**Phân loại văn bản bán giám sát thông qua tự thử nghiệm**

1. **Giới thiệu:**

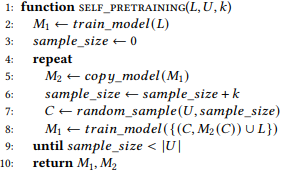
Thành công do khả năng tổng quát hóa của mạng nơ-ron. Các bộ phân loại hiện đại dựa vào các tập huấn luyện lớn, giới thiệu các phép nhúng từ ngữ theo ngữ cảnh và đào tạo trước mô hình ngôn ngữ làm giảm đáng kể nhu cầu chú thích dữ liệu thủ công. Mô hình thần kinh hiện đại vẫn có xu hướng bị quá tải, đặc biệt là ở những khu vực có mô hình ngôn ngữ chuyên biệt và thưa thớt. Các lĩnh vực này bao gồm rất nhiều nhưng không giới hạn ở: lĩnh vực pháp lý, lĩnh vực y tế và lĩnh vực truyền thông xã hội. Giải pháp để giải quyết vấn đề này là tự động xây dựng một tập dữ liệu lớn. Tuy nhiên, điều này không phải lúc nào cũng khả thi. Một cách tiếp cận phương pháp hơn là sử dụng các kỹ thuật cải thiện khả năng tổng quát hóa. Các kỹ thuật này bao gồm khai thác các phép nhúng từ thần kinh, tăng dữ liệu, và thích ứng miền. Nghiên cứu này bổ sung vào phần nội dung tài liệu về học bán giám sát bằng cách sử dụng các thuộc tính của mạng nơ-ron và đề xuất một cách mới để sử dụng dữ liệu không được gắn nhãn. Tập trung vào một trong những lĩnh vực được báo cáo là thiếu đủ dữ liệu đào tạo, tức là khai thác mạng xã hội. Thuật toán được gọi là tự tiền thử nghiệm(lấy cảm hứng từ mô hình tự đào tạo). Thuật toán của chúng tôi là lặp đi lặp lại và trong mỗi lần lặp lại chọn một tập hợp các tài liệu chưa được gắn nhãn để gắn nhãn. Khác với đào tạo, thuật toán không có ngưỡng => không xếp hạng các tài liệu không được gắn nhãn dựa trên những dự đoán của chính nó => thuật toán phù hợp với các mô hình mạng nơ-ron do các đầu ra được hiệu chỉnh kém. Ngoài ra, thuật toán có thể đối phó với vấn đề trôi ngữ nghĩa(khả năng chống lại tiếng ồn trong nhãn giả khi số lần lặp lại tăng lên và tỷ lệ lỗi của trình phân loại bên dưới tăng lên). Tự tiền đào tạo có khả năng sửa đổi nhãn của các tài liệu đã được dán nhãn trước đó. Mô hình sử dụng quy trình chưng cất lặp đi lặp lại. Trong mỗi lần lặp, thông tin thu được trong các lần lặp trước đó được chắt lọc vào bộ phân loại. Nó chuyển một giả thuyết qua các lần lặp lại và sử dụng mô hình học hai giai đoạn. Trong tập hợp các nhãn giả được sử dụng để khởi tạo trình phân loại và tập hợp các tài liệu có nhãn được sử dụng để tinh chỉnh trình phân loại. Tự tiền thử nghiệm điều chỉnh một lịch trình tốc độ học tập mới để tích hợp hiệu quả hai bộ ví dụ đào tạo ồn ào và không gây tiếng ồn. Cuối cùng, để giảm thiểu tác động của các nhãn giả nhiễu(noisy pseudo-labels) trong mỗi lần lặp lại. Những đóng góp trong nghiên cứu của chúng tôi như sau: 1.Đề xuất một khung học tập bán giám sát mới có tên là tự tiền thử nghiệm. 2.Đề xuất một lịch trình tốc độ học tập mới để tích hợp hiệu quả quy trình tối ưu hóa với quy trình học tập bán giám sát hai giai đoạn. 3.Giảm thiểu vấn đề trôi ngữ nghĩa, mô hình phân phối lớp của các nhãn giả(một quá trình ngẫu nhiên qua các lần lặp khởi động và đề xuất một cách tiếp cận mới để chuyển đổi các phân phối lớp). 4.Thực hiện một bộ thử nghiệm toàn diện trên ba tập dữ liệu Twitter công khai và chứng minh mô hình hoạt động tốt hơn một số đường cơ sở hiện đại.

