

HỌC VIỆN CÔNG NGHỆ BƯU CHÍNH VIỄN THÔNG



PHẠM PHƯƠNG THANH

**NGHIÊN CỨU PHÁT TRIỂN
MÔ HÌNH TIN CẬY NGƯỜI DÙNG DỰA VÀO
TƯƠNG TÁC VÀ NGŨ NGHĨA CỦA THÔNG ĐIỆN
TRÊN MẠNG XÃ HỘI**

Chuyên ngành: **Hệ thống thông tin**

Mã số: **9.48.01.04**

LUẬN ÁN TIẾN SỸ KỸ THUẬT

HÀ NỘI - 2024

HỌC VIỆN CÔNG NGHỆ BƯU CHÍNH VIỄN THÔNG

PHẠM PHƯƠNG THANH

NGHIÊN CỨU PHÁT TRIỂN MÔ HÌNH TIN CẬY NGƯỜI DÙNG
DỰA VÀO TƯƠNG TÁC VÀ NGỮ NGHĨA CỦA THÔNG ĐIỆN
TRÊN MẠNG XÃ HỘI

Chuyên ngành: Hệ thống thông tin

Mã số: 9.48.01.04

LUẬN ÁN TIẾN SĨ KỸ THUẬT

NGƯỜI HƯỚNG DẪN KHOA HỌC:

PGS. TS. TRẦN ĐÌNH QUẾ

HÀ NỘI - 2024

LỜI CAM ĐOAN

Tôi cam đoan đây là công trình nghiên cứu của riêng tôi. Các kết quả được viết chung với các tác giả khác đều được sự đồng ý của đồng tác giả trước khi đưa vào luận án. Các kết quả nêu trong luận án là trung thực và chưa từng được công bố trong các công trình nào khác.

Tác giả

LỜI CẢM ƠN

Trong quá trình thực hiện đề tài “Nghiên cứu phát triển mô hình tin cậy người dùng dựa vào tương tác và ngữ nghĩa của thông điệp trên mạng xã hội”, tôi đã nhận được rất nhiều sự giúp đỡ, tạo điều kiện của giáo viên hướng dẫn, nhà trường, đồng nghiệp, các nhà khoa học và gia đình. Tôi xin bày tỏ lòng cảm ơn chân thành về sự giúp đỡ đó.

Trước tiên, tôi xin bày tỏ lòng biết ơn sâu sắc tới giáo viên hướng dẫn: PGS. TS Trần Đình Quế - người Thầy trực tiếp hướng dẫn và chỉ bảo cho tôi hoàn thành luận án này. Cảm ơn Thầy rất nhiều vì sự hướng dẫn tận tình, nghiêm túc và khoa học.

Tôi xin trân trọng cảm ơn Hội đồng Khoa học, Hội đồng Tiến sỹ, Khoa Quốc tế và Đào tạo sau đại học, các Thầy Cô khoa Công nghệ thông tin 1 của Học viện Công nghệ Bưu chính Viễn thông đã tạo điều kiện thuận lợi cho tôi được thực hiện và hoàn thành chương trình nghiên cứu của mình.

Tôi cảm ơn tất cả những người bạn của tôi, những người luôn chia sẻ, cổ vũ tôi trong lúc khó khăn và tôi luôn ghi nhớ điều đó.

Cuối cùng, tôi xin bày tỏ lòng biết ơn chân thành đối với gia đình đã luôn động viên, ủng hộ, cổ vũ và tạo mọi điều kiện giúp đỡ tôi.

MỤC LỤC

LỜI CAM ĐOAN	i
LỜI CẢM ƠN	ii
MỤC LỤC	i
DANH MỤC TỪ VIẾT TẮT	iv
DANH MỤC HÌNH ẢNH	v
DANH MỤC BẢNG BIỂU	vii
DANH MỤC CÁC KÍ HIỆU TOÁN HỌC	viii
MỞ ĐẦU	1
CHƯƠNG 1. TỔNG QUAN VỀ MÔ HÌNH TIN CẬY TRÊN MẠNG XÃ HỘI	
1.1. Tổng quan mạng xã hội	9
1.1.1. Khái niệm và các thuộc tính của mạng xã hội	9
1.1.2. Phân tích mạng xã hội	12
1.1.3. Mô hình hóa mạng xã hội	14
1.1.4. Cộng đồng người dùng trên các trang mạng xã hội.....	15
1.1.5. Cấu trúc phân cấp của mạng xã hội	16
1.2. Tin cậy	17
1.2.1. Định nghĩa và khái niệm hóa độ tin cậy	18
1.2.2. Các tiền đề tính toán độ tin cậy.....	20
1.2.3. Các giá trị của độ tin cậy.....	22
1.2.4. Các thuộc tính của tin cậy	23
1.3. Mô hình tin cậy	25
1.3.1. Phân loại mô hình tin cậy.....	25
1.3.2. Tin cậy trong hệ gợi ý.....	28

1.3.3. Phát biểu bài toán và các công trình liên quan	29
1.4. Các bộ dữ liệu thu thập từ mạng xã hội	36
1.4.1. Thu thập dữ liệu	36
1.4.2. Mô tả dữ liệu	37
1.5. Kết luận chương 1	42
CHƯƠNG 2. MÔ HÌNH TIN CẬY DỰA TRÊN LỊCH SỬ TƯƠNG TÁC VÀ QUAN TÂM NGƯỜI DÙNG	43
2.1. Quan tâm người dùng theo chủ đề	44
2.1.1. Biểu diễn vector bài viết và chủ đề	45
2.1.2. Xây dựng mô hình chủ đề	51
2.1.3. Xác định mức độ quan tâm người dùng	52
2.2. Tin cậy dựa trên lịch sử tương tác	54
2.2.1. Mức độ quen biết (Familiarity)	55
2.2.2. Mức độ phản hồi (Responds)	55
2.2.3. Tần suất tương tác (Dispatching)	56
2.3. Tin cậy dựa trên lịch sử dựa trên tương tác và quan tâm người dùng	56
2.4. Thực nghiệm và đánh giá	59
2.4.1. Kịch bản thực nghiệm	60
2.4.2. Phương pháp thực nghiệm	63
2.4.3. Độ đo đánh giá	63
2.4.4. Dữ liệu thực nghiệm	65
2.4.5. Các bước thực nghiệm	66
2.4.6. Kết quả thực nghiệm và đánh giá	68
2.5. Kết luận chương 2	76

CHƯƠNG 3. MÔ HÌNH TIN CẬY DỰA TRÊN CỘNG ĐỒNG VÀ TIN CẬY TÍCH HỢP	77
3.1. Xác định cộng đồng và đánh giá cộng đồng.....	77
3.1.1. Xác định cộng đồng dựa trên đại số đường	78
3.1.2. Xác định cộng đồng dựa trên tương tự	81
3.2. Tin cậy dựa trên cộng đồng	86
3.3. Tích hợp tin cậy dựa trên cộng đồng và dựa trên lịch sử tương tác	92
3.4. Thực nghiệm và đánh giá.....	93
3.4.1. Kịch bản thực nghiệm	94
3.4.2. Phương pháp thực nghiệm	95
3.4.3. Dữ liệu thực nghiệm	95
3.4.4. Kết quả thực nghiệm	97
3.5. Kết luận chương 3.....	104
KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN.....	106
Kết quả đạt được của luận án	106
Hạn chế và hướng phát triển của luận án	107
TÀI LIỆU THAM KHẢO	111
PHỤ LỤC 1: XÁC ĐỊNH CHỦ ĐỀ VỚI GENSIM VÀ LDA	137
PHỤ LỤC 2. TIỀN XỬ LÝ DỮ LIỆU.....	144
PHỤ LỤC 3. DANH SÁCH STOPWORD CHO XỬ LÝ BỘ DỮ LIỆU DAR DONG ANH RUNNERS	147

DANH MỤC TỪ VIẾT TẮT

Từ viết tắt	Từ đầy đủ	Dịch nghĩa
OSN	Online Social Network	Mạng xã hội trực tuyến
FOAF	Friend- Of- A- Friend	Bạn của bạn
TWP	TidalWave Propagation	Lan truyền TidalWave
TF – IDF	Term Frequency-Inverse Document Frequency	Tần suất xuất hiện thuật ngữ - Tần suất nghịch của thuật ngữ trong văn bản
BoW	Bag of Words	Túi từ
kNN	k-Nearest Neighbors	Giải thuật k-Láng giềng gần nhất
LDA	Latent Dirichlet Allocation	Phân bố Dirichlet ẩn
SD	Standard Deviation	Độ lệch chuẩn
MAE	Mean Absolute Error	Trung bình sai số tuyệt đối
RMSE	Root Mean Square Error	Căn bậc hai của trung bình bình phương sai số
Res	Respond	Mức độ phản hồi
Dis	Dispatch	Tần suất tương tác
Fam	Familiarity	Mức độ thân thuộc
Cor	Correlative	Tương quan

DANH MỤC HÌNH ẢNH

Hình 0.1: Mô hình hóa mạng xã hội trực tuyến OSN bằng đồ thị	2
Hình 0.2: Những đóng góp chính của luận án	7
Hình 1.1: Thống kê các nền tảng mạng xã hội phổ biến hiện nay (đv: triệu người) 10	
Hình 1.2: Sức hút phân tích mạng xã hội trong các trường đại học ở Anh, Mỹ.....	13
Hình 1.3: Minh họa hiện tượng homophily	15
Hình 1.4: Mô hình phân cấp trong mạng xã hội	17
Hình 1.5: Tóm tắt quá trình tính toán giá trị độ tin cậy	18
Hình 1.6: Mối quan hệ tin cậy giữa Người tin cậy và Người được tin cậy	18
Hình 1.7: Các tiền đề của sự tin cậy được chia thành 3 loại dựa trên 3 thành phần cấu thành nên một mối quan hệ tin cậy	21
Hình 1.8: Sơ đồ một hệ gợi ý dựa trên tin cậy	28
Hình 1.9. Mô tả bài toán.....	33
Hình 1.10: Mối quan hệ người dùng trong bộ dữ liệu DAR.....	39
Hình 1.11: Mối quan hệ giữa người dùng trong bộ dữ liệu CG.....	42
Hình 2.1: Sơ đồ tổng thể đóng góp của luận án trong chương 2	43
Hình 2.2: Phương pháp để xác định sở thích, quan tâm người dùng.....	44
Hình 2.3: Danh sách các từ và tần xuất trong các chủ đề của CG	50
Hình 2.4: Minh họa tương tác bài đăng trên Facebook.....	54
Hình 2.5: Minh họa các mối quan hệ và bối cảnh xã hội của mạng xã hội	57
Hình 2.6: Quy trình đánh giá hiệu quả của các mô hình đề xuất	60
Hình 2.7: Cấu trúc bộ dữ liệu học	66
Hình 2.8: Sơ đồ Huấn luyện dữ liệu đầu vào	67
Hình 2.9: Luồng thông tin của mô hình	68
Hình 2.10: Phân bố quan tâm người dùng với các chủ đề trên bộ dữ liệu DAR	69

Hình 3.1. Sơ đồ tổng thể đóng góp của luận án trong chương 3.....	77
Hình 3.2: Sơ đồ tổng quan xác định cộng đồng.....	78
Hình 3.3: Xác định cộng đồng người dùng.....	80
Hình 3.4: Xác định tương tự người dùng dựa trên quan tâm theo độ đo Manhattan.....	83
Hình 3.5: Ví dụ về tập các bài viết của hai người dùng bất kì.....	85
Hình 3.6: Mô tả cách đo lường tin cậy dựa trên đại số đường.....	88
Hình 3.7: Ảnh hưởng của mức độ quan tâm tới tương tự người dùng (dl DAR)	97
Hình 3.8: Ảnh hưởng của quan tâm tới mức độ tương tự người dùng (dl CG)	97
Hình 3.9: Ảnh hưởng của độ đo tương tự tới tin cậy.....	99
Hình 3.10: Giá trị độ đo F1 của mô hình đề xuất và mô hình của Hamdi	102
Hình 3.11: Giá trị repmaX, repaP của mô hình đề xuất và mô hình của Hamdi	102
Hình 3.12. So sánh mô hình của luận án và mô hình GraphRec của Wenqi Fan ...	104
Hình PL.0.1: Mô hình LDA trong phân tích văn bản	137
Hình PL.0.2: Mô hình LDA trong phân loại chủ đề.....	138
Hình PL.0.3: GenSim.....	139

DANH MỤC BẢNG BIỂU

Bảng 1.1: Các giá trị của độ tin cậy	23
Bảng 1.2: Thống kê dữ liệu Epinions.....	38
Bảng 1.3: Thống kê dữ liệu thu thập từ nhóm chạy DAR	39
Bảng 1.4: Thống kê bộ dữ liệu CG	42
Bảng 2.1: Danh sách các từ trong các chủ đề của bộ dữ liệu DAR	49
Bảng 2.2: Ma trận nhầm lẫn (confusion matrix).....	64
Bảng 2.3: Thống kê bộ dữ liệu huấn luyện và bộ dữ liệu người dùng.....	65
Bảng 2.4: Độ lệch chuẩn SD của độ tin cậy dựa trên tương tác và quan tâm (CG).....	69
Bảng 2.5: Kết quả đánh giá mô hình tin cậy dựa trên lịch sử tương tác và quan tâm người dùng	72
Bảng 2.6 và Hình 2.10: So sánh mô hình tin cậy dựa trên lịch sử tương tác với mô hình của Shahram Saeidi	75
Bảng 3.1: Các phương pháp xác định tương tự giữa hai người dùng	86
Bảng 3.2: Thống kê bộ dữ liệu thử nghiệm và bộ dữ liệu người dùng Epinions.....	96
Bảng 3.3: Giá trị độ đo F1 dựa trên đại số đường và dựa trên tương tự.....	98
Bảng 3.4: Kết quả các yếu tố ảnh hưởng tới ước lượng độ tin cậy	100
Bảng 3.5: Kết quả độ đo F1 của 6 mô hình.....	101
Bảng 3.6. Đầu vào, đầu ra trong mô hình của Wenqi Fan	103
Bảng 3.7: So sánh mô hình của Wenqi Fan với mô hình của luận án.	103

DANH MỤC CÁC KÍ HIỆU TOÁN HỌC

Ký hiệu toán học	Ý nghĩa
$trust^{exp}(i, j)$	Độ tin cậy dựa trên tương tác của người dùng u_i đối với người dùng u_j .
$intX(i, t)$	Mức độ quan tâm của người dùng u_i với chủ đề t . Với X có thể là hàm <i>Max</i> , <i>Sum</i> , <i>Cor</i> .
$trust_{topic}^{exp}(i, j, t)$	Độ tin cậy dựa trên tương tác và quan tâm của người dùng u_i đối với người dùng u_j về chủ đề t – hoặc có thể gọi tắt là: Độ tin cậy dựa trên lịch sử của người dùng u_i đối với người dùng u_j về chủ đề t .
$trust_{topic}^{repY}(i, j, t)$	Độ tin cậy dựa trên cộng đồng của người dùng u_i đối với người dùng u_j . Trong đó, <i>repY</i> : có thể là <i>repmaX</i> , <i>repaP</i> , <i>repeeS</i> và <i>repeS</i> .
$trust_{topic}(i, j, t)$	Độ tin cậy tổng quát (kết hợp tin cậy dựa trên lịch sử và tin cậy dựa trên cộng đồng) của u_i đối với người dùng u_j về chủ đề t .

MỞ ĐẦU

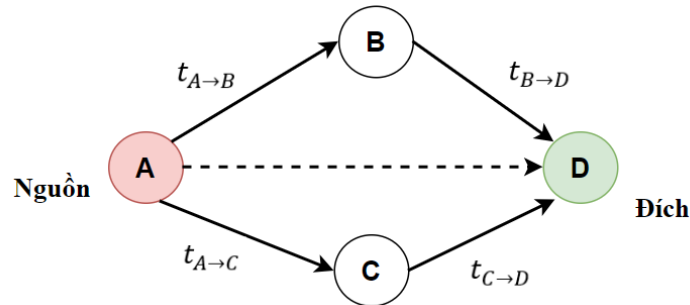
Lý do chọn đề tài

Mạng xã hội trực tuyến OSN (Online Social Network) ngày càng phổ biến và có ảnh hưởng sâu rộng tới nhiều đối tượng trong các hoạt động hàng ngày của con người. Thế giới ảo, thế giới trên mạng xã hội đã và đang tồn tại song song với thế giới thực và có nhiều tác động qua lại, trực tiếp tới thế giới thực của chúng ta. Với việc con người dành nhiều thời gian cho thế giới trên mạng xã hội, các quyết định, công việc hàng ngày chịu tác động, ảnh hưởng không nhỏ từ các hoạt động, các bạn bè thông qua các kết nối, và thông tin thu thập được từ mạng xã hội. Việc đánh giá các đối tượng, các cộng đồng, hoặc các nội dung/thông tin trên mạng xã hội có tin cậy hay không do đó trở thành nhu cầu thiết yếu với người dùng trên mạng, giúp người dùng có khả năng đưa ra quyết định/lựa chọn phù hợp, hạn chế rủi ro.

Tin cậy đã được đề cập và nghiên cứu rộng rãi trong các ngành như tâm lý học, triết học, xã hội học và khoa học máy tính. Các nghiên cứu trong các lĩnh vực này đã chỉ ra rằng tin cậy là một *quan điểm chủ quan* và khác nhau ở mỗi người, mỗi tình huống, bối cảnh nhất định [2]. Thách thức đầu tiên đối với các nhà nghiên cứu là việc xác định khái niệm về tin cậy, mô tả cách tin cậy được hình thành và chứng minh sự tin cậy có tác động đến mọi người như thế nào. Các nghiên cứu tiếp theo tập trung vào việc xác định các tiền đề của tin cậy – tức là các yếu tố có thể ảnh hưởng đến tin cậy [1]. Những khó khăn ở đây có thể chỉ ra là việc tổng hợp các tiền đề về tin cậy, là việc đánh giá mức độ ảnh hưởng của các tiền đề đó đối với độ tin cậy trong các bối cảnh khác nhau. Đứng trước những thách thức này, *luận án tiến hành nghiên cứu và luận giải các khái niệm về tin cậy, cụ thể hóa các tiền đề của tin cậy và từ đó đề xuất các phương pháp đo lường độ tin cậy, xây dựng các mô hình tin cậy trên mạng xã hội.*

Luận án bắt đầu bằng việc tìm hiểu phương pháp mô hình hóa một mạng xã hội. Theo đó, một mạng xã hội trực tuyến có thể được mô hình hóa dưới dạng một đồ thị có hướng [2], trong đó các nút biểu thị người dùng và các cạnh biểu thị mối quan hệ giữa chúng, hướng của cạnh sẽ chỉ ra người nào được xác định tin cậy. Trọng số trên

các cạnh thể hiện giá trị “tin cậy trực tiếp” (direct trust) giữa các người dùng, ví dụ: $t_{A \rightarrow B}$, $t_{A \rightarrow C}$ là mức độ tin cậy của người dùng A đối với người dùng B và mức độ tin cậy của người dùng A đối với người dùng C trong Hình 0.1.



Hình 0.1: Mô hình hóa mạng xã hội trực tuyến OSN bằng đồ thị

Trong OSN, mỗi người dùng thường tương tác với nhiều người khác nhau, vì vậy có thể tồn tại nhiều liên kết gián tiếp giữa người dùng nguồn (ví dụ: A) đến người dùng đích (ví dụ: D). Ta có các đường dẫn $A \rightarrow B \rightarrow D$ và $A \rightarrow C \rightarrow D$ trong Hình 0.1. Nếu tồn tại ít nhất một “**liên kết đáng tin cậy**” kết nối hai người dùng không có tương tác trực tiếp [3] (ví dụ: A và D được kết nối bởi hai đường dẫn đáng tin cậy), thì ta có thể tính toán độ tin cậy giữa họ. Tất cả các liên kết đáng tin cậy như vậy tạo thành một mạng tin cậy từ nguồn đến đích (ví dụ: mạng tin cậy từ A đến D trong Hình 0.1).

Thật vậy, các nghiên cứu về độ tin cậy giữa hai người dùng đều xoay quanh hai bài toán đó là (1) xác định giá trị tin cậy của hai người dùng có tương tác trực tiếp, ta gọi là giá trị tin cậy trực tiếp và (2) xác định giá trị tin cậy giữa hai người dùng không có tương tác trực tiếp dựa trên các liên kết đáng tin cậy, ta gọi là giá trị tin cậy gián tiếp.

Với bài toán thứ nhất, giá trị tin cậy trực tiếp thể hiện mức độ tin cậy giữa hai người dùng có kết nối trực tiếp với nhau [3]. Tiền đề cho việc xác định giá trị tin cậy này được xem xét nhiều nhất là dựa trên lịch sử tương tác giữa hai người dùng [4]. Các tiền đề tiếp theo đó là mức độ thân thuộc (familiarity) giữa hai người dùng, mức độ tương đồng (homophily) giữa họ,... Một số nghiên cứu tính toán độ tin cậy trực tiếp giữa hai người dùng dựa trên các tiền đề này có thể kể đến như nghiên cứu mới đây (năm 2020) của Saeidi[14] đưa ra cách tính độ tin cậy trực tiếp dựa vào giá trị $NodeValue(u_i)$ – giá trị của người dùng u_i để tạo nên độ tin cậy của người dùng

đó với cộng đồng thông qua các hoạt động (activities) tích cực như số lượng bài đăng, số lượng bình luận, số lượt chia sẻ bài viết hay như số lượt đọc các bài viết. Saeidi định nghĩa:

$$nodeValue(i) = w_k * activities(i), \text{ với mọi người dùng } u_i \in \mathcal{U}$$

Hay như một nghiên cứu khác, Hamdi [8] chỉ ra cách xác định độ tin cậy trực tiếp giữa hai người dùng dựa vào phân tích yếu tố ảnh hưởng tới độ tin cậy đó là yếu tố quan tâm người dùng. Hamdi chỉ ra độ tin cậy của người dùng v đối với người dùng v' kí hiệu là $st_{v \rightarrow v'} = \frac{|domains_v \cap domains_{v'}|}{|domains_v|}$ trong đó $domains_v$ là những lĩnh vực (chủ đề) mà người dùng v quan tâm. Tuy nhiên, cách xác định tương tự quan tâm của Hamdi còn chưa linh hoạt, phụ thuộc vào giá trị ngưỡng cho trước. Mặt khác, cũng theo Hamdi [5] thì hầu như các nghiên cứu trước đây đều không chú ý đến việc tính toán các giá trị tin cậy trực tiếp mà họ đều coi độ tin cậy trực tiếp như được xác định tiên nghiệm với các giá trị ngẫu nhiên hoặc cho rằng các giá trị này đã tồn tại và không tính toán các mức độ tin cậy này. Phát triển các ý tưởng này, **luận án đã tiến hành nghiên cứu, đánh giá những tiền đề (yếu tố ảnh hưởng) của độ tin cậy trực tiếp giữa hai người dùng như lịch sử tương tác hay những mối quan tâm, sở thích về chủ đề nào đó được xác định từ nội dung thông điệp của họ trên mạng xã hội.**

Bài toán thứ hai, tính toán độ tin cậy gián tiếp là cách xác định độ tin giữa hai người dùng không có tương tác trực tiếp dựa trên cộng đồng người dùng trên mạng xã hội [6] [7]. Để tính toán độ tin cậy gián tiếp, các nghiên cứu trước đây sử dụng cấu trúc mạng kết hợp với cơ chế suy diễn (inferred) [6] [7] [8] [9] [10] [11]. Trong mô hình TidalTrust, Golbeck [12] sử dụng một tùy biến của thuật toán tìm kiếm theo chiều rộng (BFS) để xác định đường dẫn tin cậy “ngắn nhất” giữa hai người dùng trên mạng xã hội. Tuy nhiên thuật toán này chỉ quan tâm tới giá trị tin cậy của nút lân cận gần nhất đối với nút đích trong mọi đường dẫn tin cậy, điều này ảnh hưởng rất lớn tới đánh giá tin cậy của nút nguồn tới nút đích; đặc biệt trong trường hợp chỉ có duy nhất một đường dẫn. Hay như trong nghiên cứu của mình, Hamdi cũng chỉ ra cách xác định đường dẫn tin cậy dựa vào cường độ (strength) của mỗi đường dẫn [8] song cách tiếp cận này có độ phức tạp rất lớn khi quy mô của mạng xã hội lớn. Cùng với hướng nghiên cứu này, **luận án cũng phát triển một phương pháp xác định độ**

tin cậy gián tiếp dựa trên cấu trúc của mạng kết hợp với mức độ tương tự của những người dùng tham gia vào mạng đó – tin cậy dựa trên cộng đồng.

Mục tiêu của luận án

Mục tiêu chung của luận án là nghiên cứu và đề xuất một họ các mô hình tin cậy **TreeXTrust** của người dùng trên mạng xã hội. Mô hình TreeXTrust được xây dựng từ một hàm tin cậy mà luận án định nghĩa với các tham số như tương tác người dùng, quan tâm và tương tự người dùng. Do vậy, luận án sẽ chia ra thành các mục tiêu nhỏ và thực hiện lần lượt như sau:

- Mục tiêu đầu tiên là phân tích các thuộc tính của mạng xã hội, các hoạt động quan trọng của người dùng trên mạng xã hội, cấu trúc của mạng xã hội,... để tìm ra các yếu tố ảnh hưởng đến độ tin cậy.
- Mục tiêu tiếp theo là định nghĩa, khái niệm hóa (conceptualization) tin cậy và tính toán (measurement) độ tin cậy dựa trên các tiền đề (antecedents) – tức là các yếu tố ảnh hưởng tới tin cậy.
- Mục tiêu cuối cùng là đề xuất các phương pháp ước lượng tin cậy người dùng và sau đó tiến hành thực nghiệm, đánh giá và so sánh với các mô hình liên quan.

Đối tượng nghiên cứu

Đối tượng nghiên cứu của luận án bao gồm:

- *Thứ nhất*, luận án tập trung phân tích những dạng tương tác giữa hai người trong mạng xã hội, xác định các dạng tương tác đó. Đồng thời xem xét đến yếu tố quan tâm của người dùng về một chủ đề. Để làm được việc này luận án tiến đến việc xác định các chủ đề, biểu diễn các chủ đề, các bài viết, sau đó tìm tương quan giữa các bài viết với các chủ đề. Cuối cùng là đề xuất một hàm đánh giá mức độ quan tâm của người dùng về một chủ đề.
- *Thứ hai*, nghiên cứu tập trung vào đối tượng là những người dùng có tương tác trực tiếp để xây dựng một cộng đồng người dùng. Đánh giá độ tin cậy giữa hai người dùng thông qua độ tin cậy của những người dùng trong cộng đồng đã xác định. Hơn nữa, độ tin cậy còn được tính toán dựa trên độ tương tự giữa hai người dùng trên mạng xã hội.

Nội dung nghiên cứu

Với mục tiêu đề ra, luận án nghiên cứu các nội dung sau:

- Thứ nhất, khai thác yếu tố tác động xã hội: Luận án giới thiệu việc khai thác bối cảnh và sở thích của người dùng để định hướng độ tin cậy phức tạp, xem xét thông tin bối cảnh xã hội để phản ánh tốt hơn về các mạng xã hội trong thực tế.
- Thứ hai, tính toán độ tin cậy trực tiếp: Luận án đề xuất phương pháp tính toán giá trị độ tin cậy trực tiếp giữa người dùng dựa trên tương tác và tương tự quan tâm người dùng. Phương pháp này xem xét các hoạt động xã hội, mối quan hệ, sở thích và tương tác của người dùng; kết hợp các giá trị tin cậy trực tiếp được tính toán và thông tin quan trọng theo ngữ cảnh xã hội.
- Luận án xây dựng độ tin cậy gián tiếp dựa vào cộng đồng. Độ tin cậy giữa hai người dùng được xác định thông qua các người bạn của họ. Luận án đề xuất các phương pháp khác nhau dựa trên sự lan truyền và tổng hợp tin cậy.
- Cuối cùng, luận án tiến hành thực nghiệm và so sánh với hai nghiên cứu có cùng hướng liên quan đó là: (1) So sánh với công trình của Saeidi [13] trong việc xác định giá trị tin cậy trực tiếp dựa trên tương tác giữa hai người dùng và (2) So sánh với công trình của Hamdi [8] và Wenqi Fan [14] trong việc xác định giá trị tin cậy gián tiếp dựa trên mức độ quan tâm và tương tự người dùng thông qua cấu trúc mạng.

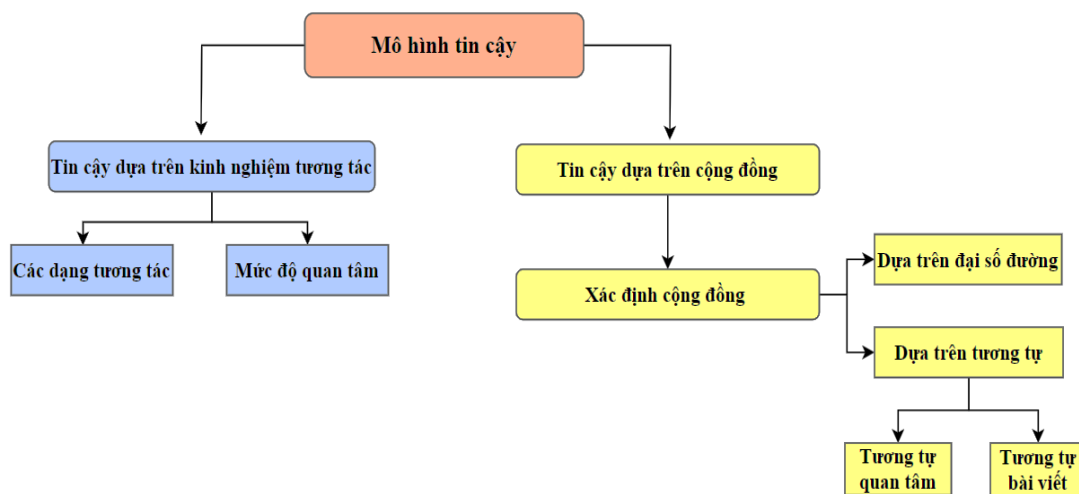
Phương pháp nghiên cứu

- *Phương pháp luận*: Phân tích, so sánh, tổng hợp, đánh giá trên các kết quả nghiên cứu đã có từ đó đề xuất hướng giải quyết và tiếp cận của luận án.
- *Phương pháp đánh giá dựa trên cơ sở toán học*: Chứng minh bằng toán học tính đúng đắn của các mô hình đề xuất, kiểm nghiệm lại bằng các thực nghiệm.
- *Phương pháp đánh giá bằng thực nghiệm*: Thu thập dữ liệu, cài đặt các mô hình đề xuất, chạy thử nghiệm trên các tập dữ liệu thống kê, phân tích và đánh giá kết quả thử nghiệm.

Các đóng góp của luận án

- Đóng góp đầu tiên của luận án là đưa ra các phương pháp tính khác nhau cho độ tin cậy trực tiếp giữa hai người dùng dựa vào tương tác và sở thích quan tâm của họ về một chủ đề nào đó. Luận án gọi đó là Mô hình tin cậy dựa trên lịch sử tương tác và quan tâm người dùng. Kết quả nghiên cứu này đã được công bố trên Kỷ yếu của Hội nghị khoa học quốc tế *Advances in Information and Communication Technology, ICTA 12 – Vietnam, 2016, Springer International Publishing(C1)* ; trên tạp chí *Southeast Asian Journal of Sciences, vol 07, No 1, 2019 (J3)* và trên tạp chí *Journal of Science and Technology on Information and Communications, 2023(J5)*.
- Đóng góp thứ hai là đề xuất phương pháp ước lượng mức độ tương tự người dùng bằng việc kết hợp giữa tương tự dựa trên bài viết và tương tự dựa trên sở thích, quan tâm của người dùng đó sử dụng các kỹ thuật xử lý ngôn ngữ tự nhiên và biểu diễn vector các chủ đề, bài viết. Kết quả này được đăng trên tạp chí *Journal of Computer Science and Cybernetics, No2, Vol 38, 2022 (J4)* và tạp chí *Journal of Science and Technology on Information and Communications, 2023(J6)*.
- Đóng góp cuối cùng của luận án là đề xuất một họ các mô hình tin cậy dựa trên cộng đồng bao gồm tin cậy cộng đồng dựa trên đại số đường và tin cậy cộng đồng dựa trên tương tự. Từ đó, luận án xây dựng độ tin cậy tổng thể bằng cách tổng hợp độ tin cậy dựa trên lịch sử tương tác và tin cậy dựa trên cộng đồng. Kết quả nghiên cứu này một phần được trình bày trong Kỷ yếu của hội thảo quốc tế *International Conference in Mathematics and Applications, ThaiLan, 2022(C2)* và tạp chí *Journal of Science and Technology on Information and Communications, 2023(J6)*;

Những đóng góp chính của luận án được tóm tắt như trong Hình 0.2.



Hình 0.2: Những đóng góp chính của luận án

Bố cục của luận án

Mở đầu: Trình bày tính cấp thiết của luận án, mục tiêu và phạm vi nghiên cứu của luận án, phương pháp nghiên cứu và những đóng góp chính của luận án.

Chương 1: Tổng quan về mô hình tin cậy trên mạng xã hội

Chương này giới thiệu tổng quan về những vấn đề liên quan đến luận án, bao gồm: khái niệm và các thuộc tính của mạng xã hội, cộng đồng người dùng trên các trang mạng xã hội, vấn đề quan tâm của người dùng. Tiếp theo, luận án phân tích và đưa ra các luận giải về “tin cậy”, khái niệm hóa tin cậy. Một nội dung chính trong chương này, luận án tập trung nghiên cứu và cụ thể hóa các tiền đề của tin cậy – tức là các yếu tố ảnh hưởng tới tin cậy. Đây là công việc quan trọng để thực hiện xây dựng các mô hình được chỉ ra trong các chương tiếp theo. Cũng trong chương này, luận án đã tìm hiểu, phân tích và đánh giá một số mô hình tin cậy đã được công bố trước đây. Một trong số các mô hình này sẽ được luận án thử nghiệm và so sánh với những đề xuất của luận án. Và phần cuối cùng luận án giới thiệu ba bộ dữ liệu dùng để kiểm thử và đánh giá các mô hình được đề xuất trong luận án.

Chương 2: Mô hình tin cậy dựa trên lịch sử tương tác và quan tâm người dùng.

Với những tiền đề tin cậy đã được chỉ ra trong chương một, trong chương này luận án đề xuất mô hình tính toán độ tin cậy dựa trên lịch sử tương tác và quan tâm của người dùng. Phần đầu tiên, luận án đưa ra các dạng tương tác khác nhau của

người dùng trên mạng xã hội. Phần tiếp theo xem xét tới yếu tố ảnh hưởng đến độ tin cậy đó là độ đo quan tâm của người dùng. Từ đó, luận án đề xuất một mô hình tin cậy giữa hai người dùng bằng việc tích hợp giữa độ tin cậy dựa trên tương tác và mức độ quan tâm người dùng. Để đánh giá được ảnh hưởng của các dạng tương tác cũng như mức độ quan tâm người dùng đối với độ tin cậy, luận án xây dựng các kịch bản thực nghiệm và cài đặt trên hai bộ dữ liệu mà luận án trình bày trong chương 1. Đối với mỗi tham số, luận án đều phân tích ảnh hưởng của kết quả thực nghiệm.

Nội dung của chương này là các kết quả nghiên cứu công bố trong các công trình [C1][C2][J1][J3][J5].

Chương 3: Mô hình tin cậy dựa trên cộng đồng và tin cậy tích hợp.

Trong chương này, luận án tiếp tục đề xuất một mô hình tính toán độ tin cậy dựa trên đánh giá của cộng đồng. Phần đầu tiên, luận án đưa ra các cách thức để xác định cộng đồng, đó là: tôi muốn biết a tin b như thế nào thì tôi đi hỏi x, y, z xem họ đánh giá như nào về b ? Vì vậy, những người x, y, z đó được luận án xem xét là (i) những người bạn chung (những người có tương tác trực tiếp) của a, b và (ii) những người tương tự với a (hoặc b). Độ đo tương tự cũng là nội dung luận án đề cập trong phần tiếp theo của chương này. Yếu tố tương tự được đưa vào làm trọng số cho các đánh giá của x, y, z về b . Tương tự hơn thì quan trọng hơn vì thế mà trọng số cao hơn. Phần cuối cùng của chương này, luận án đưa ra các kịch bản thử nghiệm để xác định và đánh giá mức độ ảnh hưởng của các cách xác định cộng đồng tới độ tin cậy. Đồng thời so sánh với những kết quả chỉ ra ở chương hai khi đề xuất cách tính độ tin cậy tổng quát dựa trên việc tích hợp giữa độ tin cậy dựa trên lịch sử tương tác với tin cậy dựa trên cộng đồng.

Nội dung của chương này là các kết quả nghiên cứu công bố trong các công trình [C2][J2][J4][J6][J7].

Phần kết luận và kiến nghị hướng phát triển

Phần này tổng kết lại những đóng góp chính của luận án và nêu ra những hạn chế, những vấn đề còn chưa thực hiện được và có những đề xuất cũng như định hướng nghiên cứu phát triển tiếp theo.

CHƯƠNG 1. TỔNG QUAN VỀ MÔ HÌNH TIN CẬY TRÊN MẠNG XÃ HỘI

Trong xã hội thực, chúng ta thể hiện hoạt động chủ yếu dựa vào sự tin cậy giữa con người với con người [15] [16]. Điều tương tự như vậy xảy ra trong các cộng đồng trực tuyến. Đưa ra một khái niệm “tin cậy” trên mạng xã hội đòi hỏi một định nghĩa rõ ràng, hẹp hơn về thuật ngữ mà vẫn bảo tồn các thuộc tính của tin cậy mà chúng ta quen thuộc trong đời sống xã hội thực của mình.

Trong chương một, luận án sẽ giới thiệu một cách tổng quan về mạng xã hội và các hoạt động phổ biến, các mối quan tâm của người dùng trên mạng xã hội. Phần tiếp theo luận án sẽ trình bày định nghĩa và việc khái niệm hóa độ tin cậy. Một phần rất quan trọng cũng được chỉ ra trong chương này đó là các tiền đề để tính toán độ tin cậy. Sau đó, luận án chỉ ra thuộc tính và các đặc trưng của tin cậy. Trong chương này, luận án cũng nêu một số mô hình tin cậy điển hình, mô hình tin cậy trong bài toán cụ thể đó là trong hệ gợi ý từ đó phát biểu bài toán xây dựng mô hình tin cậy mà sẽ được giải quyết ở trong chương 2 và chương 3. Cuối cùng, luận án giới thiệu về ba bộ dữ liệu đã thu thập được trên mạng xã hội, cụ thể là mạng Facebook. Các bộ dữ liệu này sẽ được dùng để thực nghiệm cho các mô hình đề xuất và so sánh với các nghiên cứu liên quan.

1.1. Tổng quan mạng xã hội

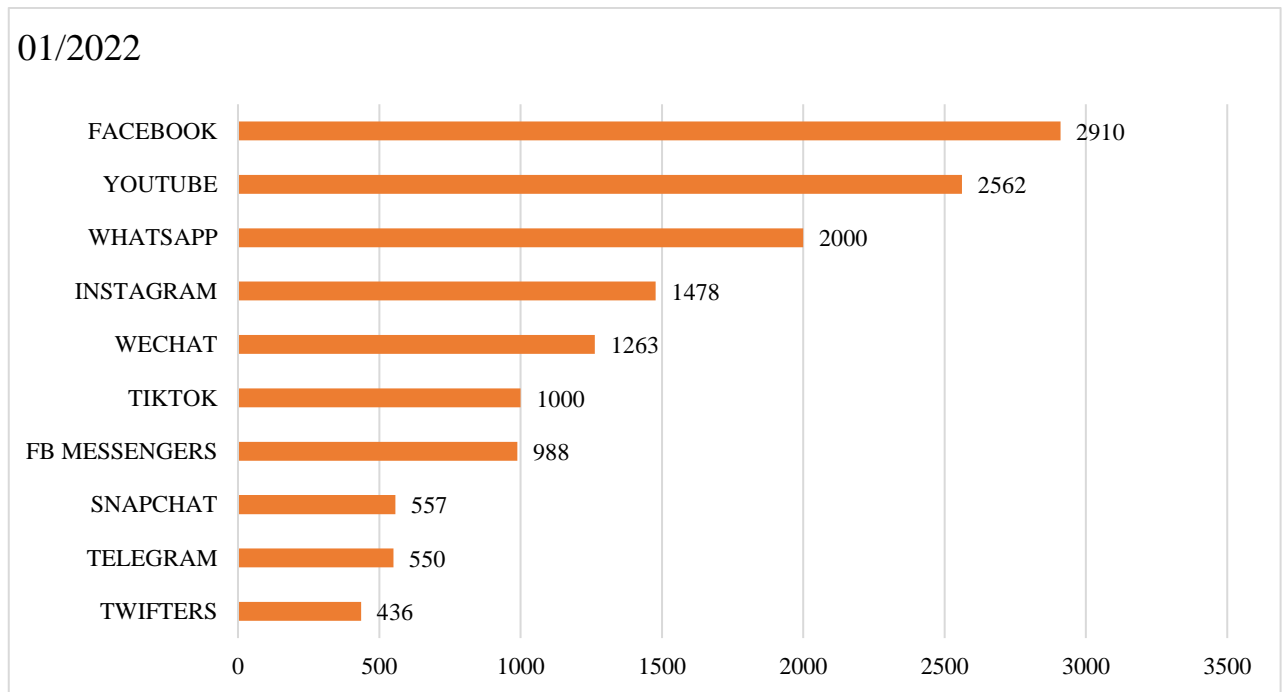
1.1.1. Khái niệm và các thuộc tính của mạng xã hội

Mạng xã hội là một loại của phương tiện truyền thông xã hội, giúp mọi người kết nối với nhau và có thể chia sẻ suy nghĩ của mình, thành lập các nhóm dựa trên sở thích, quản lý nội dung, tải ảnh, video lên và tham gia thảo luận nhóm. Ngày nay với khả năng truy cập công khai của các mạng xã hội dựa trên Web bằng điện thoại di động làm cho các nền tảng như vậy trở nên phổ biến [17].

