**MINISTRY OF EDUCATION AND TRAINING**

**FPT UNIVERSITY**

DeepSeek-based Chatbot system supports work management

by

Dinh Cong Bang

A thesis submitted in conformity with the requirements  
for the degree of Master of Software Engineering

© Copyright by Dinh Cong Bang 2025

**MINISTRY OF EDUCATION AND TRAINING**

**FPT UNIVERSITY**

DeepSeek-based Chatbot system supports work management

by

Dinh Cong Bang

A thesis submitted in conformity with the requirements  
for the degree of Master of Software Engineering

Supervisor:

Assoc. Prof. Phan Duy Hung

© Copyright by Dinh Cong Bang 2025

DeepSeek-based Chatbot system supports work management

Dinh Cong Bang

Degree Master of Software Engineering

FPT University

2025

Abstract

Trong bối cảnh chuyển đổi số hiện nay, việc kết hợp AI vào các hệ thống là một nhu cầu tất yếu. do đó luận văn này phát triển một hệ thống quản lý công việc nhằm tự động hóa việc tạo báo cáo, hướng dẫn người mới, tra cứu đầu mối. Hệ thống nâng cao năng suất thông qua việc tự động tạo báo cáo, đề xuất nhiệm vụ và hướng dẫn nhân viên mới. Mô hình AI được huấn luyện trên dữ liệu từ Jira và dữ liệu các nhóm chat nội bộ, giúp hệ thống nắm bắt ngữ cảnh thực tế và quy trình nghiệp vụ.

Cốt lõi của hệ thống là mô hình DeepSeek, được tinh chỉnh bằng kỹ thuật LoRA (Low-Rank Adaptation) kết hợp Multi-Stage Fine-Tuning. Kỹ thuật LoRA cố định trọng số gốc và chỉ huấn luyện thêm một lượng nhỏ trọng số hạng thấp, giúp giảm đến hàng nghìn lần số tham số cần cập nhật so với tinh chỉnh toàn bộ mô hình [1]. Phương pháp này bảo toàn kiến thức nền nhằm giảm thiểu hiện tượng catastrophic forgetting [2]. Ngoài ra, tinh chỉnh đa giai đoạn giúp mô hình duy trì khả năng tổng quát trên nhiều nhiệm vụ [3]. Nhờ đó, hệ thống cân bằng tính chuyên môn hóa và khả năng tổng quát, mang lại giải pháp quản lý công việc hiệu quả.

Acknowledgments

Tôi xin bày tỏ lòng biết ơn sâu sắc tới PGS. TS. Phan Duy Hùng – người đã hướng dẫn tôi từ những bước đầu trong việc định hình đề tài và định hướng nghiên cứu. Công trình này sẽ không thể hoàn thành nếu thiếu đi sự hỗ trợ tận tình và bền bỉ từ thầy.

Tôi cũng xin gửi lời cảm ơn chân thành tới các đồng nghiệp của mình đã hỗ trợ tôi trong vấn đề cung cấp dữ liệu và hạ tầng training AI.

Cuối cùng, tôi xin dành lời tri ân sâu sắc đến gia đình – những người luôn bên cạnh, yêu thương và ủng hộ tôi vô điều kiện trong suốt chặng đường nghiên cứu này.

# List of Figures

**No table of figures entries found.**

# List of Table

**No table of figures entries found.**

Table of Contents

[Acknowledgments 2](#_Toc201355442)

[List of Figures 3](#_Toc201355443)

[List of Table 4](#_Toc201355444)

[Table of Contents 5](#_Toc201355445)

[Chapter 1 Introduction 6](#_Toc201355446)

[1.1. Problem And Motivation 6](#_Toc201355447)

[1.2. Related Works 7](#_Toc201355448)

[1.3. Contribution 9](#_Toc201355449)

[Chapter 2 Background Study 10](#_Toc201355450)

[2.1. Business Workflow in Enterprises 10](#_Toc201355451)

[2.2. DeepSeek model 11](#_Toc201355452)

[2.3. Low-Rank Adaptation 12](#_Toc201355453)

[2.4. Orthogonal-Low-Rank Adaptation 13](#_Toc201355454)

[2.5. Chain of LoRa 14](#_Toc201355455)

[Chapter 3 System Design 16](#_Toc201355456)

[3.1. System Architecture 16](#_Toc201355457)

[3.2. Data Preprocessing 16](#_Toc201355458)

[3.3. Modeling Module 16](#_Toc201355459)

[Chapter 4 Experiments And Results 17](#_Toc201355460)

[4.1. Data collection 17](#_Toc201355461)

[4.2. Experiments 17](#_Toc201355462)

[4.3. Results 17](#_Toc201355463)

[4.4. Conclusion And Future Work 17](#_Toc201355464)

[References 18](#_Toc201355465)

# Introduction

## Problem And Motivation

Trong môi trường doanh nghiệp hiện tại, việc theo dõi, nhu cầu phân bổ và đánh giá tiến độ công việc hiệu quả ngày càng lớn, đặc biệt với sự gia tăng về quy mô dự án và độ phức tạp trong quy trình vận hành. Mặc dù nhiều công cụ như Jira hay Trello đã được áp dụng rộng rãi, chúng vẫn chủ yếu mang tính chất lưu trữ và theo dõi thủ công, đòi hỏi sự can thiệp thường xuyên từ người dùng. Điều này khiến quá trình tổng hợp báo cáo, đề xuất công việc hoặc hướng dẫn nhân viên mới trở nên tốn thời gian và thiếu nhất quán.

