.
- **Frontend:** Giao diện tương tác người dùng ReactJS.

4.2 Dữ liệu và kịch bản thử nghiệm

Để đánh giá hiệu quả của hệ thống, nhóm nghiên cứu thiết lập các thành phần dữ liệu và kịch bản như sau:

1. Hồ sơ Người học (Profiles): Ba nhóm hồ sơ tiêu biểu được thiết lập để đại diện cho các đối tượng học sinh khác nhau:

- **Học sinh Giỏi đều:** Có xác suất trả lời đúng cao ở hầu hết các concept.
- **Học sinh Yếu đều:** Có năng lực thấp đồng đều ở mọi chương.

-
- **Học sinh Yếu Hàm số:** Có năng lực trung bình nhưng hổng kiến thức nghiêm trọng tại chương Hàm số.

2. Kịch bản Phân tích Độ nhạy (Sensitivity Analysis): Trên môi trường mô phỏng, hệ thống thực hiện chạy lưới tham số (Grid Search) để tìm ra cấu hình tối ưu, bao gồm việc thay đổi Ngưỡng thành thạo (Mastery Threshold) và Hệ số K.

3. Chiến lược gợi ý: Hai chiến lược chính được đưa vào so sánh:

- **Chiến lược Lowest_Elo:** Ưu tiên gợi ý các concept mà học sinh có điểm năng lực thấp nhất trong tập sẵn sàng (Ready Set).
- **Chiến lược Cross_Chapter:** Ưu tiên mở khóa các chương mới thông qua các cạnh liên kết liên chương.

4.3 Cách thức triển khai thực nghiệm

Đối với phần mô phỏng, thuật toán sẽ tự động chạy qua 500 bước học tập cho từng hồ sơ để ghi nhận sự biến thiên của Elo.

Đối với phần ứng dụng thực tế (MVP), nhóm thực hiện kiểm thử thủ công (Manual Testing) bằng cách đóng vai các profile học sinh, thực hiện làm bài trên giao diện web để xác minh tính đúng đắn của logic gợi ý và khả năng phản hồi thời gian thực của hệ thống.

4.4 Kết quả thực nghiệm

Dựa trên kết quả mô phỏng và kiểm thử, nhóm nghiên cứu đã chốt lại cấu hình Engine cuối cùng như sau:

1. Cấu hình Engine tối ưu (Final Configuration):

- **Hệ số K = 24 (Constant):** Việc sử dụng K cố định ở mức 24 mang lại sự cân bằng tốt nhất, giúp biểu đồ năng lực mượt mà hơn so với K=32 (gây dao động lớn) và phản ứng nhanh hơn so với K=16.
- **Ngưỡng thành thạo = 1250:** Mức điểm này đủ tin cậy để xác nhận học sinh đã nắm vững kiến thức mà không giữ chân họ quá lâu.
- **Chiến lược Lowest_Elo:** Đây là chiến lược được lựa chọn chính thức. Kết quả thực nghiệm cho thấy chiến lược *Cross_Chapter* khiến học sinh rời khỏi cụm kiến thức (cluster) hiện tại quá sớm, dẫn đến hiện tượng "vỡ lộ trình" khi nền tảng chưa vững. Ngược lại, *Lowest_Elo* giúp củng cố vùng kiến thức yếu nhất trước khi tiến xa hơn thông qua chỉ số xác suất kỳ vọng (*expected_rate* - đã hiệu chỉnh tham số đoán mò) giúp giảm thiểu sai số.

4.5 Phân tích và thảo luận kết quả

Với cấu hình **K=24** và chiến lược **Lowest_Elo**, hệ thống thể hiện khả năng giảm thiểu hiện tượng "Zigzag giả" (nhiều tín hiệu năng lực). Biểu đồ năng lực phản ánh trung thực quá trình tích lũy kiến thức: đi lên ổn định với học sinh giỏi và đi ngang/dao động nhẹ để củng cố với học sinh yếu. Chiến lược Lowest_Elo đảm bảo học sinh luôn hoạt động trong vùng phát triển gần nhất (ZPD - Zone of Proximal Development: Vùng phát triển gần nhất) phù hợp với năng lực thực tế.

Chương 5

DEMO / PROTOTYPE MINH HỌA

5.1 Mục đích và phạm vi demo

Sản phẩm được xây dựng là một **MVP (Minimum Viable Product)** nhằm mục đích kiểm chứng tính khả thi của mô hình Adaptive Learning Engine trên nền tảng web. Phạm vi của ứng dụng tập trung vào các tính năng cốt lõi nhất để vận hành thuật toán gợi ý và trực quan hóa dữ liệu năng lực, chưa bao gồm các tính năng quản lý lớp học phức tạp.

5.2 Kiến trúc demo ở mức tổng quan

Hệ thống được xây dựng theo kiến trúc 3 tầng hiện đại:

- **Frontend:** ReactJS (Vite) cung cấp giao diện tương tác mượt mà.
- **Backend:** FastAPI (Python) đóng vai trò API Server, xử lý logic chọn câu hỏi và cập nhật Elo.
- **Database:** Sử dụng nền tảng **Supabase** (PostgreSQL) để quản lý dữ liệu người dùng và đồ thị kiến thức bền vững.

5.3 Mô tả các chức năng chính của demo

Dựa trên giao diện thực tế của ứng dụng, các chức năng chính được chia thành hai phân hệ:

1. Phân hệ Học sinh (Student Dashboard):

- **Hồ sơ Năng lực (Learning Profile):** Sử dụng biểu đồ tròn (Circular Progress) để hiển thị phần trăm mức độ thành thạo tổng quan trên toàn bộ chương trình, kèm theo chỉ số Elo trung bình hiện tại.