Các cấu trúc và dịch vụ cung cấp của mỗi mạng xã hội có thể không giống nhau, nhưng mục đích của các mạng xã hội đều dùng để kết nối người dùng trong một mạng mà trên đó cung cấp sẵn một số dịch vụ để người dùng có thể tương tác với nhau. Ví dụ như mạng xã hội Facebook (www.facebook.com) có cấu trúc kết nối giữa người dùng chính là mối quan hệ bạn bè (friends), sự theo dõi (follow) giữa người dùng cá

nhân đến người dùng cá nhân, trang thông tin của các cá nhân hoặc tổ chức khác. Người dùng có thể để lại lời bình luận (comment), lượt thích (like), chia sẻ (share), đánh dấu – gắn thẻ (tags) các video hay nội dung của người dùng khác.

Theo thống kê của trang <http://statistic.com> (tháng 9/2020) thì hiện nay có 4.6 tỷ người dùng Internet, trong đó có đến 3.617 tỷ người dùng các trang mạng xã hội, chiếm khoảng 44% dân số trên thế giới. Theo thống kê của www.emarsys.com và www.BusinessWire.com thì lượng người dùng khổng lồ trên các mạng xã hội có ảnh hưởng tích cực đến các hoạt động của các tổ chức, doanh nghiệp cũng như người dùng cá nhân, đặc biệt trong các hoạt động marketing, hoạt động bán hàng, hoạt động quảng bá, ...



Hình 1.1: Thống kê các nền tảng mạng xã hội phổ biến hiện nay (đơn vị: triệu người)

Hơn thế nữa, các mạng xã hội đã và đang trở thành mảnh đất màu mỡ cho các bài toán ứng dụng của nhiều lĩnh vực khác nhau, từ những bài toán ứng dụng phổ biến trong phân tích dữ liệu như khai phá dữ liệu [18] [19] [20] [21] [22] [23] [24], truy hồi thông tin (information retrieval) [19] [25] [26] [27], các hệ gợi ý (recommender systems), khoa học web (Web science) [28] [18] [19] [21] [29] [23], đến nhiều ngành khoa học xã hội khác như y tế và chăm sóc sức khỏe, giáo dục,

điều tra các tổ chức xã hội, đặc biệt trong các nghiên cứu về xã hội học (sociology), tâm lý học tội phạm, phân tích tin giả (fake news),...

Mạng xã hội có thể bao gồm nhiều chủ đề hoặc tập trung vào một số định dạng, chủ đề nhất định. Mạng xã hội được nhiều người sử dụng bởi nó giúp họ cập nhật thông tin về bạn bè, người thân cũng như tìm kiếm bạn bè mới. Đây cũng là nơi bạn có thể tìm được nhiều thông tin, hình ảnh... thú vị từ những người có cùng mối quan tâm với mình.

Các thuộc tính của dữ liệu trên mạng xã hội [30]

Dữ liệu trên các mạng xã hội có thể là văn bản (thường dưới dạng văn bản ngắn-Shorttext), hình ảnh, các video hoặc kết hợp nhiều loại dữ liệu đó với nhau. Đặc trưng cơ bản của dữ liệu trên các mạng xã hội là có dung lượng lớn, có tính liên kết, chứa nhiều nhiễu, không có cấu trúc hoặc ngữ pháp chuẩn và đặc biệt thường không đầy đủ, không hoàn chỉnh như các dữ liệu từ các nguồn sinh dữ liệu khác.

Lớn (Big): Theo thống kê của *Facebook.com* thì mỗi ngày có khoảng 2.5 tỉ nội dung được tạo ra, có hơn 500 TB dữ liệu được lưu trữ, có 2.7 tỉ hành vi “thích” và 300 triệu bức ảnh được đăng lên Facebook. Theo thống kê của *www.statistic.com* thì năm 2019 đã có 3.417 tỷ người dùng trên các phương tiện truyền thông xã hội, tăng hơn 9% so với năm 2017. Các số liệu thống kê cho thấy rằng, dữ liệu trên mạng xã hội càng ngày càng khổng lồ và vẫn tiếp tục tăng thêm hàng phút, hàng giây.

Liên kết (Linked): Bản chất mạng xã hội chính là sự liên kết giữa những người sử dụng trên mạng, vì vậy, dữ liệu trên mạng xã hội đều có sự liên kết hay kết nối với nhau. Các mối liên kết trên mạng xã hội có thể khác nhau, nhưng chủ yếu là dựa trên các mối quan hệ như: quan hệ bạn bè, quan hệ gia đình, quan hệ trường lớp, quan tâm chung, sở thích chung, các nhóm chia sẻ nội dung, nhóm người hâm mộ v.v.

Nhiều nhiễu (Noisy): Một đặc điểm quan trọng của dữ liệu trên các mạng xã hội là nhiễu, bởi mỗi người dùng bất kỳ có thể là người mua hàng, có thể là người bán hàng, có thể là người tạo ra thông tin và cũng có thể là người thu thập thông tin. Nhiễu của dữ liệu trên các mạng xã hội thường đến từ hai nguồn chính: nhiễu từ các spammer hay những người dùng chuyên gửi các nội dung rác, truyền mã độc và nhiễu sinh ra từ các mối quan hệ của người dùng trên các trang mạng xã hội.

Không có cấu trúc (Unstructured): Các dữ liệu do người dùng tạo ra trên các mạng xã hội thường không có cấu trúc, do nhiều người dùng sử dụng thiết bị di động để xuất bản nội dung lên các mạng xã hội như cập nhật trạng thái, gửi bài viết v.v. kết quả là (1) văn bản thường rất ngắn, có những văn bản chỉ có một từ, một dấu hỏi (?), một dấu chấm than (!) hoặc một biểu tượng (icon) và (2) có nhiều lỗi chính tả, lỗi ngữ pháp và sự pha trộn nhiều ngôn ngữ trong một đoạn văn bản.

Chưa hoàn chỉnh (Incomplete): Nhiều người dùng tạo ra hoặc cập nhật các thông tin trên các mạng xã hội không đầy đủ, hoặc không cho phép người khác có thể đọc được, vì vậy các thông tin về người dùng thường rời rạc, không đầy đủ, hoặc chưa hoàn chỉnh. Ngoài ra, các dữ liệu khác được sinh ra từ người dùng trên các mạng xã hội cũng chỉ thể hiện một khía cạnh nào đó của người dùng, chúng không đầy đủ và không được thể hiện rõ ràng trên các trang cá nhân.

Dựa trên các đặc điểm của dữ liệu trên các trang mạng xã hội, có thể thấy rằng, các dữ liệu trên các mạng xã hội thường không theo quy chuẩn, không hoàn chỉnh và có nhiều nhiễu. Chính vì thế công việc tiền xử lý dữ liệu là thực sự quan trọng và cần thiết. Nội dung này cũng được luận án trình bày trong những phần sau.

1.1.2. Phân tích mạng xã hội

Phân tích mạng xã hội (Social Network Analysis - SNA) là một phương pháp phân tích được sử dụng để nghiên cứu các cấu trúc xã hội thông qua việc sử dụng mạng và lý thuyết đồ thị. Nó xác định các mối quan hệ giữa các cá nhân, tổ chức hoặc các thực thể khác và xem xét các mô hình cũng như ý nghĩa của các mối quan hệ này.

Bằng cách phân tích cấu trúc mạng và đặc điểm của các tác nhân trong mạng, SNA có thể làm lộ ra các thuộc tính như phân phối tài nguyên, luồng thông tin hoặc kết nối tổng thể của mạng. Khi tìm hiểu về việc phân tích mạng xã hội, luận án tập trung vào các khái niệm cơ bản như: tính trung tâm của mạng xã hội, mật độ kết nối của các thành viên trong mạng, các cụm hay cộng đồng mạng, ...

Tính trung tâm: Thể hiện tầm quan trọng của một nút trong mạng. Tồn tại nhiều thước đo trung tâm khác nhau, mỗi thước đo nhấn mạnh một khía cạnh khác nhau của vị trí của một nút trong mạng, chẳng hạn như mức độ trung tâm (số lượng kết nối trực tiếp mà một nút có).

Mật độ: Đây là thước đo tỷ lệ các kết nối có thể có trong mạng là các kết nối thực tế. Mật độ cao cho thấy những người tham gia mạng có tính kết nối cao.

Cụm hoặc Cộng đồng: Đây là các nhóm nút được kết nối với nhau chặt chẽ hơn so với phần còn lại của mạng.

Lỗ cấu trúc: Đây là những khoảng trống trong mạng nơi một nút có khả năng đóng vai trò là cầu nối giữa hai phần chưa được kết nối của mạng.

Việc phân tích mạng xã hội đang trở nên có sức hút trong những năm gần đây khi mà các trường đại học ở Anh, Mỹ đều đưa môn học Phân tích mạng xã hội vào thành môn học chính trong chương trình đào tạo đại học cũng như chương trình sau đại học.



Hình 1.2: Sức hút phân tích mạng xã hội trong các trường đại học ở Anh, Mỹ

Một số ứng dụng phân tích mạng xã hội có thể được chỉ ra như sau [31]:

- Trong Y tế Công cộng – Đại dịch COVID-19: Trong đại dịch COVID-19, việc phân tích mạng xã hội được sử dụng để lập mô hình về sự lây lan của vi-rút. Sự tương tác giữa các cá nhân được ánh xạ thành một mạng lưới, giúp xác định các sự kiện siêu lây lan và cung cấp thông tin về các biện pháp can thiệp y tế công cộng.
- Trong lĩnh vực kinh doanh - Thuật toán “PageRank” của Google: Thuật toán PageRank xác định thứ tự kết quả của công cụ tìm kiếm, đây là một dạng phân tích mạng xã hội với việc coi các trang web là nút và siêu liên kết là kết nối, xác định tầm quan trọng của trang bằng cách xem xét số lượng và chất lượng của các liên kết đến trang đó.
- Trong xã hội học - Thí nghiệm “Thế giới nhỏ” của Stanley Milgram: Đây là một trong những thí nghiệm mạng xã hội nổi tiếng nhất, trong đó Milgram

chứng minh rằng bất kỳ hai người nào ở Hoa Kỳ đều chỉ cách nhau trung bình sáu người quen, dẫn đến cụm từ “sáu độ cách biệt”.

- Trong mạng xã hội trực tuyến - Tính năng “Những người bạn có thể biết” của Facebook sử dụng phân tích mạng xã hội để gợi ý kết bạn mới. Nền tảng này phân tích mạng hiện tại của bạn và đề xuất những người mà bạn có thể biết, điển hình là bạn của bạn bè hoặc những người dùng chung mạng.

Phân tích mạng xã hội là một công cụ mạnh mẽ để nghiên cứu mối quan hệ giữa các thực thể (như con người, tổ chức hoặc thậm chí các khái niệm) và cấu trúc tổng thể của các mối quan hệ này từ đó tìm ra được những đặc trưng cơ bản, các yếu tố tác động đến các tác nhân tham gia mạng xã hội.

1.1.3. Mô hình hóa mạng xã hội

Mô hình hóa một mạng xã hội là quá trình tạo ra một biểu đồ hoặc đồ thị thể hiện các mối quan hệ giữa các thành viên trong mạng. Các thành viên này có thể là cá nhân, tổ chức hoặc thậm chí các thực thể trừu tượng khác như chủ đề hoặc sự kiện. Việc mô hình hóa mạng xã hội giúp ta hiểu được cách mà các thành viên trong mạng tương tác với nhau, làm việc với nhau, hoặc ảnh hưởng lẫn nhau.

Luận án sử dụng cách mô hình hóa mạng xã hội bằng **đồ thị**. Theo đó, một mạng xã hội được định nghĩa là một đồ thị $\mathcal{S} = (\mathcal{U}, \mathcal{I}, \mathcal{E}, \mathcal{T})$ trong đó:

- $\mathcal{U} = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$: tập các người dùng trên mạng xã hội. Mỗi người dùng là một nút (đỉnh).
- \mathcal{I} là một tập tất cả các tương tác /kết nối I_{ij} từ u_i đến u_j . $\|I_{ij}\|$ là số lượng các tương tác đó. Mỗi tương tác giữa người dùng u_i với người dùng u_j là một giao dịch tại một thời điểm tức thời, xảy ra khi u_i gửi cho u_j một thông điệp như một bài đăng (post), bài bình luận (comment), một lượt thích (like) hay một ý kiến (opinions).
- $\mathcal{E} = \{E_1, \dots, E_n\}$ là một tập các bài viết được gửi bởi người dùng trong \mathcal{U} . $E_i = \{e_{i1}, \dots, e_{in_i}\}$ là các bài viết của người dùng u_i . Một bài viết là một đoạn văn bản ngắn được cung cấp bởi người dùng để mô tả hoặc đăng tải thông tin/ ý tưởng/ ý kiến về một vấn đề nào đó. Các bài viết trên

mạng xã hội có thể là một đoạn văn bản (text), hình ảnh (picture) hoặc video, thậm chí chỉ là các biểu tượng (icon).

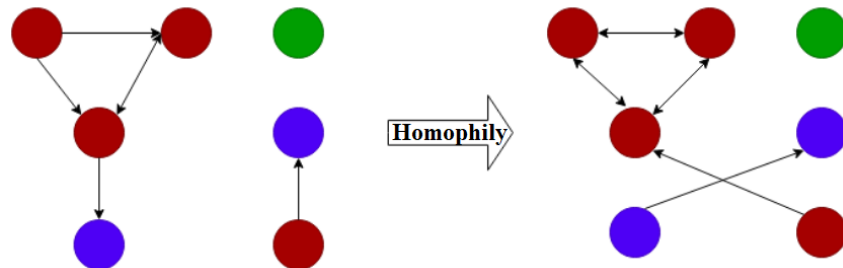
- $\mathcal{T} = \{t_1, \dots, t_p\}$ là một tập các chủ đề trong đó mỗi chủ đề được định nghĩa là một tập các từ/ thuật ngữ.

1.1.4. Cộng đồng người dùng trên các trang mạng xã hội

Người sử dụng hay người dùng (user) trên các mạng xã hội là những người tham gia vào các mạng xã hội đó, họ thiết lập các kết nối với người dùng khác và có thể trao đổi với nhau, đọc tin tức, chơi trò chơi, tham gia vào các nhóm, tạo ra các thông tin, chia sẻ thông tin, chia sẻ dữ liệu trên các mạng xã hội [32] [33] [34].

Cộng đồng người dùng trên các mạng xã hội là một tập hợp người dùng cùng chia sẻ các sở thích, quan tâm chung về một sự kiện, đối tượng hay chủ đề nào đó. Họ có mối liên kết chặt chẽ với nhau theo cùng một mối quan tâm chung hơn so với những người dùng khác. Trong một mạng xã hội bất kỳ, có nhiều người dùng cùng quan tâm đến một chủ đề, một đối tượng hoặc một sự kiện thì họ có xu hướng kết nối với nhau để cùng chia sẻ các mối quan tâm chung đó. Các kết nối của người dùng thường theo các kiểu quan hệ gần với các quan hệ thực tế ngoài xã hội, chẳng hạn như quan hệ bạn bè, quan hệ gia đình, quan hệ đồng nghiệp, ...

Các nghiên cứu đã chỉ ra rằng những người dùng mạng xã hội có khuynh hướng chỉ liên hệ, tương tác với những người giống mình, một hiện tượng được các nhà khoa học xã hội gọi là tính tương đồng (*homophily*). Các nhà xã hội học [35] phân tích hàng trăm nghiên cứu về homophily trên mạng xã hội. Homophily là xu hướng của các cá nhân liên kết và gắn kết với những người tương tự.



Hình 1.3: Minh họa hiện tượng homophily

Và như vậy, dựa trên đặc trưng đó ta hoàn toàn có cơ sở để xây dựng độ tin cậy dựa vào mức độ tương tự người dùng trên mạng xã hội.

Mặt khác, nhóm hay cộng đồng người dùng trên mạng xã hội thường phụ thuộc vào tính năng được cung cấp bởi các mạng xã hội mà họ tham gia. Chẳng hạn như mạng xã hội *Facebook.com* có tính năng Nhóm (Group), mạng xã hội *Twitter.com* có tính năng Danh sách (list), mạng xã hội Weibo có tính năng vòng bạn bè,... Từ nghiên cứu [36] [26] [34] [37]

1.1.5. Cấu trúc phân cấp của mạng xã hội

Ta có thể phân chia người dùng trên mạng xã hội thành hai nhóm chính là:

Người dùng có tương tác trực tiếp: Đây là những người dùng có kết nối trực tiếp với nhau, có thể gửi tin nhắn, tương tác với nhau trên các bài đăng hoặc chia sẻ thông tin với nhau. Người dùng trong nhóm này thường là bạn bè, người quen hoặc những người có mối quan hệ gần gũi với nhau.

Người dùng có tương tác gián tiếp: Đây là những người dùng không có kết nối trực tiếp với nhau nhưng vẫn có sự tương tác thông qua người dùng khác hoặc thông qua nội dung được chia sẻ trên mạng xã hội. Ví dụ, khi một người dùng chia sẻ bài viết, những người dùng khác có thể đọc và tương tác với nội dung đó mà không có kết nối trực tiếp với người đăng.

Mỗi nhóm người dùng này đều có vai trò và tầm ảnh hưởng khác nhau trong mô hình phân cấp của mạng xã hội. Người dùng có tương tác trực tiếp thường có mối quan hệ gần gũi hơn và có thể tạo ra sự ủng hộ, hỗ trợ lẫn nhau trong các hoạt động trên mạng xã hội. Trong khi đó, người dùng có tương tác gián tiếp có thể đóng vai trò quan trọng trong việc phổ biến thông tin hoặc tạo ra sự lan truyền của các nội dung trên mạng xã hội.

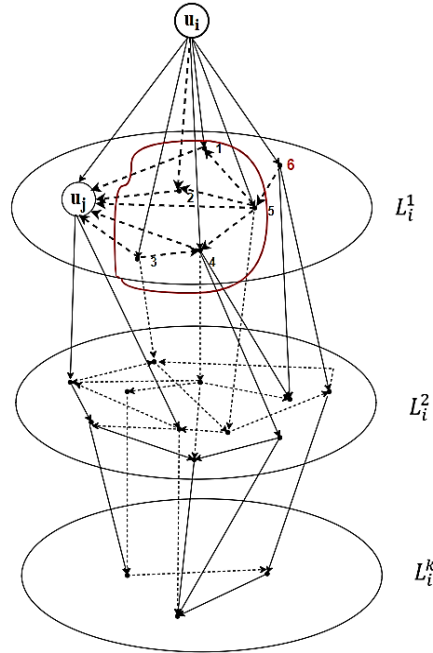
Ta biểu diễn mô hình phân cấp người dùng trên mạng xã hội như sau:

Với mỗi người dùng u_i , kí hiệu L_i^1 là tập tất cả các người dùng có tương tác trực tiếp với u_i . L_i^2 là tập tất cả người dùng có tương tác với một số người dùng ở mức L_i^1 nhưng không có tương tác trực tiếp với u_i . Một cách đệ quy, chúng ta có một dãy mức k , L_i^k của người dùng u_i .

Như vậy, đối với mỗi người dùng u_i , tồn tại một số h_i sao cho $L_i^0, \dots, L_i^{h_i}$ là các tập con của \mathcal{U} , được gọi là k người hàng xóm của u_i và thỏa mãn các điều kiện sau:

1. Với mọi $v \in L_i^k$ ($k = 2, \dots, h_i$), v không tương tác với bất kì người dùng nào trong $\cup_{l=0}^{k-1} L_i^l$.
2. $L_i^k \cap (\cup_{l=0}^{k-1} L_i^l) = \emptyset, \forall k \geq 1$.

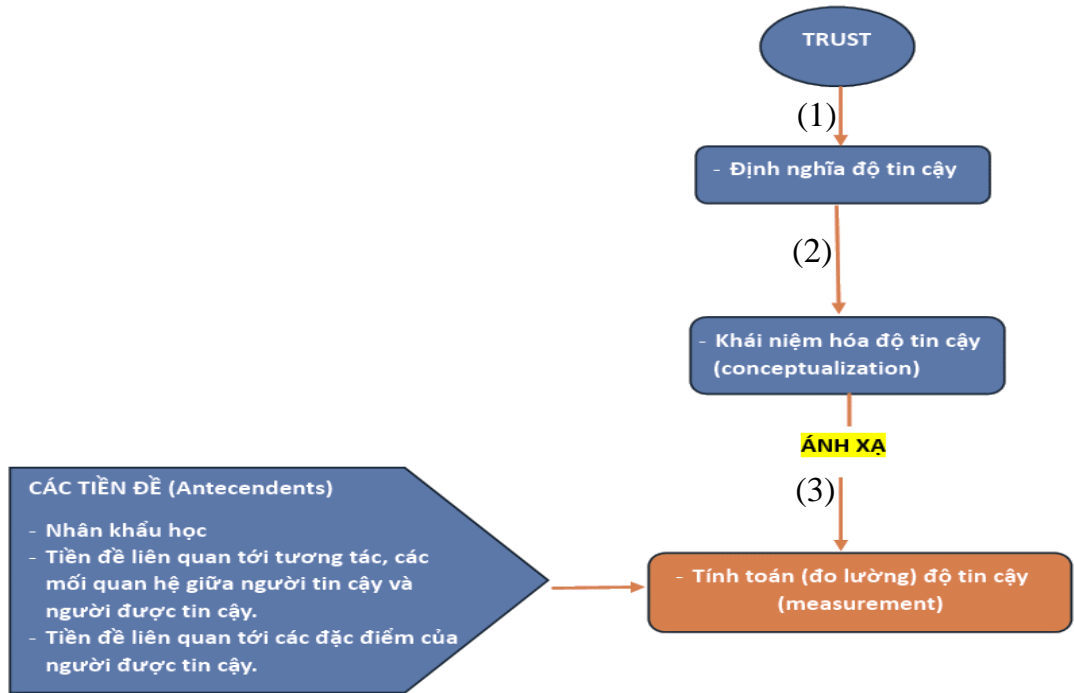
Phát biểu này cho phép tập trung vào các người dùng trên mỗi lớp trong khi tính toán độ tin cậy giữa họ.



Hình 1.4: Mô hình phân cấp trong mạng xã hội

1.2. Tin cậy

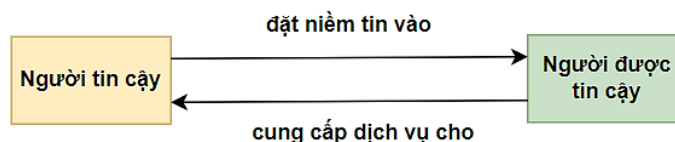
Tin cậy có nhiều mặt và là một khái niệm rất phức tạp; khái niệm về tin cậy cũng phần lớn phụ thuộc vào lĩnh vực nghiên cứu [38] [39]. Phương pháp tính toán độ tin cậy là phương pháp tính gián tiếp (indirect measurement) nên để giải quyết một bài toán về độ tin cậy, luận án sẽ từng bước trình bày theo các bước được cho bởi hình 1.5. Theo đó, việc đầu tiên của luận án là định nghĩa và khái niệm hóa tin cậy (bao gồm các khái niệm về tin cậy, không tin cậy và ngờ vực) trên mạng xã hội. Tiếp theo, luận án sẽ trình bày việc ánh xạ từ những khái niệm của tin cậy đến việc tính toán các giá trị tin cậy đó. Việc tính toán các giá trị tin cậy này dựa trên các tiền đề nào hay nói cách khác là các yếu tố nào có thể ảnh hưởng đến độ tin cậy [40]. Những nội dung này luận án sẽ trình bày trong các phần 1.2.1 và 1.2.2 dưới đây.



Hình 1.5: Tóm tắt quá trình tính toán giá trị độ tin cậy

1.2.1. Định nghĩa và khái niệm hóa độ tin cậy

Có rất nhiều định nghĩa khác nhau về độ tin cậy. Những lý do thường được đề cập cho sự mơ hồ về độ tin cậy bao gồm: độ tin cậy là “phức tạp”, “trừu tượng” và “khó hiểu” [41]. Điều này trở nên khó khăn hơn bởi thực tế là độ tin cậy không phải là một khái niệm ổn định mà là một khái niệm động, theo Botsman (2015, 2016) [42]. Tuy nhiên, bất chấp sự đa dạng của các định nghĩa hiện có và những khó khăn trong việc tìm kiếm một tiêu chuẩn, có một số yếu tố mà hầu hết các tác giả có thể đồng ý. Một khái niệm phổ biến là ta hình dung **tin cậy như mối quan hệ giữa Người tin cậy (trustor) và Người được tin cậy (trustee)** (xem Hình 1.6). Như được mô tả trong Hình 1.6, người tin cậy là bên cần một số dịch vụ và do đó đặt niềm tin của họ vào người được tin cậy và người được tin cậy có nhiệm vụ cung cấp dịch vụ được yêu cầu [43].



Hình 1.6: Mối quan hệ tin cậy giữa Người tin cậy và Người được tin cậy

Các định nghĩa về độ tin cậy bắt nguồn từ khoa học tâm lý, khoa học xã hội và khoa học máy tính:

Độ tin cậy trong khoa học tâm lý: Độ tin cậy được coi là một trạng thái tâm lý của cá nhân, trong đó người tin (trustor) có nguy cơ dễ bị tổn thương trước người được tin (trustee) dựa trên những kỳ vọng tích cực về ý định hoặc hành vi của người được tin [44].

Độ tin cậy trong khoa học xã hội: Độ tin cậy được định nghĩa là "sự đặt cược về những hành động ngẫu nhiên trong tương lai của người được tin cậy" [45]. Việc đặt cược hoặc kỳ vọng này chỉ được coi là đáng tin cậy nếu nó có một số hậu quả đối với hành động của người đặt cược (tức là người tin cậy).

Độ tin cậy trong khoa học máy tính nói chung có thể được phân thành hai loại lớn: “tin cậy người dùng” và “tin cậy hệ thống”. Khái niệm về tin cậy “người dùng” bắt nguồn từ tâm lý học và xã hội học [46], với định nghĩa tiêu chuẩn là “tin cậy là một kỳ vọng của một thực thể về hành vi trong tương lai của thực thể khác” [47]. Một định nghĩa được trích dẫn nhiều nhất có thể được chỉ ra bởi Mayer và cộng sự [48] “tin cậy là sự sẵn sàng của một bên trước hành động của một bên khác dựa trên kỳ vọng rằng bên kia sẽ thực hiện một hành động cụ thể quan trọng đối với mình”. Hay như một định nghĩa khác: “tin cậy là sẵn sàng dựa vào một đối tác mà mình có niềm tin” được định nghĩa bởi Moorman và cộng sự [49]. Theo thống kê dựa trên kho dữ liệu các nghiên cứu trong một báo cáo mới nhất, tháng 3/2023 [4], chưa đến một nửa số bài xác định rõ ràng về độ tin cậy và rất ít nghiên cứu đưa ra các định nghĩa phù hợp về độ tin cậy trong bối cảnh mạng xã hội, khiến khái niệm về độ tin cậy trở nên mơ hồ. Trong số các bài viết đã định nghĩa nó, độ tin cậy được khái niệm phổ biến nhất là “sự sẵn lòng” của người tin cậy đối với người được tin cậy, một số các tính chất chủ quan của người tin cậy như cảm giác, sự tự tin, kỳ vọng, nhận thức hoặc quyết định.

Bên cạnh đó, có một số nghiên cứu cũng chỉ ra khái niệm “không tin cậy” - distrust, khái niệm “ngờ vực” – mistrust. Sự tin cậy và không tin cậy có thể không bắt nguồn từ cùng một thông tin nhưng có thể cùng tồn tại mà không bổ sung cho nhau [50] [51]. Ví dụ, i có thể không tin tưởng j do thiếu thông tin, nhưng điều này không có nghĩa là i không tin tưởng j [52]. Khi i tin rằng j có ý định tiêu cực với i thì

đó là không tin cậy. Sự ngờ vực có nghĩa là thiếu sự tin cậy [51] cho thấy khi nào người được tin cậy không thể đưa ra quyết định đầy đủ về việc liệu họ có nghi ngờ người được tin cậy hay không. Castelfranchi [53] định nghĩa một khái niệm tương tự, được gọi là “sự thiếu tin cậy”.

Luận án đã tìm thấy nhiều vấn đề khác nhau trong việc đo lường độ tin cậy trong mạng xã hội, đó là: (1) hầu hết các nghiên cứu đều không thể ánh xạ các định nghĩa thành các phép đo, làm ảnh hưởng đến tính hợp lệ của cấu trúc [4] và (2) hầu hết các nghiên cứu đều áp dụng cách đo lường độ tin cậy bằng một tiêu chí duy nhất so với nhiều tiêu chí, bất kể thực tế rằng độ tin cậy là một hiện tượng đa chiều [4].

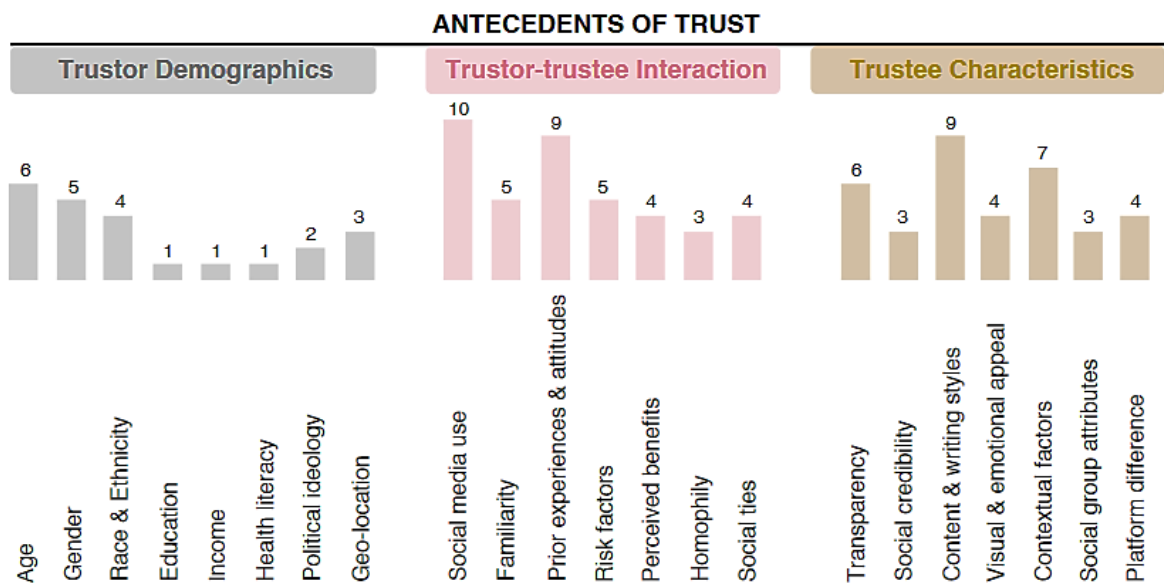
Chính vì vậy, phần tiếp theo của luận án sẽ tập trung vào phân tích các tiền đề quan trọng ảnh hưởng tới việc tính toán độ tin cậy.

1.2.2. Các tiền đề tính toán độ tin cậy

Các tiền đề của sự tin cậy được chia thành 3 loại dựa trên 3 thành phần cấu thành nên một mối quan hệ tin cậy (hình 1.7): (1) các tiền đề về tin cậy liên quan đến các đặc điểm cụ thể của người tin cậy, cách gọi khác là các tiền đề về nhân khẩu học; (2) tiền đề tin cậy liên quan đến sự tương tác và/hoặc mối quan hệ giữa người tin cậy và người được tin cậy, cách gọi khác là tiền đề tương tác giữa người tin cậy và người được tin cậy và (3) tiền đề tin cậy liên quan đến các đặc điểm cụ thể của người được tin cậy.

- Tiền đề nhân khẩu học (trustor demographics): Đây là những tiền đề liên quan đến độ tuổi, giới tính, thu nhập, tôn giáo, nơi ở, ... Có nhiều bằng chứng hỗn hợp về việc tuổi tác ảnh hưởng đến độ tin cậy của một người như thế nào [54] còn như giới tính thì không phải là tiền đề quan trọng ảnh hưởng đến niềm tin của một người nào đó.
- Tiền đề liên quan tới tương tác/mối quan hệ giữa người tin cậy và người được tin cậy (trustor – trustee interaction):
 - **Việc sử dụng mạng xã hội**, thường được đo bằng lượng thời gian ai đó dành cho mạng xã hội, là tiền đề được kiểm tra phổ biến nhất. Nhìn chung, có nhiều bằng chứng khác nhau về việc liệu việc sử dụng mạng xã hội có ảnh hưởng đến độ tin cậy vào thông tin trên mạng xã hội hay không. Một số nghiên cứu chỉ ra rằng mọi người càng sử dụng mạng xã hội thường xuyên thì mức độ tin cậy của họ càng cao [3] [44] [55] [56] [57].

- **Mức độ thân thuộc (mức độ quen biết):** Đây cũng là một tiền đề thiết yếu cho độ tin cậy [19] [24]. Tuy nhiên, các chỉ số về độ tin cậy không nhất thiết phải có trước, vì sự quen thuộc là cần thiết nhưng chưa đủ để tạo nên sự tin cậy [23]. Điều này là do các nguồn có uy tín nhưng không quen thuộc có thể nhận được điểm tin cậy thấp không cần thiết từ những người tham gia, vì mọi người không quen thuộc và do đó nghi ngờ những nguồn này [23].
- **Kinh nghiệm và thái độ trước đây:** Kinh nghiệm trước đây của mọi người và thái độ đối với người được tin cậy ảnh hưởng đến nhận thức của họ về người được tin cậy đó và đã được chứng minh là tiền đề thiết yếu của sự tin tưởng vào thông tin tìm thấy trên mạng xã hội [58] [29] [31] [59].
- **Homophily:** Đây cũng là một tiền đề quan trọng ảnh hưởng đến việc đánh giá độ tin cậy. Tính chất này đã được luận án chỉ ra trong phần 1.1.4.



Hình 1.7: Các tiền đề của sự tin cậy được chia thành 3 loại dựa trên 3 thành phần cấu thành nên một mối quan hệ tin cậy*

- Tiền đề liên quan tới các đặc điểm của người được tin cậy (trustee characteristics):
 - **Uy tín xã hội:** Mức độ phổ biến đằng sau một thông tin trên mạng xã hội, thường được đo bằng số lượt thích, bình luận và chia sẻ mà bài đăng có được, còn được gọi là độ tin cậy trên mạng xã hội [60].

* Nguồn: công bố năm 2023 của Zhang và cộng sự [61].

- **Nội dung và phong cách viết.** Ngoài ra, nội dung và phong cách viết thông tin trực tuyến là những yếu tố thường được kiểm tra có ảnh hưởng đến độ tin cậy rất lớn. Điều này có thể bao gồm các chủ đề cụ thể được đề cập tới (ví dụ: thông tin có giá trị hoặc thông tin giải trí; chủ đề về sức khỏe và chính trị) [17] [29] [4] [54] [59] và cách các chủ đề này được giới thiệu và thảo luận (ví dụ: như từ ngữ được sử dụng) [24] [4] [61].
- **Yếu tố hoàn cảnh.** Các yếu tố bối cảnh, bao gồm mức độ liên quan của thông tin, tính kịp thời của thông tin [11] và nhận thức về tính hữu ích của thông tin, ảnh hưởng tích cực đến độ tin cậy vào thông tin từ mạng xã hội.

Chính từ các tiền đề trên cùng với việc khái niệm hóa độ tin cậy mà luận án đã tập trung tìm hiểu và đưa ra đề xuất các phương pháp tính toán giá trị độ tin cậy được ảnh xạ từ các khái niệm và tiền đề đó.

1.2.3. Các giá trị của độ tin cậy

Tin cậy là thông tin về một mối quan hệ xã hội và như vậy, trong mạng xã hội dựa trên web, nó phải được thể hiện dưới dạng nhãn trên mối quan hệ đó. Có nghĩa là, nếu ta biểu diễn các mối quan hệ người dùng bằng một đồ thị thì độ tin cậy sẽ là các trọng số của đồ thị đó.

Trong cuộc khảo sát về các mạng xã hội, có sáu mạng xã hội cho phép người dùng thể hiện sự tin cậy bằng cách này hay cách khác. Một trong số đó - *eCademy* - sử dụng cách thể hiện độ tin cậy một cách đơn giản nhất. Người dùng có hai lựa chọn: không đưa ra bất kỳ tuyên bố nào về sự tin cậy, hoặc tuyên bố rằng một người bạn là "đáng tin cậy". Giá trị tin cậy là giá trị nhị phân.

Một cách khác, độ tin cậy có thể được biểu diễn bằng các giá trị khác nhau trên các mạng xã hội khác nhau. Giá trị của độ tin cậy còn có thể là các thang đo có nhiều giá trị hơn (chẳng hạn như Richardson và cộng sự, (2003) đã sử dụng phạm vi 0-1 liên tục [62]) hoặc có nhãn thay vì số (ví dụ: "độ tin cậy rất thấp", "độ tin cậy thấp", "độ tin cậy vừa phải", "độ tin cậy cao" và "độ tin cậy rất cao").

Bảng 1.1: Các giá trị của độ tin cậy

Website	Link URL	Quan hệ	Độ tin cậy
Overstock Auctions	https://auctions.overstock.com	Đánh giá tổ chức, cộng đồng	-2 → +2
		Đánh giá cá nhân	0 → 5
Orkut	http://orkut.com	Tin cậy	0 → 3
RepCheck	http://repcheck.com	Đánh giá tổ chức, cộng đồng	0 → 5
		Đánh giá cá nhân	0 → 5
The Trust Project and FilmTrust	http://trust.mindswap.org http://trust.mindswap.org/FilmTrust	Tin cậy	1 → 10

Luận án xây dựng độ tin cậy dưới dạng một biến liên tục nằm trong đoạn $[0, 1]$, trong đó nếu độ tin cậy có giá trị bằng 0 có nghĩa là người a không tin cậy gì người b , còn ngược lại nếu độ tin cậy có giá trị bằng 1 tức là người a hoàn toàn tin cậy vào người b .

1.2.4. Các thuộc tính của tin cậy

Trong một môi trường xã hội dựa trên web, nhiều thuộc tính của độ tin cậy được đề xuất [63] [64] [65]. Các thuộc tính này giúp ta có thể xác định độ tin cậy trong các mạng xã hội và cách chúng có thể được sử dụng trong tính toán. Các thuộc tính đó là (i) Tính cá nhân hóa; (ii) Lan truyền; và (iii) Bất đối xứng.

1.2.4.1. Tính cá nhân hóa

Nói chung, sự tin cậy là chủ quan. Ví dụ, Bob đưa ra ý kiến về một bộ phim. Nếu Alice cho rằng ý kiến của Bob luôn tốt, cô ấy sẽ tin cậy vào đánh giá của Bob. Tuy nhiên, John có thể nghĩ khác về ý kiến của Bob và có thể không tin cậy vào bài đánh giá. Bản chất chủ quan của độ tin cậy dẫn đến việc cá nhân hóa việc tính toán độ tin cậy, trong đó các thành kiến và sở thích của người tin cậy có tác động trực tiếp đến giá trị độ tin cậy được tính toán.

1.2.4.2. Tính bất đối xứng

Anh A có thể tin cậy anh B nhưng chưa chắc anh B đã tin cậy anh A hoặc tin cậy A ở mức rất thấp. Tuy nhiên, khi cả hai bên đều đáng tin cậy, chúng sẽ hội tụ sự

tin cậy lẫn nhau cao sau nhiều lần tương tác. Ngược lại, nếu một trong các thành viên không hành động một cách đáng tin cậy, dẫn đến sự tin cậy lẫn nhau thấp. Bất đối xứng có thể được coi là một trường hợp cá nhân hóa đặc biệt. Sự bất đối xứng xảy ra do sự khác biệt trong nhận thức, quan điểm, niềm tin và kỳ vọng của mọi người.

1.2.4.3. Tính lan truyền

Sự tin cậy có tính lan truyền, ở chỗ nếu A tin cậy B, người mà lại tin cậy J, người mà A không biết, A có thể có một sự tin cậy nhất định đối với J dựa trên mức độ cô ấy tin cậy B và mức độ tin cậy của B. Tuy nhiên, điều này không có nghĩa là sự tin cậy có tính bắc cầu. Do tính chất lan truyền, thông tin tin cậy có thể được truyền từ thành viên này sang thành viên khác trong mạng xã hội, tạo ra chuỗi tin cậy.

1.2.4.4. Các thuộc tính khác

Khả năng kết hợp

Khả năng kết hợp cung cấp một cách khác để xác định độ tin cậy trong mạng xã hội. Richardson và cộng sự [66] sử dụng khái niệm hàm thành phần được xác định để đánh giá độ tin cậy dựa trên khả năng kết hợp của chúng. Golbeck đề xuất một hàm thành phần tin cậy dựa trên cấu trúc của các mối quan hệ tin cậy [12]. Thông thường, các mô hình sử dụng tính năng lan truyền của độ tin cậy cũng sử dụng tính năng tổng hợp để sử dụng các giá trị tin cậy thu được từ một chuỗi tin cậy trong việc đưa ra các quyết định có nên tin hay không và tin với mức độ bao nhiêu [67].

Tính tự củng cố

Tính tự củng cố được thể hiện là các thành viên có nhiều tương tác và hành động tích cực với các thành viên khác mà họ tin cậy. Tương tự, nếu sự tin cậy giữa hai thành viên dưới ngưỡng nào đó, rất khó có khả năng họ tương tác với nhau, dẫn đến sự tin cậy lẫn nhau thậm chí còn ít hơn [68].

