ĐẠI HỌC QUỐC GIA THÀNH PHỐ HỒ CHÍ MINH

**ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ THÔNG TIN**

**KHOA HỆ THỐNG THÔNG TIN**

------🙝🟋🙟------

**KHÓA LUẬN TỐT NGHIỆP**

Tên đề tài:

**XÂY DỰNG   
HỆ THỐNG KHUYẾN NGHỊ   
LỰA CHỌN SẢN PHẨM**

**Giảng viên hướng dẫn:** Th.s Huỳnh Hữu Việt

**Lớp:** HTTT02

**Khóa:** 2007 - 2011

**Sinh viên thực hiện:**

Huỳnh Tùng – 07520505

Nguyễn Thị Kim Quy – 07520493

*Tp.HCM, ngày 04 tháng 02 năm 2012*

LỜI CÁM ƠN

Đầu tiên, nhóm tác giả xin gởi lời cảm ơn chân thành đến tập thể quý thầy cô Trường Đại học Công nghệ thông tin – Đại học quốc gia TP.HCM và quý thầy cô khoa Hệ thống thông tin. Trong suốt quá trình đào tạo, những kiến thức mà thầy cô truyền đạt đã làm nền tảng cơ bản để nhóm tác giả thực hiện đề tài này.

Đặc biệt, nhóm tác giả xin gửi lời cảm ơn và lòng biết ơn sâu sắc nhất tới Thạc sĩ Huỳnh Hữu Việt, người đã tận hướng dẫn và tạo điều kiện tốt nhất cho nhóm tác giả trong suốt quá trình thực hiện khoá luận tốt nghiệp này.

Trong vòng thời gian hơn năm tháng thực hiện đề tài, nhóm tác giả đã vận dụng những kiến thức nền tảng đã tích lũy đồng thời kết hợp với việc học hỏi và nghiên cứu những kiến thức mới. Từ đó, nhóm tác giả vận dụng tối đa những gì đã thu thập được để hoàn thành một báo cáo khóa luận tốt. Tuy nhiên, trong quá trình thực hiện, chắc chắn nhóm tác giả không tránh khỏi những thiếu sót. Chính vì vậy, nhóm tác giả rất mong nhận được những sự góp ý từ phía thầy cô nhằm hoàn thiện những kiến thức mà nhóm tác giả đã học tập và là hành trang để nhóm tác giả thực hiện tiếp các đề tài nghiên cứu khác trong tương lai.

Xin chân thành cảm ơn quý thầy cô !

Nhóm sinh viên thực hiện

NHẬN XÉT CỦA GIÁO VIÊN HƯỜNG DẪN

🙠🕮🏵🕮🙢

­­­­

NHẬN XÉT CỦA GIÁO VIÊN PHẢN BIỆN

🙠🕮🏵🕮🙢

**MỤC LỤC**

[LỜI CÁM ƠN ii](#_Toc316185478)

[NHẬN XÉT CỦA GIÁO VIÊN HƯỜNG DẪN iii](#_Toc316185479)

[NHẬN XÉT CỦA GIÁO VIÊN PHẢN BIỆN iv](#_Toc316185480)

[DANH MỤC HÌNH viii](#_Toc316185481)

[DANH MỤC BẢNG ix](#_Toc316185482)

[DANH MỤC CÁC THUẬT NGỮ, TỪ VIẾT TẮT ii](#_Toc316185483)

[CHƯƠNG 1: TỔNG QUAN VỀ ĐỀ TÀI 0](#_Toc316185484)

[1.1. Đặt vấn đề 0](#_Toc316185485)

[1.2. Mục tiêu 2](#_Toc316185486)

[1.3. Phạm vi khóa luận 3](#_Toc316185487)

[1.4. Phương pháp nghiên cứu và nội dung thực hiện 4](#_Toc316185488)

[1.5. Kết quả dự kiến 4](#_Toc316185489)

[1.6. Bố cục báo cáo 6](#_Toc316185490)

[CHƯƠNG 2: KHÁI NIỆM VÀ CÁC PHƯƠNG PHÁP TIẾP CẬN 8](#_Toc316185491)

[2.1. Khuyến nghị là gì? 8](#_Toc316185492)

[2.2. Khái niệm Hệ thống khuyến nghị 9](#_Toc316185493)

[2.3. Bài toán khuyến nghị trong HTKN 10](#_Toc316185494)

[2.4. Các chức năng của hệ thống khuyến nghị 11](#_Toc316185495)

[2.5. Các vấn đề trong Hệ thống khuyến nghị 12](#_Toc316185496)

[2.6. Các cách tiếp cận trong Hệ thống khuyến nghị 13](#_Toc316185497)

[2.6.1. Khuyến nghị dựa trên nội dung (Content-Based RS) 13](#_Toc316185498)

[2.6.2. Khuyến nghị dựa trên đánh giá tương đồng (Collaborative Filtering) 14](#_Toc316185499)

[CHƯƠNG 3: HỆ THỐNG KHUYẾN NGHỊ - YẾU TỐ NGỮ CẢNH 19](#_Toc316185500)

[3.1. Ngữ cảnh là gì? 19](#_Toc316185501)

[3.1.1. Định nghĩa 19](#_Toc316185502)

[3.1.2. Phân loại ngữ cảnh 19](#_Toc316185503)

[3.2. Bài toán khuyến nghị trong HTKN kết hợp yếu tố ngữ cảnh 20](#_Toc316185504)

[3.3. Các phương pháp tiếp cận 20](#_Toc316185505)

[3.3.1. Xử lý ngữ cảnh đầu vào (Contextual Pre-Filtering) 20](#_Toc316185506)

[3.3.2. Xử lý ngữ cảnh đầu ra (Contextual Post-Fitering) 23](#_Toc316185507)

[3.3.3. Mô hình hóa ngữ cảnh (Contextual Modeling) 24](#_Toc316185508)

[CHƯƠNG 4: TRIỂN KHAI 28](#_Toc316185509)

[4.1. Sơ lược về các thành phần hệ thống 28](#_Toc316185510)

[4.1.1. Người dùng 28](#_Toc316185511)

[4.1.2. Đối tượng (Nhà hàng, món ăn) 29](#_Toc316185512)

[4.1.3. Ngữ cảnh 29](#_Toc316185513)

[4.1.4. Đánh giá 32](#_Toc316185514)

[4.2. Sơ lược về phương pháp hiện thực hệ thống 32](#_Toc316185515)

[4.3. Tại sao sử dụng HTKN dựa trên đánh giá tương đồng? 33](#_Toc316185516)

[4.4. Tại sao sử dụng Phương pháp xử lý dữ liệu ngữ cảnh đầu vào? 35](#_Toc316185517)

[4.4.1. Phương pháp 35](#_Toc316185518)

[4.4.2. Ngữ cảnh lân cận và ngữ cảnh tổng quát 35](#_Toc316185519)

[4.5. Sử dụng Baseline predictors giải quyết tính thiên vị (biases) 36](#_Toc316185520)

[4.6. Sử dụng thuật toán SVD 38](#_Toc316185521)

[4.7. Sử dụng thuật toán SVD++ 41](#_Toc316185522)

[CHƯƠNG 5: ỨNG DỤNG THỰC TẾ 44](#_Toc316185523)

[5.1. Mô hình Ứng dụng thực tế 44](#_Toc316185524)

[5.2. Hệ thống Ứng dụng nhằm mục tiêu thu thập dữ liệu 44](#_Toc316185525)

[5.2.1. Website TimQuanh.com 44](#_Toc316185526)

[5.2.2. Ứng dụng Facebook “Cặp đôi Ăn Uống” 47](#_Toc316185527)

[5.3. Hệ thống khuyến nghị 47](#_Toc316185528)

[5.3.1. Người dùng đăng nhập vào hệ thống 48](#_Toc316185529)

[5.3.2. Người dùng không đăng nhập vào hệ thống 48](#_Toc316185530)

[5.4. Hệ thống thu thập phản hồi từ người dùng 49](#_Toc316185531)

[CHƯƠNG 6: ĐÁNH GIÁ KẾT QUẢ 51](#_Toc316185532)

[6.1. Mô hình đánh giá thực nghiệm 51](#_Toc316185533)

[6.2. Thu thập và xử lý dữ liệu 53](#_Toc316185534)

[6.2.1. Thu thập 53](#_Toc316185535)

[6.2.2. Xử lý và đánh giá dữ liệu 54](#_Toc316185536)

[6.2.3. Xử lý dữ liệu có kết hợp ngữ cảnh 57](#_Toc316185537)

[6.3. Sơ lược về các chỉ số đánh giá 57](#_Toc316185538)

[6.3.1. Chỉ số đánh giá độ lỗi 57](#_Toc316185539)

[6.3.2. Chỉ số đánh giá phản hồi 58](#_Toc316185540)

[6.4. Kết quả kiểm thử 60](#_Toc316185541)

[6.4.1. Mô hình 1: Đánh giá thuật toán khuyến nghị hai chiều 60](#_Toc316185542)

[6.4.2. Mô hình 2: Đánh giá thuật toán khuyến nghị đa chiều 65](#_Toc316185543)

[CHƯƠNG 7: KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN 69](#_Toc316185544)

[7.1. Kết luận 69](#_Toc316185545)

[7.1.1. Kết quả 69](#_Toc316185546)

[7.1.2. Hạn chế 70](#_Toc316185547)

[7.2. Hướng phát triển 70](#_Toc316185548)

[TÀI LIỆU THAM KHẢO 72](#_Toc316185549)

[PHỤ LỤC 73](#_Toc316185550)

[Phụ lục A: Các số liệu kết quả nghiệm thu 73](#_Toc316185551)

[a) Kết quả kiểm thử giải thuật SVD với dữ liệu tự thu thập từ ứng dụng “Cặp đôi ăn uống” 73](#_Toc316185552)

[b) Kết quả kiểm thử giải thuật SVD++ với dữ liệu tự thu thập từ ứng dụng “Cặp đôi ăn uống” 74](#_Toc316185553)

DANH MỤC HÌNH

[Hình 1.1. Khảo sát các yếu tố khác nhau ảnh hưởng đến việc chọn nhà hàng 1](#_Toc316211857)

[Hình 3.1 – Mô hình phương pháp khuyến nghị xử lý ngử cảnh đầu vào 20](#_Toc316211858)

[Hình 3.2 – Mô hình phương pháp khuyến nghị xử lý ngử cảnh đầu ra 22](#_Toc316211859)

[Hình 3.3 – Mô hình phương pháp khuyến nghị xử lý ngữ cảnh đầu ra 24](#_Toc316211860)

[Hình 3.4 – Mô hình phương pháp khuyến nghị kết hợp các phương pháp. 26](#_Toc316211861)

[30](#_Toc316211862)

[Hình 4.1: Mô hình phân cấp ngữ cảnh 30](#_Toc316211863)

[Hình 4.2: Mô hình phân rã bài toán Khuyến nghị 31](#_Toc316211864)

[Hình 4.3: Phương pháp triển khai hệ thống khuyến nghị 34](#_Toc316211865)

[Hình 5.1. Thống kê theo dõi nhà hàng Lẩu An Nhiên trên website TimQuanh.com 45](#_Toc316211866)

[Hình 5.2. Người dùng chia sẻ đánh giá món ăn trong ngữ cảnh nhất định 45](#_Toc316211867)

[Hình 5.3. Ứng dụng kiểm thử phản hồi, bước 1, người dùng đăng nhập 49](#_Toc316211868)

[Hình 5.4. Ứng dụng kiểm thử phản hồi, bước 2, thực hiện phản hồi 49](#_Toc316211869)

[Hình 6.1. Tỉ lệ đánh giá của người dùng từ ứng dụng “Cặp đôi ăn uống” 54](#_Toc316211870)

[Hình 6.2. Độ lỗi RMSE của thuật toán SVD với các đặc trưng khác nhau với dữ liệu từ Movielen. 60](#_Toc316211871)

[Hình 6.3. Độ lỗi RMSE của thuật toán SVD, SVD++ với số đặc trưng khác nhau với dữ liệu Movilens 61](#_Toc316211872)

[Hình 6.4. Độ lỗi RMSE của thuật toán SVD, SVD++ với các feature khác nhau với dữ liệu thu thập từ ứng dụng “Cặp đôi ăn uống” 63](#_Toc316211873)

[Hình 6.5. Biểu đồ so sánh kết quả của giải thuật SVD (F=80) trên dữ liệu không kết hợp ngữ cảnh và có kết hợp ngữ cảnh. 65](#_Toc316211874)

[Hình A.1. Biểu đồ thể hiện sự biến đổi của các chỉ số độ lỗi RMSE, MSE và MAE của thuật toán SVD khi số lượng các đặc trưng bị thay đổi khác nhau với dữ liệu thu thập từ ứng dụng “Cặp đôi ăn uống” 71](#_Toc316211875)

[Hình A.2. Biểu đồ thể hiện sự biến đổi của các chỉ số độ lỗi RMSE, MSE và MAE của thuật toán SVD++ khi số lượng các đặc trưng bị thay đổi khác nhau với dữ liệu thu thập từ ứng dụng “Cặp đôi ăn uống” 72](#_Toc316211876)

DANH MỤC BẢNG

[Bảng 2.1: Ví dụ ma trận Người dùng x Sản phẩm 14](#_Toc316212423)

[Bảng 3.1. Ví dụ các dòng dữ liệu thu thập 21](#_Toc316212424)

[Bảng 3.2. Các dòng dữ liệu được lấy theo tiêu chí thời tiết ‘lạnh’ 21](#_Toc316212425)

[Bảng 3.3. Các dòng dữ liệu được lấy theo tiêu chí thời tiết lạnh, đi vào cuối tuần 21](#_Toc316212426)

[Bảng 6.1. Kết quả kiểm thử thuật toán Baseline Predictor trên tập dữ liệu của Movielens. 60](#_Toc316212427)

[Bảng 6.2. Kết quả kiểm thử thuật toán SVD trên tập dữ liệu của Movielens với số đặc trưng tương ứng. 60](#_Toc316212428)

[Bảng 6.3. Kết quả kiểm thử thuật toán SVD++ trên tập dữ liệu của Movielens. 60](#_Toc316212429)

[Bảng 6.4. Kết quả kiểm thử thuật toán Baseline Predictor trên tập dữ liệu của chương trình“Cặp đôi ăn uống”. 62](#_Toc316212430)

[Bảng 6.5. Bảng so sánh kết quả của giải thuật SVD (F=80) trên dữ liệu không kết hợp ngữ cảnh và có kết hợp ngữ cảnh. 64](#_Toc316212431)

[Bảng 6.6. Kết quả precision và recall trên tập dữ liệu “Cặp đôi ăn uống” 66](#_Toc316212432)

[Bảng A.1. Các chỉ số độ lỗi khi kiểm thử giải thuật SVD với tập dữ liệu tự thu thập từ ứng dụng “Cặp đôi ăn uống” 71](#_Toc316212433)

[Bảng A.2. Các chỉ số độ lỗi khi kiểm thử giải thuật SVD++ với tập dữ liệu tự thu thập từ ứng dụng “Cặp đôi ăn uống” 72](#_Toc316212434)

DANH MỤC CÁC THUẬT NGỮ, TỪ VIẾT TẮT

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **STT** | **Tiếng Việt** | **Viết tắt TV** | **Tiếng Anh** | **Viết tắt TA** |
| 1 | Hệ thống khuyến nghị | HTKN | Recommendation System | RS |
| 2 | Đánh giá tương đồng | ĐGTĐ | Collaborative Filtering | CF |
| 3 | Khai phá dữ liệu | KPDL | Data Mining | DM |
| 4 | Giải thuật SVD | SVD | Singular Vector Decomposition | SVD |
| 5 | Tìm kiếm thông tin | TKTT | Information Retrieval | IR |
| 6 | Chọn lọc thông tin | CLTT | Information Filtering | IF |
| 7 | Chỉ mục ngữ nghĩa  tiềm ẩn |  | Latent Semantic Indexing | LIS |
| 7 | Phương pháp lai |  | Hybrid Method |  |

CHƯƠNG 1: TỔNG QUAN VỀ ĐỀ TÀI

Để mở đầu, nhóm tác giả sẽ giới thiệu tổng quát nhất về đề tài. Nhóm tác giả sẽ trình bày: Nguyên nhân tại sao lại chọn đề tài? Nhu cầu trên thực tế của đề tài này? Mục tiêu, phạm vi của đề tài là gì? Bài toán chính của đề tài là gì? Và phương pháp để thực hiện và giải quyết bài toán đó ra sao?

1. Đặt vấn đề

Thưởng thức ẩm thực là một nhu cầu không thể thiếu của con người. Ngày nay con người càng chú trọng việc ăn ngon, hợp vệ sinh trong một không gian và ngữ cảnh phù hợp. Nhằm đáp ứng nhu cầu ăn uống ngày càng cao đó, ngay nay rất nhiều nhà hàng ra đời. Theo đó, mỗi nhà hàng có rất nhiều món ăn, thức uống để thực khách lựa chọn sao cho phù hợp với yêu cầu của họ nhất. Tuy nhiên, khi có quá nhiều lựa chọn lại làm phát sinh sự khó khăn cho thực khách trước khi đi ăn. Họ sẽ cần được giải đáp câu hỏi cơ bản như sau:

*“Ăn gì? Ở đâu?”*

Tuy nhiên câu hỏi cơ bản đó có thể phức tạp hợp khi một vài điều kiện khác đi. Ví dụ như, vào một ngày mà thời tiết thật lạnh, quyết định của người dùng khi lựa chọn món ăn sẽ bị ảnh hưởng bởi các yếu tố ngữ cảnh liên quan đến thời tiết, nhiệt độ và các ngữ cảnh bên ngoài khác. Lúc này thực khách sẽ đưa ra câu hỏi sẽ phức tạp hơn, ví dụ:

*“Ăn gì khi trời lạnh và có mưa …?”*

Tất nhiên có rất nhiều yếu tố ảnh hưởng đến quyết định chọn địa điểm và món ăn của thực khách. Trả lời được các câu hỏi trên thực chất là giúp họ đưa ra các quyết định. Tất nhiên có rất nhiều cách để giải đáp các câu hỏi trên, điển hình như:

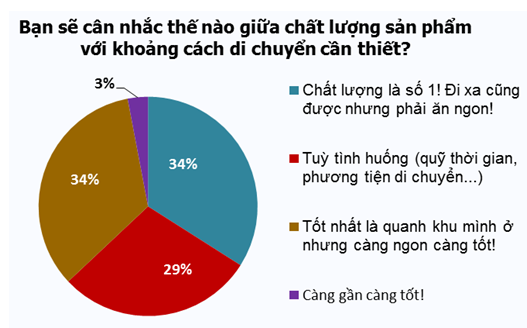
* *Kinh nghiệm của bản thân:* Dựa vào kinh nghiệm ăn uống của bản thân.
* *Kinh nghiệm ăn uống từ bạn bè***:** Thực khách có thể nhờ bạn bè họ tư vấn cho họ về các kinh nghiệm ăn uống.
* *Tìm kiếm thông tin từ Internet:* Thực khách sẽ tìm kiếm thông tin từ các trang thông tin, diễn đàn chia sẻ kinh nghiệm, giới thiệu về món ăn và địa điểm ăn uống trên Internet.

Mỗi cách có một ưu điểm và nhược điểm riêng. Nếu dựa vào kinh nghiệm bản thân thì sẽ khó tìm ra các địa điểm mới lạ và các món ăn ngon mới. Kinh nghiệm từ bạn bè là phương pháp hữu hiệu nhất nhưng không phải lúc nào người dùng cũng tìm được người để hỏi. Phương pháp thứ ba là tìm kiếm thông tin từ Internet, độ tin cậy của thông tin là điều đáng quan tâm. Tuy nhiên ở phương pháp này, nếu khai thác hiệu quả sẽ đem lại những kết quả, tiện ích phù hợp với người đang tìm kiếm.

Trong báo cáo khóa luận này, nhóm tác giả tập trung nghiên cứu việc sử dụng các đánh giá của những người dùng khác để hỗ trợ ra quyết định cho người dùng đang có nhu cầu món ăn phù hợp với nhu cầu của họ từ đó giúp người đó định vị được vị trí nhà hàng phù hợp.

Để giải quyết vấn đề trên rất nhiều bài nghiên cứu đã được thực hiện trên các lĩnh vực khác nhau với đối tượng thông tin khác nhau (ví dụ: tin tức, âm nhạc, phim, hình ảnh, ẩm thực). Kết quả của các bài nghiên cứu đó nhằm hỗ trợ đưa ra một *Hệ thống khuyến nghị* (*Recommender Systems*) nhằm hỗ trợ người dùng đưa quyết định. Theo đó, hệ thống khuyến nghị có thể là một chương trình, một tập hợp các kỹ thuật nhằm đưa ra các khuyến nghị về các đối tượng cho người dùng mà có khả năng được người dùng sử dụng nhất. Quá trình đưa ra các khuyến nghị là một chuỗi các quá trình đưa ra các quyết định cho nhiều loại đối tượng. Ví dụ: “*Thực khách A nên ăn các món nướng ở nhà hàng Xiên Xiên Que vào một ngày cuối tuần…”*

Khi nhắc đến các món ăn, thức uống điều đầu tiên phải nói đến là ngon và chất lượng đảm bảo, hợp vệ sinh. Bên cạnh đó còn có các yếu tố khác có thể ảnh hưởng như khoảng cách, không gian...Theo khảo sát của nhóm tác giả trên 250 người thì họ còn quan tâm đến yếu tố khác như khoảng cách di chuyển.



Hình 1.1. Khảo sát các yếu tố khác nhau ảnh hưởng đến việc chọn nhà hàng

Khuyến nghị được đưa ra dựa trên quá trình thu thập, xử lý và phân tích dữ liệu mà người dùng. Dữ liệu đó được chia làm hai loại là *tường minh* và *ngầm định*. Dữ liệu tường minh do người dùng cung cấp thông qua các bài nhận xét, bình luận, đánh giá theo thang điểm, cảm nhận thích, không thích cho một sản phẩm, một bài hát, một món ăn. Trong khi đó, dữ liệu ngầm định bao gồm mức độ quan tâm đến sản phẩm, số lần xem, thời gian xem tin mà người dùng thực thi một cách “vô tình”.

Theo Ricci và cộng sự [[1](#_ENREF_1)] quá trình nghiên cứu và thực nghiệm Hệ thống khuyến nghị có các vấn đề xuất hiện như sau:

Khả năng đáp ứng (Scalability): Nhằm xử lý khi dữ liệu tăng lên theo chiều Người dùng lẫn Sản phẩm (Món ăn).

* Tính đa dạng của các đối tượng được khuyến nghị (Diversity)
* Sự thay đổi sở thích của người dùng theo thời gian.
* Sự thay đổi sở thích của người dùng
* Sự chi phối của ngữ cảnh, môi trường bên ngoài.

1. Mục tiêu

Nghiên cứu, phân tích, ứng dụng thử và đánh giá các phương pháp và xây dựng hệ thống khuyến nghị dựa vào ngữ cảnh của người dùng.

Đề tài khóa luận chọn đối tượng dùng để khuyến nghị là các món ăn và thức uống. Vì vậy nhóm tác giả muốn thu thập một lượng thông tin về sở thích của người dùng được rút trích từ các bài chia sẻ kinh nghiệm của người dùng đã từng thưởng thức các món ăn và thức uống đó.

Xây dựng ứng dụng thực tế:

* + Bước 1: Thu thập dữ liệu đánh giá từ người dùng có kết hợp các thông tin về ngữ cảnh.
  + Bước 2: Phân tích, áp dụng Hệ thống khuyến nghị nhằm đưa ra các kết quả dựa trên lượng dữ liệu được thu thập.
  + Bước 3: Đánh giá phương pháp dựa trên các chỉ số thống kê và từ phản ánh phía người dùng.

1. Phạm vi khóa luận

Phạm vi của khóa luận dừng lại ở việc nghiên cứu, phân tích, ứng dụng thử và đánh giá các giải thuật hỗ trợ ra quyết định dựa trên các hành vi và sở thích của ăn uống của người dùng thông qua các đánh giá, chia sẻ của họ. Từ đó tìm ra phương pháp nhằm tối ưu hóa việc khuyến nghị những món ăn, thức uống cho người dùng.