-
- **Bản đồ Học tập (Learning Map):** Danh sách các bài học được tổ chức phân cấp theo chương (kết cấu Accordion). Mỗi bài học hiển thị rõ trạng thái (đã khóa, sẵn sàng học, đã thành thạo) và thanh tiến độ riêng biệt.
 - **Gợi ý thông minh:** Hệ thống hiển thị thẻ bài học "Next Recommended Concept" nổi bật. Tại đây, chiến lược **Lowest_Elo** được minh bạch hóa thông qua dòng giải thích lý do gợi ý: *"Why this concept? This is your weakest ready concept"* (Đây là khái niệm sẵn sàng mà bạn đang yếu nhất), giúp học sinh hiểu rõ lộ trình cá nhân hóa của mình.

2. Phân hệ Giáo viên (Teacher Analytics):

- **Tổng quan lớp học:** Giao diện dạng danh sách thẻ (Card list) cho phép giáo viên chọn nhanh từng hồ sơ học sinh để xem chi tiết.
- **Quỹ đạo học tập (Learning Trajectory):** Biểu đồ đường (Line Chart) trực quan hóa quá trình học tập theo từng bước (Step). Biểu đồ đối sánh hai đường dữ liệu quan trọng: đường màu tím thể hiện Năng lực học sinh (Student Mastery) và đường màu vàng nét đứt thể hiện Độ khó câu hỏi (Question Diff). Sự tương quan này giúp giáo viên nhận diện ngay lập tức xu hướng tiến bộ hoặc dấu hiệu chững lại của học sinh.
- **Nhật ký chi tiết (Session Log):** Bảng dữ liệu ghi lại kết quả từng câu trả lời, độ khó và mức thay đổi Elo, phục vụ cho việc tra cứu sâu.

5.4 Nhận xét và đánh giá

Thông qua quá trình kiểm thử thủ công (Manual Testing), hệ thống MVP hoạt động ổn định và phản hồi chính xác. Các biểu đồ trực quan như Learning Trajectory giúp "số hóa" được quá trình nhận thức của học sinh, biến các con số thống kê khô khan thành thông tin hữu ích cho việc ra quyết định sư phạm.

Chương 6

KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN

6.1 Kết luận

Nghiên cứu đã hoàn thành việc xây dựng và kiểm chứng một Adaptive Learning Engine ổn định cho môn Toán THPT. Thông qua các kịch bản thực nghiệm, nhóm tác giả đã xác định được bộ tham số tối ưu với **Hệ số $K=24$** và Chiến lược **Lowest_Elo**, giúp cân bằng giữa độ nhạy của thuật toán và sự vững chắc của lộ trình học tập. Ứng dụng MVP minh họa đã chứng minh tính khả thi kỹ thuật của việc tích hợp mô hình này vào môi trường Web hiện đại.

6.2 Những hạn chế của đề tài

Bên cạnh các kết quả đạt được, hệ thống hiện tại vẫn tồn tại hạn chế về mặt cơ chế điều hướng:

- **Cơ chế Forward-only:** Hệ thống hiện chỉ hỗ trợ cơ chế tiến. Trong trường hợp học sinh bị giảm điểm Elo quá sâu ở một concept, hệ thống buộc học sinh phải thực hành lặp lại liên tục concept đó để phục hồi điểm số mà chưa có cơ chế "quay lui" (Backward Remediation) để gợi ý lại các kiến thức tiền đề thấp hơn nhằm củng cố gốc rễ vấn đề.
- **Dữ liệu kiểm thử:** Bộ dữ liệu câu hỏi và người dùng hiện tại mới chỉ dừng lại ở quy mô thử nghiệm, chưa được triển khai diện rộng để đánh giá các yếu tố tâm lý hành vi phức tạp.

6.3 Hướng phát triển trong tương lai

Để khắc phục các hạn chế trên và nâng cao trải nghiệm, các hướng phát triển tiếp theo bao gồm:

-
1. **Xây dựng cơ chế Backward Remediation:** Phát triển thuật toán truy vết ngược đồ thị kiến thức để tìm ra các concept tiền đề bị hỏng khi học sinh gặp khó khăn kéo dài tại một điểm nút.
 2. **Trò chơi hóa (Gamification):** Tích hợp các yếu tố game để giảm bớt áp lực và sự nhàm chán khi học sinh phải thực hiện các bài tập củng cố lặp lại.

Tài liệu tham khảo

- [1] Philip Kerr. “Adaptive learning”. In: *ELT Journal* 70.1 (Oct. 2015), pp. 88–93. ISSN: 0951-0893. DOI: [10.1093/elt/ccv055](https://doi.org/10.1093/elt/ccv055). eprint: <https://academic.oup.com/eltj/article-pdf/70/1/88/7371326/ccv055.pdf>. URL: <https://doi.org/10.1093/elt/ccv055>.
- [2] Tam H. Nguyen et al. “An Introduction to Item Response Theory for Patient-Reported Outcome Measurement”. In: *Patient* (2014).
- [3] Radek Pelánek. “Applications of the Elo rating system in adaptive educational systems”. In: *Computers & Education* (2016).
- [4] Fatma Setyaningsih, Herman D. Surjono, and Sri Andayani. “A Systematic Review Employing AI in Adaptive Learning Recommendation System for Vocational Education”. In: *International Journal of Emerging Technologies in Learning* (2023).
- [5] Yiming Yang et al. “Concept Graph Learning from Educational Data”. In: *Proceedings of the Eighth ACM International Conference on Web Search and Data Mining*. WSDM ’15. Shanghai, China: Association for Computing Machinery, 2015, pp. 159–168. ISBN: 9781450333177. DOI: [10.1145/2684822.2685292](https://doi.org/10.1145/2684822.2685292). URL: <https://doi.org/10.1145/2684822.2685292>.