**1. Introduction**

Trong bối cảnh hiện đại hóa toàn cầu, các nền tảng mạng xã hội đang ngày càng trở nên phổ biến, đi kèm với đó là những tác động tích cực và tiêu cực đáng kể. Trong đó, sự lan truyền nhanh chóng của tin tức giả trên mạng xã hội đã nổi lên như một vấn đề xã hội nghiêm trọng, khi những thông tin sai lệch được phát tán gây ra không ít hiểu lầm, thậm chí có thể dẫn đến những xung đột trên toàn cầu.

Tại Việt Nam, trong những năm gần đây, nhiều tin tức giả đã gây xôn xao dư luận, điển hình như các tin liên quan đến dịch bệnh, tai nạn giao thông, những thông tin sai lệch trong đời sống, hay thậm chí cả những thông tin mang tính chất phản động về chính trị. Những loại tin tức giả này thường lan truyền nhanh chóng trong cộng đồng, gây hoang mang dư luận và ảnh hưởng đến đời sống của người dân. Vì vậy, việc nghiên cứu và phát hiện tin tức giả là một nhiệm vụ cần thiết nhằm hỗ trợ và duy trì sự ổn định của xã hội. Chính vì lẽ đó, chúng tôi đã chọn chủ đề này làm đối tượng nghiên cứu của mình.

Trong những năm gần đây, deep learning đã được công nhận là một công cụ mạnh mẽ trong lĩnh vực trí tuệ nhân tạo, đặc biệt là trong xử lý ngôn ngữ tự nhiên (NLP). Tuy nhiên, các mô hình deep learning truyền thống thường dựa vào xử lý dữ liệu tuần tự, điều này có thể gây hạn chế khi đối mặt với các nhiệm vụ ngôn ngữ phức tạp. Sau đó, sự ra đời của một kiến trúc mới là Transformers đã cách mạng hóa NLP bằng cách sử dụng các cơ chế chú ý, cho phép xử lý ngữ cảnh và các mối quan hệ trong văn bản một cách hiệu quả hơn. Những lợi thế này giúp Transformers hoạt động tốt hơn trong việc hiểu rõ ngôn ngữ và ngữ cảnh của văn bản, từ đó giải quyết tốt các nhiệm vụ phân loại văn bản ví dụ như phát hiện tin tức giả.

Trong nghiên cứu này, chúng tôi tập trung vào việc tận dụng các mô hình Transformer là BERT và các biến thể để phát hiện tin tức giả, đặc biệt là sử dụng PhoBERT - một biến thể được thiết kế dành riêng cho ngôn ngữ tiếng Việt. Mục tiêu của chúng tôi là phát triển một hệ thống hiệu quả nhằm xác định tin tức giả mạo trên các nền tảng truyền thông xã hội, đặc biệt là Facebook - nền tảng mạng xã hội phổ biến nhất tại Việt Nam.

Bằng cách khai thác sức mạnh của PhoBERT, chúng tôi hy vọng sẽ cải thiện độ chính xác và hiệu quả trong việc phát hiện tin tức giả tiếng Việt. Tuy nhiên, chúng tôi đang đối mặt với những thách thức lớn do thiếu hụt các bộ dữ liệu quy mô lớn chứa cả tin thật và tin giả tiếng Việt. Để khắc phục điều này, chúng tôi đã tiến hành thu thập dữ liệu từ các trang Facebook chính thống của các cơ quan báo chí tại Việt Nam và các nguồn dữ liệu giả từ các trang mạo danh, các nguồn chống đối và các trang tin sai lệch, bao gồm nhiều lĩnh vực từ đời sống xã hội đến chính trị. Để thực hiện công việc này, chúng tôi đã sử dụng các công cụ khác nhau, bao gồm Selenium để thu thập dữ liệu, sau đó tiến hành xử lý dữ liệu thông qua các bước làm sạch và mã hóa.

Cấu trúc của phần còn lại của bài báo này được sắp xếp như sau: Phần 2 sẽ xem xét các công trình liên quan đến các mô hình Transformer và phát hiện tin tức giả, tập trung vào các phương pháp và mô hình áp dụng cho nghiên cứu tại Việt Nam. Tiếp theo, phần 3 sẽ trình bày chi tiết về phương pháp đề xuất, bao gồm mô hình tổng thể và các bước cụ thể để phát triển hệ thống. Phần 4 sẽ tập trung vào các thiết lập thử nghiệm, mô tả tập dữ liệu, kết quả và thảo luận. Cuối cùng, phần 5 sẽ tóm tắt những phát hiện của chúng tôi và đề xuất các hướng nghiên cứu trong tương lai.