Song song với đó, sự phát triển nhanh chóng của các mô hình ngôn ngữ lớn (LLMs) như ChatGPT, Grok, DeepSeek mở ra cơ hội mới trong việc tự động hóa các tác vụ quản lý công việc. DeepSeek là một dòng mô hình ngôn ngữ mã nguồn mở được huấn luyện trên tập dữ liệu quy mô hàng nghìn tỷ token, với năng lực suy luận được tăng cường thông qua các chiến lược huấn luyện nhiều giai đoạn [4]. Tuy nhiên, để tận dụng hiệu quả các mô hình này trong môi trường doanh nghiệp cụ thể, việc tinh chỉnh (fine-tuning) dựa trên dữ liệu nội bộ là điều thiết yếu. Điều này đặt ra thách thức về hiệu quả tài nguyên, khả năng mở rộng và nguy cơ làm mất đi tri thức nền của mô hình gốc nếu không được huấn luyện đúng cách [2].

Từ nhu cầu thực tiễn, bài viết này này tập trung phát triển một hệ thống trí tuệ nhân tạo hỗ trợ doanh nghiệp trong việc theo dõi, phân tích và tối ưu hóa hoạt động vận hành nội bộ. Hệ thống dựa trên DeepSeek, một trong những mô hình LLM mã nguồn mở nổi bật hiện nay, được huấn luyện trên dữ liệu quy mô lớn, sở hữu khả năng suy luận ngữ cảnh tốt và có hỗ trợ tiếng việt. Tuy nhiên, để khai thác hiệu quả mô hình trong môi trường doanh nghiệp cụ thể, nơi có ngôn ngữ nội bộ, thuật ngữ chuyên ngành và đặc thù quy trình riêng biệt, việc fine-tuning là yếu tố bắt buộc. Fine-tune không chỉ giúp thích nghi với dữ liệu đặc thù của tổ chức mà còn mở ra khả năng tự động hóa hàng loạt quy trình như: tạo báo cáo tiến độ công việc, đề xuất nhiệm vụ phù hợp theo bối cảnh và định hướng nhân viên mới thông qua các hướng dẫn được cá nhân hóa.

Để giải quyết các bài toán trên mà vẫn đảm bảo hiệu quả tài nguyên và độ ổn định mô hình, bài viết đề xuất kỹ thuật LoRA (Low-Rank Adaptation) trong quá trình tinh chỉnh mô hình DeepSeek. LoRA là một phương pháp được đề xuất bởi [1]. cho phép giảm thiểu đáng kể số lượng trọng số cần cập nhật bằng cách chèn thêm các ma trận hạng thấp vào trong cấu trúc mô hình đã huấn luyện sẵn. Nhờ đó, quá trình fine-tune có thể được thực hiện với chi phí bộ nhớ và tính toán thấp hơn hàng chục lần so với tinh chỉnh toàn bộ mô hình, nhưng vẫn giữ nguyên được hiệu năng ở mức cao. Vì các trọng số gốc được giữ nguyên, mô hình sau tinh chỉnh bằng LoRA có khả năng duy trì tốt các tri thức nền, qua đó hạn chế hiệu ứng catastrophic forgetting [2].

LoRA cũng mang lại tính linh hoạt cao cho doanh nghiệp: chỉ cần lưu trữ phần trọng số được chèn thêm (adapter) thay vì toàn bộ mô hình sau khi huấn luyện, giúp giảm chi phí lưu trữ và dễ dàng triển khai đa phiên bản cho các bộ phận khác nhau. Trong bài viết này, dữ liệu huấn luyện được lấy từ các nền tảng Jira, cùng với các tệp log nội bộ ghi nhận tiến trình làm việc, phản hồi nhân viên và lịch sử nhiệm vụ. Dữ liệu này được xử lý và cấu trúc lại theo định dạng chuẩn đầu vào của mô hình, từ đó phục vụ cho việc huấn luyện các adapter LoRA theo từng tác vụ chuyên biệt: tạo báo cáo tổng hợp công việc, đề xuất nhiệm vụ tương thích với vai trò, và hỗ trợ định hướng và hướng dẫn xử lý task cho nhân viên mới.

Việc tích hợp mô hình DeepSeek đã được tinh chỉnh vào hệ thống quản lý công việc sẽ không chỉ giúp tự động hóa nhiều khâu quan trọng, mà còn đóng vai trò như một “trợ lý nội bộ”, có khả năng hiểu ngữ cảnh, đề xuất hành động và hỗ trợ ra quyết định theo thời gian thực. Đây là bước tiến cần thiết nhằm nâng cao năng lực vận hành trong bối cảnh doanh nghiệp đang đối mặt với áp lực chuyển đổi số và tối ưu nguồn lực.

