**TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHIỆP TP.HCM**

**KHOA CÔNG NGHỆ THÔNG TIN**Logo

Description automatically generated with low confidence

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **ĐINH HỮU KHANG** | **20047741** | **DHHTTT16C** |
| **NGUYỄN ĐĂNG DƯƠNG** | **20117931** | **DHKTPM16B** |

**BÁO CÁO ĐỒ ÁN CUỐI KỲ**

**LỚP: NHẬP MÔN DỮ LIỆU LỚN**

|  |
| --- |
| **Improving Language Understanding**  **by Generative Pre-Training** |

*TP. Hồ Chí Minh, 14 tháng 12 năm 2023*

Mục lục

[1.Giới thiệu 3](#_Toc153478590)

[2.Các công trình nghiên cứu liên quan 5](#_Toc153478591)

[*2.1 Semi-supervised learning for NLP* 5](#_Toc153478592)

[*2.2Unsupervised pre-training* 6](#_Toc153478593)

[*2.3Auxiliary training objectives* 6](#_Toc153478594)

[3.Freamwork 7](#_Toc153478595)

[*3.1Unsupervised pre-training(Đào tạo trước không có giám sát)* 7](#_Toc153478596)

[*3.2Supervised fine-tuning(Tinh chỉnh có giám sát)* 7](#_Toc153478597)

[*3.3Task-specific input transformations(Chuyển đổi đầu vào theo nhiệm vụ cụ thể)* 9](#_Toc153478598)

[4. Experiment 9](#_Toc153478599)

[4.1. Thiết Lập (Setup) 9](#_Toc153478600)

[4.2 Tinh chỉnh có giám sát (Supervised fine-tuning) 10](#_Toc153478601)

[5. Phân tích 13](#_Toc153478602)

[*5.1 Impact of number of layers transferred(Ảnh Hưởng của Số Lớp Được Chuyển Giao):* 13](#_Toc153478603)

[*5.2 Zero-shot Behaviors:* 14](#_Toc153478604)

[*5.3Ablation studies* 15](#_Toc153478605)

[6. Kết Luận 15](#_Toc153478606)

# 1.Giới thiệu

Nhiệm vụ chính của các mô hình hiểu ngôn ngữ tự nhiên là thực hiện một loạt các công việc phức tạp như suy luận văn bản, trả lời câu hỏi, đánh giá sự tương đồng ngữ nghĩa và phân loại văn bản. Tuy nhiên, đối mặt với đa dạng lớn của các nhiệm vụ này, mô hình không chỉ đơn thuần phải hiểu ngữ cảnh mà còn cần phải có khả năng xử lý logic và suy luận.Một thách thức đặc biệt là sự thiếu hụt dữ liệu được gắn nhãn cho các nhiệm vụ cụ thể. Trong khi có nhiều tập dữ liệu văn bản chưa được gắn nhãn, điều này không đồng nghĩa với việc cung cấp đủ thông tin cho việc huấn luyện mô hình. Điều này tạo ra một nguy cơ lớn: mô hình có thể không học được đặc tính cụ thể và chi tiết của từng nhiệm vụ, dẫn đến khả năng phân loại hiệu quả bị giảm sút.Vấn đề này đặt ra một thách thức lớn đối với cộng đồng nghiên cứu NLP, đòi hỏi sự sáng tạo trong việc tìm kiếm cách tiếp cận mới để giải quyết vấn đề của sự thiếu hụt dữ liệu được gắn nhãn và đồng thời tăng cường khả năng của mô hình trong việc thực hiện một loạt các nhiệm vụ ngôn ngữ phức tạp.

Khả năng học hiệu quả từ văn bản thô là rất quan trọng để giảm bớt sự phụ thuộc vào học trong xử lý ngôn ngữ tự nhiên (NLP). Hầu hết các phương pháp học sâu đều yêu cầu đáng kể lượng dữ liệu được dán nhãn thủ công, điều này hạn chế khả năng ứng dụng của chúng trong nhiều lĩnh vực gặp khó khăn do thiếu tài nguyên chú thích. Trong những tình huống này, các mô hình có thể tận dụng ngôn ngữ thông tin từ dữ liệu chưa được gắn nhãn cung cấp một giải pháp thay thế có giá trị cho việc thu thập thêm chú thích, điều này có thể tốn thời gian và tốn kém. Hơn nữa, ngay cả trong trường hợp có sự giám sát đáng kể sẵn có, việc học cách biểu diễn tốt theo kiểu không giám sát có thể mang lại lợi ích đáng kể tăng hiệu suất. Bằng chứng thuyết phục nhất cho điều này cho đến nay là việc sử dụng rộng rãi các phần nhúng từ đã được đào tạo để cải thiện hiệu suất trên một loạt nhiệm vụ NLP