* Đối tượng khuyến nghị
  + Các nhà hàng được lấy dữ liệu từ Internet.
  + Các món ăn và thức uống chọn lọc được lấy từ Internet.
  + Các bảng đánh giá và các bài chia sẻ kinh nghiệm ăn uống được thực hiện thông qua Google Form và trực tiếp trên hệ thống.
* Đối tượng được khuyến nghị
  + Người dùng trên hệ thống: Là người dùng có tài khoản trên hệ thống. Là người dùng xác định đã thể hiện một vài hành vi trên hệ thống.
  + Khách vãng lai: Là người dùng không có tài khoản trên hệ thống, chỉ ghé thăm hệ thống trong một thời điểm nhất thời, và hành vi để lại rất ít.
* Nội dung khuyến nghị
  + Món ăn/ nhà hàng phù hợp với một người dùng xác định trong một ngữ cảnh được xác định mà người dùng nhập vào.
* Đối tượng liên quan
  + Món ăn, thức uống:Các thông tin cơ bản về món ăn, thức uống.
  + Ngữ cảnh: là tập hợp bao gồm các yếu tố:
    - Thời gian: các thời điểm trong ngày, ngày trong tuần và mùa   
      trong năm.
    - Vị trí, khoảng cách: Vị trí của người dùng, khoảng cách xa, gần.
    - Người đi cùng: đi một mình, đi với người yêu, đi với bạn bè, đi với gia đình và đi với đối tác trong công việc.
    - Thời tiết:Thời tiết và nhiệt độ ngoài trời.

1. Phương pháp nghiên cứu và nội dung thực hiện

* Phương pháp tiếp cận
  + Tìm hiểu các phương pháp của Hệ thống khuyến nghị.
    - Các kỹ thuật Khai thác dữ liệu trong Hệ thống khuyến nghị.
    - Các phương pháp triển khai.
    - Các phương pháp đánh giá.
  + Tiến hành áp dụng hệ thống khuyến nghị
* Nội dung thực hiện
  + Khảo sát nghiên cứu các vấn đề liên quan đến Hệ thống khuyến nghị.
  + Thu thập dữ liệu nhà hàng, món ăn, các bài chia sẻ kinh nghiệm ăn uống từ người dùng.
  + Đề ra phương pháp áp dụng vào Hệ thống khuyến nghị.
  + Xây dựng một Hệ thống khuyến nghị mẫu.
  + Tiến hành kiểm thử kết quả, đánh giá và báo cáo.

1. Kết quả dự kiến

Xây dựng thành công thuật toán nhằm đưa ra các khuyến nghị về món ăn/ nhà hàng phù hợp với người dùng trong một ngữ cảnh nhất định.

Xây dựng ứng dụng nhằm thu thập một lượng đánh giá của người dùng trên các món ăn, thức uống có kết hợp việc thu thập thêm các thông tin về ngữ cảnh phù hợp với nhu cầu của đề tài.

Xây dựng một Ứng dụng để áp dụng thuật toán và tương tác với người dùng thông qua đó:

* + Đầu vào:
    - Người dùng sẽ đăng nhập hệ thống, chia sẻ các sở thích của mình thông qua các dữ liệu của các giao tác bao gồm *tường minh* (bài chia sẻ kinh nghiệm, đánh giá nhà hàng, món ăn) và *ngầm định*(số lần xem tin về nhà hàng và món ăn).
  + Đầu ra:
    - Các khuyến nghị:
      * Khuyến nghị về các món ăn/ nhà hàng nên ăn vào ngữ cảnh hiện tại (mặc định) hoặc do người dùng chọn.
      * Khuyến nghị các món ăn nên ăn nhất ở một nhà hàng.
    - Đưa ra bảng kết quả đánh giá phương pháp dựa trên các thông số đánh giá lý thuyết.
    - So sánh việc kết hợp và kết hợp thông tin Ngữ cảnh vào việc đưa ra khuyến nghị cho người dùng.
    - Đánh giá các phương pháp và kết quả thực nghiệm dựa trên phản hồi của người dùng. Từ đó so sánh việc sử dụng Hệ thống khuyến nghị và không sử dụng Hệ thống khuyến nghị.
    - Hoàn thành báo cáo khóa luận tốt nghiệp.

1. Bố cục báo cáo

Chương 2: *Hệ thống khuyến nghị - Lý thuyết và các phương pháp tiếp cận*

Ở chương này, nhóm tác giả sẽ bắt đầu giới thiệu từ tổng quát đến chi tiết các khái niệm, đặc điểm, vấn đề liên quan đến Hệ thống khuyến nghị. Từ việc đưa ra các vấn đề trọng yếu mà Hệ thống khuyến nghị gặp phải, nhóm tác giả sẽ giới thiệu các phương pháp nhằm giải quyết các vấn đề đang được áp dụng trong các công trình nghiên cứu trên thế giới.

Chương 3: *Hệ thống khuyến nghị - Kết hợp các yếu tố ngữ cảnh*

Kế tiếp chương 2, nhóm tác giả đi sâu hơn vào việc áp dụng thông tin ngữ cảnh vào việc đưa ra các quyết định trong Hệ thống khuyến nghị. Từ việc trình bày khái niệm ngữ cảnh, xác định ngữ cảnh là gì, và có vai trò như thế nào trong khuyến nghị để từ đó áp dụng chúng vào việc xử lý kết quả đẩu ra của khuyến nghị. Bên cạnh đó nhóm tác giả sẽ nêu ra các vấn đề gặp phải khi kết hợp các yếu tố ngữ cảnh vào trong khuyến nghị. Cuối cùng, nhóm tác giả trình bày các phương pháp tiếp cận và giải quyết các vấn đề đó trong hệ khuyến nghị có kết hợp yếu tố ngữ cảnh.

Chương 4: *Triển khai*

Ở chương này, nhóm tác giả lựa chọn giải thuật SVD, một phương pháp sử dụng nhiều lý thuyết về ma trận, kết hợp với phương pháp xử lý ngữ cảnh đầu vào (Context-aware Pre-Filtering) để giải quyết bài toán trong Hệ thống khuyến nghị kết hợp yếu tố ngữ cảnh. Nhóm tác giả trình bày phương pháp thu thập, phân cấp dữ liệu ngữ cảnh, chọn lọc để đưa vào quá trình tự học đưa ra các tham số.

Chương 5: *Ứng dụng thực tế*

Ở chương này, nhóm tác giả trình bày tổng quát về ứng dụng mà nhóm tác giả đã xây dựng nhằm mục đích thu thập dữ liệu tường minh và ngầm định từ người dùng. Bên cạnh đó nhóm tác giả còn sử dụng ứng dụng này nhằm mục đích kiểm tra độ chính xác và tính đúng đắn của kết quả từ phản hồi của người dùng.

Chương 6: *Đánh giá kết quả thực nghiệm*

Với một Hệ thống khuyến nghị được xây dựng trên một phương pháp cụ thể, việc đánh giá kết quả là điều quan trọng và không thể thiếu được. Ở chương này, nhóm tác giả trình bày về các chỉ số đánh giá kết quả khuyến nghị. Sau đó thực hiện kiểm thử kết quả trên các bộ dữ liệu thu thập trên mạng. Nguồn dữ liệu bao gồm các dữ liệu từ các website như Movielen và dữ liệu tự thu thập như đã nêu ở *Chương 5*. Bên cạnh những chỉ số đo, nhóm tác giả cũng thực hiện đánh giá kết quả dựa trên các kết quả phản hồi từ phía người dùng.

Chương 7: *Kết luận và hướng phát triển*

Cuối cùng, nhóm tác giả sẽ tóm tắt lại những công việc đã thực hiện được, những vấn đề được giải quyết tốt, những khuyết điểm còn gặp phải. Sau đó đưa ra các hướng phát triển trong tương lai.

CHƯƠNG 2: KHÁI NIỆM VÀ CÁC PHƯƠNG PHÁP TIẾP CẬN

Ở chương này, nhóm tác giả trình từ khái quát đến chi tiết các khái niệm và vấn đề liên quan đến Hệ thống khuyến nghị. Nhóm tác giả sẽ đi từ khái niệm, chức năng của khuyến nghị. Sau đó, nhóm tác giả sẽ nêu ra các vấn đề liên quan đến Hệ thống khuyến nghị. Cuối cùng, nhóm tác giả đưa ra các phương pháp được sử dụng trong Hệ thống khuyến nghị nhằm hỗ trợ cho người dùng trả lời câu hỏi “*Ăn gì ? Ăn ở đâu*?”

1. Khuyến nghị là gì?

*Khuyến nghị* được xem như là một lời khuyên hoặc dưới hình thức là một lời khuyên. Đồng thời, khuyến nghị là việc chỉ ra xem một người hoặc một vật nào đó có giá trị hoặc được mong muốn bởi nhiều người khác[[1]](#footnote-1).

Trong một số lĩnh vực chuyên môn, khuyến nghị sẽ tập trung đưa ra các lời khuyên về các đối tượng chính trong lĩnh vực đó. Ví dụ, trong chứng khoán, khuyến nghị là sự phân tích của các chuyên gia về tình hình chứng khoán trên thị trường hiện tại là tốt hay xấu, xu hướng thị trường trong giai đoạn sắp đến, từ đó đưa ra các lời khuyên và các hành động tương ứng tùy theo mức độ khả quan của từng mã cổ phiếu như mua vào mạnh, mua vào, giữ lại hoặc bán tháo ra[[2]](#footnote-2). Ở đây, đối tượng được khuyến nghị chính là các cổ phiếu có những tín hiệu tăng giá trị. Bên cạnh đó, trong lĩnh vực tuyển dụng nhân sự, một lá thư giới thiệu (mang tính chất khuyến nghị) là một bức thư nhận xét về các đặc điểm, phẩm chất tốt của một nhân viên nào đó từ cấp trên trong quá trình làm việc, công tác … Ở đây đối tượng được khuyến nghị chính là người đi xin việc làm. Đơn giản hơn, trong cuộc sống những lời khuyên như “*Xem phim Cướp biển vùng Caribe đi, hay lắm*” cũng được xem như các khuyến nghị. Rõ ràng đối tượng được khuyến nghị rất đa dạng mà mang những phẩm chất riêng. Trong đề tài mà nhóm tác giả đang thực hiện, lĩnh vực được chú trọng là ẩm thực, đối tượng được khuyến nghị bao gồm Nhà hàng và Món ăn.

Việc đưa ra các lời khuyên trên được xem như là việc giải quyết *bài toán khuyến nghị*. Bài toán khuyến nghị là bài toán yêu cầu chỉ ra được các đối tượng (người hoặc vật) có các phẩm chất tốt và được ưa thích trong một loạt các đối tượng cho trước.

Nói tóm lại, khuyến nghị là quá trình đưa ra các lời khuyên về một người, một đối tượng nào đó mà mang lại một lợi ích tối đa đối với người nhận được lời khuyên.

1. Khái niệm Hệ thống khuyến nghị

*Hệ thống khuyến nghị (HTKN)* là một chương trình hoặc một tập hợp các kỹ thuật cung cấp những lời khuyên, gợi ý về một sản phẩm, dịch vụ nào đó trên Internet cho người sử dụng.

Các gợi ý (lời khuyên) ở trên nhằm trả lời cho câu hỏi của khách hàng khi lựa chọn một sản phẩm mà vẫn đang băn khoăn “*Nên mua sản phẩm gì là tốt và phù hợp nhất?*”. Hoặc ngay cả khi người dùng không đặt ra các câu hỏi trên, HTKN cũng cố gắng đưa ra các gợi ý mang tính chất ngầm định để làm thỏa mãn nhu cầu thưởng thức của người dùng khi đọc tin tức, nghe nhạc, xem phim, tìm kiếm nhà hàng, món ăn … Từ đó, kích thích người dùng sử dụng dịch vụ nhiều hơn.

Những gợi ý được cung cấp là nhằm mục đích hỗ trợ người sử dụng trong quá trình ra quyết định lựa chọn sản phẩm, dịch vụ, ví dụ như:

Dựa vào phân tích lịch sử mua hàng của khách hàng HTKN sẽ liệt kê những sách nào có thể người dùng có thể sẽ thích.

Dựa vào ngữ cảnh (buổi sáng sớm, đêm khuya) HTKN sẽ những bài hát nào có thể người dùng có thể thích nghe phù hợp tâm trạng và ngữ cảnh đó.

Qua phân tích nhóm tin tức mà người dùng hay đọc, HTKN sẽ liệt kê tin tức nào người dùng muốn đọc lên trên cùng, tin tức nổi bật.

Trong đề tài của nhóm tác giả, một ví dụ của các gợi ý là các món ăn nên ăn nhất tại một nhà hàng xác định khi thực khách có dịp ghé đến.

Một vài ứng dụng nổi tiếng về hệ thống khuyến nghị như: khuyến nghị sản phẩm của Amazon [[2](#_ENREF_2)], hệ tư vấn phim của NetFlix [[3](#_ENREF_3)]…Hệ thống khuyến nghị đã chứng minh được ý nghĩa to lớn:

Giúp cho người sử dụng trực tuyến đối phó với tình trạng quá tải thông tin.

Hệ thống khuyến nghị trở thành một trong những công cụ mạnh mẽ và phổ biến trong thương mại điện tử.

1. Bài toán khuyến nghị trong HTKN

Cũng như trong thực tế, hầu hết các hệ thống khuyến nghị đều nhận định về một đối tượng dựa trên các thang đánh giá mức độ phụ hợp, ưa thích. Ví dụ: Thích hoặc Không thích, thang điểm đánh giá từ 1 đến 5 cho một sản phẩm trong các trang thương mại điện tử. Trong đó đánh giá có giá trị là 1 phản ánh việc không ưa thích, đánh giá có giá trị là 5 cho thấy người dùng rất thích sản phẩm. Các mức độ đánh giá thường được quy về các trị số có giá trị 0 hoặc 1 (tương ứng Thích, Không thích) hoặc giá trị liên tục từ 1cho đến 5.

Vì thế, trong các hệ thống khuyến nghị bài toán khuyến nghị được mô tả bằng các thông tin đầu vào và đầu ra như sau:

* Đầu vào:
  + Đánh giá của người dùng mang tính chất tường minh.
  + Các hành vi mang tính chất ngầm định.
  + Thông tin về đối tượng được khuyến nghị.
* Đầu ra:
  + Ước lượng trị số đánh giá của người dùng *Ui* với sản phẩm *Ik* mà người dùng này chưa đánh giá.
  + Danh sách *n* sản phẩm có trị số đánh giá được ước lượng cao nhất.

Trong đó:

* + *U* là tập tất cả người dùng (users).
  + *I* là tập tất cả các sản phẩm (items) có thể tư vấn. Tập *I* có thể rất lớn, từ hàng trăm ngàn (sách, cd…) đến hàng triệu (như website).

Trong hầu hết các trường hợp, bài toán khuyến nghị được coi là bài toán ước lượng trước của các sản phẩm (phim, đĩa CD, nhà hàng …) chưa được người dùng xem xét. Việc ước lượng này thường dựa trên những đánh giá đã có của chính người dùng đó hoặc những người dùng khác. Những sản phẩm có hạng cao nhất sẽ được dùng để khuyến nghị.

Lúc này, hàm *r(u, i)* được sử dụng để ước lượng trị số đánh giá của người dùng *u* trên sản phẩm *i*: .

Trong đó *R* là tập các đánh giá (rating) được sắp thứ tự. Với mỗi người dùng *u* *U*, cần tìm sản phẩm *i* *I* sao cho hàm *r (u, i)* đạt giá trị lớn nhất.

Lúc này, việc giải quyết bài toán khuyến nghị lúc này được mô hình hóa thành việc tìm ra hàm *r(u,i)* phù hợp nhất với dữ liệu mà hệ thống có.

1. Các chức năng của hệ thống khuyến nghị

Như đã giới thiệu ở trên, HTKN mang lại rất nhiều lợi ích mà mục tiêu chính là mang lại sự thỏa mãn cho người sử dụng đồng thời mang hiệu quả thương mại cho bên xây dựng hệ thống. Chi tiết hơn, theo Ricci và cộng sự [[1](#_ENREF_1)] một số chức năng của hệ thống khuyến nghị như sau:

**Tăng số lượng các mặt hàng bán ra cho các hệ thống thương mại điện tử:**

Đây có lẽ là chức năng quan trọng nhất của hệ thống khuyến nghị. Thay vì người dùng chỉ mua một sản phẩm mà họ cần, họ được khuyến nghị mua những sản phẩm ‘*có thể họ cũng quan tâm*’ mà bản thân họ không nhận ra. Hệ thống khuyến nghị tìm ra những ‘mối quan tâm tiềm ẩn’. Bằng cách đó, hệ thống khuyến nghị làm gia tăng nhu cầu của người dùng và gia tăng số lượng mặt hàng bán ra. Tương tự đối với các hệ thống phi thương mại (như các trang báo), hệ thống khuyến nghị sẽ giúp người dùng tiếp cận với nhiều đối tượng, thỏa mãn nhu cầu và thị hiếu của họ hơn.

**Bán các mặt hàng đa dạng hơn trên các hệ thống thương mại điện tử:**

Đây là chức năng quan trọng thứ hai của hệ thống khuyến nghị. Hầu hết các hệ thống thương mại đều có các mặt hàng hết sức là đa dạng. Khi nắm bắt được nhu cầu của người dùng, hệ thống khuyến nghị dễ dàng mang đến sự đa dạng trong sự lựa chọn các đối tượng có trong hệ thống.

**Tăng sự hài lòng người dùng:** Vai trò chủ đạo của hệ thống khuyến nghị là hiểu nhu cầu của người dùng, gợi ý cho họ những thứ họ cần...Chính vì vậy hệ thống khuyến nghị tăng sự hài lòng của người dùng trên hệ thống.

**Tăng độ tin cậy, độ trung thực của người dùng:** Một khi hệ thống gợi ý cho người dùng những lựa chọn và họ hài lòng vể những gợi ý đó thì lòng tin của họ đối với hệ thống (nơi mà giúp họ tìm ra những thứ họ thực sự quan tâm) được nâng lên một cách đáng kể. Đây thật sự là một điều thích thú và thu hút người dùng. Có một điểm quan trọng là hệ thống khuyến nghị hoạt động dựa trên những xếp hạng thật từ chính bản thân người dùng trong quá khứ. Do đó, khi người dùng càng tin cậy vào hệ thống, đưa ra những đánh giá trung thực cho các sản phẩm, hệ thống sẽ mang lại cho người dùng nhiều gợi ý chính xác hơn, phù hợp với nhu cầu, sở thích của họ.

1. Các vấn đề trong Hệ thống khuyến nghị

Tất nhiên, việc giải quyết các bài toán khuyến nghị không phải là công việc đơn giản. Đặc biệt là khi mỗi người dùng có mỗi sở thích riêng và sở thích của họ chỉ được thể hiện thông qua các thông tin và hành vi của họ để lại trên dữ liệu của hệ thống. Các vấn đề có thể gặp phải trong một Hệ thống khuyến nghị được liệt kê như sau:

**Khả năng đáp ứng lượng dữ liệu lớn:** Một vấn đề có thể dễ dàng thấy được khi áp dụng các kỹ thuật, thuật toán vào một hệ thống phải xử lý lượng *dữ liệu khổng lồ* và *luôn tăng trưởng*. Những câu hỏi đặt ra là: Làm sao để sử dụng một lượng dữ liệu khổng lồ để khuyến nghị, mà thời gian và chi phí tài nguyên thấp nhất có thể? Và khi có thêm những người dùng mới và sản phẩm mới vào hệ thống thì làm sao để hệ thông không phải chạy lại từ đầu để đưa ra kết quả khuyến nghị?

**Khuyến nghị một cách chủ động:** Điều này có nghĩa là một hệ thống khuyến nghị cần đưa ra các lời khuyên mà không cần phải nhận một yêu cầu tường minh từ người dùng. Hệ thống phải có khả năng tự nhận định, phỏng đoán được các yêu cầu ngầm định từ phía người dùng. Nếu nhận định sai, sẽ dễ gây ra tình trạng làm phiền đối với người dùng.

**Vấn đề riêng tư trong khuyến nghị:** Hệ thống khuyến nghị muốn đưa ra các khuyến nghị tốt cần có sự hiểu biết nhất định về người dùng. Chính vì thế Hệ thống sẽ thu thập càng nhiều dữ liệu về người dùng càng tốt. Chính điều này sẽ tạo ra cảm giác bị theo dõi đối với người dùng. Vì vậy, khi xây dựng một hệ thống khuyến nghị, cần chú ý không để các dữ liệu riêng tư của người dùng bị đánh cắp.

**Sự đa dạng trong khuyến nghị:** Một khuyến nghị trong một vài trường hợp sẽ không được đánh giá cao khi các sản phẩm trong cùng một nhóm bị lặp lại nhiều lần trong danh sách các đối tượng được khuyến nghị. Ở trường hợp này người dùng cần sự trải nghiệm về sản phẩm mới hơn, đa dạng hơn.

**Tương tác giữa hệ thống và người dùng:** Hiện tại, sự tương tác của người dùng với hệ thống dừng lại ở mức người dùng đặt yêu cầu và hệ thống liệt kê các đối tượng mà người dùng “có thể thích”. Hoặc phát triển hơn là các nhận định, dự báo các yêu cầu một cách ngầm định từ phía người dùng và hệ thống phát sinh ra kết quả dựa trên phỏng đoán đó. Tuy nhiên, trong tương lai, các yêu cầu tương tác sẽ cao hơn để khuyến nghị có thể được đưa ra trong mọi trường hợp mà người dùng có một hành vi tương tác với hệ thống.

**Hệ thống khuyến nghị cho các thiết bị di động:** Khi các thiết bị di động trở nên ngày càng phổ biến. Khi người dùng sử dụng các thiết bị di động, sẽ có nhiều yêu cầu được gởi đi khi người dùng đi dạo, đi ngang qua một nhà hàng, một khách sạn, một địa điểm du lịch… Vấn đề đặt ra ở đây là làm sao xây dựng được một hệ thống vừa đủ đáp ứng nhu cầu của người dùng một cách nhanh nhất vừa hạn chế việc sử dụng tài nguyên hệ thống vốn dĩ đã hạn hẹp trên các thiết bị di động.

1. Các cách tiếp cận trong Hệ thống khuyến nghị

Có rất nhiều cách để dự đoán, ước lượng giá trị đánh giá cho các sản phẩm (thứ hạng hoặc điểm số) như sử dụng học máy, lí thuyết xấp xỉ, các thuật toán dựa trên kinh nghiệm…Theo Ricci và cộng sự [[1](#_ENREF_1)], các hệ thống tư vấn thường được phân thành ba loại dựa trên cách nó dùng để ước lượng giá trị đánh giá của người dùng trên mỗi sản phẩm:

### 2.6.1. Khuyến nghị dựa trên nội dung (Content-Based RS)

Phương pháp khuyến nghị dựa trên nội dung được dựa trên sự sẵn có của mô tả về đối tượng. Như vậy, nội dung ở đây chính là thông tin về đối tượng sản phẩm được khuyến nghị. Ví dụ như, một bộ phim *X* thuộc thể loại phim hành động, do các diễn viên *A*, *B*, *C* đóng và đạo diễn *D* chỉ đạo diễn xuất … Phương pháp đưa ra các khuyến nghị dựa trên nội dung sẽ dựa trên độ phù hợp *r (u, i)* của sản phẩm *i* với người dùng *u* được đánh giá dựa trên độ phù hợp *r (u, i’)*, trong đó *i’* *I* và tương tự như *i*. Đơn giản như sau, để gợi ý một bộ phim cho người dùng *u*, hệ thống tư vấn sẽ tìm các đặc điểm của những bộ phim từng được *u* đánh giá cao (như diễn viên, đạo diễn…); sau đó, chỉ những bộ phim có những đặc điểm thông tin tương đồng với sở thích của *u* mới được giới thiệu.

Hướng tiếp cận dựa trên nội dung bắt nguồn từ những nghiên cứu về *tìm kiếm thông tin* (*TKTT-information retrieval*) và *chọn lọc thông tin* (*CLTT - information filtering*). Do đó, rất nhiều hệ thống dựa trên nội dung hiện nay tập trung vào đưa ra các khuyến nghị về các đối tượng chứa các định dạng dữ liệu như văn bản, tin tức, mã HTML…Những tiến bộ so với hướng tiếp cận cũ của TKTT là do việc sử dụng hồ sơ về người dùng (chứa các thông tin cá nhân như tuổi tác, nghề nghiệp, quê quán và có thể chứa các thông tin về sở thích, nhu cầu…). Hồ sơ người dùng này được xây dựng dựa trên những thông tin được người dùng cung cấp trực tiếp (khi trả lời khảo sát) hoặc gián tiếp (hệ thống thực hiện phỏng đoán dựa trên việc khai phá thông tin từ các giao dịch của người dùng).