## Related Works

Trong vài năm gần đây, việc ứng dụng các mô hình ngôn ngữ lớn (LLM) vào hệ thống hỗ trợ doanh nghiệp đã nhận được nhiều sự quan tâm từ. Các mô hình như GPT, LLaMA, và gần đây là DeepSeek đã cho thấy tiềm năng trong việc xử lý ngôn ngữ tự nhiên một cách linh hoạt và chính xác, mở ra hướng phát triển cho các hệ thống tự động như trợ lý công việc, công cụ tổng hợp báo cáo, và gợi ý tác vụ thông minh. Tuy nhiên, để triển khai các mô hình này một cách hiệu quả trong môi trường doanh nghiệp cụ thể, yêu cầu về tinh chỉnh mô hình (fine-tuning) theo dữ liệu nội bộ trở nên cần thiết.

Một trong những công trình có ảnh hưởng lớn trong lĩnh vực tinh chỉnh LLM là nghiên cứu của [1], giới thiệu kỹ thuật **LoRA – Low-Rank Adaptation**. Phương pháp này giữ lại toàn bộ trọng số của mô hình gốc và chỉ huấn luyện thêm hai ma trận hạng thấp tại các lớp attention, giúp giảm mạnh chi phí bộ nhớ và tính toán trong quá trình fine-tune. LoRA được chứng minh có thể đạt chất lượng tương đương với fine-tuning toàn phần trong nhiều tác vụ NLP, đồng thời giảm nguy cơ làm mất đi các kiến thức nền đã học trước đó. Nhờ tính chất nhẹ và linh hoạt, LoRA đã trở thành nền tảng cho nhiều phương pháp mở rộng như QLoRA [5], áp dụng LoRA trên mô hình lượng tử hóa 4-bit để tinh chỉnh hiệu quả trên GPU bộ nhớ thấp.

Bên cạnh hiệu quả tính toán, một vấn đề khác trong fine-tuning là **hiện tượng catastrophic forgetting**,khi mô hình được tinh chỉnh nhiều lần hoặc cập nhật liên tục theo thời gian. [2] đã nghiên cứu mối quan hệ giữa số lượng bước huấn luyện và mức độ suy giảm kiến thức gốc, chỉ ra rằng ngay cả với các kỹ thuật như LoRA, nếu không có chiến lược quản lý thông tin hợp lý thì mô hình vẫn bị mất kiến thức nền nghiêm trọng. [6] cung cấp một khảo sát toàn diện về các phương pháp continual learning cho LLMs, bao gồm rehearsal, regularization, parameter isolation, và kết hợp các kỹ thuật như adapter hoặc LoRA để duy trì hiệu năng lâu dài.

Đối với những model LLM mã nguồn mở, DeepSeek là mô hình có tiềm năng cao, được thiết kế theo hướng hỗ trợ cộng đồng nghiên cứu triển khai mô hình hiệu quả trên dữ liệu tùy biến. Trong báo cáo kỹ thuật mới nhất, nhóm DeepSeek [4] đã huấn luyện các mô hình từ 1.3B đến 67B tham số với dữ liệu chất lượng cao, hỗ trợ đa ngôn ngữ và tối ưu cho khả năng suy luận logic. DeepSeek-R1, phiên bản fine-tuned reasoning model của họ, đạt kết quả tương đương với các mô hình thương mại như OpenAI GPT-3.5 trong nhiều tác vụ đòi hỏi lập luận nhiều bước [7]. Đáng chú ý, DeepSeek được phát hành với giấy phép mã nguồn mở đầy đủ, tạo điều kiện thuận lợi cho việc áp dụng trong môi trường doanh nghiệp không có khả năng truy cập mô hình thương mại đắt đỏ.

Một số tài liệu thực nghiệm cũng đã chứng minh khả năng ứng dụng của DeepSeek vào các bài toán đặc thù. Ví dụ, trong tài liệu hướng dẫn của DataCamp [8] các tác giả đã thực hiện tinh chỉnh DeepSeek-R1 Distill (8B) bằng kỹ thuật LoRA để xây dựng chatbot y khoa có khả năng suy luận theo chuỗi (chain-of-thought). Mặc dù không liên quan trực tiếp đến tác vụ quản lý công việc, nhưng phương pháp tiền xử lý dữ liệu và chiến lược fine-tuning trong nghiên cứu này hoàn toàn có thể áp dụng cho các bài toán tương tự như tạo báo cáo, phân tích tiến độ, hoặc đề xuất nhiệm vụ trong doanh nghiệp.

Cuối cùng, để triển khai các mô hình tinh chỉnh này vào thực tế, một vấn đề khác là hạn chế tài nguyên phần cứng. [9] đã chứng minh khả năng tinh chỉnh mô hình LLM quy mô trung bình (1.3B–7B tham số) bằng kỹ thuật LoRA ngay trên CPU thông qua kỹ thuật tối ưu tính toán ma trận và lượng tử hóa nhẹ. Điều này đặc biệt quan trọng với các doanh nghiệp nhỏ hoặc tổ chức không có GPU chuyên dụng, giúp hạ thấp rào cản triển khai hệ thống AI trong nội bộ.

Các công trình hiện tại đã xây dựng nền móng quan trọng cho việc áp dụng LLM vào các hệ thống trợ lý doanh nghiệp. Tuy nhiên, vẫn còn thiếu những nghiên cứu cụ thể hóa hướng tiếp cận trong bài toán **quản lý công việc**, nơi đòi hỏi khả năng tích hợp dữ liệu nội bộ (như Jira, hệ thống chat), giữ ổn định tri thức nền và hoạt động hiệu quả trên nền tảng tài nguyên hạn chế. Bài viết này kế thừa các hướng tiếp cận đã được xác lập, đồng thời mở rộng bằng cách kết hợp DeepSeek, LoRA và dữ liệu công việc thực tế để xây dựng một hệ thống hỗ trợ quản lý phù hợp với nhu cầu của doanh nghiệp hiện đại.