Tuy nhiên, việc tận dụng nhiều hơn thông tin ở cấp độ từ từ văn bản không được gắn nhãn là một thách thức đối với hai lý do chính. Đầu tiên, không rõ loại mục tiêu tối ưu hóa nào có hiệu quả nhất trong việc học trình bày văn bản hữu ích cho việc chuyển giao. Nghiên cứu gần đây đã xem xét các mục tiêu khác nhau chẳng hạn như mô hình hóa ngôn ngữ , dịch máy và tính mạch lạc của diễn ngôn, với mỗi phương pháp này thực hiện tốt hơn những phương pháp khác ở những nhiệm vụ khác nhau.Thứ hai, không có sự đồng thuận về phương pháp nào cách hiệu quả để chuyển những biểu diễn đã học này sang nhiệm vụ mục tiêu. Các kỹ thuật hiện có bao gồm sự kết hợp của việc thực hiện các thay đổi theo nhiệm vụ cụ thể đối với kiến trúc mô hình, sử dụng các chương trình học tậpvà bổ sung các mục tiêu học tập bổ trợ. Những điều không chắc chắn này đã làm rất khó để phát triển các phương pháp học bán giám sát hiệu quả để xử lý ngôn ngữ.

Trong bài viết này, chúng ta khám phá một cách tiếp cận bán giám sát cho các nhiệm vụ hiểu ngôn ngữ bằng cách sử dụng một sự kết hợp giữa đào tạo trước không giám sát và tinh chỉnh có giám sát. Mục tiêu của chúng ta là học một cách phổ quát sự thể hiện chuyển tải ít thích ứng với nhiều nhiệm vụ khác nhau. Chúng ta giả sử quyền truy cập vào một kho văn bản lớn không được gắn nhãn và một số bộ dữ liệu với các ví dụ đào tạo được chú thích thủ công (nhiệm vụ mục tiêu). Thiết lập không yêu cầu các tác vụ mục tiêu này phải nằm trong cùng một miền với tác vụ không được gắn nhãn tử thi. Chúng ta áp dụng quy trình đào tạo hai giai đoạn. Đầu tiên, chúng ta sử dụng mục tiêu mô hình hóa ngôn ngữ trên dữ liệu chưa được gắn nhãn để tìm hiểu các tham số ban đầu của mô hình mạng thần kinh. Sau đó, c thích nghi các tham số này cho một nhiệm vụ mục tiêu bằng cách sử dụng mục tiêu được giám sát tương ứng.

Đối với kiến trúc mô hình, sử dụng Transformer , đã được chứng minh là hoạt động mạnh mẽ trên các tác vụ khác nhau như dịch máy , tạo tài liệu và phân tích cú pháp . Lựa chọn mô hình này cung cấp cho chúng ta bộ nhớ có cấu trúc chặt chẽ hơn để xử lý các phụ thuộc dài hạn trong văn bản, so với các lựa chọn thay thế như mạng lặp lại, mang lại hiệu suất truyền mạnh mẽ trên nhiệm vụ đa dạng. Trong quá trình truyền, chúng ta sử dụng các điều chỉnh đầu vào dành riêng cho nhiệm vụ bắt nguồn từ kiểu truyền tải tiếp cận , xử lý văn bản nhập có cấu trúc dưới dạng một chuỗi mã thông báo liền kề. Khi chúng ta chứng minh trong các thử nghiệm của mình, những điều chỉnh này cho phép chúng ta tinh chỉnh một cách hiệu quả với mức tối thiểu thay đổi kiến trúc của mô hình được đào tạo trước. Chúng ta đánh giá cách tiếp cận về bốn loại nhiệm vụ hiểu ngôn ngữ– suy luận ngôn ngữ tự nhiên, trả lời câu hỏi, sự tương đồng về ngữ nghĩa và phân loại văn bản. Mô hình bất khả tri về nhiệm vụ chung vượt trội hơn các mô hình được đào tạo riêng biệt sử dụng các kiến trúc được tạo riêng cho từng mô hình nhiệm vụ, cải thiện đáng kể tính hiện đại ở 9 trong số 12 nhiệm vụ được nghiên cứu. Ví dụ, đạt được mức cải thiện tuyệt đối 8,9% về khả năng lý luận thông thường (Thử nghiệm Stories Cloze) , 5,7% khi trả lời câu hỏi (RACE)\, 1,5% cho việc đưa ra văn bản (MultiNLI) và 5,5% cho điểm chuẩn đa tác vụ GLUE được giới thiệu gần đây. Chúng ta cũng đã phân tích các hành vi không bắn của mô hình được đào tạo trước trên bốn cài đặt khác nhau và chứng minh rằng nó thu được ngôn ngữ hữu ích kiến thức cho các nhiệm vụ tiếp theo.