Khuyến nghị dựa trên nội dung có những ưu điểm: Đầu tiên, nó không yêu cầu số lượng người sử dụng lớn để đạt được độ chính xác nhằm tạo ra các khuyến nghị hợp lý. Ngoài ra, các đối tượng sản phẩm mới được thêm vào hệ thống có thể được khuyến nghị ngay dựa trên thuộc tính đi kèm với chúng.

Tuy nhiên, nhược điểm của phương pháp khuyến nghị dựa trên nội dung xuất hiện khi thông tin mô tả đối tượng có chất lượng kém, không đúng hoặc bị lỗi. Trong một số trường hợp, những mô tả về nội dung rất khó để so sánh và rút ra gợi ý và đánh giá chung, chẳng hạn so sánh nội dung của các tập tin hình ảnh, âm thanh hoạc phim ảnh...Ngoài ra, việc phân tích nội dung của các đối tượng sản phẩm để chọn ra các sản phẩm tương tự nhau và từ đó đưa ra các khuyến nghị cho người dùng vẫn chưa phản ánh đúng sở thích của người dùng đó với các sản phẩm mà họ mong đợi.

### 2.6.2. Khuyến nghị dựa trên đánh giá tương đồng (Collaborative Filtering)

Ý tưởng cơ bản của các phương pháp khuyến nghị này là dựa vào các đánh giá của những người dùng quá khứ lên các sản phẩm, dịch vụ để dự đoán sự đánh giá của họ lên các sản phẩm, dịch vụ mà họ chưa đánh giá.

Bài toán khuyến nghị dựa trên hành vi quá khứ của người dùng (trong việc đánh giá sản phẩm) để đưa ra dự đoán như sau:

Đầu vào của bài toán là ma trận thể hiện những hành vi quá khứ, gọi là *ma trận Người dùng* × *Sản phẩm* (*ma trận User* × *Item*). Trong đó mỗi hàng là *người dùng u*, mỗi cột là *sản phẩm i*, giá trị mỗi ô là đánh giá đánh giá của *người dùng u* lên *sản phẩm i* tương ứng với vị trí dòng và cột của ô đó.

Tùy theo hệ thống mà đánh giá của người dùng lên sản phẩm được quy ước những giá trị nào. Trong ví dụ này, các đánh giá có giá trị điểm số từ 1🡪5

Bảng 2.1: Ví dụ ma trận Người dùng x Sản phẩm

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | SP 1 | SP 2 | SP 3 |
| Người dùng 1 | 1 | × | 5 |
| Người dùng 2 | 4 | 2 | 2 |
| Người dùng 3 | × | × | × |

Ở ma trận này, đánh giá của *người dùng 1* đối với *sản phẩm 1(SP1)* là 1, *sản phẩm 3(SP3)* là 5, *sản phẩm 2(SP2)* chưa được đánh giá.

Đầu ra của bài toán là các giá trị ước lượng đánh giá của *người dùng u* lên những *sản phẩm i* mà người dùng này chưa đánh giá. Hệ thống khuyến nghị dựa trên giá trị của các đánh giá này mà xếp hạng độ ưu tiên cho các sản phẩm và gợi ý cho người dùng.

Trong ví dụ này, hệ thống khuyến nghị phải đưa ra ước lượng giá trị cho các ô còn thiếu trong ma trận *Người dùng* × *Sản phẩm,* cụ thể là: *người dùng 1* đánh giá *sản phẩm 2* là bao nhiêu ? *Người dùng 3* đánh giá *sản phẩm 1, 2, 3* là bao nhiêu ?

Phương pháp khuyến nghị dựa trên đánh giá tương đồng dự đoán độ phù hợp   
*r(u,i)* của một sản phẩm *i* với người dùng *u* dựa trên độ phù hợp *r(u’,i)* giữa người dùng *ui* và *i*, trong đó *u’* là người có cùng sở thích với *u*. Đơn giản như sau, để gợi ý một bộ phim cho người dùng *u*, đầu tiên hệ thống khuyến nghị dựa trên đánh giá tương đồng tìm những người dùng *u’* khác *u* nhưng có cùng sở thích phim ảnh với *u*. Việc đánh giá 2 người dùng *u* và *u’* có cùng sở thích phim ảnh hay không là dựa trên việc so sánh độ tương đồng về giá trị các đánh giá trong quá khứ của 2 người dùng này lên cùng một số sản phẩm. Từ việc tìm ra những người dùng *u’* có độ tương đồng cao nhất với người dùng *u*, những bộ phim mà được những người dùng *u’* này đánh giá cao sẽ được dùng để gợi ý cho người dùng *u*.

Hiện nay, có nhiều hệ thống khuyến nghị dựa trên các đánh giá tương đồng đã được phát triển như: Youtube (trang chia sẻ video), Amazon.com (trang thương mại bán sách)… Nhìn chung, các hệ thống khuyến nghị này có thể chia thành hai cách tiếp cận: *dựa trên kinh nghiệm* (*heuristic-based* hay *memory-based*) và *dựa trên mô hình* (*model-based*).

#### Khuyến nghịdựa trênđánh giá tương đồng giữa người dùng - dựa trên kinh nghiệm (Memory-based)

Phương pháp khuyến nghị đánh giá tương đồng giữa các người dùng dựa trên kinh nghiệm có đặc trưng cơ bản là nó thường sử dụng toàn bộ dữ liệu đã có để tính toán dự đoán đánh giá của một người dùng nào đó về sản phẩm. Ngoài ra, sau khi hệ thống cố gắng lấp đầy các chỗ trống trong ma trận *Người dùng* × *Sản phẩm*, hệ thống phải lưu trữ ma trận này trong bộ nhớ. Mỗi khi hệ thống muốn đưa ra các dự đoán về giá trị khuyến nghị của người dùng *u* với sản phẩm *i*, hệ thống sẽ lục tìm trong bộ nhớ để trả về kết quả tương ứng. Có thể thấy rằng phương pháp này sẽ yêu cầu tài nguyên rất cao nếu số lượng người dùng và sản phẩm cao. Ví dụ có 1 triệu = 106 người dùng và 10 ngàn = 104 sản phẩm, mỗi ô nhớ lưu số nguyên 2byte thì cần phải có bộ nhớ khoảng 20Gb để lưu trữ, rõ ràng không phải hệ thống nào cũng đáp ứng được yêu cầu tài nguyên như vậy.

Phương pháp này có thể được chia thành hai cách tiếp cận nhỏ nữa dựa trên kinh nghiệm. *Hệ dựa trên người dùng* – tức dự đoán dựa trên sự tương tự giữa các người dùng và *hệ dựa trên sản phẩm* – tức dự đoán dựa trên sự tương tự giữa các sản phẩm. *Hệ dựa trên người dùng* xác định sự tương tự giữa hai người dùng thông qua việc so sánh các đánh giá của họ trên cùng sản phẩm, sau đó dự đoán đánh giá sản phẩm *i* bởi người dùng *u*, hay chính là đánh giá trung bình của những người dùng tương tự với người dùng *u*. Trong khi đó, những *hệ dựa trên sản phẩm* thì xử lý theo phương pháp ngược lại: Chúng tính sự tương tự giữa sản phẩm *i* và *j* thông qua so sánh trọng số đánh giá được tạo ra bởi cùng người dùng *u* trên sản phẩm *i* và *j*.

Độ tương quan giữa các yếu tố được tính bằng: phương pháp dựa trên Cosine Vector, phương pháp dựa trên Peason Correalation...Trong đó phương pháp dựa trên Cosine Vector có giá trị từ 0-1. Càng tiến về 1 phản ảnh được sự tương đồng càng cao, và ngược lại khi giá trị càng tiến về 0 cho thấy sự khác biệt của 2 đối tượng được so sánh. Trong khi đó, phương pháp dựa trên cách đánh giá Peason Correalation để tìm ra quan hệ tuyến tính của hai biến, có giá trị từ -1 đến 1. Càng tiến về -1 phản ánh sự khác biệt, càng tiến về 1 phản ánh sự tương đồng và nếu giá trị là 0 thì chưa thể đưa ra bất kì kết luận nào về sự tương đồng của 2 đối tượng được so sánh.

#### Khuyến nghị dựa trên đánh giá tương đồng giữa người dùng - dựa trên mô hình (Model-based)

Ngược lại với phương pháp dựa trên kinh nghiệm, phương pháp tiếp cận dựa trên mô hình không sử dụng tất cả các dữ liệu đã có để đưa ra dự đoán. Thay vào đó, chúng nắm bắt thông tin trong từng bước chạy và xây dựng nên một mô hình thể hiện các sở thích của người dùng. Sau khi tạo dựng được mô hình, hệ thống chỉ cần lưu trữ các tham số của mô hình đồng thời các giá trị liên quan đến người dùng và sản phẩm, chi phí tài nguyên để lưu trữ những thông tin này là thấp hơn rất nhiều so với việc lưu trữ toàn bộ ma trận *Người dùng* × *Sản phẩm.*

Những phương pháp tiếp cận theo kiểu mô hình như vậy tạo ra nhiều thuận lợi trong việc cung cấp nhanh và có những dự đoán chính xác, giảm thiểu đi tính nhạy cảm trong trường hợp ít dữ liệu. Tuy nhiên, chúng thường yêu cầu nhiều thời gian để nắm bắt mô hình, làm giảm đi hiệu quả trong việc cài đặt trên các ứng dụng trực tuyến – nơi mà dữ liệu thường xuyên được thêm vào. Theo đánh giá của các công trình liên quan trên thế giới thì kết quả dự đoán của phương pháp dựa trên mô hình thường thấp hơn một chút so với phương pháp tiếp cận dựa trên kinh nghiệm. Nhưng với những lợi ích và ưu điểm, thì nó vẫn có thể được chấp nhận trong nhiều trường hợp.

Theo Dietmar Jannach và cộng sự [[4](#_ENREF_4)] một số mô hình học đã được áp dụng trong các hệ thống như *mô hình dựa trên các* *nhân tố tiềm ẩn* (*Matrix factorization/latent factor models*), *mô hình xác xuất thống kê*, *mô hình dựa trên các luật kết hợp*.

#### Phương pháp kết hợp (Hybrid)

Như đã nêu ra ở trên, các phương pháp tiếp cận khác nhau có những ưu điểm và nhược điểm riêng. Từ đó, các nhà nghiên cứu cố gắng kết hợp các kỹ thuật khác nhau để tận dụng tối đa những ưu điểm và hạn chế hết mức có thể những nhược điểm của các cách tiếp cận để có được hệ thống khuyến nghị ưu việt hơn.

Có thể phân thành bốn cách kết hợp như sau:

***Cài đặt hai phương pháp riêng rẽ rồi kết hợp dự đoán của chúng:*** Có hai kịch bản cho trường hợp này.

* *Cách 1:* Kết hợp kết quả của cả hai phương pháp thành một kết quả chung duy nhất, sử dụng cách kết hợp tuyến tính.
* *Cách 2:* Tại mỗi thời điểm, chỉ chọn phương pháp cho kết quả tốt hơn (dựa trên một số độ đo chất lượng tư vấn nào đó).

***Tích hợp các đặc trưng của phương pháp dựa trên nội dung vào hệ thống dựa trên đánh giá tương đồng:*** Một số hệ thống lai dựa chủ yếu vào các kĩ thuật khuyến nghị trên đánh giá tương đồng giữa các người dùng nhưng vẫn duy trì việc lưu trữ các thông tin hồ sơ về người dùng (theo dạng của phương pháp khuyến nghị dựa trên nội dung). Hồ sơ này cũng được dùng để tính độ tương đồng giữa hai người dùng, nhờ đó hệ thống khuyến nghị có thể giải quyết được trường hợp có quá ít sản phẩm chung được đánh giá bởi cả hai người. Một lợi ích khác mà phương pháp lai này mang lại là các gợi ý sẽ không chỉ giới hạn trong các sản phẩm được đánh giá cao bởi những người cùng sở thích (gián tiếp), mà còn cả với những sản phẩm có độ tương đồng cao với sở thích của chính người dùng đó (trực tiếp).

***Tích hợp các đặc trưng của phương pháp khuyến nghị dựa trên đánh giá tương đồng vào hệ thống dựa trên nội dung:*** Hướng tiếp cận phổ biến nhất là dùng các kĩ thuật giảm số chiều trên tập hồ sơ của phương pháp khuyến nghị dựa trên nội dung. Ví dụ, sử dụng phân tích ngữ nghĩa tiềm ẩn (latent semantic analysis) để tạo ra cách nhìn để so sánh (collaborative view) với tập hồ sơ người dùng (mỗi hồ sơ được biểu diễn bởi một vector từ khóa).

***Xây dựng mô hình hợp nhất, bao gồm các đặc trưng của cả hai phương pháp:*** Basu và cộng sự [[5](#_ENREF_5)] đề xuất kết hợp đặc trưng của cả hai phương pháp vào một bộ phân lớp dựa trên luật (rule-based classifier). Popescul và cộng sự [[6](#_ENREF_6)] đưa ra phương pháp xác suất hợp nhất dựa trên phân tích xác suất ngữ nghĩa ẩn (probabilistic latent semantic analysis). Shani và cộng sự [[7](#_ENREF_7)] giới thiệu mô hình hồi quy Bayes sử dụng dây Markov Monte Carlo để ước lượng tham số.

CHƯƠNG 3: HỆ THỐNG KHUYẾN NGHỊ - YẾU TỐ NGỮ CẢNH

Như đã trình bày ở *Chương 2*, Hệ thống khuyến nghị được xây dựng nhằm giúp người dùng trả lời cho câu hỏi “*Nên chọn đối tượng nào?*” mà cụ thể hơn là “*Ăn gì? Ở đâu?*” trong đề tài của nhóm tác giả. Ở chương này, nhóm tác giả sẽ trình bày một nhánh mở rộng của HTKN là việc kết hợp với các yếu tố ngữ cảnh. Ngữ cảnh là gì? Tại sao phải cần kết hợp yếu tố ngữ cảnh? Điều đó mang lại lợi ích nào trong việc đưa ra các khuyến nghị và đồng thời gây ra những vấn đề gì? Mục tiêu của chương này là khái quát về HTKN có sử dụng các thông tin về ngữ cảnh đề trả lời cho câu hỏi “*Ăn gì? Ở đâu? Ăn với ai? Vào lúc nào? …*”

* 1. Ngữ cảnh là gì?
     1. Định nghĩa

*Hệ thống khuyến nghị* đã đem lại những thay đổi lớn, chính vì vậy cải thiện *hệ thống khuyến nghị* chưa bao giờ là một bài toán cũ. Các *hệ thống khuyến nghị* càng ngày càng phải hướng người dùng nhiều hơn. Yếu tố *ngữ cảnh* (context) là một trong những yếu tố mang tính hướng người dùng cao, bởi vì trong các *ngữ cảnh* khác nhau, rõ ràng con người có những hành động khác nhau, sở thích và hành vi của họ sẽ bị biến đổi dựa trên *ngữ cảnh* đó.

Một cách khái quát*, ngữ cảnh* đề cập đến bất kì thông tin nào có thể mô tả được những yếu tố hoàn cảnh của một đối tượng: thời gian, nơi chốn, thời tiết, vị trí hiện tại... mà những yếu tố đó có ảnh hưởng đến hành vi của đối tượng.

Ví dụ như, một người dùng có chọn món lẩu Thái chua cay cho bữa ăn của họ hay không phụ thuộc vào yếu tố thời tiết, nhiệt độ ngoài trời hôm đó. Việc một người dùng quyết định có đến ăn ở một nhà hàng hay không tùy thuộc vào khoảng cách từ vị trí hiện tại của cô ấy đến nhà hàng là xa hay gần. Hay còn tùy thuộc vào vị trí của nhà hàng như là nhà hàng đó có gần trạm xe buýt không, có gần trạm ATM hay không...

* + 1. Phân loại ngữ cảnh

Có các loại *ngữ cảnh* sau:

*Yếu tố ngữ cảnh tường minh***:** là những loại *ngữ cảnh* mà người dụng trực tiếp báo cho hệ thống biết thông qua các yêu cầu. Ví dụ như các thông tin về người đi cùng, trạng thái của người dùng hiện tại (vui, buồn…). Thông thường, các thông tin này hệ thống không thể tự động thu thập hoặc suy luận được.

*Yếu tố ngữ cảnh ngầm định:*là những loại *ngữ cảnh* mà hệ thống có khả năng thu thập tự động như yếu tố Thời gian, Nhiệt độ, Thời tiết, Vị trị người dùng hiện tại …

*Yếu tố ngữ cảnh dùng suy diễn*: Các yếu tố này được hệ thống dự đoán thông qua các hành vi trong quá khứ của người dùng hiện tại. Các yếu tố này còn được sử dụng khi các dữ liệu không thể thu thập tự động.

* 1. Bài toán khuyến nghị trong HTKN kết hợp yếu tố ngữ cảnh

Không giống như một số hệ thống khuyến nghị truyền thống chỉ xét đến hai yếu tố *Người dùng* và *Đánh giá* của người dùng trên một đối tượng xác định *(Sản phẩm)* là bao nhiêu. Một cách tổng quát:

*Người dùng* x *Sản Phẩm* 🡪 *Đánh giá*

Hệ thống khuyến nghị dựa trên ngữ cảnh của người dùng phải xem xét các *ngữ cảnh* ảnh hưởng đến đánh giá của họ. Ví dụ: cùng một món ăn, khi người dùng ăn với vào lúc trời mưa thì họ đánh giá 2, lúc trời không mưa họ đánh giá 5. Lúc này, lượng thông tin bao gồm:

*Người dùng × Sản phẩm × Ngữ cảnh 🡪 Đánh giá*

Như vậy, bài toán khuyến nghị lúc này được mô hình hóa thành hàm dự đoán nhằm tìm ra giá trị Đánh giá của người dùng *u* trên sản phẩm *i* phù hợp với một *ngữ cảnh* *c* nào đó:

* 1. Các phương pháp tiếp cận

Các phương pháp tiếp cận sẽ tập trung giải quyết bài toán, có thêm yếu tố *ngữ cảnh* thì những dự đoán về *đánh giá* của *người dùng* lên một *sản phẩm* sẽ được xử lý như thế nào. Dựa trên các công trình nghiên cứu trước đây thì có thể chia thành ba phương pháp như sau:

### Xử lý ngữ cảnh đầu vào (Contextual Pre-Filtering)

Trong mô hình này, thông tin ngữ cảnh được điều chỉnh trước *(contextualized)*. Sau đó, xếp hạng có thể được dự đoán sử dụng bất kỳ hệ thống khuyến nghị 2D truyền thống (mô hình khuyến nghị hai chiều *người dùng, sản phẩm*) trên các dữ liệu đã chọn. Mô hình này được minh họa trong hình 3.1 dưới đây.

Dữ liệu

Đã điều chỉnh theo ngữ cảnh

Khuyến nghị 2D truyền thống

Khuyến nghị dựa trên ngữ cảnh

*c*

*u*

Hình 3.1 – Mô hình phương pháp khuyến nghị xử lý ngử cảnh đầu vào

Việc xây dựng các thiết lập có liên quan của bản ghi dữ liệu là bước quan trọng nhất trong cách tiếp cận này. Ý tưởng chính của thao tác này là gom các dòng dữ liệu cùng *ngữ cảnh* vào một phân đoạn (*segment*) dữ liệu. Như vậy mỗi phân đoạn dữ liệu sẽ thể hiện cho một *ngữ cảnh*. Sau đó các phương pháp khuyến nghị truyền thống được áp dụng lên từng phân đoạn này. Khi người dùng ở trong ngữ cảnh nào, *hệ thống khuyến nghị* sẽ tìm đến phân đoạn dữ liệu mà thể hiện cho ngữ cảnh đó và đưa ra khuyến nghị phù hợp.

Nói một cách tổng quát, phương pháp này đưa ra các khuyến nghị trên dữ liệu cục bộ, thay vì thực hiện khuyến nghị trên toàn bộ dữ liệu. Yếu tố ngữ cảnh là yếu tố quyết định trong việc cục bộ hóa dữ liệu.

Giả sử có bảng ghi dữ liệu như sau:

Bảng 3.1. Ví dụ các dòng dữ liệu thu thập

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Người dùng** | **Sản phẩm** | **Đánh giá** | **Thời tiết** | **Người đi cùng** | **Ngày** |
| Người dùng 1 | Phở bò | 5 | Lạnh | Người yêu | Cuối tuần |
| Người dùng 1 | Cơm | 4 | Nóng | Một mình | Cuối tuần |
| Người dùng 2 | Lẫu | 3 | Lạnh | Bạn bè | Trong tuần |
| Người dùng 3 | Cà phê | 4 | Lạnh | Bạn bè | Cuối tuần |
| Người dùng 4 | Chè | 5 | Nóng | Bạn bè | Cuối tuần |
| Người dùng 1 | Cơm | 5 | Bình thường | Một mình | Trong tuần |

Dựa trên các ngữ cảnh đầu vào các dòng dữ liệu có thể được gom thành nhiều phân đoạn dữ liệu. Ví dụ như:

Phân đoạn thể hiện ngữ cảnh là thời tiết ***lạnh***

Bảng 3.2. Các dòng dữ liệu được lấy theo tiêu chí thời tiết ‘lạnh’

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Người dùng** | **Sản phẩm** | **Đánh giá** | **Thời tiết** |
| Người dùng 1 | Phở bò | 5 | Lạnh |
| Người dùng 2 | Lẫu | 3 | Lạnh |
| Người dùng 3 | Cà phê | 4 | Lạnh |

Phân đoạn thể hiện ngữ cảnh là thời tiết ***lạnh***, đi vào ***cuối tuần***

Bảng 3.3. Các dòng dữ liệu được lấy theo tiêu chí thời tiết lạnh, đi vào cuối tuần

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **Người dùng** | **Sản phẩm** | **Đánh giá** | **Thời tiết** | **Ngày** |
| Người dùng 1 | Phở bò | 5 | Lạnh | Cuối tuần |
| Người dùng 3 | Cà phê | 4 | Lạnh | Cuối tuần |

Chính vì phân đoạn dữ liệu như vậy, nên câu hỏi đặt ra là bao nhiêu phân đoạn thì thích hợp, liệu phân đoạn này có là nằm trong phân đoạn kia hay không. Ví dụ như phân đoạn thời tiết lạnh có là nằm trong phân đoạn (thời tiết lạnh, đi vào cuối tuần). Việc này phải được xem xét trên từng ứng dụng cụ thể.

### Xử lý ngữ cảnh đầu ra (Contextual Post-Fitering)

Trong mô hình này, ngữ cảnh thông tin ban đầu bị bỏ qua, và xếp hạng được dự đoán bằng cách sử dụng bất kỳ phương pháp khuyến nghị 2D(hai chiều) truyền thống trên toàn bộ dữ liệu. Sau đó, các khuyến nghị được điều chỉnh theo ngữ cảnh cho mỗi người sử dụng bằng cách sử dụng các thông tin theo ngữ cảnh. Mô hình khuyến nghị xử lý ngữ cảnh ở đầu ra được minh họa trong hình 3.2 dưới đây:

Dữ liệu

Khuyến nghị 2D truyền thống

Khuyến nghị

*c*

*u*

Khuyến nghị dựa trên ngữ cảnh

Hình 3.2 – Mô hình phương pháp khuyến nghị xử lý ngử cảnh đầu ra

Theo Ricci và cộng sự [[1](#_ENREF_1)] phương pháp tiếp cận xử lý ngữ cảnh ở đầu ra được phân làm hai hướng tiếp cận:

Dựa trên kinh nghiệm: Tập trung vào tìm ra các thuộc tính của *người dùng* trong một *ngữ cảnh* cụ thể. Sau đó dựa những thuộc tính để điều chỉnh và tìm ra những *khuyến nghị* phù hợp. Việc điều chỉnh khuyến nghị theo ngữ cảnh bao gồm hai bước:

* + - Lọc (Filtering): loại những khuyến nghị ít liên quan đến các thuộc tính của người dùng.
    - Xếp hạng (Ranking): xếp hạng giảm dần các khuyến nghị có liên quan đến các thuộc tính của người dùng trong ngữ cảnh đó.