1. **Background**

Để triển khai hiệu quả dự án phát hiện tin giả tiếng Việt trên các nền tảng mạng xã hội sử dụng các mô hình Transformer, đặc biệt là PhoBERT và các biến thể BERT khác, việc có hiểu biết vững chắc về các kiến thức nền tảng sau đây là rất quan trọng:

**2.2.1 Xử lý Ngôn ngữ Tự nhiên (NLP)**

Xử lý ngôn ngữ tự nhiên (NLP) là một nhánh của học máy cho phép máy tính hiểu, phân tích và tương tác với ngôn ngữ của con người. NLP đóng vai trò quan trọng trong việc giúp máy tính xử lý và phân tích văn bản bằng các kỹ thuật học máy và học sâu.

Những nhiệm vụ chính trong NLP bao gồm:

**- Phân tích cú pháp:** giúp xác định ý nghĩa của một từ, cụm từ hoặc câu bằng cách phân tích cú pháp của các từ và áp dụng các quy tắc ngữ pháp được lập trình sẵn**.** Phân tích cú pháp được thực hiện theo hai hình thức:

+ Phân tích phụ thuộc tập trung phân tích ngữ pháp của câu bằng cách xác định chủ ngữ, vị ngữ, tân ngữ,… và xem xét cách chúng liên hệ với nhau để tạo nên ý nghĩa tổng thể

+ Phân tích thành phần là một cấu trúc dạng cây biểu diễn cấu trúc phân cấp của câu. Tức là biểu diễn mối quan hệ giữa các thành phần trong câu như cụm danh từ, cụm động từ,…

**- Phân tích ngữ nghĩa:** giúp xác định ý nghĩa, cách sử dụng của các từ và cụm từ dựa vào ngữ cảnh cụ thể của câu văn; từ đó hiểu sâu hơn về ngữ nghĩa cũng như nội dung mà văn bản truyền tải.

**- Nhận dạng thực thể có tên (NER):** nhằm xác định và phân loại các thực thể cụ thể trong một đoạn văn như tên riêng của người, địa điểm, thời gian, tiền tệ,…

- Phân loại văn bản: Gán nhãn cho văn bản theo các danh mục như tích cực/tiêu cực, thư rác/không phải thư rác, hoặc tin thật/tin giả. Trong nhiệm vụ này, NLP được sử dụng để trích xuất thông tin từ văn bản, phân tích ý nghĩa của nó và chuyển đổi văn bản thành các đặc trưng có thể đưa vào các mô hình học máy hoặc thuật toán học sâu để thực hiện việc phân loại. Ví dụ, các kỹ thuật xử lý ngôn ngữ như bag of words, TF-IDF, và nhúng từ (word embeddings) hỗ trợ trong việc chuyển đổi văn bản sang dạng số hóa. Sau đó, các mô hình học máy như Naive Bayes và SVM (Máy Vector Hỗ Trợ)... có thể được huấn luyện để phân loại văn bản vào các danh mục như tích cực hay tiêu cực, thư rác hay không phải thư rác, và tin thật hay tin giả.

**2.2.2 Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF)**

TF-IDF là một phương pháp được sử dụng rộng rãi trong Xử lý Ngôn ngữ Tự nhiên (NLP) và khai thác văn bản [17], [18]. Nó giúp đánh giá mức độ quan trọng của một từ trong một tài liệu, dựa trên cả tần suất của từ đó trong tài liệu và tần suất của từ trong toàn bộ tập hợp tài liệu. Nói cách khác, TF-IDF cho phép chúng ta xác định những từ nổi bật hơn trong một tài liệu so với các tài liệu khác trong cùng một tập hợp.

TF-IDF được tính bằng tích số của hai giá trị: Term Frequency (TF) và Inverse Document Frequency (IDF).

Term Frequency (TF): là tần suất xuất hiện của một từ “t” trong một tài liệu “d”

**Công thức:**

Inverse Document Frequency (IDF): đo lường tầm quan trọng của một từ dựa trên tần suất xuất hiện của nó trong tập hợp các tài liệu. Một cách dễ hiểu hơn IDF đo lường mức độ phổ biến của một từ để xem xét từ đó có giá trị đặc biệt hay không.

**Công thức:**

1 được cộng vào để tránh việc chia cho 0 khi từ đó không xuất hiện trong bất kỳ tài liệu nào.

Khi IDF thấp, nghĩa là từ này xuất hiện ở rất nhiều tài liệu, có thể từ này không mang lại nhiều giá trị trong văn bản vì nó xuất hiện quá phổ biến. Ví dụ như những từ nối, giới từ, đại từ chỉ định, đây là những từ không quan trọng.

Khi IDF cao, nghĩa là từ này ít khi xuất hiện trong tập các tài liệu, có khả năng mang lại các thông tin quan trọng và đặc trưng, giúp cho việc phân loại tài liệu hiệu quả hơn.