1. **Công việc liên quan:**

Dữ liệu chưa được gắn nhãn trong học tập bán giám sát. Dữ liệu không được gắn nhãn có thể được khai thác theo nhiều cách. Nó có thể được sử dụng như một siêu nguồn thông tin, nó có thể được sử dụng như một bộ điều chỉnh, hoặc nó có thể được sử dụng trong cài đặt điều chỉnh miền để tạo mối tương quan giữa nguồn và dữ liệu đích. Tự đào tạo là phương pháp học tập bán giám sát lâu đời nhất ra đời từ năm 1965. Ý tưởng tái xuất hiện trong công việc chính của Yarowsky cho các nhiệm vụ NLP vào năm 1995, và một lần nữa trong cộng đồng thị giác máy tính vào năm 2013 như dán nhãn giả. Thuật toán này là một trình bao bọc liên tục sử dụng một thuật toán được giám sát làm mô hình cơ bản. Trong vài năm gần đây, các nghiên cứu đã khám phá hiệu quả của mạng nơ-ron như một mô hình dự đoán cơ bản trong quá trình tự đào tạo. Một biến thể mạng nơ-ron của tri-training với bất đồng được trình bày và cho thấy rằng sự kết hợp là một cơ sở mạnh mẽ đáng ngạc nhiên trong bối cảnh thích ứng miền. Các tác giả trong đề xuất sử dụng điểm phân vị thay vì điểm tin cậy để chọn các nhãn giả tốt nhất; và số khác sử dụng mạng nơ-ron Bayes để chọn các nhãn giả ít tin cậy nhất trong mỗi lần lặp lại. Tự tiền thử nghiệm là mô hình đầu tiên sử dụng quá trình chưng cất mô hình cùng với một giả thuyết để chuyển thông tin qua các lần lặp lại, cho phép nó có khả năng sửa đổi các nhãn giả. Tích hợp mô hình đào tạo trước và tinh chỉnh với tự đào tạo, sử dụng quy trình tối ưu hóa hiệu quả cùng với kỹ thuật nhiễu loạn để giảm thiểu tác động tiêu cực của các nhãn giả nhiễu. Có các nghiên cứu liên quan chặt chẽ khác. Ngoài các nghiên cứu trên, tự tiền thử nghiệm cũng liên quan đến các nghiên cứu về chưng cất mô hình và tổ hợp thời gian. Chưng cất mô hình đã được đề xuất để chuyển kiến thức từ mô hình này sang mô hình khác.

1. **Học nửa giám sát thông qua tự tiền thử nghiệm:**

Trong thuật toán tự đào tạo, một tập hợp nhỏ các tài liệu được gắn nhãn và một tập hợp lớn các tài liệu không được gắn nhãn có sẵn để đào tạo. Thuật toán lặp đi lặp lại và trong mỗi lần lặp lại mô hình dự đoán được đào tạo trên bộ hiện tại và được sử dụng để gắn nhãn tập hợp hiện tại một cách xác suất. Có ba nhược điểm của thuật toán này: 1.Vấn đề trôi ngữ nghĩa. Tác động tiêu cực ngày càng tăng của các nhãn giả nhiễu làm lu mờ lợi ích của việc kết hợp dữ liệu không được gắn nhãn. 2.Phụ thuộc vào hiệu chuẩn mô hình. Nếu bộ phân loại bên dưới không thể lập mô hình chính xác các phân phối lớp, thì nó sẽ không thể xếp hạng đúng các tài liệu ứng viên. 3.Không thể sửa đổi các nhãn giả sau khi chúng được gán cho các tài liệu chưa được gắn nhãn và được bổ sung thêm với tập hợp các tài liệu được gắn nhãn.