Mô hình hóa: Phương pháp này xây dựng một mô hình dự đoán. Mô hình này có thể đưa ra xác suất một người dùng cụ thể chọn một sản phẩm cụ thể trong một ngữ cảnh cụ thể. Sau đó xác suất này được dùng để điều chỉnh và tìm ra khuyến nghị phù hợp. Việc điều chỉnh bao gồm hai bước:

* + - Lọc (Filtering): loại những sản phẩm mà xác suất người dùng chọn sản phẩm đó trong ngữ cảnh cụ thể nhỏ hơn một ngưỡng định sẵn trước.
    - Xếp hạng (Ranking): xếp hạng từ cao đến thấp cho các sản phẩm có xác suất được chọn cao hơn ngưỡng.

Việc lựa chọn hướng tiếp cận nào cần được dựa trên các tiêu chí mà ứng dụng (mà sử dụng hệ thống khuyến nghị) hướng đến.

### Mô hình hóa ngữ cảnh (Contextual Modeling)

Cả hai cách tiếp cận ở trên, thì ngữ cảnh được xem xét theo hướng đưa bài toán trở về mô hình truyền thống -*Người dùng x Sản phẩm* (reduced- based). Trong cách tiếp cận này, thông tin theo ngữ cảnh được sử dụng trực tiếp trong kỹ thuật khuyến nghị như là một phần của dự đoán đánh giá. Ngữ cảnh đóng vai trò trực tiếp trong mô hình khuyến nghị- *Người dùng x Sản phẩm x Ngữ cảnh.*

Mô hình này được minh họa theo hình 3.3 dưới đây:

Dữ liệu

Mô hình khuyến nghị đa chiều

*c*

*u*

Khuyến nghị dựa trên ngữ cảnh

Hình 3.3 – Mô hình phương pháp khuyến nghị xử lý ngữ cảnh đầu ra

Theo Ricci và cộng sự [[1](#_ENREF_1)] việc mô hình hóa ngữ cảnh gồm các hướng tiếp cận:

**Dựa trên kinh nghiệm:** tương tự như cách tiếp cận theo kinh nghiệm của hệ thống khuyến nghị truyền thống, hệ thống khuyến nghị có thêm yếu tố ngữ cảnh được tiếp cận theo kinh nghiệm cũng có ý tưởng chính là tìm ra các đối tượng có liên quan với nhau cao (tương quan cao). Các đối tượng này được gom vào một nhóm và các khuyến nghị sẽ được đưa ra dựa trên những đánh giá của người dùng trong nhóm. Đánh giá lên một đối tượng được thể hiện như sau:

Trong đó:

* + thể hiện đánh giá của người dùng *u* lên sản phẩm *i* trong ngữ cảnh *t*
  + *k*: tham số chuẩn hóa
  + : trọng số ảnh hưởng của đánh giá lên đánh giá
  + thể hiện đánh giá của người dùng lên sản phẩm trong ngữ cảnh

Đối với tiếp cận này, việc đánh giá trọng số *W* là quan trọng. *W* được xem xét dựa trên khoảng cách giữa điểm *(u,i,t)* và *(u’,i’,t’)*. Nói cách khác khoảng cách hai điểm này càng gần thì trọng số W giữa hai đánh giá càng cao vì:

*W((u,i,t),(u’,i’,t’)) = 1/ dist((u,i,t), (u’,i’,t’))*

*với dist((u,i,t), (u’,i’,t’)) là khoảng cách giữa hai điểm (u,i,t), (u’,i’,t’)*

Tùy vào ứng dụng cụ thể, người ta xác định được khoảng cách nào là phù hợp. Và phương pháp chính tính khoảng cách thường được biết đến là

* Khoảng cách Manhatan
* Khoảng cách Euclidian

**Đưa ra mô hình:** Trong những nghiên cứu trước đây, có rất nhiều mô hình được đưa ra để xây dựng hệ thống khuyến nghị khi có thêm yếu tố ngữ cảnh. Adomavicius và Tuzhilin [[8](#_ENREF_8)] đã mở rộng mô hình khuyến nghị hai chiều của Ansari và cộng sự [[9](#_ENREF_9)]: kết hợp thông tin của người dùng và sản phẩm khuyến nghị vào một mô hình phân cấp hồi quy dựa trên mô hình Bayes để học giá trị các tham số cho mô hình. Trong mô hình này, người dùng được thể hiện bởi một vector thuộc tính như giới tính, tuổi, nghề nghiệp. Sản phẩm cũng được thể hiện bởi một vector thuộc tính như giá, kích thước...Yếu tố ngữ cảnh được đề cập là thời gian.

**Kết hợp các phương pháp:** Một hệ thống khuyến nghị còn có thể được xây dựng bằng cách kết hợp các phương pháp ở trên với nhau. Điều đó tùy thuộc vào ứng dụng, tùy thuộc vào nguồn dữ liệu mà ứng dụng đó thu thập được.

Adomavicius và cộng sự [[10](#_ENREF_10)] đã phát triển một kỷ thuật để giải quyết bài toán: đưa ra một dự đoán trong một ngữ cảnh cụ thể. Đầu tiên là huấn luyện tất cả các tổ hợp ngữ cảnh (mỗi tổ hợp ngữ cảnh là một được gọi là phân khúc- *segment*), sau đó kiểm thử luôn để chọn ra các phân khúc nào có hiệu quả dự đoán tốt hơn. Sau đó để khuyến nghị thì chọn phân khúc phù hợp và áp dụng mô hình khuyến nghị hai chiều truyền thống lên phân khúc đó. Mô hình này được minh họa bởi hình vẽ 3.4

Dữ liệu

Dữ liệu

Đã điều chỉnh theo ngữ cảnh

Đã điều chỉnh theo ngữ cảnh

Khuyến nghị 2D truyền thống

Khuyến nghị 2D truyền thống

Tổng hợp các khuyến nghị 2D

Khuyến nghị dựa trên ngữ cảnh

*u*

............

............

............

Hình 3.4 – Mô hình phương pháp khuyến nghị kết hợp các phương pháp.

CHƯƠNG 4: TRIỂN KHAI

Dưới đây nhóm tác giả tiến hành phân tích các vấn đề phát sinh khi triển khai một hệ thống khuyến nghị có thêm yếu tố ngữ cảnh. Sau đó trình bày lý do lựa chọn và cũng như nêu chi tiết phương pháp mà nhóm tác giả tiến hành thực hiện.

1. Sơ lược về các thành phần hệ thống

Trước khi đi sâu vào phân tích hệ thống mà nhóm tác giả đã triển khai. Trong phần này, nhóm tác giả trình bày chi tiết về các thành phần, yếu tố có ảnh hưởng trong hệ thống đồng thời đưa ra các giả định về các thành phần đó. Bao gồm ba thành phần sau:

* + Người dùng
  + Đối tượng (Nhà hàng, món ăn)
  + Ngữ cảnh.

1. Người dùng

Một trong thành phần không thể thiếu của hệ thống khuyến nghị là *Người dùng*. Kí hiệu người dùng là *u* và tập hợp tất cả người dùng trong hệ thống là *U*. Nhóm tác giả có thể phân loại người dùng theo các phương pháp sau:

Theo khả năng quan sát của hệ thống đối với người dùng, người dùng gồm hai loại:

* + *Người dùng có đăng nhập vào hệ thống:* là nhóm người dùng có sử dụng hệ thống và để lại các thông tin (thông tin cá nhân, hành vi, đánh giá…) mà dựa trên đó hệ thống có thể sử dụng để xác định rõ người dùng hiện tại là ai hoặc sử dụng trong khuyến nghị.
  + *Người dùng không đăng nhập (vãng lai):* là nhóm người dùng chỉ ghé qua hệ thống và để lại rất ít thông tin trên hệ thống.

Nếu phân loại theo đặc trưng sở thích:

* + *Người dùng có những sở thích đặc trưng riêng:* là nhóm người dùng có các sở thích có thể gom thành nhóm, tạo thành các đặc điểm nhận dạng. Các thành viên trong nhóm người dùng này có các chỉ số đánh giá tương đồng khá tương đương với nhau.
  + *Người dùng không có các đặc trưng trong sở thích:* là những người dùng mà hệ thống khó có thể gom vào một nhóm người dùng nào xác định. Những người dùng này thường có xu hướng “món gì cũng thích”.

Nhóm tác giả giả định rằng: ***người dùng đều thực hiện đăng nhập vào hệ thống trước khi thực hiện các tương tác với hệ thống***.

1. Đối tượng (Nhà hàng, món ăn)

Hai đối tượng được khuyến nghị trong HTKN mà nhóm tác giả đang thực hiện là Nhà hàng và Món ăn. Kí hiệu *p* cho mỗi đối tượng Nhà hàng và *P* cho tập hợp tất cả các Nhà hàng trong hệ thống. Kí hiệu *i* cho mỗi đối tượng Món ăn và *I* là tập hợp tất cả các món ăn trong hệ thống. Thực chất, đối tượng Nhà hàng đóng góp yếu tố khoảng cách và một số chức năng phụ cho hệ thống. Đối tượng quan trọng nhất ở đây là Món ăn vì Người dùng thực hiện đánh giá trên các món ăn.

Những thuộc tính và thông tin mà hệ thống sẽ lưu trữ cho mỗi Món ăn:

* + *Ai* : các thuộc tính của Món ăn.
  + *pi*: là cửa hàng bán Món ăn đó.
  + *Ui*: tập hợp tất cả các Người dùng thực hiện đánh giá trên Món ăn *i*.

1. Ngữ cảnh

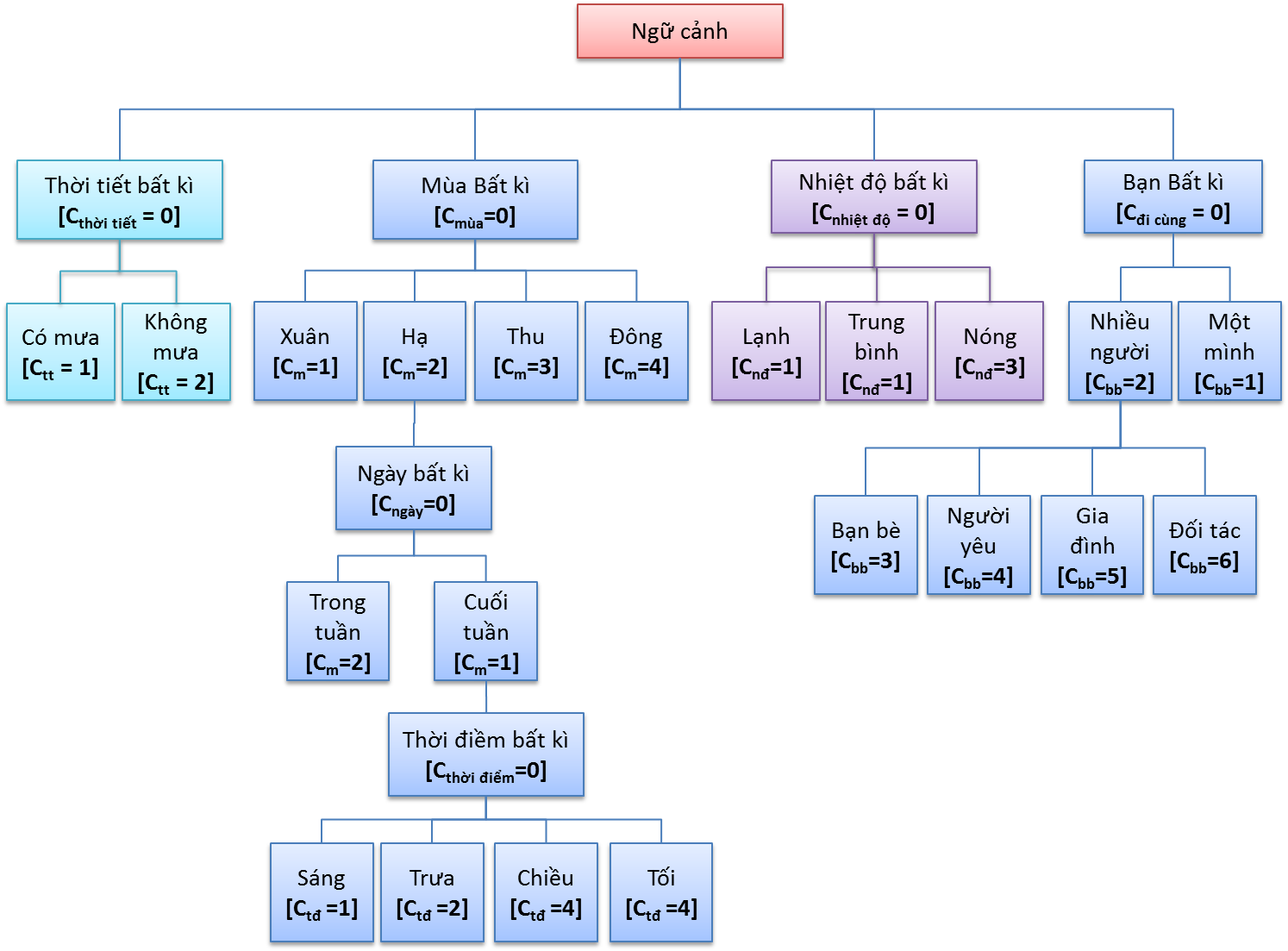
Vấn đề nhóm tác giả quan tâm được giới thiệu ở chương 1 đó là yếu tố ngữ cảnh trong khuyến nghị. Vì vậy khi giải quyết, nhóm tác giả chia làm hai vấn đề chính: *xử lý ngữ cảnh* và *đưa ra khuyến nghị tương ứng với ngữ cảnh đó*.

Gọi C là một ngữ cảnh, C bao gồm các yếu tố:

* + Thời tiết với *Cthời tiết***=***(1,2)* tương ứng:
    - Có mưa (1)
    - Không có mưa (2)
  + Nhiệt độ với *CNhiệt độ=(1,2,3)* tương ứng với
    - Nóng (1)
    - Bình thường (2)
    - Lạnh (3)
  + Người đi cùng với *CNgười đi cùng=(1,2,3,4,5)* tương ứng
    - Một mình (1)
    - Nhiều người (2)
      * Người yêu (3)
      * Bạn bè (4)
      * Đối tác (6)
      * Gia đình (6)
  + Mùa trong năm với *CMùa=(1,2,3,4)* tương ứng:
    - Xuân (1): đầu tháng 01 đếnhết tháng 03
    - Hạ (2): đầu tháng 04 đến hết tháng 06
    - Thu (3): đầu tháng 07 đến hết tháng 09
    - Đông (4): đầu tháng 10 đến hết tháng 12
  + Ngày trong tuần với *CNgày=(1,2)* tương ứng:
    - Cuối tuần (1): bao gồm Thứ 7 và Chủ Nhật
    - Ngày trong tuần (2): bao gồm từ Thứ 2 đến Thứ 6
  + Thời điểm trong ngày với *CThời điểm=(1,2,3,4)* tương ứng:
    - Sáng (1): từ 06:00 đến 10:30
    - Trưa (2): từ 10:30 đến 13:30
    - Chiều (3): từ 13:30 đến 17:30
    - Tối (4): từ 17:30 đến 22:00

Với một yếu tố ngữ cảnh bất kì, yếu tố đó nhận giá trị là 0. Ví dụ với một ngày bất kì trong tuần (có thể là trong tuần hoặc cuối tuần) thì CNgày=0

Do đó có thể biểu diễn ngữ cảnh thành cây phân cấp sau:

­­­­

Hình 4.1: Mô hình phân cấp ngữ cảnh

1. Đánh giá

Đánh giá của người dùng *u* trên đối tượng *i*, kí hiệu là ***rui***. Và *R* là tập hợp tất cả các đánh giá của người dùng mà hệ thống thu thập được. Một đánh giá được xem là các thông tin tường minh phản ánh độ ưu thích của người dùng lên một sản phẩm xác định. Thang điểm đánh giá có giá trị từ 1🡪 5.

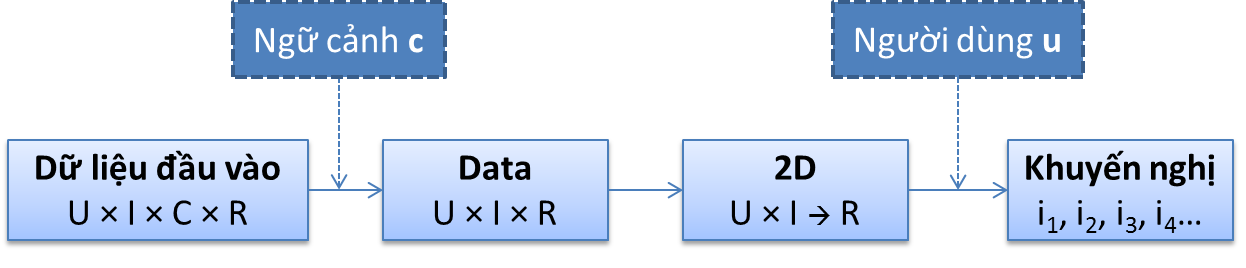
Với bài toán khuyến nghị truyền thống: *U x I 🡪 R.*

Tuy nhiên khi kết hợp thêm các yếu tố ngữ cảnh vào bài toán trở thành: *U x I x C 🡪 R*. Lúc này mỗi đánh giá được ký hiệu là *ruic* được xem như là đánh giá của người dùng *u* trên đối tượng *i* trong ngữ cảnh *c* xác định.

* 1. Sơ lược về phương pháp hiện thực hệ thống

Theo những cách tiếp cận được trình bày ở chương 3, nhóm tác giả chọn phương pháp xử lý ngữ cảnh đầu vào để giảm số chiều khi tăng thêm yếu tố ngữ cảnh. Như vậy, nhóm tác giả có thể tận dụng các thuật toán khuyến nghị truyền thống và giảm độ phức tạp trong quá trình tính toán.

Tổng quát hóa, phương pháp tiếp cận của nhóm tác giả là đưa các bài toán ở dạng đa chiều về nhiều bài toán dạng hai chiều để giải quyết.



Hình 4.2: Mô hình phân rã bài toán Khuyến nghị

Theo mô hình trên, sau khi thu thập được Dữ liệu đầu vào dưới dạng các Đánh giá (Rating). Tương ứng với một ngữ cảnh *c* mà người dùng muốn có được các khuyến nghị, hệ thống sẽ lọc ra các dòng dữ liệu tương ứng. Từ đó, trên một ngữ cảnh *c* nhất định, số chiều đã được giảm xuống còn hai chiều. Từ đây, bài toán được giải quyết theo phương pháp truyền thống. Cuối cùng, tương ứng với người dùng hiện tại mà đưa ra danh sách các đối tượng phù hợp nhất.

Như vậy, bài toán khuyến nghị trên HTKN có kết hợp yếu tố ngữ cảnh bây giờ sẽ tập trung vào hai vấn đề chính là:

* + **Vấn đề 1:** Phương pháp xử lý dữ liệu ngữ cảnh đầu vào để chuyển từ ma trận đa chiều *U × I × C* thành nhiều ma trận hai chiều *U × I 🡪 R*. Như vậy bài toán đa chiều bây giờ trở thành nhiều bài toán hai chiều.
  + **Vấn đề 2:** Đưa ra phương pháp đề giải quyết từng bài toán khuyến nghị trên hai chiều *U × I*.

Đối với Vấn đề 1, nhóm tác giả sẽ thực hiện lọc dữ liệu đầu vào dựa trên cây phân cấp ngữ cảnh sao cho phù hợp với từng người dùng nhất.

Đối với Vấn đề 2, nhóm tác giả sử dụng phương pháp khuyến nghị dựa trên đánh giá tương đồng (Collaborative Filtering), mà cụ thể là áp dụng một phương pháp Mô hình hóa là thuật toán SVD.

Ở các phần sau sẽ trình bày lý do tại sao lựa chọn phương án xử lý trên đồng thời trình bày cụ thể nội dung phương pháp.

* 1. Tại sao sử dụng HTKN dựa trên đánh giá tương đồng?

Như đã giới thiệu vấn đề ở chương 1, nhóm tác giả tập trung vào nhu cầu tìm kiếm các nhà hàng, món ăn. Do tính đa dạng về sản phẩm cũng như đa dạng về sở thích người dùng trong lĩnh vực ẩm thực nên nhóm tác giả quyết định không chọn phương án khuyến nghị dựa trên nội dung đối tượng. Đây sẽ là một phương án nhằm hỗ trợ trong tương lai khi thông tin về đối tượng sẽ được tích lũy đầy đủ hơn theo thời gian. Thay vào đó, dựa theo một số kỹ thuật đã được trình bày ở chương trước việc theo dõi hành vi người dùng trên hệ thống phù hợp hơn. Nhóm tác giả có thể tiến hành khai thác dữ liệu hành vi này. Từ đó, nhóm tác giả quyết định chọn cách xây dựng hệ thống khuyến nghị dựa trên đánh giá tương đồng giữa các người dùng.

Hệ thống khuyến nghị được áp dụng một cách phổ biến trong các hệ thống thương mại điện tử nơi mà các giao dịch xảy ra hàng ngày và lượng dữ liệu cập nhật là rất lớn. Ứng dụng mà nhóm tác giả triển khai cũng tương tự như vậy. Do đó, phân tích các vấn đề mà các hệ thống đi trước gặp phải, sẽ có ích cho hệ thống của nhóm tác giả.

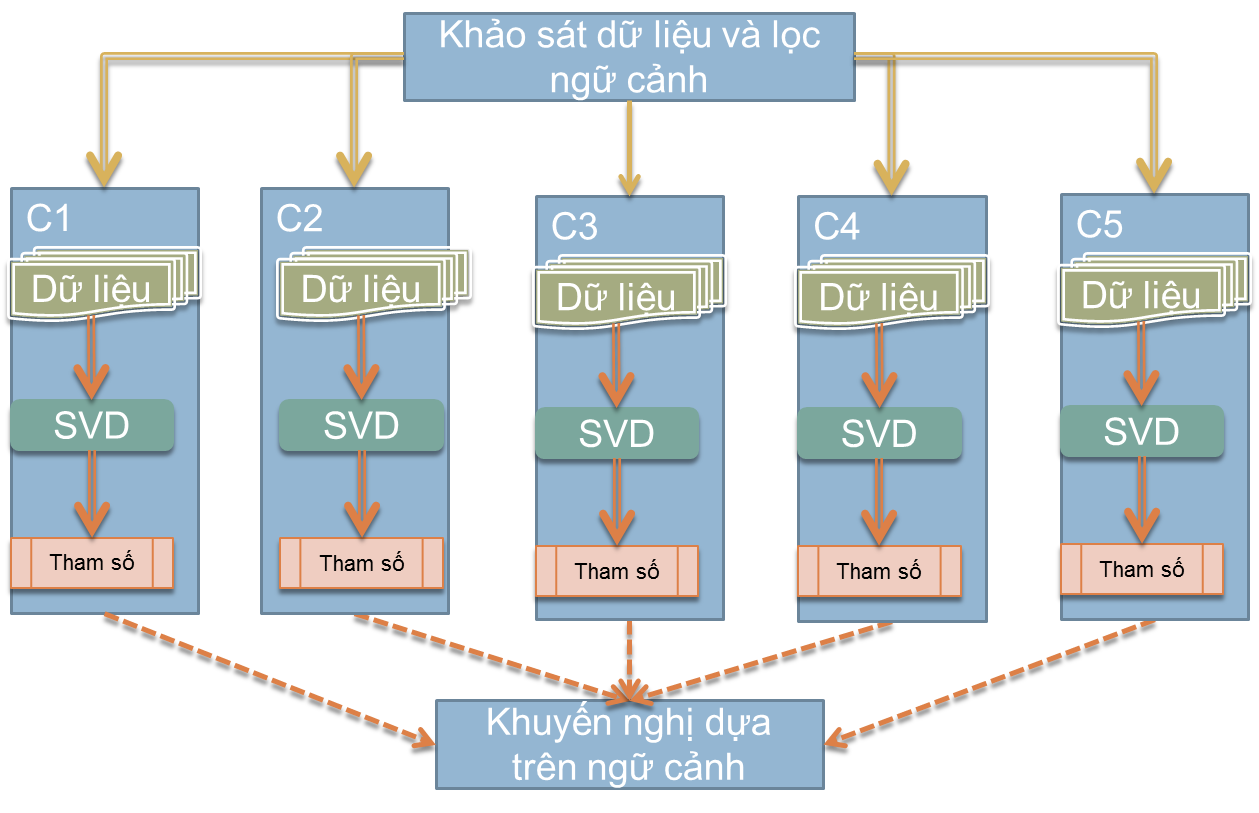
***Dữ liệu thưa (Data Sparsity)***: Khi trong hệ thống xuất hiện càng nhiều người dùng, đồng thời số lượng đối tượng dùng khuyến nghị tăng lên, trong khi đó số lượng đánh giá của mỗi người dùng trên mỗi đối tượng chỉ dừng lại ở mức 5 đến 10 đánh giá. Chính vì thế làm cho ma trận đánh giá của người dùng lêntrở nên thưa, đồng thời làm tập đối tượng được khuyến nghị chung bởi hai người dùng càng trở nên nhỏ hơn. Cuối cùng, kết quả của khuyến nghị trở nên *không chính xác và đáng tin cậy*. Để khắc phục dữ liệu thưa, ví dụ như dữ liệu của Netflix có đến 99% là thiếu các giá trị đánh giá của người dùng. Theo Ott và cộng sự [[11](#_ENREF_11)] ý tưởng chung là tạo ra được một mô hình với các tham số sao cho phù hợp với các giá trị hiện hữu trong dữ liệu nhất. Một số vấn đề gặp phải khi thực hiện ý tưởng này là dữ liệu huấn luyện quá khớp với mô hình đưa ra mà dữ liệu thử nghiệm lại cho kết quả dự đoán kém chính xác *(Overfitting)*. Để đánh giá các tham số có thể dùng phương pháp đánh giá chéo, tập dữ liệu được chia ra n phần, thực hiện huấn luyện trên n-1 phần, và khiểm thử với 1 phần còn lại *(Cross Validation)*.

