

# Hệ Khuyến Nghị Dựa Vào Phân Tích Tình Cảm: Bài Khảo Sát Ngắn

Phạm Đình Tài<sup>1</sup>[0009-0003-3920-8028] Phan Thị Huyền Trang<sup>1</sup>[0000-0002-7466-9562]  
và Nguyễn Ngọc Thành<sup>2</sup>[0000-0002-3247-2948]

<sup>1</sup> Đại học Nguyễn Tất Thành, Hồ Chí Minh 70000, Việt Nam  
pdtai@ntt.edu.vn, huyentran@ntt.edu.vn

<sup>2</sup> Wrocław University of Science and Technology, Ba Lan  
ngoc-thanh.nguyen@pwr.edu.pl

**Tóm tắt.** Các hệ khuyến nghị (RS) truyền thống cho rằng sự đánh giá bằng cách xếp hạng đối với một thực thể trong quá khứ của người dùng phản ánh chính xác sở thích thực tế của họ. Tuy nhiên, tâm trạng người dùng thường xuyên thay đổi theo ngữ cảnh và thời gian, do đó việc xếp hạng có thể phản ánh không chính xác sở thích của người dùng trong thực tế. Từ đó, các RS hiện đại càng chú ý đến việc tận dụng sự hỗ trợ của việc phân tích tình cảm (SA) trong việc cải thiện hiệu quả đề xuất bằng cách tập trung vào việc nắm bắt tình cảm từ nội dung do người dùng tạo liên quan đến các thực thể và kết hợp các tình cảm này một cách hiệu quả vào việc đề xuất các thực thể tương tự được cá nhân hóa phù hợp nhất cho người dùng. Bài báo này đề xuất một cách phân loại mới cho các RS dựa vào việc SA dựa trên loại thông tin và kỹ thuật được sử dụng trong các RS đó. Đối với mỗi phân loại, các phương pháp cụ thể được phân tích, so sánh và đánh giá. Bài khảo sát ngắn này dự kiến sẽ cung cấp các hướng dẫn cần thiết cho người mới bắt đầu và nhà nghiên cứu mới muốn cải thiện hiệu suất của các RS bằng cách tăng cường vai trò của việc SA.

**Từ khóa:** Hệ khuyến nghị, phân tích tình cảm, lọc cộng tác, hệ khuyến nghị dựa vào phân tích tình cảm.

## 1 Giới thiệu

Trong thời đại công nghệ 4.0 và sự chuyển đổi số mạnh mẽ, các hệ thống khuyến nghị (RS) trở thành một phần không thể thiếu trong các hệ thống phần mềm trong nhiều lĩnh vực khác nhau. Các RS giúp giảm thời gian tìm kiếm sản phẩm, tăng trải nghiệm người dùng và giúp các doanh nghiệp tăng doanh số bằng cách khuyến khích người dùng mua hàng trên các sàn thương mại điện tử [1], các dịch vụ tư vấn trong lĩnh vực y tế như tư vấn dinh dưỡng [2]. Các nhà khoa học luôn quan tâm đến việc cải tiến các phương pháp đã có và đề xuất các phương pháp mới cho các RS. Các phương pháp và kỹ thuật khai thác dữ liệu mới luôn được đưa ra để tối ưu hóa hiệu quả của các RS và nâng cao chất lượng khuyến nghị [3]. Hiện nay, có nhiều cách tiếp cận để xây dựng các RS, trong đó những cách tiếp cận phổ biến như: (i) Tiếp cận dựa trên bộ lọc cộng tác nhằm đề xuất các sản phẩm tương tự dựa trên sự đóng góp của người dùng khác và thường yêu cầu

các thông tin đánh giá và hoạt động của người dùng để đưa ra các khuyến nghị [4]. (ii) Tiếp cận dựa trên bộ lọc nội dung nhằm đề xuất các sản phẩm tương tự dựa trên nội dung của người dùng về sản phẩm và thường yêu cầu các thông tin về đặc tính và thuộc tính của sản phẩm để đưa ra các khuyến nghị [5] (iii) Tiếp cận dựa trên học máy, học sâu, và mới nhất là mạng tích chập đồ thị nhằm sử dụng các kỹ thuật hiện đại để phân tích dữ liệu người dùng và đưa ra các khuyến nghị và thường yêu cầu các thông tin đánh giá và hoạt động của người dùng cũng như thông tin về sản phẩm để đưa ra các khuyến nghị [6] (iv) Tiếp cận dựa trên kết hợp các phương pháp trên nhằm đưa ra các khuyến nghị chính xác và đa dạng hơn và thường sử dụng thông tin về đánh giá, hoạt động người dùng, nội dung sản phẩm và thông tin xã hội để đưa ra các khuyến nghị [7]. Các cách tiếp cận trước đây cho rằng sự đánh giá bằng cách xếp hạng đối với một thực thể trong quá khứ của người dùng phản ánh chính xác sở thích thực tế của họ. Tuy nhiên, tâm trạng người dùng thường xuyên thay đổi theo ngữ cảnh và thời gian, do đó việc xếp hạng có thể phản ánh không chính xác sở thích của người dùng trong thực tế. Trong thời đại công nghệ việc cạnh tranh trong kinh doanh diễn ra rất nhanh chóng, RS cần nắm bắt đúng diễn biến tâm trạng của người dùng để đưa ra các gợi ý nhanh và đúng giúp họ có quyết định đúng đắn. Từ đó, cách tiếp cận chú ý đến việc tận dụng sự hỗ trợ của việc SA trong việc cải thiện hiệu quả đề xuất. (v) Tiếp cận dựa vào SA trên các bài đăng để dự đoán tâm tư tình cảm của người đăng bài [8] bằng cách tập trung vào việc nắm bắt tình cảm từ nội dung do người dùng tạo liên quan đến các thực thể và kết hợp các tình cảm này một cách hiệu quả vào việc đề xuất các thực thể tương tự được cá nhân hóa phù hợp nhất cho người dùng. Trong số 5 cách tiếp cận đã đề cập ở trên, thì phương pháp xây dựng các RS dựa trên việc SA các đánh giá (văn bản) của người dùng đang thu hút được nhiều quan tâm và mang lại kết quả khá tốt.