Trong nghiên cứu này, chúng tôi sử dụng TF-IDF như một bước tiền xử lý để chuyển đổi văn bản thành các vector đặc trưng. Sau đó, các vector này có thể được kết hợp với các mô hình Transformer để cải thiện khả năng phân loại tin thật và tin giả. TF-IDF giúp mô hình tập trung vào các từ khóa quan trọng và giảm thiểu tác động của các từ phổ biến nhưng ít mang lại thông tin trong quá trình huấn luyện mô hình.

**2.2.2 Mô hình Transformer**

Mô hình Transformer đã thực sự tạo ra một bước đột phá trong lĩnh vực xử lý ngôn ngữ tự nhiên, được giới thiệu bởi Vaswani và cộng sự (2017) trong bài báo "Attention Is All You Need". Transformer nổi bật với kiến trúc tự chú ý (self-attention), có khả năng hiểu mối quan hệ giữa các từ trong một câu mà không cần phải tuân theo thứ tự tuần tự như các mô hình trước đây, chẳng hạn như RNN hay LSTM.

RNN và LSTM được phát triển từ những năm đầu thế kỷ 20, nhưng chúng có nhược điểm là xử lý dữ liệu theo từng bước một, xử lý từng từ trong câu theo thứ tự. Điều này làm cho quá trình tính toán mất nhiều thời gian, đặc biệt là với những văn bản dài. Hơn nữa, các mạng RNN và LSTM cũng gặp khó khăn trong việc nhớ và giữ ngữ cảnh khi khoảng cách giữa các thông tin trong chuỗi quá xa nhau. Ví dụ, nếu một câu quá dài, các từ đầu câu có thể không còn ảnh hưởng nhiều đến từ cuối câu.

Ngược lại, mô hình Transformer có khả năng xử lý song song tất cả dữ liệu đầu vào cùng một lúc. Đây là một thay đổi dựa vào kiến trúc thay vì tăng tốc bằng cách thêm GPU như nhiều phương pháp khác. Cơ chế tự chú ý (self-attention) của Transformer cũng đã khắc phục được khó khăn trong ghi nhớ ngữ cảnh bằng cách liên kết các từ và hiểu được mối quan hệ ngữ cảnh dù chúng có cách xa nhau trong văn bản.

Mô hình Transformer bao gồm hai thành phần chính:

● **Encoder**: Encoder nhận vào một chuỗi các từ và chuyển đổi chúng thành các vector ngữ nghĩa. Mỗi encoder được tạo thành từ nhiều lớp xếp chồng lên nhau, với hai thành phần chính trong mỗi lớp: cơ chế tự chú ý (self-attention) và mạng nơ-ron truyền thẳng (feedforward neural network). Cơ chế tự chú ý giúp mô hình tập trung vào các từ quan trọng trong chuỗi trong khi lọc bỏ những từ ít liên quan hơn. Sau đó, mạng nơ-ron truyền thẳng sẽ xử lý các vector đã được điều chỉnh theo trọng số chú ý để tạo ra các biểu diễn ngữ nghĩa sâu hơn.

● **Decoder**: Decoder hoạt động tương tự như encoder nhưng có một vài tính năng bổ sung. Nó sử dụng cơ chế tự chú ý để tập trung vào đầu vào mục tiêu mà nó đang xử lý. Ngoài ra, nó còn sử dụng cơ chế chú ý chéo (cross-attention) để kết nối với đầu ra của encoder. Thiết lập này cho phép decoder tạo ra các biểu diễn ý nghĩa dựa trên cả chuỗi đầu vào gốc và chuỗi đầu ra mà nó đã tạo ra.

Sự kết hợp giữa Encoder và Decoder cho phép Transformer xử lý các nhiệm vụ ngôn ngữ như dịch máy, tóm tắt văn bản, tạo văn bản và phân loại văn bản một cách linh hoạt và hiệu quả.

**2.2.3 BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers)**

BERT là một mô hình ngôn ngữ tiền huấn luyện được thiết kế để hiểu ngữ cảnh của từ theo cả hai hướng (từ trái sang phải và từ phải sang trái) trong một câu, do Google giới thiệu vào tháng 10 năm 2018. Mô hình này học cách hiểu văn bản bằng cách tự học từ dữ liệu, chuyển văn bản thành một chuỗi các vector.

BERT là một mô hình Transformer chỉ sử dụng phần "encoder", bao gồm 4 phần chính sau đây:

- Tokenizer chuyển đổi văn bản thành chuỗi các số nguyên gọi là "tokens".

- Embedding chuyển các token thành các vector giá trị thực, giúp biến các token từ dạng rời rạc thành không gian Euclidean với kích thước thấp hơn.

- Encoder là một chồng các khối Transformer với cơ chế tự chú ý (self-attention) mà không có lớp che chắn nguyên nhân (causal masking), giúp hiểu ngữ cảnh của văn bản.