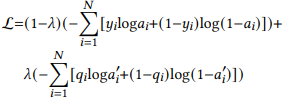
Thuật toán 1 minh họa quá trình tự tiền thử nghiệm ở dạng cơ bản của nó. Ban đầu, được sử dụng để đào tạo M1(Dòng 2), sau đó là các tham số của M1 được sao chép vào M2(Dòng 5). Tập hợp các tài liệu không được gắn nhãn được lấy ngẫu nhiên(Dòng 7). Tập hợp này được gắn nhãn bởi M2 và được sử dụng L để đào tạo lại M1 (Dòng 8). Vai trò của hai M được đảo ngược trong lần lặp tiếp theo. Trong mỗi lần lặp lại, kích thước mẫu được tăng lên k(Dòng 6) và thuật toán dừng khi tập hợp mẫu bao gồm toàn bộ tập hợp. Thuật toán có hai ưu điểm: 1.Để chọn các nhãn giả, phân phối lớp không được tính đến => không có ràng buộc về khả năng của bộ phân loại trong việc xếp hạng các tài liệu không được gắn nhãn. Điều này ngăn không cho mô hình lặp lại chọn một tập hợp cố định gồm các tài liệu không được gắn nhãn trong mỗi lần lặp lại(tập hợp các nhãn giả có độ tin cậy cao) 2.Thông tin được chuyển qua các lần lặp ở dạng giả thuyết hơn là một tập hợp các nhãn giả cố định.

* 1. **Chuyển giao giả thuyết và chưng cất lặp lại:**

Tự tiền thử chuyển một giả thuyết một hàm đã học từ lần lặp này sang lần lặp tiếp theo. Trong mỗi lần lặp lại, giả thuyết này được sử dụng để tạo một giả thuyết mới bằng cách tạo một tập hợp các nhãn giả và bổ sung chúng với tập hợp các tài liệu được gắn nhãn. Thuật toán gọi là chưng cất mô hình để chuyển kiến thức từ một mô hình lớn (được gọi là giáo viên) sang một mô hình nhỏ (được gọi là học sinh). Tác giả sử dụng phương pháp chưng cất mô hình để chuyển kiến thức từ mạng này sang mạng khác bằng cách sửa đổi lớp softmax như sau:

là lớp cuối của phần tử i, j là số lớp, là dự đoán lớp. Tham số được gọi là nhiệt độ và được sử dụng để làm trơn các dự đoán của lớp. Nhiệt độ cao hơn dẫn đến độ hỗn loạn cao hơn trong các dự đoán. Điều này đặc biệt mong muốn, vì mạng nơ-ron được biết là có độ hỗn loạn thấp trong các dự đoán của chúng. Tự tiền thử nghiệm và chắt lọc hiệu quả các lần lặp trước đó vào mạng sinh viên M1. Trong mỗi lần lặp, thay vì sử dụng giáo viên M2, chúng tôi sử dụng các dự đoán mềm cùng với tập hợp để đào tạo mạng sinh viên-Thuật toán 1(Dòng 8).

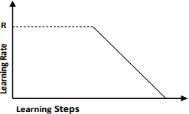
* 1. **Học tập bán giám sát hai giai đoạn:**

Tự đào tạo gặp phải vấn đề trôi ngữ nghĩa. Sự cố xảy ra khi các lỗi chủ yếu do nhãn giả gây ra tích tụ qua các lần lặp lại và cuối cùng làm sai lệch ranh giới của bộ phân loại. Để giảm thiểu, giải pháp là xử lý tập hợp các nhãn giả và tách thông tin mâu thuẫn với thông tin được lưu trữ trong tập hợp. Sử dụng hàm mục tiêu trong khi đào tạo M1 sử dụng L: N là số lượng tài liệu trong L, là nhãn thực của tài liệu , là lớp dự đoán của M1 cho , là lớp dự đoán của M1 cho với nhiệt độ cao như được mô tả trong 3.1 và là lớp dự đoán của M2 cho với cùng nhiệt độ M1. λ là một tham số để chi phối trọng số tương đối của hai số hạng (0≤λ≤1). Từ các bậc của số hạng thứ hai trong phương trình 2 ẩn chia tỷ lệ bằng , theo thứ tự để cân bằng tác động của hai thuật ngữ trong lan truyền ngược, nhân các độ dốc này với -phương trình 1. Số hạng đầu tiên trong phương trình 2 ẩn là độ hỗn loạn chéo giữa các nhãn thực cơ bản và xác suất lớp của M1. Số hạng thứ hai là độ hỗn loạn chéo giữa các xác suất lớp của M2 và M1. Chức năng mục tiêu này là một nỗ lực để giữ cân bằng giữa thông tin được chuyển từ các lần lặp trước và thông tin được trích xuất từ tập hợp các tài liệu được gắn nhãn.