Phân tích tình cảm (SA) trong văn bản là quá trình sử dụng các kỹ thuật xử lý ngôn ngữ tự nhiên (NLP) để phân tích và xác định các phân cực cảm xúc hoặc thái độ của người nói trong văn bản về một thực thể cụ thể. Thực thể là bất kỳ đối tượng riêng biệt hoặc có thể nhận dạng nào và thường đề cập đến các cá nhân, sự kiện, tổ chức, hệ thống và sản phẩm. Các đặc điểm của SA có thể được tóm tắt như sau: mức độ tình cảm, cấp độ SA và mục tiêu SA. Mức độ tình cảm thường được chia thành hai mức độ (tích cực và tiêu cực), ba mức độ (tích cực, tiêu cực và trung tính) hoặc đa mức độ (tích cực mạnh mẽ, tích cực, tiêu cực mạnh mẽ, tiêu cực và trung lập). Mục tiêu SA là đối tượng mà tình cảm hướng tới. Cấp độ SA có thể được chia thành ba cấp độ: khía cạnh, câu và tài liệu. SA ở cấp độ văn bản xác định tình cảm chung về một chủ đề nhất định được thể hiện trên toàn bộ tài liệu. SA ở cấp độ văn bản có thể trở thành SA ở cấp độ câu khi văn bản chỉ bao gồm một câu. Phân tích tình cảm ở cấp độ câu xác định tình cảm về một chủ đề nhất định được thể hiện trong một câu. SA ở cấp độ khía cạnh - một khía cạnh là một phần hoặc một chi tiết của một thực thể - xác định tình cảm liên quan đến một chủ đề nhất định được thể hiện trong các cụm từ hoặc từ. Thời gian gần đây, SA được sử dụng hiệu quả trong việc xây dựng và phát triển các RS, trong đó đáng chú ý là SA ở cấp độ câu và văn bản.

Hệ khuyến nghị đóng vai trò quan trọng trong thực tiễn nên việc cải tiến và phát triển các RS là rất cần thiết, do đó đã có nhiều bài báo khảo sát, đánh giá, so sánh các phương pháp xây dựng RS đã được xuất bản. Najafabadi và các cộng sự [9] đã tập trung vào việc điều tra các RS dựa trên phương pháp lọc cộng tác. Huang và các cộng sự [10] tập

trung vào việc đánh giá các RS dựa trên bối cảnh là các sự kiện trên các mạng xã hội. Portuga và các cộng sự [11] đã khảo sát các RS dựa trên các thuật toán học máy. Zhang và các cộng sự [6] đã khảo sát các RS dựa trên các phương pháp học sâu. Patel và các cộng sự [12] đã đánh giá các RS được tăng cường với các thông tin liên quan đến việc SA. Và mới đây nhất, Wu và các cộng sự [13] đã điều tra các RS dựa trên đồ thị mạng lưới thần kinh. Như vậy, chỉ có duy nhất một bài báo [12] đã khảo sát vai trò của việc SA trong các RS, những bài báo này khảo sát và phân loại các RS tăng cường tình cảm theo mức độ SA. Bài báo trong lĩnh vực SA và các ứng dụng của nó trong RS có thể đóng góp vào việc cải thiện hiệu quả của các RS. Chẳng hạn, nghiên cứu SA trong các bài đánh giá sản phẩm có thể giúp cải thiện chất lượng khuyến nghị và nâng cao trải nghiệm người dùng. Nghiên cứu phát hiện cảm xúc trong các dữ liệu như phản hồi của khách hàng hoặc các bài đăng trên mạng xã hội có thể giúp các doanh nghiệp phát hiện các vấn đề hoặc cảm nhận của khách hàng và đưa ra các giải pháp thích hợp. Các nghiên cứu này có thể đóng góp vào việc phát triển các RS thông minh và tăng cường trải nghiệm của người dùng. Trong bài báo này, chúng tôi đưa ra một cách phân loại mới cho các RS được tăng cường bởi thông tin tình cảm dựa trên loại thông tin và kỹ thuật được sử dụng trong các RS đó. Các đóng góp chính của bài báo này được tổng kết như sau: (i) Chúng tôi đề xuất một cách phân loại mới cho các RS được tăng cường tình cảm thành 3 loại chính: Phương pháp kết hợp giữa việc SA và lọc cộng tác dựa trên người dùng, Phương pháp kết hợp giữa việc SA và cải tiến các mô hình lọc cộng tác, và Phương pháp dựa trên nội dung được tăng cường bởi thông tin tình cảm; (ii) Đối với mỗi loại, chúng tôi phân tích và đánh giá các phương pháp cụ thể; (iii) Chúng tôi so sánh ưu và nhược điểm của các phương pháp trong mỗi loại, sau đó đưa ra các hướng giải quyết có thể áp dụng trong tương lai.

Bài báo được bố cục như sau: Phần 2 là phương pháp nghiên cứu; phần 3 đưa ra mô hình kết hợp phân nhóm RS dựa trên SA; phần 4 đánh giá các phương pháp và cuối cùng là tổng kết bài báo.

