

# THÔNG TIN CHUNG CỦA NHÓM

- Link YouTube video của báo cáo (tối đa 5 phút):  
(ví dụ: <https://youtu.be/lehiFRqo7z8>)
- Link slides (dạng .pdf đặt trên Github của nhóm):  
(ví dụ:  
<https://github.com/trnhattan/CS2205.CH190/blob/40812706a28f548d7e1bd56458328d15e368d14b/Domain-Adaptation-Self-RAG-for-Vietnamese-Legal-QA.pdf>)

- Họ và Tên: Trịnh Nhật Tân
- MSSV: 240101071



- Lớp: CS2205.CH190
- Tự đánh giá (điểm tổng kết môn): 9/10
- Số buổi vắng: 1
- Số câu hỏi QT cá nhân: 4
- Số câu hỏi QT của cả nhóm: 4
- Link Github:  
<https://github.com/trnhattan/CS2205.CH190>

# ĐỀ CƯƠNG NGHIÊN CỨU

## TÊN ĐỀ TÀI (IN HOA)

DOMAIN ADAPTATION MÔ HÌNH SELF-RAG CHO BÀI TOÁN HỎI-ĐÁP TRONG LĨNH VỰC PHÁP LUẬT VIỆT NAM

## TÊN ĐỀ TÀI TIẾNG ANH (IN HOA)

DOMAIN ADAPTATION OF SELF-RAG FOR VIETNAMESE LEGAL QUESTION ANSWERING

## TÓM TẮT

Large Language Models (LLMs), đặc biệt các mô hình như Vistral-7B-Chat dành cho tiếng Việt, mặc dù thể hiện hiệu quả cao trong các tác vụ ngôn ngữ tổng quát, nhưng vẫn gặp nhiều hạn chế khi xử lý các câu hỏi chuyên ngành như pháp luật. Các phương pháp Retrieval-Augmented Generation (RAG) truyền thống thường truy xuất thiếu chọn lọc, dẫn đến thông tin không liên quan hoặc không sử dụng hiệu quả trong quá trình sinh câu trả lời, gây ra hiện tượng “hallucination” và giảm độ tin cậy trong các ứng dụng yêu cầu độ chính xác cao như Legal Question Answering [1].

Đề xuất này nhằm cải thiện độ chính xác, giảm thiểu hallucination, và nâng cao khả năng trích dẫn nguồn của mô hình trong bối cảnh trả lời câu hỏi pháp lý bằng cách áp dụng framework Self-Reflective Retrieval-Augmented Generation (Self-RAG) với mô hình Vistral-7B-Chat [1], [2]. Self-RAG cho phép mô hình tự quyết định thời điểm truy xuất thông tin (on-demand retrieval) và đánh giá câu trả lời thông qua các reflection tokens (`[Retrieve]`, `[IsRel]`, `[IsSup]`). Quá trình fine-tuning sẽ sử dụng phương pháp hiệu quả về tham số như Low-Rank Adaptation (LoRA), kết hợp với đánh giá và huấn luyện thông qua một critic model [1].

Kết quả kỳ vọng của nghiên cứu này bao gồm: (1) Một mô hình Vistral-7B-Chat được thích nghi với framework Self-RAG trong lĩnh vực pháp luật Việt Nam, có khả năng đánh giá và tự hiệu chỉnh câu trả lời; (2) Một bộ dữ liệu ngữ liệu tiếng Việt chất lượng

cao về pháp luật, được xây dựng từ các văn bản pháp lý chính thức (như hiến pháp, luật, nghị định), phục vụ trực tiếp cho quá trình training và đánh giá mô hình khi thực hiện tác vụ Legal Question Answering; (3) Một framework tổng quát, hiệu quả, có thể áp dụng rộng rãi cho việc phát triển các hệ thống Self-RAG trong những ngôn ngữ low-resource hoặc các lĩnh vực chuyên ngành khác.