- Task Head chuyển đổi các vector đại diện cuối cùng thành các token mã hóa one-hot bằng cách dự đoán phân phối xác suất trên các loại token.

BERT được đào tạo trên hai nhiệm vụ chính:

**Mô hình Ngôn ngữ Ẩn (MLM):** Trong nhiệm vụ này, một số từ trong câu được thay thế bằng ký hiệu [MASK], và mô hình cần dự đoán các từ bị ẩn dựa trên ngữ cảnh xung quanh. Điều này giúp mô hình học cách hiểu ý nghĩa của các từ trong câu mà không có đầy đủ thông tin, từ đó cải thiện khả năng nắm bắt ý nghĩa của từ trong nhiều tình huống khác nhau.

**Dự đoán Câu Kế Tiếp (NSP):** Nhiệm vụ này yêu cầu mô hình dự đoán xem một câu cho trước có phải là câu kế tiếp của câu trước đó không, nhằm cải thiện khả năng của mô hình trong việc hiểu các mối quan hệ giữa các câu. Điều này rất quan trọng trong việc xử lý văn bản dài và phức tạp.

BERT đã đạt được kết quả xuất sắc trong nhiều nhiệm vụ NLP như phân loại văn bản, nhận diện thực thể và trả lời câu hỏi, mang lại sự cải thiện rõ rệt so với các mô hình trước đó và trở thành một mô hình ngôn ngữ lớn điển hình.

**2.2.4 RoBERTa (A Robustly Optimized BERT Pretraining Approach)**

RoBERTa là một biến thể của BERT, , được phát triển bởi các nhà nghiên cứu tại Facebook AI. RoBERTa cũng là một mô hình ngôn ngữ dựa trên transformer sử dụng self-attention để xử lý chuỗi đầu vào và tạo ra các biểu diễn ngữ cảnh của các từ trong một câu.

Tuy nhiên RoBERTa được tối ưu hóa để cải thiện hiệu suất bằng cách thay đổi một số phương pháp huấn luyện như:

- Loại bỏ nhiệm vụ Dự đoán Câu Kế Tiếp (NSP): RoBERTa chỉ tập trung vào nhiệm vụ Masked Language Modeling (MLM), và bỏ qua nhiệm vụ dự đoán câu tiếp theo (NSP) như ở BERT, điều này có thể giúp cho mô hình học ngữ cảnh tốt hơn.

- Tăng kích thước tập dữ liệu và thời gian huấn luyện: RoBERTa sử dụng một tập dữ liệu lớn hơn nhiều so với BERT để huấn luyện. Cụ thể, RoBERTa được đào tạo trên một tập dữ liệu gồm 160GB văn bản từ các nguồn như BookCorpus, Wikipedia, Common Crawl, và OpenWebText; lớn hơn 10 lần so với tập dữ liệu được sử dụng để đào tạo BERT. Cùng với đó là thời gian huấn luyện dài với nhiều vòng huấn luyện (epochs) để mô hình có thể tiếp cận tối đa khả năng của nó.

Kết quả cho thấy RoBERTa đã thể hiện hiệu suất vượt trội trong các nhiệm vụ NLP như dịch ngôn ngữ, phân loại văn bản và trả lời câu hỏi. Nó cũng đã được sử dụng làm mô hình cơ sở cho nhiều mô hình NLP thành công khác và đã trở thành lựa chọn phổ biến cho các ứng dụng nghiên cứu.

**2.2.5 PhoBERT**

PhoBERT là một biến thể của BERT được phát triển nhằm giải quyết những hạn chế của BERT khi xử lý tiếng Việt. Mặc dù BERT rất mạnh trong việc xử lý ngôn ngữ tự nhiên, nhưng vì nó chủ yếu được huấn luyện trên dữ liệu tiếng Anh, nên hiệu quả khi áp dụng cho các ngôn ngữ khác không cao. Do được đào tạo hoàn toàn trên dữ liệu văn bản tiếng Việt, PhoBERT nắm bắt rất tốt các đặc điểm ngữ nghĩa và cú pháp cụ thể của ngôn ngữ này.

PhoBERT tích hợp các cải tiến từ RoBERTa, chẳng hạn như loại bỏ nhiệm vụ Dự đoán Câu Kế Tiếp (NSP) và chỉ sử dụng Mô hình Ngôn ngữ Ẩn (MLM) – một nhiệm vụ giúp mô hình hiểu ngữ cảnh của các từ trong câu bằng cách dự đoán từ bị ẩn, đồng thời được đào tạo trên tập dữ liệu quy mô lớn.