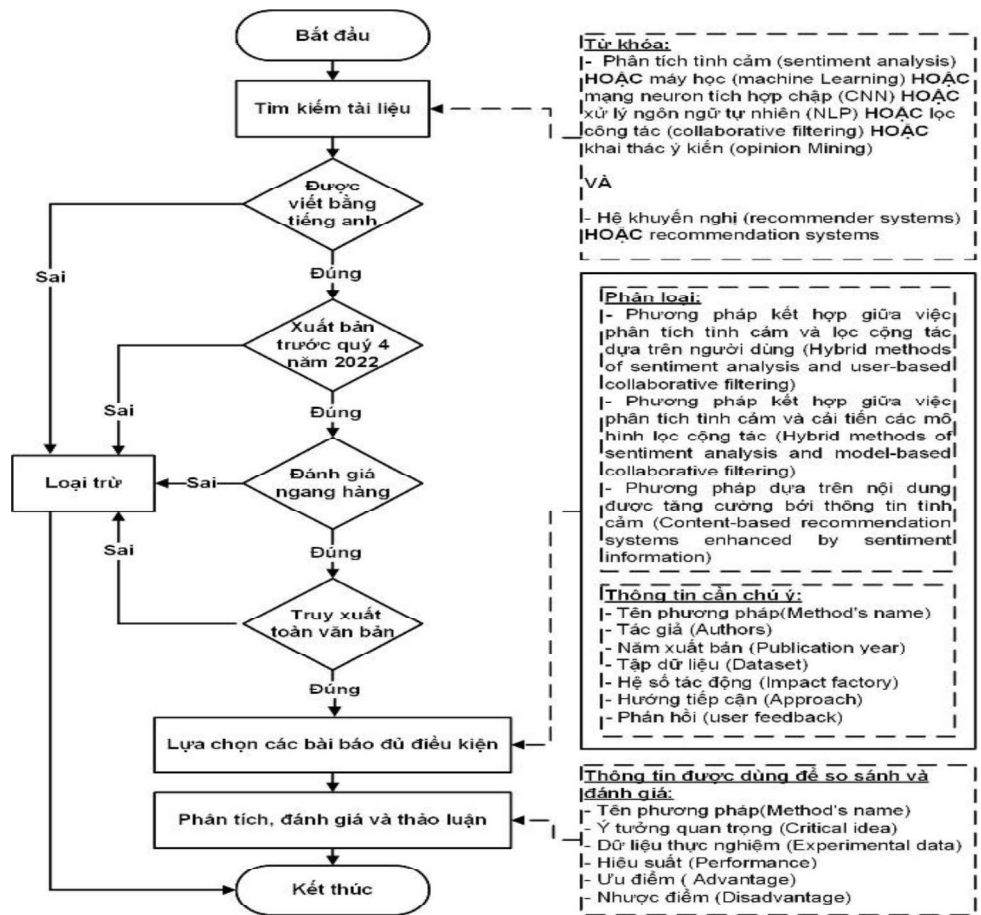
## 2 Phương pháp nghiên cứu

Trong nghiên cứu này, chúng tôi đã tiến hành đánh giá một cách có hệ thống các bài báo đã được xuất bản về xây dựng RS dựa trên SA với ba bước chính: tìm kiếm tài liệu, lựa chọn các bài báo đủ điều kiện và phân tích, đánh giá và thảo luận. Phương pháp nghiên cứu được minh họa theo Hình 1.

**Tìm kiếm tài liệu:** Tìm kiếm tài liệu được sử dụng để chọn các bài báo khoa học đã được bình duyệt có chứa các từ khóa sau: Phân tích tình cảm, máy học (machine Learning), mạng thần kinh tích chập (CNN), NLP, lọc cộng tác (collaborative filtering), khai thác ý kiến (opinion mining), bên cạnh đó kết hợp với các từ khóa chính trong RS như: Recommender systems hay recommendation systems. Các từ khóa này được sử dụng để trích xuất các bài báo từ Google scholar, Scopus và DBLP.

**Lựa chọn các bài báo đủ điều kiện:** Việc lựa chọn các bài báo đủ điều kiện được sử dụng để loại trừ các bài báo không rõ ràng. Để chọn các bài báo đủ điều kiện, chúng tôi

cung cấp một bộ tiêu chí loại trừ/bao hàm. Bộ bao hàm gồm các tiêu chí sau: viết bằng tiếng Anh, xuất bản trước quý 4 năm 2022, đã được bình duyệt ngang hàng, có thể truy xuất toàn bộ bài báo. Bộ loại trừ bao gồm các tiêu chí sau: bài báo đánh giá, khảo sát và so sánh hoặc chỉ trình bày các mô hình toán học. Việc lựa chọn các bài báo đủ điều kiện giúp tác giả giảm quá trình đọc rút trích và phân loại văn bản khi tham gia vào quá trình đánh giá nghiên cứu khoa học. Trong bài khảo sát này, các bài báo đủ điều kiện phải trình bày các phương pháp xây dựng và cải tiến các RS như: Phương pháp kết hợp giữa việc SA và lọc cộng tác dựa trên người dùng, phương pháp kết hợp giữa việc SA và cải tiến các mô hình lọc cộng tác, phương pháp dựa trên nội dung được tăng cường bởi thông tin tình cảm.



Hình 1. Lưu đồ phương pháp nghiên cứu

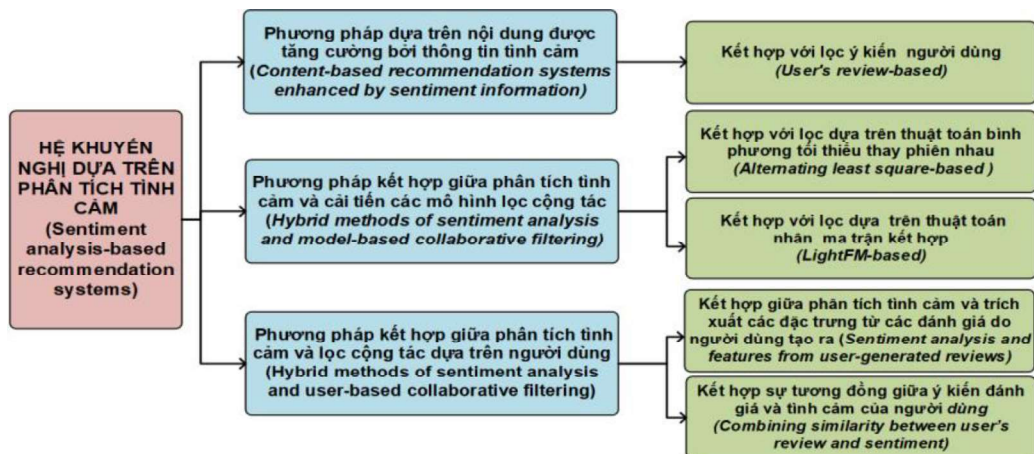
**Phân tích, đánh giá và thảo luận:** Phân tích được coi là một kỹ năng quan trọng để đưa đến đánh giá và đưa ra kết luận. Ở bước cuối cùng việc phân tích các nội dung bài báo đã được tìm kiếm và sàng lọc từ các bước trước giúp tác giả tiếp thu được nhiều luồng thông tin mà hướng chính là tập trung về xây dựng RS dựa trên SA. Thông tin quan trọng được dùng để so sánh và đánh giá bao gồm: Tên phương pháp, ý tưởng quan trọng, dữ liệu thực nghiệm, những ưu điểm và nhược điểm.

Bảng phương pháp nghiên cứu trên, cuối cùng có tổng cộng hơn 20 bài báo liên quan được xuất bản trước quý 4 năm 2022 được chọn để so sánh và phân tích một cách

toàn diện. Bên cạnh đó dựa trên các thông tin đã được so sánh và thảo luận chúng tôi đưa ra đánh giá chung về các RS được tăng cường bởi thông tin tình cảm về ưu điểm, nhược điểm và đưa ra một số hướng nghiên cứu có thể tiến hành trong tương lai.