* 1. **Tỷ lệ học tập hình thang phải:**

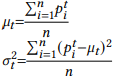
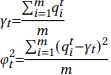
Chiến lược hai giai đoạn này tạo ra một cơ hội thích hợp để nâng cao quá trình tối ưu hóa. Vì các nhãn giả có khả năng bị nhiễu => đề xuất sử dụng tập hợp để khám phá không gian giả thuyết và phát hiện vùng có chứa tối ưu địa phương(localoptima) tốt hơn.

Sử dụng tỷ lệ học tập hình thang phải. t biểu thị bước thời gian hiện tại, là lô tài liệu hiện tại đang được xử lý. là tỷ lệ học tập hiện tại, R là tỷ lệ học tập ban đầu, C là tập hợp các nhãn giả, L là tập hợp các tài liệu được dán nhãn, là số lô nhãn giả và là số lô được dán nhãn. Tỷ lệ học tập bao gồm hai giai đoạn: 1.Tỷ lệ học tập cố định-nơi nhãn giả được sử dụng để đào tạo M1(Thuật toán 1). Giai đoạn này, các tham số mạng có thể tự do cập nhật => có thể khám phá không gian giả thuyết. 2.Tốc độ học tập giảm dần-nơi các tài liệu được gắn nhãn được sử dụng để đào tạo thêm. Giai đoạn này, trình tối ưu hóa ổn định => sử dụng các tài liệu được dán nhãn không gây nhiễu vì một sự xáo trộn nhỏ trong dữ liệu cũng có thể gây ra mất mát đáng kể. Tỷ lệ học tập hai giai đoạn tích hợp hữu cơ với quy trình học tập bán giám sát hai giai đoạn => tốc độ học giảm dần, ngăn mục tiêu của nhiệm vụ thứ hai xóa hoàn toàn kiến thức đã chuyển từ các lần lặp trước.

* 1. **Phân phối lớp quán tính:**

Lịch trình tỷ lệ học tập tự thử nghiệm. Đường gạch ngang là tốc độ học của mạng trong quá trình đào tạo theo nhãn giả và đường nghiêng là tốc độ học trong quá trình đào tạo bởi các tài liệu được gắn nhãn.

Giả sử quá trình chỉ bao gồm một họ của hai hàm gauss ngẫu nhiên biến là và . là trạng thái của các nhãn giả dương, là trạng thái của các nhãn giả âm. Giá trị trung bình mẫu và phương sai của trong vòng lặp lại t(tức )được đưa ra:

n là số lượng nhãn giả dương trong lần lặp lại t, là xác suất của i-th thuộc về nhãn giả dương vào lớp dương-0.5≤ bởi vì mẫu là dương. Tương ứng, giá trị trung bình mẫu và phương sai của trong vòng lặp t(tức )được đưa ra: m là số lượng nhãn giả âm trong lần lặp lại t và là xác suất của i-th thuộc về nhãn giả âm của lớp âm-0.5≤ và mọi nhãn giả +=1. Trong vòng lặp t+1, các phân phối mẫu của ngẫu nhiên biến và biến thành ∼ N(, ) và ∼ N(, ). Những cập nhật này có thể là do sự ngẫu nhiên trong khởi tạo mô hình, tính ngẫu nhiên trong tập hợp các tài liệu không được gắn nhãn đã chọn trong lần lặp t, hoặc một phần do các nhãn giả nhiễu được giới thiệu trong lần lặp lại t. Sự phân loại sai của M2 trong lần lặp lại t(Thuật toán 1)được sử dụng để đào tạo trước M1, và cuối cùng làm sai lệch phân phối lớp của tập hợp các nhãn giả trong lần lặp t+1. Để giảm bớt tác động của sự nhiễu, sử dụng 2 hàm gauss và như 1 sự kết hợp tuyến tính của phân phối lớp trong các phần lặp t và t+1 và nhãn giả trong thành và các nhãn giả trong thành . Sử dụng cơ chế này sẽ tránh được những thay đổi đột ngột trong việc phân phối nhãn giả.

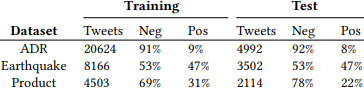
Thực hiện bước này sau khi tạo các nhãn giả M2 và trước khi sử dụng bộ này để đào tạo trước M1(Thuật toán 1, dòng 8).