Phụ thuộc vào ngữ cảnh

Độ tin cậy phải đặt trong ngữ cảnh cụ thể trong phạm vi của nó [69]. Ví dụ, M tin cậy J là bác sĩ của mình, nhưng anh ấy không tin cậy J nếu J là thợ sửa xe của mình. Vì vậy, J đáng tin cậy trong bối cảnh bác sĩ, nhưng anh ấy không đáng tin cậy trong bối cảnh sửa xe. Trong các mạng xã hội thì độ tin cậy cũng phải được xác định dựa trên

các chủ đề mà người dùng quan tâm. Anh A hoàn toàn đáng tin trong lĩnh vực giáo dục nhưng độ tin cậy của anh ấy không được đề cập tới trong lĩnh vực thể thao.

Tính động

Niềm tin giảm dần theo thời gian và được cập nhật khi có bằng chứng mới. Josang và cộng sự [70] đề xuất mô hình hóa sự suy giảm niềm tin khi đối tượng i đánh giá niềm tin của đối tượng j tại thời điểm t là:

$$T(i, j, t) = \lambda^{t-t_r} T(i, j, t_r)$$

Lưu ý rằng $0 \leq \lambda \leq 1$ và t_r là thời điểm xếp hạng được thu thập và t là thời điểm hiện tại. Đặc biệt, công thức này có thể được sử dụng khi không có thông tin mới hoặc chỉ có một phần tin cậy tại thời điểm t hiện tại. Tính động của tin cậy đã được nghiên cứu bằng cách xem xét sự suy giảm độ tin cậy theo thời gian hoặc không gian [71] tương tác hoặc ra quyết định trong các bối cảnh hoặc tình huống khác nhau [55].

Tính nhạy với sự kiện

Mối quan tâm của con người bị ảnh hưởng bởi các sự kiện, các trào lưu. Trong hai năm 2021-2022 khi dịch Covid bùng phát trên khắp thế giới, mối quan tâm lớn nhất của mọi người lúc đó là những vấn đề liên quan tới đại dịch Covid. Vì thế hầu như trên các trang mạng xã hội, các trang diễn đàn thì chủ đề mà mọi người bàn tán, trao đổi sẽ là Covid.

1.3. Mô hình tin cậy

Mặc dù nhiều khía cạnh của độ tin cậy đã được nghiên cứu trong các ngành khác nhau, nghiên cứu về độ tin cậy trong mạng xã hội vẫn còn ở giai đoạn đầu. Các mô hình tin cậy trong các mạng xã hội phần lớn có thể được coi là sự thích nghi của các mô hình từ các ngành khác với các mạng xã hội. Do đó, các mô hình tin cậy trong mạng xã hội vẫn chưa bao gồm hết các khía cạnh của tin cậy. Trong phần này, luận án sẽ giới thiệu một số mô hình tin cậy trước đó để có được bức tranh tổng quan về những nghiên cứu xung quanh việc định lượng độ tin cậy trên mạng xã hội.

1.3.1. Phân loại mô hình tin cậy

Golbeck [72] đã phân loại mô hình tin cậy bằng cách phân biệt các đối tượng, mục tiêu khác nhau. Ví dụ, tính toán độ tin cậy của các dịch vụ Web hoàn toàn khác

với tính toán độ tin cậy giữa những người dùng trong mạng xã hội. Các phương pháp đánh giá độ tin cậy và ứng dụng của nó phụ thuộc rất nhiều vào đối tượng được đánh giá độ tin cậy. Do đó, luận án đưa yếu tố này vào việc phân loại cho độ tin cậy.

Độ tin cậy nội dung: Đề cập đến độ tin cậy dựa vào tính xác thực của thông tin và dữ liệu trên Web bao gồm các trang web và dữ liệu Web ngữ nghĩa. Ví dụ thuật toán rất nổi tiếng đó là PageRank của Google để đánh giá độ tin cậy của các trang web [73]. Giá trị Pagerank hình thành từ thuật toán toán học dựa trên webgraph: các trang world wide web được coi như các đỉnh và các đường link là các cạnh. Khi hình thành webgraph người ta có tính đến những trang của các cơ quan có thẩm quyền như *cnn.com* hay *usa.gov*. Giá trị xếp hạng cho thấy tầm quan trọng của từng trang cụ thể. Mỗi đường link tới trang web sẽ được tính như một sự hỗ trợ làm tăng thêm giá trị Pagerank. Giá trị Pagerank của trang được định nghĩa đệ quy và phụ thuộc vào số lượng và giá trị của các trang mà có link dẫn đến trang đó (incoming links). Một trang web có chứa nhiều link liên kết từ các trang web có giá trị PageRank cao thì giá trị PageRank của trang đó cũng sẽ cao.

Tuy nhiên, điểm khác nhau cơ bản giữa cách xác định tin cậy của người dùng A đối với người dùng B so với cách tính độ đo danh tiếng của Google có thể được chỉ ra như sau:

- Về cơ sở đánh giá:

Tin cậy của người dùng A đối với B: Dựa trên các kinh nghiệm cá nhân, mối quan hệ gần gũi, và các trải nghiệm đặc biệt với B. Đây là quan điểm cá nhân của A dựa trên những gì đã trải qua và nhận thức về B.

Prestige tính bởi Google: Dựa trên một hệ thống thuật toán phức tạp, Google đánh giá uy tín của một trang web dựa trên các yếu tố như chất lượng nội dung, sự phổ biến, số lượng và chất lượng các liên kết đến trang web đó, và nhiều yếu tố khác.

- Độ khách quan:

Tin cậy của A đối với B: Có thể không phải là một đánh giá khách quan hoặc toàn diện về B, do phụ thuộc vào các yếu tố cá nhân và mối quan hệ.

Prestige tính bởi Google: Được xây dựng dựa trên các thuật toán không phân biệt đối xử, đánh giá một cách khách quan dựa trên các dữ liệu số và các tiêu chí quy định.

Độ tin cậy dịch vụ: Đề cập đến độ tin cậy về hiệu suất và độ tin cậy của các dịch vụ, các hệ thống được cung cấp trên Web, chẳng hạn như các hệ thống P2P và dịch vụ Web. Độ tin cậy này được đưa ra bởi Yu và Singh [68]; Eigen Trust được đưa ra bởi Kamvar và cộng sự. [74] nhằm mục đích đo độ tin cậy của các dịch vụ được cung cấp bởi các nút ngang hàng trong mạng P2P.

Độ tin cậy người dùng: Đề cập đến độ tin cậy giữa mọi người trên Web. Độ tin cậy này được sử dụng để phát triển kết nối, mối quan hệ và giao dịch với những người dùng khác trong cộng đồng trực tuyến, mạng xã hội và công thương mại điện tử. Ví dụ về tính toán độ tin cậy người dùng này được đề xuất bởi O'Donovan và Smyth [75], Jebran Khan [76] và Podobnik và cộng sự. [77].

Một cách phân chia khác được chỉ ra đó là mô hình tin cậy dựa trên tương tác, mô hình tin cậy dựa trên cấu trúc mạng và mô hình tin cậy lai (kết hợp dựa trên tương tác và dựa trên cấu trúc mạng). Cách tiếp cận này xuất phát từ việc kết nối của người dùng trên mạng xã hội. Với cấu trúc phân cấp mạng xã hội như đã trình bày trong phần 1.1.5, người dùng trên mạng xã hội bao gồm những người dùng có kết nối trực tiếp và những người dùng không có kết nối trực tiếp. Do đó việc xác định độ tin cậy cũng được chia thành hai loại: (i) tin cậy trực tiếp và (ii) tin cậy gián tiếp.

Các mô hình tin cậy dựa trên tương tác được xây dựng từ độ tin cậy trực tiếp giữa hai người dùng trên mạng xã hội. Nhiều nghiên cứu đề xuất các thuật toán dựa trên các giá trị tin cậy trực tiếp để quản lý các mô hình tin cậy của họ. Tuy nhiên, hầu hết các nghiên cứu này không trình bày chi tiết quá trình tính toán các giá trị tin cậy [8], [78], [79], [80], [72] [81], mà giả sử rằng các giá trị này đã tồn tại và họ không trình bày cách tính toán các mức độ tin cậy này. Do đó, có một khoảng cách lớn trong định nghĩa về mô hình tin cậy của họ. Jiang et Wang [10] thừa nhận rằng tin cậy trực tiếp dựa trên sở thích, quan tâm của người dùng, nhưng họ không giải thích cách tính toán sự tương đồng về sở thích, thậm chí, cũng không đề cập đến bất kỳ công trình nào trước đây quan tâm đến việc quản lý tin cậy trực tiếp. Nepal và cộng sự [82] tính toán tin cậy dựa trên lịch sử tương tác của người dùng trên mạng xã hội.

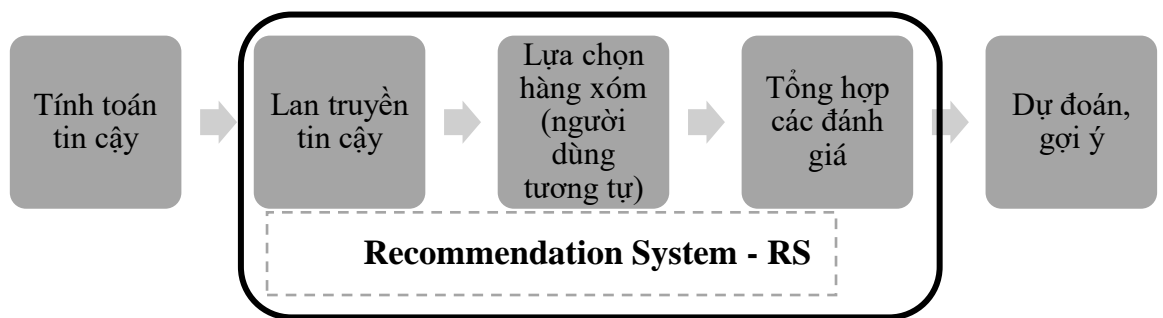
Bên cạnh đó, các mô hình tin cậy dựa trên cấu trúc mạng nhằm mục tiêu là tính toán độ tin cậy gián tiếp. Giữa hai người dùng không có tương tác trực tiếp, dựa vào cấu trúc mạng, thuộc tính lan truyền của độ tin cậy và các cơ chế suy diễn trên mạng tin cậy để tính toán độ tin cậy giữa họ.

1.3.2. Tin cậy trong hệ gợi ý

Có rất nhiều các ứng dụng của việc tính toán độ tin cậy như trong bài toán phân tích dữ liệu, truy hồi thông tin, các hệ gợi ý hay như trong khoa học web, ... Độ tin cậy trong hệ gợi ý (recommendation system – RS) được định nghĩa là mức độ tin cậy của một người đối với người khác trong việc **cung cấp các gợi ý chính xác** liên quan đến sở thích của người dùng đang hoạt động [83] [84].

Có rất nhiều nghiên cứu về độ tin cậy trong hệ gợi ý [85] [61]. Trong hệ thống gợi ý truyền thống, các phương pháp phổ biến sử dụng được chỉ ra như: Phương pháp dựa trên nội dung (content – based), phương pháp lọc cộng tác (Collaborative Filtering – CF) và phương pháp lai (hybird). Các hệ thống gợi ý dựa trên tin cậy thường sử dụng phương pháp lọc cộng tác [61], trong đó mức độ tin cậy được sử dụng như một yếu tố quan trọng để đo lường những người dùng giống nhau nhất và tổng hợp sở thích, quan tâm của họ để đưa ra dự đoán hoặc đề xuất.

Quá trình thực hiện của một hệ gợi ý dựa trên tin cậy có thể được mô tả bởi sơ đồ sau [86]:



Hình 1.8: Sơ đồ một hệ gợi ý dựa trên tin cậy

- *Bước 1:* Bước đầu tiên, đó là bước quan trọng nhất và trọng tâm trong luận án này, là tính toán độ tin cậy giữa những người dùng có tương tác trực tiếp. Đầu ra của bước này là một ma trận vuông kích thước $n \times n$, trong đó n : là số

người dùng và giá trị các phần tử trong ma trận thể hiện mức độ tin cậy giữa người dùng u và v . Dựa trên các đặc điểm của tin cậy, giá trị này có thể là số nhị phân, số thực, số dương hoặc âm.

- *Bước 2*: Sử dụng tính lan truyền tin cậy để tính giá trị tin cậy cho những người dùng không có tương tác trực tiếp.
- *Bước 3*: Xác định những người hàng xóm: Những người hàng xóm là những người dùng có liên quan nhất với những người dùng đang hoạt động, hệ thống sử dụng thông tin của họ để đưa ra dự đoán về sở thích của những người dùng đang hoạt động. Tương tự như cách tiếp cận lọc cộng tác truyền thống, bước thứ ba trong cách tiếp cận dựa trên sự tin cậy là chọn những người hàng xóm. Nhưng có một sự khác biệt quan trọng đó là: trong cách tiếp cận truyền thống, người hàng xóm được chọn dựa trên sự giống nhau, tuy nhiên, trong cách tiếp cận dựa trên tin cậy, giá trị tin cậy là tham số chính.
- *Bước 4*: Tổng hợp các đánh giá của người hàng xóm. Tại bước này hệ thống sẽ đưa ra dự đoán quan tâm của người dùng u về một sản phẩm mà họ chưa đánh giá.
- *Bước cuối* là hiển thị kết quả. Bước này tạo kết quả đầu ra có thể là: dự đoán, khuyến nghị (gợi ý) hoặc danh sách các sản phẩm được xếp hạng cho người dùng.

Như vậy, đầu vào của hệ gợi ý dựa trên tin cậy chính là các giá trị tin cậy. Quá trình xử lý, hệ thống sẽ sử dụng phương pháp lọc cộng tác và kết quả đầu ra sẽ là dự đoán hoặc gợi ý sản phẩm cho người dùng.

1.3.3. Phát biểu bài toán và các công trình liên quan

Đề xuất ban đầu về mô hình tính toán tin cậy trong khoa học máy tính bắt nguồn từ công trình của Marsh vào năm 1994 [46]. Các kỹ thuật tính toán tin cậy, như Sherchan đã thảo luận vào năm 2013 [65], có thể được phân loại thành các phương pháp tiếp cận thống kê, học máy, dựa trên heuristics và dựa trên hành vi.

Các kỹ thuật này chủ yếu tập trung vào việc xây dựng các mô hình bằng cách phân tích cấu trúc mạng, nội dung tin nhắn được trao đổi giữa người dùng và các loại tương tác khác nhau như gửi, phản hồi và chuyển tiếp.

Như đã trình bày trong phần 1.1.5- cấu trúc phân cấp của mạng xã hội, người dùng trên mạng xã hội được chia thành hai nhóm chính là người dùng có tương tác trực tiếp và người dùng không có tương tác trực tiếp (người dùng có tương tác gián tiếp). Mỗi nhóm người dùng này đều có vai trò và tầm ảnh hưởng khác nhau trong mô hình phân cấp của mạng xã hội:

- Người dùng có tương tác trực tiếp thường có mối quan hệ gần gũi hơn và có thể tạo ra sự ủng hộ, hỗ trợ lẫn nhau trong các hoạt động trên mạng xã hội.
- Người dùng có tương tác gián tiếp có thể đóng vai trò quan trọng trong việc phổ biến thông tin hoặc tạo ra sự lan truyền của các nội dung trên mạng xã hội.

Các mô hình nghiên cứu về tính toán tin cậy giữa hai người dùng có tương tác trực tiếp có thể được chỉ ra như các nghiên cứu tiêu biểu sau:

- **STrust** [82] (Nepal và cộng sự): Đưa ra cách tính giá trị tin cậy người dùng dựa trên:
 - Số lượng thành viên theo dõi, đọc, đưa ra phản hồi tích cực về bài đăng của người dùng.
 - Ngược lại, người dùng đó theo dõi bao nhiêu thành viên, bao nhiêu bài họ tương tác (đọc, like, bình luận)
- **Shahram Saeidi** [13]: đưa ra cách tính độ tin cậy trực tiếp giữa hai người dùng dựa vào giá trị $NodeValue(u_i) = \sum_i activity(u_i)$ – giá trị của người dùng u_i để tạo nên độ tin cậy với cộng đồng thông qua các hoạt động (activities) tích cực như số lượng bài đăng, số lượng bình luận, số lượt chia sẻ bài viết hay như số lượt đọc các bài viết. Hạn chế lớn nhất của phương pháp này là có trường hợp nhiều người dùng có tầm ảnh hưởng lớn, có độ tin cậy cao nhưng ít (không thường xuyên) tương tác trên mạng xã hội, công thức $NodeValue$ không phản ánh đúng giá trị của người dùng đó. Ví dụ, GS. Ngô Bảo Châu là một người rất nổi tiếng, tuy nhiên ông ít tương tác trên

mạng xã hội, do đó giá trị NodeValue của ông không phản ánh được tầm ảnh hưởng cũng như độ tin cậy của ông.

- **LoTrust** [54] (Kalaï và cộng sự): Với LoTrust, khi xác định độ tin cậy người dùng dựa trên tương tác có thêm một tham số về thời gian là “Time – aware interaction”. Theo đó, khi xác định tần suất tương tác giữa người dùng phản ánh mức độ thân thiết của họ thì được xác định trong một khoảng thời gian nhất định.

Với hướng nghiên cứu thứ hai, các mô hình tính toán tin cậy giữa hai người dùng không có tương tác trực tiếp, việc tính toán tin cậy dựa trên tập những người dùng trung gian (cộng đồng người dùng). Các nghiên cứu điển hình có thể được chỉ ra trong hướng này là:

- **TidalTrust** [12]: Trong mô hình Tidal Trust, Golbeck sử dụng một tùy biến của thuật toán tìm kiếm theo chiều rộng (BFS) để xác định đường dẫn tin cậy “ngắn nhất” giữa hai người dùng trên mạng xã hội. Hạn chế của TidalTrust là chỉ quan tâm tới giá trị tin cậy của nút lân cận gần nhất đối với nút đích trong mọi đường dẫn tin cậy, điều này ảnh hưởng rất lớn tới đánh giá tin cậy của nút nguồn tới nút đích; đặc biệt trong trường hợp chỉ có duy nhất một đường dẫn.
- **Hamdi** [8]: Tính toán tin cậy giữa hai người dùng không có tương tác trực tiếp dựa trên cấu trúc mạng và dựa trên yếu tố tương tự người dùng.
 - Dựa trên cấu trúc mạng: Hamdi đưa ra khái niệm cường độ của mỗi đường dẫn (strength path). Cách tiếp cận này có độ phức tạp rất lớn khi quy mô của mạng xã hội lớn.
 - Dựa trên yếu tố tương tự người dùng: Hamdi chỉ ra mối quan hệ giữa tin cậy người dùng với mức độ tương tự giữa họ. Theo đó, hai người dùng có mức độ tương tự nhau càng lớn thì sẽ càng có xu hướng tin tưởng nhau hơn so với những người ít tương tự với mình. Tuy nhiên, việc đánh giá mức độ tương tự người dùng còn phụ thuộc vào ngưỡng (giá trị nào thì hai người được gọi là tương tự nhau?). Đây là một hạn chế lớn trong đề xuất của Hamdi khi phải thử rất nhiều giá trị của ngưỡng, khiến phương pháp này trở nên kém linh hoạt.

- **GraphRec** [14] (Wenqi Fan và cộng sự): Nghiên cứu của Wenqi Fan và cộng sự sử dụng các mạng Noron đồ thị (Graph Neural Networks – GNN) bằng việc kết hợp giữa ba mô hình : Mô hình người dùng (User Modeling); Mô hình khoản mục (Item Modeling) và mô hình dự đoán (Rating Prediction). Vì là mô hình sử dụng mạng noron đồ thị nên có rất nhiều tham số đầu vào, mô hình trở nên cồng kềnh, gặp khó khăn cho việc cài đặt và triển khai.

Trong nghiên cứu của mình, Wenqi Fan và cộng sự sử dụng phương pháp học máy và khai thác dữ liệu để dự đoán và tối ưu hóa hiệu suất của mô hình trong việc đề xuất các khoản mục (Item) cho người dùng. Nhóm tác giả thực hiện như sau:

- Ban đầu, mô tả người dùng u_i bất kì thông qua các đánh giá của u_i với các khoản mục (item), được một không gian khoản mục của người dùng như sau:

$$h_i^I = \sigma \left(W \cdot \left\{ \sum_{a \in C(i)} \alpha_i \cdot x_{ia} \right\} + b \right)$$

Trong đó: $\alpha_i = \frac{1}{|C(i)|}$: trọng số của tương tác (đánh giá); x_{ia} : đánh giá của người dùng u_i với khoản mục i_a .

$C(i)$: Tập tất cả các khoản mục mà người dùng u_i đánh giá.

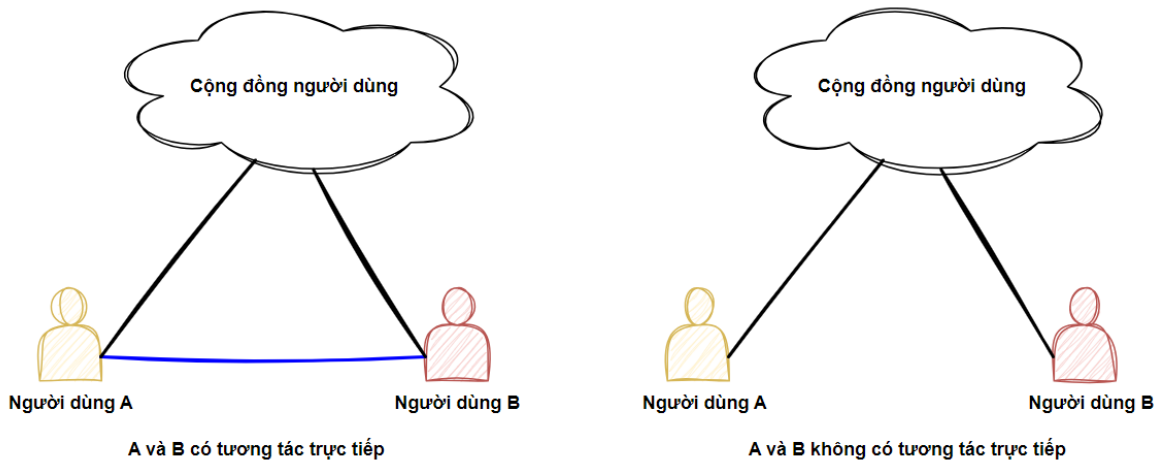
- Sau đó, mô tả đánh giá của người dùng u_i thông qua những người hàng xóm $N(i)$ (người có liên kết trực tiếp với u_i):

$$h_i^S = \sigma \left(W \cdot \left\{ \sum_{o \in N(i)} \beta_i \cdot h_o^I \right\} + b \right)$$

Trong đó: $\beta_i = \frac{1}{N(i)}$: trọng số trung bình của các người hàng xóm.

Trong bối cảnh này, luận án giới thiệu một họ các mô hình tin cậy tính toán nhằm mục đích ước tính mức độ tin cậy của một người dùng (được gọi là "người tin cậy") đối với một người dùng khác (được gọi là "người được tin cậy"). Mô hình tin cậy của luận án đề xuất cung cấp *một công thức toán học* để đánh giá mức độ "tin cậy dựa trên nhận biết chủ đề" giữa các người dùng. Ước tính này dựa trên việc tổng hợp

của hai thành phần chính: "độ tin cậy dựa trên lịch sử" bắt nguồn từ các tương tác trong quá khứ và "độ tin cậy dựa trên cộng đồng" được suy ra từ cộng đồng hoặc nhóm người dùng.



Hình 1.9. Mô tả bài toán

Vậy, việc ước lượng độ tin cậy giữa hai người dùng được luận án chia thành hai trường hợp:

- (1) – Với những người dùng có tương tác trực tiếp: Luận án xây dựng mô hình tin cậy dựa trên tham số là **lịch sử tương tác** giữa hai người dùng đó và mở rộng thêm một tham số là mức độ quan tâm của người dùng về một chủ đề.
- (2) – Với những người dùng không có tương tác trực tiếp: Luận án xây dựng mô hình tin cậy dựa trên **cộng đồng người dùng** bằng việc sử dụng cấu trúc của mạng và mở rộng bằng việc đưa thêm yếu tố tương tự người dùng vào làm một tham số khác.

Bên cạnh đó, luận án cũng xem xét việc kết hợp giữa tin cậy dựa trên lịch sử tương tác và tin cậy dựa trên cộng đồng để đánh giá độ tin cậy giữa hai người dùng.

Như vậy, trên cơ sở về các tiền được trình bày trong phần 1.2.2, luận án đưa ra một cách tính độ tin cậy giữa hai người dùng là một hàm T gồm các tham số sau:

$$Trust(i, j) = T(\text{tương tác}(i, j), \text{quan tâm}(i, t), \text{tương tự}(i, j))$$

Trong đó:

- *Tham số Tương tác (i,j)*: Khảo sát các công trình liên quan như: LoTrust [66], TidalTrust [12], Hamdi[108], Shahram Saeidi [13] trong việc tính toán tương tác giữa hai người dùng và cách các tác giả xây dựng độ tin cậy dựa trên các tương tác đó. Luận án đề xuất cách tính kết hợp có trọng số các dạng tương tác khác nhau.
- *Tham số quan tâm (i, t)*: Mức độ quan tâm của người dùng i về một chủ đề t nào đó. Trong báo cáo [58] đã khảo sát và phân tích ý kiến của người dùng trực tuyến về mối quan hệ giữa độ tin cậy và sự tương đồng về sở thích, quan tâm của người dùng. Họ chỉ ra rằng thái độ chung của người dùng trực tuyến về mối quan hệ giữa độ tin cậy và sự tương đồng về sở thích, quan tâm là tích cực. Trên cơ sở này, luận án đề xuất các phương pháp tính toán quan tâm người dùng, từ đó xây dựng phương pháp xác định tin cậy dựa trên quan tâm đó. Đây là điểm đóng góp tiếp theo của luận án.
- *Tham số Tương tự (i, j)*: Dựa trên căn cứ của tiền đề về tính tương đồng (Homophily), luận án thừa nhận khái niệm “Homophily” trên mạng xã hội trực tuyến [65], [87]. Homophily gợi ý rằng những người dùng mạng xã hội có xu hướng liên kết và tương tác với những người dùng tương tự. Luận án xác định thước đo tương tự kết hợp hai yếu tố: "sự tương tự về hồ sơ" và "sự tương tự về quan tâm". Sự giống nhau về sở thích, quan tâm được lấy từ các bài viết của người dùng liên quan đến chủ đề, trong khi mức độ tương tự hồ sơ dựa trên các bài viết được chia sẻ giữa những người dùng. Trên cơ sở xác định được mức độ tương tự người dùng, luận án đề xuất mô hình tin cậy cộng đồng dựa trên mức độ tương tự đó – Đây là một đóng góp tiếp theo của luận án.

Cách tiếp cận của luận án dựa trên các công trình như LoTrust [54], TidalTrust [12], Shahram Saeidi [13] trong việc tính toán dựa trên tần suất tương tác với các người dùng có liên kết trực tiếp. Luận án xem xét các dạng tương tác khác nhau và phân tích nội dung của thông điệp (các bài đăng, các bài bình luận) để xác định sở thích, quan tâm của người dùng. Tiếp đó, "độ tin cậy dựa trên lịch sử" được ước tính

bằng cách sử dụng hàm tổng hợp giữa tin cậy dựa trên tương tác và mức độ quan tâm của người được tin cậy.

Ngược lại với một số phương pháp khác, chẳng hạn như phương pháp được trình bày trong [54], sử dụng Ngôn ngữ truy vấn SPARQL để xây dựng mối quan tâm của người dùng, luận án sử dụng cách tiếp cận mở rộng các ngữ nghĩa dựa trên Wikipedia, như được đề xuất bởi Gabrilovich và cộng sự [88], Kang và cộng sự [89], [90], [91]. Luận án tập trung phân tích các bài viết của người dùng bằng cách sử dụng kỹ thuật tf-idf [92], [93], [94] để tính toán trọng số các từ trong tài liệu, cho phép việc biểu diễn vector của bài viết và chủ đề cũng như xác định mức độ quan tâm trong chủ đề nào đó.

Khái niệm "độ tin cậy dựa trên cộng đồng" được nghiên cứu bởi [65], [95], [96], [97], [98] được định nghĩa là độ tin cậy của một người trong mắt một người khác, thường được suy ra từ một cộng đồng hoặc một nhóm các thành viên tham gia. Một số phương pháp tiếp cận hiện có thì sử dụng việc lan truyền độ tin cậy thông qua cấu trúc mạng để xây dựng độ tin cậy dựa trên cộng đồng, chẳng hạn như TidalTrust [12], Hamdi [8]. Tuy nhiên, những cách tiếp cận này phải đối mặt với những thách thức về độ phức tạp tính toán và thiếu nền tảng vững chắc trong việc xây dựng đường dẫn tin cậy.

Khi đó, luận án sẽ cung cấp các kỹ thuật để ước tính độ tin cậy từ một cộng đồng bằng cách sử dụng các phép đo hoặc toán tử tương tự trong đại số đường dẫn. Luận án cũng sử dụng các toán tử đại số đường đi của đồ thị [99] [34] [35] [36] để tính độ tin cậy từ cộng đồng và được tóm tắt ngắn gọn như sau: Đầu tiên, xây dựng một cấu trúc phân cấp của các hàng xóm đối với một số người đáng tin cậy với người dùng u_i . Lớp L_i^1 bao gồm những người hàng xóm được kết nối trực tiếp với u_i và L_i^2 bao gồm những người dùng được kết nối trực tiếp với những người dùng trong L_i^1 nhưng không kết nối với người dùng u_i, \dots . Định nghĩa đệ quy được xây dựng trong Phần 1.1.5 - Cấu trúc phân cấp của mạng xã hội. Và sau đó ước tính độ tin cậy của u_i đối với những người được tin cậy $u_j \in L_i^k, k \geq 1$ bằng toán tử nối dọc theo một đường dẫn và tập hợp nhiều đường dẫn khác nhau. Ngoài ra, luận án có cùng tư tưởng với luận án của Hamdi [58], theo đó độ tin cậy giữa các cặp người dùng được xác định

dựa trên cấu trúc mạng vốn có. Hamdi giới thiệu khái niệm " Cường độ đường dẫn - Path Strength" (s_p) để định lượng độ tin cậy trong các mối quan hệ như vậy, hướng tới một đường dẫn "hoàn hảo" với giá trị cường độ tối đa là 1.

Về sự tương tự (similarity) trong cộng đồng, luận án thừa nhận khái niệm "Homophily" trên mạng xã hội trực tuyến, như [65], [87] đã được đề cập đến trong phần 1.1.2 – phân tích mạng xã hội. Homophily gợi ý rằng những người dùng mạng xã hội có xu hướng liên kết và tương tác với những người dùng tương tự. Luận án xác định thước đo tương tự kết hợp hai yếu tố: "sự tương tự về hồ sơ" và "sự tương tự về quan tâm". Sự giống nhau về sở thích, quan tâm được lấy từ các bài viết của người dùng liên quan đến chủ đề, trong khi mức độ tương tự hồ sơ dựa trên các bài viết được chia sẻ giữa những người dùng. Trên cơ sở xác định được mức độ tương tự người dùng, luận án đề xuất mô hình tin cậy cộng đồng dựa trên mức độ tương tự đó. Từ đó đánh giá ảnh hưởng của việc đưa yếu tố tương tự người dùng vào cách xác định tin cậy.

1.4. Các bộ dữ liệu thu thập từ mạng xã hội

1.4.1. Thu thập dữ liệu

Hầu hết các công trình quan tâm tính toán tin cậy trong OSN (ví dụ: [100], [101] [102][33]) tiến hành thử nghiệm của họ bằng bộ dữ liệu Epinions. Hamdi [8] sử dụng bộ dữ liệu Advogato trong đó các giá trị của độ tin cậy chỉ là 1 (tin cậy) hoặc 0 (không tin cậy) và không phải là giá trị thực nằm trong khoảng [0, 1]. Các giá trị tin cậy trung gian như 0.7 không thể hiện được trên Advogato. Để tiến hành cho các thử nghiệm, luận án lựa chọn bộ dữ liệu Epinions mà nhiều nghiên cứu đã sử dụng như một bộ dữ liệu chuẩn dùng để đánh giá những đề xuất của luận án đồng thời so sánh với một số nghiên cứu trước đó cùng sử dụng bộ dữ liệu này. Tuy nhiên, như đã trình bày trong phần 1.3.3 phát biểu bài toán, luận án đề xuất cách xác định tin cậy người dùng dựa vào tương tác và ngữ nghĩa của các thông điệp (bài đăng, bài bình luận) của người dùng trong khi đó bộ dữ liệu Epinions chỉ chứa tương tác của người dùng là các đánh giá (rating) của họ về một nội dung (content) nào đó. Do hạn chế này, luận án đã tìm kiếm một tập dữ liệu khác để thực hiện thêm các thực nghiệm và

đánh giá kết quả. Luận án tiến hành thu thập hai bộ dữ liệu DAR - DONGANH RUNNERS và CG - CHELTENHAM'S GROUPS (được mô tả chi tiết trong phần 1.4.2.2) dùng cho bài toán thực nghiệm trong chương 2. Bộ dữ liệu Epinions sẽ được dùng để đánh giá và so sánh trong phần thực nghiệm chương 3 của luận án.

1.4.2. Mô tả dữ liệu

1.4.2.1. Bộ dữ liệu Epinions (trust network)

Bộ dữ liệu này luận án lấy từ Kaggle[†]. Epinions là một bộ dữ liệu thực, được sử dụng rất nhiều trong các bài toán đánh giá của hệ gợi ý. Bộ dữ liệu này chứa các đánh giá của người dùng về các bài đăng và mối quan hệ tin cậy giữa các người dùng đó dựa trên các đánh giá của họ (người dùng đánh giá một người dùng khác dựa trên số lượng các đánh giá của họ về một bài đăng nào đó). Tổng quan về bộ dữ liệu bao gồm một tập người dùng, một tập các bài đăng và các đánh giá của người dùng về các bài đăng của người dùng khác với các mức độ đánh giá từ 1 đến 5 (1- không hữu ích; 2 – hơi hữu ích; 3- hữu ích; 4 – rất hữu ích và 5 thực sự hữu ích).

Bộ dữ liệu gồm 3 files:

- **user_rating.txt**: Lưu thông tin cậy giữa các người dùng.
 - MY_ID: ID của người dùng tin cậy (trustor)
 - OTHER_ID: ID của người dùng được tin cậy (trustee)
 - VALUE: Giá trị tin cậy (= 1 nếu tin cậy và -1 nếu không tin cậy)
 - CREATION: Ngày tạo đánh giá.
- **mc.txt**: Lưu thông tin của các bài đăng (member – content)
 - CONTENT_ID: ID của bài đăng. Mỗi một bài đăng được viết bởi 1 người dùng.
 - AUTHOR_ID: ID của người dùng đăng bài.
 - SUBJECT_ID: ID chủ đề
- **rating.txt**: Lưu thông tin đánh giá của người dùng về các bài đăng

[†] <https://www.kaggle.com/datasets/masoud3/epinions-trust-network>

- OBJECT_ID: ID của các bài đăng được đánh giá. Thực chất là CONTENT_ID trong bảng mc.txt
- MEMBER_ID: ID của người dùng đánh giá bài đăng.
- RATING: Giá trị đánh giá cho các bài đăng. Trường này chứa các giá trị đánh giá từ 1 cho đến 5. Trong đó: 1 – không hữu ích; 2 – hơi hữu ích .; 3 – hữu ích; 4 – rất hữu ích và 5 – thực sự hữu ích.
- STATUS: Hiển thị trạng thái của đánh giá.
- Và 1 số trường khác như: CREATION, LAST_MODIFIED,...luận án không sử dụng đến.

Ta có thể thống kê tổng quát về bộ dữ liệu Epinions ở bảng sau:

Bảng 1.2: Thống kê dữ liệu Epinions

Dữ liệu	
Tổng số người dùng	34622
Số bài đăng (items)	165453
Số người dùng đăng bài	28770
Tổng số đánh giá	28748
Số lượng đánh giá trung bình của một người dùng	1.661
Số lượng chủ đề	2014

1.4.2.2. Bộ dữ liệu DAR và CG

Hai bộ dữ liệu tiếp theo luận án thu thập để sử dụng cho việc kiểm nghiệm và đánh giá đó là:

Bộ dữ liệu đầu tiên thực hiện đó là thu thập dữ liệu trên một nhóm người yêu thích chạy, có tên là “**DAR – DONG ANH RUNNERS**”^{‡§}. Họ thảo luận về các chủ đề xung quanh chạy như: thời trang trong chạy; chế độ ăn uống như nào cho phù hợp

[‡] <https://m.facebook.com/groups/370942430322164/>

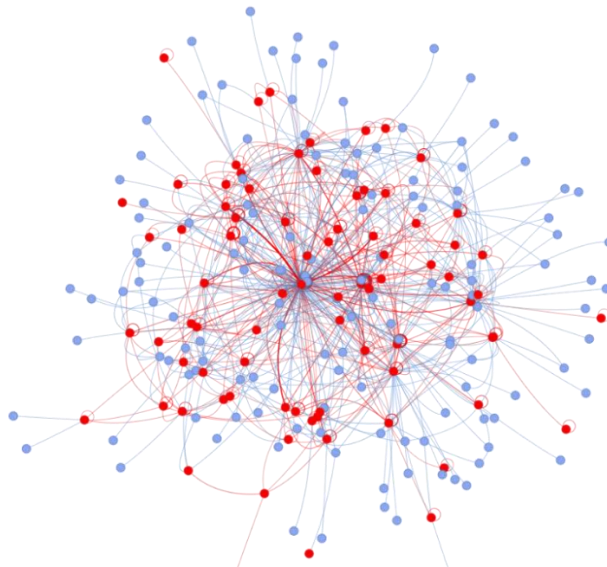
[§] <https://github.com/ThanhPhamPhuong/DARDataset>

(sức khỏe trong chạy); các giải chạy; các thể loại chạy như chạy đường trường, chạy đường đôi núi (trail) và kỹ thuật trong chạy.

Theo thống kê, tính đến ngày 30/04/2021 nhóm chạy “DAR – DONG ANH RUNNERS” gồm 497 thành viên. Số lượng thành viên tham gia đăng bài từ năm 2018 đến 04/2021 là 89 người với số lượng bài đăng là 442 bài. Số lượng người tham gia các tương tác (lượt thích, bình luận) là 218 người với gần 10000 bài bình luận. Ta có thể thống kê bằng bảng sau:

Bảng 1.3: Thống kê dữ liệu thu thập từ nhóm chạy DAR

Dữ liệu thu thập	
Tổng số thành viên	497
Số thành viên tham gia đăng bài	89
Số bài đăng	442
Số bài bình luận	9970



Hình 1.10: Mối quan hệ người dùng trong bộ dữ liệu DAR

Luận án thể hiện dữ liệu sử dụng bộ thư viện của Python, trực quan hóa bằng Hình 1.10. Trong đó, các nút màu đỏ thể hiện những người dùng có ít nhất một bài

đăng, các nút màu xanh thể hiện các người dùng khác có bài bình luận. Khuyến tại những nút màu đỏ thể hiện người dùng đó bình luận vào chính bài đăng của mình.

Để lấy được dữ liệu của nhóm chạy này trên facebook, luận án đã xây dựng một công cụ để trích xuất các thông tin của nhóm dưới dạng 02 file excel với tư cách là một thành viên của nhóm. Bộ dữ liệu “**DAR- DONG ANH RUNNERS**” gồm 02 file với các thông tin sau:

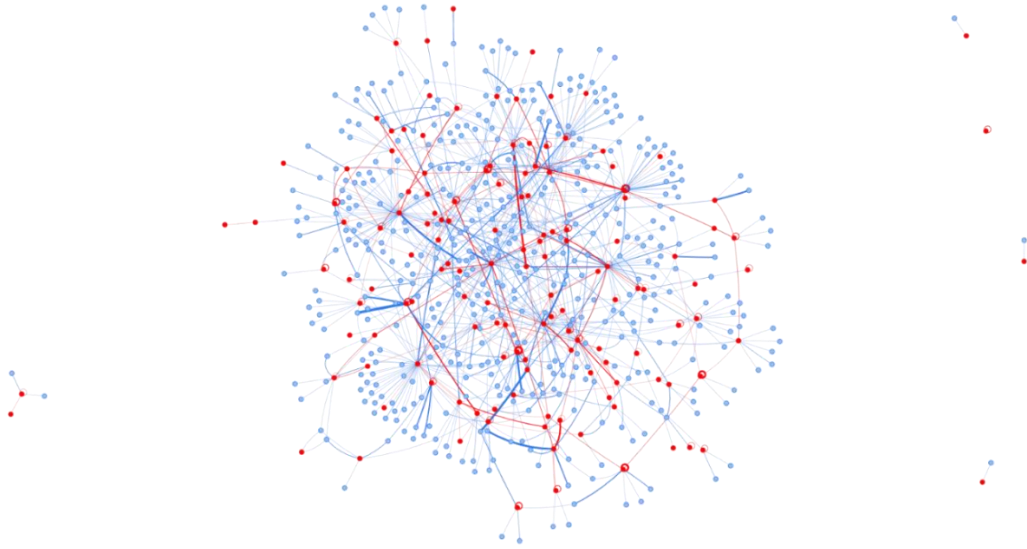
- **post.xls**: Lưu thông tin của người đăng bài và nội dung của bài đăng
 - **p_id**: ID của bài đăng
 - **user_name**: Tên của người đăng bài
 - **user_id**: ID của người đăng
 - **type**: Kiểu bài đăng. Trường này nhận các giá trị: photo (nếu bài đăng dạng ảnh); status (bài đăng dạng văn bản); link (bài đăng là đường link)
 - **text**: Nội dung của bài đăng
 - **p_created_time**: ngày giờ đăng bài
 - **p_updated_time**: ngày giờ cập nhật lại bài đăng
- **comments.xls**: Lưu thông tin của các người dùng bình luận tương ứng với từng bài đăng.
 - **p_id**: ID của bài đăng
 - **u_comm**: Tên của người bình luận
 - **comm**: nội dung bài bình luận

Bộ dữ liệu thứ hai luận án có được từ Kaggle về nhóm Facebook có tên là “**CG -Cheltenham's Facebook Groups**”^{**}. Đây là nhóm gồm các cư dân sinh sống ở thị trấn Cheltenham, bang Pennsylvania, Mỹ. Họ trao đổi với nhau về các vấn đề thường ngày xảy ra trong thị trấn như: vấn đề về giao thông, vấn đề về ống thoát nước, vấn đề về trộm cắp (chó, mèo), và vấn đề lớn như vụ kiện Bill Cosby, ...