### 3 Hệ Khuyến nghị dựa trên việc phân tích tình cảm

Hệ khuyến nghị dựa trên việc phân tích tình cảm (hay còn gọi là RS được tăng cường bởi thông tin tình cảm) tập trung vào việc nắm bắt tình cảm từ nội dung do người dùng tạo và sử dụng các tình cảm này một cách hiệu quả vào việc cung cấp các dịch vụ được cá nhân hóa phù hợp nhất cho người dùng. Dựa trên các đặc trưng về loại thông tin và kỹ thuật được sử dụng trong các phương pháp đã được đề xuất, chúng tôi phân loại theo các phương pháp xây dựng RS dựa trên việc SA thành các nhóm nhỏ như: (i) phương pháp dựa trên phương pháp kết hợp giữa việc SA và lọc cộng tác dựa trên người dùng, (ii) phương pháp kết hợp giữa việc SA và cải tiến các mô hình lọc cộng tác và (iii) phương pháp dựa trên nội dung được tăng cường bởi thông tin tình cảm. Trong từng phương pháp chính để làm rõ cách thức đánh giá, tác giả đi vào từng chi tiết nhỏ hơn giúp có thể hình dung rõ ràng hơn về cách thức phân tích, đánh giá đưa ra kết luận của mình. Hình 2 dưới đây minh họa việc phân loại các RS dựa trên SA.



**Hình 2.** Một cách phân loại mới cho các phương pháp xây dựng hệ khuyến nghị dựa trên phân tích tình cảm

#### 3.1 Kết hợp giữa việc phân tích tình cảm và lọc cộng tác dựa trên người dùng

Trong quá trình xây dựng và hình thành RS, có hai vấn đề cốt lõi rất được quan tâm đó là xuất hiện hiện tượng “khởi động nguội” ở người dùng và dữ liệu bị thưa thớt. Dữ liệu thưa thớt có thể dẫn đến vấn đề khởi động nguội, điều này làm giảm đi hiệu suất của RS. Bằng cách tích hợp SA trong các RS, Osman và cộng sự [14] đã đưa ra phương pháp kết hợp giữa việc SA và lọc cộng tác dựa trên ý kiến của người dùng. Mục đích của phương pháp là để khắc phục vấn đề giảm dữ liệu thưa thớt bằng cách tích hợp đánh giá của người dùng vào RS sử dụng mô hình lọc cộng tác. Minh chứng cho điều này, tác giả cho rằng dựa vào tài liệu hiện có về RS dựa trên SA thì chỉ chú trọng vào những kỹ thuật thông thường, thiếu ngữ nghĩa dẫn đến vấn đề dữ liệu lớn dễ bị thưa

thốt. Qua đó đóng góp chính của phương pháp kết hợp này giúp giảm quá trình phát sinh dữ liệu lớn thừa thớt trong quá trình hình thành RS. Với bộ dữ liệu về những bộ phim chưa được đánh giá kết hợp với bảng SA được đánh giá của người dùng được lấy từ Movielens 100k, gồm 100.000 bộ phim được phân hạng từ 1-5. Từ kết quả thực nghiệm sơ bộ nhóm tác giả kết luận việc phát triển thuật toán đề xuất dựa trên SA có hiệu suất nâng cao, và cho kết quả tốt.

Cũng theo Osman và các cộng sự [15] đã đề xuất phát triển RS dựa theo SA theo ngữ cảnh áp dụng trong sản xuất điện tử, bằng cách hợp nhất bảng xếp hạng và đánh giá văn bản. Điều này giúp cải thiện vấn đề về dữ liệu thừa thớt và cải thiện giá trị RMSE (root mean square error) và MAE (mean absolute error) khi chạy mô hình trong hệ thống. Để đo lường hiệu suất tốt nhất của RMSE và MAE, các yếu tố khác nhau Lambda ( $\lambda$ ) của bảng xếp hạng, lọc cộng tác dựa trên tình cảm (sentimentCF) và lọc công tác dựa trên ngữ cảnh (contextCF) được đưa ra so sánh và đánh giá. Nhóm tác giả nhận xét và chỉ ra rằng các giá trị trong contextCF mang lại hiệu suất tốt hơn sentimentCF. Bên cạnh đó cũng đưa ra minh chứng cho mức độ thực sự cải thiện mật độ thừa thớt của dữ liệu giảm từ 99,80% còn 99,70%.

Với hệ khuyến nghị nhóm giới thiệu khách sạn dựa trên phân tích tình cảm và học sâu, Abbasi và các cộng sự [16] đã đề xuất phương pháp tập trung vào việc cải thiện của RS bằng cách sử dụng kết quả SA thông qua việc đánh giá của người dùng. Trên cơ sở phân tích tình cảm đối với các đánh giá và đề xuất của người dùng dựa trên phản hồi rõ ràng và tiềm ẩn của du khách, những người đã đến lưu trú tại khách sạn. Điểm mấu chốt của phương pháp là trích xuất các tính năng của sản phẩm bằng thuật toán máy học và nhúng các tính năng vào trong RS sử dụng phương pháp lọc cộng tác. Tác giả cũng kết luận từ việc phân tích từ và nội dung của khách hàng bao gồm những lợi thế về mặt phân tích sẽ có tác động đáng kể đến việc cải thiện kinh doanh trực tuyến. Nhất là trong quá trình hỗ trợ các nhà quản lý và chủ doanh nghiệp cải thiện hiệu suất đồng thời có thể đưa ra các quyết định sáng suốt và nhanh chóng hơn lĩnh vực kinh doanh. Dữ liệu được lấy tại 32 khách sạn tại thành phố Mashhad, Isfahan, Shiraz và Yazd. Tiến hành đánh giá RS dựa trên ba loại dữ liệu đưa đến kết quả là phương pháp kết hợp đánh giá người dùng và kết hợp SA có tác động tích cực đến hiệu suất của hệ thống và giảm MSE ở mức thấy rõ được. Nhận định trong tương lai, các nhà nghiên cứu nên sử dụng phương pháp kết hợp trên để đưa ra các RS hiệu quả và chính xác hơn.