1. **Thiểt lập thực nghiệm:**

Phần này mô tả các tập dữ liệu đã sử dụng, sau đó cung cấp tổng quan ngắn gọn về các mô hình cơ sở và cuối cùng là xem xét chi tiết các thử nghiệm.

* 1. **Bộ dữ liệu:**

Đánh giá quá trình tự thử nghiệm tạo trên ba nhiệm vụ phân loại văn bản Twitter: 1.Giám sát phản ứng có hại của thuốc(ADR). Trong nhiệm vụ này, mục tiêu là phát hiện các tweet thông báo về tác dụng phụ của thuốc. 2.Phát hiện Báo cáo Khủng hoảng(CRD). Trong nhiệm vụ này, mục tiêu là phát hiện các tweet đề cập đến một sự kiện liên quan đến thiên tai. 3. Nhận dạng mô hình tiêu thụ sản phẩm(PCP). Trong nhiệm vụ này, mục tiêu là xác định các tweet báo cáo việc sử dụng sản phẩm.

Bộ dữ liệu ADR và động đất được phát hành cùng với các bộ thử nghiệm và đào tạo được chỉ định trước. Trong bộ dữ liệu sản phẩm, sử dụng các tweet được xuất bản vào năm 2013 và 2014 cho tập huấn luyện và các tweet được xuất bản vào năm 2015 và 2016 cho tập thử nghiệm. Thấy rằng tập dữ liệu động đất là cân bằng và tập dữ liệu ADR rất mất cân bằng. Tập dữ liệu về động đất được phát hành cùng với một tập hợp các tweet không được gắn nhãn. Đối với hai tập dữ liệu còn lại, sử dụng API Twitter và thu thập dữ liệu 10.000 tweet có liên quan cho mỗi tập dữ liệu được sử dụng làm tập hợp không được gắn nhãn(tập trong Thuật toán 1). Đối với tập dữ liệu ADR, sử dụng tên thuốc để thu thập tập hợp không được dán nhãn và đối với tập dữ liệu sản phẩm, sử dụng truy vấn “flu AND (shot OR vaccine)” để thu thập tập hợp.

* 1. **Đường cơ sở:**

**Baseline:**Thiết lập để đánh giá mô hình học tập bán giám sát phải thực tế. Các mô hình ngôn ngữ theo ngữ cảnh định sẵn là thành phần chính của bộ phân loại văn bản hiện đại => sử dụng BERT làm đường cơ sở nguồn và cũng là bộ phân loại cơ bản cho tất cả các đường cơ sở khác. Sử dụng tài liệu đào tạo trước đã xuất bản cơ sở biến thể, theo sau đó là một lớp được kết nối đầy đủ và một hàm softmax. Sử dụng triển khai Pytorch của BERT. **Self-training:**Sử dụng thuật toán tự đào tạo thông thường. Trong mỗi lần lặp lại nhãn giả hàng đầu, tùy thuộc mức độ tin cậy ngưỡng tối thiểu, chọn và thêm vào tập hợp được gắn nhãn(một phiên bản của đường cơ sở trong thuật toán). **Tri-training+:** Đưa vào một biến thể của thuật toán đào tạo ba lần(tri-training) được gọi là đào tạo ba lần với sự bất đồng. Mô hình này là cơ sở rất tốt cho việc học bán giám sát. Ba trường hợp của đường cơ sở được sử dụng trong thuật toán này. **Mutual-learning:** Mô hình này là một tập hợp, dựa trên ý tưởng rằng việc tăng độ hỗn loạn của các dự đoán lớp sẽ cải thiện tính tổng quát hóa. Hai trường hợp của đường cơ sở được sử dụng trong mô hình này(cài đặt song song). **Spaced-rep:** Mô hình này sử dụng kỹ thuật xếp hàng dọc theo tập hợp xác thực để chọn các tài liệu không được gắn nhãn 1 cách dễ dàng và đầy đủ thông tin cho nhiệm vụ. Mô hình triển khai theo cách riêng của tác giả. **Co-Decomp:** Mô hình này sử dụng kiến thức miền để phân tách nhiệm vụ thành một tập hợp các nhiệm vụ con cần giải quyết trong cài đặt nhiều chế độ xem. Sử dụng từ khóa đại diện cấp và biểu thị cấp độ câu làm hai chế độ xem. Hai trường hợp của đường cơ sở được sử dụng trong thuật toán này. **Self-Pretraining:** Mô hình đã giới thiệu trong phần 3. Hai trường hợp của đường cơ sở được sử dụng bằng M1 và M2.