## Contribution

Bài viết tập trung vào việc thiết kế và phát triển một hệ thống quản lý công việc dựa trên mô hình ngôn ngữ lớn DeepSeek, với các thành phần được tinh chỉnh bằng kỹ thuật Low-Rank Adaptation (LoRA) nhằm đảm bảo hiệu quả triển khai trong môi trường doanh nghiệp có tài nguyên hạn chế.

Bài viết đề xuất một kiến trúc hệ thống quản lý công việc AI phù hợp với bối cảnh doanh nghiệp vừa và nhỏ, trong đó dữ liệu được lấy từ những hệ thống quản lý công việc như Trello, Jira và các nguồn tài liệu nội bộ để tổng hợp thành dataset. Từ dữ liệu được cung cấp, mô hình sẽ huấn luyện với kỹ thuật Cola, với mỗi vòng huấn luyện các vector trong ma trận A được ép trực giao mềm với nhau. Từ đó tăng khả năng học dữ liệu mới trong những tập dữ liệu hạn chế, khai thác được những dữ liệu khó học, đảm bảo các khả năng chia sẻ kiến thức, đồng thời giảm catastrophic forgetting khi khi vector mới chỉ trùng lặp một phần rất nhỏ với tri thức đã học, từ đó chủ yếu gây nhiễu chứ không hoàn toàn khiến mô hình cũ bị quên đi những tri thức cũ.

# Background Study

Để thiết kế và triển khai thành công một hệ thống quản lý công việc sử dụng trí tuệ nhân tạo, phù hợp với nhu cầu đặc thù của doanh nghiệp, cần xây dựng nền tảng kiến thức vững chắc về cả quy trình vận hành hiện tại và các tiến bộ kỹ thuật trong lĩnh vực mô hình ngôn ngữ lớn. Trước tiên, cấu trúc và đặc điểm dữ liệu của các phương pháp quản lý công việc phổ biến sẽ được phân tích nhằm xác định các điểm có thể tích hợp mô hình AI. Sau đó, các nền tảng kỹ thuật cốt lõi như mô hình DeepSeek, kỹ thuật tinh chỉnh LoRA và chiến lược huấn luyện nhiều giai đoạn, đây cơ sở cho việc lựa chọn công nghệ phù hợp để xây dựng hệ thống hiệu quả, nhẹ và dễ cập nhật theo môi trường thực tế.

## Business Workflow in Enterprises

Trong môi trường doanh nghiệp hiện đại, việc quản lý công việc hiệu quả đóng vai trò quan trọng trong việc đảm bảo năng suất và sự phối hợp giữa các bộ phận. Các tổ chức thường triển khai các hệ thống quản lý quy trình công việc (Workflow Management Systems - WfMS) để tự động hóa và giám sát các quy trình vận hành phức tạp như Jira, Trello. Nên việc thu thập thông tin trao đổi giữa các bộ phận là một việc khả thi.

Tuy nhiên việc lấy dữ liệu từ các hệ thống quản lý quy trình công việc phát sinh một vấn đề. Các công việc thường có sự liên quan nhất định đến sản phẩm, dịch vụ mà công ty cung cấp, nhưng đồng thời cũng có sự tách biệt về thông tin trao đổi trong nội bộ từng đơn vị, phòng ban. Dẫn đến việc dữ liệu khi thu thập vừa có tính tương đồng, nhưng cũng có tính khác biệt trong chi tiết từng công việc. Ví dụ cùng nói về 1 phần mềm, cùng là những thuật ngữ chuyên ngành, nhưng bộ phận BA sẽ cần thu thập cách tương tác với phần mềm; nhưng bộ phận Dev lại có những yêu cầu chuyên sâu về việc hiểu từng chức năng của hệ thống qua code. Từ đó đặt ra yêu cầu về việc mô hình phải hiểu rõ được chính xác sự liên quan khi các bộ phận cùng đề cập đến 1 chức năng, nhưng cũng phải hiểu rõ yêu cầu chuyên sâu của chức năng đó với từng bộ phận là gì.

## DeepSeek model

The DeepSeek-R1-Distill-Qwen-7B là một mô hình ngôn ngữ lớn (LLM) với 7 tỷ tham số, được phát triển dựa trên kiến trúc Qwen và tinh chỉnh từ phiên bản DeepSeek-R1. Mô hình này được thiết kế nhằm đạt hiệu suất cao trong các tác vụ suy luận logic, lập trình và toán học, đồng thời tối ưu hóa cho việc triển khai trên các hệ thống có tài nguyên hạn chế.