### 3.2 Kết hợp giữa phân tích tình cảm và cải tiến các mô hình lọc cộng tác

Phương pháp lọc cộng tác dựa trên mô hình không bắt buộc phải dựa vào ma trận. Thay vào đó, các mẫu sẽ được máy sử dụng để dự báo và tính toán cách khách hàng đưa ra đánh giá cho từng sản phẩm. Các thuật toán hệ thống này dựa trên công nghệ máy học để dự đoán các sản phẩm chưa được xếp hạng theo sự xếp hạng của khách hàng. Với mô hình lọc cộng tác được chia thành các tập hợp con khác nhau, tức là, thuật toán dựa trên hệ số ma trận, phương pháp máy học và thuật toán phân cụm K-láng giềng. Giải thuật K-láng giềng giúp xác định các sản phẩm mà người dùng muốn mua, áp dụng cho ngành kinh doanh là các sản phẩm mà người dùng có thể lựa chọn. Theo các thống kê của các bài báo, các mô hình kết hợp có thể tăng độ chính xác của SA so với hiệu suất của một mô hình đơn lẻ, có thể nói đến phương pháp biến thể của CNN và LSTM để

tập trung tận dụng ưu thế tăng hiệu suất trong việc SA. Phương pháp kết hợp giữa việc SA và cải tiến các mô hình lọc cộng tác được đưa vào vận dụng bằng nhiều phương pháp, trong đó có sự kết hợp với lọc dựa trên thuật toán bình phương tối thiểu thay phiên nhau (ALS) và kết hợp với lọc dựa trên thuật toán nhân ma trận kết hợp (LightFM). Theo Qiming Du và các công sự [17] với hệ khuyến nghị phân tích tình cảm dựa trên khía cạnh đã đề xuất phương pháp mô hình bình phương nhỏ nhất luân phiên, liên quan đến việc xây dựng một mô hình dựa trên bộ dữ liệu xếp hạng. Nói cách khác, nhóm tác giả đã trích xuất một số thông tin từ tập dữ liệu và sử dụng thông tin đó làm "mô hình" đồng thời đưa ra đề xuất mà không cần phải sử dụng toàn bộ tập dữ liệu. Mục đích của cách tiếp cận này có khả năng mang lại lợi ích về cả tốc độ và tăng khả năng mở rộng. Thuật toán gom cụm, thuật toán dựa trên phân tích ma trận và học sâu là 03 cách tiếp cận mô hình chung mà nhóm tác giả đã đưa vào sử dụng. Dựa trên bộ dữ liệu thực nghiệm Spark MLlib, MLlib là thư viện máy học của Spark, với mục tiêu tạo ra máy học thực tế và có thể mở rộng mô hình phân tích trong hiện tại và tương lai bao gồm các thuật toán phổ biến phân loại, hồi quy, lọc cộng tác, các tính năng mở rộng như thống kê, xử lý dữ liệu được mở rộng hóa nên được rất nhiều nhà nghiên cứu và đưa vào sử dụng. Nhóm tác giả trên đã đưa ba biến số toán học quan trọng là thứ tự của bảng xếp hạng bao gồm Lambda ( $\lambda$ ), RMSE và AUC (Area under Curve) có số lần lặp như nhau cho ra kết quả  $\lambda$  có chỉ số là tốt nhất.

Bên cạnh đó, trong cùng nhóm phương pháp lọc cộng tác dựa trên mô hình Qiming Du và các công sự đưa ra mô hình thuật toán LightFM để phân tích so sánh và đưa ra kết quả. LightFM là mô hình phân tích nhân tử ma trận kết hợp đại diện cho người dùng và các mục dưới dạng kết hợp tuyến tính của các yếu tố tiềm ẩn của tính năng dựa trên nội dung của người dùng. Khi sử dụng LightFM, một là phải luôn chú trọng vào các yếu tố như mô hình phải có khả năng học các biểu diễn của người dùng và sản phẩm từ dữ liệu tương tác: minh chứng cho điều này vật phẩm là "bút chì" thì "cục tẩy" luôn được các người dùng lựa chọn và yêu thích. Hai là phải luôn có khả năng tính toán các khuyến nghị dựa trên các mặt hàng và người dùng mới. Trong quá trình thực nghiệm, nhóm tác giả đưa ra kết luận trong mô hình LightFM có RMSE cao hơn mô hình ALS và trong mô hình ALS có AUC cao hơn mô hình LightFM, dẫn đến sự kết hợp các phương pháp trên sẽ mang lại kết quả tốt hơn.

### 3.3 Dựa trên nội dung được tăng cường bởi thông tin tình cảm

Phương pháp giúp RS dựa trên sự giống nhau về đặc điểm nội dung giữa các mục để tạo sự ưu tiên trong sắp xếp các sản phẩm hay dịch vụ căn cứ các thông tin tình cảm do người sử dụng hệ thống để lại khi bình luận, nhận xét. Ví dụ: Nếu người dùng thích một bộ phim cụ thể, hệ thống có thể đề xuất các bộ phim khác có thể loại hoặc chủ đề tương tự. Tuy nhiên, các hệ thống này có thể không tính đến cảm nhận của người dùng đối với các mặt hàng được đề xuất. Để giải quyết vấn đề trên, phương pháp thêm thông tin tình cảm vào hệ thống đề xuất dựa trên nội dung được tìm ra: lấy đầu vào là các tính năng nội dung của các mục (Ví dụ: thể loại phim, tên diễn viên, từ khóa) và thông tin tình cảm liên quan đến các mục đó (Ví dụ: xếp hạng, đánh giá, SA của người dùng). Phương pháp này có thể sử dụng kỹ thuật học máy hoặc xử lý ngôn ngữ tự nhiên để trích xuất thông tin cảm tính từ phản hồi của người dùng, các nguồn khác hoặc sử dụng

từ vụng tình cảm, phương thức trung gian kết nối (API) phân tích tình cảm để tạo điểm số tình cảm cho các mục dựa trên các tính năng nội dung của chúng. Sau khi có được thông tin về tình cảm, phương pháp này có khả năng kết hợp thông tin đó vào hệ thống đề xuất bằng cách điều chỉnh các chỉ số tương tự hoặc các hệ số trọng số được sử dụng để tính toán mức độ tương đồng của mặt hàng. Ví dụ: các mặt hàng có tính năng nội dung tương tự nhưng điểm số tình cảm cao hơn có thể có trọng số cao hơn trong phép tính độ tương tự, cho thấy rằng chúng có nhiều khả năng được người dùng ưa thích hơn. Phương pháp này nhằm mục đích cải thiện độ chính xác và mức độ phù hợp của các đề xuất bằng cách xem xét các tính năng nội dung của các mục kết hợp cả cảm xúc của người dùng.