Bộ dữ liệu này gồm 4 file:

^{**} <https://www.kaggle.com/datasets/mchirico/cheltenham-s-facebook-group>

- **member.csv:** Đây là tất cả các thành viên trong nhóm. Một số thành viên không bao giờ hoặc hiếm khi đăng bài hoặc bình luận. Ta có thể thấy nhiều mục trong bảng này cho cùng một người. Tên của từng cá nhân không bao giờ thay đổi, nhưng họ có thể thay đổi hình đại diện. Mỗi lần thay đổi hình đại diện sẽ được ghi lại trong bảng này. Facebook cung cấp cho người dùng một ID mới trong bảng này khi họ thay đổi hình đại diện.
 - **id:** Mã thành viên
 - **name:** tên thành viên
 - **url:** địa chỉ đường dẫn tới trang facebook cá nhân.
- **post.xls:** Gồm các thông tin
 - **pid:** mã (ID) của bài đăng
 - **id:** Mã (Id) của người đăng
 - **name:** tên của người đăng
 - **msg:** Nội dung của bài đăng
 - **likes:** Số người thích (like)
- **comments.xls:**
 - pid: ID bài đăng, ánh xạ sang file post.xls
 - cid: mã (ID) của bài bình luận
 - id: mã (ID) của người bình luận
 - name: tên người bình luận
 - rid: Mã (ID) của người có bài bình luận đầu tiên
 - msg: Nội dung bài bình luận
- **like.xls:** Đây là các lượt thích và phản hồi. Hai khóa trong tệp này (pid, cid) sẽ kết nối với bài đăng và bình luận tương ứng.
 - **pid:** ID của bài đăng được kết nối đến file post.xls
 - **cid:** ID của người bình luận.
 - **response:** loại phản hồi như LIKE, ANGRY, ...
 - **id:** ID của người phản hồi
 - **name:** tên của người phản hồi



Hình 1.11: Mối quan hệ giữa người dùng trong bộ dữ liệu CG

Bảng 1.4: Thống kê bộ dữ liệu CG

Dữ liệu thu thập	
Tổng số thành viên	22491
Số thành viên đăng bài	2846
Số bài đăng	21001
Số người bình luận	4798
Tổng số bình luận	140856

1.5. Kết luận chương 1

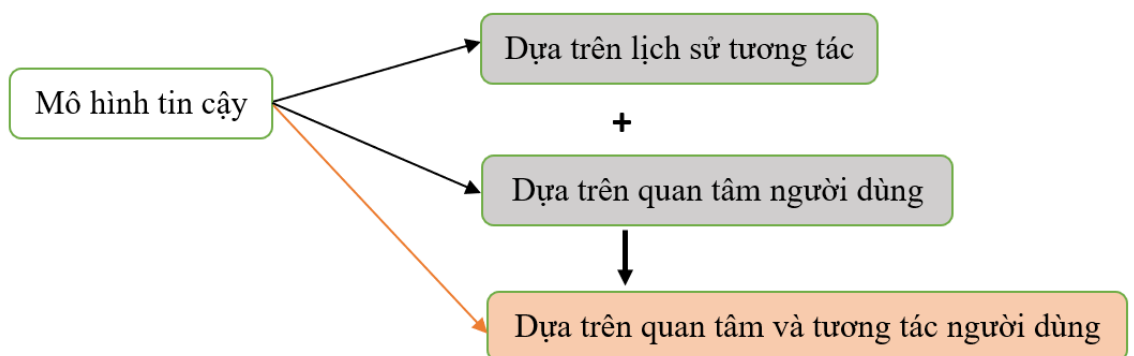
Trong những năm gần đây, các phương tiện truyền thông xã hội đặc biệt là các mạng xã hội ngày càng hiện diện sâu rộng trong nhiều lĩnh vực. Trong chương một, luận án đã trình bày sơ lược các khái niệm liên quan đến mạng xã hội, cấu trúc phân cấp của mạng xã hội, phân tích mạng xã hội và các hoạt động của người dùng xã hội. Phần tiếp theo là giới thiệu tổng quan về khái niệm độ tin cậy, làm rõ các tiền đề của tin cậy, các thuộc tính, các giá trị của độ tin cậy, các mô hình tin cậy trong các nghiên cứu trước đây. Từ đó có cái nhìn tổng quát về những công việc mà các nghiên cứu trước đó đã làm và nêu vấn đề mà luận án sẽ hướng tới. Mục tiêu của luận án là phát triển một mô hình tin cậy dựa vào tương tác ngữ nghĩa của các thông điệp trên mạng xã hội. Phần cuối cùng của chương giới thiệu về hai bộ dữ liệu mà luận án đã thu thập và tiền xử lý trước khi đưa vào cài đặt kiểm nghiệm.

CHƯƠNG 2. MÔ HÌNH TIN CẬY DỰA TRÊN LỊCH SỬ TƯƠNG TÁC VÀ QUAN TÂM NGƯỜI DÙNG

Trong chương này, dựa trên tiền đề liên quan tới tương tác, các mối quan hệ giữa những người dùng trên mạng xã hội, luận án đề xuất phương pháp đo lường độ tin cậy dựa trên lịch sử tương tác kết hợp với quan tâm người dùng về một chủ đề nào đó. Với phương pháp đo lường độ tin cậy dựa trên lịch sử tương tác, luận án tìm được những mối liên quan với các nghiên cứu trước đó như LoTrust [54], TidalTrust [12], SWTrust [10] và TrustWalker [103] và mới đây nhất là Saeidi [13]. Tuy nhiên, những nghiên cứu này xây dựng mô hình tin cậy của họ chủ yếu dựa trên tần suất tương tác giữa những người dùng mà chưa quan tâm đến bản chất của các tương tác đó. Trong chương này, luận án đề xuất một cách tiếp cận mới trong đó chỉ ra nhiều dạng tương tác khác nhau được xác định từ các mối quan hệ người dùng trên mạng xã hội như: mức độ quen biết của họ, mức độ phản hồi khi nhận được thông điệp hay như tần suất tương tác. Nội dung này được luận án chỉ ra trong phần 2.2.

Bên cạnh đó, luận án mở rộng khái niệm quan tâm người dùng để xác định độ tin cậy trực tiếp giữa hai người dùng về một chủ đề nào đó. Đây là khía cạnh mới mà luận án đề xuất và làm rõ trong phần 2.1 dưới đây.

Như vậy, có thể tóm tắt các đề xuất của luận án trong chương này như sau:



Hình 2.1: Sơ đồ tổng thể đóng góp của luận án trong chương 2

Trong các phần còn lại của chương này, luận án tiến hành một số thực nghiệm với các bộ dữ liệu mà luận án đã trình bày trong chương 1. Đồng thời so sánh với một

số nghiên cứu trước đó có hướng tương tự trong việc xây dựng mô hình tin cậy dựa trên tương tác.

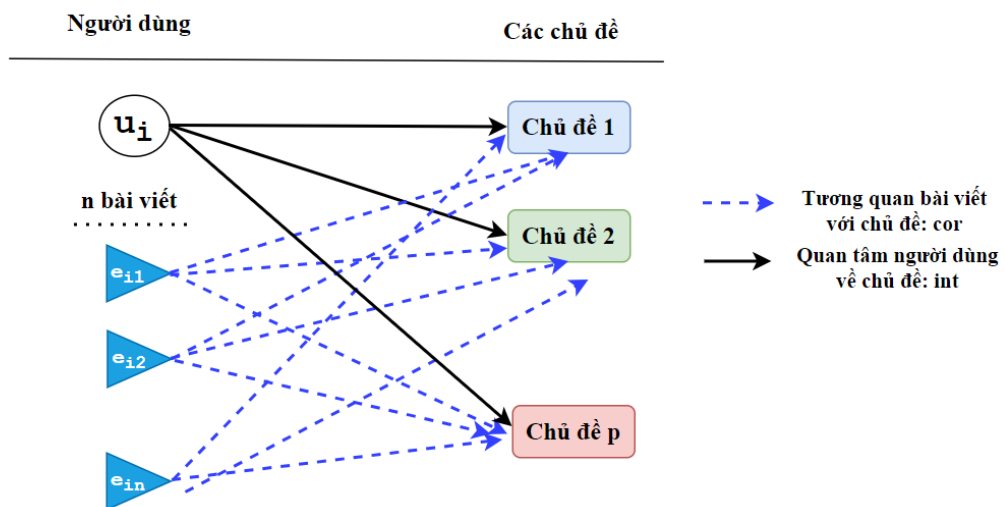
2.1. Quan tâm người dùng theo chủ đề

Công việc đầu tiên luận án đề cập đến đó là ảnh hưởng của quan tâm người dùng đến độ tin cậy giữa hai người dùng trên mạng xã hội. Tại sao luận án lựa chọn việc đưa yếu tố quan tâm người dùng vào việc xây dựng mô hình tin cậy? Thật vậy, ta có thể giải thích bằng một vài lý do sau:

Trong ngành tâm lý xã hội, sở thích hay quan tâm có thể được coi là thái độ của một người đối với một tập hợp các đối tượng, thường được phản ánh trong một quá trình ra quyết định rõ ràng [104]. Cuộc khảo sát được trình bày trong [64] là khảo sát và phân tích ý kiến của người dùng trực tuyến về mối quan hệ giữa độ tin cậy và sự tương đồng về sở thích, quan tâm của người dùng. Họ chỉ ra rằng thái độ chung của người dùng trực tuyến về mối quan hệ giữa độ tin cậy và sự tương đồng về sở thích, quan tâm là tích cực.

Trên thực tế, mọi người tin cậy hơn vào những ý kiến của người dùng có sở thích, quan tâm tương tự như ý kiến của họ trong một vấn đề cụ thể. Chúng ta có thể sử dụng yếu tố này để đánh giá sự tin cậy trực tiếp giữa hai người dùng.

Phần tiếp theo, luận án trình bày về phương pháp để xác định sở thích, quan tâm người dùng.



Hình 2.2: Phương pháp để xác định sở thích, quan tâm người dùng

Các bước để xác định sở thích, quan tâm người dùng theo chủ đề:

- Biểu diễn bài viết, chủ đề dưới dạng vector sử dụng kỹ thuật TF – IDF. Nội dung này được trình bày trong phần 2.1.1.
- Xác định mối tương quan giữa từng bài viết với mỗi chủ đề cụ thể. Nội dung này được trình bày trong phần 2.1.2.
- Tính toán quan tâm người dùng về chủ đề dựa trên mức độ tương quan của bài viết với chủ đề đó. Nội dung này được trình bày trong phần 2.1.3.

2.1.1. Biểu diễn vector bài viết và chủ đề

2.1.1.1. Biểu diễn bài viết

Trong các nghiên cứu liên quan đến dữ liệu văn bản, cách thức biểu diễn văn bản là một trong các bước quan trọng làm tiền đề cho việc ứng dụng các phương pháp và kỹ thuật để khai thác, phân tích và xử lý dữ liệu văn bản. Tùy thuộc vào từng bài toán, từng thuật toán ứng dụng khác nhau mà các nghiên cứu lựa chọn mô hình biểu diễn dữ liệu văn bản phù hợp, các mô hình biểu diễn văn bản phổ biến hiện nay gồm mô hình logic, mô hình vector, mô hình đồ thị, ...

Mô hình logic: Theo các nghiên cứu [32] [70] [60] [105] [106] thì dữ liệu văn bản biểu diễn theo mô hình logic thông qua các danh sách các từ và chỉ số của chúng trong văn bản. Chỉ số của các từ loại trong văn bản thường là tần suất xuất hiện của từ loại hoặc trọng số của từ loại, v.v. Các từ loại được đánh chỉ số trong văn bản gốc đều là các từ có nghĩa. Mỗi văn bản được đánh chỉ số theo qui tắc liệt kê các từ có nghĩa trong văn bản theo thứ tự xuất hiện trong văn bản hoặc được sắp xếp theo thứ tự từ điển. Nói cách khác, cách biểu diễn văn bản theo mô hình logic là đánh chỉ số index cho các từ xuất hiện trong văn bản cần xem xét.

Mô hình đồ thị: Mô hình được John F. Sowa đưa ra lần đầu tiên vào năm 1976, còn được gọi là mô hình đồ thị khái niệm (Conceptual Graphs CGs) [107] [105] [108]. Mô hình đồ thị này hiện nay được khá nhiều ứng dụng sử dụng vào các bài toán xử lý văn bản. Trong mô hình đồ thị, mỗi đồ thị là một văn bản, đỉnh của đồ thị có thể là câu, hoặc từ, hoặc kết hợp câu và từ, cạnh nối giữa các đỉnh là vô hướng hoặc có hướng, thể hiện mối quan hệ trong đồ thị. Ngoài ra, có thể sử dụng đồ thị chứa trọng số để biểu diễn văn bản, khi đó, nhãn của đỉnh thường là tần số xuất hiện

của từ xuất hiện trong câu, trong văn bản, còn nhãn của cạnh là tên liên kết khái niệm giữa hai đỉnh, hay tần số xuất hiện chung của hai đỉnh trong một phạm vi nào đó, hay tên vùng mà đỉnh xuất hiện trong văn bản.

Mô hình vector: Theo các nghiên cứu [32] [70] [60] [105] [106] thì mô hình vector là một trong những mô hình đơn giản và thường được sử dụng trong phần lớn các bài toán xử lý dữ liệu văn bản. Theo mô hình này, mỗi văn bản được biểu diễn thành một vector, mỗi thành phần của vector là một từ khóa trong tập văn bản gốc và được gán một giá trị trọng số, trọng số có thể được xác định bằng tần suất xuất hiện của từ trong văn bản.

Phát biểu của mô hình như sau: Mỗi văn bản d được biểu diễn dưới dạng một vector: $\mathbf{v} = (v_1, v_2, \dots, v_n)$ (gọi là vector đặc trưng cho văn bản d), với n là số lượng các từ khóa đặc trưng hay số chiều của vector (thường là tổng số từ khóa), v_i là trọng số của từ khóa thứ i hay đặc trưng thứ i (với $1 \leq i \leq n$). Trọng số của đặc trưng v_i có thể được tính dựa theo tần suất xuất hiện của từ khóa trong văn bản d . Nếu xét một tập hợp các văn bản D thì sẽ có một tập các vector, khi đó được gọi là ma trận trọng số $w = w_{ij}$ được xác định dựa trên tần suất xuất hiện của từ khóa trong tập hợp các văn bản D .

Ví dụ với bài viết: “*Sáng chủ nhật này anh em tính sao khi thời tiết toẹt trời thế này!*”. Khi đó, với bài viết này, số từ khóa thu được là 14 từ, từ “*này*” xuất hiện 2 lần, số thành phần trong vector là $n=13$. Như vậy, vector biểu diễn cho bài viết này có 13 chiều, giá trị mỗi chiều được tính dựa trên tần suất xuất hiện biểu diễn như sau: $\mathbf{v} = (1/13, 1/13, 2/13, \dots, 1/13)$.

Luận án sử dụng biểu diễn các bài viết, chủ đề và các chủ đề dưới dạng mô hình vector sử dụng kỹ thuật *TF – IDF*.

Kỹ thuật TF – IDF:

Kỹ thuật *Term Frequency-Inverse Document Frequency (TF-IDF)*: Kỹ thuật này cũng đếm số lần xuất hiện của các từ trong bài viết, tuy nhiên giá trị của từng phần tử trong vector được tính dựa trên tần suất xuất hiện của từ trong bài viết và tần suất xuất hiện của từ đó trong toàn bộ tập dữ liệu. Các từ xuất hiện nhiều trong một

bài viết nhưng ít xuất hiện trong các bài viết khác sẽ có giá trị cao hơn trong vector biểu diễn của bài viết đó.

Có một số phương pháp biểu diễn khác như *BOW* (*Bag – of – word*), *Word2Vec* hay *Doc2Vec* nhưng do tính chất của các bài viết trên mạng xã hội là các văn bản ngắn nên kỹ thuật TF - IDF là lựa chọn phù hợp để biểu diễn bài viết dưới dạng vector. TF - IDF phù hợp với dữ liệu với số lượng từ vựng không quá lớn và phân bố đều trong các bài viết. Bên cạnh đó, các bài viết ngắn thường không đủ dữ liệu để học mối quan hệ giữa các từ và cụm từ. Do đó, phương pháp *Word2Vec* hay *Doc2Vec* có thể không cho kết quả tốt trên dữ liệu này.

Như vậy, bất kỳ một tài liệu hay một đoạn văn bản nào cũng được xem như một tập các thuật ngữ. Ta có:

$$tf - idf(d, D_i) = tf(d, D_i) \times idf(d, D) \quad (2.1)$$

Trong đó, $tf(d, D_i)$ là tần suất thuật ngữ d xuất hiện trong tài liệu D_i

$$idf(d, D) = \log\left(\frac{\|D\|}{1 + \|D_i\|_{d \in D_i}}\right) \quad (2.2)$$

Việc biểu diễn vector tổng quát được mô tả như sau:

Giả sử $D = \{D_1, D_2, \dots, D_p\}$ là tập gồm p tài liệu. Mỗi tài liệu D_i được mô tả bởi một tập các thuật ngữ hay các từ: $D_i = \{d_{i1}, \dots, d_{ip_i}\}$. Đặt $V = \{v_1, \dots, v_q\}$ là tập tất cả thuật ngữ khác nhau trong toàn bộ tài liệu. Trọng số của thuật ngữ $d \in V$ đối với tài liệu D_i được định nghĩa bởi công thức:

$$w_d = tf(d, D_i) \times idf(d, D) \quad (2.3)$$

Và khi đó mỗi D_i được biểu diễn bởi vector q -chiều $D_i = (w_1, \dots, w_q)$, trong đó:

$$w_k = tf(v_k, D_i) \times idf(v_k, D), k = 1, \dots, q. \quad (2.4)$$

Biểu diễn vector bài viết

Giả sử rằng $V_E = \{e_1, \dots, e_r\}$ là một tập của r thuật ngữ khác nhau trong tất cả các bài viết $e_{ij} \in E_i$ trong \mathcal{E} . Một vector bài viết e_{ij} được định nghĩa như sau:

$$e_{ij} = (e_{ij}^1, \dots, e_{ij}^{\|V_E\|}), i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, n_j \quad (2.5)$$

Trong đó, $e_{ij}^k = tf(e_l, e_{ij}) \times idf(e_l, E_i)$, $e_l \in V_E, l = 1, \dots, r; k = 1, \dots, \|V_E\|$

Như vậy đầu vào là một văn bản, sau khi biểu diễn vector, kết quả đầu ra sẽ là tập các thuật ngữ trong văn bản và tần suất xuất hiện của chúng:

...;(kết thúc:0.797); (có mặt:0.694); (dự kiến:2.632); (chúng ta:0.462); (một:0.503); (cổ:1.755);(ô tô:1.755); (phúc:1.039); (cung:0.834); (lạnh:1.254); (có thể:0.537); (tham gia:0.294); (cùng:1.393); (ồn ào:1.016); (đến:0.311); (cái:0.878); (tí:0.658); (đi:1.056); (route:0.627); (hơi:0.797); (giật mình:1.016); (thùng:0.739); (con:1.389); (thời điểm:0.797); (xuất phát:1.154); (len lỏi:2.033); (tổng hợp:0.797); (manh:1.073); (sớm:0.537); (lavie:1.016); (thi thoảng:1.016); (ở:0.851); (đoàn:1.593); (nhóm:0.745); (lịch:0.694); (tự túc:1.016); (em:0.295); (đăng ký:0.398); (da:0.739); (đông:0.381); (xe:0.537); (mai:0.537); (đào:0.45); (doan:0.6); (vì:0.537); (đó:0.417); (người:0.933); (thực sự:0.878); (không khí:0.797); (vài:0.694); (rét:0.797); (anh chị em:0.503); (bình yên:1.016);...

2.1.1.2. Biểu diễn chủ đề

Như đã trình bày trong chương một, luận án sử dụng trên hai bộ dữ liệu: bộ dữ liệu thứ nhất là dữ liệu của một nhóm yêu thích chạy ở huyện Đông Anh, Hà Nội; tên facebook của nhóm là “DAR-DONG ANH RUNNERS” và bộ dữ liệu thứ hai có được từ nhóm Facebook có tên là “Cheltenham's Facebook Groups” - nhóm gồm các cư dân sinh sống ở thị trấn Cheltenham, bang Pennsylvania, Mỹ. Do tính chất về nội dung các bài đăng, bài bình luận với bộ dữ liệu đầu là Tiếng Việt, với bộ dữ liệu sau là Tiếng Anh nên luận văn sẽ tiến hành xác định các chủ đề cho từng bộ dữ liệu theo các cách khác nhau:

Với bộ dữ liệu thứ nhất, “**DAR - DONG ANH RUNNERS**”, luận án xác định tổng quan đây là một nhóm thảo luận về các vấn đề xung quanh việc chạy như: các giải chạy được tổ chức (địa điểm, thời gian, kinh phí,...); các kỹ thuật chạy giúp người chạy đạt thành tích tốt nhất, ... cho đến việc lựa chọn đôi giày chạy nào là phù hợp với các cự ly, mặc áo nào thấm hút mồ hôi nhưng vẫn phải đảm bảo tính thời trang,... Với số lượng bài đăng và số lượt bình luận không quá lớn, luận án đã quan sát và đưa ra sáu chủ đề chính mà nhóm quan tâm và thường xuyên trao đổi về các chủ đề đó (Bảng 2.1).

Sáu chủ đề đề xuất để phục vụ cho nghiên cứu và thực nghiệm là:

- | | |
|-------------------------|----------------------|
| 1- Giải chạy () | 2- Thời trang chạy |
| 3- Sức khỏe trong chạy | 4- Chạy đường trường |
| 5- Chạy đồi núi (trail) | 6- Kỹ thuật chạy |

Để xây dựng *Danh sách từ vựng cho chủ đề* được luận án thực hiện dựa trên thuật toán mở rộng từ vựng theo từ điển Wikipedia và thu được chính là danh sách các từ vựng của các chủ đề.

Bảng 2.1: Danh sách các từ trong các chủ đề của bộ dữ liệu DAR

Thời trang chạy	Sức khỏe trong chạy	Chạy trail	Chạy đường trường	Giải chạy	Kỹ thuật chạy
Giày	ăn uống	Rừng núi	Đeo đai	Giải chạy	Khoa học
áo thun	Mệt mỏi	Hiềm trở	Đường trường	Checkin	Kỹ thuật
thời trang	Đau	Cây xanh	Cự ly	Về đích	Khởi động
đế mềm	Xương khớp	Xanh mướt	Sức bền	Full marathon	Marathon
giày thể thao	Khớp	Địa hình	Liên tục	Haft marathon	Hướng dẫn
Sneaker	Thoải mái	Leo núi	Khoảng cách	Thành phố	Cần biết
phù hợp	Dinh dưỡng	Cung đường	Rèn luyện	Nộp tiền	Cơ bản
động tác	Nghỉ ngơi	Lối mòn	Pace	Tham gia	Chạy bộ
thiết kế	Bàn chân	Khám phá	Giao thông	BIB	Cách chạy
đế giày	Thể chất	Trail	Marathon	Địa điểm	Về đích
màu sắc	Sức khỏe	Vách đồi	Đua	Thể thao	Hợp lý
đàn hồi	Tinh thần	Nguy hiểm	Tiếp sức	Cung đường	Tư thế
...

Có rất nhiều kỹ thuật để xác định chủ đề của văn bản, có thể kể ra như mô hình rất phổ biến LDA (Latent Dirichlet Allocation) [109]. Và mới đây vào cuối năm 2018,

các nhà nghiên cứu tại Google AI Language đã công bố mã nguồn mở cho một kỹ thuật mới trong xử lý ngôn ngữ tự nhiên (NLP), được gọi là BERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers) [110]. Google đặt mục tiêu với BERT đó là: Giúp công cụ tìm kiếm hiểu các từ, câu dễ dàng hơn; Giúp hiểu từ ngữ trong các ngữ cảnh khác nhau; Giúp hiểu cách thức con người giao tiếp bằng ngôn ngữ tự nhiên. Trên cơ sở đó thì BERT có rất nhiều ứng dụng đặc biệt trong việc phân loại văn bản.

	Chủ đề 1	Chủ đề 2	Chủ đề 3	Chủ đề 4	Chủ đề 5	Chủ đề 6	Chủ đề 7	Chủ đề 8	Chủ đề 9	Chủ đề 10
0	township 2.55	support 1.55	communiti 1.48	park 6.39	class 2.17	come 1.53	park 2.99	recommend 5.05	school 3.57	know 1.53
1	cheltenham 2.11	great 1.36	help 1.47	elkin 5.04	cheltenham 1.36	event 1.3	elkin 1.99	thank 5.01	interest 1.39	need 1.14
2	meet 1.63	creeksid 1.0	share 1.02	train 2.64	garden 1.27	join 1.3	road 1.87	look 4.95	look 1.37	work 1.14
3	post 1.33	order 0.79	thank 0.91	station 2.1	come 0.79	free 1.17	know 1.48	need 2.5	cheltenham 1.1	time 0.92
4	sewer 1.05	year 0.79	like 0.85	today 0.92	join 0.76	ticket 1.13	sale 1.08	good 2.3	student 1.09	think 0.84
5	issu 0.95	communiti 0.77	know 0.76	come 0.86	registr 0.75	book 1.1	church 0.86	area 1.91	high 0.92	year 0.81
6	work 0.89	local 0.74	page 0.7	septa 0.78	regist 0.75	music 1.09	snow 0.8	know 1.8	need 0.89	look 0.77
7	public 0.88	park 0.74	peopl 0.69	creeksid 0.69	girl 0.7	open 1.07	street 0.79	clean 1.43	messag 0.89	school 0.77
8	later 0.85	week 0.73	need 0.68	white 0.64	team 0.67	cheltenham 1.06	yard 0.74	local 1.34	district 0.86	week 0.76
9	inform 0.74	famili 0.72	food 0.65	cheltenham 0.63	camp 0.63	park 1.03	hous 0.73	suggest 1.05	experi 0.86	thank 0.74
10	commission 0.72	cheltenham 0.68	great 0.62	festiv 0.56	week 0.63	school 1.0	look 0.67	compani 1.01	know 0.85	peopl 0.71
11	communiti 0.56	donat 0.62	vote 0.58	plat 0.55	coventri 0.62	support 0.96	thank 0.61	advanc 0.95	time 0.8	home 0.7
12	inspect 0.55	shop 0.57	free 0.58	tomorrow 0.51	program 0.6	elkin 0.8	today 0.6	home 0.9	thank 0.78	go 0.68
13	board 0.55	item 0.56	power 0.57	schedul 0.51	leagu 0.6	tonight 0.72	neighbor 0.6	reason 0.89	work 0.71	walk 0.65
14	properti 0.54	store 0.56	local 0.55	sunday 0.5	tenni 0.6	night 0.67	post 0.6	work 0.84	year 0.7	want 0.65
15	plan 0.52	program 0.52	want 0.54	yoga 0.47	start 0.59	saturday 0.66	near 0.59	help 0.82	help 0.67	kid 0.65
16	line 0.52	fresh 0.51	time 0.53	pin 0.46	year 0.57	sunday 0.62	pick 0.58	hous 0.81	elementari 0.59	hous 0.59
17	discuss 0.49	help 0.5	donat 0.5	stop 0.45	thursday 0.49	perform 0.6	like 0.57	repair 0.8	like 0.57	help 0.58
18	updat 0.48	food 0.49	friend 0.49	weekend 0.44	monday 0.48	high 0.56	friend 0.57	great 0.75	posit 0.55	like 0.56
19	page 0.46	market 0.48	place 0.49	fall 0.43	sign 0.47	friend 0.54	come 0.57	place 0.73	come 0.5	tree 0.54

Hình 2.3: Danh sách các từ và tần xuất trong các chủ đề của CG

Với bộ dữ liệu thứ hai, luận án áp dụng phương pháp xác định các chủ đề sử dụng mô hình LDA (Latent Dirichlet Allocation). Model LDA là lớp mô hình sinh (generative model) cho phép xác định một tập hợp các chủ đề mà mỗi chủ đề sẽ được biểu diễn bởi tập hợp các từ. Mục tiêu của LDA là ánh xạ toàn bộ các văn bản sang các chủ đề tương ứng sao cho các từ trong mỗi một văn bản sẽ thể hiện những chủ đề ấy.

Các bước thực hiện để xây dựng một mô hình LDA được trình bày trong Phụ lục của luận án. Với mục tiêu nghiên cứu và thử nghiệm, luận văn cho bộ dữ liệu chạy trên mô hình LDA (thực hiện các phương thức trong thư viện gói *gensim*), với số chủ

đề cho trước là 10 chủ đề. Kết quả thu được là danh sách các từ trong mỗi chủ đề tương ứng thể hiện trên Hình 2.2.

Biểu diễn vector chủ đề

Trong phần này luận án đưa ra một định nghĩa về chủ đề theo hướng tiếp cận quan tâm của người dùng và cách thức xây dựng chủ đề cũng như cách biểu diễn chúng để tính toán trong luận án. Chủ đề được coi là chủ thể hay vấn đề cốt yếu của các bài viết mà người dùng thể hiện trên trang cá nhân của mình. Ta định nghĩa chủ đề như sau:

Định nghĩa 2.1: Cho một tập các chủ đề $\mathcal{T} = \{t_1, \dots, t_p\}$ trên mạng xã hội, khi đó, mỗi chủ đề t_i được biểu diễn bởi một tập các thuật ngữ hoặc các từ: $t_i = \{t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{ip_i}\}$. Gọi $\mathcal{V}_T = \{v_1, \dots, v_q\}$ là tập gồm q từ hoặc thuật ngữ khác nhau từng đôi một trong tất cả các $t_i \in \mathcal{T}$. Khi đó, mỗi t_i có một vector trọng số được ký hiệu như sau:

$$t_i = (w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{iq}) \quad (2.6)$$

Trong đó mỗi $w_{ik} = tf(v_k, t_i) \times idf(v_k, \mathcal{T})$, $v_k \in \mathcal{V}_T$

Biểu diễn vector bài viết theo chủ đề

Vector biểu diễn nội dung bài viết theo không gian các vector chủ đề được định nghĩa như sau:

Định nghĩa 2.2: Giả sử $e_{il} \in E_i$ là một bài viết của người dùng u_i trên mạng xã hội, được mô tả bởi một tập hợp các từ, thuật ngữ, khi đó, vector trọng số của bài viết e_{ij} đối với chủ đề được định nghĩa như sau:

$$e_{il}^t = (e_{il}^1, e_{il}^2, \dots, e_{il}^p) \quad (2.7)$$

Trong đó, $e_{il}^k = tf(v_k, e_{il}) \times idf(v_k, E_i)$, $v_k \in \mathcal{V}_T$

2.1.2. Xây dựng mô hình chủ đề

Một người dùng có thể quan tâm tới nhiều chủ đề khác nhau. Khi họ quan tâm tới một chủ đề thì họ sẽ có những bài viết liên quan tới chủ đề đó. Và vì vậy để biết được mức độ quan tâm của người dùng về một chủ đề ta sẽ xác định xem mức độ tương quan giữa những bài viết của họ với các chủ đề đó như thế nào.

Trong phần này, luận án đưa ra định nghĩa về mức độ tương quan – kí hiệu là $cor(e_{il}^t, t_k)$ giữa bài viết e_{il} được gửi bởi người dùng u_i về chủ đề t_k . Ta có định nghĩa về mức độ tương quan giữa hai vector được xác định là **độ đo cosin** giữa hai vector đó:

$$cor(u, v) = \frac{\sum_i (u_i - \bar{u})(v_i - \bar{v})}{\sqrt{\sum_i (u_i - \bar{u})^2} \times \sqrt{\sum_i (v_i - \bar{v})^2}} \quad (2.8)$$

Trong đó, $\bar{u} = \frac{1}{n} (\sum_{i=1}^n u_i)$ và $\bar{v} = \frac{1}{n} (\sum_{i=1}^n v_i)$. Khi đó, giá trị của hàm $cor(u, v)$ nằm trong đoạn $[-1, 1]$.

Ở đây chúng ta sử dụng hàm $f(x) = \frac{(x+1)}{2}$ để đưa các giá trị của hàm $cor(x, y)$ vào trong đoạn $[0, 1]$. Thật vậy, công thức trên có thể được viết lại như sau:

$$cor(u, v) = \frac{\frac{\sum_i (u_i - \bar{u})(v_i - \bar{v})}{\sqrt{\sum_i (u_i - \bar{u})^2} \times \sqrt{\sum_i (v_i - \bar{v})^2}} + 1}{2} \quad (2.9)$$

2.1.3. Xác định mức độ quan tâm người dùng

Trên cơ sở đã xác định được mức độ tương quan của bài viết với các chủ đề (công thức 2.9) luận án đưa ra định nghĩa về mức độ quan tâm người dùng như sau:

- Thứ nhất, ta định nghĩa mức độ quan tâm của người dùng về một chủ đề là **giá trị lớn nhất** của các độ tương quan giữa các bài viết của người dùng đó với chủ đề đang xét.

$$intMax(u_i, t) = \max (cor(e_{ij}^t, t)) \quad (2.10)$$

- Thứ hai, mức độ quan tâm của người dùng về một chủ đề được định nghĩa là **giá trị trung bình** các độ tương quan của các bài viết đối với chủ đề đó.

$$intCor(u_i, t) = \frac{\sum_j cor(e_{ij}^t, t)}{\|E_i\|} \quad (2.11)$$

- Cuối cùng, ta định nghĩa mức độ quan tâm của người dùng dựa vào số bài viết của người dùng đó có độ tương quan với chủ đề đạt trên một giá trị cho trước θ gọi là ngưỡng.

$$intSum(u_i, t) = \frac{1}{2} \left(\frac{n_i^t}{\sum_{l \in \mathcal{T}} n_i^l} + \frac{n_i^t}{\sum_{u_k \in \mathcal{U}, l \in \mathcal{T}} n_k^l} \right) \quad (2.12)$$

Trong đó, n_i^t là số các bài viết đạt ngưỡng của người dùng u_i về một chủ đề t .

Để dễ trình bày, ta kí hiệu $intX(u_i, t)$ là độ đo quan tâm của người dùng u_i về chủ đề t , trong đó X là một trong ba hàm: Max, Cor và Sum. Vector quan tâm của các người dùng trong các chủ đề khác nhau được xác định bởi công thức:

$$u_i^t = (u_i^1, \dots, u_i^p)$$

Trong đó, $u_i^k = intX(u_i, t)$ là mức độ quan tâm của người dùng u_i đối với chủ đề $t_k \in \mathcal{T}$ ($k = 1, \dots, p$). X có thể là Sum, Cor, Max. Cách xác định u_i^t được cho bởi thuật toán 2.1:

Thuật toán 2.1. Tính vector quan tâm của người dùng u_i về chủ đề t

Đầu vào: Tập các chủ đề $\mathcal{T} = \{t_1, t_2, \dots, t_p\}$

và tập người dùng $\mathcal{U} = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$ với các bài viết e_{il} .

Đầu ra: Vector quan tâm của mỗi người dùng u_i về chủ đề t , $computeTopicVector(u_i, t)$

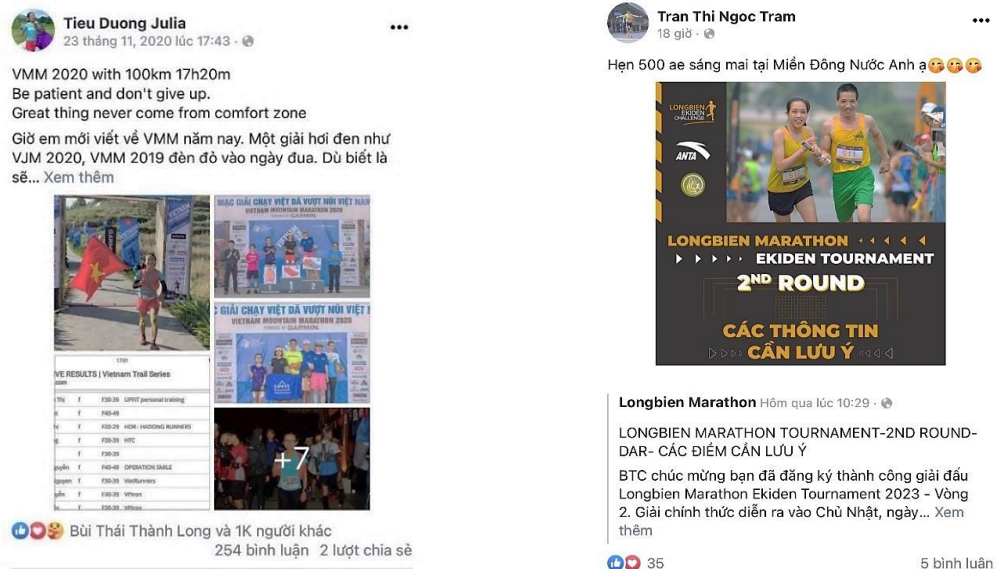
Thực hiện:

- 1: $t \leftarrow (w_{i1}, \dots, w_{iq})$
// $w_{ik} = tf(v_k, t_i) \times idf(v_k, \mathcal{T}), v_k \in V_T$
 - 2: $e_{il}^t \leftarrow (e_{il}^1, \dots, e_{il}^q)$
// $e_{il}^k = tf(v_k, e_{il}) \times idf(v_k, E v_k \in V_{T_i})$
 - 3: **for all** t in \mathcal{T} **do**
 - 4: $u_i^t \leftarrow intX(u_i, t)$
 - 5: **end for**
 - 6: $u_i^t \leftarrow (u_i^1, \dots, u_i^p)$
 - 7: **return** u_i^t
-

Phần 2.1 thể hiện các bước để xác định được mức độ quan tâm người dùng về một chủ đề. Trong phần tiếp theo, luận án sẽ đề xuất mô hình tin cậy dựa trên lịch sử tương tác bằng cách khai phá các dạng tương tác khác nhau. Từ đó đề xuất mô hình tin cậy dựa trên lịch sử tương tác kết hợp với quan tâm người dùng và sẽ được trình bày trong phần 2.3.

2.2. Tin cậy dựa trên lịch sử tương tác

Sự tin cậy mà người dùng A dành cho người bạn B của họ phụ thuộc vào số lượng tương tác của họ với B [111]. Các mô hình tập trung xem xét số lượng và tần suất tương tác, nhưng lại bỏ qua một khía cạnh quan trọng của mạng xã hội, đó là mức độ thân thiết của người dùng cũng như các loại tương tác. Vì các mạng xã hội thường có tính tương tác cao, các loại tương tác khác nhau cung cấp cái nhìn sâu sắc về sự hình thành độ tin cậy trong mạng và cần được xem xét cùng với cấu trúc mạng. Thông thường, các tương tác có thể chủ động như đóng góp bài đăng, nhận xét/phản hồi, gửi yêu cầu kết bạn hoặc thụ động như đọc bài đăng của người khác và trả lời yêu cầu kết bạn. Tương tự như vậy, hướng tương tác cho biết liệu thành viên đó có thường bắt đầu tương tác với những người khác hay chỉ đáp lại sự khởi xướng của những người khác. Tất cả những yếu tố này có thể chỉ ra các loại mối quan hệ tin cậy và mức độ tin cậy khác nhau trong cộng đồng.



Hình 2.4: Minh họa tương tác bài đăng trên Facebook

Trên Facebook, khi một người dùng đăng lên một bài viết, những người dùng khác là bạn của họ sẽ đăng lên các ý kiến, các bình luận xung quanh bài viết đó. Một ví dụ dưới đây chỉ cho ta thấy khi người dùng có tên là “Tieu Duong Julia” đăng bài viết về giải chạy VMM 2020, đã có đến 245 bài bình luận, hơn 1000 lượt thích (like) và 02 lượt chia sẻ. Những con số này không phải là nhỏ, một phần nào đó phản ánh rằng người dùng “Tieu Duong Julia” có *sự tương tác* với mọi người rất lớn. Ngược lại, với người dùng có tên trên facebook là “Tran Thi Ngoc Tram”, khi có một bài

đăng thì số lượng người vào bình luận chỉ là 05 người với 30 lượt thích và không có lượt chia sẻ nào.

Có nhiều cách để xác định tương tác của người dùng trên mạng xã hội. Việc xác định này có ý nghĩa rất quan trọng trong việc xây dựng độ tin cậy người dùng dựa trên các tương tác của họ. Trong phần tiếp theo luận án đưa ra định nghĩa ba loại tương tác khác nhau giữa các người dùng trên mạng xã hội, đó là: mức độ quen biết (familiarity), mức độ phản hồi (responds) và tần suất tương tác (dispatch).

2.2.1. *Mức độ quen biết (Familiarity)*

Mức độ quen biết của hai người dùng được định nghĩa là số người dùng mà có tương tác trực tiếp với cả hai người dùng đó, hay còn gọi là những người hàng xóm của họ. Hai người dùng mà càng có nhiều những người hàng xóm chung, điều này có nghĩa mức độ quen biết của họ càng lớn. Trên Facebook, khi có một người gửi yêu cầu kết bạn với bạn, bạn cũng phân vân không biết người này là ai, có đáng tin cậy để kết bạn không? Ngoài việc bạn vào trang cá nhân của người đó để xem các thông tin của họ, kiểm tra xem có phải là người bạn mình biết hay không thì còn một cách hỗ trợ bạn đưa ra quyết định đó là bạn xem số người bạn chung giữa bạn và họ. Nếu số bạn chung là một danh sách rất dài thì bạn có thể yên tâm mà ấn chọn “accept”!