# 2.Các công trình nghiên cứu liên quan

## *2.1 Semi-supervised learning for NLP*

Học bán giám sát (Semi-supervised learning) trong xử lý ngôn ngữ tự nhiên (NLP) là một phương pháp học máy kết hợp cả dữ liệu được gắn nhãn và dữ liệu không được gắn nhãn để huấn luyện mô hình. Trong ngữ cảnh của NLP, việc này là quan trọng vì thường xuyên có ít dữ liệu được gắn nhãn hơn so với lượng dữ liệu tồn tại.Học bán giám sát thường bắt đầu bằng việc sử dụng một lượng lớn dữ liệu không được gắn nhãn để huấn luyện mô hình một cách không giám sát hoặc bán giám sát trước. Mô hình sau đó được tinh chỉnh bằng cách sử dụng một lượng nhỏ các dữ liệu được gắn nhãn để cải thiện độ chính xác và khả năng áp dụng của nó cho các nhiệm vụ cụ thể.Một ưu điểm của học bán giám sát trong NLP là khả năng tận dụng dữ liệu không được gắn nhãn nhiều, giảm thiểu công sức và chi phí trong việc thu thập dữ liệu được gắn nhãn. Đồng thời, phương pháp này có thể cải thiện hiệu suất của mô hình trên các nhiệm vụ như phân loại văn bản, dịch máy, hay suy luận ngôn ngữ tự nhiên.

Mô hình này đã thu hút sự quan tâm đáng kể, với các ứng dụng cho các nhiệm vụ như đánh dấu chuỗi hoặc phân loại văn bản . Những phương pháp đầu tiên đã sử dụng dữ liệu không được gắn nhãn để tính toán thống kê ở cấp độ từ hoặc cụm từ, sau đó được sử dụng như là đặc trưng trong một mô hình giám sát. Trong vài năm qua, các nhà nghiên cứu đã chứng minh lợi ích của việc sử dụng các biểu diễn từ, được đào tạo trên các tập văn bản không được gắn nhãn, để cải thiện hiệu suất trên nhiều nhiệm vụ khác nhau. Tuy nhiên, những phương pháp này chủ yếu chuyển giao thông tin ở cấp độ từ, trong khi chúng ta nhằm mục đích nắm bắt ngữ nghĩa ở cấp độ cao hơn. Các phương pháp gần đây đã nghiên cứu về việc học và sử dụng ngữ nghĩa ở cấp độ không chỉ từ mà còn từ dữ liệu không được gắn nhãn. Các biểu diễn ở cấp độ cụm từ hoặc câu, có thể được đào tạo bằng cách sử dụng một bộ văn bản không được gắn nhãn, đã được sử dụng để mã hóa văn bản thành các biểu diễn vector phù hợp cho các nhiệm vụ mục tiêu khác nhau.

## *2.2Unsupervised pre-training*

Tiền Huấn Luyện Không Giám Sát là một trường hợp đặc biệt của học bán giám sát, trong đó mục tiêu là tìm điểm khởi đầu tốt thay vì điều chỉnh mục tiêu học giám sát. Các nghiên cứu sớm đã khám phá việc sử dụng phương pháp này trong phân loại hình ảnh và các nhiệm vụ hồi quy. Các nghiên cứu tiếp theo chứng minh rằng việc đào tạo trước hoạt động như một phương pháp chính quy hóa, giúp cải thiện khả năng tổng quát hóa trong các mạng nơ-ron sâu. Trong các nghiên cứu gần đây, phương pháp này đã được sử dụng để hỗ trợ việc huấn luyện các mạng nơ-ron sâu trên các nhiệm vụ khác nhau như phân loại hình ảnh , nhận dạng giọng nói, làm rõ thực thể và dịch máy .