Theo phương pháp của nhóm tác giả bài báo [18] trình bày một chiến lược xếp hạng đề xuất kết hợp sự tương đồng và tình cảm để đề xuất các sản phẩm tương tự nhưng tốt hơn sản phẩm truy vấn theo ý kiến của người đánh giá, nhận xét và tác giả của bài báo đã chứng minh lợi ích thiết thực của phương pháp này trên nhiều miền sản phẩm của Amazon. Trình tự để thực hiện phương pháp như sau: (i) Từ bài nhận xét về sản phẩm dùng các kỹ thuật NLP để trích xuất một tập hợp các tính năng ứng cử viên từ các bài đánh giá về tất cả các sản phẩm trong miền đó; (ii) Trích xuất các đặc trưng: Bi-Gram hoặc unigram để tạo xác thực và tạo bộ lọc, (iii) Khai thác các tình cảm: định nghĩa các từ có cảm xúc, trích xuất các mẫu ý kiến, phân loại tình cảm (iv) Tạo các trường hợp: tóm tắt các loại tình cảm, sử dụng các tính năng của bộ lọc. Nhóm tác giả đã thực hiện trên bộ dữ liệu đánh giá toàn diện trên 6 miền sản phẩm của Amazon chứa hơn 1.000 sản phẩm và 90.000 đánh giá. Những kết quả bài báo chỉ ra lợi ích rõ ràng về mặt chất lượng RS bằng cách kết hợp thông tin tương đồng và tình cảm, so với sự thật cơ bản (khuyến nghị riêng của Amazon). Điều quan trọng hơn là những đề xuất này đã được tạo ra mà không cần dữ liệu giao dịch/xếp hạng quy mô lớn hoặc kiến thức sản phẩm hoặc siêu dữ liệu có cấu trúc. Kết quả chỉ đúng cho các lĩnh vực sản phẩm tiêu dùng, còn hạn chế cho các lĩnh vực khác.

## 4 Đánh giá và Thảo luận

Chúng tôi đã trình bày và phân tích từng phương pháp cụ thể trong từng nhóm phương pháp, trong phần này chúng tôi sẽ so sánh, đánh giá lại chúng và thảo luận một số thách thức có thể có và đưa ra một số hướng giải quyết trong tương lai.

### 4.1 Kết hợp giữa việc phân tích tình cảm và lọc cộng tác dựa trên người dùng

Đặc điểm chính của nhóm phương pháp này là tập trung cải thiện hiệu quả của việc SA được thể hiện trên các ý kiến của người dùng về thực thể cần khuyến nghị, sau đó lập các bảng xếp hạng các thực thể dựa trên mức độ tình cảm của người dùng, và cuối cùng là tích hợp bảng xếp hạng này vào các thuật toán lọc cộng tác đã có. Để hiểu rõ hơn nhóm phương pháp này, chúng tôi so sánh các cách tiếp cận cụ thể đã được công bố ở Bảng 1.



**Bảng 1.** So sánh các phương pháp kết hợp giữa phân tích tình cảm và lọc cộng tác người dùng

Phương pháp	Ý tưởng chính	Dữ liệu	Kết quả	Ưu điểm	Nhược điểm
Phương pháp kết hợp giữa việc SA và lọc cộng tác [14].	Xây dựng một bảng đánh giá người dùng dựa vào SA kết hợp với xếp hạng mục người dùng.	MovieLens 100k.	RMSE=2.9714.	Nâng cao hiệu quả của RS. Giảm thiểu sự ảnh hưởng của dữ liệu thưa thớt.	Kết quả đánh giá sẽ bị sai lệch khi việc SA mang chủ kiến cá nhân.
Phương pháp kết hợp giữa việc SA theo ngữ cảnh [15].	Kết hợp các tài liệu được đánh giá vào ma trận xếp đánh giá xếp hạng.	Amazon Dataset (tập dữ liệu chứa khoảng 2000 đánh giá và 5000 đánh giá từ sản phẩm điện tử.)	RMSE=4.0197 và MAE=3,7798 Mức độ thưa thớt dữ liệu giảm xuống từ 99,80% còn 99.70%.	Giảm thiểu dữ liệu lớn thưa thớt, sự giúp đỡ của thông tin ngữ cảnh giúp giảm việc đánh giá mơ hồ.	Phân loại tình cảm theo ngữ cảnh chỉ có tính chất tương đối, cần thuật toán tốt ưu hóa hơn nữa.
Phân tích hệ số ma trận như là phương pháp học sâu kết hợp với SA trong RS [16].	Đánh giá và đề xuất của người dùng dựa trên phản hồi rõ ràng và trận ẩn của người dùng.	Dữ liệu khách hàng tại 32 khách sạn tại địa điểm Mas had, Isfhan, Shiraz và Yazd. Iran	RMSE=0.1760 (trên dữ liệu thử nghiệm) và 0.0184 (trên dữ liệu được huấn luyện).	Tăng độ chính xác của các RS truyền thống.	Cần tính đến yếu tố thời gian để đưa ra kết quả nhanh chóng và chính xác.

Qua quá trình so sánh các phương pháp kết hợp giữa việc SA và lọc cộng tác dựa trên người dùng. Phương pháp kết hợp trên đã tạo ra kết quả thực nghiệm mang lại hiệu quả cao trong việc SA của người dùng khi đưa ra bảng đánh giá có các chỉ số kết quả trả về khả quan. Vấn đề giảm thiểu dữ liệu lớn thưa thớt trong quá trình xây dựng bảng ma trận giúp hiệu năng kết quả được chính xác hơn. Bên cạnh đó việc dựa vào dữ liệu bảng phân tích, nhận xét đánh giá của người dùng sẽ không tránh khỏi vấn đề đánh giá sai lệch vì mang tính chất cảm tính cá nhân. Trong tương lai với sự phát triển của người dùng trên internet và dữ liệu lớn được hình thành việc dữ liệu thưa thớt sẽ giảm và cần phân tích từ nhiều nguồn khác nhau để tránh vấn đề cảm tính khi đánh giá.

#### 4.2 Kết hợp giữa việc phân tích tình cảm và cải tiến các mô hình lọc cộng tác

Đặc điểm chính của nhóm phương pháp này là sau khi sử dụng các phương pháp đã có vào thực hiện việc SA được thể hiện trên các ý kiến của người dùng về thực thể cần khuyến nghị để lập các bảng xếp hạng các thực thể dựa trên mức độ tình cảm của người dùng, thì tập trung cải thiện hiệu quả của các thuật toán lọc cộng tác, và cuối cùng là áp dụng các thuật toán đã được cải tiến lên bảng xếp hạng các thực thể để đưa ra khuyến nghị tốt nhất cho người dùng. Để hiểu rõ hơn nhóm phương pháp này, chúng tôi so sánh các cách tiếp cận cụ thể đã được công bố ở Bảng 2.