Luận án đưa ra một định nghĩa một cách hình thức về mức độ quen biết giữa hai người dùng như sau:

Định nghĩa 2.3: Đặt $I_{i \rightarrow} = \{ \text{tất cả người dùng } u_j \text{ có tương tác của } u_i \text{ đến } u_j \}$. Mức độ quen biết của hai người dùng u_i và u_j được định nghĩa như sau:

$$f_{amil}(i, j) = \frac{\|I_{i \rightarrow} \cap I_{j \rightarrow}\|}{\|I_{i \rightarrow} \cup I_{j \rightarrow}\|} \quad (2.13)$$

2.2.2. *Mức độ phản hồi (Responds)*

Khi một người dùng u_i gửi một thông điệp (đăng một bài viết), có rất nhiều người dùng khác tham sẽ gia vào trả lời (bình luận). Nếu một người dùng tích cực tham gia bình luận vào một bài viết thì một phần nào đó phản ánh rằng họ quan tâm, thích thú về bài viết đó hơn là những người mà ít bình luận (*thuộc tính tự củng cố*). Như vậy, mức độ phản hồi khi nhận được một thông điệp thể hiện một dạng khác của tương tác người dùng mà luận án xem xét.

Luận án đưa ra định nghĩa về mức độ phản hồi như sau:

Định nghĩa 2.4: Giả sử $I_{i \leftarrow j}^{resp}$ là một tập tất cả các phản hồi của người dùng u_j tới người dùng u_i . Trong đó, một phản hồi được tính là một trả lời từ u_j khi nhận được một thông điệp được gửi đi từ u_i . Khi đó, mức độ phản hồi của người dùng u_j tới người dùng u_i , kí hiệu $respond(i, j)$ được định nghĩa như sau:

$$respond(i, j) = \frac{\|I_{i \leftarrow j}^{resp}\|}{\|\cup_k I_{k \leftarrow j}^{resp}\|} \quad (2.14)$$

2.2.3. Tần suất tương tác (Dispatching)

Như đã trình bày ở trên, phương pháp xác định mức độ tin cậy dựa trên tần suất tương tác giữa những người dùng trên mạng xã hội được hầu hết các nghiên cứu trước đó áp dụng. Luận án đưa ra công thức xác định tần suất tương tác giữa hai người dùng như sau:

Định nghĩa 2.5: Tần suất tương tác của người dùng u_i và người dùng u_j , kí hiệu là $dispatch(i, j)$ được định nghĩa bởi công thức sau:

$$dispatch(i, j) = \frac{\|I_{ij}\|}{\sum_{k=1}^n \|I_{ik}\|} \quad (2.15)$$

Trong đó, $\|I_{ik}\|$ là số tương tác của u_i với mỗi $u_k \in \mathcal{U}$.

2.3. Tin cậy dựa trên lịch sử dựa trên tương tác và quan tâm người dùng

Các tương tác khác nhau có thể xảy ra giữa hai người dùng u_i, u_j và ảnh hưởng đến độ tin cậy giữa họ. Để mô hình hóa độ tin cậy của các tương tác này, trước tiên chúng ta cần xác định các hệ số có thể được sử dụng. Luận án đề xuất các dạng tương tác được chỉ ra trong phần 2.2 và kết hợp chúng để tạo ra độ tin cậy dựa trên lịch sử tương tác (khả năng kết hợp của tin cậy).

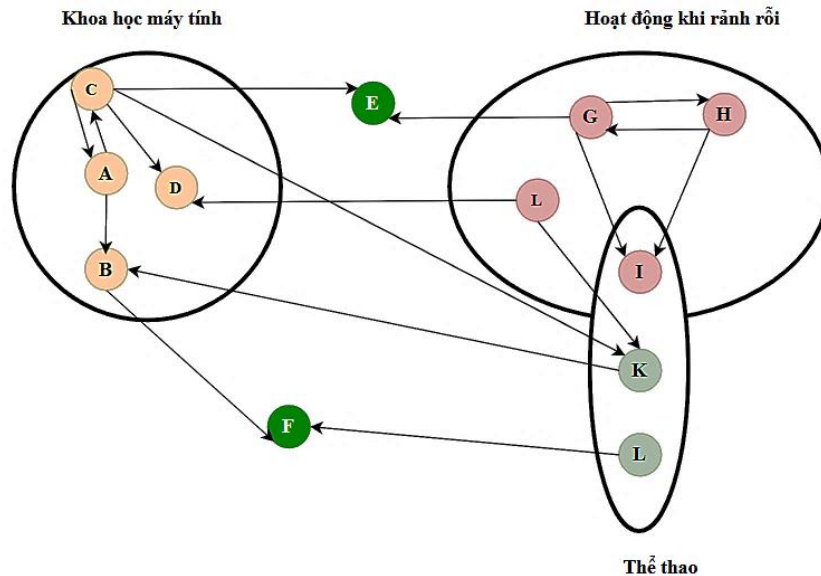
Định nghĩa 2.6: Độ tin cậy của người dùng u_i đối với người dùng u_j dựa trên tương tác, kí hiệu là $trust^{exp}(i, j)$ được định nghĩa như sau:

$$trust^{exp}(i, j) = w_1 \times respond(i, j) + w_2 \times dispatch(i, j) + w_3 \times famil(i, j) \quad (2.16)$$

Trong đó, $w_1, w_2, w_3 \geq 0, w_1 + w_2 + w_3 = 1$.

Luận án sử dụng toán tử tính trung bình theo trọng số có sắp xếp (OWA) [112] trên tập các thành phần tương tác. Toán tử này đã được sử dụng rộng rãi trong một số ứng dụng hỗ trợ và kiểm soát quyết định.

Ta thấy rằng một mạng xã hội sẽ chứa những thông tin xã hội phức tạp, bao gồm các mối quan hệ và bối cảnh xã hội mà hầu hết chưa được đưa vào các phương pháp đo lường độ tin cậy hiện tại.



Hình 2.5: Minh họa các mối quan hệ và bối cảnh xã hội của mạng xã hội

Như được mô tả trong Hình 2.5, A là giáo viên ngành Khoa học Máy tính của Khoa Công nghệ thông tin, Đại học X; và anh (cô) ấy có quan hệ xã hội với B vì B là một sinh viên xuất sắc của A và B là một người rất thích chơi bộ môn quần vợt. Trong khi đó, D là một huấn luyện viên Quần vợt và sống trong cùng một thành phố với cả A và B. D không có tương tác trực tiếp với B. Trong OSN, giả sử rằng A đang tìm huấn luyện viên quần vợt, (nghĩa là A là nguồn và D là mục tiêu), chúng ta có thể thấy rằng cả B và D đều có khả năng cao là có mối quan hệ xã hội vì cả hai đều thích chơi Quần vợt và do đó họ có thể được kết nối thông qua một số thành viên khác trong câu lạc bộ Quần vợt. Từ ví dụ này, chúng ta có thể thấy rằng sự giống nhau về sở thích, quan tâm xã hội giữa hai người dùng không xác định có thể ảnh hưởng đến các tương tác xã hội và do đó ảnh hưởng đến các kết nối xã hội đáng tin cậy của họ.

Dựa trên thuộc tính này, chúng ta có thể có các kết nối xã hội (kết nối tin cậy) dựa trên sự tương đồng về quan tâm giữa những người dùng.

Khi xem xét đến vấn đề này, luận án đưa ra một định nghĩa về độ tin cậy của người dùng A với người dùng B về một chủ đề t được tính dựa trên hai thành phần là: (i) độ tin cậy dựa trên lịch sử tương giữa A và B (đã được chỉ ra trong phần 2.2) và (ii) mức độ quan tâm của người dùng B về chủ đề t .

Để xây dựng được độ đo tin cậy giữa hai người dùng về một chủ đề nào đó ta có định nghĩa sau đây:

Định nghĩa 2.7: Một hàm $trust_{topic}: \mathcal{U} \times \mathcal{U} \times \mathcal{T} \rightarrow [0,1]$ được gọi là một độ đo tin cậy giữa hai người dùng về một chủ đề, trong đó $[0,1]$ là một khoảng đóng của các số thực nếu và chỉ nếu thỏa mãn điều kiện:

- (i) $intX(u_j, t_1) \geq intX(u_j, t_2) \Rightarrow trust_{topic}(u_i, u_j, t_1) \geq trust_{topic}(u_i, u_j, t_2)$
- (ii) $\left((trust^{exp}(i, j_1) \geq trust^{exp}(i, j_2)) \& (intX(u_{j_1}, t) \geq intX(u_{j_2}, t)) \right) \Rightarrow trust_{topic}(u_i, u_{j_1}, t) \geq trust_{topic}(u_i, u_{j_2}, t)$

Trong đó, giá trị của $trust_{topic}(i, j, t) = u_{ij}^t$ có nghĩa là người dùng u_i tin cậy người dùng u_j về chủ đề t với mức độ u_{ij}^t .

Định nghĩa 2.8: Giả sử rằng, $trust^{exp}(i, j)$ là độ tin cậy dựa trên tương tác của người dùng u_i với người dùng u_j , $intX(j, t)$ là mức độ quan tâm của người dùng u_j đối với chủ đề t . Khi đó, ta định nghĩa mức độ tin cậy dựa trên chủ đề của người dùng u_i đối với người dùng u_j được định nghĩa theo công thức sau:

$$trust_{topic}^{exp}(i, j, t) = \lambda \times trust^{exp}(i, j) + \mu \times intX(j, t) \quad (2.17)$$

Với $\lambda, \mu \geq 0, \lambda + \mu = 1$.

Mệnh đề: Một hàm tin cậy dựa trên tương tác và mức độ quan tâm $trust_{topic}^{exp}(i, j, t)$ của người dùng u_i đối với người dùng u_j về chủ đề t được định nghĩa bởi công thức 2.17 là một độ đo tin cậy dựa trên chủ đề.

Ta gán hai trọng số (λ, μ) cho hai thành phần: tin cậy dựa trên tương tác và mức độ quan tâm về một chủ đề để đánh giá xem độ tin cậy phụ thuộc vào thành

phần nào nhiều hơn. Kết quả sẽ được thể hiện trong phần thử nghiệm và đánh giá ở phần 2.4. Độ tin cậy dựa trên lịch sử tương tác và quan tâm người dùng được mô tả bởi thuật toán 2.2:

Thuật toán 2.2. Độ tin cậy dựa trên tương tác và quan tâm người dùng

Đầu vào: Tập các chủ đề $\mathcal{T} = \{t_1, t_2, \dots, t_p\}$

và tập người dùng $\mathcal{U} = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$ với các bài viết e_{il} .

Đầu ra: Độ tin cậy dựa trên lịch sử tương tác của người dùng u_i với u_j về chủ đề t , $computeExpTrust_{topic}(i, j, t)$

Thực hiện:

- 1: $u_{i,int}^t \leftarrow intX(j, t)$, for t in \mathcal{T}
 - 2: $u_{i,exp}^t \leftarrow trust^{exp}(i, j)$
 - 3: $trust_{topic}^{exp}(i, j, t) \leftarrow \lambda \times u_{i,exp}^t + \mu \times u_{i,int}^t$
 - 4: **return** $trust_{topic}^{exp}$
-

2.4. Thử nghiệm và đánh giá

Như vậy, trong chương này luận án đã xây dựng được một hàm đo lường độ tin cậy gồm hai tham số đó là tương tác giữa hai người dùng và quan tâm của người dùng về một chủ đề, tham số thứ ba sẽ được luận án trình bày trong chương tiếp theo:

$$Trust(i, j) = T(\underbrace{\text{tương tác}(i, j)}_{trust^{exp}(i, j)}, \underbrace{\text{quan tâm}(j, t)}_{int(j, t)})$$

$$trust_{topic}^{exp}(i, j, t)$$

Đến đây, luận án sẽ tiến hành kiểm thử các vấn đề sau:

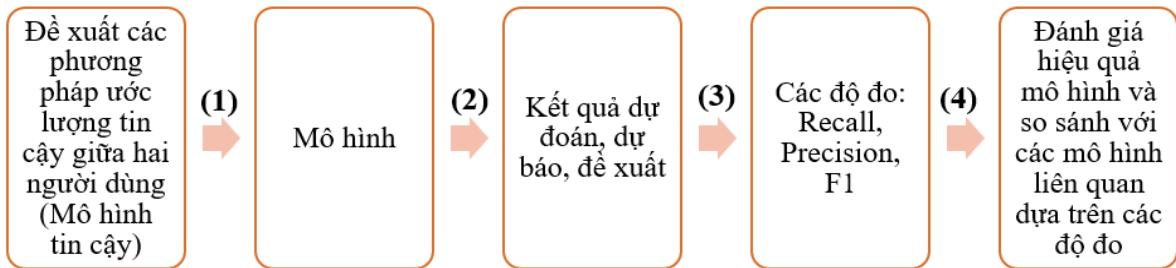
- Đánh giá mức độ ảnh hưởng của tham số tương tác thông qua các dạng tương tác khác nhau được chỉ ra trong phần 2.2.
- Đánh giá mức độ ảnh hưởng của tham số quan tâm người dùng đối với độ đo tin cậy. Đây là một khía cạnh mới mà luận án nghiên cứu và đề xuất cách xác định quan tâm người dùng trong chương này.

- Xây dựng một kịch bản (bài toán cụ thể) để đánh giá hiệu quả của các mô hình tin cậy mà luận án đề xuất đồng thời so sánh với nghiên cứu liên quan.

Như vậy, quy trình để đánh giá hiệu quả của các mô hình đề xuất được luận án thực hiện theo các bước cho bởi hình 2.5.

Trong đó:

(1): Lấy làm đầu vào: Các phương pháp/công thức ước lượng tin cậy giữa hai người dùng sẽ được lấy làm đầu vào, nguyên lý thiết kế cho Mô hình học máy để huấn luyện, ước lượng tham số.



Hình 2.6: Quy trình đánh giá hiệu quả của các mô hình đề xuất

(2): Huấn luyện mô hình và sử dụng mô hình kết quả để dự báo/đề xuất trên bộ kiểm tra: Mô hình học máy sẽ cho ra giá trị dự đoán, dự báo theo bài toán cụ thể được chỉ ra.

(3): Tính toán: Từ các kết quả dự báo/dự đoán sẽ tính toán giá trị các thang đo (các độ đo) Recall, Precision, F1.

(4): Đánh giá, so sánh: Giá trị các độ đo Recall, Precision, F1 thể hiện độ tốt của mô hình. Đây là căn cứ để đánh giá hiệu quả của mô hình đề xuất cũng như so sánh với các nghiên cứu liên quan.

2.4.1. Kịch bản thực nghiệm

Khi tính toán được giá trị tin cậy giữa hai người dùng, giả sử ta có giá trị tin cậy giữa hai người dùng a và b là 0.98; giá trị tin cậy giữa hai người dùng a và c là 0.32 câu hỏi đặt ra là làm sao ta khẳng định được a tin cậy b hơn tin cậy c ? Sở dĩ ta không

có một bộ dữ liệu thực tế thể hiện giá trị tin cậy giữa hai người dùng để so sánh với kết quả mà ta tính ra. Vì thế, việc đánh giá không thể thực hiện trực tiếp mà chúng ta phải đánh giá một cách gián tiếp.

Thật vậy, sau khi xác định được giá trị tin cậy giữa hai người dùng, cụ thể trong chương này luận án đã đề xuất cách xác định độ tin cậy dựa trên lịch sử tương tác và quan tâm người dùng (công thức 2.17), luận án ***tìm thấy được mối liên hệ giữa mức độ tin cậy giữa hai người dùng với khả năng bình luận bài viết của họ***. Luận án tiến hành thực nghiệm để tìm ra mối liên hệ này như sau:

- Đầu vào:
 - Ta có giá trị tin cậy của người dùng u_i đối với u_j : $trust_{topic}^{exp}(i, j)$, với mọi cặp (u_i, u_j) .
 - Số lượng bài bình luận của u_i với những bài đăng của u_j : dữ liệu này đã có sẵn trong bộ dữ liệu.
- Đầu ra: Độ tương quan giữa mức độ tin cậy giữa hai người dùng và khả năng bình luận bài viết của họ.
- Thực hiện:
 - Lấy ngẫu nhiên 2000 người dùng trong bộ dữ liệu. Ta được $2000 \times 2000 = 4000000$ cặp người dùng. Biểu diễn độ tin cậy, khả năng bình luận (có/không) của 4 triệu cặp người dùng dưới dạng vector, ta được 2 vector: $trust()$ và $com()$.
 - Tính độ tương quan Pearson giữa hai vector.

<code>trust_exp</code>	Có bình luận?
0.333333	False
0.006000	False
0.012000	False
0.010333	False
0.017667	False
...	...
0.002333	False
0.002333	False
0.002333	False
0.002000	False
0.343169	True

Giá trị *tương quan Pearson* tính được là **0.478**. Giá trị này cho thấy một mối quan hệ tương đối mạnh giữa hai biến được đo. Có nghĩa là khi một người *a* tin cậy một người *b* thì khả năng người *a* quan tâm đến bài đăng và vào bình luận bài đăng của người *b* là rất cao. Đây chính là lý do luận án xây dựng một kịch bản thực nghiệm gián tiếp và đánh giá kết quả đề xuất của luận án trên hai bộ dữ liệu DAR và CG. Kịch bản thực nghiệm có thể được mô tả như sau:

Trong một nhóm qui mô lớn trên mạng xã hội có rất nhiều những bài viết được đăng liên tục. Việc theo dõi được hết những bài đăng là rất khó, đặc biệt là những bài đăng mà mình quan tâm lại thường bị bỏ lỡ. Bài toán đặt ra là: “Với một thành viên x bất kỳ trong nhóm, khi họ có nhu cầu muốn xem những bài viết mà họ quan tâm thì liệu rằng ta có thể gợi ý cho thành viên này những bài viết mà đúng với mong muốn và quan tâm của họ không?”

Để xây dựng được bài toán đó luận án đưa ra các luận cứ đánh giá như sau:

- Dựa vào dữ liệu trong nhóm, hoàn toàn có thể phân tích được một người dùng đã quan tâm tới nội dung gì và lịch sử tương tác của họ với các thành viên khác như nào.
- Nội dung của một bài viết (bao gồm cả bài đăng, bài bình luận) phản ánh chủ đề nào đó, do vậy ta thấy đây sẽ là một yếu tố quan trọng đầu tiên để dự đoán một thành viên có hứng thú với bài viết đó không?
- Hơn nữa, một bài viết còn chứa thông tin của người đăng. Cùng với dữ liệu lịch sử tương tác có thể thấy được mức độ tin cậy của người dùng này với người đăng bài. Đây cũng là một yếu tố quan trọng thứ hai để thành viên này tin cậy hơn về nội dung của bài viết và củng cố thêm động cơ tiếp nhận thông tin từ bài viết đó.

Như vậy, với hai tiền đề tin cậy được phân tích trong chương này đó là *lịch sử tương tác* và *yếu tố quan tâm người dùng*, luận án sẽ sử dụng làm đầu vào để giải quyết bài toán nêu trên. Từ đó đánh giá được ảnh hưởng của hai đề xuất bằng một số độ đo phổ biến như *Recall*, *Precision* hay *F1_score* sẽ được trình bày cụ thể trong phần 2.4.4.

2.4.2. Phương pháp thực nghiệm

Với kịch bản kiểm thử nêu trên, luận án xây dựng một hệ gợi ý (recommend system): “*Xây dựng hệ gợi ý bài đăng theo mức độ quan tâm của người dùng*”.

Đối với 2 bộ dữ liệu DAR và CG (bộ dữ liệu có kích thước nhỏ), luận án sử dụng học máy với phương pháp đánh giá K-folds. Cụ thể, ta chia tập dữ liệu (tập các bài đăng – dữ liệu này sẽ được mô tả chi tiết trong phần sau 2.4.4) thành 7 folds trong đó: 6 folds dùng để huấn luyện, 01 fold dùng để kiểm thử và fold kiểm thử này sẽ thay đổi lần lượt, tức là cả 7 folds đều được tham gia làm tập kiểm thử (xem Hình 2.6).

Ta đánh giá đây là một bài toán khó, không thể có đủ cơ sở để dự đoán được chính xác một người dùng có thể quan tâm hay không vào một bài viết. Nếu xét thành viên trong nhóm như một người dùng của một trang thương mại điện tử, bài viết như một sản phẩm thì chúng ta có những bài toán lớn tương tự về hệ gợi ý như Netflix, Amazon ([113] [100] [114] [115]). Những bài toán này là dạng bài toán gợi ý nên dự đoán chính xác là điều không thể. Để đánh giá hiệu quả của một hệ gợi ý, ngoài việc dùng các độ đo như Accuracy, recall, precision, F1-score ta còn sử dụng một độ đo Recall@k.

Dưới đây là các độ đo đánh giá.

2.4.3. Độ đo đánh giá

Có rất nhiều độ đo được dùng để đánh giá hiệu suất hoặc độ chính xác của các mô hình khi kiểm nghiệm trong các nghiên cứu khoa học. Trong luận án này, việc thực hiện đánh giá hiệu suất hoặc độ chính xác của các mô hình đề xuất được tính toán dựa theo một số phương pháp như sau: Đánh giá dựa trên độ nhạy (Recall), độ chính xác (Precision) như các nghiên cứu [116] [56] [92] [117] [118] [119] [120]. Các độ đo này được tính dựa trên ma trận nhầm lẫn (confusion matrix), đây là một trong các độ đo phổ biến trong đánh giá các mô hình nghiên cứu về dữ liệu trên các mạng xã hội như các nghiên cứu về hệ thống khuyến nghị sản phẩm, tư vấn người dùng, ...

Ma trận nhầm lẫn là ma trận như trong Bảng 2.2, trong đó các cột mô tả số bộ dữ liệu trên thực tế, các hàng mô tả kết quả thu được của mô hình đề xuất trong các

ngiên cứu. Giá trị các ô trong ma trận nhầm lẫn gồm: *True Positive*: Giá trị đúng trên thực tế và cũng cho kết quả đúng khi thực thi mô hình. *False Negative*: Giá trị đúng trên thực tế nhưng cho kết quả sai khi thực thi mô hình. *False Positive*: Giá trị sai trên thực tế nhưng cho kết quả đúng khi thực thi mô hình. *True Negative*: Giá trị sai trên thực tế và cho kết quả sai khi thực thi mô hình.

Bảng 2.2: Ma trận nhầm lẫn (*confusion matrix*)

		Thực tế - Actual	
		1	0
Dự đoán Predicted	1	True positive (TP)	False positive (FP)
	0	False negative (FN)	True negative (TN)

Trong đó, đánh giá dựa trên độ chính xác (*Precision*) được tính bằng:

$$Precision = \frac{True\ Positive}{True\ Positive + False\ Positive} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2.18)$$

Độ chính xác được tính bằng tỷ lệ đúng trên thực tế chia cho tổng của tỷ lệ đúng trên dự đoán và tỷ lệ sai theo dự đoán. Trong luận án, độ chính xác *Precision* được tính bằng số các kết quả đúng của mô hình chạy trên dữ liệu thực nghiệm so với kết quả đánh giá thực tế. *Recall* hay độ nhạy được tính bằng:

$$recall = \frac{True\ Positive}{True\ Positive + False\ Negative} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2.19)$$

Là tỷ lệ đúng trên thực tế chia cho tổng của tỷ lệ đúng trên dự đoán và tỷ lệ sai theo trên thực tế.

Luận án sử dụng độ đo F_1 – score mà không sử dụng độ đo *Accuracy* vì sự mất cân bằng của bộ dữ liệu kiểm thử: tỉ lệ số lượng nhãn được gán 1 với tổng số lượng nhãn quan sát là rất nhỏ (3,957/98,784 ~ 4% đối với bộ dữ liệu DAR và 16,601/4,190,715 ~ 0.4% đối với bộ dữ liệu CG).

$$F_1 = \frac{2 * Precision * Recall}{Precision + Recall} \quad (2.20)$$

Để đánh giá mức độ phân bố của tập dữ liệu và sai số chuẩn, luận án sử dụng độ lệch chuẩn SD (Standard Deviation):

$$s = \sqrt{s^2} = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (2.21)$$

Trong đó s là độ lệch chuẩn, \bar{x} là giá trị trung bình của tập dữ liệu mẫu, x_i là thành phần thứ i của mẫu, n là tổng số phần tử.

Các độ đo tiếp theo luận án sẽ sử dụng để so sánh, đánh giá là MAE – trung bình sai số tuyệt đối giữa giá trị thực tế và giá trị dự đoán (Mean Absolute Error) và RMSE – độ lệch chuẩn của các sai số dự đoán (Root Mean Squared Error):

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^N |y_i - x_i|}{N} \quad (2.22)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (y_i - x_i)^2}{N}} \quad (2.23)$$

Trong đó, N là tổng số phần tử, x_i là giá trị thực, y_i là giá trị dự đoán.

Độ đo Recall@k:

@k: là số các khoản mục được xem xét.

RecI@k: số khoản mục(item) mà hệ thống gợi ý cho người có liên quan tới k.

RelI: số khoản mục mà thực sự được chọn bởi người dùng.

$$Recall@k = \frac{RecI@k}{RelI} \quad (2.24)$$

2.4.4. Dữ liệu thực nghiệm

Dữ liệu được chia thành thành hai phần là dữ liệu dùng để huấn luyện và dữ liệu dùng để kiểm thử. Với phương pháp K – folds, luận án tiến hành thực nghiệm với k=7 và thống kê dữ liệu trên ba bộ DAR và CG được cho bởi bảng sau:

Bảng 2.3: Thống kê bộ dữ liệu huấn luyện và bộ dữ liệu người dùng

Bộ dữ liệu	Tổng số bài đăng	Tổng số thành viên	Số thành viên hoạt động	Số lượng huấn luyện (6 Folds)	Số lượng kiểm thử (1 Fold)	Số lượng quan sát	Số lượng có nhãn 1 ^{††}
DAR	441	497	224	378	63	441 x 224	3957
CG	4049	2000	1035	3470	579	4049 x 1035	16601

^{††}Khi một người dùng có bình luận vào một bài đăng thì ta gán nhãn 1, còn lại là nhãn 0.

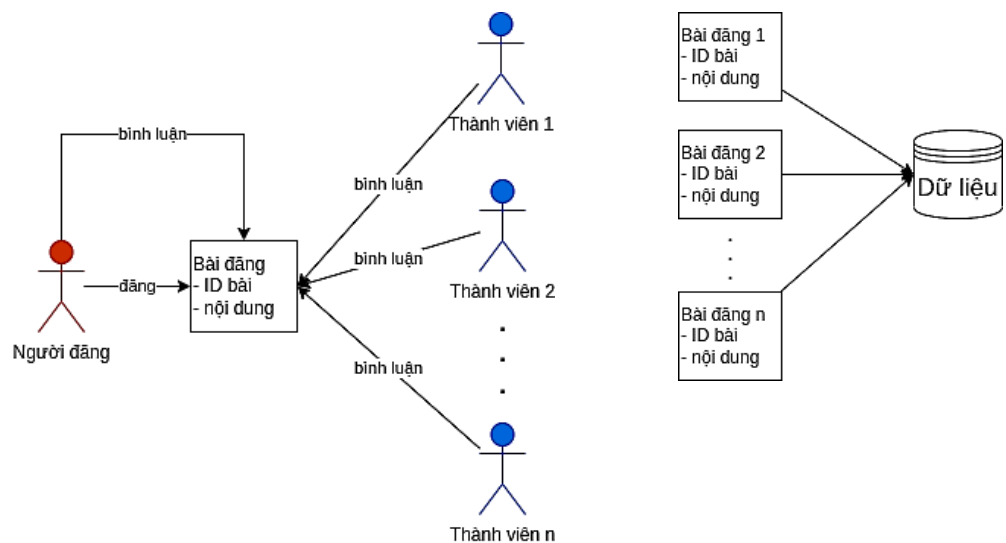
2.4.5. Các bước thực nghiệm

Quá trình thực nghiệm thực hiện qua các bước sau:

Bước 1: Tạo bộ dữ liệu học

Với mỗi thành viên u_i và một bài viết p của người dùng u_j , ta có bộ 3 cho đầu vào là (u_i, p, u_j) và nhãn là 1 nếu có bình luận bài viết và ngược lại là 0 nếu không bình luận bài viết.

Hình 2.6 mô tả cấu trúc bộ dữ liệu DAR – DONG ANH RUNNERS mà chúng ta dùng để kiểm thử.



Hình 2.7: Cấu trúc bộ dữ liệu học

Như vậy ta có tổng hợp các thông tin sau:

- Mỗi người dùng khi đăng bài thì có thể đăng một hay nhiều bài.
- Mỗi bài đăng gồm thông tin về mã (ID) bài viết và phần nội dung (content) của bài viết đó.
- Thành viên khác trong nhóm và cả người đăng bài đều có thể bình luận cùng vào một bài.

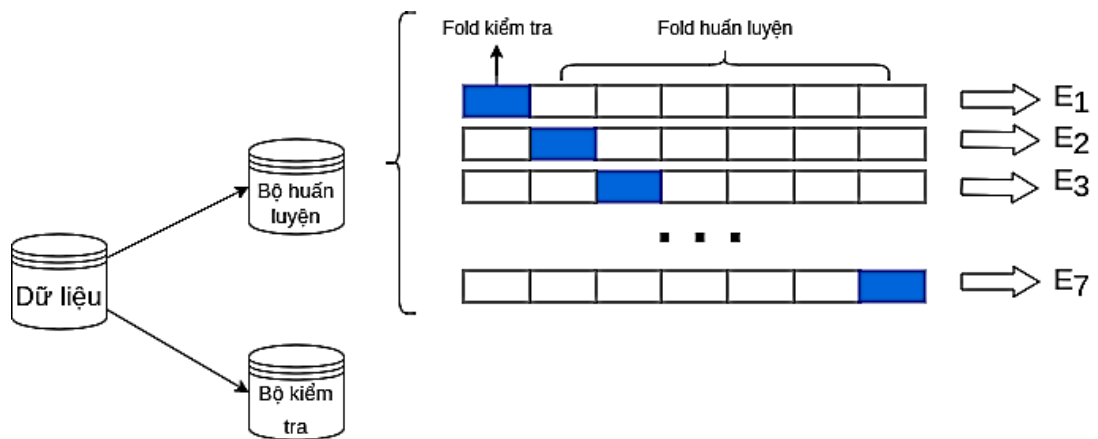
Ta xây dựng một tập dữ liệu chỉ gồm các bài đăng (Hình 2.7). Với những bài đăng này có thể trả về thông tin của người đăng và các thành viên tham gia vào bình luận.

Bước 2: Tiến hành huấn luyện dữ liệu

Tiến hành huấn luyện và đánh giá mô hình sử dụng phương pháp Cross-Validation với K-Fold.

- Thực nghiệm với 7 Folds.
- Với fold thứ i sẽ thu được một mô hình và có độ đo đánh giá (ACC, Recall, Precision, F1- scores) với kết quả là E_i .
- Kết quả để đánh giá mô hình với toàn bộ tập huấn luyện là giá trị trung bình của cả 7 folds = $(E_1 + E_2 + \dots + E_7)/7$.

Đầu ra của mô hình là kiểm tra xem thành viên x (thành viên bất kỳ, tính cả người đăng) có bình luận bài đăng không.



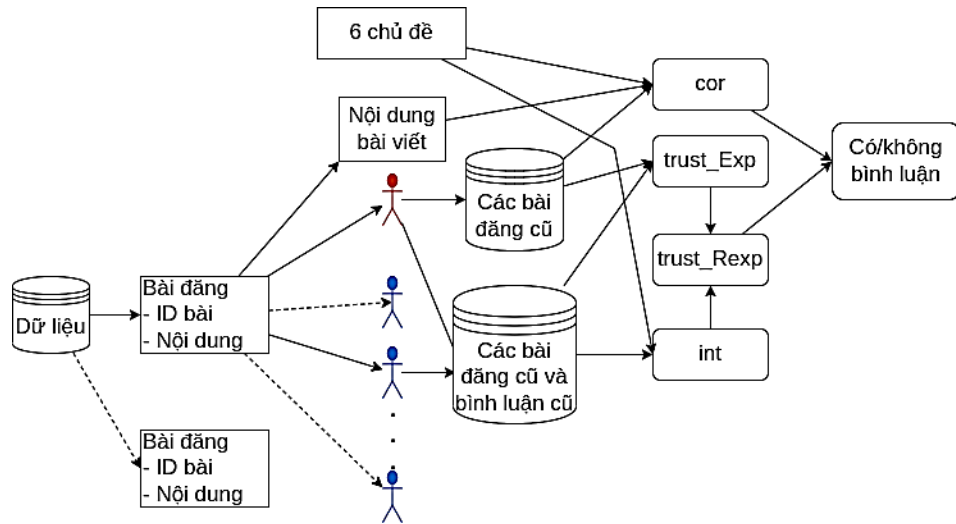
Hình 2.8: Sơ đồ Huấn luyện dữ liệu đầu vào

Bước 3: Phần kiểm thử (test)

Ta xét một bài đăng bất kỳ:

- Lấy 6 chủ đề đã phân loại (giải chạy, thời trang chạy, sức khỏe chạy, chạy đường trường, chạy núi và kĩ thuật chạy).
- Lấy thông tin người đăng.
- Lấy tất cả bài đăng cũ của thành viên x .
- Lấy tất cả thông tin về bình luận và những bài đã bình luận của thành viên x .
- Lấy 6 chủ đề và các thông tin trên để tính sự quan tâm/thích thú của thành viên x với 6 chủ đề (chính là độ đo quan tâm $intX$)

- Lấy thông tin người đăng (cả bài đã đăng) và thông tin bình luận của thành viên x để tính độ tin cậy của thành viên x với người đăng (đây chính là $trust^{exp}$)
- Lấy 6 chủ đề + Nội dung bài viết + Các bài viết cũ của người đăng để tính sự tương quan giữa bài viết và 6 chủ đề (độ đo tương quan Cor)



Hình 2.9: Luồng thông tin của mô hình

- Tính $trust^{exp}$ theo công thức và trọng số mô hình (các trọng số cho các thành phần tương tác: *dispatch*, *respond*, *familiarity*)
- Tổng hợp Cor và $trust^{exp}$ theo trọng số mô hình (cặp trọng số (λ, μ))
- Tính toán khả năng bình luận theo mô hình.

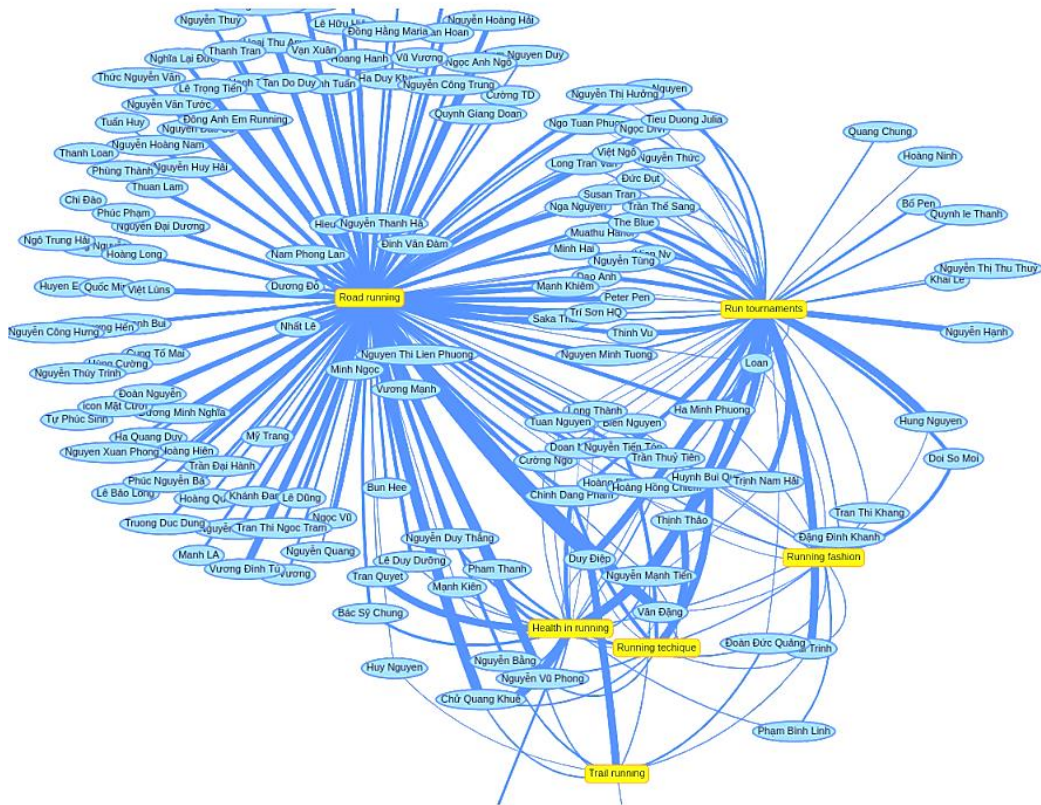
2.4.6. Kết quả thực nghiệm và đánh giá

2.4.6.1. Đánh giá ảnh hưởng của quan tâm người dùng tới độ đo tin cậy.

Mỗi người dùng có thể có sở thích, quan tâm về các chủ đề với các mức độ khác nhau. Hình 2.10 cho thấy sự phân bố mức độ quan tâm của người dùng về các chủ đề.

Luận án tiến hành thực nghiệm lần lượt trên các bộ trọng số $\langle \lambda, \mu \rangle$ trong công thức 2.17 tương ứng là: (0.9, 0.1); (0.8, 0.2); (0.7, 0.3); (0.6, 0.4); (0.5, 0.5); (0.4, 0.6); (0.3, 0.7); (0.2, 0.8) và (0.1, 0.9), trong đó hệ số λ đại diện cho thành phần tin cậy dựa trên lịch sử tương tác, hệ số μ đại diện cho thành phần tin cậy dựa trên quan tâm người dùng. Độ lệch chuẩn SD được xác định tương ứng với các bộ trọng số, ta được kết quả cho bởi bảng 2.4.

Từ bảng kết quả ta có thể quan sát thấy khi ta thay đổi các giá trị cặp trọng số $(\lambda; \mu)$ với λ giảm dần và μ tăng dần thì giá trị của độ lệch chuẩn giảm dần. Điều này chứng tỏ khi ta đánh trọng số cho mức độ quan tâm của người dùng càng lớn thì sẽ cho độ lệch chuẩn càng nhỏ. **Như vậy, việc ước lượng độ tin cậy dựa trên chủ đề được cho là phụ thuộc vào mức độ quan tâm của người dùng (hệ số μ) hơn là dựa vào số lượng tương tác (hệ số λ) của họ.**



Hình 2.10: Phân bố quan tâm người dùng với các chủ đề trên bộ dữ liệu DAR

Bảng 2.4: Độ lệch chuẩn SD của độ tin cậy dựa trên tương tác và quan tâm (bộ dữ liệu CG).

$\begin{pmatrix} \lambda \\ \mu \end{pmatrix}$	(0.9; 0.1)	(0.8; 0.2)	(0.7; 0.3)	(0.6; 0.4)	(0.5; 0.5)	(0.4; 0.6)	(0.3; 0.7)	(0.2; 0.8)	(0.1; 0.9)
topic1	0.176	0.156	0.137	0.117	0.098	0.079	0.060	0.041	0.024
topic2	0.168	0.150	0.131	0.112	0.094	0.075	0.057	0.039	0.023

$\begin{pmatrix} \lambda_i \\ \mu \end{pmatrix}$	(0.9; 0.1)	(0.8; 0.2)	(0.7; 0.3)	(0.6; 0.4)	(0.5; 0.5)	(0.4; 0.6)	(0.3; 0.7)	(0.2; 0.8)	(0.1; 0.9)
topic3	0.188	0.167	0.147	0.126	0.105	0.084	0.064	0.044	0.025
topic4	0.175	0.156	0.136	0.117	0.098	0.078	0.059	0.041	0.024
topic5	0.144	0.128	0.112	0.096	0.080	0.065	0.049	0.034	0.021
topic6	0.169	0.150	0.131	0.113	0.094	0.076	0.057	0.039	0.023
topic7	0.236	0.210	0.184	0.157	0.131	0.105	0.079	0.054	0.030
topic8	0.270	0.240	0.210	0.180	0.150	0.120	0.091	0.061	0.033
topic9	0.187	0.166	0.145	0.125	0.104	0.084	0.063	0.043	0.025
topic10	0.176	0.156	0.137	0.117	0.098	0.079	0.060	0.041	0.024

2.4.6.2. Đánh giá các mô hình đề xuất và so sánh với nghiên cứu khác

Trong phần thực nghiệm này, luận án tiến hành đưa lần lượt các tham số sau vào mô hình kiểm thử:

- Tin cậy dựa trên lịch sử tương tác: luận án tiến hành thử nghiệm trên hai tình huống:
 - Độ tin cậy được xác định trên một dạng tương tác (luận án chọn dạng tương tác Dispatch)
 - Độ tin cậy được xác định bằng cách tổng hợp cả ba dạng tương tác với các trọng số tương ứng.

- Tin cậy dựa trên lịch sử tương tác kết hợp với quan tâm người dùng: với ba cách xác định quan tâm người dùng (*intMax*, *intSum*, *intCor*) chúng ta cũng có tương ứng 3 tình huống để thử nghiệm.

Như đã phân tích ở trên, đây là một bài toán khó để xác định chính xác được nên các độ đo *recall*, *F1 – score*, *precision* thấp như dự đoán. Do vậy, luận án đưa thêm độ đo *Recall@k* với k được thử nghiệm lần lượt là 1, 5, 10 và 20. Kết quả cho bởi bảng 2.5 (a) và (b) .