***Khả năng đáp ứng (Scalability):*** Người dùng các hệ thống thương mại điện tử thường tra cứu một sản phẩm họ cần. Do đó, hệ thống càng đáp ứng nhanh các kết quả tìm kiếm sẽ thu hút người dùng rất nhiều. Hơn nữa, nếu hệ thống có thể khuyến nghị những sản phẩm phù hợp và nhanh thì khả năng đáp ứng được đánh giá rất cao. Tuy vậy, để dự đoán được kết quả đánh giá cho một sản phẩm, các hệ thống khuyến nghị dựa trên đánh giá tương đồng giữa các người dùng dựa trên kinh nghiệm cần tính toán trên toàn bộ dữ liệu lại. Việc này dẫn đến hệ thống cần nhiều tài nguyên tính toán như bộ nhớ và hệ thống xử lý. Ngoài ra, dữ liệu của hệ thống liên tục tăng lên và thay đổi liên tục. Điều này gây khó khăn cho các hệ thống khuyến nghị dựa trên đánh giá tương đồng giữa các người dùng dựa trên mô hình. Các hệ thống này cần phải cân nhắc thời gian định kì để xây lại mô hình do dữ liệu thay đổi. Khi sử dụng phương pháp dựa trên đánh giá tương đồng nhất là phương pháp mô hình hóa. Dữ liệu học sẽ được mô hình hóa thành các tham số để trong quá trình hỗ trợ quyết định, hệ thống có thể sử dụng để đưa ra các khuyến nghị nhanh nhất cho người dùng. Ở phương pháp này, được chia thành hai giai đoạn bao gồm:

* Tự học Offline: Giai đoạn này chiếm nhiều thời gian của hệ thống để đưa ra các tham số và lưu vào cơ sở dữ liệu. Giai đoạn này chiếm nhiều thời gian nhưng vẫn chấp nhận được đối với các hệ thống lớn.
* Đưa ra khuyến nghị: Sử dụng các tham số để đưa ra các khuyến nghị tương ứng với người dùng hiện tại.
  1. Tại sao sử dụng Phương pháp xử lý dữ liệu ngữ cảnh đầu vào?

1. Phương pháp

Nhóm tác giả tiến hành theo mô hình sau:



Hình 4.3: Phương pháp triển khai hệ thống khuyến nghị

Như đã nói ở trên, ban đầu Hệ thống khuyến nghị sẽ thực hiện phân loại dữ liệu theo ngữ cảnh đầu vào. Sau đó, thuật toán SVD áp dụng trên ma trận hai chiều *Người dùng x Sản phẩm*. Thuật toán SVD chạy trên từng ngữ cảnh khác nhau và tìm ra các tham số phù hợp với ngữ cảnh đó.

Vấn đề đặt ra là làm sao phân loại và tìm ra lượng dữ liệu phù hợp với ngữ cảnh *c* và người dùng *u*.

Giả sử xét một yếu tố ngữ cảnh là Thời gian *(T)*. Ma trận ba chiều *U x I x T* được chuyển hóa thành ma trận hai chiều với Thời gian *T=t1*.

Như vậy, tương ứng với ngữ cảnh *T=t1*, Hệ thống khuyến nghị sẽ lọc ra các dòng dữ liệu với điều kiện đảm bảo *T=t1*. Các phép toán được sử dụng khi lọc dữ liệu bao gồm chiếu và chọn.

1. Ngữ cảnh lân cận và ngữ cảnh tổng quát

Ở trên một yếu tố ngữ cảnh được xem xét ảnh hưởng đến phương pháp khuyến nghị như thế nào. Tuy nhiên, khi xét cùng một lúc nhiều ngữ cảnh, thì việc tìm kiếm và khuyến nghị ở một bộ ngữ cảnh xác định mang lại nhiều hạn chế. Các hạn chế có thể được liệt kê ra như sau:

* + *Chỉ có một số bộ ngữ cảnh được xem là thường xuyên xuất hiện trong thực tế, ngược lại, một số ngữ cảnh khác gần như không xuất hiện hoặc rất hiếm khi gặp*. Ví dụ: trời mưa to và nhiệt độ cực kỳ nóng giữa mùa đông (bộ ngữ cảnh c1 = {Cthời tiết=mưa, Cnhiệt độ=nóng, Cmùa = Đông}). Rõ ràng rất hiếm thấy hiện tượng này trong thực tế.
  + *Lượng thông tin ở một ngữ cảnh mà người dùng cung cấp là rất hạn chế*. Có thể thấy mỗi yếu tố ngữ cảnh chứa rất nhiều giá trị. Như vậy, sẽ tạo ra hàng trăm các tổ hợp ngữ cảnh. Việc người dùng cung cấp đầy đủ các thông tin (đánh giá) trên hầu hết các ngữ cảnh là điều không thực tế.

Chính vì các hạn chế trên, một ý tưởng được đặt ra nhằm giải quyết các hạn chế đó là tìm ra các *ngữ cảnh lân cận* hoặc *ngữ cảnh tổng quát*của một ngữ cảnh hiện tại. Giả sử nếu người dùng đang cần hệ thống đưa ra khuyến nghị với các thông tin ngữ cảnh mà hệ thống có thể thu thập từ người dùng như sau:

*c= (Trời mưa, Nhiệt độ lạnh, Đi với bạn gái, Vào buổi tối thứ 7)*

Ở ngữ cảnh này, các khuyến nghị “*Vào một buổi tối* *Chủ nhật*” được đưa ra thay cho “*Thứ bảy*” nếu gặp phải các hạn chế trên. Ở đây, ngữ cảnh được thay bằng “*Chủ nhật”* được xem như một *ngữ cảnh lân cận* của ngữ cảnh hiện tại *c*. Ngoài ra, “*Thứ bảy*” và “*Chủ nhật*” đều là những ngày cuối tuần, một *ngữ cảnh tổng quát* được suy ra như sau:

*cx= (Trời mưa, Nhiệt độ lạnh, Đi với bạn gái, Vào một buổi tối cuối tuần).*

Ưu điểm của ngữ cảnh tổng quát là tổng hợp các ngữ cảnh con để làm tăng số lượng dòng dữ liệu tham gia vào quá trình khuyến nghị, từ đó làm tăng độ chính xác của giải thuật.

* 1. Sử dụng Baseline predictors giải quyết tính thiên vị (biases)

Phương pháp khuyến nghị dựa trên đánh giá tương quan chủ yếu tập trung vào việc phân tích các Đánh giá (rating) của người dùng *u* trên đối tượng *i*. Tuy nhiên, trong một số trường hợp đánh giá đó chịu ảnh hưởng tác động từ phía người dùng *u* lẫn đối tượng *i*. Một ví dụ đơn giản chính là tính thiên vị [[12](#_ENREF_12)], sự khó tính của người dùng. Với một người dùng khó tính họ thường đưa ra các Đánh giá ở mức thấp hơn so với người dùng dễ tính hơn. Tương tự, với một sản phẩm được quảng cáo tốt thì cũng được người dùng ưu ái hơn phần nào đó.

Từ đó phương pháp Baseline Predictor thực hiện mô hình hóa tác động đó trong công thức sau:

*bui= µ + bu + bi*

Trong đó:

* + *bui*: giá trị đánh giá ước lượng.
  + *µ*: là giá trị đánh giá trung bình của người dùng trên toàn bộ các đối tượng sản phẩm.
  + *bu*: là giá trị phương sai của các đánh giá của người dùng *u*.
  + *bi*: là giá trị phương sai của các đánh giá trên sản phẩm *i*.

Phương pháp Baseline Predictor trên đã hạn chế được hiện tượng thiên vị đối với một số đối tượng sản phẩm. Đồng thời phản ánh rõ nét hơn mức độ khó tính, dễ tính trong từng sở thích của từng người dùng.

Dưới đây là một ví dụ minh chứng cho phương pháp này như sau:

Ví dụ dự đoán Đánh giá của người dùng X trên món Mỳ quảng. Mức độ đánh giá trung bình trên toàn bộ sản phẩm có trên hệ thống là 3,67. Mỳ Quảng là một món ăn đặc sản nên có mức đánh giá thường lớn hơn mức trung bình là 0,25. Tuy nhiên, bên cạnh đó, thực khách X lại là người khá sành các món ăn nên thường đưa ra các Đánh giá thấp hơn so với mức trung bình là 0,35. Như vậy, đánh giá ước lượng của thực khách X trên món Mỳ Quảng như sau:

*r(u=x, i=Mỳ Quảng) = µ + bu=x + bi=Mỳ Quảng*

= 3.67 – 0.35 + 0.25

= 3.57

Với mô hình trên, việc tính µ có thể dựa vào thống kê trung bình, bu và bi có thể được giải quyết bằng phương pháp giải quyết bài toán Bình phương tối thiểu *(Least Square Problem)*. Dựa theo phương pháp giải quyết bài toán bằng Bình Phương tối tiểu, cần phải tìm ra điểm mà hàm mục tiêu (objective function) *f* bên dưới đạt giá trị cực tiểu:

Hàm mục tiêu như sau:

*f* =

Nhiệm vụ của giải thuật là phải tìm ra vị trí mà hàm *f* đạt giá trị thấp nhất.

min

Hàm mục tiêu *f* ở trên được xác định dựa trên công thức Baseline Predictor.

Để giải quyết bài toán này có nhiều phương pháp, một trong các phương pháp hay được sử dụng là Phương pháp giảm đồi (Gradient Decent), ý tưởng chính của phương pháp này là:

*Bước 1:* Xác định vị trí ban đầu *x* trên hàm *f*. Tìm giá trị của hàm *f* tại *x*, *f*(x).

*Bước 2:* Thực hiện tìm kiếm liên tục các điểm lân cận. Với khoảng cách lân cận được xác định bằng tham số bước nhảy *λ*.

*Bước 3:* Nếu ở các điểm lân cận *x’* hàm mục tiêu *f* đạt ở các mức giá trị thấp hơn, thì thực hiện, chuyển vị trí điểm hiện tại sang *x’*. Thực hiện lại Bước 2.

Thuật toán dừng khi không thể tìm được điểm *x’* có giá trị thấp hơn *x*. Điểm *x* lúc này được xác định là điểm mà tại đó hàm *f* đạt giá trị cực tiểu.

* 1. Sử dụng thuật toán SVD

Dựa theo các nghiên cứu gần đây, phương pháp mô hình hóa sử dụng mô hình *phân rã ma trận* (*Matrix Factorization Model*) trở nên phổ biến và được áp dụng rộng rãi bởi tính chính xác và khả năng đáp ứng của nó. Phương pháp mô hình hóa này ánh xạ cả Người dùng *u* và Đối tượng *i* vào trong cùng một *không gian tìm ẩn* (latent space) với các *chiều không gian* (dimensionality). Ví dụ, đối tượng ở đây là các Món ăn, thì các chiều không gian có thể có là khẩu vị, vùng miền (Bắc, Trung, Nam).

Một phương pháp tiếp cận cụ thể chính là giải thuât SVD [[13](#_ENREF_13)]. Trong lĩnh vực tìm kiếm thông tin, SVD được sử dụng rộng rãi để tìm ra các nhân tố tìm ẩn (latent factors).

Sử dụng mô hình phân rã ma trận, SVD đưa người dùng *u* và sản phẩm *i* vào trong cùng một không gian ẩn đa chiều. Không gian ẩn này đưa ra một mô hình nhằm giải thích đánh giá của người dùng *u* trên sản phẩm *i* dựa trên các hành vi của người dùng. Ví dụ như, khi người dùng xem tin tức thì có thể có các nhân tố sau: số lượng các hành động của người dùng trên trang tin, chủng loại bài viết, thời gian xem tin…

Người dùng *u* được định nghĩa bởi vector *pu*. Trong đó mỗi giá trị trong vector đó thể hiện sự ưu thích của người dùng *u* trên các sản phẩm thông qua các nhân tố được xác định. Cùng với đó, mỗi đối tượng dùng khuyến nghị *i* được biểu diễn bởi vector *qi*, trong đó mỗi giá trị của vector này thể hiện tính chất của đối tượng này trên các nhân tố được xác định.

Lúc này, giá trị ước lượng cho Đánh giá của người dùng được xác định thông qua công thức sau:

*rui= µ + bi + bu + qiT.pu*

Trong đó:

* + *bui*: giá trị đánh giá ước lượng
  + *µ*: là giá trị đánh giá trung bình của người dùng trên toàn bộ các đối tượng sản phẩm.
  + *bu*: là giá trị phương sai của các đánh giá của người dùng *u*.
  + *bi*: là giá trị phương sai của các đánh giá trên sản phẩm *i*.

Hàm mục tiêu: tìm ra các tham số nhằm tối thiểu hóa hàm mục tiêu sau:

min

Được mở rộng từ phương pháp Baseline Predictor, hàm mục tiêu f hiện tại nhận thêm hai thành phần là vector *pu* và *pi*.

Phương pháp tiếp cận xử lý:

* + Least Square:
  + Stochastic Gradient Descent (Phương pháp xuống đồi).

Giải thuật:

*bu 🡨 bu + γ (Eui – λ4.bu)*

*bi 🡨 bu + γ (Eui – λ4.bu)*

*qi 🡨 qi + γ (Eui.pu – λ4.qi)*

*pu 🡨 pu + γ (Eui.qi – λ4.pu)*

Tham số λ4 là tham số chuẩn hóa nhằm hạn chế hiện tượng Overfitting.

Tham số γ là tham số bước nhảy trong quá trình học.

Các tham số này được điều chỉnh phù hợp nhất dựa trên phương pháp Cross Validation. Một thành phần hết sức quan trọng trong thuật toán này là số lượng đặc trưng (F). Số lượng đặc trưng này sẽ quyết định sự chính xác của giải thuật. Thông thường, trong các bài nghiên cứu về Hệ thống khuyến nghị, các nhà nghiên cứu thường cho F có giá trị từ 10 cho đến 200.

Một ví dụ minh họa về thuật toán SVD trong bài toán khuyến nghị như sau: giả sử như có sẵn một số thông tin như ở thuật toán Baseline Predictor ở trên.

*r(u=x, i=Mỳ Quảng) = µ + bu=x + bi=Mỳ Quảng*

= 3.67 – 0.35 + 0.25

= 3.57

Với *F=5* (dùng để minh họa), cách dự đoán giá trị đánh giá của người dùng *X* trên sản phẩm là *Mỳ Quảng* với vector *pu* và *qi* khởi tạo ban đầu được mở rộng như sau:

*pu* = {0.1; 0.1; 0.1; 0.1; 0.1} và *qi* = {0.1; 0.1; 0.1; 0.1; 0.1}

Giá trị Đánh giá được tính như sau:

*r(u=x, i=Mỳ Quảng) = µ + bu=x + bi=Mỳ Quảng* + *qiT.pu*

= 3.67 – 0.35 + 0.25 + 0.05

= 3.62

Với tham số chuẩn hóa λ4 = 0.015 và tham số bước nhảy tự học γ = 0.005 thì với một tập dữ liệu phù hợp, ví dụ về *pu* và *qi* sau một lần lặp của thuật toán như sau:

*pu* = {0.146; 0.093; 0.108; 0.076; 0.109}

*qi* = {0.112; 0.156; 0.071; 0.063; 0.091}

Giá trị dự đoán Đánh giá lúc này là:

*r(u=x, i=Mỳ Quảng) = µ + bu=x + bi=Mỳ Quảng* + *qiT.pu*

= 3.67 – 0.35 + 0.25 + 0.0532

= 3.6232

Thuật toán dừng khi mức độ hiệu quả của giải thuật không được cải thiện nhiều (quy định bởi ngưỡng sau khi lặp ở lần thứ *k* so với lần *k-1*). Lúc này kết quả của thuật toán được hội tụ về một điểm tối ưu. Chỉ số đánh giá mức độ hiệu quả có thể là RMSE hoặc MAE. Ví dụ điều kiện dừng như sau:

RMSElần k – RMSElần k-1 <

* 1. Sử dụng thuật toán SVD++

Nhằm tăng độ chính xác của các khuyến nghị, thuật toán cố gắng áp dụng các *phản hồi ngầm định* của người dùng. Việc này thật sự hữu ích với một số người dùng chỉ cung cấp các hành vi ngầm định và ít cung cấp các hành vi tường minh, ví dụ như một số khách vãng lai. SVD++ [[12](#_ENREF_12)] là thuật toán hướng đến việc xác định mối quan tâm của người dùng *u* đến một nhóm đối tượng *I* người dùng *u* đã đánh giá mà không quan tâm đến các giá trị của các đánh giá đó. Việc xác định này được dùng làm yếu tố ngầm định nhằm bổ sung cho thuật toán SVD.

Như vậy, khi *nhân tố đối tượng* (item factor) được thêm vào mô hình thì tương ứng với một đối tượng *j* mà người dùng đã bình chọn, có một vector nhân tố *yj* (*j* thuộc *R(u)*). Với *R(u)* là tập hợp các đối tượng mà người dùng u đã đánh giá.

Lúc này, giá trị ước lượng cho Đánh giá của người dùng được xác định thông qua công thức sau:

*rui= µ + bi + bu + qiT.(pu+ |R(u)|-1/2 )*

Trong đó:

* + *bui*: giá trị đánh giá ước lượng.
  + *µ*: là giá trị đánh giá trung bình của người dùng trên toàn bộ các đối tượng sản phẩm.
  + *bu*: là giá trị phương sai của các đánh giá của người dùng *u*.
  + *bi*: là giá trị phương sai của các đánh giá trên sản phẩm *i*.

Lúc này một người dùng *u* được mô hình hóa thành một vector *(pu+ |R(u)|-1/2*  ) thay cho vector *pu* như ở phương pháp SVD ở trên. Ở đây thành phần *pu* vẫn được học theo phương pháp ở trên, sau đó được bổ sung thêm thành phần ngầm định, chính là tổng |R(u)|-1/2. Trong đó, tổng của các số lượng đánh giá y*i* có xu hướng tiến về về giá trị 0. Nên chính vì thế tổng này được chuẩn hóa bởi tham số |R (u) |1/2.

Giải thuật:

*bu 🡨 bu + γ (Eui – λ5.bu)*

*bi 🡨 bu + γ (Eui – λ5.bu)*

*qi 🡨 qi + γ (Eui. (pu + |R(u) |1/2 – λ6.qi)*

*pu 🡨 pu + γ (Eui.qi – λ4.pu)*

Với mỗi *yj* thuộc *R (u)*.

*yj 🡨 yj + γ ( Eui. |R (u) |1/2. qi – λ6.qi)*

Tham số *λ4, λ5, λ6*là tham số chuẩn hóa nhằm hạn chế hiện tượng Overfitting.

Tham số γ là tham số bước nhảy trong quá trình học.

Các tham số này được điều chỉnh phù hợp nhất dựa trên phương pháp Cross Validation. Tương tự như thuật toán SVD, thuật toán SVD++ sẽ dừng lại khi mức độ cải thiện của hai lần chạy liên tiếp quá thấp.

Có thể thấy rằng, phương pháp này áp dụng được các tương tác ngầm định của người dùng vào hệ thống. Về mặt lý thuyết, càng nhiều thông tin được sử dụng thì độ chính xác càng được tăng lên. Bên cạnh đó, có thể kết hợp thêm nhiều yếu tố thông tin khác như việc người dùng thích một số sản phẩm nào đó hình thành tập *L(u)*, người dùng xem các sản phẩm nào đó hình thành tập *V(u)*. Những tập này có thể thay thế cho tập *R(u)* hoặc có thể kết hợp với tập này nhằm tận dụng các thông tin ngầm định.

Ví dụ như, nếu xem việc thích một sản phẩm nào đó có ảnh hưởng đến giá trị đánh giá của người dùng. Tất nhiên là ứng dụng phải có chức năng cho phép người dùng thể hiển hành vi thích đó. Như vậy, có thể mở rộng SVD++ ra thành như sau:

*rui= µ + bi + bu + qiT.(pu+ |R(u)|-1/2 + |L(u)-1/2|)*

Từ công thức ở trên, một số nhận định được đưa ra như sau: Nếu người dùng cùng đánh giá trên cùng một sản phẩm thì xét trên khía cạnh nào đó, mức độ phản ảnh sự ưa thích của hai người dùng này trên sản phẩm đó là như nhau. Khi một người thực hiện nhiều đánh giá trên nhiều sản phẩm thì đó được xem như một yếu tố quyết định độ tin cậy đối với những đánh giá của người dùng này. Ở đây có thể thấy rõ rằng khi người dùng càng quan tâm, càng thích thì vector *pu* càng tăng trưởng. Điều đó làm cho giá trị của người dùng này mang giá trị cao hơn.

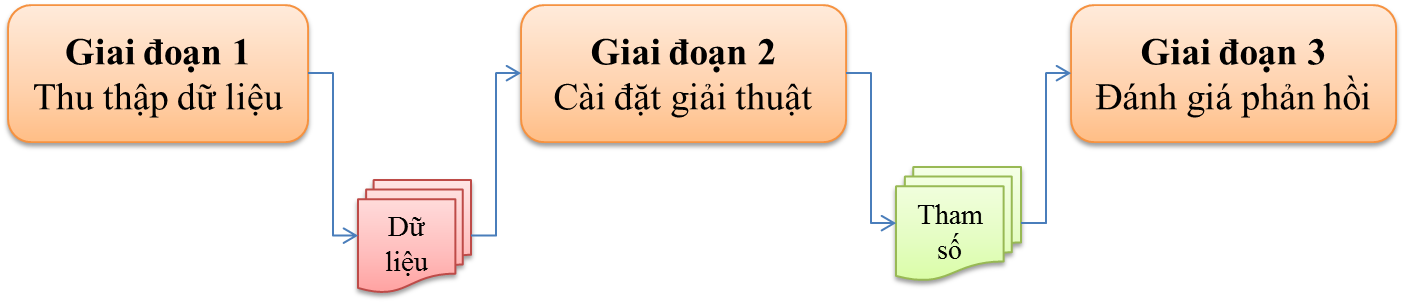
Trong đó *k* là các đối tượng mà người dùng *u* đã thực hiện hành vi thích. Và tập *L(u)* là tập tất cả các đối tượng mà người dùng *u* thích. Theo mô hình này, thì hành vi thích đã mang một vai trò trong việc đánh giá khả năng thích của người dùng *u* lên một đối tượng. Theo đánh giá chung từ các công trình nghiên cứu trên thế giới, thuật toán SVD++ thường cải thiện từ 2% đến 4% độ chính xác so với thuật toán SVD.

CHƯƠNG 5: ỨNG DỤNG THỰC TẾ

Nhằm đánh giá giá một cách chính xác hơn về những giải thuật đã nghiên cứu, nhóm tác giả áp dụng những tìm hiểu về hệ thống khuyến nghị và hệ thống khuyến nghị thêm yếu tố ngữ cảnh vào các ứng dụng khuyến nghị nhà hàng và món ăn cho người dùng. Từ việc xây dựng những ứng dụng thực tế đó, nhóm tác giả sẽ rút trích các thông tin từ người dùng để đánh giá mức độ hiệu quả của giải thuật trong quá trình nghiệm thu và đánh giá kết quả sau này.