**Bảng 2.** So sánh các Phương pháp kết hợp giữa việc SA và cải tiến các mô hình lọc cộng tác

Phương pháp	Ý tưởng chính	Dữ liệu	Kết quả	Ưu điểm	Nhược điểm
Kết hợp với lọc dựa trên thuật toán bình phương tối thiểu thay phiên nhau (Alternating least square-based) [17].	Phương pháp bình phương nhỏ nhất liên tiếp là tìm hai ma trận mới ( $U_{new}$ và $P_{new}$ ) sao cho các đánh giá về sản phẩm xấp xỉ bằng với ma trận người dùng và sản phẩm ban đầu.	Bộ thư viện Spark-MLLib.	Độ chính xác tốt nhất khi $\lambda=0.3$ là $RMSE=1.459$ và $AUC=0.733$	Đạt kết quả nhanh với các ma trận lớn. Việc dự đoán ma trận ban đầu của người dùng đạt độ chính xác cao. Thuật toán giúp tăng tốc quá trình huấn luyện và giảm chi phí tính toán, tạo phương pháp lai trong RS.	Thuật toán phụ thuộc vào tham số. ALS chỉ áp dụng được cho các ma trận có độ thưa thấp.
Kết hợp với lọc dựa trên nhân ma trận kết hợp (LightFM-based)[17].	Phân tích nhân từ ma trận kết hợp đại diện cho người dùng và các mục dưới dạng kết hợp tuyến tính để xác định yếu tố tiềm ẩn trong tính năng nội dung người dùng.	Bộ dữ liệu Yelp dataset challenge round 12	Độ chính xác tốt nhất khi $\lambda=1e-5$ là $RMSE=1.443$ $AUC=0.677$		Không hoạt động tốt trong các tình huống khởi động nguội.

Thông qua bảng phân tích so sánh trong việc kết hợp các phương pháp chính trong việc SA để xây dựng RS mang lại kết quả có độ chính xác cao, các thuật toán ALS và FightFM giúp tăng tốc quá trình huấn luyện và giảm chi phí tính toán. Từ thuật toán trên trong tương lai có thể phát triển thêm phương pháp lai trong RS. Thách thức trong tương lai có thể tìm ra giải pháp giúp ALS xử lý được các bài toán với các ma trận thưa thớt và FightFM có hiệu suất cao khi rơi vào trường hợp khởi động nguội.

### 4.3 Dựa trên nội dung được tăng cường bởi thông tin tình cảm

Đặc điểm chính của nhóm phương pháp này là dựa trên các mô tả chi tiết về các thực thể của người dùng để đưa ra đề xuất về các thực thể với các thuộc tính tương tự nhưng tốt hơn các thực thể mà người dùng đã đề cập bằng cách tập trung tính toán mức độ giống nhau giữa các thực thể kết hợp với việc SA để xếp hạng các thực thể đó. Để hiểu rõ hơn nhóm phương pháp này, chúng tôi so sánh các cách tiếp cận cụ thể đã được công bố ở Bảng 3.

**Bảng 3.** So sánh phương pháp dựa trên nội dung được tăng cường bởi thông tin tình cảm

Phương pháp	Ý tưởng chính	Dữ liệu	Kết quả	Ưu điểm	Nhược điểm
SA và các tính năng từ đánh giá do người dùng tạo (sentiment analysis and features from user-generated re-views) [18-20].	Trình bày các chiến lược xếp hạng các sản phẩm, đề xuất kết hợp sự tương đồng và tình cảm để đề xuất các sản phẩm tương tự nhưng tốt hơn sản phẩm truy vấn theo ý kiến của	Amazon.com (1.000 sản phẩm và 90.000 đánh giá)	Với $w$ nhất quán (tham số để kiểm soát ảnh hưởng tương đối của sự tương đồng) thì mô hình đề xuất dựa trên cảm tính trùng với các đề xuất của riêng của Amazon, khi đó $B2=Sim(Q,C)$ có giá trị trong khoảng 0.87-0.93, với	Hiệu quả cao với các sản phẩm có các tính năng kỹ thuật. Tạo ra các đề xuất mà không cần xếp hạng dữ liệu quy mô lớn.	Không phù hợp với dữ liệu đa miền.

	người đánh giá và ý tưởng được thực nghiệm trên bộ dữ liệu của Amazon.		$w \approx 0.9$ đưa ra đề xuất giúp cân bằng giữa độ tương đồng sản phẩm với bảng xếp hạng.	Không cần dữ liệu có cấu trúc.	
--	--	--	---	--------------------------------	--

Trong bảng trên cho chúng ta thấy được việc kết hợp SA và tính toán mức độ tương đồng giữa các thực thể đạt được kết quả đáng kỳ vọng trên các sản phẩm của Amazon, nhưng còn hạn chế trên các sản phẩm nghiêng về dịch vụ việc xếp hạng chưa được đánh giá cao. Phương pháp này có thể giúp xác định người dùng có sở thích và thị hiếu tương tự, đồng thời đề xuất các mặt hàng có khả năng người dùng sẽ chú ý, tìm hiểu tiếp theo. Cải thiện độ chính xác của phân tích cảm tính có thể đạt được bằng cách sử dụng các thuật toán học máy nâng cao hoặc kết hợp phản hồi của người dùng để cải thiện độ chính xác của phân tích cảm tính. Giải quyết các mối lo ngại về quyền riêng tư: Vì các hệ thống đề xuất thu thập dữ liệu người dùng để đưa ra các đề xuất được cá nhân hóa, nên điều quan trọng là phải giải quyết các mối lo ngại về quyền riêng tư và đảm bảo rằng dữ liệu người dùng được bảo vệ. Kết hợp nhiều thông tin theo ngữ cảnh hơn: Điều này liên quan đến việc tính đến thông tin theo ngữ cảnh như vị trí, thời gian trong ngày hoặc hoạt động gần đây của người dùng để cung cấp các đề xuất phù hợp hơn.