Quan sát ta thấy:

- *Thứ nhất*, độ đo F_1 thể hiện độ tốt của mô hình, các giá trị của F_1 thay đổi trong các đầu vào, điều này có nghĩa là các tham số đề xuất (các dạng tương tác và mức độ quan tâm) đều có ảnh hưởng tới việc đưa ra kết quả dự đoán cho mô hình.
- *Thứ hai*, với mô hình có cả ba loại tương tác *res*, *dis*, *fam* thì đều cho các mô hình (*model 1, 2, 3*) có độ tốt cao hơn hẳn so với chỉ sử dụng một dạng tương tác *dispatch* (*model 4, 5, 6*).
- Hơn nữa, ta cũng có thể thấy đầu ra của bài toán gợi ý là đưa ra một bài viết mà người dùng quan tâm nhất thì ta thấy độ chính xác chỉ là gần 30% (thể hiện ở giá trị *recall@1*). Nhưng nếu với đầu ra là gợi ý 5 bài viết mà người dùng có khả năng quan tâm cao nhất thì độ chính xác tăng lên hơn 53% (thể hiện ở giá trị *recall@5*), và độ chính xác lên tới 80% khi đầu ra là đưa ra gợi ý 20 bài viết mà người dùng có khả năng quan tâm cao nhất (*recall@20*). Với tập dữ liệu gồm 4049 bài viết, việc hệ thống gợi ý ra 20 bài viết mà một người dùng có khả năng quan tâm cao nhất với độ chính xác lên tới 80% thì đây là một kết quả khả quan và có thể áp dụng cho bài toán thực tế.

Bảng 2.5: Kết quả đánh giá mô hình tin cậy dựa trên lịch sử tương tác và quan tâm người dùng

Model	Respond	Dispatch	Famil	X= Max	X= Sum	X= Cor	Recall	Precision	F1	Recall@1	Recall@5	Recall@10	Recall@20
1.	✓	✓	✓	✓			0.167	0.634	0.263	0.29	0.61	0.70	0.77
2.	✓	✓	✓		✓		0.185	0.602	0.283	0.30	0.62	0.73	0.81
3.	✓	✓	✓			✓	0.185	0.602	0.283	0.30	0.61	0.72	0.79
4.		✓		✓			0.115	0.523	0.188	0.28	0.61	0.75	0.86
5.		✓			✓		0.146	0.456	0.215	0.28	0.54	0.62	0.68
6.		✓				✓	0.136	0.536	0.215	0.27	0.53	0.62	0.67

(a) Bộ dữ liệu DAR – DONG ANH RUNNERS

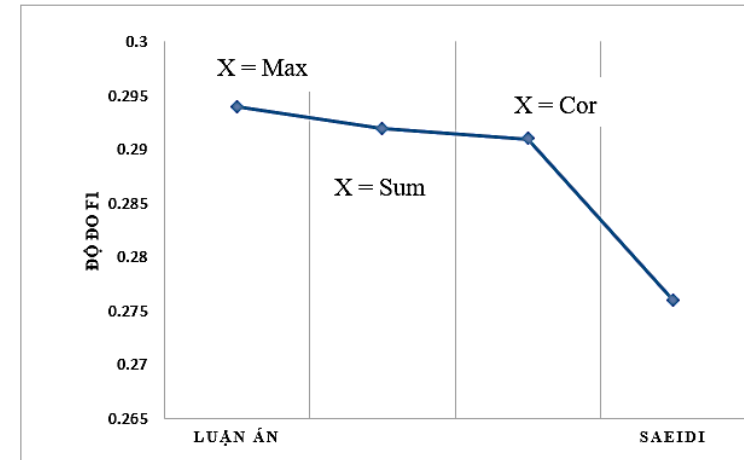
Model	Respond	Dispatch	Famil	X= Max	X= Sum	X= Cor	recall	Precision	F1	Recall@1	Recall@5	Recall@10	Recall@20
1.	✓	✓	✓	✓			0.297	0.291	0.294	0.07	0.35	0.58	0.77
2.	✓	✓	✓		✓		0.289	0.296	0.292	0.08	0.33	0.56	0.79
3.	✓	✓	✓			✓	0.292	0.291	0.291	0.07	0.33	0.56	0.79
4.		✓		✓			0.295	0.264	0.279	0.09	0.31	0.50	0.72
5.		✓			✓		0.296	0.256	0.275	0.08	0.24	0.39	0.60
6.		✓				✓	0.296	0.259	0.276	0.10	0.29	0.47	0.75

(b) Bộ dữ liệu CG - CHELTENHAM'S GROUPS

So sánh với đề xuất của Shahram Saeidi [13], **luận án tiến hành thay mô hình tính toán tin cậy giữa hai người dùng dựa trên tương tác của Saeidi** bởi phương pháp tính độ tin cậy giữa hai người dùng $trust_{topic}^{exp}(i, j, t)$ do luận án đề xuất làm đầu vào cho mô hình. Trước đó, **Saeidi đưa ra cách tính độ tin cậy trực tiếp giữa hai người dùng dựa vào giá trị $NodeValue(u_i) = \sum_i activity(u_i)$** – giá trị của người dùng u_i để tạo nên độ tin cậy với cộng đồng thông qua các hoạt động (activities) tích cực như số lượng bài đăng, số lượng bình luận, số lượt chia sẻ bài viết hay như số lượt đọc các bài viết. Những số liệu này luận án đều tìm thấy trong bộ dữ liệu CG. Chính vì thế luận án xác định được giá trị $NodeValue$ cho từng người dùng. Giá trị này được thiết lập làm tham số đầu vào cho bài toán gợi ý. Thực nghiệm được tiến hành dựa trên bộ dữ liệu CG và cho kết quả như bảng 2.6 và hình 2.10 dưới đây:

Bảng 2.6 và Hình 2.11: So sánh mô hình tin cậy dựa trên lịch sử tương tác với mô hình của Shahram Saeidi

Model	Respond	Dispatch	Famil	X= Max	X= Sum	X= Cor	Recall	Precision	F1	
1.	✓	✓	✓	✓			0.167	0.634	0.294	
2.	✓	✓	✓		✓		0.185	0.602	0.292	
3.	✓	✓	✓			✓	0.185	0.602	0.291	
4.	Shahram Saeidi. 2020							0.293	0.262	0.276



Quan sát Bảng 2.6 ta thấy, dòng thứ 1, 2 và 3 thể hiện 3 mô hình tính toán tin cậy mà luận án đề xuất đó là mô hình tin cậy dựa trên lịch sử tương tác (với tổng hợp ba dạng tương tác *respond*, *dispatch* và *famil*) và quan tâm người dùng (trong cả 3 hàm *Max*, *Sum* và *Cor*). Các mô hình lần lượt cho độ đo F_1 lần lượt là 0.294, 0.292, 0.291. Dòng thứ 4 thể hiện mô hình tính toán tin cậy của Shahram Saeidi dựa trên tương tác trực tiếp giữa các người dùng (tính toán thông qua giá trị *nodeValue*) và cho kết quả độ đo F_1 là 0.276. Như vậy, độ lệch chuẩn F_1 với mô hình tính toán tin cậy của Shahram Saeidi có kết quả thấp hơn so với các mô hình tin cậy dựa trên lịch sử tương tác và quan tâm người dùng mà luận án đề xuất.

2.5. Kết luận chương 2

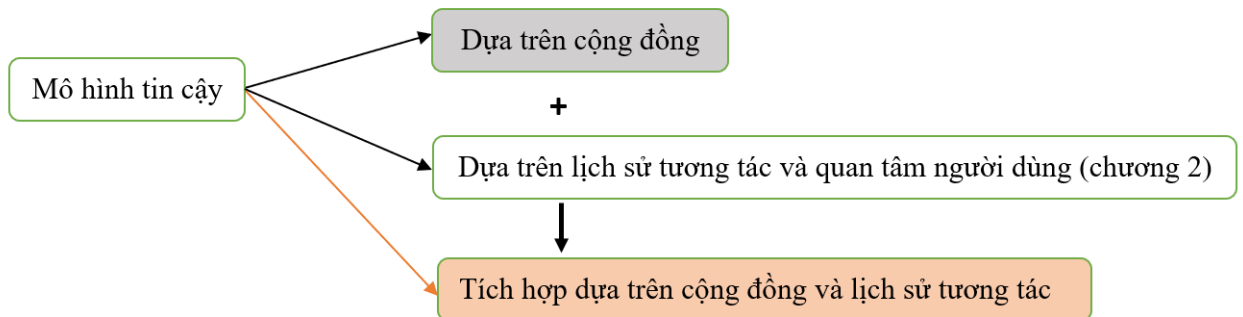
Trong chương này, luận án đã đề xuất cách xác định độ tin cậy dựa trên việc tổng hợp các dạng tương tác khác nhau và đã đánh giá so với khi chỉ có một dạng tương tác. Phần thứ hai trong chương này, luận án đã chỉ ra được phương pháp xác định độ đo quan tâm của người dùng về một chủ đề dựa trên mức độ tương quan bài viết của họ về chủ đề đó. Từ đó, luận án đưa ra công thức xác định độ tin cậy tổng hợp của hai người dùng về một chủ đề theo hai thành phần là tin cậy dựa trên tương tác và quan tâm người dùng. Và kết quả đạt cuối cùng đạt được trong chương này đó là luận án đã xây dựng một mô hình học máy, sử dụng phương pháp Cross-Validation với K-Fold để đánh giá mức độ ảnh hưởng của các tham số như: mức độ tương tác - dispatch, mức độ phản hồi- responds, mức độ quen biết -familiarity, độ đo quan tâm - $intX$, độ tin cậy - $trust_{topic}^{exp}$ thông qua bài toán gợi ý (thuộc lớp bài toán dự đoán không chính xác) đã được trình bày trong phần 2.4. Kết quả kiểm nghiệm cũng đã so sánh mô hình đề xuất của luận án với nghiên cứu mới của Saeidi [13] trong cùng việc xây dựng mô hình tin cậy dựa trên tương tác. Các kết quả này được đăng trên tạp chí *Journal of Science and Technology on Information and Communications*, CS.01, 2023, p.121-127; tạp chí *Journal of Computer Science and Cybernetics*, số 38, p.147-163, 2022.

CHƯƠNG 3. MÔ HÌNH TIN CẬY DỰA TRÊN CỘNG ĐỒNG VÀ TIN CẬY TÍCH HỢP

Trong chương 3, luận án sẽ giải quyết bài toán thứ hai “Tôi nên hỏi ai để biết về B”. Thực chất vẫn là bài toán tôi có nên tin cậy B hay không, nhưng thay vì ta xem xét các yếu tố được xây dựng từ chính B để củng cố độ tin cậy, thì ta sẽ đi hỏi những người “hàng xóm” xem họ đánh giá như nào về B. Ở đây chúng ta kế thừa các phương pháp đo lường độ tin cậy trực tiếp giữa hai người dùng đã được chỉ ra trong chương 2 để xây dựng cách tính độ tin cậy gián tiếp giữa hai người dùng thông qua các liên kết tin cậy giữa họ - mà chúng ta gọi với tên là tin cậy dựa trên cộng đồng. Bài toán này sẽ được chia thành hai bài toán nhỏ: (i) thứ nhất, xây dựng cộng đồng người dùng có mối liên hệ với B và (ii) xây dựng phương pháp đo lường độ tin cậy với B thông qua cộng đồng người dùng này.

Như vậy, trong chương này luận án lần lượt đề xuất phương pháp giải quyết hai bài toán nhỏ trên: phần 3.1 luận án đề xuất cách xác định cộng đồng, phần 3.2 đề xuất cách tính tin cậy dựa trên cộng đồng. Phần 3.3 luận án đề xuất cách tính độ tin cậy bằng cách kết hợp giữa tin cậy dựa trên lịch sử tương tác (đã được đề xuất ở chương 2) và tin cậy dựa trên cộng đồng. Phần 3.4 sẽ là phần thử nghiệm và đánh giá.

Như vậy, có thể tóm tắt các đề xuất của luận án trong chương này như sau:



Hình 3.1. Sơ đồ tổng thể đóng góp của luận án trong chương 3

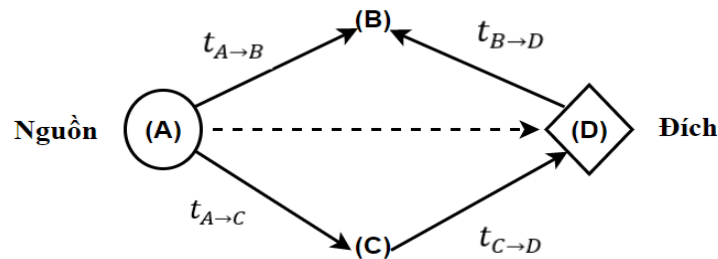
3.1. Xác định cộng đồng và đánh giá cộng đồng

Bài toán xác định cộng đồng đã được chỉ ra trong các nghiên cứu như SIMPATH [121] [122]. Các nghiên cứu này tập trung vào phân tích ảnh hưởng của đồ thị. Mathioudakis và cộng sự [57] trình bày một thuật toán SPINE tìm 'xương sống' của

một mạng lưới tin cậy. Wang và cộng sự [59] đề xuất thuật toán Tham lam dựa trên cộng đồng để khai thác các nút có ảnh hưởng Top-K. Rất nhiều những nghiên cứu đưa ra những phương pháp để xác định cộng đồng tuy nhiên chưa có nghiên cứu nào dựa trên mức độ tương tự giữa những người dùng trên mạng xã hội. Giả sử người dùng A được người dùng B và C tin cậy, ta có thể tuyên bố rằng A tin cậy vào B hơn C nếu A và B có tương tự nhiều hơn A và C. Trong phần này, luận án sẽ đưa cách xác định cộng đồng dựa trên đại số đường và dựa trên tương tự.

3.1.1. Xác định cộng đồng dựa trên đại số đường

Như đã trình bày ở chương 2, luận án lựa chọn phương pháp mô hình hóa mạng xã hội dưới dạng một đồ thị. Trong đó, các nút đại diện cho người dùng, các cạnh biểu thị mối quan hệ giữa chúng và trọng số của cạnh biểu thị các mức độ tin cậy. Trong hình 3.1, trọng số của các cạnh $t_{A \rightarrow C}$, $t_{C \rightarrow D}$, ... là độ tin cậy của người dùng A đối với người dùng C, người dùng C đối với người dùng D, ...



Hình 3.2: Sơ đồ tổng quan xác định cộng đồng

Trong một mạng xã hội, vì mỗi người dùng thường tương tác với nhiều người khác nên có thể tồn tại nhiều đường dẫn tin cậy giữa những người dùng không liên kết (không có tương tác trực tiếp). Ví dụ như A, D là hai người dùng không liên kết thì tồn tại nhiều đường đi từ A đến D như: đường dẫn $A \rightarrow B \rightarrow D$ và $A \rightarrow C \rightarrow D$. Nếu tồn tại ít nhất một đường dẫn đáng tin cậy liên kết hai người dùng không xác định (ví dụ: A và D được liên kết bởi hai đường dẫn đáng tin cậy), thì có thể tồn tại một kết nối đáng tin cậy giữa họ. Tất cả các liên kết đáng tin cậy như vậy tạo thành một mạng tin cậy từ nguồn đến đích (ví dụ: mạng tin cậy từ A đến D trong Hình 3.1). Mức độ tin cậy trực tiếp và gián tiếp giữa những người dùng có thể được sử dụng để xây dựng độ tin cậy dựa trên cộng đồng của người dùng. Trong chương này, luận án

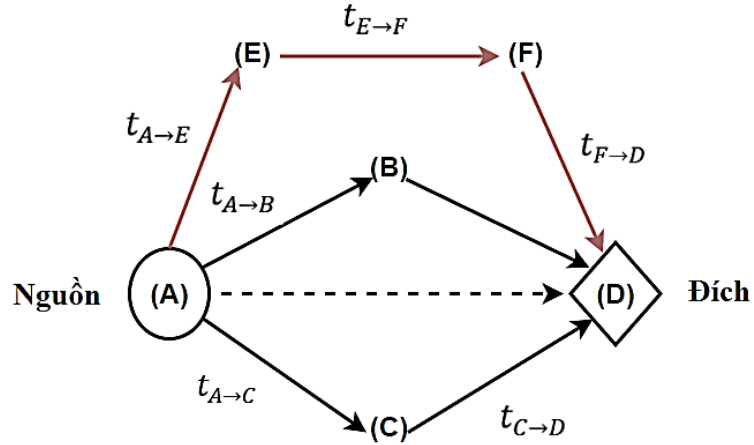
sẽ tập trung vào ba vấn đề: (i) khai thác mạng tin cậy; (ii) lựa chọn đường dẫn tin cậy và tính lan truyền tin cậy qua đường dẫn và (iii) xem xét các cộng đồng đóng góp vào tính toán tin cậy như nào.

Trong một mạng tin cậy, có thể có hàng chục nghìn đường dẫn tin cậy giữa người tin cậy và người được tin cậy [11] [123]. Việc đánh giá độ tin cậy dựa trên tất cả các đường dẫn tin cậy này có thể tốn rất nhiều thời gian tính toán. Ngoài ra, chúng ta có thể tìm kiếm một đường dẫn tối ưu mang lại kết quả đáng tin cậy nhất từ nhiều đường dẫn. Đây được gọi là vấn đề lựa chọn con đường tin cậy tối ưu được biết đến là một vấn đề nghiên cứu đầy thách thức trong mạng xã hội [11] [2].

Sau khi xây dựng được mạng tin cậy và chọn các đường dẫn tin cậy từ mạng đó, việc tính toán giá trị tin cậy cho người dùng đòi hỏi chúng ta phải nắm bắt được cách mà độ tin cậy được lan truyền dọc theo đường dẫn tin cậy [2]. Một số mô hình lan truyền đã được đề xuất [124] [12] [125] [126], nhưng vẫn gặp một số vấn đề sau:

- Các mô hình lan truyền độ tin cậy hiện có này không xem xét đầy đủ nhiều thông tin *bối cảnh xã hội* quan trọng. Ví dụ: các mối quan hệ xã hội, tương tác xã hội và sở thích hoặc mối quan tâm có ảnh hưởng đáng kể đến tính lan truyền mạng xã hội [5] [104] [11].
- Độ dài của các đường dẫn tin cậy và các giá trị tin cậy trực tiếp có thể ảnh hưởng đến kết quả của việc tính toán độ tin cậy, nhưng khía cạnh này không được hỗ trợ bởi hầu hết các phương pháp hiện có [127] [128]. Ta có thể lấy ví dụ như hình 3.2.

Để đánh giá độ tin cậy của A về D, ta có thể có nhiều đường dẫn tin cậy như: $A \rightarrow B \rightarrow D$; $A \rightarrow C \rightarrow D$ hay $A \rightarrow E \rightarrow F \rightarrow D$. Vấn đề đặt ra ở đây là khi ta tính toán độ tin cậy thì nếu số người trung gian giữa hai người cần tính toán độ tin cậy mà càng nhiều thì độ tin cậy sẽ bị ảnh hưởng. Điều này hướng luận án tới một cách để giải quyết đó là ta sẽ tính trọng số cho các thành phần tin cậy: với những tương tác trực tiếp và với những tương tác trung gian.



Hình 3.3: Xác định cộng đồng người dùng

Dựa trên tất cả các cơ sở đó, luận án sử dụng một ứng dụng của **đại số đường** thể hiện các đường dẫn tin cậy trong mạng xã hội và tính toán độ tin cậy của người từ cộng đồng [129]. Luận án cải tiến các công thức cần thiết từ công trình do Wang và cộng sự đưa ra [129]. Trước hết, luận án tiến hành xây dựng lớp các hàm để ước tính độ tin cậy thông qua lan truyền như sau:

Định nghĩa 3.1: Giả sử rằng $u_k (k = 0, 1, \dots, m + 1)$ lần lượt là các người dùng trung gian để nối từ người dùng u_i tới người dùng u_j , sao cho: $u_i = u_0$ và $u_j = u_{m+1}$.

Một hàm:

$$f_{path}^{trust} : [0,1]^m \rightarrow [0,1] \quad (3.1)$$

được gọi là một hàm đường tin cậy, hay ngắn gọn là đường tin cậy nếu và chỉ nếu thỏa mãn tính chất $f_{path}^{trust}(u_{i1}, u_{i2}, \dots, u_{im}) \leq u_{k,k+1}$ với mọi $k = 0, \dots, m$.

Định nghĩa 3.2: Một đường dẫn từ nút i tới nút j , kí hiệu là $p(i, j)$ là một đường nối của một tập hợp các cạnh được gán nhãn $(e_k, e_{k+1}), k = i, \dots, j - 1$. Nhãn liên kết với đường dẫn, kí hiệu $l(p(i, j))$ là một hàm của các nhãn liên kết với các cạnh trong đường dẫn thông qua toán tử nối \otimes của các nhãn.

Trong mô hình tính toán của luận án, nhãn của đường dẫn từ u_i tới u_j được tính là \otimes của các giá trị tin cậy dựa trên lịch sử tương tác và quan tâm người dùng $\otimes_{k=i}^{j-1} trust_{topic}^{exp}(k, k_1, t)$ (đã được chỉ ra trong chương 2).

Định nghĩa 3.3: Giả sử ta có hai nút u_i và u_j trong đồ thị $G = (V, E)$. Kí hiệu $\Phi(i, j)$ là tập của các đường $p(i, j)$ kết nối u_i với u_j . Nhãn cho tập các $\Phi(i, j)$ được định nghĩa là một hàm của các nhãn của các đường dẫn $p(i, j)$ bằng việc sử dụng một toán tử kết hợp \oplus .

Các tính chất sau đây rất hữu ích cho việc tính toán độ tin cậy trong nhiều trường hợp khác nhau.

Mệnh đề: Các toán tử nối và kết hợp có các tính chất sau:

- (i) Toán tử \otimes có tính kết hợp và giao hoán
- (ii) Toán tử \oplus có tính kết hợp và giao hoán

Tính chất (i) chỉ ra rằng ước tính tin cậy của một chuỗi các nút không phụ thuộc vào thứ tự tính toán. Tính chất (ii) cho phép chúng ta đánh giá độ tin cậy của các đường dẫn theo bất kỳ thứ tự nào. Ví dụ: có q đường dẫn khác nhau nối i, j , chúng ta có thể tính \oplus theo thứ tự bất kỳ cặp nào để có giá trị cuối cùng.

Trong phần này, luận án sử dụng toán tử \otimes là phép nhân \times thông thường để nối các thành phần tin cậy và toán tử \oplus là hàm lấy giá trị lớn nhất (max) để kết hợp các thành phần tin cậy. Các đề xuất sử dụng hai toán tử này sẽ được chỉ ra trong phần 3.2 dưới đây.

Để tính toán độ tin cậy tổng thể từ một tập hợp các đường dẫn $\Phi(i, j)$ kết nối u_i và u_j , chúng ta có thể sử dụng các hàm được hình thức hóa trong định nghĩa sau:

Định nghĩa 3.4: Một hàm $f: [0,1]^n \rightarrow [0,1]$ là một độ tin cậy tham khảo nếu và chỉ nếu nó là một trong các hàm sau:

- (i) $f(x_1, \dots, x_n) = \min(x_1, \dots, x_n)$
- (ii) $f(x_1, \dots, x_n) = f_{path}^{trust}(p_l)$ trong đó p_l là một đường đi “ngắn nhất” trong số các đường đi p_1, \dots, p_n .
- (iii) $f(x_1, \dots, x_n) = \frac{x_1 + \dots + x_n}{n}$
- (iv) $f(x_1, \dots, x_n) = \prod_{i=1}^n x_i$

3.1.2. Xác định cộng đồng dựa trên tương tự

Như đã trình bày trong chương 1, theo khái niệm “Homophily” thì những người tương tự nhau thường có xu hướng kết nối với nhau. Họ tạo nên một cộng đồng những

người tương tự. Việc quan trọng nhất ở đây là ta xác định độ tương tự giữa hai người dùng như nào? Làm sao để định lượng được mức độ tương tự. Trong phần này luận án sẽ chỉ ra các phương pháp để xác định mức độ tương tự giữa hai người dùng trên mạng xã hội.

3.1.2.1. Mối liên hệ giữa tương tự người dùng và độ tin cậy

Phân tích sự tương quan giữa độ tin cậy và tương tự người dùng để cung cấp thông tin về cách mà con người nhìn nhận và tương tác với nhau trên các nền tảng mạng xã hội. Mối tương quan giữa hai biến này có thể cho thấy liệu con người có dễ dàng tin cậy những người tương tự với mình hơn hay không, hoặc liệu độ tin cậy có dựa trên những yếu tố khác hay không.

Để phân tích mối tương quan giữa độ tin cậy và tương tự, các nhà nghiên cứu có thể sử dụng các phương pháp thống kê khác nhau, bao gồm hệ số tương quan Pearson, hệ số tương quan Spearman hoặc hệ số tương quan Kendall tau. Những phương pháp này có thể giúp xác định chiều hướng của mối tương quan giữa độ tin cậy và tương tự.

Một cách tiếp cận khác có thể là tiến hành một cuộc khảo sát, yêu cầu các người tham gia đánh giá mức độ tin cậy và tương tự của họ với danh sách người dùng khác trên một nền tảng mạng xã hội. Các phản hồi có thể được thu thập và phân tích bằng phương pháp thống kê để xác định mối tương quan giữa độ tin cậy và tương tự.

Một cách tiếp cận nữa là phân tích dữ liệu mạng xã hội, chẳng hạn như tương tác giữa người dùng hoặc nội dung được chia sẻ, để xác định mức độ tin cậy và tương tự giữa các người dùng. Ví dụ, các nhà nghiên cứu có thể phân tích tần suất và loại hình tương tác giữa những người dùng tương tự hoặc khác biệt. Sau đó so sánh kết quả này với mức độ tin cậy được thể hiện bởi những người dùng này.

Độ đo tương tự đã được sử dụng rộng rãi để xây dựng gợi ý cho người dùng về các sản phẩm, dịch vụ trong hệ thống gợi ý [22], mạng xã hội [33] [12]. Golbeck [63] chỉ ra rằng có một mối tương quan mạnh mẽ và có ý nghĩa giữa độ tin cậy và sự tương đồng của người dùng: hai người càng giống nhau thì mức độ tin cậy giữa họ càng lớn.

Dựa trên thước đo thông thường, luận án hình thức hóa định nghĩa về độ tương tự như sau:

Định nghĩa 3.5: Cho một không gian vector \mathcal{V} . Một hàm $sim: \mathcal{V} \times \mathcal{V} \rightarrow [0,1]$ là một độ đo tương tự nếu và chỉ nếu nó thỏa mãn các điều kiện sau:

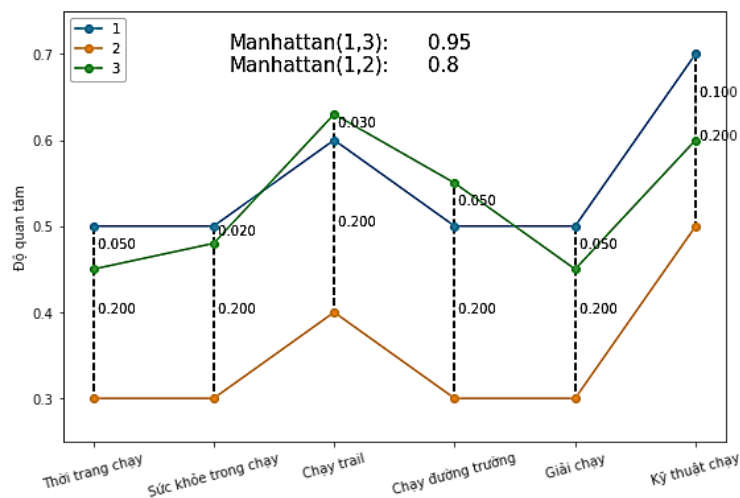
- (i) Tính phản xạ: $sim(u, u) = 1, \forall u \in \mathcal{V}$
- (ii) Tính đối xứng: $sim(u, v) = sim(v, u), \forall u, v \in \mathcal{V}$
- (iii) Bất đẳng thức tam giác: $sim(u, w) + sim(w, v) - sim(u, v) \leq 1, \forall u, v, w \in \mathcal{V}$

Trong chương này, luận án đề xuất hai cách tính độ tương tự đó là: độ tương tự dựa trên quan tâm và độ tương tự dựa trên bài viết.

3.1.2.2. Tương tự dựa trên quan tâm

Tương tự người dùng dựa trên quan tâm có thể được đo bằng cách tính toán độ tương tự giữa các người dùng dựa trên các quan tâm của họ. Nếu hai người dùng có cùng quan tâm đến các chủ đề nào đó, điều này có thể cho thấy rằng họ có khả năng có những sở thích hoặc nhu cầu tương tự nhau [8] [130].

Hình 3.4 biểu diễn mức độ quan tâm của ba người dùng (ví dụ người dùng 1, 2, 3) về sáu chủ đề. Ta có thể quan sát thấy, với hai người dùng 1 và 3 đều quan tâm đến các chủ đề giống nhau vì thế mà độ tương tự giữa hai người dùng này lớn (0.95). Ngược lại, với hai người dùng 1 và 2 có mức độ quan tâm tới các chủ đề không giống nhau nên độ tương tự của họ thấp hơn (0.8).



Hình 3.4: Xác định tương tự người dùng dựa trên quan tâm theo độ đo Manhattan

Luận án đề xuất hai cách xác định tương tự người dùng dựa trên mức độ quan tâm của họ về các chủ đề:

- Xác định tương tự người dùng theo một chủ đề cụ thể nào đó, ta kí hiệu: $sim_t(i, j)$ là mức độ tương tự giữa hai người dùng u_i và u_j về chủ đề t và được tính theo công thức sau:

$$sim_t(i, j) = 1 - |intX(i, t) - intX(j, t)| \quad (3.2)$$

Trong đó, $intX(i, t)$ – mức độ quan tâm của người dùng u_i về chủ đề t . X có thể là một trong các hàm *Max*, *Sum*, *Cor*.

- Xác định tương tự người dùng dựa trên sự tương đồng về các quan tâm của họ với tất cả các chủ đề. Khi biểu diễn mức độ quan tâm người dùng theo các chủ đề dưới dạng vector, để xác định mối tương quan giữa hai vector ta có nhiều cách để xác định như: độ đo cosin, độ đo khoảng cách Manhattan,.... Trong phần này luận án chỉ ra cách xác định độ đo tương tự bằng cả hai cách trên đó là: độ đo cosin và độ đo khoảng cách Manhattan giữa hai vector quan tâm u_i^t và u_j^t :

Độ đo tương tự người dùng dựa trên khoảng cách Manhattan:

$$sim^X(i, j) = \frac{\sum_{k \in \mathcal{T}} |u_i^k - u_j^k|}{\|\mathcal{V}_T\|} \quad (3.3)$$

Độ đo tương tự người dùng dựa trên độ đo cosin:

$$sim^X(i, j) = \frac{\langle u_i^t, u_j^t \rangle}{\|u_i^t\| \times \|u_j^t\|} \quad (3.4)$$

Trong đó: u_i^t và u_j^t là mức độ quan tâm của người dùng u_i và u_j về chủ đề t tương ứng. X có thể là một trong các hàm *Max*, *Sum*, *Cor*.

3.1.2.3. Tương tự dựa trên bài viết

Mỗi một bài viết của người dùng trên mạng xã hội sẽ phản ánh một nội dung nào đó mà người dùng đang nhắm tới. Luận án nhận xét thấy có mối liên hệ giữa hai người dùng bất kì dựa trên các bài đăng của họ trên mạng xã hội. Tương tự giữa hai người dùng ngoài dựa trên mức độ quan tâm của họ tới một chủ đề nào đó mà nó còn

được phản ánh thông qua các bài viết của họ. Vì vậy, từ mỗi tương quan giữa các bài viết giữa hai người dùng chúng ta cũng sẽ tìm được mối liên hệ để tính được mức độ tương tự giữa họ.

Trong mục này, luận án trình bày phương pháp ước lượng độ tương tự giữa hai người dùng trên mạng xã hội dựa trên nội dung bài viết. Ta xem xét độ tương quan giữa tất cả các cặp bài viết của hai người dùng. Mức độ tương tự dựa trên bài viết sẽ được định nghĩa là giá trị lớn nhất của tất cả các độ tương quan đó. Ta có định nghĩa sau:

Định nghĩa 3.6: Giả sử có hai người dùng u_i, u_j . Độ tương tự giữa hai bài viết của hai người dùng u_i và u_j được định nghĩa bằng độ tương tự cosin của hai vecto e_{ik}^j và e_{jk}^i tương ứng.

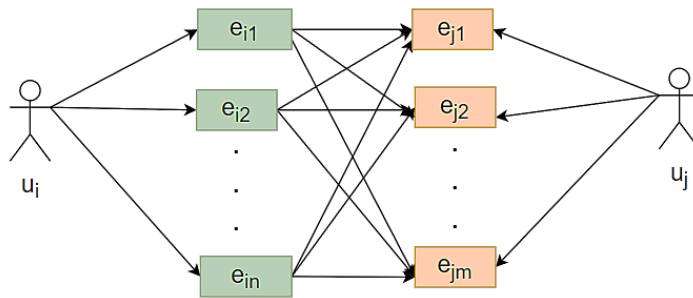
$$\text{sim}(e_{ik}^j, e_{jk}^i) = \frac{\langle e_{ik}^j, e_{jk}^i \rangle}{\|e_{ik}^j\| \times \|e_{jk}^i\|} \quad (3.5)$$

Trong đó $\langle u, v \rangle$ là tích vô hướng, \times là phép nhân thông thường và $\|.\|$ là độ dài Euclide của một vector.

Định nghĩa 3.7. Độ tương tự giữa hai người u_i và u_j dựa trên bài viết. kí hiệu $\text{sim}_{prof}(i, j)$ được định nghĩa như sau:

$$\text{sim}_{prof}(i, j) = \max \left(\text{sim}_{k=1, \dots, n; j=1, \dots, m} (e_{ik}, e_{jl}) \right) \quad (3.6)$$

Ở đây chúng ta giả sử người dùng u_i có n bài viết. người dùng u_j có m bài viết. Như vậy ta có $n \times m$ cặp các bài viết cần tính độ tương quan.



Hình 3.5: Ví dụ về tập các bài viết của hai người dùng bất kì

3.1.2.4. Kết hợp tương tự người dùng dựa trên quan tâm và dựa trên bài viết

Định nghĩa 3.8: Độ tương tự giữa hai người dùng u_i và u_j được xác định bằng sự kết hợp có trọng số của các độ tương tự thành phần, được cho bởi công thức sau:

$$sim(i, j) = \alpha \times sim_{prof}(i, j) + \beta \times sim_t(i, j)$$

$$sim(i, j) = \alpha \times sim_{prof}(i, j) + \beta \times sim^X(i, j) \quad (3.7)$$

Trong đó $\alpha, \beta \geq 0$; $\alpha + \beta = 1$.

Như vậy trong phần này, luận án đã xây dựng các cách xác định mức độ tương tự giữa hai người dùng dựa trên các độ khác nhau và có thể được tổng hợp bởi bảng sau:

Bảng 3.1: Các phương pháp xác định tương tự giữa hai người dùng

<p>Tương tự người dùng dựa trên quan tâm</p> <p>$sim_t(i, j)$ – tương tự dựa trên quan tâm trên một chủ đề nào đó.</p> <p>$sim^X(i, j)$ – tương tự dựa trên quan tâm trên tất cả các chủ đề.</p>	<p>$sim_t(i, j) = 1 - intX(i, t) - intX(j, t)$ – mức độ tương tự của hai người dùng u_i và u_j về chủ đề t.</p> <p>$sim^X(i, j) = \frac{\sum_{k \in \mathcal{T}} u_i^k - u_j^k }{\ \mathcal{V}_T\ }$ – mức độ tương tự của hai người dùng u_i và u_j theo độ đo Manhattan.</p> <p>$sim^X(i, j) = \frac{\langle u_i^t, u_j^t \rangle}{\ u_i^t\ \times \ u_j^t\ }$ – mức độ tương tự của hai người dùng u_i và u_j theo độ đo Cosine.</p>
<p>Tương tự người dùng dựa trên bài viết: $sim_{prof}(i, j)$</p>	<p>$sim_{prof}(i, j) = \max \left(sim_{k=1, \dots, n; j=1, \dots, m} (e_{ik}, e_{jl}) \right)$</p>
<p>Tương tự kết hợp: $sim(i, j)$</p>	<p>$sim(i, j) = \alpha \times sim_{prof}(i, j) + \beta \times sim_t(i, j)$</p> <p>$sim(i, j) = \alpha \times sim_{prof}(i, j) + \beta \times sim^X(i, j)$</p>

3.2. Tin cậy dựa trên cộng đồng

Khi một người dùng không chắc chắn đánh giá của mình về độ tin cậy với một số người người dùng khác họ sẽ sử dụng, tham khảo ý kiến đánh giá từ cộng đồng. **Độ tin cậy dựa trên cộng đồng được coi là mức độ đáng tin cậy mà một số cộng đồng chỉ định cho một người dùng** [131]. Trong phần này, trên cơ sở xác định cộng đồng dựa vào đại số đường và dựa vào mức độ tương tự giữa hai người dùng mà luận án đã chỉ ra trong các phần 3.1.1 và 3.1.2 trước đó, luận án tiếp tục đề xuất các cách xác định độ tin cậy giữa hai người dùng không có kết nối trực tiếp thông qua cộng

đồng người dùng có quan hệ với họ. Luận án chia ra thành hai nhóm tin cậy tương ứng đó là tin cậy dựa trên đại số đường (với hai các xác định được đặt tên là *repmaX* và *repaP*) và tin cậy cộng đồng dựa trên tương tự (luận án đặt tên là *repeeS* và *repeS*).

Trong đó:

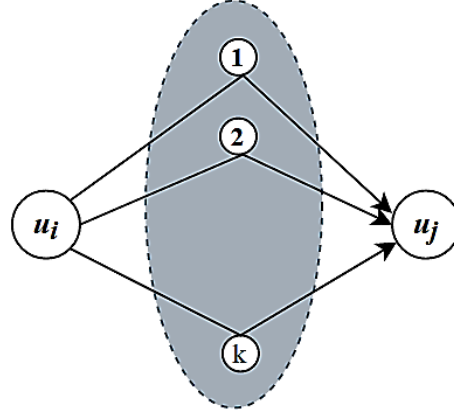
- **repmaX**: Tin cậy cộng đồng dựa trên các đường dẫn sử dụng các toán tử thông thường là *max* và \times .
- **repaP**: Tin cậy cộng đồng dựa trên các đường dẫn sử dụng mức độ tin cậy trung bình và toán tử \times .
- **repeeS**: Tin cậy cộng đồng dựa trên mức độ tương tự của những người hàng xóm với người tin cậy *truster*.
- **repeS**: Tin cậy cộng đồng dựa trên mức độ tương tự của những người hàng xóm với người được tin cậy *trustee*.

Luận án sẽ hình thức hóa các loại tin cậy này trong các định nghĩa được trình bày dưới đây:

Định nghĩa 3.9: Giả sử ta có một người dùng nguồn u_i và người dùng đích u_j ; L_{ij}^1 là những người bạn chung mức 1 của u_i và u_j . Độ tin cậy dựa trên cộng đồng của người dùng u_i với người dùng u_j với *repmaX* được cho bởi công thức:

$$trust_{topic}^{repmaX}(i, j, t) = \max_{v \in L_{ij}^1} \left(trust_{topic}^{exp}(i, v, t) \times trust_{topic}^{exp}(v, j, t) \right) \quad (3.8)$$

Phương pháp xác định đầu tiên này dựa trên hai toán tử đại số đường đã được chỉ ra trong phần 3.1.1, được hiểu như sau: Có rất nhiều đường dẫn đáng tin cậy giữa hai người dùng u_i và u_j , trong số đó ta tìm ra dẫn “đáng tin cậy nhất” bằng cách lấy giá trị lớn nhất trong tất cả các đường dẫn tin cậy. Ở đây, luận án đưa ra cách tính độ tin cậy của đường dẫn bằng *tích các giá trị tin cậy thành phần* (tin cậy trực tiếp) giữa hai người dùng.



$$\text{trust}(u_i, u_j) = \max(p_1, \dots, p_k)$$

Hình 3.6: Mô tả cách đo lường tin cậy dựa trên đại số đường

Trong đó, p_k là độ tin cậy của đường dẫn k .

Một phương pháp đo lường độ tin cậy tiếp theo mà luận án đưa ra được xác định dựa trên **giá trị trung bình** độ tin cậy của các đường dẫn. Cách tính được chỉ ra theo như định nghĩa dưới đây:

Định nghĩa 3.10: Giả sử ta có một người dùng nguồn u_i và người dùng đích u_j ; L_{ij}^1 là những người bạn chung mức 1 của u_i và u_j . Độ tin cậy dựa trên cộng đồng của người dùng u_i với người dùng u_j với **repaP** được cho bởi công thức:

$$\text{trust}_{\text{topic}}^{\text{repaP}}(i, j, t) = \frac{\sum_{v \in L_{ij}^1} (\text{trust}_{\text{topic}}^{\text{exp}}(i, v, t) \times \text{trust}_{\text{topic}}^{\text{exp}}(v, j, t))}{\sum_{v \in L_{ij}^1} \text{trust}_{\text{topic}}^{\text{exp}}(v, j, t)} \quad (3.9)$$

Trong đó: $\text{trust}_{\text{topic}}^{\text{exp}}(v, j, t)$ là độ tin cậy dựa trên lịch sử tương tác và quan tâm của người dùng v đối với người dùng j về chủ đề t (đã được định nghĩa ở chương 2).

Một điều đáng chú ý ở đây đó là luận án chỉ trình bày cách xác định cộng đồng trên tập L^1 - những người có tương tác trực tiếp mà không xét tới tập người dùng lớp $L^p, p \geq 2$. Đây sẽ là hướng phát triển tiếp theo của luận án.