* 1. Mô hình xây dựng Ứng dụng thực tế

Trong phần ứng dụng này, nhóm tác giả triển khai ba phần chính, ở mỗi phần có những ứng dụng thực tế tương ứng:



Hình 5.1 – Các giai đoạn thực hiện ứng dụng  
thực tế của đề tài

* *Giai đoạn 1*: Xây dựng Ứng dụng cho người dùng sử dụng nhằm mục tiêu thu thập dữ liệu trong đó có dữ liệu về ngữ cảnh. Ở giai đoạn này, nhóm tác giả xây dựng 2 ứng dụng nhằm thu thập dữ liệu bao gồm Hệ thống website tìm kiếm địa điểm *TimQuanh.com[[3]](#footnote-3)*  và một ứng dụng trên mạng xã hội mang tên *“Cặp đôi Ăn uống”*. Hai ứng dụng này đều được triển khai bằng ngôn ngữ lập trình PHP.
* *Giai đoạn 2*: Tiến hành xây dựng hệ thống khuyến nghị dựa trên dữ liệu đã được thu thập. Ở giai đoạn này, nhóm tác giả xây dựng các giải thuật bằng ngôn ngữ lập trình Java. Với đầu vào là dữ liệu do 2 ứng dụng ở giai đoạn 1 cung cấp và đầu ra là các tập tin chứa các tham số của mô hình.
* *Giai đoạn 3*: Đưa ra khuyến nghị vào trong ứng dụng và đánh giá dựa trên hành vi phản hồi từ phía người dùng. Ở giai đoạn này, từ các tập tin tham số, nhóm tác giả ứng dụng nó trên website *TimQuanh.com* và xây dựng thêm một ứng dụng khác nhằm thu thập phản hồi từ phía người dùng. Mọi hành vi và đánh giá của người dùng trên ứng dụng này đều được lưu trữ lại để nghiệm thu sau này.

Cần chú ý, các ứng dụng thực tế mà nhóm tác giả nhằm mục tiêu triển khai và đánh giá các giải thuật trong quá trình nghiên cứu. Chính vì vậy, nhóm tác giả không đi quá sâu vào việc xây dựng ứng dụng như thế nào, mà chi nêu khái quát những vấn đề và những điểm xây dựng ứng dụng có liên quan đến đề tài mà thôi.

* 1. Ứng dụng thu thập dữ liệu

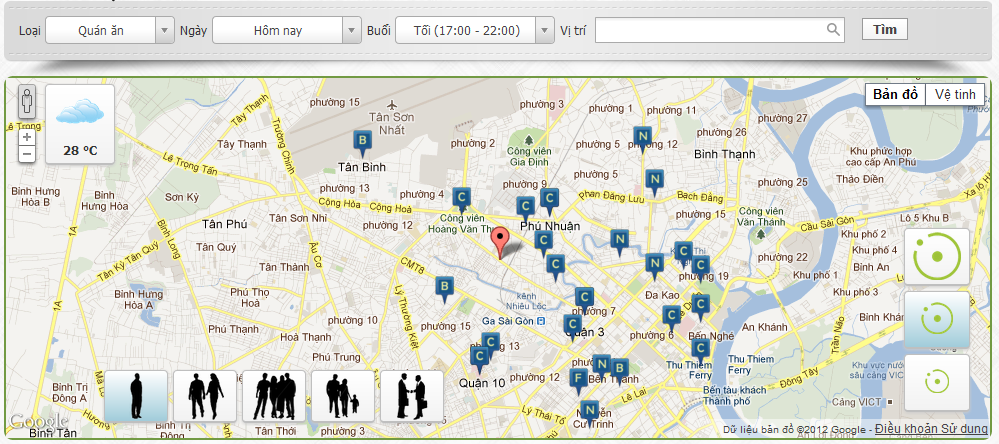
Như đã nêu ở trên, ở giai đoạn thu thập dữ liệu, nhóm tác giả xây dựng 2 ứng dụng bao gồm website tìm kiếm địa điểm ăn uống *TimQuanh.com* và ứng dụng trên mạng xã hội Facebook là *“Cặp đôi Ăn uống”*.

1. Website TimQuanh.com

Website *TimQuanh.com* là một hệ thống tìm kiếm các nhà hàng, những món ăn, thức uống. Hệ thống bao gồm các chức năng cho người dùng

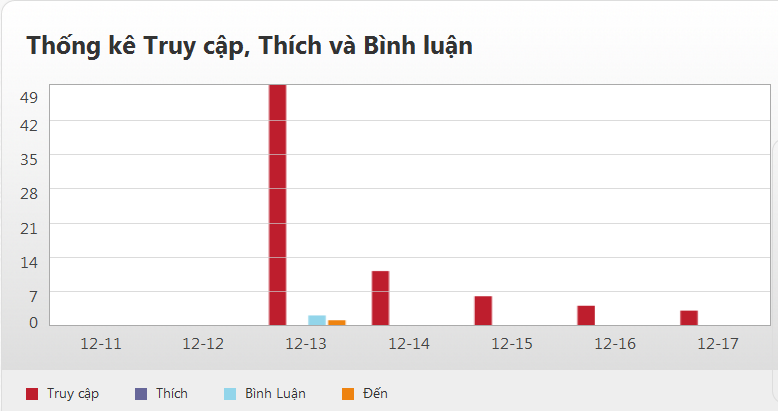
* + - Người dùng xem thông tin các địa điểm lên bản đồ
    - Người dùng đăng ký, đăng nhập
    - Chia sẻ địa điểm
    - Thêm địa điểm (nhà hàng, quán ăn, quán cafe)
    - Xem các danh mục món ăn/thức uống, danh sách nhà hàng
    - Người dùng bình luận và chia sẻ kinh nghiệm
    - Chia sẻ đánh giá các món ăn trong một số bối cảnh
    - Tìm kiếm món ăn, thức uống nhà hàng

Nhóm tác giả chọn triển khai hệ thống website *TimQuanh.com* nhằm tận dụng lợi thế của của ứng dụng Web(web application). Internet là môi trường thuận lợi để đưa sản phẩm đến người dùng một cách nhanh chóng. Với xu thế hiện nay, người dùng internet ngày nay luôn đòi hỏi nhưng gì mình cần được đáp ứng nhanh nhất, phù hợp với mình nhất. Bên cạnh đó, Internet cũng là môi trường cho phép người dùng chia sẻ thông tin một cách dễ dàng. Do đó thông tin về trang web sẽ được nhanh chóng phổ biến, nhiều người dùng biết đến và cung cấp nguồn dữ liệu phong phú cho hệ thống. Với số lượng nhu cầu tìm kiếm nhiều, số lượng sản phẩm đa dạng, và yêu cầu tìm kiếm đòi hỏi cao về độ nhanh, độ phù hợp, thì hệ thống khuyến nghị của nhóm tác giả khi tích hợp với hệ thống website này giúp cho người dùng tìm kiếm nhà hàng, món ăn, thức uống một cách thuận tiện.



Hình 5.2 – Giao diện tìm kiếm địa điểm ăn uống   
cho người dùng trên website TimQuanh.com

Để giúp người dùng chia sẻ, tìm kiếm, đánh giá một cách thuận tiện nhóm tác giả cho phép người dùng có thể xem thông tin, đăng ký, đăng nhập hết sức đơn giản và trực quan. Trước hết nhóm tác sử dụng công cụ bản đồ miễn phí Google maps[[4]](#footnote-4) trong việc thể hiện các địa điểm ăn uống trên bản đồ. Người dùng cũng thể dễ dàng xem các nhà hàng. Người dùng có thể đăng nhập bằng tài khoản mạng xã hội Facebook[[5]](#footnote-5) của mình. Nhóm tác giả có được thông tin người dùng và phục vụ cho việc theo dõi hành vi và đưa ra khuyến nghị phù hợp cho họ. Facebook cho phép các nhà phát triển sử dụng các API (Application Programming Interface) của họ, phát triển các ứng dụng chạy trên nền tảng mạng xã hội[[6]](#footnote-6). Bên cạnh đó còn có các mạng xã hội khác như Google+[[7]](#footnote-7), Tweeter[[8]](#footnote-8), nhóm tác giả tận dụng điều này để cho phép người dùng chia sẻ thông tin từ website *Timquanh.com* một cách thuận tiện. Qua đó giúp cho website *Timquanh.com* có khả năng thu hút được nhiều người dùng hơn. Người dùng có thể thêm các nhà hàng mình yêu thích, chỉnh sửa thông tin nhà hàng như không gian, thực đơn. Nhóm tác giả còn có mục thống kê cho nhà hàng, giúp người xem đánh giá được nhà hàng trong một khoảng thời gian:



Hình 5.3. Thống kê theo dõi nhà hàng Lẩu An Nhiên trên website TimQuanh.com

Người dùng có thể làm bài khảo sát của hệ thống website. Theo từng bước mà hệ thống đưa ra người dùng có thể chia đánh giá về món ăn trên một số ngữ cảnh nhất định như thời tiết, nhiệt độ, ngày trong tuần, đi vào buổi nào.



Hình 5.4. Người dùng chia sẻ đánh giá món ăn trong ngữ cảnh nhất định

Hành vi của người dùng thể hiện qua bài nhận xét, bình luận, đánh giá theo thang điểm, cảm nhận thích hoặc không thích cho một nhà hàng, các món ăn của nhà hàng đó.

Nhóm tác giả tiến hành thu thập được các các đánh giá của người dùng trong những ngữ cảnh khác nhau. Dữ liệu này cần thiết cho quá trình khuyến nghị. Dữ liệu bao gồm:

* *Thời tiết:* người dùng có thích đi ăn vào lúc trời mưa hay không
* *Thời điểm:* người dùng nhập hoặc lấy mặc định từ hệ thống. Thời điểm ngày bao gồm *Thời điểm trong ngày* và *Ngày trong tuần*.
* *Vị trí:* Thông qua chia sẻ của người dùng, dùng công nghệ HTML 5 GeoLocation hoặc do người dùng chia sẻ vị trí hiện tại của mình.
* *Người đi cùng:* Người dùng chia sẻ ai đi cùng với mình ví dụ như đi một mình, đi với gia đình, đi với bạn bè, đi với đối tác làm ăn hay đi với   
  người yêu.

1. Ứng dụng Facebook “Cặp đôi Ăn Uống”

Mặc dù hệ thống website *TimQuanh.com* là ứng dụng phù hợp để thu thập dữ liệu. Tuy nhiên trong một khoảng thời gian ngắn thực hiện khóa luận, nhóm tác giả không thể đẩy số lượng người dùng lên cao để đảm bảo thực hiện được mục tiêu khóa luận. Với mục tiêu lấy được ít nhất 5000 đánh giá từ phía người dùng, nhóm tác giả quyết định xây dựng một Ứng dụng trên mạng xã hội Facebook nhằm thu thập dữ liệu nhanh chóng hơn.

Vì thế, nhóm tác giả tiến hành thu thập dữ liệu đồng thời qua website *TimQuanh.com* (Xem 4.1.) và qua ứng dụng trên mạng xã hội Facebook có tên “Cặp đôi ăn uống”. Nhóm tác giả chọn phát triển một ứng dụng trên mạng xã hội Facebook vì đây là môi trường có nhiều người dùng và tốc độ lan truyền qua mạng xã hội rất nhanh. Sau một tuần thử nghiệm nhóm tác giả đã thu thập được 100 rating chất lượng với 20 người dùng. Facebook không bán các thông tin của người dùng cho nhà phát triển, mà người dùng Facebook cho phép nhà phát triển được sử dụng hay không. Khi người dùng đồng ý các điều khoản mà bên phát triển ứng dụng đưa ra, nhóm tác giả có thể biết được các thông tin cơ bản của người dùng như tên, email, sở thích, danh sách bạn bè... Nhóm tác giả phát triển ứng dụng này bằng hình thức vui nhộn nhằm hấp dẫn người sử dụng. Đây là một yếu tố quan trọng giúp ích cho việc thu thập nhiều hành vi của người dùng trong thời gian ngắn. Người dùng cho biết các thông tin về ngữ cảnh gồm: đi với ai, đánh giá món đã thưởng thức, đi vào thời tiết mưa hay không, thời gian trong ngày, ngày trong tuần.

* 1. Ứng dụng giải thuật xây dựng Hệ thống khuyến nghị

Với dữ liệu thu thập từ 2 nguồn ứng dụng trên, nhóm tác giả để trích xuất tất cả dữ liệu về cùng một định dạng tập tin để làm đầu vào cho giải thuật. Mỗi tập tin bao gồm các dòng dữ liệu. Mỗi dòng chứa thông tin người dùng, món ăn và giá trị đánh giá, đôi khi có kết hợp thông tin về ngữ cảnh. Đối với 2 giải thuật SVD và SVD++ thì ở mỗi ngữ cảnh nhóm tác giả sẽ xuất ra các dòng dữ liệu tương ứng với ngữ cảnh đó. Chỉ có những ngữ cảnh có số dòng dữ liệu vượt trên ngưỡng 400 dòng dữ liệu mới được lựa chọn áp dụng giải thuật khuyến nghị.

Bên cạnh đó, dữ liệu được chia làm 2 phần để huấn luyện và kiểm thử. Phần này sẽ được nêu kỹ hơn trong mô hình kiểm thử ở *Chương 6*.

Nhóm tác giả cài đặt 3 giải thuật Baseline Predictor, SVD và SVD++ trên ngôn ngữ lập trình Java. Tương ứng với mỗi giải thuật sẽ xuất ra các tập tin chứa tham số tương ứng.

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  | **bu** | **bi** | **fu** | **fi** | **Ri** |
| **Baseline Predictor** | **×** | **×** |  |  |  |
| **SVD** | **×** | **×** | **×** | **×** |  |
| **SVD++** | **×** | **×** | **×** | **×** | **×** |

Bảng 5.1 – Bảng các loại tập tin xuất ra của 3 giải thuật   
Baseline Predictor, SVD và SVD++

Tương ứng với mỗi ngữ cảnh đầu vào phù hợp với yêu cầu thì sau khi giải thuật chạy sẽ xuất ra 2, 3 hoặc 5 tập tin tương ứng với giải thuật và ngữ cảnh đó. Những tập tin trên sẽ được sử dụng để đưa ra các khuyến nghị trong các ứng dụng đánh giá phản hồi từ phía người dùng sau này.

* 1. Ứng dụng đánh giá phản hồi từ phía người dùng

Sau khi xuất được các tập tin tham số từ giải thuật SVD, nhóm tác giả thực hiện ứng dụng vào trang *TimQuanh.com* đề đánh giá phản hồi từ phía người dùng. HTKN của nhóm tác giả gồm tập trung vào hai đối tượng là *người dùng đăng nhập hệ thống* và *người dùng vãng lai*. Tuy nhiên, trong một khoảng thời gian giới hạn, số lượng người sử dụng trên trang *TimQuanh.com* còn hạn chế. Chính vì vậy nhóm tác giả xây dựng một ứng dụng nhỏ và mời một số người dùng sử dụng để đánh giá   
phản hồi.

### Người dùng đăng nhập vào hệ thống

Khi người dùng chủ động đăng nhập vào hệ thống, hệ thống biết rõ người dùng là ai, dựa trên mã người dùng. Có các khuyến nghị dành cho người dùng đăng nhập vào hệ thống:

* + - Khuyến nghị 1: khuyến nghị khi người dùng tìm kiếm món ăn và địa điểm ăn uống.
      * *Bước 1:* Người dùng đăng nhập
      * *Bước 2:* Người dùng thực hiện tìm kiếm và nhập các thông tin yêu cầu trong đó có các thông tin về ngữ cảnh như: thời gian trong tuần, thời điểm trong ngày, vị trí…
      * *Bước 3:* Hệ thống tự động xác định một số thông tin về ngữ cảnh còn thiếu như thời tiết và nhiệt độ thông qua dịch vụ của Google Weather[[9]](#footnote-9) dựa trên ngày tháng và thời điểm trong ngày.
      * *Bước 4:* Hệ thống tìm ra các món ăn phù hợp với người dùng trong ngữ cảnh mà người dùng đã đề ra.



Hình 5.5 – Kết quả khuyến nghị khi tìm kiếm   
với ngữ cảnh khi người dùng đăng nhập trên TimQuanh.com

* + - Khuyến nghị 2: khuyến nghị các sản phẩm của nhà hàng khi người dùng xem nhà hàng
      * *Bước 1:* Hệ thống lấy ngữ cảnh hiện tại của người dùng (những yếu tố của ngữ cảnh được đề cập ở 5.4).
      * *Bước 2:* Hệ thống lấy danh sách các món ăn của nhà hàng.
      * *Bước 3:* Dựa trên mô hình dự báo đánh giá của người dùng lên danh sách sản phẩm (lấy ở bước 2) trên ngữ cảnh (lấy ở bước 1).
      * *Bước 4:* Chọn năm sản phẩm có đánh giá cao nhất và hiển thị cho   
        người dùng.

Việc lấy bao nhiêu sản phẩm có đánh giá cao được nhóm tác giả lựa chọn sao cho phù hợp với giao diện của website. Nhóm tác giả chọn thể hiện năm sản phẩm có dự đoán đánh giá cao nhất để có thể vừa tầm mắt người dùng khi đang lướt qua trang web. Trong hướng phát triển, nhóm tác giả sẽ tiến hành theo dõi hiệu quả của khuyến nghị và cân nhắc việc hiển thị kết quả khuyến nghị để có thể giới thiểu nhiều sản phẩm đến người dùng hơn.

* + - Khuyến nghị 3: khuyến nghị các nhà hàng khác hàng khi người dùng xem một nhà hàng
      * *Bước 1:* Hệ thống lấy ngữ cảnh hiện tại của người dùng .
      * *Bước 2:* Lấy danh sách các nhà hàng.
      * *Bước 3:* Dựa trên mô hỉnh dự báo đánh giá của người dùng lên danh sách sản phẩm (lấy ở *Bước 2*) trên ngữ cảnh (lấy ở *Bước 1*).
      * *Bước 4:* Chọn năm nhà hàng có đánh giá cao nhất và hiển thị cho  
         người dùng.

### Người dùng không đăng nhập vào hệ thống

Trong trường hợp này, hệ thống website TimQuanh.com không nhận biết được người dùng hiện tại là ai. Chính vì vậy nhóm tác giả đề xuất ra hai hướng khuyến nghị như sau:

* + - Khuyến nghị 1: khuyến nghị các sản phẩm của nhà hàng khi người dùng xem nhà hàng
      * *Bước 1:* Hệ thống lấy ngữ cảnh hiện tại của người dùng (những yếu tố của ngữ cảnh được đề cập ở *Hình 5.2*).
      * *Bước 2:* Lúc này, nhà hàng trở thành một yếu tố ngữ cảnh. Không dựa trên mô hình dự báo đánh giá của người dùng, dựa trên ngữ cảnh, chọn ra những món được nhiều người dùng thưởng thức trong ngữ cảnh này.
      * *Bước 3:* Chọn năm sản phẩm có nhiều người dùng nhất.
    - Khuyến nghị 2: khuyến nghị các nhà hàng khác hàng khi người dùng xem một nhà hàng
      * *Bước 1:* Hệ thống lấy ngữ cảnh hiện tại của người dùng.
      * *Bước 2:* Lấy danh sách các nhà hàng.
      * *Bước 3:* Không dựa trên mô hình, dựa trên ngữ cảnh chọn ra những nhà hàng được nhiều người dùng đến thưởng thức món ăn trong ngữ cảnh này.
      * *Bước 4:* Chọn năm nhà hàng có nhiều người dùng đến thưởng thức nhất.

Ngoài ra, với mục đích giới thiệu nhiều món ăn, thức uống, nhà hàng cho người dùng, nhóm tác giả còn tiến hành giới thiệu những món ăn, thức uống, nhà hàng có nhiều lượt xem.

### Người dùng sử dụng ứng dụng đánh giá trực tiếp

Với một khoảng thời gian ngắn và chức năng của trang tìm kiếm *TimQuanh.com* không tập trung nên lượng đánh giá và hành vi của người dùng không được nhiều. Chính vì lý do đó, nhóm tác giả tiến hành đo mức độ hài lòng bằng cách mời những người dùng đã cung cấp đánh giá trên ứng dụng *“Cặp đôi ăn uống”* sử dụng một ứng dụng khác là*“Ứng dụng Kiểm thử Phản hồi”*. Sau khi xây dựng xong, nhóm tác giả mời khoảng 20 người dùng đã sử dụng ứng dụng *“Cặp đôi ăn uống”* trước kia tiếp tục sử dụng ứng dụng kiểm thử phản hồi trực tiếp này.

Việc thu thập phản hồi từ người dùng phải đảm bảo rằng người dùng đã cung cấp đánh giá trên một số sản phẩm của hệ thống. Như vậy những khuyến nghị mà hệ thống đưa ra là dựa trên hành vi quá khứ của người dùng. Phản hồi gồm hai bước như các hình sau:



Hình 5.6. Ứng dụng kiểm thử phản hồi, bước 1, người dùng đăng nhập

Theo như *Hình 5.3*, người dùng đăng nhập với tên trên Facebook của mình, nếu đã từng sử dụng ứng dụng “*Cặp đôi ăn uống*” tên sẽ được hiển thị ở bên dưới và qua bước 2.



Hình 5.7. Ứng dụng kiểm thử phản hồi, bước 2, thực hiện phản hồi

Theo như *Hình 5.6*, hệ thống đưa ra ngữ cảnh, đưa ra các khuyến nghị, người dùng chọn khuyến nghị mình hài lòng. Sau đó nêu ra các món ăn, thức uống mình muốn thưởng thức mà chưa được hệ thống gợi ý. Mọi đánh giá của người dùng ở đây đều được lưu trữ lại sử dụng trong phần đánh giá kết quả phản hồi ở *Chương 6*.

CHƯƠNG 6: ĐÁNH GIÁ KẾT QUẢ

Khi đánh giá kết quả một thuật toán khuyến nghị, thì điều cần được quan tâm là hiệu quả của thuật toán khi áp dụng các dữ liệu mới. Để đánh giá hiệu quả cũng như đo độ sai sót của thuật toán, nhóm tác giả chia tập dữ liệu ra làm hai phần: tập huấn luyện (traning dataset) và tập kiểm tra (testing dataset). Dữ liệu huấn luyện được dùng trong việc học các thông số cho mô hình. Dữ liệu kiểm tra dùng để đánh giá mức độ hiệu quả của mô hình. Dữ liệu kiểm thử hoàn toàn khác và độc lập với dữ liệu huấn luyện để có được đánh giá về độ lỗi của mô hình mang tính tin cậy.

Người ta đưa ra những thước đo hiệu năng *(performance metric)* để đánh giá tính hiệu quả của từng phương pháp ứng với những điều kiện khác nhau.

Những vấn đề quan trọng trong quá trình đánh giá và kiểm thử chất lượng của giải thuật bao gồm việc làm sao để thu thập dữ liệu và đánh giá phản hồi từ phía người dùng. Bên cạnh đó mô hình đánh giá cũng hết sức quan trọng. Trong chương này nhóm tác giả tập trung mô tả về mô hình và kết quả của quá trình kiểm thử.

* 1. Mô hình đánh giá thực nghiệm

Như đã trình bày ở các chương trước, phương pháp hiện thực của nhóm tác giả trải qua hai bước chính là:

* *Bước 1*: Dựa trên cây phân cấp để phân loại các đánh giá của người dùng theo ngữ cảnh. Ở bước này nhằm chuyển ma trận đa chiều *U× I × C* về thành nhiều ma trận hai chiều *U× I*.
* *Bước 2*: Áp dụng giải thuật giải thuật trên ma trận *U× I* không có yếu tố ngữ cảnh. Đưa bài toán về dạng giải quyết bài toán theo kiểu cổ điển. Tương ứng với ngữ cảnh của từng người dùng, mà kết quả được đưa ra phù hợp với dữ liệu trên ngữ cảnh đó.

Chính vì phương pháp hiện thực có hướng thu gọn bài toán trên dữ liệu từ đa chiều thành hai chiều, nhóm tác giả thực hiện đánh giá thực nghiệm trên hai mô hình tương ứng nhằm kiểm thử kết quả trên từng bước của giải thuật, nhằm tạo ra cái nhìn đa chiều hơn:

* *Mô hình 1*: Đánh giá thuật toán thuật toán khuyến nghị hai chiều, bao gồm: Baseline Predictor, SVD, SVD++ trên dữ liệu không kết hợp ngữ cảnh. Dừng lại ở việc kiểm thử giải thuật với ma trận hai chiều *U × I 🡪 R*. Từ đây, đưa ra nhận xét, đánh giá và lựa chọn giải thuật áp dụng vào *Mô hình 2.*
* *Mô hình 2*: Đánh giá thuật toán khuyến nghị đa chiều. Đánh giá thuật toán khuyến nghi đa chiều. Từ giải thuật được lựa chọn, nhóm tác giả thực hiện đánh giá tổng quát giải thuật trên dữ liệu tự thu thập có kết hợp dữ liệu ngữ cảnh. Mở rộng kiểm thử giải thuật tổng quát với ma trận đa chiều   
  *U× I × C 🡪 R*.