## GIỚI THIỆU

Trong những năm gần đây, các Large Language Models (LLMs) đã đạt nhiều thành tựu đáng kể trong lĩnh vực xử lý ngôn ngữ tự nhiên (Natural Language Processing - NLP), thể hiện qua khả năng thực hiện đa dạng các nhiệm vụ như trả lời hội thoại, tóm tắt văn bản, và tạo sinh nội dung. Mặc dù vậy, các mô hình này vẫn bộc lộ nhiều hạn chế khi ứng dụng vào những lĩnh vực đặc thù, riêng biệt, và điều này đòi hỏi độ chính xác và độ tin cậy cao, chẳng hạn như trả lời câu hỏi pháp lý (Legal Question Answering) [1]. Nguyên nhân chính là do các mô hình LLMs thường dựa vào kiến thức học được trong quá trình huấn luyện (parametric knowledge), dẫn đến khả năng cập nhật chậm hoặc thiếu chính xác đối với các lĩnh vực chuyên sâu; rộng nhưng không sâu.

Phương pháp Retrieval-Augmented Generation (RAG) đã được giới thiệu để giải quyết vấn đề này bằng cách kết hợp mô hình với khả năng truy xuất thông tin từ nguồn bên ngoài [3]. Tuy nhiên, các phương pháp RAG truyền thống vẫn gặp vấn đề về việc truy xuất cố định một lượng tài liệu nhất định, đôi khi không phù hợp hoặc không đủ thông tin để tạo ra câu trả lời chính xác, gây ra hiện tượng “hallucination” —mô hình tạo ra thông tin nghe có vẻ hợp lý nhưng thực chất không chính xác hoặc không có căn cứ [1], [2]. Điều này đặc biệt nghiêm trọng trong lĩnh vực pháp lý, nơi sự sai sót có thể dẫn đến hậu quả đáng kể.

Tại hội nghị ICLR 2024, framework Self-Reflective Retrieval-Augmented Generation (Self-RAG) đã được đề xuất nhằm cải thiện chất lượng và độ chính xác của câu trả lời bằng cách cho phép mô hình tự quyết định thời điểm truy xuất thông tin (on-demand retrieval) và tự đánh giá chất lượng câu trả lời thông qua các reflection tokens như

[Retrieve], [IsRel], [IsSup] [1]. Việc tự nhận định giúp giảm đáng kể hiện tượng hallucination và tăng cường khả năng trích dẫn nguồn thông tin đáng tin cậy.

Đề xuất này tập trung áp dụng Self-RAG vào lĩnh vực pháp luật Việt Nam, sử dụng mô hình Vistral-7B-Chat—một mô hình ngôn ngữ tiếng Việt phát triển dựa trên kiến trúc Mistral. Việc áp dụng Self-RAG vào lĩnh vực pháp lý Việt Nam mang lại tiềm năng cải tiến đáng kể về độ chính xác và tin cậy của các hệ thống trả lời câu hỏi pháp luật khi có một nguồn ngữ liệu tham chiếu đáng tin cậy hỗ trợ.

Mục tiêu chính của dự án bao gồm: (1) cải thiện độ chính xác và khả năng kiểm chứng thông tin của mô hình Vistral-7B-Chat khi trả lời các câu hỏi về pháp luật Việt Nam, (2) xây dựng một bộ dữ liệu tiếng Việt chất lượng cao và đúng pháp lý, gồm các văn bản chính thức như hiến pháp, luật, nghị định và các văn bản quy phạm pháp luật khác, để phục vụ quá trình huấn luyện và đánh giá mô hình, và (3) đề xuất một phương pháp tổng quát, hiệu quả, có thể được áp dụng rộng rãi cho các ngôn ngữ và lĩnh vực khác.

Nghiên cứu này hướng đến việc tăng cường độ tin cậy, tính thực tiễn của hệ thống LLMs trong lĩnh vực pháp lý, phục vụ tốt hơn nhu cầu của các chuyên gia pháp luật và người dùng phổ thông tại Việt Nam.

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

- Xây dựng và chuẩn hóa tập dữ liệu pháp lý tiếng Việt chất lượng cao: Tận dụng các bộ dữ liệu pháp lý hiện có như TVPL (Vietnamese Legal Text Retrieval Benchmark) [2] , CP\_Vietnamese-VLC [4] , và Legal Zalo 2021 [5], kết hợp với việc xử lý và chuẩn hóa dữ liệu từ nguồn Thư viện Pháp luật (thuvienphapluat.vn) để tạo thành một tập dữ liệu ngữ liệu pháp lý chính thống, đa dạng và cập nhật. Bộ dữ liệu này sẽ được sử dụng làm nguồn tham chiếu trong quá trình huấn luyện và đánh giá mô hình, đảm bảo mô hình có khả năng truy xuất và xử lý thông tin pháp lý một cách chính xác và hiệu quả.
- Tạo dữ liệu huấn luyện với các reflection tokens: Sử dụng các mô hình ngôn ngữ lớn GPT để tạo ra các reflection tokens (ví dụ: [Retrieve], [IsRel],

[IsSup]) tương tự như trong nghiên cứu Self-RAG . Quá trình này nhằm huấn luyện mô hình Vistral-7B-Chat có khả năng tự đánh giá và điều chỉnh câu trả lời dựa trên mức độ liên quan và độ tin cậy của thông tin truy xuất được.