Dưới đây là thuật toán xác định giá trị tin cậy repmaX và repaP:

Thuật toán 3.1. Tính độ tin cậy cộng đồng dựa trên đại số đường - repmaX

Đầu vào: Người dùng u_i, u_j ; chủ đề t ; $computeExpTrust_{topic}(i, j, t)$ – hàm tính độ tin cậy dựa trên lịch sử tương tác và quan tâm người dùng (Thuật toán 2.2).

Đầu ra: Độ tin cậy cộng đồng giữa u_i và u_j về chủ đề dựa trên đại số đường

với các toán tử cơ bản max và \times .

$$computeTrust_{topic}^{repmaX}$$

Thực hiện:

- 1: **for all** $v \in L_{ij}^1$ **do**
 - 2: $trust_{topic}^{repmaX} \leftarrow \max (computeExpTrust_{topic}(i, v, t) \times computeExpTrust_{topic}(v, j, t))$
 - 3: **end for**
 - 4: **return** $trust_{topic}^{repmaX}(i, j, t)$
-

Thuật toán 3.2. Tính độ tin cậy cộng đồng dựa trên đại số đường - repaP

Đầu vào: Người dùng u_i, u_j ; chủ đề t ; $computeExpTrust_{topic}(i, j, t)$ – hàm tính độ tin cậy dựa trên lịch sử tương tác và quan tâm người dùng (Thuật toán 2.2).

Đầu ra: Độ tin cậy cộng đồng giữa u_i và u_j về chủ đề dựa trên đại số đường sử dụng

toán tử trung bình và \times . $computeTrust_{topic}^{repaP}$

Thực hiện:

- 1: $sum1 \leftarrow 0$
 - 2: $sum2 \leftarrow 0$
 - 3: **for all** $v \in L_{ij}^1$ **do**
 - 4: $sum1 \leftarrow sum1 + computeExpTrust_{topic}(i, v, t) \times computeExpTrust_{topic}(v, j, t)$
 - 5: $sum2 \leftarrow sum2 + computeExpTrust_{topic}(v, j, t)$
 - 6: **end for**
 - 7: $trust_{topic}^{repaP}(i, j, t) = \frac{sum1}{sum2}$
 - 8: **return** $trust_{topic}^{repaP}(i, j, t)$
-

Trong phần 3.1.2.1, luận án đã đánh giá mối quan hệ giữa mức độ tương tự hai người dùng và độ tin cậy của họ. Theo đó, trong hai định nghĩa dưới đây luận án tiếp tục đưa vào mức độ tương tự giữa hai người dùng (đã được xác định ở phần 3.1.1.4) trong công thức xác định độ tin cậy giữa họ.

Định nghĩa 3.11: Cho một người dùng u_i và L_{ij}^1 là những người hàng xóm mức 1 của u_i và u_j . Độ tin cậy cộng đồng về chủ đề của u_i và u_j với độ tương tự *người cần đánh giá* (*repeeS*) được định nghĩa bởi công thức sau:

$$trust_{topic}^{repeeS}(i, j, t) = \frac{\sum_{v \in L_{ij}^1} trust_{topic}^{exp}(i, v, t) \times sim(v, j)}{\sum_{v \in L_{ij}^1} sim(v, j)} \quad (3.10)$$

Định nghĩa 3.12: Cho một người dùng u_i và L_{ij}^1 là những người hàng xóm mức 1 của u_i và u_j . Độ tin cậy cộng đồng về chủ đề của u_i và u_j với độ tương tự *người đánh giá* (*repeS*) được định nghĩa bởi công thức sau:

$$trust_{topic}^{repeS}(i, j, t) = \frac{\sum_{v \in L_{ij}^1} trust_{topic}^{exp}(v, j, t) \times sim(i, v)}{\sum_{v \in L_{ij}^1} sim(i, v)} \quad (3.11)$$

Trong đó $sim(i, v)$ là độ tương tự giữa hai người dùng đã được định nghĩa trong công thức 3.7.

Sự khác nhau của hai phương pháp đo lường tin cậy giữa hai người dùng dựa trên mức độ tương tự của họ được chỉ ra trong Định nghĩa 3.11 và 3.12 là ở chỗ: khi người dùng u_i muốn biết người dùng u_j tin cậy ở mức nào thì có 2 cách đó là: (1) người dùng u_i sẽ tổng hợp các đánh giá của những người tương tự với mình xem họ đánh giá (tin cậy) về người dùng u_j như thế nào – ta có phương pháp đo lường *repeS* và (2) là người dùng u_i sẽ tổng hợp các đánh giá của những người tương tự với u_j xem họ đánh giá (tin cậy) về người dùng u_j như thế nào – ta có phương pháp đo lường *repeeS*. Ta có thể hiểu đơn giản là ta đưa yếu tố tương tự giữa hai người dùng vào làm trọng số cho các đường dẫn tin cậy giữa họ.

Mệnh đề: $trust_{topic}^{repY}$ là một hàm tính độ tin cậy cộng đồng về chủ đề, với $repY$ là *repmaX*, *repaP*, *repeeS* hoặc *repeS*.

Thuật toán 3.3. Độ tin cậy cộng đồng $trust_{topic}^{repees}$

Đầu vào: Người dùng u_i, u_j ; chủ đề t ; $computeExpTrust_{topic}(i, j, t)$ – hàm tính độ tin cậy dựa trên lịch sử tương tác và quan tâm người dùng (Thuật toán 2.2).

Đầu ra: Độ tin cậy cộng đồng giữa u_i và u_j về chủ đề với độ tương tự trustee.

$$computeTrust_{topic}^{repees}$$

Thực hiện:

1: $sum1 \leftarrow 0$

2: $sum2 \leftarrow 0$

3: **for all** $v \in L_{ij}^1$ **do**

4: $sum1 \leftarrow sum1 + computeExpTrust_{topic}(i, v, t) \times sim(v, j, t)$

5: $sum2 \leftarrow sum2 + sim(v, j, t)$

6: **end for**

7: $trust_{topic}^{repees}(i, j, t) = \frac{sum1}{sum2}$

8: **return** $trust_{topic}^{repees}(i, j, t)$

Thuật toán 3.4. Độ tin cậy cộng đồng $trust_{topic}^{repeS}$

Đầu vào: Người dùng u_i, u_j ; chủ đề t ; $computeExpTrust_{topic}(i, j, t)$ – hàm tính độ tin cậy dựa trên lịch sử tương tác và quan tâm người dùng (Thuật toán 2.2).

Đầu ra: Độ tin cậy cộng đồng giữa u_i và u_j về chủ đề với độ tương tự truster.

$$computeTrust_{topic}^{repeS}$$

Thực hiện:

1: $sum1 \leftarrow 0$

2: $sum2 \leftarrow 0$

3: **for all** $v \in L_{ij}^1$ **do**

4: $sum1 \leftarrow sum1 + sim(i, v, t) \times computeExpTrust_{topic}(v, j, t)$

5: $sum2 \leftarrow sum2 + sim(i, v, t)$

6: **end for**

7: $trust_{topic}^{repeS}(i, j, t) = \frac{sum1}{sum2}$

8: **return** $trust_{topic}^{repeS}(i, j, t)$

3.3. Tích hợp tin cậy dựa trên cộng đồng và dựa trên lịch sử tương tác

Trên cơ sở của chương 2, luận án đã đề xuất các mô hình tính toán giá trị tin cậy trực tiếp trong OSN. Theo đó, mô hình tin cậy xây dựng mối quan hệ tin cậy bằng cách tổng hợp các mối quan hệ khác nhau trong mạng xã hội (bao gồm tương tác giữa người dùng, các loại mối quan hệ hiện có và sự tương đồng về sở thích, quan tâm của họ). Mặt khác, trong chương 3, luận án đã đề xuất mô hình tin cậy dựa trên cộng đồng để suy ra độ tin cậy gián tiếp dựa trên mối quan hệ trực tiếp giữa những người dùng. Các giá trị tính toán trực tiếp và gián tiếp được chuẩn hóa (tất cả các giá trị nằm trong khoảng từ 0 đến 1).

Từ đó trong phần này, luận án đề xuất một mô hình tính toán độ tin cậy của hai người dùng về một chủ đề là một hàm được tích hợp từ độ tin cậy dựa lịch sử tương tác và độ tin cậy dựa trên cộng đồng với các trọng số tương ứng.

Ta định nghĩa như sau:

Định nghĩa 3.13: Giả sử $trust_{topic}^{exp}(i, j, t)$ và $trust_{topic}^{repY}(i, j, t)$ tương ứng là độ tin cậy lịch sử, độ tin cậy cộng đồng của người dùng u_i và người dùng u_j . Khi đó độ tin cậy tổng quát của người dùng u_i với người dùng u_j về chủ đề t được định nghĩa bởi công thức sau:

$$trust_{topic}(i, j, t) = \gamma \times trust_{topic}^{exp}(i, j, t) + \delta \times trust_{topic}^{repY}(i, j, t) \quad (3.12)$$

Trong đó $\gamma, \delta \geq 0$; $\gamma + \delta = 1$; $repY$ có thể là $repmaX$, $repaP$, $repeeS$ hay $repeS$ đã được xây dựng trong các định nghĩa trước đó.

Ta có thuật toán sau:

Thuật toán 3.5. Độ tin cậy tích hợp dựa trên lịch sử và cộng đồng

Đầu vào: Người dùng u_i, u_j ; chủ đề t .

$computeTrust_{topic}^{repmaX}$ – hàm tính độ tin cậy dựa trên đại số đường với $repmaX$.

$computeTrust_{topic}^{repaP}$ – hàm tính độ tin cậy dựa trên đại số đường với $repaP$.

$computeTrust_{topic}^{repeeS}$ – hàm tính độ tin cậy dựa trên tương tự với trustee.

$computeTrust_{topic}^{repeS}$ – hàm tính độ tin cậy dựa trên tương tự và truster.

Y: hàm tính độ tin cậy cộng đồng.

Tham số: $\gamma, \delta: 0 \leq \gamma, \delta \leq 1; \gamma + \delta = 1$

Đầu ra: Độ tin cậy tích hợp tin cậy dựa trên kinh nghiệm và tin cậy dựa trên cộng đồng.

computeTrust_{topic}

Thực hiện:

```

1: If Y == "repeeS" then
2:   trust_rep ← computeTrusttopicrepeeS(i, j, t)
3: Else
4:   If Y == "repeS" then
5:     trust_rep ← computeTrusttopicrepeS(i, j, t)
6:   Else
7:     If Y == "repmaX" then
8:       trust_rep ← computeTrusttopicrepmaX(i, j, t)
9:     Else
10:      trust_rep ← computeTrusttopicrepaP(i, j, t)
11:    End If
12:  End If
13: End If
14: trusttopic =  $\gamma \times \text{computeExpTrust}_{\text{topic}}(i, j, t) + \delta \times \text{trust\_rep}$ 
15: Return trusttopic

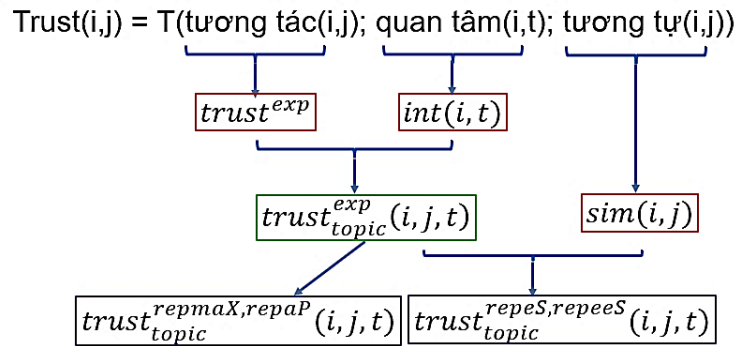
```

3.4. Thực nghiệm và đánh giá

Trong phần thực nghiệm của chương này, ngoài kịch bản thực nghiệm đã nêu trong chương 2, luận án sẽ sử dụng kịch bản thực nghiệm trong nghiên cứu của Wenqi Fan và cộng sự [14] trên bộ dữ liệu Epinions để đánh giá và so sánh hiệu năng của các mô hình đề xuất. Như vậy, trong phần kết quả thực nghiệm luận án sẽ tiến hành so sánh với hai nghiên cứu: (1) Luận án tiến sĩ của Hamdi [8] và (2) Nghiên cứu của Wenqi và cộng sự [14].

3.4.1. Kịch bản thực nghiệm

Trong chương này, luận án đã đề xuất bốn phương pháp tính độ tin cậy giữa hai người dùng dựa trên cộng đồng ($repmaX$, $repaP$, $repeeS$ và $repeS$) và độ tin cậy tích hợp dựa trên lịch sử và tin cậy dựa trên cộng đồng ($trust_{topic}(i, j, t)$). Các phương pháp tính này được xây dựng dựa trên độ tin cậy trực tiếp giữa hai người dùng và mức độ tương tự giữa hai người dùng. Lúc này hàm tin cậy gồm 3 tham số sau:



Thật vậy, trong phần thực nghiệm và đánh giá này, luận án sẽ tập trung vào những vấn đề sau:

- Đánh giá ảnh hưởng của yếu tố tương tự người dùng khi đưa vào tính toán độ tin cậy. Đây cũng là một đóng góp mới của luận án trong khi những nghiên cứu trước đây hầu như chỉ tập trung nghiên cứu cách xác định tin cậy gián tiếp giữa những người dùng thông qua cộng đồng dựa trên cấu trúc mạng và suy diễn trên mạng tin cậy.
- Lần lượt thay các cách tính toán độ tin cậy dựa trên cộng đồng làm đầu vào cho bài toán gợi ý. Dựa vào kết quả để đánh giá mức độ ảnh hưởng của các cách tính đó đồng thời lựa chọn một mô hình tốt nhất đối với những đề xuất của luận án.
- Và cuối cùng, tiến hành so sánh các mô hình tin cậy của luận án với cách xác định độ đo tin cậy dựa trên tương tự và dựa trên đại số đường của Hamdi [8] và nghiên cứu của Wenqi Fan [14].

Trong nghiên cứu [14], Wenqi Fan sử dụng bộ dữ liệu Epinions và đưa ra kịch bản thực nghiệm dưới dạng phát biểu bài toán gợi ý các khoản mục mà người dùng quan tâm dựa trên các tham số đầu vào là:

- Các đánh giá đã có của người dùng về các khoản mục (trong bảng user_rating.txt)
- Độ tin cậy giữa hai người dùng (trong bảng rating.txt)

Luận án sử dụng kịch bản này nhưng với các tham số đầu vào là:

- Các dạng tương tác: Dispatch, Responds, Familiarity.
- Mức độ quan tâm của người dùng về các chủ đề: intX (X = Max, Sum, Cor)
- Độ tin cậy người dùng dựa trên cộng đồng: luận án lựa chọn mô hình tin cậy dựa trên cộng đồng -repeeS (mô hình được chỉ ra là tốt nhất trong Bảng 3.3).

3.4.2. Phương pháp thực nghiệm

Phương pháp thực nghiệm được tiến hành thành hai phương pháp:

- Phương pháp 1: Đối với bộ dữ liệu Epinions, luận án sử dụng phương pháp học máy với việc chia tập dữ liệu theo như cách thử nghiệm của Wenqi Fan mô tả trong nghiên cứu của mình [14] trong trường hợp: Epinions 80% (80% dữ liệu học, 10% dữ liệu kiểm tra và 10% là đánh giá). Sau đó luận án sẽ tính toán và đưa ra đánh giá, so sánh với nghiên cứu của Wenqi Fan dựa trên hai độ đo MAE và RMSE.
- Phương pháp 2: Đối với 2 bộ dữ liệu còn lại là DAR và CG, luận án sử dụng phương pháp đánh giá K-folds (đã trình bày trong phần 2.4.2)

3.4.3. Dữ liệu thực nghiệm

Với hai bộ dữ liệu DAR và CG, luận án vẫn giữ nguyên số liệu thử nghiệm được cho bởi bảng 2.3 trong chương 2.

Với bộ dữ liệu Epinions, luận án chia bộ dữ liệu thành 3 tập: huấn luyện (training set), kiểm tra (validation set) và thử nghiệm (test set). Số liệu được chỉ ra trong Bảng 3.2.

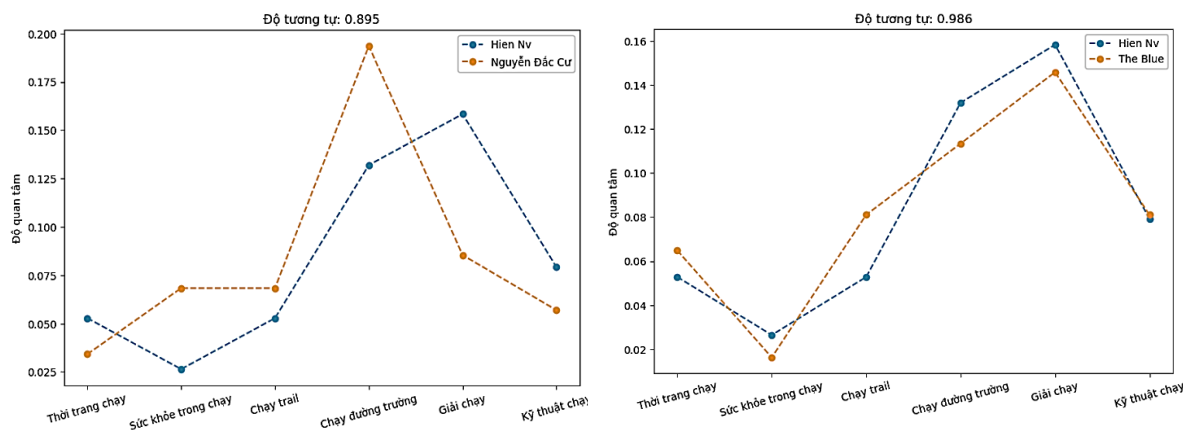
Bảng 3.2: Thống kê bộ dữ liệu thử nghiệm và bộ dữ liệu người dùng Epinions

Bộ dữ liệu	Số lượng người dùng	Số người đăng bài	Số lượng người đánh giá	Số lượng bài viết	Số lượng chủ đề	Số lượng đánh giá	Số lượng đánh giá trung bình/người	Số lượng đánh giá 1	Số lượng đánh giá 2	Số lượng đánh giá 3	Số lượng đánh giá 4	Số lượng đánh giá 5
Huấn luyện	20000	19638	16593	144720	1007	16593	0.8296	261	65130	149116	493163	2566217
Kiểm tra	14622	9087	12155	20733	1007	12155	0.8312	9	7554	21838	81840	295330
Thử nghiệm	11087	4999	9656	10191	1007	9656	0.8709	17	4954	8444	34753	294272
Tổng	34622	28770	28748	165453	2014	28748	1.6609	270	72684	170954	575003	2861547

3.4.4. Kết quả thực nghiệm

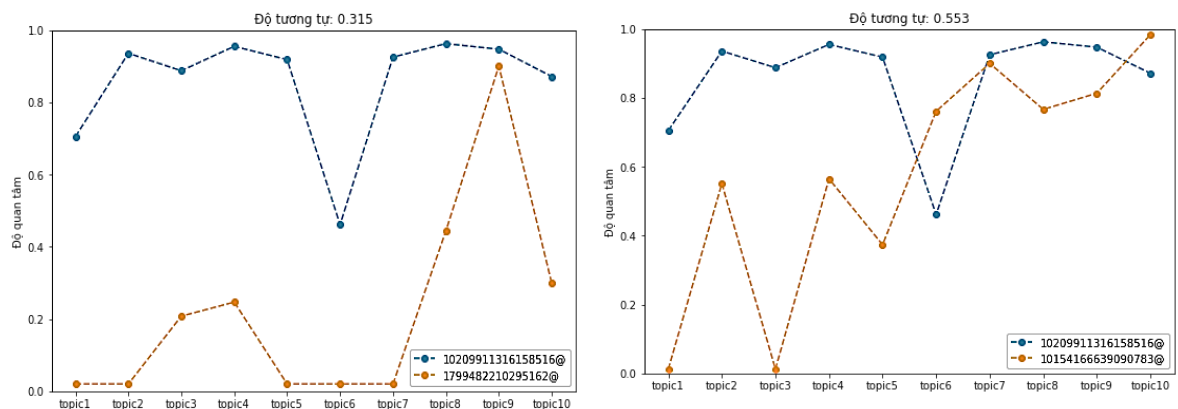
3.4.4.1. Đánh giá ảnh hưởng của tương tự người dùng đối với độ đo tin cậy.

Để xác định mức độ tương tự giữa hai người dùng, luận án đưa ra cách xác định dựa trên mức độ quan tâm của họ về một chủ đề nào đó. Thật vậy, khi tiến hành thử nghiệm trên các cặp người dùng khác nhau với các mức độ quan tâm khác nhau ta thấy được rằng: khi hai người dùng có mức độ quan tâm về chủ đề càng giống nhau thì mức độ tương tự giữa họ càng lớn.



Hình 3.7: Ảnh hưởng của mức độ quan tâm tới tương tự người dùng (bộ dữ liệu DAR)

Quan sát Hình 3.6, luận án đưa ra một minh họa với cùng một người dùng “Hien Nv”, ta thấy được mức độ quan tâm ảnh hưởng đến độ tương tự giữa các người dùng. Mức độ quan tâm giữa người dùng “Hien Nv” và người dùng “The Blue” về các chủ đề gần nhau hơn so với người dùng “Nguyễn Đắc Cu” nên mức độ tương tự tính được giữa hai người dùng này cao hơn (0.986). Luận án tiến hành thực nghiệm trên bộ dữ liệu CG- CHELTENHAM' GROUPS và cũng cho một nhận xét tương tự:



Hình 3.8: Ảnh hưởng của quan tâm tới mức độ tương tự người dùng (bộ dữ liệu CG)

Kết quả tiếp theo luận án chỉ ra được đó là mức độ ảnh hưởng của độ đo tương tự người dùng đối với tin cậy. Với hai cách xác định tin cậy dựa trên đại số đường (repaP và repmaX), khi không xét tới mức độ tương tự giữa những người dùng đang xét thì cho kết quả độ tốt F1 thấp hơn so với khi đưa giá trị tương tự người dùng vào trong mô hình tính toán tin cậy (thể hiện trong hai công thức repeeS và repeS). Kết quả cho bởi bảng 3.3 và hình 3.8 sau:

Bảng 3.3: Giá trị độ đo F1 trong tin cậy dựa trên đại số đường và dựa trên tương tự

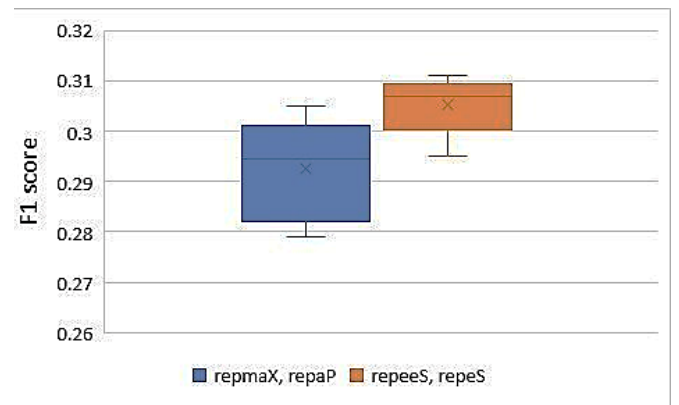
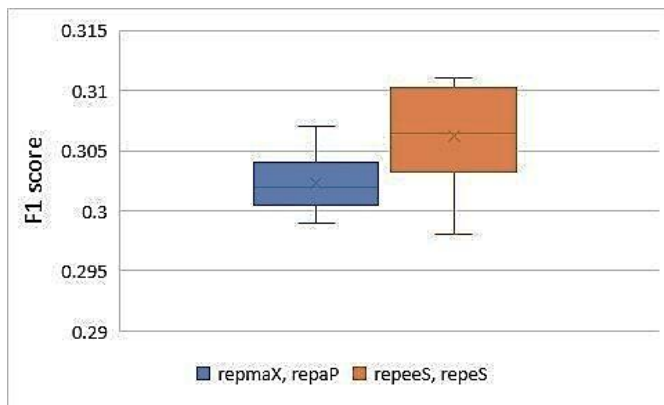
a- Bộ dữ liệu CG

b – Bộ dữ liệu DAR

Model	Resp	Disp	Famil	X=Max	X=Sum	X=Cor	repmaX	repaP	repeeS	repeS	Recall	Precision	F1
1	x	x	x	x			x				0.313	0.295	0.303
2	x	x	x		x		x				0.303	0.296	0.299
3	x	x	x			x	x				0.305	0.298	0.301
4	x	x	x	x				x			0.316	0.298	0.307
5	x	x	x		x			x			0.305	0.298	0.301
6	x	x	x			x		x			0.306	0.3	0.303
7	x	x	x	x					x		0.323	0.299	0.31
8	x	x	x		x				x		0.312	0.298	0.305
9	x	x	x			x			x		0.32	0.303	0.311
10	x	x	x	x						x	0.309	0.302	0.305
11	x	x	x		x					x	0.32	0.298	0.308
12	x	x	x			x				x	0.305	0.291	0.298

Model	Resp	Disp	Famil	X=Max	X=Sum	X=Cor	repmaX	repaP	repeeS	repeS	Recall	Precision	F1
1	x	x	x	x			x				0.184	0.578	0.279
2	x	x	x		x		x				0.202	0.563	0.296
3	x	x	x			x	x				0.199	0.558	0.293
4	x	x	x	x				x			0.187	0.595	0.283
5	x	x	x		x			x			0.204	0.569	0.3

Model	Resp	Disp	Famil	X=Max	X=Sum	X=Cor	repmaX	repaP	repeeS	repeS	Recall	Precision	F1
6	x	x	x			x		x			0.207	0.583	0.305
7	x	x	x	x					x		0.204	0.579	0.302
8	x	x	x		x				x		0.213	0.562	0.309
9	x	x	x			x			x		0.21	0.563	0.306
10	x	x	x	x						x	0.199	0.576	0.295
11	x	x	x		x					x	0.215	0.566	0.311
12	x	x	x			x				x	0.213	0.564	0.308



Hình 3.9: Ảnh hưởng của độ đo tương tự tới tin cậy

a - Bộ dữ liệu CG; b- Bộ dữ liệu DAR

Trên cả hai bộ dữ liệu thử nghiệm, luận án đã đều chỉ ra rằng yếu tố tương tự người dùng đã ảnh hưởng đến tính toán độ đo tin cậy. Hai mô hình tin cậy *repeeS* và *repeS* (trên hình 3.8 thể hiện là màu cam) là những mô hình sử dụng tham số tương tự người dùng làm trọng số thì đều cho kết quả tốt hơn so với hai mô hình không sử dụng độ đo tương tự *repaP* và *repmaX* (màu xanh).

Trong mô hình cuối cùng, mô hình tích hợp tin cậy dựa trên lịch sử tương tác và tin cậy dựa trên cộng đồng, luận án đã thử nghiệm với 9 cặp (γ, δ) trong công thức 3.13 để thấy được yếu tố nào ảnh hưởng tới việc ước lượng độ tin cậy hơn. Kết quả được cho bởi bảng 3.4.

Bảng 3.4: Kết quả các yếu tố ảnh hưởng tới ước lượng độ tin cậy

Độ đo (γ, δ)	(0.1; 0.9)	(0.2; 0.8)	(0.3; 0.7)	(0.4; 0.6)	(0.5; 0.5)	(0.6; 0.4)	(0.7; 0.3)	(0.8; 0.2)	(0.9; 0.1)
SD	0.018	0.037	0.055	0.073	0.091	0.11	0.128	0.146	0.165

Từ kết quả này ta thấy với cặp $(\gamma, \delta) = (0.1; 0.9)$ cho kết quả độ lệch chuẩn SD nhỏ nhất. Thực nghiệm này chỉ ra rằng việc ước lượng tin cậy phụ thuộc nhiều vào tin cậy dựa trên cộng đồng (ứng với hệ số δ) nhiều hơn là dựa trên lịch sử tương tác (ứng với hệ số γ).

3.4.4.2. Đánh giá các mô hình đề xuất và so sánh với nghiên cứu liên quan

Trong phần này, luận án tập trung so sánh với những đề xuất trong luận án tiến sĩ của Hamdi [8] và Wenqi Fan [14]. Cụ thể, luận án sẽ so sánh trên hai kết quả sau:

- Đối với đề xuất hai mô hình tin cậy dựa trên tương tự (repeeS và repeS): Luận án tiến hành cài đặt mô hình đề xuất dựa trên tương tự của Hamdi trên hai bộ dữ liệu DAR, CG đã lựa chọn để thử nghiệm mô hình.
- Đối với đề xuất hai mô hình tin cậy dựa trên đại số đường (repmaX, repaP), luận án cũng làm một so sánh tương tự với mô hình của Hamdi sử dụng thuật toán MTP (Most Trustable Path) và đặc biệt luận án sẽ đánh giá và so sánh với trường hợp tốt nhất mà Hamdi kì vọng, được gọi với cái tên là đường dẫn “hoàn hảo”.
- Kết quả cuối cùng, luận án đưa ra hai độ đo MAE và RMSE để so sánh với mô hình của Wenqi Fan.

Như đã trình bày ở trên, cách ước lượng tương tự giữa hai người dùng của Hamdi được xác định bởi số các chủ đề quan tâm chung của hai người dùng đó. Trong khi đó, việc xác định một người dùng thế nào được gọi là quan tâm tới một chủ đề phụ thuộc vào một giá trị, gọi là giá trị ngưỡng. Đây là một hạn chế trong đề xuất của Hamdi khiến việc ước lượng tương tự giữa hai người dùng trở nên thiếu linh hoạt. Trong phần này, với mức độ quan tâm của người dùng có giá trị lớn nhất bằng 1, luận án thử nghiệm với 3 ngưỡng 0.25; 0.5 và 0.75: một người dùng được coi là quan tâm tới một chủ đề khi mức độ quan tâm của người đó lớn hơn hoặc bằng các giá trị 0.25; 0.5 và 0.75 tương ứng. Luận án lần lượt tính toán mức độ tương tự giữa hai người dùng và thay vào công thức tính độ tin cậy repeeS và repeS. Lấy giá trị của hai độ tin

cậy này làm tham số đầu vào cho mô hình. Ta sẽ có tổng số là 6 mô hình và kết quả độ đo F1 được cho bởi bảng 3.5.

Bảng 3.5: Kết quả độ đo F1 của 6 mô hình

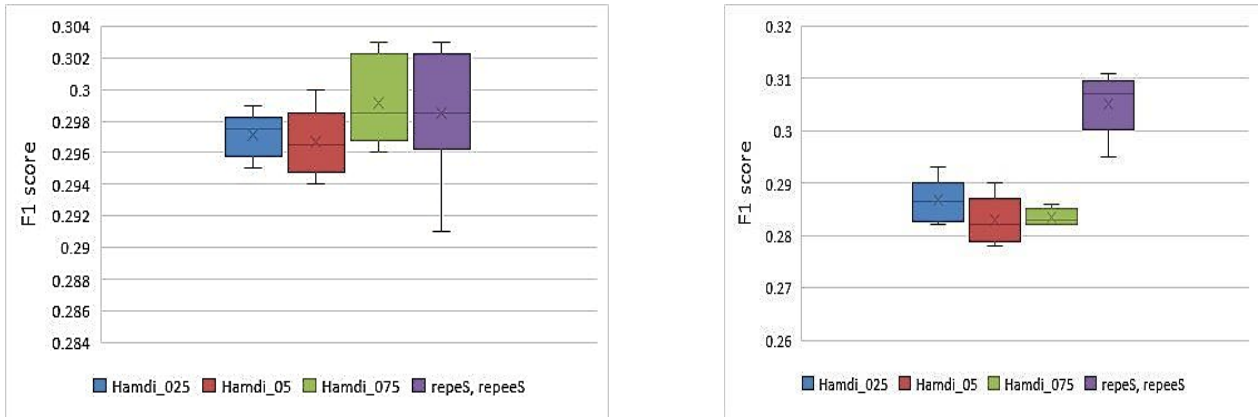
model	res	dis	fam	X=Max	X=Sum	X=Cor	repeeS	repeS	F1 TreeXTrust	F1 Hamdi025	F1 Hamdi05	F1 Hamdi075
1	x	x	x	x			x		0.31	0.296	0.300	0.303
2	x	x	x		x		x		0.305	0.298	0.297	0.298
3	x	x	x			x	x		0.311	0.295	0.295	0.297
4	x	x	x	x				x	0.305	0.298	0.296	0.302
5	x	x	x		x			x	0.308	0.297	0.298	0.299
6	x	x	x			x		x	0.298	0.299	0.294	0.296

a – Bộ dữ liệu CG; b- Bộ dữ liệu DAR

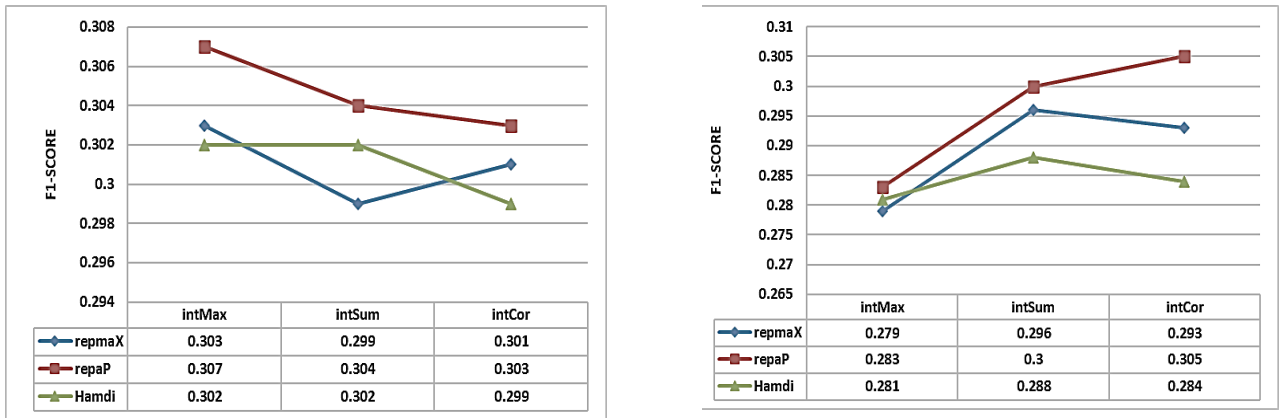
model	res	dis	fam	X=Max	X=Sum	X=Cor	repeeS	repeS	F1 TreeXTrust	F1 Hamdi025	F1 Hamdi05	F1 Hamdi075
1	x	x	x	x			x		0.302	0.282	0.283	0.282
2	x	x	x		x		x		0.309	0.289	0.29	0.283
3	x	x	x			x	x		0.306	0.285	0.279	0.286
4	x	x	x	x				x	0.295	0.283	0.278	0.283
5	x	x	x		x			x	0.311	0.288	0.286	0.282
6	x	x	x			x		x	0.308	0.293	0.281	0.285

Trong đó, F1_TreeXTrust là giá trị độ đo F1 đối với mô hình do luận án đề xuất, F1_Hamdi025, F1_Hamdi05, F1_Hamdi075 là giá trị độ đo F1 với đề xuất của Hamdi lần lượt với các ngưỡng 0.25; 0.5 và 0.75. Ta thấy rằng với cả ba ngưỡng, kết quả độ đo F1 của Hamdi vẫn cho kết quả thấp hơn so với các mô hình của luận án.

Ta có thể trực quan hóa bởi hình 3.9. Trên hình, màu tím thể hiện độ đo F1- mô hình luận án đề xuất, các màu xanh lam, đỏ và xanh lá lần lượt là các giá trị độ đo F1 của mô hình đối với các ngưỡng trong đề xuất của Hamdi.



Hình 3.10: Giá trị độ đo F1 của mô hình đề xuất và mô hình của Hamdi
a- Bộ dữ liệu CG; b- Bộ dữ liệu DAR



Hình 3.11: Giá trị repmaX, repaP của mô hình đề xuất và mô hình của Hamdi
a – Bộ dữ liệu CG; b - bộ dữ liệu DAR

Kết quả thứ hai khi luận án tiến hành so sánh mô hình tin cậy dựa trên đại số đường: repaP, repmaX (luận án) và mô hình MTP của Hamdi, chúng ta có thể quan sát thấy (hình 3.10) thể hiện trên cả hai bộ dữ liệu kết quả của độ tốt của mô hình tin cậy dựa trên đại số đường (repaP và repmaX – màu đỏ và xanh lam) của luận án đã cho độ đo F1 tốt hơn so với mô hình đã được đề xuất của Hamdi (màu xanh lá) trong trường hợp mà Hamdi đã kì vọng là đường dẫn tin cậy ở mức “hoàn hảo”.

So sánh tiếp cuối cùng, luận án thực hiện với nghiên cứu của Wenqi Fan và cộng sự [14] năm 2019 với bộ dữ liệu Epinions. Nghiên cứu của Wenqi Fan và cộng sự sử dụng các mạng Nơron đồ thị (Graph Neural Networks – GNNs) bằng việc kết

hợp giữa ba mô hình : Mô hình người dùng (User Modeling); Mô hình khoản mục (Item Modeling) và mô hình dự đoán (Rating Prediction).

Luận án lựa chọn mô hình cho kết quả tốt nhất đã được chỉ ra trong bảng 3.4 để so sánh với mô hình của Wenqi Fan khi chạy trên bộ dữ liệu Epinions (trong trường hợp lấy 80% dữ liệu làm dữ liệu huấn luyện).

Bảng 3.6. Đầu vào, đầu ra trong mô hình của Wenqi Fan

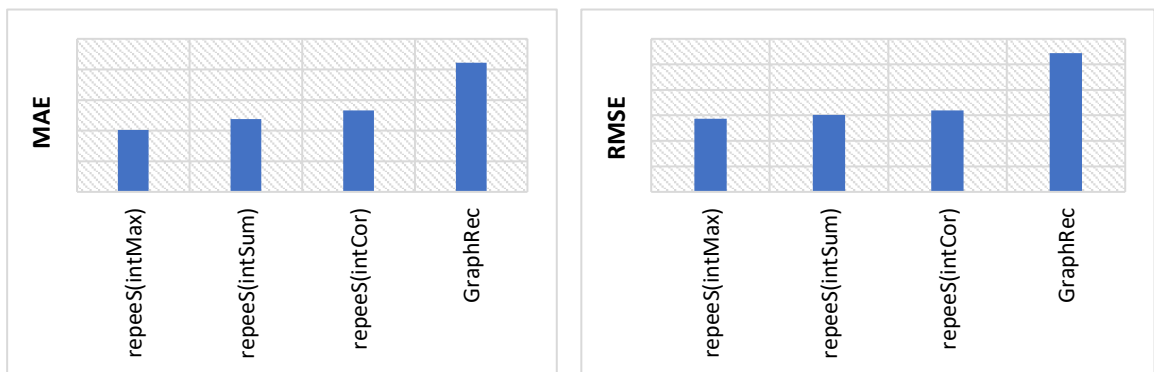
Mô hình	Đầu vào	Đầu ra
Luận án (repeeS)	<ul style="list-style-type: none"> - Các dạng tương tác: dis, res, fam - Mức độ quan tâm: intX - Độ tin cậy dựa trên cộng đồng: repeeS. 	Đưa ra gợi ý các bài đăng mà một người dùng quan tâm.
Wenqi Fan (GraphRec)	<ul style="list-style-type: none"> - Đánh giá của người dùng với các bài đăng của người dùng khác. Đây được xem là các tương tác giữa những người dùng. - Độ tin cậy giữa hai người dùng 	

Sau khi cài đặt hai mô hình trên, tính toán hai giá trị MAE và RMSE, kết quả được chỉ ra trong Bảng 3.7.

Bảng 3.7: So sánh mô hình của Wenqi Fan với mô hình của luận án.

Dữ liệu	Độ đo	GraphRec	Dis	Res	Famil	X= Max	X= Sum	X = Cor	repeeS
Epinions (80%)	MAE	0.8441	x	x	x	x			0.4052
	RMSE	1.0878	x	x	x	x			0.5737
	MAE	0.8441	x	x	x		x		0.4769
	RMSE	1.0878	x	x	x		x		0.6029
	MAE	0.8441	x	x	x			x	0.5327
	RMSE	1.0878	x	x	x			x	0.6399

Khi so sánh với kết quả của Wenqi Fan, ta thấy rằng các chỉ số RMSE và MAE trong luận án thấp hơn so với những kết quả được báo cáo trong nghiên cứu gốc. Điều này có thể phản ánh việc cải thiện về mặt mô hình hóa hoặc sự khác biệt trong cách xử lý và chất lượng của dữ liệu đầu vào. Trong bài báo của Wenqi Fan [14], GraphRec, mô hình được đề xuất đạt được RMSE 1.0878 và MAE 0.8441 trên tập dữ liệu Epinions cho tỉ lệ huấn luyện 60%, và RMSE 1.0631 và MAE 0.8186 cho tỉ lệ huấn luyện 80%. Những kết quả này đều cao hơn so với kết quả thu được trong luận án.



Hình 3.12. So sánh mô hình của luận án và mô hình GraphRec của Wenqi Fan

Một điểm cần lưu ý khi so sánh là điều kiện thực nghiệm giữa hai nghiên cứu có thể không giống hệt nhau. Sự khác biệt trong phân chia dữ liệu, kích thước mẫu, đặc tính phân phối dữ liệu, và đặc biệt là sự khác biệt trong phương pháp tiếp cận và tính toán có thể đóng vai trò quan trọng trong việc giải thích cho sự chênh lệch kết quả. Luận án đã sử dụng một phương pháp tiếp cận tinh chỉnh hơn, tập trung vào mối quan tâm của người dùng theo chủ đề cụ thể và đánh giá độ tin cậy của người dùng dựa trên mức độ tương tự giữa những người dùng trên mạng xã hội. Đây chính là những điểm mới của luận án.