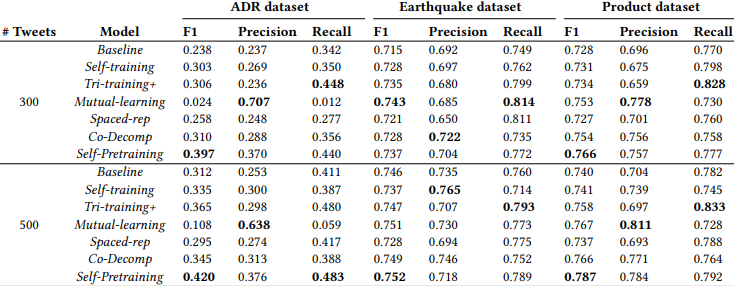
* 1. **Chi tiết thử nghiệm:**

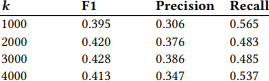
Để đánh giá các mô hình trong cài đặt bán giám sát, lấy mẫu một tập hợp con nhỏ các nhóm đào tạo và không sử dụng phần còn lại của các tweet. Để lấy mẫu dữ liệu, sử dụng phương pháp lấy mẫu ngẫu nhiên phân tầng để bảo toàn tỷ lệ giữa tài liệu tích cực và tài liệu tiêu cực. Đảm bảo tập hợp có nhãn ban đầu là giống hệt nhau cho tất cả các mô hình. Lặp lại tất cả các thí nghiệm 3 lần với các hạt ngẫu nhiên khác nhau. Báo cáo mức trung bình qua các lần chạy. Tất cả các mô hình cơ sở sử dụng được điều chỉnh với ngưỡng tin cậy (=0.9). Tuy nhiên đồng thời tăng tuyến tính kích thước của tập mẫu, không tăng quá 10% tập huấn luyện hiện tại trong mỗi lần lặp. Trong các thử nghiệm quan sát thấy rằng hiệu suất của tự đào tạo và đồng phân rã(Co-Decomp) suy giảm nếu sử dụng toàn bộ tập dữ liệu không được gắn nhãn(do vấn đề trôi dạt ngữ nghĩa) => giả định số lần lặp lại trong các thuật toán là một tham số và sử dụng 20% tập hợp được gắn nhãn làm tập xác nhận để tìm giá trị tốt nhất. Đào tạo ba lần có tiêu chí dừng nội bộ. Học lẫn nhau(mutual-learning) sử dụng dữ liệu chưa được gắn nhãn làm bộ điều chỉnh. Lặp quãng ngắn(spaced-rep) yêu cầu một bộ xác nhận cho tiêu chí dừng và cả cho việc lựa chọn ứng viên. Do đó sử dụng 20% tập hợp được gắn nhãn làm tập xác nhận. Đặt số lượng hàng đợi là 6, phần còn lại của cài đặt giống hệt với những gì được sử dụng trong “Neural Self-Training through Spaced Repetition”. Thử nghiệm trong cài đặt bán giám sát không thực hiện điều chỉnh tham số đầy đủ. Sử dụng tập hợp đào tạo trong tập dữ liệu sản phẩm và tìm kiếm các giá trị tối ưu của phương trình 2 và α phương trình 3. Giá trị tốt nhất lần lượt là 0,3 và 0,1. Đặt kích thước bước κ trong thuật toán 1 là 2000 và nhiệt độ T trong phương trình 1 là 3. Trong quy trình đào tạo hai giai đoạn, mục tiêu của bước đầu tiên là khởi tạo mô hình, do đó chúng tôi đã đào tạo mạng trong 1 giai đoạn. Trong các trường hợp còn lại, bao gồm cả trong các mô hình và các đường cơ sở, mô hình được đào tạo trong 3 giai đoạn. Ngoại lệ duy nhất là lặp quãng ngắn(đòi hỏi một số giai đoạn đào tạo nhất định với việc dừng lại sớm). Để huấn luyện BERT trong tất cả các trường hợp, sử dụng kích thước lô là 32. Tiếp theo sử dụng F1 trong lớp tích cực để điều chỉnh các mô hình. Báo cáo F1, độ chính xác và độ thu hồi trung bình của các mô hình trong các lần chạy.