**Đánh giá chung:** Trên đây chúng tôi đã trình bày một cách phân loại mới cho các phương pháp xây dựng và cải tiến RS dựa trên việc tăng cường vai trò của việc SA. Sau đây, chúng tôi đưa ra một số đánh giá về 3 nhóm phương pháp đã được phân loại như sau: (i) Các RS dựa trên việc tăng cường vai trò của việc SA đã đề xuất được các thực thể phù hợp với tâm lý, tình cảm của người dùng hơn các phương pháp truyền thống trước đây. (ii) Các RS chỉ sử dụng SA ở cấp độ văn bản hoặc câu để hỗ trợ việc xếp hạng các thực thể do đó chưa phát huy hết vai trò của việc SA ở cấp độ khía cạnh. (iii) Phương pháp dựa trên phương pháp kết hợp giữa việc SA và lọc cộng tác dựa trên người dùng và phương pháp kết hợp giữa việc SA và cải tiến các mô hình lọc cộng tác phụ thuộc nhiều vào quy mô và cấu trúc dữ liệu, kết quả đề xuất có sự trùng lặp mạnh mẽ. (iv) Phương pháp dựa trên nội dung được tăng cường bởi thông tin tình cảm có thể dùng các dữ liệu không có cấu trúc, các đặc trưng được trích xuất phong phú hơn, phản ánh chính xác hơn các thuộc tính của thực thể mà người dùng quan tâm, điều quan trọng là phương pháp này không cần một nguồn dữ liệu với quy mô lớn. (v) Hầu hết các RS dựa trên việc SA đều chưa phù hợp với dữ liệu đa miền và đa cấu trúc và có tính tổng quát hóa thấp.

## 5 Tổng kết

Trong bài báo này, chúng tôi đã khảo sát các công trình nghiên cứu về RS có sự hỗ trợ SA, chúng tôi đã đưa ra một cách phân loại mới dựa trên loại thông tin và kỹ thuật được sử dụng trong các RS được khảo sát, đã phân tích, so sánh và đánh giá từng nhóm phương pháp. Mục đích chính của bài báo là nhằm hướng đến việc tìm ra các phương pháp khuyến nghị mới trong tương lai phù hợp với dữ liệu đa dạng ngày nay. Mặc dù số lượng các bài báo được công bố liên quan đến việc xây dựng và cải tiến các RS bằng việc tăng cường vai trò của SA vẫn còn ít, nhưng chúng cũng đã phản ánh được vai trò

quan trọng của SA trong các RS. Trong tương lai, chúng ta có thể tăng cường hơn nữa vai trò của SA ở cấp độ khía cạnh trong việc xây dựng các RS có khả năng giải thích là các RS không chỉ đề xuất các thực thể tương tự mà còn phải giải thích được vì sao các thực thể đó phù hợp. Ngoài ra, một hướng đi đầy hứa hẹn sẽ là phát triển các phương pháp khuyến nghị bằng cách kết hợp giữa nội dung của các đánh giá và SA ngầm/rõ ràng (implicit and explicit sentiment) để nâng cao mức độ liên quan, tính đa dạng, tính mới và tính ngẫu nhiên của các đề xuất cũng như cải thiện tính tổng quát hóa của các phương pháp.

## Tài liệu tham khảo

1. Hinz, O. and J. Eckert, The impact of search and recommendation systems on sales in electronic commerce. *Business & Information Systems Engineering*, 2010. 2: p. 67-77.
2. Zenun Franco, R. Online recommender system for personalized nutrition advice. In *Proceedings of the Eleventh ACM Conference on Recommender Systems*. 2017.
3. Amatriain, X. and J.M. Pujol, Data mining methods for recommender systems. *Recommender systems handbook*, 2015: p. 227-262.
4. Kangas, S., Collaborative filtering and recommendation systems. *VTT information technology*, 2002: p. 18-20.
5. Jain, S., H. Khangarot, and S. Singh. Journal recommendation system using content-based filtering. in *Recent Developments in Machine Learning and Data Analytics: IC3 2018*. 2019. Springer.
6. Zhang, S., et al., Deep learning based recommender system: A survey and new perspectives. *ACM computing surveys (CSUR)*, 2019. 52(1): p. 1-38.
7. Christakou, C., S. Vrettos, and A. Stafylopatis, A hybrid movie recommender system based on neural networks. *International Journal on Artificial Intelligence Tools*, 2007. 16(05): p. 771-792.
8. Hussein, D.M.E.-D.M., A survey on sentiment analysis challenges. *Journal of King Saud University-Engineering Sciences*, 2018. 30(4): p. 330-338.
9. Najafabadi, M.K., A.H. Mohamed, and M.N.r. Mahrin, A survey on data mining techniques in recommender systems. *Soft Computing*, 2019. 23: p. 627-654.
10. Xiaomei, H., L. Guoqiong, and X. Naixue, Vasilakos Athanasios V, and Lan Tianming. A survey of context-aware recommendation schemes in event-based social networks. *Electronics*, 2020. 9(10): p. 1583.
11. Portugal, A., Cowan, 2018 Portugal I., Alencar P., Cowan D. The use of machine learning algorithms in recommender systems: a systematic review, *Expert Systems with Applications*, 2018. 97: p. 205-227.
12. Patel, J. and H. Chhinkaniwala, The role of sentiment analysis in a recommender system: a systematic survey. *International Journal of Web Engineering and Technology*, 2022. 17(1): p. 29-62.
13. Wu, S., et al., Graph neural networks in recommender systems: a survey. *ACM Computing Surveys*, 2022. 55(5): p. 1-37.
14. Osman, N.A. and S.A.M. Noah. Sentiment-based model for recommender systems. in *2018 Fourth International Conference on Information Retrieval and Knowledge Management (CAMP)*. 2018. IEEE.

15. Osman, N., S. Noah, and M. Darwich, Contextual sentiment based recommender system to provide recommendation in the electronic products domain. *International Journal of Machine Learning and Computing*, 2019. 9(4): p. 425-431.
16. Abbasi, F., A. Khadivar, and M. Yazdinejad, A grouping hotel recommender system based on deep learning and sentiment analysis. *Journal of Information Technology Management*, 2019. 11(2).
17. Du, Q., D. Zhu, and W. Duan, Recommendation System with Aspect-Based Sentiment Analysis. Technology report.
18. Dong, R., et al., Combining similarity and sentiment in opinion mining for product recommendation. *Journal of Intelligent Information Systems*, 2016. 46(2): p. 285-312.
19. Dong, R., et al., Case-Studies in Mining User-Generated Reviews for Recommendation. *Advances in Social Media Analysis*, 2015: p. 105-127.
20. Dong, R., et al. Sentimental product recommendation. in *Proceedings of the 7th ACM Conference on Recommender Systems*. 2013.