Liên quan đến việc đào tạo trước một mạng nơ-ron bằng một mục tiêu mô hình ngôn ngữ và sau đó điều chỉnh mô hình trên một nhiệm vụ mục tiêu với sự giám sát. Dai et al và Howard và Ruder tuân theo phương pháp này để cải thiện phân loại văn bản. Tuy nhiên, mặc dù giai đoạn đào tạo trước giúp nắm bắt một số thông tin ngôn ngữ, cách họ sử dụng mô hình LSTM hạn chế khả năng dự đoán của chúng đến một phạm vi ngắn. Ngược lại, sự lựa chọn của chúng ta về mạng biến áp cho phép chúng ta nắm bắt cấu trúc ngôn ngữ có phạm vi lớn hơn, như được chứng minh trong các thử nghiệm. Hơn nữa, chúng ta cũng chứng minh hiệu quả của mô hình của mình trên một loạt các nhiệm vụ bao gồm suy luận ngôn ngữ tự nhiên, phát hiện diễn đạt đồng nghĩa và hoàn thành câu chuyện. Các phương pháp khác sử dụng biểu diễn ẩn từ mô hình ngôn ngữ hoặc dịch máy được đào tạo trước làm đặc trưng phụ trợ trong khi huấn luyện một mô hình giám sát trên nhiệm vụ mục tiêu. Điều này liên quan đến một lượng đáng kể các tham số mới cho mỗi nhiệm vụ mục tiêu riêng biệt, trong khi yêu cầu sự thay đổi tối thiểu đối với kiến trúc mô hình trong quá trình chuyển giao.

## *2.3Auxiliary training objectives*

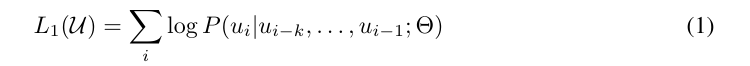
Để cải thiện khả năng học của mô hình, việc thêm vào các mục tiêu đào tạo bổ sung không giám sát là một lựa chọn trong học bán giám sát. Trong các nghiên cứu sớm, Collobert và Weston đã sử dụng nhiều nhiệm vụ NLP bổ sung như đánh dấu POS, phân đoạn, nhận dạng thực thể đặt tên, và mô hình ngôn ngữ để cải thiện đánh giá vai trò ý nghĩa ngữ pháp. Gần đây, Rei đã thêm mục tiêu mô hình ngôn ngữ bổ sung vào mục tiêu nhiệm vụ chính và đã chứng minh sự cải thiện về hiệu suất trong các nhiệm vụ đánh dấu chuỗi. Trong các thí nghiệm, chúng ta cũng sử dụng một mục tiêu bổ sung, việc tiền huấn luyện không giám sát đã học được nhiều khía cạnh ngôn ngữ liên quan đến các nhiệm vụ mục tiêu.

# 3.Freamwork

Quy trình đào tạo bao gồm hai giai đoạn. Giai đoạn đầu tiên là học một ngôn ngữ có dung lượng cao trên một tập văn bản lớn. Tiếp theo là giai đoạn tinh chỉnh, trong đó điều chỉnh mô hình cho phù hợp một nhiệm vụ phân biệt đối xử với dữ liệu được dán nhãn.

## *3.1Unsupervised pre-training(Đào tạo trước không có giám sát)*

Đưa ra một tập hợp mã thông báo không được giám sát U = {u1,…un}, sử dụng mục tiêu lập mô hình ngôn ngữ để tối đa hóa khả năng sau:



trong đó k là kích thước của cửa sổ ngữ cảnh và xác suất có điều kiện P được mô hình hóa bằng cách sử dụng mô hình mạng thần kinh có tham số .Các tham số này được huấn luyện bằng cách sử dụng phương pháp giảm độ dốc ngẫu nhiên .

Trong các thử nghiệm sử dụng bộ giải mã Transformer nhiều lớp cho mô hình ngôn ngữ, đó là một biến thể của máy biến áp. Mô hình này áp dụng hoạt động tự chú ý nhiều đầu trên mã thông báo bối cảnh đầu vào, theo sau là các lớp chuyển tiếp theo vị trí để tạo ra phân phối đầu ra trên mã thông báo mục tiêu:

A black text on a white background

Description automatically generated

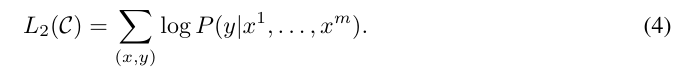
Trong đó  là vector ngữ cảnh của mã thông báo, n là số lớp, We là ma trận nhúng mã thông báo và WP là ma trận nhúng vị trí.