PhoBERT được huấn luyện trên một tập dữ liệu đa dạng khoảng 20 GB, bao gồm khoảng 1 GB được trích xuất từ Wikipedia tiếng Việt và khoảng 19 GB từ các bài báo tiếng Việt. Điều này đảm bảo rằng mô hình có thể học từ nhiều nguồn khác nhau, bao gồm cả ngôn ngữ chính quy và ngôn ngữ báo chí, giúp nó có khả năng hiểu tốt các bối cảnh ngôn ngữ khác nhau trong thực tế.

Trước khi dữ liệu được đưa vào bộ mã hóa Byte-Pair Encoding (BPE), PhoBERT sử dụng công cụ RDRSegmenter từ VnCoreNLP để tách từ. Điều này giúp mô hình xử lý tốt hơn các vấn đề về ngữ nghĩa và cú pháp trong tiếng Việt, vì tiếng Việt là ngôn ngữ dính kết (agglutinative language), nghĩa là một từ có thể chứa nhiều thành phần khác nhau, làm phức tạp việc tách từ.

Nhờ vào việc huấn luyện và tinh chỉnh trên một tập dữ liệu tiếng Việt lớn và đa dạng, PhoBERT có khả năng xử lý tốt hơn các cấu trúc phức tạp của tiếng Việt so với BERT và RoBERTa. Từ đó PhoBERT có thể được sử dụng trong nhiều bài toán xử lý ngôn ngữ tự nhiên dành cho Tiếng Việt như: phân loại văn bản, trả lời câu hỏi, nhận diện thực thể có tên, dịch máy, tóm tắt văn bản,…

Cụ thể trong nhiệm vụ phân loại tin tức thật và giả bằng tiếng Việt, PhoBERT đóng vai trò quan trọng trong việc phân tích và hiểu ngữ nghĩa của văn bản Tiếng Việt. Bằng cách học từ một tập dữ liệu lớn và đa dạng, PhoBERT có thể phân biệt giữa tin tức thật và giả thông qua sự khác biệt về ngữ cảnh, ngữ pháp và phong cách ngôn ngữ. Từ đó giúp nâng cao độ chính xác của PhoBERT trong việc phát hiện tin giả Tiếng Việt so với các mô hình khác.

**KẾT LUẬN**

Kết quả thử nghiệm cho thấy PhoBERT và PhoBERT + TF-IDF là hai mô hình rất hiệu quả trong việc phân tích và phân loại tin giả. PhoBERT + TF-IDF đạt được hiệu suất tốt nhất với điểm số Accuracy, Precision và AUC cao nhất, thể hiện khả năng phân loại xuất sắc của nó. PhoBERT cũng thể hiện rất tốt với điểm số Accuracy, Precision, Recall và F1 cao.

Tuy nhiên, cần lưu ý rằng mặc dù PhoBERT + TF-IDF có Recall hơi thấp hơn so với PhoBERT, nhưng nó vẫn duy trì điểm F1 cao, phản ánh sự cân bằng tốt giữa Precision và Recall. Sự cân bằng này cho thấy PhoBERT + TF-IDF thận trọng hơn, có thể bỏ sót một số tin tức chính thống nhưng lại cung cấp dự đoán chính xác hơn tổng thể.

Trong hầu hết các trường hợp tin thật và giả đơn giản, không mơ hồ khó hiểu ví dụ như “Hà Nội gặp khó khăn khi di dời người dân ra khỏi vùng lũ” là tin thật thì cả PhoBERT và PhoBERT + TFIDF kều cho ra kết quả chính xác như nhau. Tuy nhiên trong một số trường hợp, tin tức được viết lách theo kiểu nửa thật nửa giả, hoặc thổi phồng sự thật để gây hiểu lầm, PhoBERT + TF-IDF đã chứng tỏ khả năng dự đoán chính xác hơn. Ví dụ, bài viết "Tai nạn sập hầm lò đặc biệt nghiêm trọng ở Quảng Ninh khiến 5 công nhân tử vong,... đảng bộ và công đoàn bù nhìn chưa bao giờ lo cho điều kiện lao động của người dân" chứa phần tin thật là "Tai nạn sập hầm lò đặc biệt nghiêm trọng ở Quảng Ninh khiến 5 công nhân tử vong," nhưng phần bổ sung "đảng bộ và công đoàn bù nhìn chưa bao giờ lo cho điều kiện lao động của người dân" là không chính xác và chưa được kiểm chứng. Trong tình huống này, PhoBERT + TF-IDF đã phân loại chính xác đây là tin giả, trong khi PhoBERT lại bị đánh lừa bởi phần tin thật trong bài viết. Sở dĩ PhoBERT + TF-IDF nhận diện đúng được trường hợp này là nhờ vào khả năng TF-IDF trong việc nhấn mạnh các từ khóa quan trọng và giảm thiểu ảnh hưởng của những từ phổ biến nhưng thiếu thông tin. TF-IDF giúp mô hình nhận ra rằng phần bổ sung không có giá trị thông tin xác thực và không nên được coi là thật, từ đó giúp phân loại tin chính xác hơn.