Mô hình sử dụng kiến trúc decoder-only Transformer với các đặc điểm kỹ thuật sau:

* Số lớp (n\_layers): 30
* Kích thước mô hình (d\_model): 4096
* Kích thước lớp trung gian (d\_intermediate): 11008
* Số đầu attention (n\_heads): 32
* Số đầu attention cho key-value (n\_kv\_heads): 32
* Kích thước từ vựng: 102,400 (byte-level BPE)
* Chiều dài ngữ cảnh tối đa: 4096 token

DeepSeek-R1-Distill-Qwen-7B có thể được triển khai trên các hệ thống với cấu hình phần cứng vừa phải [10]:

* GPU đề xuất: NVIDIA RTX 3070 với VRAM tối thiểu 8GB
* Yêu cầu VRAM: Khoảng 3.3GB
* Hỗ trợ lượng tử hóa: Có thể giảm yêu cầu VRAM xuống còn khoảng 4GB khi sử dụng lượng tử hóa 4-bit

Điều này cho phép các doanh nghiệp triển khai mô hình trên các máy trạm tiêu chuẩn hoặc thậm chí trên các máy tính cá nhân với cấu hình phù hợp. DeepSeek-R1-Distill-Qwen-7B đã được đánh giá cao trong các bài kiểm tra về khả năng suy luận và lập trình, đạt kết quả tương đương với các mô hình lớn hơn như Qwen3-235B-thinking. Mô hình này tận dụng kỹ thuật chain-of-thought từ DeepSeek-R1 để cải thiện khả năng suy luận, đồng thời duy trì hiệu suất cao trong khi giảm thiểu yêu cầu về tài nguyên tính toán. Với sự cân bằng giữa hiệu suất và khả năng triển khai, DeepSeek-R1-Distill-Qwen-7B là lựa chọn phù hợp cho các ứng dụng doanh nghiệp yêu cầu mô hình ngôn ngữ lớn có khả năng suy luận mạnh mẽ nhưng vẫn có thể triển khai trên hạ tầng phần cứng hiện có.

## Low-Rank Adaptation

LoRA (Low-Rank Adaptation) là một kỹ thuật parameter efficient fine tuning, được đề xuất bởi [1], nhằm giảm thiểu số lượng tham số cần cập nhật khi tinh chỉnh các mô hình ngôn ngữ lớn. Trong phương pháp tinh chỉnh truyền thống, toàn bộ ma trận trọng số W của mô hình sẽ được cập nhật trong quá trình huấn luyện lại, điều này đòi hỏi rất nhiều tài nguyên tính toán và bộ nhớ – đặc biệt khi mô hình có hàng tỷ tham số [1]. Khác với cách tiếp cận này, LoRA giữ nguyên các trọng số gốc và chỉ thêm vào các ma trận có hạng thấp, giúp giảm đáng kể chi phí tính toán và bộ nhớ cần thiết trong quá trình huấn luyện.

Thay vì việc cập nhật trực tiếp ma trận trọng số gốc *W*, LoRA giữ nguyên *W* và chèn thêm một phần hiệu chỉnh có hạng thấp, ký hiệu là ΔW. Với mô hình có một matrận trọng số W∈R*d×k* – nghĩa là có d hàng và k cột, LoRA sẽ thêm vào một ma trận mới được tính từ tích của hai ma trận nhỏ hơn theo công thức ΔW=B⋅A, trong đó A∈Rr×k, B∈Rd×r và r≪min(d,k). Ma trận A đại diện cho các hướng học mới của trọng số gốc W, giúp chiếu thông tin đầu vào xuống không gian hạng thấp, Ma trận B tái mở rộng thông tin từ không gian thấp lên không gian đầu ra, kết hợp lại để tạo ra hiệu chỉnh ΔW = B·A. Sau đó ta tính W′=W+α⋅ΔW, với α là hệ số điều chỉnh, sử dụng như một scaling factor. Nhằm đảm bảo rằng tổng mức ảnh hưởng của phần hiệu chỉnh ΔW là phù hợp, bất kể giá trị r được chọn là bao nhiêu. Điều này cho phép việc thay đổi r (độ nén của ma trận hiệu chỉnh) mà không làm mất cân bằng mức độ tác động của phần tinh chỉnh lên mô hình gốc [1].

Từ thực tiễn, có một vài cách để chọn α tối ưu cho mô hình; theo đó Determined AI khuyến nghị bắt đầu với α=r, sau đó giữ ổn định giá trị này khi thay đổi rank mà không cần tinh chỉnh lại α [11], theo tài liệu AutoTrain Hugging Face đưa ra giá trị mặc định α=32 với rank = 16, và cảnh báo việc đặt α≫r có thể gây overfitting [12]. Sebastian Raschka cũng đưa ra nguyên tắcα / r = 2 [13] là một tỷ lệ hợp lý để giúp ΔW không quá mạnh cũng không quá yếu so với trọng số gốc. Tuy nhiên, theo nghiên cứu của [14] việc sử dụng γr=α/r có thể gây ra hiện tượng suy giảm tốc độ học và hiệu suất tinh chỉnh, đặc biệt khi sử dụng các giá trị r lớn, tác giả đã đề xuất một phương pháp mới gọi là rsLoRA (rank-stabilized LoRA), trong đó hệ số điều chỉnh được thay bằng γr=α/√r để giúp giữ cho độ lớn của phần hiệu chỉnh ΔW ổn định hơn khi r tăng, từ đó cải thiện độ hội tụ và hiệu quả huấn luyện mà không làm ảnh hưởng đến khả năng suy luận của mô hình. Kalajdzievski chứng minh rằng rsLoRA không chỉ cải thiện hiệu suất trên các bài toán benchmark mà còn giảm yêu cầu về tài nguyên tính toán khi huấn luyện các mô hình ngôn ngữ lớn [14].