## **NỘI DUNG VÀ PHƯƠNG PHÁP**

### **I. XÂY DỰNG VÀ CHUẨN HÓA TẬP DỮ LIỆU PHÁP LÝ TIẾNG VIỆT**

Một hệ thống hỏi đáp pháp luật hiệu quả đòi hỏi không chỉ một mô hình mạnh mà còn phải có một tập dữ liệu ngữ liệu pháp lý chính thống, toàn diện và có khả năng mở rộng. Để hiện thực hóa mục tiêu này, chúng tôi đề xuất kết hợp các nguồn dữ liệu pháp lý hiện có và tiến hành xử lý, chuẩn hóa nhằm tạo thành một kho dữ liệu huấn luyện và tham chiếu đáng tin cậy.

Các nguồn dữ liệu chính bao gồm:

- **TVPL (Vietnamese Legal Text Retrieval Benchmark)** [2]: gồm hơn 165.000 truy vấn và 224.000 đoạn văn bản pháp lý thu thập từ [thuvienphapluat.vn](http://thuvienphapluat.vn), được thiết kế cho tác vụ truy xuất thông tin pháp lý.
- **CP\_Vietnamese-VLC** [4]: tập trung vào luật thương mại, có cấu trúc và siêu dữ liệu đầy đủ về ngày ban hành, cơ quan ban hành và thể thức văn bản.
- **Legal Zalo 2021** [5]: cung cấp các cặp truy vấn-văn bản và được sử dụng rộng rãi trong bài toán Legal Text Retrieval tại Việt Nam.

Bên cạnh đó, chúng tôi tiến hành khai thác trực tiếp dữ liệu từ **Thư viện Pháp luật** ([thuvienphapluat.vn](http://thuvienphapluat.vn)), bao gồm luật, nghị định, thông tư và văn bản hướng dẫn. Dữ liệu sẽ được xử lý theo các bước:

- **Tiền xử lý văn bản**: chuẩn hóa Unicode, loại bỏ cấu trúc trình bày (header, footer), phân tách điều khoản theo logic luật học (Điều, Khoản, Điểm).
- **Tạo đoạn văn pháp lý (passage-level segmentation)**: chia nhỏ văn bản thành các đoạn ngắn (50-150 tokens) để thuận tiện cho truy xuất và sinh câu trả lời.
- **Quy định metadata**: như loại văn bản, ngày hiệu lực, lĩnh vực pháp lý, và cơ

quan ban hành.

Tập dữ liệu sau xử lý sẽ được dùng để huấn luyện retriever, đồng thời làm kho tri thức tham chiếu khi inference mô hình hỏi đáp. Dữ liệu này cũng được chia thành các tập train/dev/test để đánh giá định lượng hiệu quả truy xuất và tính chính xác của phản hồi sinh ra từ mô hình.

## II. TẠO DỮ LIỆU HUẤN LUYỆN VỚI CÁC REFLECTION TOKENS

Khác với RAG truyền thống, Self-RAG bổ sung khả năng tự phản biện của mô hình thông qua các reflection tokens như `[Retrieve]` (có nên truy xuất), `[IsRel]` (đoạn được truy xuất có liên quan hay không), và `[IsSup]` (đoạn được truy xuất có hỗ trợ cho câu trả lời không). Để huấn luyện mô hình tạo được các tokens này, chúng tôi đề xuất quy trình như sau:

### 1. Sinh câu hỏi – đoạn văn bản – câu trả lời:

- Sử dụng tập truy vấn từ TVPL hoặc sinh truy vấn mới từ văn bản pháp lý bằng cách dùng prompting với GPT-4 để tạo các cặp Q-A (câu hỏi – đoạn luật – câu trả lời gợi ý).