Với *Mô hình 1*, nhóm tác giả sử dụng lại các nguồn dữ liệu có sẵn của Movielen[[10]](#footnote-10) và nguồn dữ liệu tự thu thập. Ở đây nhóm tác giả đo các thông số lỗi để đánh giá hiệu năng của giải thuật Baseline Predictor, SVD và SVD++. Nhóm tác giả thực hiện nhiều cách chia lượng dữ liệu của Movielen thành các ngăn (bin). Ví dụ: 90%-10% trong đó 9 phần được sử dụng để huấn luyện và 1 phần dùng để kiểm thử. Mục tiêu của mô hình này là tìm ra giải thuật phù hợp trên tập dữ liệu hai chiều *U × I*, đồng thời có thể so sánh kết quả tương ứng với các công trình khác trên thế giới.

Với *Mô hình 2*, nhằm đánh giá tổng quát hơn và khắc phục được nhược điểm của nguồn dữ liệu trong *Mô hình 1* chính là việc thiếu dữ liệu ngữ cảnh, nhóm tác giả thực hiện thu thập dữ liệu thông qua một ứng dụng thực tế (Facebook App “*Cặp đôi ăn uống*” như trình bày ở chương Hiện thực). Ứng dụng thực tế của nhóm tác giả đã được chia thành hai giai đoạn:

* *Giai đoạn 1* – Thu thập dữ liệu: trong quá trình thu thập dữ liệu, nhóm tác giả thu thập các thông tin ảnh hưởng đến quyết định của người dùng khi đưa ra các quyết định. Dữ liệu ngữ cảnh bao gồm: thời gian, thời tiết, người đi cùng … Bên cạnh đó, nhóm tác giả cũng thu thập dữ liệu thông tin cá nhân của người dùng. Mỗi người dùng tương ứng với một tài khoản trên Facebook.
* *Giai đoạn 2*- Áp dụng giải thuật và đánh giá: ở giai đoạn này nhóm tác giả dựa trên lượng dữ liệu thu thập được thực hiện xử lý dữ liệu theo ngữ cảnh. Sau đó, thực hiện áp dụng giải thuật cho từng nhóm dữ liệu được chọn lọc theo ngữ cảnh trên cây phân cấp ngữ cảnh.

Kết quả khuyến nghị của giải thuật được kiểm nghiệm lại trên một nhóm người dùng đã sử dụng chương trình ở *Giai đoạn 1*. Ứng với mỗi người dùng, hệ thống sẽ đưa ra **bốn** khuyến nghị tương ứng với một vài ngữ cảnh, người dùng sẽ thực hiện đánh giá xem khuyến nghị đó là phù hợp hay không phù hợp với người dùng đó không (Xem Chương 5, mục 5.4).

Ở mô hình này, nhóm tác giả cũng thực hiện chia ngẫu nhiên toàn bộ dữ liệu thu thập được thành nhiều phần. Sử dụng một số phần để làm tập huấn luyện và sử dụng phần còn lại để làm tập kiểm thử. Từ đó, nhóm tác giả đưa ra đánh giá hiệu năng như ở *Mô hình 1* thông qua các chỉ số độ lỗi. Nhưng ưu điểm ở mô hình này là nhóm tác giả kết hợp được việc khuyến nghị với dữ liệu có chứa các yếu tố ngữ cảnh. Từ đó, nhóm tác giả chỉ ra được độ hiệu quả của phương pháp khuyến nghị có kết hợp yếu tố ngữ cảnh hơn là giải thuật không sử dụng các yếu tố này. Bên cạnh đó, từ việc tận dụng các đánh giá phản hồi từ phía người dùng chịu ảnh hưởng bởi các yếu tố ngữ cảnh ở *Giai đoạn 2*, nhóm tác giả sử dụng các thông số như độ chính xác (Precision), độ đầy đủ (Recall) và F-Measure để phản ánh chất lượng của khuyến nghị mà hệ thống đã đưa ra.

* 1. Thu thập và xử lý dữ liệu

1. Thu thập

* **Dữ liệu U x I từ các nguồn có sẵn (Movielen, Yahoo! …)**

Dữ liệu của Movielen là tập hợp dữ liệu được thu thập từ trang web của MovieLens, một trang xem phim có kết hợp hệ thống khuyến nghị. Dữ liệu từ nguồn này khá đa dạng về số lượng đánh giá từ phía người dùng, tùy thuộc vào nhu cầu nghiên cứu. Số lượng dòng dữ liệu từ 100.000 dòng cho đến 10.000.000 dòng dữ liệu. Tương ứng theo đó thì tập dữ liệu chứa từ 1.000 cho đến 10.000 người dùng trên số lượng bộ phim từ 1.700 cho đến 4.000. Ở đây nhóm tác giả kiểm thử với 100.000 dòng dữ liệu tương ứng 1000 người dùng và 1700 bộ phim.

*Đặc điểm:* Ưu điểm của lượng dữ liệu này là lượng dữ liệu chất lượng, số lượng dòng dữ liệu lớn có thể dùng để kiểm thử tốc độ và yêu cầu tài nguyên của các giải thuật trên. Nhược điểm của lượng dữ liệu này là không bao gồm yếu tố ngữ cảnh, ngoại trừ yếu tố thời gian thực hiện đánh giá của người dùng. Xét ở một khía cạnh nào đó thì yếu tố thời gian này vẫn chưa thực sự ảnh hưởng đến quyết định đánh giá của người dùng, ví dụ như thời điểm đánh giá một bộ phim khác với thời điểm người này xem phim.

*Mục đích:* Sử dụng để đánh giá các chỉ số lỗi MAE, MSE, RMSE trong quá trình áp dụng các giải thuật Baseline Predictor, SVD và SVD++ trên ma trận 2 chiều U *×* I 🡪 R.

* **Dữ liệu tự thu thập qua ứng dụng “Cặp đôi ăn uống”**

Nhóm tác giả thực hiện thu thập dữ liệu trong giai đoạn bắt đầu từ 10/12/2011 cho đến 30/01/2012. Mỗi người dùng sử dụng ứng dụng trải qua quá trình cung cấp các thông tin sau:

* *Bước 1:* Thông tin về người đi cùng (một mình, bạn bè, người yêu)
* *Bước 2:* Thời tiết, ngày trong tuần, thời điểm trong ngày, nhiệt độ.
* *Bước 3:* Người dùng sẽ lựa chọn và đánh giá các món ăn mà theo họ là phù hợp với ngữ cảnh mà người dùng chọn ở trên.

*Đặc điểm:* Trong giai đoạn trên, lượng truy cập trung bình mỗi ngày của người dùng là 30 người/ngày. Một người dùng có từ 1 cho đến 19 đánh giá trên các món ăn trên từ 1 cho đến 7 ngữ cảnh.

Số lượng món ăn trong chương trình là 19 món ăn. Người dùng sẽ thực hiện đánh giá mức độ phù hợp theo thước đo giá trị từ 1 đến 5.

Dữ liệu này có ưu điểm là kết hợp được các yếu tố ngữ cảnh có tác động đến việc đánh giá mức độ ưa thích của người dùng lên một món ăn.

*Mục đích:* Thu thập dữ liệu đánh giá từ người dùng có kết hợp yếu tố ngữ cảnh để sử dụng trong quá trình tự học của giải thuật của đề tài có kết hợp yếu tố ngữ cảnh. Giải quyết bài toán *U× I × C 🡪 R*.

1. Xử lý và đánh giá dữ liệu

Như đã nêu ở trên, dữ liệu từ các nguồn dữ liệu có sẵn như Movielen đã được tổng hợp, tinh lọc, giảm đi độ nhiễu. Chính vì thế, trong phần này nhóm tác giả tập trung vào phân tích lượng dữ liệu mà nhóm tác giả tự thu thập được. Việc phân tích này giúp nhóm tác giả đã tinh lọc dữ liệu tốt hơn. Sau quá trình tổng hợp và xử lý thống kê dữ liệu, nhóm tác giả rút ra được các chỉ số tổng hợp sau:\

* + - *Tổng số lượng dòng dữ liệu được thu thập:* **5.181** dòng.
    - *Số người dùng:* 725 người dùng.
    - *Tổng số món ăn:* 19 sản phẩm (món ăn và thức uống).
    - *Yếu tố ngữ cảnh:* 5 yếu tố.
    - *Tổng số ngữ cảnh có thể:* 576 bộ ngữ cảnh.

Đánh giá sơ bộ, nhóm tác giả rút ra được một số đặc điểm của tập dữ liệu tự thu thập được như sau:

* + - *Mức độ bao phủ ma trận U × I:* 5180 ÷ (20 × 725) = **35.7 %**
    - *Tổng số đánh giá trung bình:* 5180 ÷ 725 = **7** đánh giá.
    - *Số lượng đánh giá nhiều nhất trên một người dùng:* **148** đánh giá
    - *Số lượng ngữ cảnh ảnh hưởng trên một người dùng:* 1 🡪 7 ngữ cảnh.

Nhóm tác giả thống kê một số đặc điểm đánh giá của người dùng như sau:

* + - *Tỉ lệ đánh giá cho từng giá trị từ 1 đến 5, trong đó giá trị 5 được người dùng lựa chọn là nhiều nhất và chiếm 39% tổng số đánh giá của người dùng, sau đó là giá trị 3 và 4. Nguyên nhân có thể là do người dùng thường đưa ra các nhận định, đánh giá điểm cao và hiếm khi cho các nhận định giá trị thấp như 1 hoặc 2.*

Hình 6.1. Tỉ lệ đánh giá của người dùng từ ứng dụng “Cặp đôi ăn uống”

Bên cạnh một số đặc điểm trên, tập dữ liệu cũng bộc lộ một số mặt hạn chế về cách người dùng thực hiện đánh giá như sau:

* + - *Số lượng người dùng thực hiện đánh giá trên một ngữ cảnh:* ***413*** *người dùng/* ***725*** *người dùng.*
    - *Số lượng người dùng thực hiện một đánh giá duy nhất:***191** người dùng/ 725 người dùng.

Sau cùng, nhóm tác giả cũng nhận xét rằng: người dùng chỉ tập trung vào một số ngữ cảnh (khoảng 13 tập ngữ cảnh) nhất định trên tổng số 576 bộ ngữ cảnh, số lượng đánh giá phân bố chênh lệch rõ rệch tùy thuộc vào từng ngữ cảnh và các ngữ cảnh tương tự nhau thường có số lượng đánh giá xấp xỉ.

Dựa trên cây phân cấp và ngưỡng số lượng đánh giá là n=250 (tương ứng với 5% số dòng dữ liệu và đạt mật độ bao phủ ma trận *U × I* là gần 2%). Số bộ ngữ cảnh có số lượng đánh giá vượt ngưỡng là: 13 bộ ngữ cảnh. Trong đó có thể liệt kê một số ngữ cảnh chính như sau:

*C1*= {Nhiệt độ bình thường, Trời mưa, Đi với bạn bè, Buổi chiều tối, Ngày cuối tuần} - (Với 906/5181 dòng, chiếm 18%).

*C2*= {Nhiệt độ lạnh, Trời mưa, Đi với bạn bè, Buổi chiều tối, Ngày trong tuần} - (Với 671/5181 dòng, chiếm 13.2%).

*C3*= {Nhiệt độ lạnh, Trời mưa, Đi với người yêu, Buổi chiều tối, Ngày cuối tuần} - (Với 630/5181 dòng, chiếm 12.5%).

*C4*= {Nhiệt độ lạnh, Trời không mưa, Đi với bạn bè, Buổi chiều tối, Ngày cuối tuần} - (Với 433/5181 dòng, chiếm 8.6%).

…

Nhận thấy rằng yếu tố *Thời điểm* = *“Buổi chiều tối”* chiếm ưu thế trong các lựa chọn của người dùng. Điều này cũng phù hợp với tâm lý người dùng trong thực tế. Bên cạnh đó người dùng chủ yếu lựa chọn việc *Đi chung=”Bạn bè”* hoặc *“Người yêu”* mà ít chọn các tình huống khác như *“Một mình”* và *“Gia đình”*. Có thể giải thích điều này là tâm lý chung hoặc cũng có thể nguyên nhân là do đối tượng được lựa chọn sử dụng chương trình tập trung chủ yếu vào đối tượng trẻ. Một số bộ ngữ cảnh sau rất hiếm gặp trong tập dữ liệu huấn luyện:

*C1’*= {Nhiệt độ lạnh, Trời mưa, Đi một mình, Buổi chiều tối, Ngày cuối tuần} – (Với 2/5181 dòng, chiếm 0.04%).

*C2’*= {Nhiệt độ lạnh, Trời mưa, Đi với đồng nghiệp, Vào buổi trưa, Ngày trong tuần} – (Với 6/5181 dòng, chiếm 0.06%).

…

Có thế thấy rằng, những bộ ngữ cảnh trên đây được xem như những “sở thích lạ” của một nhóm nhỏ người dùng. Những sở thích này rõ ràng khác biệt so với đa số người trong cộng đồng. Từ đó việc đưa ra các khuyến nghị với nhóm người dùng này là rất khó khăn vì lượng dữ liệu để học là quá thấp.

1. Xử lý dữ liệu có kết hợp ngữ cảnh

Như đã nhận xét ở trên, tập dữ liệu từ ứng dụng “*Cặp đôi Ăn uống*” có 191 người chỉ đưa ra một đánh giá và đồng thời có đến 454 người chỉ thực hiện các đánh giá trên một ngữ cảnh duy nhất. Chính những điều này điều này có thể gây ra hiện tượng nhiễu trong quá trình khuyến nghị. Chính vì lý do đó, nhóm tác giả quyết định loại bỏ những người dùng này và các đánh giá của họ trong quá trình huấn luyện cũng như kiểm thử. Kết quả sau khi loại bỏ bớt nhiễu như sau:

* + - Số lượng dòng dữ liệu đánh giá: **3.100**
    - Số lượng người dùng: **291**
    - Số lượng sản phẩm: **19**
    - Giá trị đánh giá trung bình: **3.77450**

Nhóm tác giả sử dụng tập dữ liệu có ngữ cảnh này để thực hiện và đánh giá trong toàn bộ quá trình kiểm thử. Các chỉ số đánh giá trên các tập dữ liệu bao gồm các chỉ số đánh giá độ lỗi và các chỉ số đánh giá phản hồi từ người dùng.

* 1. Sơ lược về các chỉ số đánh giá

### Chỉ số đánh giá độ lỗi

Theo nghiên cứu của mình, Cremonesi và cộng sự [[14](#_ENREF_14)] đã tiến hành một số thực nghiệm trên các tiêu chí đánh giá hệ thống khuyến nghị. Trước hết, có các ký hiệu sau:

* + - A: thuật toán dùng để khuyến nghị trong hệ thống.
    - Y: tập dữ liệu kiểm thử (TestSet).

Sử dụng một số chỉ số đánh giá mức độ hiệu quả của giải thuật như sau:

* Độ lỗi bình phương trung bình (MSE) cho giải thuật A:

MSEA =

* Độ lỗi căn bậc hai trung bình (RMSE) cho giải thuật A:

RMSEA=

* Độ lỗi tuyệt đối trung bình (MAE) cho giải thuật A:

MAEA=

Trong đó chỉ số RMSE là chỉ số được sử dụng nhiều để đánh giá độ hiệu quả của giải thuật. Điển hình như, trong cuộc thi Netflix Prize[[11]](#footnote-11), nhà tổ chức đã đưa ra mục tiêu là tìm được giải thuật cải thiện được 10% chỉ số RMSE mà giải thuật khuyến nghị hiện tại của trang phim này đang sử dụng. Hiện tại các công trình nghiên cứu trên thế giới đều hướng đến việc đưa chỉ số RMSE của giải thuật về giá trị khoảng 0.85 cho đến 1.10. Chính vì vậy ở trong phần đánh giá kết quả này, nhóm tác giả cũng sử dụng giá trị của RMSE để so sánh mức độ hiệu quả của các giải thuật Baseline Predictor, SVD và SVD++.

### Chỉ số đánh giá phản hồi

Nhóm tác giả sử dụng hai thông số để phản ánh đánh giá phản hồi từ phía người dùng là Recall, Precision và F-Measure. Trong phân tích nhận dạng mẫu (Pattern Recognization) và rút trích thông tin (Information Retrieval), Precison thể hiện phần (xác suất) kết quả phù hợp được đưa ra trên toàn bộ kết quả được tìm thấy, còn Recall phản ảnh phần (xác suất) kết quả phù hợp trên toàn bộ kết quả phù hợp có thể trong hệ thống.

Bảng 6.1 – Các tham số liên quan đến chỉ số Recall và Precision

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | **Kết quả được mong đợi** | |
| **Quan sát**  **kết quả**  **thực nghiệm** | ***tp*** (true positive) Tìm quả tìm ra phù hợp | ***fp*** (false positive) Kết quả tìm ra không phù hợp |
| ***fn*** (false negative) Kết quả phù hợp bị  loại bỏ | ***tn*** (true negative) Kết quả không phù hợp bị loại bỏ |

* Chỉ số Precision:

Precision =

* + - *Định nghĩa:* Là phần kết quả phù hợp được giải thuật tìm thấy trên tổng số kết quả được giải thuật tìm thấy.
    - *Đánh giá dựa trên kết quả của Precision:*
      * Chỉ số Precision có giá trị từ 0🡪1.
      * Giá trị Precision càng cao thể hiện xác suất để một kết quả được đưa ra là đúng càng cao.
* Chỉ số Recall:

Recall =

* + - *Định nghĩa:* Là phần kết quả phù hợp được giải thuật tìm thấy trên toàn bộ kết quả phù hợp có thể trong hệ thống.
    - *Đánh giá dựa trên Recall:*
      * Chỉ số Recall có giá trị từ 0 🡪 1.
      * Giá trị Recall càng cao thể hiện khả năng đưa ra một kết quả đúng của giải thuật càng cao
* Các chỉ số khác:

True negative rate =

Accuracy =

* + - *Định nghĩa: True Negative Rate* là phần kết quả không phù bị loại bỏ đúng trên toàn bộ kết quả không phù hợp có thể có. Trong khi đó Accuracy phản ánh phần kết quả đưa ra một cách chính xác (kết quả phù hợp thì được chọn, không phù hợp thì bị loại bỏ) trên toàn bộ các kết quả có thể.
* Chỉ số F-Measure:

*F-Measure =2 .*

* + - *Định nghĩa:* Là chỉ số nhằm đánh giá độ chính xác thông qua quá trình kiểm thử dựa trên sự xem xét đến hai chỉ số là Precision và Recall.
    - *Đánh giá dựa trên F-Measure:* chỉ số F-measure càng cao phản ánh độ chính xác càng cao.

Ở khóa luận này nhóm tác giả sử dụng ba chỉ số là Precision, Recall và F-Measure nhằm đánh giá mức độ chính xác và hiệu quả của giải thuật dựa trên phản ánh từ phía người dùng.

* 1. Kết quả kiểm thử

### Mô hình 1: Đánh giá thuật toán khuyến nghị hai chiều

Ở *Mô hình 1* này, nhóm tác giả sử dụng hai nguồn dữ liệu. Đầu tiên là nguồn dữ liệu từ Movielens. Sau đó là nguồn dữ liệu do chính nhóm tác giả tự thu thập. Nếu xét về số lượng dòng dữ liệu thì nguồn từ Movielen vượt trội hơn hẳn. Tuy nhiên nhóm tác giả vẫn muốn đưa tập dữ liệu thu thập vào đây nhằm mục muốn dựa trên nhiều nguồn dữ liệu để so sánh mức độ hiệu quả của các giải thuật chứ không định so sánh hai nguồn dữ liệu. Từ đó làm tiền đề để đánh giá kết quả trong *Mô hình 2 – Đánh giá thuật toán khuyến nghị trên đa chiều*.

* **Dữ liệu của MovieLens**

Những thống kê cơ bản về dữ liệu này như sau:

* + Số lượng đánh giá: 100.000
  + Số lượng người dùng: 943
  + Số lượng sản phẩm: 1682
  + Giá trị đánh giá trung bình: 3.52382

Dữ liệu được chia thành 10 phần, 9 phần dùng làm tập huấn luyện và 1 phần dùng để kiểm thử. Phương pháp kiểm thử này được thực hiện với lượng dữ liệu tập học và tập kiểm thử được chia một cách ngẫu nhiên. Nhóm tác giả thực hiện kiểm tra chéo trên 10 tập kiểm thử để rút ra các chỉ số độ lỗi trung bình tương ứng. Nhóm tác giả tiến hành kiểm tra các kết quả tương ứng với 3 giải thuật bao gồm: Baseline Predictor, SVD và SVD++. Từ đó rút ra nhận xét và giải thích.

Một số kết quả số liệu đặc trưng rút trích từ quá trình kiểm thử như sau:

Bảng 6.2. Kết quả kiểm thử thuật toán Baseline Predictor trên tập dữ liệu của Movielens.

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Lần** | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 |
| **MSE** | 0.928 | 1.082 | 1.019 | 0.972 | 0.998 | 0.958 | 1.029 | 0.981 | 0.967 | 1.091 |
| **RMSE** | 0.963 | 1.040 | 1.009 | 0.986 | 0.999 | 0.979 | 1.014 | 0.990 | 0.983 | 1.045 |
| **MAE** | 0.763 | 0.789 | 0.779 | 0.793 | 0.799 | 0.768 | 0.772 | 0.781 | 0.767 | 0.798 |

Bảng 6.3. Kết quả kiểm thử thuật toán SVD trên tập dữ liệu của Movielens với số đặc trưng tương ứng.

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **F=** | **5** | **20** | **40** | **60** | **80** | **100** |
| **MSE** | 0.90623 | 0.90489 | 0.90473 | 0.90532 | **0.90223** | 0.90540 |
| **RMSE** | 0.95196 | 0.95126 | 0.95117 | 0.95148 | **0.94986** | 0.95152 |
| **MAE** | 0.75004 | 0.75045 | 0.75039 | 0.75045 | **0.74893** | 0.75034 |

Hình 6.2. Độ lỗi RMSE của thuật toán SVD với các đặc trưng khác nhau với dữ liệu từ Movielen.

Bảng 6.4. Kết quả kiểm thử thuật toán SVD++ trên tập dữ liệu của Movielens.

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Kết quả kiểm thử với SVD++ | | | | | | |
| **F=** | **F=5** | **F=20** | **F=40** | **F=60** | **F=80** | **F=100** |
| **MSE** | 0.90289 | 0.90193 | 0.90172 | 0.90073 | **0.89032** | 0.90145 |
| **RMSE** | 0.95021 | 0.94970 | 0.94959 | 0.95148 | **0.94356** | 0.95996 |
| **MAE** | 0.75001 | 0.75025 | 0.75029 | 0.75026 | **0.74888** | 0.75016 |

Hình 6.3. Độ lỗi RMSE của thuật toán SVD, SVD++ với số đặc trưng khác nhau với dữ liệu Movilens

* Nhận xét:
* Mức độ cải thiện độ lỗi RMSE của thuật toán SVD đạt tối ưu khi số lượng đặc trưng khoảng 80 (F=80) (Theo hình 6.2). Với bước nhảy γ=0.001 và tham số chuẩn hóa λ=0.017.
* Thuật toán SVD cải thiện được ***4.8%*** so với Baseline Predictor (giảm độ lỗi RMSE từ 0.999 xuống còn 0.94986). Có thể giải thích nguyên nhân là do SVD tận dụng được các đặc trưng tìm ẩn để chuyển ma trận U × I về 2 ma trận có số đặc trưng là 80 làm tăng độ chính xác của giải thuật.
* Thuật toán SVD++ cải thiện thêm **0.7%** so với SVD (giảm độ lỗi RMSE từ 0.94986 xuống còn **0.94356**). Tuy nhiên độ phức tạp thuật toán này cao hơn so với SVD nhiều và tỉ lệ thuận với số đối tượng trong tập huấn luyện. Chính vì thế thời gian huấn luyện là rất lớn.
* Xét một cách tổng quát về hiệu năng và chi phí thì nên lựa chọn thuật toán SVD để sử dụng huấn luyện cho tập dữ liệu này.
  + - * **Dữ liệu của “Cặp đôi Ăn uống”:**

Ở phần này, nhóm tác giả lại tiếp tục thực hiện chia dữ liệu thành 10 phần, sử dụng 9 phần để làm tập huấn luyện và 1 phần còn lại dùng làm tập kiểm thử. Thực hiện chia tập dữ liệu một cách ngẫu nhiên.