## *3.2Supervised fine-tuning(Tinh chỉnh có giám sát)*

Sau khi đào tạo mô hình với mục tiêu trong biểu thức 1 chúng ta điều chỉnh các tham số cho phù hợp với mục tiêu được giám sát nhiệm vụ. Giả sử một tập dữ liệu có nhãn C, trong đó mỗi phiên bản bao gồm một chuỗi mã thông báo đầu vào cùng với y. Các đầu vào được chuyển qua mô hình được đào tạo trước để có được kích hoạt khối biến áp cuối cùng , mô hình này sau đó được đưa vào lớp đầu ra tuyến tính bổ sung với Wy để dự đoán y.



Điều này cho chúng ta mục tiêu sau đây để tối đa hóa



Ngoài ra, chúng ta còn nhận thấy rằng việc đưa mô hình ngôn ngữ vào như một mục tiêu phụ trợ cho việc tinh chỉnh hỗ trợ việc học bằng cách (a) cải thiện tính khái quát hóa củamô hình được giám sát và (b) tăng tốc sự hội tụ. Điều này phù hợp với nghiên cứu trước đây [50, 43], người cũng quan sát thấy hiệu suất được cải thiện với một mục tiêu phụ trợ như vậy. Cụ thể, tối ưu hóa mục tiêu sau (có trọng số ):



Nhìn chung, các tham số bổ sung duy nhất yêu cầu trong quá trình tinh chỉnh là Wy và các phần nhúng cho dấu phân cách mã thông báo (được mô tả bên dưới trong Phần Chuyển đổi đầu vào theo nhiệm vụ cụ thể).

A screenshot of a computer program

Description automatically generated

Hình 1: (trái) Kiến trúc máy biến áp và mục tiêu đào tạo được sử dụng trong công việc này. (phải) Đầu vào các phép biến đổi để tinh chỉnh các nhiệm vụ khác nhau. Chúng tôi chuyển đổi tất cả các đầu vào có cấu trúc thành mã thông báo các trình tự sẽ được xử lý bằng mô hình được đào tạo trước, theo sau là lớp linear+softmax.

## *3.3Task-specific input transformations(Chuyển đổi đầu vào theo nhiệm vụ cụ thể)*

Đối với một số tác vụ, như phân loại văn bản, chúng ta có thể tinh chỉnh trực tiếp mô hình của mình như mô tả ở trên. Một số nhiệm vụ khác, như trả lời câu hỏi hoặc tiếp thu văn bản, có đầu vào có cấu trúc như sắp xếp các cặp câu hoặc bộ ba tài liệu, câu hỏi và câu trả lời. Vì mô hình được đào tạo trước đã được đào tạo về các chuỗi văn bản liền kề nhau, yêu cầu một số sửa đổi để áp dụng nó cho các tác vụ này. Công việc trước đây đã đề xuất các kiến ​​trúc cụ thể của nhiệm vụ học tập dựa trên các biểu diễn được chuyển giao .

Cách tiếp cận như vậy giới thiệu lại một lượng đáng kể các tùy chỉnh theo nhiệm vụ cụ thể và không sử dụng phương pháp học chuyển giao cho các thành phần kiến ​​trúc bổ sung này. Thay vào đó, sử dụng kiểu truyền tải cách tiếp cận , trong đó chuyển đổi các đầu vào có cấu trúc thành một chuỗi có thứ tự đã đào tạo trước mô hình có thể xử lý Những chuyển đổi đầu vào này cho phép chúng ta tránh thực hiện những thay đổi lớn đối với kiến trúc xuyên suốt các nhiệm vụ. Cung cấp một mô tả ngắn gọn về những chuyển đổi đầu vào này dưới đây và Hình 1 cung cấp một minh họa trực quan. Tất cả các phép biến đổi bao gồm thêm phần bắt đầu được khởi tạo ngẫu nhiên và mã thông báo kết thúc (s , e)

# 4. Experiment

## 4.1. Thiết Lập (Setup)

**Tiền đào tạo không giám sát (Unsupervised pre-training)**

* Sử dụng tập dữ liệu BooksCorpus chứa hơn 7,000 sách chưa xuất bản từ nhiều thể loại.
* Tập dữ liệu cung cấp thông tin liền mạch, giúp mô hình học cách điều kiện dựa trên thông tin xa.
* Perplexity thấp, chỉ 18.4, chứng minh hiệu suất ấn tượng.

**Thông số mẫu (Model specifications)**

* Sử dụng kiến trúc Transformer với 12 lớp decoder, 768 chiều state, và 12 self-attention heads.
* Sử dụng Adam optimization scheme với learning rate tăng dần và giảm theo lịch trình cosine.
* Huấn luyện trong 100 epochs với minibatches kích thước 64 và độ dài mỗi chuỗi là 512 token.
* Sử dụng bytepair encoding (BPE) vocabulary với 40,000 merges và các kỹ thuật regularization.