### 2. Sinh reflection tokens (gán nhãn tự động):

- Prompt GPT-4 sinh các phản hồi đánh giá như “`[IsRel]=relevant`” hoặc “`[IsSup]=partial support`” cho từng truy vấn và đoạn văn được truy xuất.
- Một tập nhỏ (~1,000 mẫu) được kiểm tra thủ công để hiệu chỉnh prompt và đảm bảo độ chính xác của token phản chiếu.

### 3. Tạo tập huấn luyện:

- Kết hợp chuỗi input gồm: câu hỏi + đoạn truy xuất + reflection tokens + câu trả lời mẫu.
- Format dữ liệu theo chuẩn instruction tuning, giúp mô hình vừa học được cách truy xuất vừa tự phản biện câu trả lời.

### 4. Huấn luyện mô hình Vistral-7B-Chat:

- Cân nhắc áp dụng kỹ thuật fine-tuning như LoRA để tăng hiệu quả việc tinh chỉnh mô hình.
- Sau khi huấn luyện, mô hình có khả năng tự đưa ra phản hồi, từ đó cải thiện độ chính xác và độ tin cậy của thông tin pháp lý được sinh ra.

Cách tiếp cận này kỳ vọng sẽ giảm thiểu lỗi hallucination, tăng tính minh bạch, và hướng đến một hệ thống AI pháp lý đáng tin cậy, có thể áp dụng trong cả môi trường thực tế và nghiên cứu học thuật.

## KẾT QUẢ MONG ĐỢI

Việc triển khai các nội dung và phương pháp nêu trên được kỳ vọng sẽ mang lại các kết quả cụ thể sau:

- **Một tập dữ liệu pháp lý tiếng Việt chuẩn hóa, cập nhật, có cấu trúc truy xuất tốt:** Hệ thống dữ liệu kết hợp từ nhiều nguồn đáng tin cậy và được xử lý chuẩn sẽ phục vụ đồng thời cho huấn luyện retriever và làm kho tri thức tham chiếu, đảm bảo phản hồi của mô hình dựa trên các căn cứ pháp lý xác thực.
- **Một tập dữ liệu huấn luyện có các reflection tokens chất lượng cao:** Việc sử dụng GPT để sinh reflection tokens, kết hợp với đánh giá thủ công kiểm chứng, sẽ tạo ra dữ liệu có chiều sâu, giúp mô hình học được khả năng tự đánh giá độ phù hợp và mức độ hỗ trợ của thông tin.
- **Một mô hình Vistral-7B-Chat được fine-tune với Self-RAG:** Mô hình sẽ có khả năng tự động xác định khi nào cần truy xuất, đánh giá độ liên quan của văn bản truy xuất và tự hiệu chỉnh câu trả lời theo hướng chính xác và có trích dẫn.

Tổng thể, các kết quả trên hoàn toàn phù hợp với các mục tiêu đã đề ra, bao gồm: (1) xây dựng một tập dữ liệu pháp lý Việt Nam chất lượng cao; (2) phát triển mô hình có khả năng tự đánh giá; và (3) hướng đến ứng dụng thực tiễn trong hệ thống hỏi đáp dựa trên nền tảng LLM không chỉ cho pháp luật tiếng Việt và các lĩnh vực khác.

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

- [1] A. Asai, Z. Wu, Y. Wang, A. Sil, and H. Hajishirzi, “SELF-RAG: Learning to Retrieve, Generate, and Critique through Self-Reflection,” *arXiv preprint arXiv:2310.11511*, 2023.
- [2] S. Pham et al., “Improving Vietnamese Legal Document Retrieval using Synthetic Data,” *arXiv preprint arXiv:2412.00657*, 2024.
- [3] Y. Gao *et al.*, “Retrieval-Augmented Generation for Large Language Models: A Survey,” Mar. 2024. Available: <https://arxiv.org/pdf/2312.10997>
- [4] undertheseanlp, “underthesea/datasets/CP\_Vietnamese-VLC at main · undertheseanlp/underthesea,” GitHub, 2017.  
[https://github.com/undertheseanlp/underthesea/tree/main/datasets/CP\\_Vietnamese-VLC](https://github.com/undertheseanlp/underthesea/tree/main/datasets/CP_Vietnamese-VLC).
- [5] H. Vo, “[Zalo-AI-2021] Legal Text Retrieval,” *Kaggle.com*, 2021.  
<https://www.kaggle.com/datasets/hariwh0/zaloai2021-legal-text-retrieval/>.