Có thể thống kê một số đặc điểm tổng quát từ tập dữ liệu này như sau:

* + Giá trị đánh giá trung bình µ = 3.77450
  + Tổng số dòng dữ liệu huấn luyện: 3100 dòng
  + Số dòng dữ liệu kiểm thử: 291 dòng.

Sau khi thực hiện kiểm thử, kết quả kiểm thử độ lỗi với phương pháp Baseline Predictor cho ra các thông số như sau:

Bảng 6.5. Kết quả kiểm thử thuật toán Baseline Predictor trên tập dữ liệu của chương trình“Cặp đôi ăn uống”.

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Kết quả kiểm thử với Baseline Predictor | | | | | | | | | | |
| **Lần** | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 |
| **MSE** | 1.292 | 1.311 | 1.198 | 1.292 | 1.338 | 1.398 | 1.195 | 1.316 | 1.322 | 1.188 |
| **RMSE** | 1.137 | 1.145 | 1.095 | 1.137 | 1.157 | 1.182 | 1.093 | 1.147 | 1.150 | 1.090 |
| **MAE** | 0.942 | 0.991 | 0.982 | 0.901 | 1.005 | 1.010 | 0.898 | 9.710 | 1.012 | 0.912 |

**NhNs**

* Nhận xét:
* Vì lượng dữ liệu huấn luyện không được phong phú (chỉ dừng ở 3100 dòng đánh giá), chính vì vậy độ lỗi cao hơn so với các nguồn dữ liệu có sẵn như Movielens và Netflix. Ở đây độ lỗi RMSE trung bình là RMSE = 1.133.
* Ưu điểm của thuật toán này là hội tụ rất nhanh sau khoảng 20 vòng lặp theo phương pháp giảm đồi.

Để tăng độ chính xác, ở phần kiểm thử đối với giải thuật SVD và SVD++, thay vì chia *9-1*, nhóm tác chia dữ liệu thành 2 phần chính, phần dữ liệu lớn, dùng hầu dữ liệu để huấn luyện và dự báo cho 1 phần còn lại dùng làm tập kiểm thử. Ví dụ như: người dùng có 9 đánh giá, thì hệ thống sẽ sử dụng 8 đánh giá để huấn luyện và 1 đánh giá còn lại để kiểm thử. Phương pháp chia này được gọi là cách chia *All-1*. Thực hiện chia tập dữ liệu một cách   
ngẫu nhiên.

Sau khi kiểm thử kết quả với hai giải thuật SVD và SVD++. Nhóm tác giả thực hiện so sánh chỉ số độ lỗi RMSE của hai giải thuật này. Các chỉ số cụ thể cho từng lần thử được liệt kê trong phần *Phụ Lục A*. Các thông số như sau:

* + Giá trị đánh giá trung bình µ = 3.77450.
  + Tổng số dòng dữ liệu huấn luyện: 3100 dòng
  + Số dòng dữ liệu kiểm thử: 291 dòng.

Hình 6.4. Độ lỗi RMSE của thuật toán SVD, SVD++ với các đặc trưng khác nhau với dữ liệu thu thập từ ứng dụng “Cặp đôi ăn uống”

* Nhận xét:
* Khi triển khai giải thuật SVD với tập dữ liệu của “Cặp đôi ăn uống” thì độ lỗi đạt giá trị tốt nhất với khoảng 145 đặc tính (F=145). Với bước nhảy γ=0.001 và tham số chuẩn hóa λ=0.017. Khi đó độ lỗi RMSE=0.9280, MSE=0.8798 và MAE = 0.6488. Bên cạnh đó có thể thấy rằng sử dụng SVD cải thiện được **18.1%** hiệu quả và độ chính xác (giảm RMSE từ 1.1330 (Bảng 6.5) xuống còn 0.9280). Điều này có thể lý giải bởi sự tận dụng được các đặc trưng tìm ẩn của giải thuật SVD. Việc con số cải thiện là khá lớn so với mức độ cải thiện khi cùng áp dụng giải thuật này với dữ liệu Movielens là do dữ liệu tự thu thập chứa một số lượng sản phẩm khá thấp, 20 sản phẩm, trong khi đó số lượng sản phẩm của Movielens lên đến hơn 1600 sản phẩm tổng cộng*.*
* Đối với tập dữ liệu này, giải thuật SVD++ có giá trị độ lỗi đạt tối ưu khi có khoảng 150 đặc trưng (F=150). Lúc này RMSE=0.90201, MSE=0.81362 và MAE=0.63024. SVD++ cải thiện độ lỗi RMSE thêm khoảng **2.9%** so với giải thuật SVD (Với F=145 thì SVD cho ra RMSE=0.9280 trong khi đó SVD++ cho ra kết quả RMSE=0.90201 với F=150).
* Giải thuật SVD++ cải thiện về độ lỗi tuy nhiên chi phí cài đặt và tài nguyên hao phí là khá lớn. Ở tập dữ liệu này, vì số lượng đối tượng dùng để đánh giá thấp nên chi phí thời gian và tài nguyên tạm chấp nhận được.
* Chính vì những lý do trên nhóm tác giả lựa chọn kết hợp thuật toán SVD và xử lý ngữ cảnh đầu vào để thực hiện kiểm thử với dữ liệu có ngữ cảnh.

### Mô hình 2: Đánh giá thuật toán khuyến nghị đa chiều

Sau khi quyết định lựa chọn SVD là thuật toán cài đặt để giải quyết bài toán hai chiều, nhóm tác giả quyết định kết hợp thuật toán này với phương pháp xử lý ngữ cảnh đầu vào để thực hiện giải quyết bài toán đa chiều. Kết quả như sau:

* **Kiểm thử độ lỗi với SVD khi kết hợp dữ liệu có ngữ cảnh:** Dữ liệu đánh giá của người dùng sẽ được lọc theo từng ngữ cảnh. Mỗi ngữ cảnh có một tập dữ liệu huấn luyện. Trong mỗi ngữ cảnh sẽ loại bỏ đi một số dòng dữ liệu mà người dùng đánh giá sau cùng, những dòng dữ liệu này được dùng để kiểm thử. Tương ứng với mỗi người dùng ở mỗi ngữ cảnh sẽ là một dòng dữ liệu kiểm thử. Kết quả kiểm thử khi kết hợp giải thuật SVD với số lượng đặc trưng là 80 (*F*=80), đã mang lại kết quả tối ưu khi kiểm thử trên bài toán ma trận hai chiều *U×I🡪R*, và phương pháp xử lý dữ liệu đầu vào như sau:

Bảng 6.6. Bảng so sánh kết quả của giải thuật SVD (F=80) trên dữ liệu   
không kết hợp ngữ cảnh và có kết hợp ngữ cảnh.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Sử dụng giải thuật SVD (*F*=80) | | |
|  | **Không ngữ cảnh**  ***U****×****I🡪R*** | **Kết hợp ngữ cảnh**  ***U****×****I****×****C🡪R*** |
| **MSE** | 0.8798 | **0.8127** |
| **RMSE** | 0.9280 | **0.9015** |
| **MAE** | 0.6488 | **0.6446** |

Hình 6.5. Biểu đồ so sánh kết quả của giải thuật SVD (F=80) trên dữ liệu không kết hợp ngữ cảnh và có kết hợp ngữ cảnh.

* Nhận xét:
* Khi kết hợp dữ liệu ngữ cảnh vào thì độ lỗi được giảm đi 3.0%(giảm độ lỗi RMSE từ 0.9280 xuống còn 0.9015). Điều này chứng tỏ được giả định về hiệu quả của việc xác định ngữ cảnh mà người dùng đánh giá một đối tượng. Có thể lý giải nguyên nhân là do khi chọn ngưỡng số dòng dữ liệu là ε = 500. Thì ở mỗi ngữ cảnh có số dòng dữ liệu vượt quá ngưỡng này sẽ có một bộ tham số biểu diễn phù hợp nhất với ngữ cảnh đó. Như vậy, khi xem xét một đánh giá ở một ngữ cảnh nhất định nếu không có bộ tham số phù hợp với ngữ cảnh đó, hệ thống sẽ sử dụng bộ tham số toàn cục. Như vậy thì giá trị phù hợp sẽ được tăng lên theo đó.
  + - * **Đánh giá phản hồi từ phía người dùng:**

Nhóm tác giả thực hiện thu thập phản hồi từ 10 người dùng. Ở đây nhóm tác giả lựa chọn những người dùng đã thực hiện từ 3 cho đến 5 đánh giá trong Giai đoạn 1- Thu thập dữ liệu. Với mỗi người dùng, hệ thống sẽ đưa ra năm khuyến nghị tương ứng với một vài ngữ cảnh mà hệ thống truy xuất được thông qua dữ liệu được thu thập ở giai đoạn một và kết hợp giải thuật SVD để xử lý khuyến nghị. Như vậy, tổng cộng có 100 đánh giá phản hồi từ phía người dùng. Kết quả phản hồi như sau:

Bảng 6.7. Kết quả precision và recall trên tập dữ liệu “Cặp đôi ăn uống”

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  | **Kết quả được mong đợi** | |
| **Quan sát**  **kết quả**  **thực nghiệm** | *tp* = 22 | *fp* = 29 |
| *fn*= 38 | *tn* **=** 11 |

Như vậy, kết quả:

* + - **Precision =**  = = 0.4314 = **43.14%**
    - **Recall =**  = = 0.3667 = **36.67%**
    - **F-Measure =** 2. = 0.3963
* Nhận xét:
* Dựa trên chỉ số của Precision có thể thấy được trong khoảng 4 sản phẩm được khuyến nghị thì có khoảng gần 2 sản phẩm sẽ được người dùng ưu thích.
* Dựa trên chỉ số Recall cho thấy, khả năng đưa ra khuyến nghị của giải thuật vẫn chưa thật sự cao. Trong 10 sản phẩm có thể nên khuyến nghị, hệ thống chỉ có thể đưa ra 3 trên 10 sản phẩm đó cho người dùng.
* Độ chính xác F-measure chỉ đạt được gần 40% trên dữ liệu thu thập. Điều này phản ánh độ thưa thớt dữ liệu tác động đến độ chính xác của khuyến nghị lên ứng dụng.

CHƯƠNG 7: KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN

* 1. Kết luận

Đề tài về “Hệ thống khuyến nghị” không phải là một đề tài mới. Tuy nhiên, đi kèm với đề tài này đã xuất hiện và vẫn tồn tại một số vấn đề mà cho đến nay các công trình nghiên cứu đang cố gắng đưa ra cách giải quyết phù hợp nhất. Hệ thống khuyến nghị có thể tập trung vào các chủ đề khác nhau nhưng mục đích chung vẫn là nhằm thỏa mãn nhu cầu của người dùng và nâng cao hiệu quả dịch vụ của nhà cung cấp. Nhóm tác giả cho rằng đây là một đề tài hay và có thể ứng dụng vào thực tiễn. Chính vì vậy nhóm tác giả đã tìm hiểu, nghiên cứu, ứng dụng nhằm tạo ra những sản phẩm mang tính chiều sâu hơn trong môi trường dữ liệu đa dạng trên Internet.

Sau năm tháng nghiên cứu và triển khai, là khoảng thời gian nhóm tác giả được củng cố và bổ sung nhiều kiến thức. Từ đó, kết thúc khóa luận này nhóm tác giả đã đạt được một số kết quả nhất định. Bên cạnh đó vì một số lý do khách quan cũng như chủ quan nên đề tài không tránh một số hạn chế.

* + 1. Kết quả
* Thực hiện các khảo sát và phân tích các kết quả khảo sát nhằm đưa ra các yêu cầu từ phía người dùng.
* Nghiên cứu và cài đặt một Hệ thống khuyến nghị trên đối tượng sản phẩm là món ăn và thức uống. Từ việc áp dụng giải thuật SVD để giải quyết bài toán khuyến nghị *U × I 🡪 R* mang tính chất cổ điển. Nhóm tác giả đã kết hợp cách phân chia yếu tố ngữ cảnh theo cây phân cấp từ đó giải quyết bài toán *U × I × C🡪 R.*
* Bằng cách tận dụng lợi thế từ môi trường Internet và tính lan truyền nhanh trong các mạng xã hội, nhóm tác giả đã xây dựng các ứng dụng và thực hiện thu thập được một lượng dữ liệu cá nhân và khảo sát từ phía người dùng khá lớn, nhằm hỗ trợ cho quá trình hiện thực hóa và kiểm thử   
  giải thuật. Ngoài ra, nhóm tác giả còn xây dựng thêm ứng dụng và lưu trữ lại phản hồi của người dùng để bổ sung cái nhìn đa chiêu cho kết quả đánh giá về chất lượng của giải thuật.
* Kết quả đánh giá và kiểm thử giải thuật cho thấy kết quả khá phù hợp với các công trình nghiên cứu trước đây mà nhóm tác giả tham khảo. Cụ thể như sau:
  + Cài đặt thành công thuật toán Baseline Predictor nhằm hạn chế được các xu hướng thiên vị trong đánh giá của người dùng.
  + Từ việc mở rộng thuật toán Baseline Predictor và kết hợp với phương pháp SVD, nhóm tác giả cài đặt thành công thuật toán khuyến nghị SVD. Thuật toán này tận dụng được các đặc trưng tìm ẩn trong các đánh giá của người dùng. Kết quả kiểm thử cho thấy sự cải thiện rõ rệt về độ lỗi RMSE (Với 4.8% với tập dữ liệu mẫu của Movielens và 21.5% đối với tập dữ liệu tự thu thập).
  + Thêm một bước mở rộng từ thuật toán khuyến nghị SVD, nhóm tác giả cài đặt thành công thuật toán SVD++. Thuật toán này tận dụng được các thông tin ngầm định phản ánh sở thích của người dùng. Mặc dù không cao nhưng khi kiểm thử cho thấy thuật toàn này cũng mang lại sự cải thiện nhất định. Nhóm tác giả đánh giá rằng, mô hình tiếp cận của giải thuật SVD++ là mô hình có thể mở rộng thêm khi có thể kết hợp các hành vi ngầm định thể hiện sở thích của người dùng.
    1. Hạn chế
* Vì thời gian nghiên cứu và hiện thực đề tài còn giới hạn vì thế kết quả của đề tài còn có một số hạn chế. Một số hạn chế có thể nêu lên là ở quá trình thu thập dữ liệu ngữ cảnh từ phía người dùng và quá trình kiểm thử:
* Kết quả còn hạn chế khi thu thập dữ liệu và đánh giá trên số lượng người dùng không quá lớn (chỉ dừng ở khoảng 725 người dùng trên tổng số lượng khoảng 5181 dòng đánh giá), chủ yếu dựa trên lượng người dùng từ các mạng xã hội như Facebook. Theo đánh giá thì nhóm người dùng này chủ yếu là giới trẻ mà không bao quát được nhiều thành phần. Chính vì vậy kết quả chỉ phục vụ được cho một số nhóm đối tượng người dùng nhất định.
* Các chỉ số đánh giá chỉ dừng ở mức độ vừa phải, tương ứng với các công trình mà nhóm tác giả nghiên cứu, mà chưa có sự cải tiến rõ rệch mang tính chất mới lạ. Điểm mới duy nhất ở đây là áp dụng trên chủ đề ẩm thực.
  1. Hướng phát triển

Như đã trình bày ở các phần trước, nhóm tác giả nhận định còn rất nhiều việc cần phải làm để hoàn thiện hệ thống khuyến nghị cho món ăn và địa điểm ăn uống. Chính vì vậy, nhóm tác giả đề ra các mục tiêu trong tương lai như sau:

* Nghiên cứu mở rộng thêm các thuật toán khác và áp dụng thử trong hệ thống khuyến nghị nhằm tăng độ chính xác.
* Nhóm tác giả dự định hoàn thiện sản phẩm *TimQuanh.com* có kết hợp đầy đủ phần khuyến nghị và đưa ra sản phẩm trong thời gian sắp đến.
* Thực hiện việc thu thập hành vi người dùng nhiều hơn. Từ đó có thể mở rộng thêm thuật toán SVD và SVD++.
* Thực hiện kiểm thử và đánh giá phản hồi theo nhiều hướng tiếp cận khác với lượng người dùng cao hơn để có cái nhìn chính xác hơn về hiệu quả của giải thuật.
* Mở rộng các ứng dụng trên điện thoại di động nhằm tạo điều kiện để thu thập các thông tin về địa điểm hiện tại của người dùng.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Ricci, F., Rokach, L., Shapira, B., Kantor, P. B., *Recommender Systems Handbook.* 2011: Springer US.

2. Linden, G., Smith, B., & York, J, *Amazon.com recommendations: Item-to-item collaborative ﬁltering*, in *IEEE Internet Computing.*2003. p. 76–80.

3. Lanning, J.B.a.S. *The Netflix Prize.* in *KDD Cup and Workshop.* 2007.

4. Jannach., D., *Recommender Systems: An Introduction.* 2011: Cambridge University Press. .

5. Basu, C., H. Hirsh, and W. Cohen, *Recommendation as classification: Using social and content-based information in recommendation.*, in *Technical Report WS-98-08*.1998. p. 1998.

6. Popescul, A., L. H. Ungar, D. M. Pennock, and S. Lawrence, *Probabilistic Models for Unified Collaborative and Content-Based Recommendation in Sparse-Data Environments*, in *The 17th Conf. on Uncertainty in Artificial Intelligence*.2001: Seattle, WA.

7. Shani, G., Heckerman, D., & Brafman, R. I., *An MDP-Based Recommender System.* Journal of Machine Learning Research, 2005. **6**: p. 1265.

8. Adomavicius, G., and Tuzhilin, A., *Incorporating context into recommender systems using multidimensional rating estimation methods*, in *The 1st International Workshop on Web Personalization, Recommender Systems and Intelligent User Interfaces* .2005.

9. Ansari, A., Essegaier, S., and Kohli, R, *Internet recommendation systems.* Journal of Marketing Research, 2000: p. 363.

10. Adomavicius, G., Sankaranarayanan, R., Sen, S., and Tuzhilin, A., *Incorporating contextual information in recommender systems using a multidimensional approach*, in *ACM Transactions on Information Systems*.2005. p. 103.

11. Ott, P., *Incremental Matrix Factorization for Collaborative Filtering*. Applied Sciences 2008.

12. Koren, Y., *The BellKor Solution to the Netflix Grand Prize.* Baseline, 2009: p. 1.

13. Karypis, G., J. Konstan, and J. Riedl, *Incremental Singular Value Decomposition Algorithms for Highly Scalable Recommender Systems*, in *In Fifth International Conference on Computer and Information Science*.2002. p. 27.

14. Cremonesi, P., et al., *An evaluation Methodology for Collaborative Recommender Systems*, in *International Conference on Automated Solutions for Cross Media Content and Multichannel Distribution (AXMEDIS)*.2008.

15. Funk, S., *"Netflix UPdate: Try This At Home"*, http://sifter.org/~simon/journal/20061211.html, 2006.

PHỤ LỤC

Phụ lục A: Các số liệu kết quả nghiệm thu

1. Kết quả kiểm thử giải thuật SVD với dữ liệu tự thu thập từ ứng dụng “Cặp đôi ăn uống”

Bảng A.1. Các chỉ số độ lỗi khi kiểm thử giải thuật SVD   
với tập dữ liệu tự thu thập từ ứng dụng “Cặp đôi ăn uống”

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **F=** | **20** | **30** | **40** | **50** | **60** | **70** | **80** | **90** |
| **RMSE** | 1.0263 | 1.0090 | 1.0107 | 1.0413 | 1.0273 | 1.0383 | 1.0124 | 0.9785 |
| **MSE** | 1.0533 | 1.0181 | 1.0215 | 1.0843 | 1.0553 | 1.0781 | 1.0250 | 0.9575 |
| **MAE** | 0.6779 | 0.6640 | 0.6695 | 0.6951 | 0.6889 | 0.7002 | 0.6837 | 0.6558 |

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **F=** | **100** | **110** | **120** | **130** | **140** | **145** | **150** | **160** |
| **RMSE** | 0.9677 | 0.9696 | 0.9592 | 0.9570 | 0.9534 | ***0.9280*** | 0.9380 | 0.9610 |
| **MSE** | 0.9364 | 0.9401 | 0.9201 | 0.9158 | 0.9090 | ***0.8612*** | 0.8798 | 0.9235 |
| **MAE** | 0.6583 | 0.6544 | 0.6505 | 0.6513 | 0.6576 | ***0.6545*** | 0.6488 | 0.6560 |

Hình A.1. Biểu đồ thể hiện sự biến đổi của các chỉ số độ lỗi RMSE, MSE và MAE của thuật toán SVD khi số lượng các đặc trưng bị thay đổi khác nhau với dữ liệu thu thập từ ứng dụng “Cặp đôi ăn uống”

1. Kết quả kiểm thử giải thuật SVD++ với dữ liệu tự thu thập từ ứng dụng “Cặp đôi ăn uống”

Bảng A.2. Các chỉ số độ lỗi khi kiểm thử giải thuật SVD++   
với tập dữ liệu tự thu thập từ ứng dụng “Cặp đôi ăn uống”

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **F=** | **20** | **30** | **40** | **50** | **60** | **70** | **80** | **90** |
| **RMSE** | 0.9472 | 0.9329 | 0.9346 | 0.9627 | 0.9652 | 0.9891 | 0.9780 | 0.9307 |
| **MSE** | 0.8972 | 0.8703 | 0.8735 | 0.9268 | 0.9316 | 0.9783 | 0.9565 | 0.8662 |
| **MAE** | 0.6371 | 0.6272 | 0.6259 | 0.6515 | 0.6505 | 0.6693 | 0.6620 | 0.6372 |

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **F=** | **100** | **110** | **120** | **130** | **140** | **145** | **150** | **160** |
| **RMSE** | 0.9201 | 0.9463 | 0.9242 | 0.9159 | 0.9151 | 0.9070 | 0.9020 | 0.9149 |
| **MSE** | 0.8466 | 0.8955 | 0.8541 | 0.8389 | 0.8374 | 0.8227 | 0.8136 | 0.8370 |
| **MAE** | 0.6242 | 0.6310 | 0.6158 | 0.6188 | 0.6232 | 0.6321 | 0.6302 | 0.6512 |

Hình A.2. Biểu đồ thể hiện sự biến đổi của các chỉ số độ lỗi RMSE, MSE và MAE của thuật toán SVD++ khi số lượng các đặc trưng bị thay đổi khác nhau với dữ liệu thu thập từ ứng dụng “Cặp đôi ăn uống”

1. Tham khảo <http://www.audioenglish.net/dictionary/recommendation.htm> Ngày truy cập cuối cùng : 20/12/2011 [↑](#footnote-ref-1)
2. Tham khảo <http://www.investorwords.com/4090/recommendation.html> Ngày truy cập cuối cùng 20/12/2011 [↑](#footnote-ref-2)
3. <http://www.timquanh.com> Ngày truy cập cuối cùng: 04/02/2012 [↑](#footnote-ref-3)
4. <http://code.google.com/apis/maps/documentation/javascript/basics.html>. Ngày truy cập cuối cùng: 24.12.2011 [↑](#footnote-ref-4)
5. <https://www.facebook.com/> Ngày truy cập cuối cùng 24.12.2011 [↑](#footnote-ref-5)
6. <http://developers.facebook.com/> Ngày truy cập cuối cùng 24.12.2011 [↑](#footnote-ref-6)
7. <https://plus.google.com> Ngày truy cập cuối cùng: 24.12.2011 [↑](#footnote-ref-7)
8. [http://twitter.com](http://twitter.com/) Ngày truy cập cuối cùng: 24.12.2011 [↑](#footnote-ref-8)
9. <http://www.google.com/ig/directory?type=gadgets> Ngày truy cập cuối cùng: 03/02/2012. [↑](#footnote-ref-9)
10. <http://movielens.umn.edu/> Ngày truy cập cuối cùng 24.12.2011 [↑](#footnote-ref-10)
11. <http://www.netflixprize.com/> Ngày truy cập cuối cùng 24.12.2011 [↑](#footnote-ref-11)