1. **Kết quả của thảo luận:**

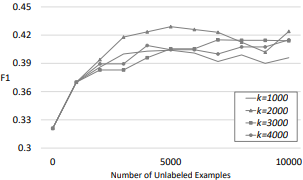
Bắt đầu phần này bằng cách báo cáo kết quả chính. Sau đó trình bày một loạt các thí thực hiện để hiểu rõ hơn về các tính chất của tự tiền luyện.

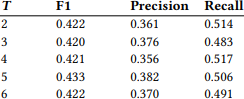
* 1. **Kết quả chính:**

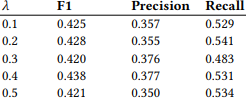
****Bảng báo cáo hiệu suất của tự thử nghiệm so với đường cơ sở dưới hai lượng lấy mẫu(300 và 500) tweet ngẫu nhiên ban đầu(ba tập dữ liệu). Cho thấy rằng trong tất cả các trường hợp, tự thử nghiệm là mô hình hàng đầu hoặc ngang hàng với mô hình hàng đầu. Tuy nhiên, sự khác biệt trong tập dữ liệu ADR là đáng kể và tập dữ liệu Earthquake có sự khác biệt là rất nhỏ. ADR là tập dữ liệu không cân bằng. Kiểm tra theo từng trường hợp cho thấy rằng các tweet tích cực trong tập dữ liệu này rất đa dạng. Điều này làm cho mô hình rất dễ bị ảnh hưởng bởi số lượng các ví dụ đào tạo. Cũng thấy rằng học hỏi lẫn nhau hoàn toàn không thành công trong tập dữ liệu này. Các thử nghiệm cho thấy rằng điều này là do phân phối lớp bị lệch trong tập dữ liệu này. Ngạc nhiên khi thấy rằng lặp quãng ngắn đang hoạt động kém trong các thử nghiệm(trước đó mô hình được đánh giá qua các nhiệm vụ truyền thông xã hội). Chúng tôi tin rằng có những lý donhư sau: Mô hình dựa vào số lượng giai đoạn đào tạo để xây dựng cấu trúc dữ liệu nội bộ của nó nhằm xếp hạng các ứng viên tweet. Khi trình phân loại cơ bản là một mô hình ngôn ngữ được đào tạo trước, (BERT) việc tăng số lượng giai đoạn có thể dẫn đến quá tải => mâu thuẫn với mục đích. Mặt khác, việc dừng sớm ngăn mô hình phân tách thông tin các tweet không có thông tin.

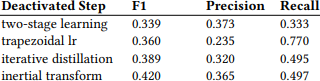
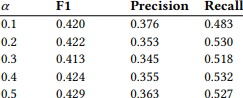
* 1. **Phân tích thực nghiệm:**

Báo cáo ảnh hưởng của kích thước bước về thuật toán tự thử nghiệm(bảng báo cáo F1)độ chính xác và thu hồi của tự thử nghiệm ở các kích thước bước khác nhau trong tập thử nghiệm của bộ dữ liệu ADR(Vì bộ này là bộ lớn nhất) Thấy rằng hiệu suất được cải thiện lên đến kích thước bước của 3000 tweet không được gắn nhãn mỗi lần lặp. Vẫn chưa có lời giải thích cụ thể để biện minh cho xu hướng này vì mong đợi kích thước bước nhỏ hơn sẽ mang lại kết quả tốt hơn. Một lý do có thể là nếu tập hợp các nhãn giả nhỏ, mạng hoàn toàn có thể học được nhiễu trong tập hợp đó trong quá trình đào trước. Phần 3.2 lập luận rằng đào tạo hai giai đoạn có thể đối phó với vấn đề trôi dạt ngữ nghĩa. Để hỗ trợ cho điều này, báo cáo hiệu suất của bộ phân loại trung gian M1 vào cuối mỗi lần lặp.