**Tinh chỉnh chi tiết (Fine-tuning details)**

* Sử dụng lại cài đặt siêu tham số từ quá trình tiền huấn luyện, trừ khi được chỉ định khác.
* Thêm dropout cho bộ phân loại với tỷ lệ 0.1.
* Sử dụng learning rate là 6.25e-5 và batchsize là 32.
* Áp dụng lịch trình giảm learning rate tuyến tính với warmup qua 0.2% của quá trình huấn luyện.

## 4.2 Tinh chỉnh có giám sát (Supervised fine-tuning)

**Sử dụng (NLI):**

* **Ví dụ về sử dụng NLI:**

Ví dụ:

Câu 1: "Một người đàn ông đi xe đạp."

Câu 2: "Người đàn ông đang di chuyển bằng một phương tiện giao thông cá nhân."

Trong trường hợp này, mối quan hệ giữa hai câu là "trùng khớp," vì chúng đều diễn tả một người đàn ông đang sử dụng một phương tiện di chuyển.

NLI thường được sử dụng trong nhiều ứng dụng thực tế, chẳng hạn như:

***Hệ thống trả lời tự động:*** Để hiểu ý nghĩa của các câu hỏi và trả lời một cách logic và chính xác.

***Hệ thống tìm kiếm thông tin:*** Để tìm hiểu sự tương tác giữa các yếu tố trong các văn bản.

***Dịch máy:*** Để đảm bảo dịch đoạn văn bản từ một ngôn ngữ sang ngôn ngữ khác với ý nghĩa giữa các câu được bảo toàn.

***Tổ chức thông tin:*** Để tự động xử lý và hiểu nội dung trong các nguồn tin tức hoặc văn bản phức tạp.

**Kết quả**

* Đánh giá trên năm bộ dữ liệu NLI khác nhau với nguồn đa dạng như hình ảnh, văn bản nói, và báo cáo chính phủ.
* Mô hình vượt trội so với các phương pháp trước đó trên bốn trong năm bộ dữ liệu, chiếm ưu thế tuyệt đối lên đến 1.5%.
* Hiển thị khả năng của mô hình xử lý đa câu và xử lý các khía cạnh của mơ hình ngôn ngữ.

**Sử dụng RACE và Story Cloze:**

**1. Tập dữ liệu RACE:**

* Mô tả tập dữ liệu: RACE là một bộ dữ liệu đặc biệt được thiết kế để kiểm tra khả năng đọc hiểu và trả lời câu hỏi từ văn bản. Nó tập trung chủ yếu vào việc đánh giá khả năng xử lý thông tin từ văn bản hoặc kiến thức chuyên ngành.
* Mục tiêu: Mô hình được huấn luyện để hiểu nội dung của đoạn văn và cung cấp câu trả lời chính xác cho các câu hỏi liên quan.

**2. Tập dữ liệu Story Cloze:**

* -Mô tả tập dữ liệu: Story Cloze là một bộ dữ liệu đặc biệt thiết kế để kiểm tra khả năng hiểu và hoàn tất câu chuyện. Nhiệm vụ là lựa chọn câu kết thúc đúng cho một câu chuyện từ hai lựa chọn có sẵn.
* Mục tiêu: Mô hình cần hiểu rõ logic và ngữ cảnh của câu chuyện để đưa ra quyết định chính xác về câu kết thúc.

**3. Hiệu suất mô hình trên Story Cloze:**

* Kết quả thực nghiệm: Trong bài báo, mô hình được huấn luyện trên tập dữ liệu RACE và Story Cloze. Đặc biệt, trên nhiệm vụ Story Cloze, mô hình đạt được cải thiện đáng kể là 8.9% so với kết quả trước đó. Điều này chứng tỏ khả năng nâng cao hiểu biết và dự đoán chính xác về câu kết thúc của câu chuyện.

**4. Kết Quả và Ứng Dụng Thực Tế:**

* Kết quả thực tế: Mô hình đạt được kết quả xuất sắc trên cả RACE và Story Cloze, chứng tỏ khả năng đa nhiệm và xử lý ngôn ngữ tự nhiên của nó.
* Ứng dụng thực tế: Các cải tiến trong NLI và đọc hiểu có thể ứng dụng rộng rãi trong các lĩnh vực như trả lời tự động, tìm kiếm thông tin, và tổ chức thông tin tự động.