Ngược lại, BERT không đạt hiệu suất tốt như PhoBERT và PhoBERT TF-IDF. Mặc dù BERT cho thấy hiệu suất khá ổn định với điểm số Accuracy, Precision và F1 trung bình, nhưng điểm Recall và AUC thấp hơn chỉ ra rằng nó vẫn có tỷ lệ lỗi phân loại cao. Cuối cùng Roberta là mô hình có hiệu suất kém nhất trong số các mô hình. Mặc dù nó có Recall hoàn hảo, nghĩa là phát hiện tất cả các tin tức chính thống, nhưng điểm Precision, Accuracy và AUC rất thấp cho thấy số lượng lớn các kết quả dương tính giả, làm cho dự đoán của Roberta về tin tức chính thống không đáng tin cậy.

**CORPUS**

Sau khi hoàn thành các bước xử lý dữ liệu, bao gồm làm sạch và cân bằng dữ liệu như đã thảo luận ở phần 3.2 và 3.3, chúng tôi đã thu được bộ dữ liệu bao gồm các bài đăng trên mạng xã hội và tin tức từ các nguồn tiếng Việt. Bộ dữ liệu chứa hơn 1.400 mẫu, bao gồm cả tin thật và tin giả trên nhiều lĩnh vực khác nhau. Sau đó, chúng tôi chia ngẫu nhiên tập dữ liệu thành tập huấn luyện và tập kiểm tra với tỷ lệ 80/20, tạo ra 1.124 mẫu để huấn luyện và 282 mẫu để kiểm tra. Cách tiếp cận này cho phép mô hình học các mẫu một cách hiệu quả, tăng khả năng hoạt động tốt hơn trên dữ liệu mới, chưa được nhìn thấy.

**KẾT LUẬN**

Trong nghiên cứu này, chúng tôi tập trung vào việc sử dụng các mô hình Transformer như BERT, RoBERTa và PhoBERT để phân loại tin giả tại Việt Nam. Chúng tôi đã thu thập một tập dữ liệu bao gồm các bài đăng trên Facebook từ tháng 6 đến tháng 7 năm 2024, bao gồm các chủ đề về đời sống, xã hội và chính trị. Do số lượng tin giả hạn chế, chúng tôi đã bổ sung thêm các ví dụ về tin giả từ tập dữ liệu VFND, như đã mô tả trong luận văn của Ho Quang Thanh, “VNFD Vietnamese Fake News Datasets: A Collection of Vietnamese News Articles and Facebook Posts Classified into Two Labels: Real & Fake.” Sau đó, chúng tôi áp dụng các mô hình Transformer để phân loại, và kết quả đánh giá cho thấy hai mô hình PhoBERT và PhoBERT kết hợp với TF-IDF đạt hiệu suất dự đoán cao nhất đối với tiếng Việt.

Tuy nhiên, mô hình này vẫn có một số điểm hạn chế. Một trong những vấn đề chính là dữ liệu còn chưa đủ và đôi khi thông tin bị mất do cách cấu trúc ngôn ngữ tiếng Việt, như việc sử dụng từ viết tắt, ngữ pháp khác nhau, hoặc những bài viết có phần thông tin thật và giả lẫn lộn. Điều này có thể dẫn đến dự đoán sai từ mô hình.

Ngoài ra, hiện tại chúng tôi chỉ mới nghiên cứu và phân loại tin tức dựa trên nội dung của bài đăng, mà chưa tận dụng các dữ liệu bổ sung như số lượng tương tác và bình luận. Đây là những nguồn thông tin quan trọng và khá lớn. Vì vậy, trong tương lai, chúng tôi sẽ tiếp tục thu thập dữ liệu và kết hợp việc phân tích bình luận từ cả các bài viết thật và giả. Điều này giúp chúng tôi hiểu rõ hơn về cảm xúc và thái độ của người dùng đối với hai loại thông tin, từ đó cải thiện độ chính xác của dự đoán.

Kết quả phân loại sẽ được đánh giá bằng các thước đo: Độ chính xác (Accuracy), Độ chính xác (Precision), Khả năng truy hồi (Recall), Điểm F1 (F1 Score), và AUC.

Độ chính xác (Accuracy): tỉ lệ giữa số mẫu dự đoán đúng và tổng số mẫu trong tập dữ liệu kiểm tra, phản ánh hiệu suất tổng thể của mô hình, mặc dù có thể không phản ánh chính xác khi dữ liệu không cân bằng. Giả sử khi một tập dữ liệu có số positive lớn hơn rất nhiềuu so với negative, thì khi mô hình phân loại chỉ trả về tất cả dự đoán là positive cũng có thể đạt accuracy là cao.