****Hình báo cáo các hoạt động trong quá trình đào tạo cho các kích thước bước khác nhau. Đối với không có kích thước bước nào, hiệu suất giảm khi số lượng tweet không được gắn nhãn tăng lên(triệu chứng của trôi dạt ngữ nghĩa) Tự thử nghiệm dựa trên sự chắt lọc lặp đi lặp lại (Phần 3.1) để chuyển kiến thức từ lần lặp này sang lần lặp tiếp theo. Mô hình chưng cất tận dụng nhiệt độ T trong hàm softmax(phương trình 1).

Bảng báo cáo hiệu suất mô hình ở các giá trị khác nhau. Hiệu suất cao nhất T=5. Số hạng thứ hai của hàm ngăn các nhãn cứng của tập huấn luyện xóa thông tin được chuyển từ lần lặp trước(phần 3.2).

Bảng báo cáo hiệu suất mô hình ở các giá trị khác nhau của tham số (trọng lượng của số hạng thứ hai) Hiệu suất gần như dần dần được cải thiện khi tăng và đạt đỉnh =0.4(do sự cải thiện về độ chính xác) Biến đổi phân phối xác suất lớp trong lần lặp t+1 vào phân phối mới giống với phân phối trong lần lặp lại t(phần 3.4) Sự chuyển đổi này giúp giảm thiểu vấn đề trôi dạt ngữ nghĩa thông qua việc hạn chế mức độ nhãn giả có thể phát triển trong mỗi lần lặp lại => hạn chế tác động tiêu cực của các nhãn giả nhiễu .

Bảng báo cáo hiệu suất mô hình ở các giá trị khác nhau của tham số trong phương trình 3. chi phối mức độ của phép biến đổi. Hiệu suất được cải thiện đáng kể khi tăng giá trị của . Trong các thí nghiệm trước chỉ ra hiệu suất tốt hơn trong tập dữ liệu ADR có thể đạt được bằng cách điều chỉnh tham số cụ thể của tập dữ liệu. Tuy nhiên, tham số hiện tại trong ADR, nghiên cứu cắt bỏ tiết lộ tầm quan trọng tương đối của các mô hình tự thử nghiệm. Thay thế mô hình đào tạo hai giai đoạn (phần 3.2) bằng tăng dữ liệu đơn giản của các nhãn và nhãn giả. Ngoài ra, thay thế tỷ lệ học hình thang bên phải (Phần 3.3) bằng tỷ lệ học tập nghiêng mặc định. Thay thế quy trình chưng cất lặp đi lặp lại(Phần 3.1) bằng sử dụng nhãn cứng trong mỗi lần lặp lại. Cuối cùng, hủy kích hoạt bước chuyển đổi nhãn(Phần 3.4). Tự thử nghiệm là kỹ thuật tiên tiến. Mô hình bán giám sát thường thất bại khi chúng được đánh giá trên một nhiệm vụ khác với những gì chúng được đề xuất ban đầu. => những mô hình này nên được đánh giá trong ít nhất hai bộ dữ liệu. Trong nghiên cứu đã đánh giá thử nghiệm trong ba bộ dữ liệu Twitter. Chúng tôi đã chọn các đường cơ sở mạnh(học lẫn nhau,lặp quãng ngắn,…) chỉ ra một số trong số đó không thành công trong một số trường hợp nhất định. Tự thử nghiệm là mô hình tốt nhất hoặc ngang bằng với mô hình tốt nhất trong mọi bối cảnh. Nghiên cứu không phải là hoàn hảo. Để tránh bất kỳ ràng buộc nào đối với trình phân loại, đề xuất rút ngẫu nhiên các tài liệu không được gắn nhãn(thuật toán 1, Dòng 7) Tuy nhiên, nếu đảm bảo một số thuộc tính nhất định của trình phân loại => chính sách lựa chọn phức tạp sẽ hiệu quả hơn.

1. **Kết luận:**

Mô hình được lấy cảm hứng từ thuật toán tự đào tạo truyền thống. Tự thử nghiệm sử dụng đặc tính của mạng nơ-ron để đối phó vấn đề quá trình tự đào tạo. Sử dụng quy trình chưng cất lặp đi lặp lại để chuyển thông tin qua các lần lặp, mô hình đào tạo hai giai đoạn để giảm thiểu vấn đề trôi dạt ngữ nghĩa, lịch trình học tập hiệu quả và nhãn giả chuyển đổi sử dụng phương pháp Heuristic. Các thử nghiệm cho thấy mô hình luôn hoạt động tốt hơn các đường cơ sở hiện có.