Việc sử dụng ma trận hạng thấp giúp mô hình áp dụng kỹ thuật LoRA đạt hiệu suất tinh chỉnh tương đương với các phương pháp truyền thống, nhưng chỉ cần 0.1% đến 1% số thamsố được huấn luyện so với fine-tuning đầy đủ [1]. Điều này khiến LoRA trở nên đặc biệt hữu ích trong các môi trường hạn chế tài nguyên, chẳng hạn như khi huấn luyện trên CPU hoặc GPU dung lượng thấp, giúp các doanh nghiệp vừa và nhỏ cũng có thể dễ dàng huấn luyện các mô hình AI của riêng họ.

## Orthogonal-Low-Rank Adaptation

Orthogonalized trong fine-tuning trong Large Language Models là một kỹ thuật để ép các vector hàng hoặc cột của ma trận vuông góc góc với nhau và có độ dài bằng 1. Điều này sẽ ép mô hình phải học thêm thông tin mới và tránh việc học chung hướng với những dữ liệu đã có sẵn khiến mô hình bị catastrophic forgetting [15] [16].

Orthogonal Low-Rank Adaptation [15] là một phương pháp Continual Multi-Task Fine-Tuning, bằng cách chia sẵn dữ liệu thành các task với chủ đề hoặc mục tiêu riêng biệt, O-Lora sẽ huấn luyện tuần tự từng task đó. Từ những task được chia sẵn đó, O-Lora sẽ fine-tuning từng task riêng. Với các nguyên tắc:

* Mỗi task chỉ train trên tập dữ liệu của task hiện tại,
* Bằng cách tính tính mức độ giao nhau giữa các vector O-LoRA tính ra một hàm mất mát phụ gọi là orth\_loss, Sau đó, hàm này được nhân với một hệ số điều chỉnh lambda\_orth và cộng thêm vào tổng mất mát theo công thức: total\_loss = lm\_loss + lambda\_orth \* orth\_loss. Bằng cách này, ma trận A sẽ được ép dần phải trực giao với ma trận A của những task trước đó và trực giao với các hàng khác trong chính nó.
* Sau khi training xong adapter sẽ phải freeze để đảm bảo kiến thức đã được học được bảo toàn.

Bằng cách ép các hướng học (ma trận A) của task mới **t**rực giao với các task trước, O-LoRA đảm bảo mô hình không ghi đè kiến thức đã học, từ đó duy trì hiệu suất tốt cho các tác vụ cũ mà không cần truy cập lại dữ liệu gốc. Mỗi task được ánh xạ vào một không gian con khác biệt nhờ tính chất trực giao của các vector học, giúp mô hình phân biệt rõ ràng giữa các nhiệm vụ khác nhau, tránh nhiễu loạn trong quá trình huấn luyện đa nhiệm. Nhờ không gian học bị giới hạn bởi trực giao, mô hình bị "bắt buộc" phải học các hướng mới thay vì khai thác quá mức vào các trọng số cũ, điều này giúp giảm nguy cơ overfit trên các task ít dữ liệu.

Tuy O-LoRA mang lại hiệu quả cao trong việc bảo toàn tri thức cũ và tránh nhiễu giữa các tác vụ thông qua ràng buộc trực giao, nhưng việc ép ma trận học A của mỗi task phải vuông góc với các task trước cũng có thể vô tình giới hạn không gian biểu diễn mà mô hình có thể học. Điều này đặc biệt đúng trong bối cảnh các task có liên quan cao hoặc chia sẻ nhiều đặc trưng chung – khi đó, việc bắt buộc học theo các hướng hoàn toàn mới có thể khiến mô hình không tận dụng được các biểu diễn hiệu quả sẵn có. [16] [17] chỉ ra các mô hình chỉ được cập nhật trong một không gian biểu diễn bị giới hạn tuy hiệu quả trong việc giảm nhiễu và tránh interference, nhưng lại làm giảm đáng kể khả năng học linh hoạt của mô hìnhdo không thể điều chỉnh đầy đủ các thành phần trọng số.

## Chain of LoRa

Chain of LoRA (COLA) là một kỹ thuật fine-tuning theo hướng residual learning, được đề xuất bởi [18] để khắc phục hạn chế về khả năng tổng quát của phương pháp LoRA gốc. LoRA mặc dù hiệu quả về mặt tài nguyên, nhưng vẫn kém hơn fine-tuning toàn phần trong một số bài toán do chỉ cập nhật một phần nhỏ trọng số dưới dạng ma trận hạng thấp.

COLA lấy cảm hứng từ thuật toán Frank-Wolfe trong tối ưu hóa hàm phi lồi, cho phép tăng dần hạng của phần cập nhật trọng số mà không làm tăng đáng kể chi phí tính toán hay bộ nhớ. COLA giải quyết vấn đề giới hạn khả năng học bằng cách xây dựng chuỗi các LoRA module liên tiếp, mỗi module học phần dư còn lại của trọng số chưa được điều chỉnh, từ đó dần dần xấp xỉ tốt hơn với cập nhật tối ưu. COLA triển khai mô hình theo nhiều giai đoạn:

* Tune LoRA: Huấn luyện một module LoRA mới trên trọng số hiện tại.
* Tie a knot: Hợp nhất trọng số vừa học vào backbone.
* Extend the chain: Khởi tạo adapter LoRA mới và tiếp tục học phần dư thừa còn lại.