Độ chính xác (Precision): tỉ lệ số mẫu true positive trong số những mẫu được mô hình phân loại là positive, chỉ ra mức độ chính xác của các dự đoán dương tính.

Khả năng truy hồi (Recall): Tỷ lệ giữa số dự đoán dương tính đúng trên tổng số dương tính thực tế. Recall cao đồng nghĩa với việc bỏ sót các mẫu thực sự positive là thấp, thể hiện khả năng của mô hình trong việc nhận diện tất cả các trường hợp dương tính.

Điểm F1 (F1 Score): Trung bình điều hòa giữa Độ chính xác và Khả năng truy hồi, giúp cân bằng hai thước đo này, đặc biệt hữu ích trong trường hợp dữ liệu không cân bằng. F-1 score càng cao tương ứng precision và recall càng cao, mô hình phân loại càng tốt.

AUC (Diện tích dưới đường cong): Đại diện cho diện tích dưới đường cong ROC (Đường đặc trưng hoạt động của bộ thu), một đồ thị thể hiện mối quan hệ giữa Tỷ lệ Dương tính Thực (True Positive Rate) và Tỷ lệ Dương tính Giả (False Positive Rate) trên các ngưỡng phân loại khác nhau. AUC đo lường khả năng của mô hình trong việc phân biệt giữa các lớp; AUC càng cao thì mô hình càng có khả năng phân biệt tốt giữa các lớp dương tính và âm tính.

● **Roberta**: Hiệu suất phân loại của Roberta khá kém, với Độ chính xác (Accuracy) chỉ đạt 0.741 và AUC là 0.835. Mặc dù Precision đạt mức ổn là 0.845, nhưng Recall chỉ ở mức 0.604, cho thấy mô hình bỏ lỡ nhiều trường hợp tin giả. F1 Score là 0.704 cho thấy mặc dù mô hình hoạt động ở mức hợp lý, nhưng không hiệu quả bằng các mô hình khác.

● **BERT**: Hoạt động tốt hơn Roberta trong phân loại, với Độ chính xác đạt 0.787 và AUC là 0.858. Precision là 0.850 và Recall là 0.708, cho thấy hiệu suất cân bằng giữa việc phát hiện tin giả và tin thật. F1 Score là 0.773 cho thấy BERT là mô hình mạnh nhưng vẫn chưa phải là tốt nhất trong các mô hình đã thử nghiệm.

● **PhoBERT**: Đạt hiệu suất cao nhất với Độ chính xác 0.872 và AUC là 0.948, cho thấy khả năng phân biệt tin thật và tin giả rất xuất sắc. F1 Score là 0.879 cho thấy mô hình này cân bằng tốt giữa Precision và Recall, mặc dù hơi thấp hơn so với PhoBERT + TF-IDF.

● **PhoBERT + TF-IDF**: Đạt Độ chính xác cao nhất là 0.898 trong số các mô hình, với Precision (0.863), Recall (0.913), và AUC (0.923) đều rất tốt. Mô hình này cân bằng tốt giữa độ chính xác và khả năng phát hiện, khiến nó trở thành mô hình hiệu quả nhất cho nhiệm vụ này.

" (A particularly severe mining accident in Quảng Ninh killing 5 workers), but the additional part "…đảng bộ và công đoàn bù nhìn chưa bao giờ lo cho điều kiện lao động của người dân" (the puppet party and trade unions have never cared about workers' conditions) is inaccurate and unverified. In this situation, PhoBERT + TF-IDF correctly classified

Bảng 2 cho thấy một số trường hợp tiêu biểu trích từ tập huấn luyện, hầu hết các trường hợp đơn giản của tin thật và tin giả, chẳng hạn như câu 1 mang tính chất thông báo và câu 4 là thông tin bịa đặt chứa nhiều từ ngữ thu hút sự chú ý cả 4 mô hình đều cho kết quả chính xác. Đối với các trường hợp tin tức chứa nhiều thông tin hơn, các mô hình như BERT và RoBERTa đã có nhiều phân loại sai, khiến cho hai mô hình này có hiệu suất thấp và trở nên không đáng tin cậy.