**Semantic Similarity:**

**1. Tập dữ liệu STS Benchmark:**

* Mô tả tập dữ liệu: STS Benchmark được sử dụng để đánh giá khả năng đo lường sự tương tự ngữ cảnh giữa các cặp câu.
* Mục tiêu: Mô hình đã đạt kết quả xuất sắc, đặc biệt là với việc cải thiện 1 điểm so với kết quả trước đó.

**2. Tập dữ liệu Quora Question Pairs:**

* Mô tả tập dữ liệu: Quora Question Pairs được sử dụng để kiểm tra khả năng xác định sự tương đương giữa các cặp câu hỏi.
* -Mục tiêu: Mô hình được huấn luyện để đánh giá mức độ tương đương ngữ cảnh giữa các cặp câu hỏi.

**3. Tập dữ liệu MSR Paraphrase Corpus:**

* Mô tả tập dữ liệu: MSR Paraphrase Corpus được sử dụng để đánh giá khả năng nhận diện sự tái cấu trúc cú pháp giữa các cặp câu.
* Mục tiêu: Mô hình được đào tạo để nhận diện và đánh giá sự tương tự ngữ cảnh giữa các câu.

**4. Kết quả và ý nghĩa:**

* Hiệu suất mô hình trên STS Benchmark: Trên STS Benchmark, mô hình đã đạt được kết quả xuất sắc, với việc cải thiện đáng kể 1 điểm so với kết quả trước đó.
* Ý nghĩa: Điều này chứng minh khả năng của mô hình trong việc đo lường và đánh giá sự tương tự ngữ cảnh giữa các cặp câu.

**5. Ứng dụng thực tế và tương lai:**

* Ứng dụng trong công nghệ: Các khả năng đo lường tương tự ngữ cảnh có thể được áp dụng rộng rãi trong nhiều ứng dụng công nghệ như tìm kiếm thông tin, dịch ngôn ngữ tự nhiên và xử lý ngôn ngữ tự nhiên tự động.
* Tương lai: Nghiên cứu này mở ra cơ hội nhiều hơn cho việc cải thiện hiểu biết ngôn ngữ tự nhiên và sẽ đóng góp vào sự phát triển của các ứng dụng thông minh dựa trên ngôn ngữ.

**Classification**

**1. Tập dữ liệu CoLA (Corpus of Linguistic Acceptability):**

* Mô tả tập dữ liệu: CoLA chứa các đánh giá chuyên gia về tính đúng ngữ pháp của các câu văn.
* Mục tiêu: Mô hình được đào tạo để đánh giá tính chấp nhận ngôn ngữ của câu văn và phản ánh sự chệch ngôn ngữ tự nhiên.

**2. Tập dữ liệu SST-2 (Stanford Sentiment Treebank):**

* Mô tả tập dữ liệu: SST-2 là một tập dữ liệu phân loại cảm xúc với mục tiêu xác định tâm trạng của câu văn (tích cực hoặc tiêu cực).
* Mục tiêu: Mô hình được huấn luyện để phân loại tâm trạng của câu văn với độ chính xác cao.

**3. Kết quả và ý nghĩa:**

* Hiệu suất mô hình trên CoLA: Trên tập dữ liệu CoLA, mô hình đã đạt được kết quả ấn tượng, đặc biệt là với sự tăng cường đáng kể là 10.4% so với kết quả trước đó.
* Hiệu suất mô hình trên SST-2: Mô hình cũng cho thấy kết quả tích cực trên tập dữ liệu SST-2, với khả năng phân loại tâm trạng của câu văn đạt độ chính xác cao.

**4. Ứng dụng thực tế và tương lai:**

* Ứng dụng trong công nghệ: Khả năng phân loại văn bản của mô hình có thể được áp dụng trong nhiều ứng dụng công nghệ như phân loại tin tức, đánh giá ý kiến, và lọc nội dung.
* Tương lai: Nghiên cứu của này không chỉ cải thiện hiểu biết về ngôn ngữ mà còn giúp định hình tương lai của các ứng dụng dựa trên trí tuệ nhân tạo trong xử lý ngôn ngữ tự nhiên.

# 5. **Phân tích**

## *5.1 Impact of number of layers transferred(Ảnh Hưởng của Số Lớp Được Chuyển Giao):*

**1. Quan sát:**

* Chúng tôi đã tiến hành thử nghiệm chuyển giao từng lớp riêng lẻ từ mô hình tiền huấn luyện tới nhiệm vụ giám sát.
* Mỗi lớp được chuyển giao đều mang lại lợi ích cho nhiệm vụ cụ thể, và chúng tôi theo dõi sự tăng cường hiệu suất theo từng lớp.