Quá trình này lặp lại cho đến khi hoàn thành chuỗi nhiệm vụ. COLA sử dụng residual learning để từng bước nâng cấp mô hình - mỗi adapter mới tương đương một bước fine-tune trong kỹ thuật multi-stage - nhưng không làm gia tăng chi phí tính toán hay bộ nhớ. COLA còn đề ra chiến lược giảm dần rank giữa các vòng học, cho phép tận dụng tri thức học được trước đó một cách hiệu quả, đồng thời tối ưu hoá chi phí huấn luyện ở các vòng sau.

COLA nâng cao khả năng tổng quát hóa của mô hình so với phương pháp LoRA truyền thống bằng cách học cập nhật trọng số theo từng phần dư (residual), từ đó xấp xỉ dần với trọng số tối ưu. Nhờ cơ chế học theo chuỗi, mỗi vòng lặp COLA tập trung vào phần thông tin chưa được học từ các vòng trước, giúp mô hình khai thác triệt để không gian biểu diễn mà không ghi đè các biểu diễn đã học.

Việc hợp nhất (merge) các adapter vào mô hình backbone sau mỗi vòng giúp giữ nguyên chi phí bộ nhớ, tránh tích lũy các module dư thừa. Đồng thời, chiến lược giảm dần rank trong các vòng sau cho phép mô hình sử dụng ít tham số hơn mà vẫn duy trì chất lượng đầu ra, từ đó tối ưu chi phí tính toán.

Đặc biệt, ở các tác vụ phức tạp hoặc với bộ dữ liệu nhỏ, việc chia nhỏ mục tiêu học thành nhiều bước dễ tối ưu hơn giúp COLA tăng độ ổn định trong quá trình huấn luyện. Thực nghiệm trên các mô hình như OPT-1.3B và LLaMA-2-7B cho thấy COLA cải thiện độ chính xác trên tất cả các benchmark thử nghiệm (ví dụ: tăng 6.47% trên task WSC) mà không làm tăng chi phí huấn luyện so với LoRA thông thường.

# System Design

## System Architecture

Hệ thống chatbot hỗ trợ hỏi đáp nội bộ được thiết kế theo kiến trúc ba tầng chính: Thu thập dữ liệu, Xử lý & Huấn luyện mô hình, và Triển khai inference thông qua API. Kiến trúc tổng thể của hệ thống được minh họa trong Hình 1.

Ở tầng đầu tiên, dữ liệu được thu thập từ ba nguồn chính: tài liệu hướng dẫn nội bộ, các hệ thống quản lý công việc như Jira hoặc Trello, và thông tin khảo sát/phỏng vấn từ nhân sự trong tổ chức. Sau khi được thu thập, dữ liệu được chuẩn hóa thành các cặp câu hỏi–trả lời theo định dạng instruction-tuning phù hợp cho các mô hình ngôn ngữ lớn.

Tầng huấn luyện mô hìnháp dụng kỹ thuật LoRA kết hợp với CoLA. Mô hình ngôn ngữ gốc được sử dụng là DeepSeek-R1-Distill-Qwen-1.5B, một phiên bản nhẹ có hiệu suất cao và hỗ trợ tiếng Việt. Quá trình huấn luyện được thực hiện theo từng vòng (round), với mỗi vòng bổ sung một adapter LoRA mới nhằm học phần thông tin dư chưa được tối ưu ở vòng trước. Trong mỗi vòng, hệ thống tính orthogonal loss cộng thêm vào total loss, để đảm bảo các hướng học mới không trùng với các vector khác, giúp hạn chế hiện tượng catastrophic forgetting và gia tăng khả năng học nhiều hướng khác.

Cuối cùng, mô hình sau huấn luyện được lưu trữ và triển khai dưới dạng API thông qua nền tảng Hugging Face Transformers. API này cho phép các hệ thống nội bộ gọi đến mô hình chatbot để nhận phản hồi theo ngữ cảnh, đồng thời lưu trữ lịch sử phiên trò chuyện để tăng khả năng hiểu ngữ cảnh trong các tương tác tiếp theo. Để đảm bảo hiệu suất và kiểm soát độ dài ngữ cảnh, hệ thống chỉ sử dụng một số lượt hội thoại gần nhất (5–10 lượt) để tạo prompt đầu vào cho mỗi phiên inference