Mặc dù PhoBERT và PhoBERT + TF-IDF đã chứng minh khả năng dự đoán chính xác cao nhưng vẫn có một số trường hợp ngoại lệ vẫn có dự đoán sai với dạng tin có 1 nửa thông tin thật và 1 nửa là giả, ví dụ đối với câu số 5 là "Tai nạn sập hầm lò đặc biệt nghiêm trọng ở Quảng Ninh khiến 5 công nhân tử vong,... đảng bộ và công đoàn bù nhìn chưa bao giờ lo cho điều kiện lao động của người dân" chứa thông tin thật là "Tai nạn sập hầm lò đặc biệt nghiêm trọng ở Quảng Ninh khiến 5 công nhân tử vong," nhưng phần bổ sung "…đảng bộ và công đoàn bù nhìn chưa bao giờ lo cho điều kiện lao động của người dân" lại không chính xác và chưa được kiểm chứng. Trong tình huống này, PhoBERT + TF-IDF đã phân loại đúng là tin giả, trong khi PhoBERT bị lừa bởi phần thông tin thật trong bài viết. Khả năng của PhoBERT + TF-IDF trong việc nhận diện chính xác những trường hợp như vậy là nhờ vào việc TF-IDF làm nổi bật các từ khóa quan trọng và giảm thiểu ảnh hưởng của những từ phổ biến nhưng ít thông tin. TF-IDF giúp mô hình nhận ra rằng thông tin bổ sung thiếu giá trị xác thực và không nên được coi là thật, từ đó nâng cao độ chính xác phân loại.

Tuy nhiên, điều này cũng đã khiến PhoBERT + TF IDF đã thận trọng quá mức dẫn đến đánh giá sai một số tin thật như câu số 6.

Trong giai đoạn này, chúng tôi tiến hành huấn luyện các mô hình Transformer sau khi đã có được các tập dữ liệu. Ba mô hình chính được sử dụng bao gồm BERT, RoBERTa, và PhoBERT. Đối với mỗi mô hình, chúng tôi sử dụng tokenizer tương ứng để chuyển đổi các văn bản thành các chuỗi số liệu đầu vào mà mô hình có thể xử lý được.

Chúng tôi điều chỉnh các kỹ thuật huấn luyện phù hợp với từng mô hình, bao gồm tinh chỉnh siêu tham số (hyperparameter tuning) và early stopping để tối ưu hóa hiệu suất. Trong quá trình huấn luyện, các mô hình được theo dõi và đánh giá thường xuyên để đảm bảo hiệu suất ổn định và tránh overfitting. Chúng tôi cũng thử nghiệm với các cấu hình khác nhau để tìm ra cấu hình tối ưu cho từng mô hình và mang lại kết quả chính xác nhất.

Ngoài ra, chúng tôi cũng triển khai phương pháp kết hợp PhoBERT với các đặc trưng TF-IDF. Phương pháp này nhằm khai thác tối đa khả năng hiểu ngữ nghĩa của PhoBERT, đồng thời kết hợp với thông tin về tần suất và mức độ quan trọng của từ thông qua TF-IDF. Chúng tôi tin rằng sự kết hợp này sẽ nâng cao đáng kể khả năng phân loại tin giả so với việc chỉ sử dụng PhoBERT.

Cuối cùng, chúng tôi dùng các mô hình đã huấn luyện để dự đoán nhãn cho tập testing và so sánh với nhãn thực tế để đánh giá hiệu quả của từng mô hình cũng như so sánh chúng với nhau.

#### Ví dụ

Các mô hình được huấn luyện với dữ liệu trong tập training, từ đó sẽ học được các đặc điểm thường thấy trong tin thật và tin giả. Khi gặp một tin mới, mô hình sẽ so sánh với những gì đã học để đưa ra dự đoán chính xác về việc tin đó là thật hay giả.

Ví dụ dữ liệu huấn luyện có các tin tức về bệnh bạch hầu như: “Hà Nội triển khai các biện pháp đề phòng bệnh bạch hầu xâm nhập” và “Trong 6 tháng đầu năm 2024, Việt Nam ghi nhận 5 trường hợp mắc bệnh bạch hầu” là các tin tức thật và “Tin sốc bệnh bạch hầu bùng phát với mức độ nguy hiểm chưa từng có, hàng trăm ca lây nhiễm mới ở Hà Nội.” là thông tin giả. Mô hình học cách phân biệt giữa các mẫu ngôn ngữ và cấu trúc câu điển hình của tin thật và tin giả. Khi đó mô hình nhận ra rằng tin giả thường có các cụm từ nhấn mạnh tác động tiêu cực ví dụ như “tin sốc”, “sốc”, “hàng trăm người”, “mức độ nguy hiểm chưa từng có”,… là các từ thường xuyên xuất hiện trong tin giả và không phổ biến trong các bài viết tin thật.

Khi mô hình gặp một tin mới, ví dụ như là “Sốc, hiện tượng chưa từng thấy. Hàng nghìn người xếp hàng chờ xét nghiệm bệnh bạch hầu”. Dựa trên thông tin đã học từ các tin trong tập training, mô hình có thể nhận ra rằng tin mới này có cấu trúc và nội dung tương tự như các tin giả đã được huấn luyện trước đó. Mô hình chú ý đến các cụm từ như "sốc", "hàng nghìn người", “hiện tượng chưa từng thấy”- những từ ngữ thường xuất hiện trong các tin giả. Do đó, mô hình có khả năng cao sẽ phân loại tin mới này là "Giả".