**2. Kết quả và nhận định:**

* Hiệu suất tăng cường: Kết quả cho thấy rằng việc chuyển giao từng lớp đem lại lợi ích đặc biệt cho nhiệm vụ giám sát, với mỗi lớp đóng góp vào khả năng giải quyết các nhiệm vụ mục tiêu.
* Ưu điểm tích lũy: Các lớp được chuyển giao tích lũy ưu điểm và kiến thức từ mô hình tiền huấn luyện, cung cấp sự hiểu biết đa chiều và sâu rộng cho mô hình giám sát.

**3. Áp dụng thực tế và tiềm năng nghiên cứu:**

* Áp dụng thực tế: Hiểu rõ ảnh hưởng của từng lớp chuyển giao giúp tối ưu hóa quá trình fine-tuning và cải thiện hiệu suất của mô hình trên nhiệu nhiệm vụ khác nhau.
* Tiềm năng nghiên cứu: Kết quả này mở ra cơ hội nghiên cứu về cách tối ưu hóa việc chuyển giao thông tin từ mô hình tiền huấn luyện và ứng dụng linh hoạt trong các mô hình tương lai.

## *5.2 Zero-shot Behaviors:*

**1.Mục tiêu:**

* Nghiên cứu chúng tôi tập trung vào việc hiểu tại sao tiền huấn luyện của mô hình Transformer mang lại hiệu quả cao.

**2.Heuristics và hiệu suất:**

* Thiết kế heuristics để mô hình có thể thực hiện các nhiệm vụ mà không cần huấn luyện giám sát trước.
* Kết quả cho thấy hiệu suất của các heuristics này là ổn định và tăng dần qua quá trình tiền huấn luyện.

**3. Quan sát và kết quả:**

* Hiệu suất ổn định và tăng dần của các heuristics "zero-shot" cho thấy mô hình có khả năng tự học và thích ứng với nhiều nhiệm vụ khác nhau mà không cần sự giám sát cụ thể.Nghiên Cứu Ablation:
* Thực hiện nghiên cứu về các mô hình giảm cụ thể để hiểu tác động của các yếu tố khác nhau.
* -Đánh giá mô hình mà không có mục tiêu phụ trợ, so sánh Transformer và LSTM, và so sánh với mô hình được huấn luyện trực tiếp trên nhiệm vụ giám sát.

## *5.3Ablation studies*

**1.Mục đích:**

* Tiến hành các thử nghiệm ablation để phân tích ảnh hưởng của các thành phần trong mô hình.

**2.Loại bỏ Auxiliary LM Objective:**

* Chúng tôi loại bỏ mục tiêu bổ sung về auxiliary language model (LM) objective trong quá trình fine-tuning.

**3.Kết quả và nhận Xét:**

* Mục tiêu bổ sung (auxiliary LM objective) hỗ trợ đặc biệt trên các nhiệm vụ NLI và QQP.
* So với LSTM, Transformer hiệu suất cao hơn với sự chênh lệch 5.6 điểm trung bình.
* So với Transformer không tiền huấn luyện, mô hình của chúng tôi vượt trội với sự chênh lệch 14.8 điểm trung bình.

# 6. Kết Luận

Bài báo này giới thiệu một framework mạnh mẽ cho việc đạt được hiểu biết sâu rộng về ngôn ngữ tự nhiên thông qua quá trình tiền huấn luyện tạo sinh và fine-tuning phân loại. Mô hình đã đạt được kết quả xuất sắc trên nhiều nhiệm vụ khác nhau, mở ra những triển vọng mới cho nghiên cứu và ứng dụng mô hình tiền huấn luyện trong lĩnh vực xử lý ngôn ngữ tự nhiên và các lĩnh vực liên quan.

Điểm Nổi Bật:

**Framework hiệu quả:**

* Phương pháp tiền huấn luyện và fine-tuning được thực hiện hiệu quả, mang lại hiểu biết sâu rộng về ngôn ngữ tự nhiên.

**Kết quả vượt trội:**

* Mô hình đạt được kết quả xuất sắc trên nhiều nhiệm vụ khác nhau, từ nhận diện ngôn ngữ tự nhiên đến trả lời câu hỏi và đọc hiểu.

**Triển vọng cho tương lai:**

* Kết quả nghiên cứu mở ra những triển vọng mới, khuyến khích sự phát triển và ứng dụng rộng rãi của mô hình tiền huấn luyện.