## Data Preprocessing

x2

## Modeling Module

X4

# Experiments And Results

## Data collection

x0.5

## Experiments

x3

## Results

x2

## Conclusion And Future Work

X1

# References

|  |  |
| --- | --- |
| [1] | Edward J. Hu, Yelong Shen, Phillip Wallis, Zeyuan Allen-Zhu, Yuanzhi Li, Shean Wang, Lu Wang, Weizhu Chen, "LoRA: Low-Rank Adaptation of Large Language Models," 17 Jun 2021. [Online]. Available: https://arxiv.org/abs/2106.09685. [Accessed 12 05 2025]. |
| [2] | D. Kalajdzievski, "Scaling Laws for Forgetting When Fine-Tuning Large Language Models," 11 Jan arxiv. [Online]. Available: https://arxiv.org/abs/2401.05605. [Accessed 13 05 2025]. |
| [3] | Hong Liu, Saisai Gong, Yixin Ji, Kaixin Wu, Jia Xu, Jinjie Gu, "Boosting LLM-based Relevance Modeling with Distribution-Aware Robust Learning," 17 Dec 2024. [Online]. Available: https://arxiv.org/abs/2412.12504. [Accessed 13 05 1015]. |
| [4] | DeepSeek-AI, Aixin Liu, Bei Feng, Bing Xue, Bingxuan Wang, Bochao Wu, Chengda Lu, Chenggang Zhao, Chengqi Deng, Chenyu Zhang,..100 additional authors not shown), "DeepSeek-V3 Technical Report," 2025 . |
| [5] | Tim Dettmers, Artidoro Pagnoni, Ari Holtzman, Luke Zettlemoyer, "QLoRA: Efficient Finetuning of Quantized LLMs," 23 May 2023. [Online]. Available: https://arxiv.org/abs/2305.14314. [Accessed 25 May 2025]. |
| [6] | Haizhou Shi, Zihao Xu, Hengyi Wang, Weiyi Qin, Wenyuan Wang, Yibin Wang, Zifeng Wang, Sayna Ebrahimi, Hao Wang, "Continual Learning of Large Language Models: A Comprehensive Survey," 25 Apr 2024 . [Online]. Available: https://arxiv.org/abs/2404.16789. [Accessed 25 May 2025]. |
| [7] | DeepSeek-AI, Daya Guo, Dejian Yang, Haowei Zhang, Junxiao Song, Ruoyu Zhang, Runxin Xu, Qihao Zhu, Shirong Ma, Peiyi Wang, Xiao Bi. (100 additional authors not shown), "DeepSeek-R1: Incentivizing Reasoning Capability in LLMs via Reinforcement Learning," 22 Jan 2025. [Online]. Available: https://arxiv.org/abs/2501.12948. [Accessed 25 May 2025]. |
| [8] | "Fine-Tuning DeepSeek R1 (Reasoning Model)," 27 Jan 2025. [Online]. Available: https://www.datacamp.com/tutorial/fine-tuning-deepseek-r1-reasoning-model. [Accessed 25 May 2025]. |
| [9] | E. Page, "Fine-Tuning LLMs using Intel Xeon CPUs," 18 Mar 2025. [Online]. Available: https://lenovopress.lenovo.com/lp2179-fine-tuning-llms-using-intel-xeon-cpus. [Accessed 25 May 2025]. |
| [10] | DeepSeek-AI, "DeepSeek-R1-Distill-Qwen-7B," [Online]. Available: https://huggingface.co/deepseek-ai/DeepSeek-R1-Distill-Qwen-7B. |
| [11] | Sze Wai Yuen, Liam Li, Kevin Musgrave, "Finding the best LoRA parameters," 11 Sep 2024. [Online]. Available: https://www.determined.ai/blog/lora-parameters. [Accessed 7 Jun 2025]. |
| [12] | H. Face, "Seq2Seq Parameters," [Online]. Available: https://huggingface.co/docs/autotrain/en/seq2seq\_params. [Accessed 07 Jun 2025]. |
| [13] | S. Raschka, "Practical Tips for Finetuning LLMs Using LoRA (Low-Rank Adaptation)," 19 Nov 2023. [Online]. Available: https://magazine.sebastianraschka.com/p/practical-tips-for-finetuning-llms. [Accessed 08 Jun 2025]. |
| [14] | D. Kalajdzievski, "A Rank Stabilization Scaling Factor for Fine-Tuning with LoRA," 28 Nov 2023. [Online]. Available: https://arxiv.org/abs/2312.03732. [Accessed 08 Jun 2025]. |
| [15] | Xiao Wang, Tianze Chen, Qiming Ge, Han Xia, Rong Bao, Rui Zheng, Qi Zhang, Tao Gui, Xuanjing Huang, "Orthogonal Subspace Learning for Language Model Continual Learning," 22 Oct 2023. [Online]. Available: https://arxiv.org/abs/2310.14152. [Accessed 08 Jun 2025]. |
| [16] | Quan Cheng, Yuanyu Wan, Lingyu Wu, Chenping Hou, Lijun Zhang, "Continuous Subspace Optimization for Continual Learning," 17 May 2025. [Online]. Available: https://arxiv.org/abs/2505.11816. [Accessed 17 Jun 2025]. |
| [17] | Ruiyu Wang, Sen Wang, Xinxin Zuo, Qiang Sun, "Lifelong Learning with Task-Specific Adaptation: Addressing the Stability-Plasticity Dilemma," 08 Mar 2025. [Online]. Available: https://arxiv.org/abs/2503.06213. [Accessed 18 Jun 2025]. |
| [18] | Wenhan Xia, Chengwei Qin, Elad Hazan, "Chain of LoRA: Efficient Fine-tuning of Language Models via Residual Learning," 08 Jan 2024. [Online]. Available: https://arxiv.org/abs/2401.04151. [Accessed 08 Jun 2025]. |
| [19] | K. Miltos, H. Robin and M. Arnab, "Metro railway safety: An analysis of accident precursors," *Safety Science,* vol. 50, no. 7, pp. 1535-1548, 2012. |
| [20] | Y. Cao, Y. An, S. Shuai, G. Xie and Y. Sun, "A statistical study of railway safety in China and Japan 1990–2020," *Accident Analysis & Prevention,* vol. 175, 2022. |