3.5. Kết luận chương 3

Chương 3 giới thiệu một họ các mô hình tin cậy kết hợp các đánh giá về độ tin cậy dựa trên lịch sử tương tác và dựa trên cộng đồng người dùng. Trong chương này, luận án đề xuất một số phương pháp suy diễn tin cậy từ cộng đồng như sự tương tự giữa người dùng, cũng như ứng dụng của các toán tử đại số đường. Kết quả thử nghiệm của luận án dựa trên hai bộ dữ liệu riêng biệt và cho thấy khi đưa thêm tham số thứ ba

là tương tự người dùng vào hàm tính toán độ tin cậy thì kết quả tốt hơn so với chỉ có hai tham số tương tác và quan tâm người dùng (kết quả của chương 2). Hơn nữa, để đánh giá được trong hai thành phần tin cậy dựa trên lịch sử tương tác và tin cậy dựa trên cộng đồng thành phần tin cậy nào có ảnh hưởng nhiều hơn tới hàm tính toán tin cậy tổng quát, luận án cũng chỉ ra rằng độ tin cậy dựa trên cộng đồng có tác động đáng kể hơn so với độ tin cậy dựa trên lịch sử tương tác. Kết quả cuối cùng trong chương này, luận án đã so sánh với nghiên cứu của Hamdi[6] trên hai bộ dữ liệu DAR, CG; so sánh với nghiên cứu của Wenqi Fan [14] và cho thấy kết quả các mô hình mà luận án đề xuất là tốt hơn. Các kết quả này được công bố trên tạp chí *Southeast-Asian J, of Sciences, Vol. 7 (01), 2019, pp. 28–35*; tạp chí *Journal of Science and Technology on Information and Communications, 2023(J7)*; tạp chí *Journal of Computer Science and Cybernetics, Vol.38, No 2, 2022* và tạp chí *Journal of Science and Technology on Information and Communications, CS.03, 2023, p.90-97*.

KẾT LUẬN VÀ HƯỚNG PHÁT TRIỂN

Kết quả đạt được của luận án

Trong bối cảnh của một xã hội ngày càng số hóa, việc thông tin sai lệch và tin giả lan truyền trên mạng xã hội có thể gây ra những hậu quả nghiêm trọng, từ làm méo mó quan điểm công chúng đến ảnh hưởng tiêu cực đến các quyết định cá nhân và chính sách của các tổ chức, doanh nghiệp. Do đó, việc phát triển một mô hình tin cậy nhằm nhận diện và cảnh báo về tính chính xác của thông tin là hết sức cần thiết. Luận án hướng tới một chủ đề có ý nghĩa về lý thuyết và thực tiễn của ngành khoa học máy tính được cộng đồng nghiên cứu quan tâm từ rất sớm, đó là nghiên cứu phát triển mô hình tin cậy người dùng trên mạng xã hội.

Luận án đã tổng kết những nghiên cứu cơ bản và mở rộng nghiên cứu mô hình tin cậy kết hợp giữa tin cậy dựa trên lịch sử tương tác và tin cậy dựa trên cộng đồng. Kết quả luận án đưa ra 2 đề xuất chính: (i) đề xuất mô hình tin cậy dựa trên lịch sử tương tác và quan tâm người dùng; và (ii) đề xuất mô hình tin cậy dựa trên cộng đồng, trong đó sử dụng yếu tố tương tự người dùng và đại số đường trong việc xác định cộng đồng người dùng.

- Với đề xuất thứ nhất, luận án trình bày cách tiếp cận giống các mô hình tin cậy trước đó như TidalTrust [12], Saeidi [13] trong việc tính điểm tương tác dựa trên giả định về tần suất tương tác của các người dùng hàng xóm (những người dùng có tương tác trực tiếp). Tuy nhiên luận án tiến xa hơn bằng cách điều tra các loại tương tác khác nhau và phân tích nội dung của bài viết, bài bình luận để xác định sở thích, quan tâm của người dùng. Và sau đó, độ tin cậy dựa trên lịch sử tương tác về một chủ đề được ước tính bằng hàm tổng hợp mức độ tương tác của một người với một người khác và mức độ quan tâm của người đó. Nội dung đề xuất này được trình bày chi tiết trong chương 2, kết quả được tổng hợp từ nghiên cứu đã công bố trong [C1][C2][J1][J3][J5] của tác giả.
- Với đề xuất thứ hai, luận án đề xuất độ tin cậy dựa trên cộng đồng. Một số công trình sử dụng việc lan truyền độ tin cậy thông qua cấu trúc đồ thị của mạng để xây dựng độ tin cậy cộng đồng như TidalTrust [12], SWTrust[11], Hamdi[6],

Wenqi Fan [14]. Cách tiếp cận của các tác giả này là chọn một số đường dẫn để tính toán nhằm giảm độ phức tạp tính toán. Ví dụ, chọn con đường ngắn nhất kết nối giữa người tin cậy và người được tin cậy. Vấn đề của cách tiếp cận này là thiếu những điều cơ bản về mặt lý thuyết cho việc lựa chọn những con đường như vậy. Khi đó, luận án đã cung cấp hai kỹ thuật để xây dựng cộng đồng dựa trên các tiên đề cơ bản đó là: (i) sử dụng thước đo độ tương tự; (ii) sử dụng toán tử đại số đường. Nội dung đề xuất này được trình bày chi tiết trong chương 3. Kết quả được tổng hợp từ nghiên cứu đã công bố trong [C2][J2][J4][J6] của tác giả.

Hạn chế và hướng phát triển của luận án

Hạn chế

Mặc dù các đề xuất được đưa ra bởi luận án giải quyết những vấn đề của các nghiên cứu trước đó như: đưa thêm vào mô hình độ tin cậy mức độ quan tâm của người dùng về một chủ đề, cung cấp hai kỹ thuật để xây dựng cộng đồng và từ đó xây dựng mô hình tin cậy kết hợp dựa trên lịch sử tương tác và tin cậy dựa trên cộng đồng, nhưng vẫn gặp phải một số hạn chế sau:

Thứ nhất, mức độ quan tâm của người dùng có xu hướng thay đổi theo thời gian. Tại thời điểm này, một người dùng có thể quan tâm đến một chủ đề a tuy nhiên chỉ sau một thời gian họ lại tập trung về một chủ đề b khác. Luận án chưa đưa được tham số thời gian vào mô hình để ước lượng độ tin cậy.

Hạn chế tiếp theo đó là khi xác định độ tin cậy dựa trên cộng đồng, luận án mới chỉ dừng lại ở việc nghiên cứu, tính toán độ tin cậy giữa hai người dùng dựa trên tập người dùng có tương tác trực tiếp với hai người dùng đó (những người dùng thuộc lớp L_{ij}^1) mà chưa mở rộng ra với những những người dùng thuộc các lớp L_i^k , với $k \geq 2$.

Và cuối cùng, mô hình mà luận án xây dựng, cũng như hầu hết các mô hình tính toán độ tin cậy đều đã được xây dựng với giả định rằng tất cả các tác nhân đều trung thực. Tuy nhiên, các tác nhân “ích kỷ” hoặc “độc hại” có thể gửi thông tin sai lệch hoặc sử dụng các tài nguyên không đáng tin cậy. Vấn đề là làm thế nào để phát hiện

hoặc để hạn chế tác động của các nguồn thông tin sai lệch hoặc không đáng tin cậy trong việc tính toán độ tin cậy.

Hướng phát triển

Một số hướng nghiên cứu tác giả dự định thực hiện thời gian tới như sau:

Hướng tới việc nghiên cứu một mô hình tin cậy có thêm tham số về thời gian để đánh giá xu hướng thay đổi quan tâm. Điều này có thể phụ thuộc vào các yếu tố như độ tuổi, giới tính, nghề nghiệp... ví dụ như khi ta còn trẻ, chủ đề chúng ta quan tâm là thời trang và du lịch, nhưng khi lớn tuổi hơn chủ đề chúng ta quan tâm lớn nhất lại là chủ đề sức khỏe.

Tiếp tục phân tích để tìm ra mối liên hệ giữa người dùng u_i với những người dùng thuộc lớp $L_i^k, k \geq 2$ từ đó đề xuất các mô hình tính toán độ tin cậy giữa hai người dùng này.

Luận án sẽ xem xét mở rộng mô hình của mình để giải quyết những vấn đề liên quan đến người dùng “độc hại” và các yếu tố ảnh hưởng, gây nhiễu đến việc tính toán độ tin cậy.

Ngoài ra, mô hình tin cậy còn có khả năng ứng dụng trong các bài toán gợi ý (recommender systems). Cụ thể, mô hình tin cậy có thể được sử dụng để phát triển các hệ thống gợi ý thông tin, nội dung dựa trên độ tin cậy và phù hợp của nội dung đó với người dùng. Ví dụ, một hệ thống gợi ý có thể tích hợp mô hình này để đánh giá các bài viết, video và các hình thức nội dung khác, từ đó cung cấp cho người dùng những thông tin chất lượng cao, đã được xác thực, tránh lan truyền thông tin không đáng tin cậy hoặc sai lệch. Điều này không những giúp nâng cao trải nghiệm người dùng mà còn góp phần vào việc tạo dựng một môi trường thông tin lành mạnh, minh bạch và đáng tin cậy trên mạng xã hội. Đây sẽ là một ứng dụng rất tiềm năng của các mô hình tin cậy được nhúng trong các hệ thống như hệ gợi ý.

Và cuối cùng, như đã trình bày trong phần 2.1.1 (trang 52) về các mô hình xác định chủ đề của văn bản, luận án hướng tới sẽ tiến hành thử nghiệm việc phân loại chủ đề văn bản dựa vào mô hình BERT – mô hình được đánh giá là tốt nhất hiện nay để từ đó xác định mức độ quan tâm của người dùng với các chủ đề. Kết quả sẽ được đánh giá và so sánh với mô hình LDA mà luận án đang sử dụng.

DANH MỤC CÁC CÔNG TRÌNH CÔNG BỐ

- [C1] Phuong Thanh Pham, Manh Hung Nguyen, Dinh Que Tran, *Incorporation of Experience and Reference-Based Topic Trust with Interests in Social Network*, Advances in Information and Communication Technology: Proceedings of the International Conference, ICTA 2016, Springer International Publishing, p.286-293.
- [C2] Dinh Que Tran, Phuong Thanh Pham, *Computational Topic-Aware Trust With Refined Interaction And Reputation In Social Networks*, International Conference in Mathematics and Applications, Thailand, 2022. pp. 3-11.
- [J1] Phuong Thanh Pham, Dinh Que Tran, *Incorporating User-Based Trust And Tag-Based Interest For Computational Trust In Social Network*, Southeast Asian Journal of Sciences, Vol. 4, No. 02, 2016, pp. 67-72.
- [J2] Dinh Que Tran, Phuong Thanh Pham, *Computational Strategies For Topic Trust Propagation Based On K-Level Neighbors*, Southeast Asian Journal of Sciences, Vol. 6. No. 02, 2018, pp. 160–170.
- [J3] Dinh Que Tran and Phuong Thanh Pham, *Integrating interaction and similarity threshold of user's interests for topic trust computation*, Southeast-Asian J, of Sciences, Vol. 7 (01), 2019, pp. 28–35.
- [J4] Dinh Que Tran, Phuong Thanh Pham, *Modeling Computational Trust Based On Interaction Experience And Reputation With User Interests In Social Network*, Journal of Computer Science and Cybernetics, Vol.38, No 2 (2022), p.147-163.
- [J5] Phuong Thanh Pham, Dinh Que Tran, *Topic-Aware Experience Trust Computation With Refined Interaction In Social Networks*, Journal Of Science And Technology On Information And Communications, CS.01, 2023, p.121-127.
- [J6] Phuong Thanh Pham, Dinh Que Tran, *Similarity Measure And Path Algebra For Topic-Aware Reputation Trust In Social Networks*, Journal Of Science And Technology On Information And Communications, CS.03, 2023, p.90-97.

[J7] Phuong Thanh Pham, Dinh Que Tran, *Treextrust: Topic-Aware Computational Trust Based OnInteraction Experience, Reputation Of Users With Similarity And Path Algebra Of Graph In Social Networks*, Computer Science Journal (ISSN: 1508-2806; e-ISSN: 2300-7036), Scopus, chấp nhận công bố ngày 16/6/2024.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] M. Söllner and J. M. Leimeister, "What We Really Know About Antecedents of Trust: A Critical Review of the Empirical Information Systems Literature on Trust," *Psychology of Trust: New Research*, 2013.
- [2] S. Hamdi, A. Bouzeghoub, A. L. Gançarski and S. B. Yahia, "Trust inference computation for online social networks," in *12th IEEE International Conference on Trust, Security and Privacy in Computing and Communications, TrustCom 2013*, Melbourne, Australia, 2013.
- [3] Z. Gong, H. Wang, W. Guo, Z. Gong and G. Wei, "Measuring trust in social networks based on linear uncertainty theory," *Information Sciences*, vol. 508, pp. 154-172, 2020.
- [4] Yixuan. Zhang. e. al, "What Do We Mean When We Talk about Trust in Social Media? A Systematic Review," in *2023 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 2023.
- [5] S. Hamdi, A. L. Gançarski, A. Bouzeghoub and S. BenYahia, Thesis PhD, "Iris: A novel method of direct trust computation for generating trusted social networks," in *Proceedings of the 11th IEEE International Conference on Trust, Security and Privacy in Computing and Communications, TrustCom 2012*, Liverpool, United Kingdom, 2012a.
- [6] B. Liu, Q. Zhou, R.-X. Ding, I. Palomares and F. Herrera, "Large-scale group decision making model based on social network analysis: Trust relationship-based conflict detection and elimination," *European Journal of Operational Research*, vol. 275, no. 2, p. 737–754, 2019.

- [7] Y. Xu, Z. Gong, J. Y.-L. Forrest and E. Herrera-Viedma, "Trust propagation and trust network evaluation in social networks based on uncertainty theory," *Knowledge-Based Systems*, vol. 234, p. 107610, 2021.
- [8] S. Hamdi, "Computational models of trust and reputation in online social networks," Université Paris-Saclay , Paris, 2016.
- [9] J. Golbeck, Trust on the world wide web: A survey, Foundations and Trends in Web Science, vol. 2, Now Publishers Inc, 2008, p. 131–197.
- [10] W. Jiang and G. Wang, "SWTrust: Generating trusted graph for trust evaluation in Online social networks," in *IEEE 10th International Conference on Trust, Security and Privacy in Computing and Communications*, 2011.
- [11] G. Liu, "Trust management in online social networks," PhD thesis, Department of Computing, Faculty of Science, Macquarie University, Sidney, 2013.
- [12] J. A. Golbeck, "Computing and applying trust in web-based social networks," Ph.D. thesis, University of Maryland at College Park, MD, 2005b.
- [13] S. Saeidi, "A new model for calculating the maximum trust in Online Social Networks and solving by Artificial Bee Colony algorithm," *Computational Social Networks*, vol. 1, no. 7, pp. 1-21, 2020.
- [14] Y. Wenqi Fan et al, "Graph Neural Networks for Social Recommendation," in *In Proceedings of the 2019 World Wide Web (www'19)*, San Francisco, CA, USA, 2019.
- [15] K. Cook, Trust in Society, New York: Russell Sage Foundation., 2001.
- [16] E. Uslaner, The Moral Foundations of Trust, 2002: Cambridge, UK: Cambridge University Press.

- [17] L. Humphreys, "Mobile social networks and social practice: A case study of dodgeball.," *J. Comput.-Mediated Comm*, vol. 13, no. 1, p. 341–360, 2007.
- [18] A. Wasan, A. Samir and S. Shahenda, "A survey of Data Mining Techniques for Social Media Analysis," *Journal of Data Mining and Digital Humanities*, 2013.
- [19] Adedoyin-Olowe, Mariam & Gaber, Mohamed & Stahl and Frederic, "A Survey of Data Mining Techniques for Social Media Analysis," *Journal of Data Mining and Digital Humanities*, 2013.
- [20] Al-Kouz and Akram, "Interests Discovery in Social Networks Based on a Semantically Enriched Bayesian Network Model," 10.14279/depositonce-3720, 2013.
- [21] B. Shahzad, Ikamllah Lali, M. Saqib Nawaz, Waqar Aslam, Raza Mustafa and Atif Mashkoor, "Discovery and Classification of user interests on social media," *Information Discovery and Delivery*, 2017.
- [22] D.Yin and et al, "Exploiting session-like behaviors in tag prediction," in *Proceedings of the 20th International Conference Companion on World wide web (WWW '11)*,, Hyderabad, India, 2011.
- [23] Editor and Ijcsis, "A Method for Mining Social Media to Discovering Influential Users," 10.6084/M9.FIGSHARE.3362416.V1, 2016.
- [24] K. Faris and J. Kalita, "Article: Classifying Short Text in Social Media: Twitter as Case Study," *International Journal of Computer Applications* 111(9):1-12, 2015.
- [25] F.Chao., J. Xu and C. Lin, "Mining user interests from social media by fusing textual and visual features," in *Asia-Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA)*, Jeju, 2016.

- [26] F. Zarrinkalam, Hossein Fani and Ebrahim Bagheri, "Social User Interest Mining: Methods and Applications," in *Proceedings of the 25th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining (KDD '19)*., Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 2019.
- [27] Kapanipathi, P. Jain , P. Venkataramani and C. Sheth A. , "User Interests Identification on Twitter Using a Hierarchical Knowledge Base," *Springer*, vol. 8465, no. . In: Presutti V. d'Amato C. Gandon F. d'Aquin M. Staab S. Tordai A. (eds) *The Semantic Web: Trends and Challenges. ESWC 2014. Lecture Notes in Computer Science*, 2014.
- [28] A. Gattani and et al, "Entity Extraction, Linking, Classification, and Tagging for Social Media: A Wikipedia-based Approach," *VLDB Endowment*, vol. 1, pp. 1126-1137, 2013.
- [29] D. Manning and et al, *Introduction to Information Retrieval*, New York, USA: Cambridge University Press, 2008.
- [30] Jin-Hee Cho, "A survey on trust modeling," in *ACM Comput. Surv.* 48, 2, Article 28 (October 2015), 40 pages. DOI: <http://dx.doi.org/10.1145/2815595>, 2015.
- [31] J. Leskovec, "Social Media Analytics," in *A ACM SIGKDD Conference Tutorial*, 2011.
- [32] Abdel-Hafez, Ahmad & Xu and Yue, "A survey of user modelling in social media websites," *Computer and Information Science*, no. 6(4), pp. 59-71, 2013.
- [33] Cheok, Adrian & Edwards, Bosede & Muniru and Idris, "Human Behavior and Social Networks," 2017.

- [34] Fabrício Benevenuto, Tiago Rodrigues, Meeyoung Cha and Virgílio Almeida, "Characterizing user behavior in online social networks," in *Proceedings of the 9th ACM SIGCOMM (IMC '09), Association for Computing Machinery*, New York, NY, USA, 2019.
- [35] M. McPherson, L. Smith-Lovin and J. M. Cook, "Birds of a feather: Homophily in social networks," *Annu. Revi. Sociol.*, vol. 27, p. 415–444, 2001.
- [36] Fattane Zarrinkalam, Hossein Fani and Ebrahim Bagheri, "Social User Interest Mining: Methods and Applications," in *Proceedings of the 25th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining (KDD '19). Association for Computing Machinery*, New York, NY, USA, 2019.
- [37] Palsetia, D. Patwary, M. Zhang, K. Lee, K. Moran, C. Xie, Y. Honbo, D. Agrawal, A. Liao, W. & Choudhary and A. , "User-Interest based Community Extraction in Social Networks," in *KDD*, 2012.
- [38] D. H. McKnight and N. L. Chervany, Trust and distrust definitions: One bite at a time, 2001, pp. 27-54.
- [39] Liu., J. Tang and Huan, "Trust in social media," *Synthesis Lectures on Information Security, Privacy, & Trust*, vol. 10, no. 1, p. 1–129, 2015.
- [40] M. S. a. J. M. Leimeister, "What we really know about antecedents of trust: A critical review of the empirical information systems literature on trust," 2013.
- [41] D. H. McKnight and N. L. Chervany, "Conceptualizing trust: A typology and e-commerce customer relationships model," in *Proceedings of the 34th Annual Hawaii International Conference on System Sciences, Vol. 7. IEEE Computer Society*, 2001.

- [42] R. Botsman, "The changing rules of trust in the digital age," *Harvard Bus. Rev.*, 2015.
- [43] M. Laeequddin, B. S. Sahay, V. Sahay and K. A. Waheed, "Measuring trust in supply chain partners' relationships," *Measur. Bus. Excell.*, vol. 14, no. 3, p. 53–69, 2010.
- [44] D. Rousseau, S.B.Sitkin and R. B. e. C. Camerer, "Not so different after all: A cross-discipline view of trust," *Academy of Management Review*, vol. 23, no. 3, p. 393–404, 1998.
- [45] P. Dumouchel, "Trust as an action," *European Journal of Sociology / Archives Européennes de Sociologie*, no. 46, p. 417–428, 2005.
- [46] S. P. Marsh, "Formalising trust as a computational concept," University of Stirling, Rapport technique, Ph.D. thesis, , 1994.
- [47] L. Mui, "Computational models of trust and reputation: Agents, evolutionary games, and social networks," Massachusetts Institute of Technology, Rapport technique, Ph.D. thesis, 2003.
- [48] R. C. Mayer, J. H. Davis and F. D. Schoorman, "An integrative model of organizational trust. *Academy of management review*," vol. 20, no. 3, p. 709–734, 1995.
- [49] C. Moorman, G. Zaltman and R. Deshpande, "Relationships between providers and users of market research: The dynamics of trust within and between organizations," *Journal of marketing research* , vol. 28, no. 3, p. 314–328, 1992.
- [50] S. P. Marsh and M. R. Dibben, "Trust, untrust, distrust and mistrust: An exploration of the dark(er) side," in *Proceedings of the 3rd International Conference on Trust Management (iTrust'05)*, 2005.

- [51] N. Griffiths, "A fuzzy approach to reasoning with trust, distrust and insufficient trust," in *Proceedings of the 10th International Workshop on Cooperative Information Agents*, 2006.
- [52] Pereitra, "Distrust is not always the complement of trust (Position Paper)," in *Normative MultiAgent Systems*, Guido Boella, Pablo Noriega, Gabriella Pigozzi, and Harko Verhagen (Eds.), Dagstuhl, Germany, 2009.
- [53] C. Castelfranchi, "A non-reductionist approach to trust," *Computing with Social Trust*, J. Golbeck (Ed.). Springer, Vols. Human-Computer Interaction Series, 2009.
- [54] A. Kalai, A. Wafa, C. Zayani and I. Amous, "LoTrust: A social Trust Level model based on time-aware social interactions and interests similarity," in *14th Annual Conference on Privacy, Security and Trust (PST)*, IEEE, 2016.
- [55] Marsh, "Formalising trust as a computational concept," University of Stirling, Rapport technique, Ph.D. thesis, 1994.
- [56] Allahyari, Mehdi and e. al., "A brief survey of text mining: Classification, clustering and extraction techniques," arXiv preprint arXiv:1707.02919, 2017.
- [57] M. Mathioudakis, F. Bonchi, C. Castillo, A. Gionis and A. Ukkonen, "Sparsification of Influence Networks," in *Proceedings of the 17th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD 2011)*, 2011.
- [58] Hamdi and Sana, "Computational models of trust and reputation in online social networks," Faculté des sciences de Tunis, Université Paris-Saclay; Université de Tunis, 2016.

- [59] Y. Wang, G. S. G. Cong and K. Xie., "Community-Based Greedy Algorithm for Mining Top-K Influential Nodes in Mobile Social Networks," in *Proceedings of the 16th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD 2010)*, 2010.
- [60] Assarut, "The role of live streaming in building consumer trust and engagement with social commerce sellers," *Journal of Business Research*, vol. 117, pp. 543-556, 2020.
- [61] Z. Fayyaz, M. Ebrahimian, D. Nawara, A. Ibrahim and R. Kashef, "Recommendation systems: Algorithms, challenges, metrics, and business opportunities," *Applied sciences*, vol. 10, no. 21, p. 7748, 2020.
- [62] Richardson, Parag Singla and Matthew, "Yes, there is a correlation: - from social networks to personal behavior on the web," in *Proceedings of the 17th international conference on World Wide Web (WWW '08)*. Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 2008.
- [63] J. Golbeck, "Combining provenance with trust in social networks for semantic web content filtering," in *Proceedings of the International Conference on Provenance and Annotation of Data, IPAW'06*, Berlin, Heidelberg. Springer-Verlag, 2006a.
- [64] T. Bhuiyan, Josang, A. and et Xu, Y., Trust and Reputation Management in Web- based Social Network, InTech: Web Intelligence and Intelligent Agents Zeeshan-Ul-Hassan Usmani (Ed.), 2010b.
- [65] W. Sherchan, S. Nepal and C. et Paris, "A survey of trust in social networks," *ACM Computing Surveys*, vol. 45, no. 4, p. 47, 2013.
- [66] M. Richardson, R. Agrawal and P. Domingos, "Trust management for the semantic web," in *Proceedings of the 2nd International Semantic Web Conference*, 2003.

- [67] Y. Zuo, W.-C. Hu and T. O'kerfe, "Trust computing for social networking," in *Proceedings of the 6th International Conference on Information Technology: New Generations*, IEEE Computer Society, Los Alamitos, CA, 2009.
- [68] B. Yu and M. P. Singh, "A social mechanism for reputation management in electronic communities," in *Proceedings of the 4th International Workshop on Cooperative Information Agents (CIA'00)*, Springer, 2000.
- [69] J. Sabater and C. Sierra, "Review on computational trust and reputation models," *Artific. Intell. Rev*, vol. 24, no. 1, 2005.
- [70] A. Jossng, R. Hayward and S. Pope, "Trust network analysis with subjective logic," in *Proceedings of the 29th Australasian Computer Science Conference (ACSC'06)*, Australian Computer Society, Hobart, Australia, 2006.
- [71] K. Jamieson and J. Cappella, *Echo Chamber: Rush Limbaugh and the Conservative Media Establishment*, Oxford University Press, 2009.
- [72] J. Golbeck and J. Hendler, "FilmTrust: movie recommendations using trust in web-based social networks," *CCNC*, vol. 2006, pp. 282-286, 2006b.
- [73] A. Dode and S. Hasani, "PageRank Algorithm," *OSR Journal of Computer Engineering (IOSR-JCE)* e-ISSN: 2278-0661,p-ISSN: 2278-8727, vol. 19, no. 1, pp. 01-07, 2017.
- [74] S. D. Kamvar, M. T. Schlosser and H. Garcia-Molina, "The eigentrust algorithm for reputation management in p2p networks," in *Proceedings of the 12th International Conference on World Wide Web (WWW'03)*, ACM Press, New York, 2003.

- [75] J. O'Donovan and B. Smyth, "Trust in Recommender Systems," in *Proceedings of the 2005 International Conference on Intelligent User Interfaces*, 2015.
- [76] J. Khan and S. Lee, "Implicit User Trust Modeling Based on User Attributes and Behavior in Online Social Networks," *IEEE Access*, vol. 7, 2019.
- [77] V. Podobnik and e. al., "How to calculate trust between social network users?," in *Soft-ware, Telecommunications and Computer Networks (SoftCOM), 20th International Conference on, IEEE*, 2012.
- [78] "A reachability-based access control model for online social networks," *Databases and Social Networks*, pp. 31-36, 2011.
- [79] S. Ali, R. Zani and K. Kasim, "Factors influencing investors' behavior in Islamic unit trust: an application of theory of planned behavior," *Journal of Islamic Economics, Banking and Finance*, vol. 10, no. 2, pp. 183-201, 2014.
- [80] B. Carminati, E. Ferrari and A. Perego, "Enforcing access control in web-based social networks," *ACM Transactions on Information and System Security (TISSEC)*, , vol. 13, no. 1, pp. 1-38, 2009.
- [81] U. Kuter and J. Golbeck, "Sunny: A new algorithm for trust inference in social networks using probabilistic confidence models," in *Proceedings of the 22nd National Conference on Artificial Intelligence, AAAI Press*, 2007.
- [82] S. Nepal, W. Sherchan and C. Paris, "STrust: A Trust Model for Social Networks," in *2011IEEE 10th International Conference on Trust, Security and Privacy in Computing and Communications*, Changsha, China, 2011.
- [83] J. Kunkel, T. Donkers, L. Michael, C. Barbu and J. Ziegler, "Let me explain: Impact of personal and impersonal explanations on trust in

recommender systems.," in *Proceedings of the 2019 CHI conference on human factors in computing systems* , 2019.

- [84] L. Jiang, Y. Cheng, L. Yang, J. Li, H. Yan and X. Wang, "A trust-based collaborative filtering algorithm for E-commerce recommendation system," *Journal of ambient intelligence and humanized computing*, vol. 10, pp. 3023-3034, 2019.
- [85] V. Mohammadi, A. Rahmani, A. Darwesh and A. Sahafi, "Trust-based recommendation systems in Internet of Things: a systematic literature review," *Human-centric Computing and Information Sciences*, vol. 9, no. 1, pp. 1-61, 2019.
- [86] M. Mohebbi Moghaddam, M. Manshaei and Q. Zhu, "To trust or not: A security signaling game between service provider and client," in *2015, London, UK, Decision and Game Theory for Security: 6th International Conference*.
- [87] S. Ghafari, A. Beheshti, A. Joshi, C. Paris, A. Mahmood, S. Yakhchi and M. Orgun, "A survey on trust prediction in online social networks," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 144292-144309, 2020.
- [88] E. Gabrilovich and S. Markovitch, "Computing semantic relatedness using Wikipedia-based explicit semantic analysis," *IJCAI*, vol. 7, pp. 1606-1611, 2007.
- [89] J. Kang and H. Lee, "Modeling user interest in social media using news media and wikipedia," *Information Systems*, vol. 65, pp. 52-64, 2017.
- [90] J. Thiombiano, Y. Traoré, S. Malo and O. Sié, "Discovery and enrichment of knowledges from a semantic wiki," in *New Perspectives in Software Engineering: Proceedings of the 9th International Conference on Software Process Improvement (CIMPS 2020)*, 2021.

- [91] M. Massri, S. Brezec, E. Novak and K. Kenda, "Semantic Enrichment and Analysis of Legal Domain Documents," *Artificial Intelligence*, p. 2, 2019.
- [92] D. Manning and e. al., Introduction to Information Retrieval, New York, USA: Cambridge University Press, 2008.
- [93] A. Jalilifard, V. Caridá, A. Mansano, R. Cristo and F. da Fonseca, "Semantic sensitive TF-IDF to determine word relevance in documents," *Advances in Computing and Network Communications: Proceedings of CoCoNet 2020*, vol. 2, pp. 327-337, 2021.
- [94] D. Cahyani and I. Patasik, "Performance comparison of tf-idf and word2vec models for emotion text classification," *Bulletin of Electrical Engineering and Informatics*, vol. 10, no. 5, pp. 2780-2788, 2021.
- [95] S. Ramchurn, C. Sierra, L. Godó and N. Jennings, "A computational trust model for multi-agent interactions based on confidence and reputation," in *Proceedings of 6th International Workshop of Deception, Fraud and Trust in Agent Societies*, 2003.
- [96] F. Gómez Mármol and G. Martínez Pérez, "Trust and reputation models comparison," *Internet Researc*, vol. 21, no. 2, pp. 138-153, 2011.
- [97] M. Nguyen and D. Tran, "A combination trust model for multi-agent systems," *Journal of Innovative Computing, Information and Control*, vol. 9, no. 6, pp. 2405-2420, 2013.
- [98] S. Priya and R. Ponmagal, "Real-Time Multi Fractal Trust Evaluation Model for Efficient Intrusion Detection in Cloud," *Intelligent Automation & Soft Computing*, vol. 37, no. 2, 2023.
- [99] J. Golbeck, B. Parsia and J. Hendler, "Trust networks on the semantic web," in *Proceedings of the 7th International Workshop on Cooperative Intelligent Agents*, 2003.

- [100] N. Sachdeva, M. Dhaliwal, C. Wu and J. McAuley, "Infinite recommendation networks: A data-centric approach," *Advances in Neural Information Processing Systems*, vol. 35, pp. 31292-31305, 2022.
- [101] P. Massa and P. Avesani, "Controversial users demand local trust metrics: An experimental study on epinions.com community," *AAAI*, vol. 1, pp. 121-126, 2005.
- [102] S. Shekarpour and S. Katebi, "Modeling and evaluation of trust with an extension in semantic web," *Journal of Web Semantics*, vol. 8, no. 1, pp. 26-36, 2010.
- [103] M. Jamali and M. Ester, "TrustWalker: a random walk model for combining trust-based and item-based recommendation," in *Knowledge Discovery and Data Mining*, 2009.
- [104] S. Lichtenstein and P. Slovic, *The Construction of Preference*, Cambridge University Press.
- [105] E. M. Daly and M. Haahr, "Social network analysis for information flow in disconnected delay-tolerant," *IEEE Transactions on Mobile Computing*, vol. 8, no. 5, p. 606–621, 2009.
- [106] Datta., K. H. Lim and Amitava, "Interest classification of Twitter users using Wikipedia," in *Proceedings of the 9th International Symposium on Open Collaboration (WikiSym '13)*. Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 2013.
- [107] S. Staab, B. Bhargva, L. Lilien, A. Rosenthl and Winsle, "The pudding of trust: Managing the dynamic nature of trust," *IEEE Intell. Syst.*, vol. 19, no. 5, pp. 74-88, 2004.

- [108] M. Maia, J. Almeida and V. Almeida, "Identifying user behavior in online social networks," in *Proceedings of the 1st workshop on Social network systems*, ACM, 2008.
- [109] D. M. Blei, A. Y. Ng and M. I. Jordan, "Latent Dirichlet Allocation," *Journal of Machine Learning Research* 3 , pp. 993-1022, 2003.
- [110] J. Devlin, M.-W. Chang, K. Lee and K. Toutanova, "BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding," in *Proceedings of the 2019 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies*, Minnesota, 2019.
- [111] S. Hamdi, A. Gancarski, A. Bouzeghoub and S. Yahia, "IRIS: A novel method of direct trust computation for generating trusted social networks," in *2012 IEEE 11th International Conference on Trust, Security and Privacy in Computing and Communications*, 2012.
- [112] R. Yager, "Families of OWA operators," *Fuzzy sets and systems*, vol. 59, no. 2, pp. 125-148, 1993.
- [113] D. Kim and B. Suh, "Enhancing VAEs for collaborative filtering: flexible priors & gating mechanisms," in *Proceedings of the 13th ACM conference on recommender systems*, 2019.
- [114] G. Albora, L. Mori and A. Zaccaria, "Sapling Similarity: A performing and interpretable memory-based tool for recommendation," *Knowledge-Based Systems*, vol. 275, p. 110659, 2023.
- [115] J. Choi, S. Hong, N. Park and S. Cho, "Blurring-sharpening process models for collaborative filtering," in *Proceedings of the 46th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*, 2023.

- [116] A. Smola and S. Vishwanathan, "Introduction to Machine Learning," Cambridge University Press, The Edinburgh Building, Cambridge CB2 2RU, UK, 2008.
- [117] F. F. and M. Saerens, "Evaluating performance of recommender systems: an experimental comparison," in *Web Intelligence, IEEE*, 2008.
- [118] K. Kowsari, K. J. Meimandi, M. Heidarysafa, S. Mendu, L. E. Barnes and D. E. Brown, "Text Classification Algorithms: A Survey," *ACM Journal*, 2019.
- [119] M. H. Nguyen, " A Label-Oriented Approach For Text Classification.," *International journal of innovative computing, information and control: IJICIC*, vol. 16, pp. 1593-1609, 2020.
- [120] Z. Reza and e. al., *Social Media Mining: An Introduction*, New York, USA: Cambridge University Press., 2014.
- [121] A. Goyal, W. Lu and L. V. S. Lakshmanan, "SIMPACT: An Efficient Algorithm for Influence Maximization under the Linear Threshold Model," in *Proceedings of the IEEE International Conference on Data Mining (ICDM)*, 2011.
- [122] W. Chen, Y. Wang and S. Yang., "Efficient Influence Maximization in Social Networks," in *Proceedings of the 15th ACM Sigkdd Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD09)*, 2009.
- [123] J. Kunegis, A. Lommatzsch and C. Bauckhage, "The slashdot zoo: Mining a social network with negative edges," in *18th International World Wide Web Conference*, 2009.
- [124] D. F. Adamatti, C. Castelfranchi and R. Falcone, "Structural transitivity of trust in academic social networks using agent-based simulation," in

Proceedings of the Eleventh European Workshop on Multi-Agent Systems (EUMAS'13), Toulouse, France, 2013.

- [125] W. Jiang and G. Wang, "Swtrust: Generating trusted graph for trust evaluation in online social network," in *Proceedings of the 10th IEEE International Conference on Trust, Security and Privacy in Computing and Communications TrustCom 2011*, 2011.
- [126] M. Taherian, M. Amini and R. Jalili, "Trust inference in web-based social networks using resistive networks," in *Proceedings of the 3rd International Conference on Internet and Web Applications and Services, ICIW 2008*, Athens, Greece, 2008.
- [127] J. G. Gimpel, K. A. Karnes, J. McTague and S. Pearson Merkowitz, "Distance-decay in the political geography of friends-and-neighbors voting," *Political Geography*, vol. 27, p. 231–252, 2008.
- [128] A. Jøsang, E. GRAY and M. KINATEDER, "Predicting trust and distrust in social networks," in *Proceedings of the 1st Workshop on Formal Aspects in Security and Trust (FAST'03)*, 2003.
- [129] W. S, "The generalized path algebras over standardly stratified algebras," *Algebra and Discrete Mathematics*, vol. 5, 2018.
- [130] Y. Xue, "A Dynamic Trust Relations-Based Friend Recommendation Algorithm in Social Network Systems," *Tehnički vjesnik*, vol. 28, no. 1, pp. 185-192, 2021.
- [131] Z. Hu, X. Li, J. Wang, C. Xia and Z. Wang, "Adaptive Reputation Promotes Trust in Social Networks," *IEEE Transactions on Network Science and Engineering*, vol. 8, no. 4, p. 3087 – 3098, 2021.

- [132] D. Chen, G. Chang, D. Sun, J. Li, J. Jie and et X.Wang, "Trm-iot: A trust management model based on fuzzy reputation for internet of things," *Computer Science and Information Systems*, no. 20, p. 1207–1228, 2011.
- [133] P. Dumouchel, *Trust: A Sociological Theory*, Cambridge Cultural Social Studies: Cambridge University Press, 1999.
- [134] P. Resnick, Kuwabara, K., Zeckhauser, R. and et Friedman, E., "Reputation systems," *Communications of the ACM*, vol. 43, no. 12, p. 45–48, 2000.
- [135] Fong, W Chen and S, "Social network collaborative filtering framework and online trust factors: A case study on Facebook," in *2010 Fifth International Conference on Digital Information Management (ICDIM)*, 2010.
- [136] J. D. Lewis and Weigert, A., "Trust as a Social Reality," *Social Forces*, no. 63, pp. 967-985, 1985.
- [137] Avesani, P Massa and P, "Trust-aware Recommender Systems," in *Proceedings of the 2007 ACM Conference on Recommender Systems*, New York, USA, 2017.
- [138] Bharadwaj, V Agarwal and K K, "Trust-Enhanced Recommendation of Friends in Web Based Social Networks Using Genetic Algorithms to Learn User Preferences," in *Trends in Computer Science, Engineering and Information Technology: First International Conference on Computer Science, Engineering and Information Technology, CCSEIT 2011*, Tirunelveli, Tamil Nadu, India, 2011.
- [139] L. Xin, S Leyi, W Yao, X Zhaojun and F Wenjing, "A Dynamic Trust Conference Algorithm for Social Network," in *2013 Eighth International Conference on P2P, Parallel, Grid, Cloud and Internet Computing (3PGCIC)*, 2013.

- [140] D. Liben-Nowell and J. Kleinberg, "The link prediction problem for social networks," in *Proceedings of the 12th International Conference on Information and Knowledge Management*, 2003.
- [141] J. Bank and B. Cole, "Calculating the Jaccard similarity coefficient with map reduce for entity pairs in," Wikipedia Similarity Team, 2008.
- [142] L. A. Adamic and E. Adar, "Friends and neighbors on the web," *Social Networks*, vol. 25, no. 3, p. 211–230, 2003.
- [143] M. E. J. Newman, "Clustering and preferential attachment in growing networks," *Physical Review E*, vol. 64, no. 2, p. 020101:1–020101:4, 2001.
- [144] F. Abel, Gao, Q., Houben, G. J. and Tao, K, "Analyzing user modeling on twitter for personalized news," *User Modeling, Adaption and Personalization*, vol. 6787, pp. 1-12, 2011a.
- [145] P. De Meo, Quattrone, G. and Ursino, D., "A query expansion and user profile enrichment approach to improve the performance of recommender systems operating on a folksonomy," *User Modeling and User-Adapted Interaction*, vol. 20, no. 1, pp. 41-86, 2010.
- [146] M. Degemmis, Lops, P. and Semeraro, G., "A content-collaborative recommender that exploits WordNet-based user profiles for neighborhood formation," *User Modeling and User-Adapted Interaction*, vol. 17, no. 3, pp. 217-255, 2007.
- [147] P. Lops, De Gemmis, M., Semeraro, G., Musto, C., Narducci, F. and Bux, M., "A content-collaborative recommender that exploits WordNet-based user profiles for neighborhood formation," *Web Personalization in Intelligent Environment*, pp. 27-47, 2019.
- [148] G. Semeraro, Degemmis, M., Lops, P. and Basile, P. , "Combining learning and word sense disambiguation for intelligent user profiling," in

Proceedings of the 20th international joint conference on Artificial intelligence, 2007.

- [149] F. Abel, Gao, Q., Houben, G. J. and Tao, K. , "Cross-system user modeling and personalization on the social web," *User Modeling and User-Adapted Interaction (UMUAI), Special Issue on Personalization in Social Web Systems*, vol. 22, no. 3, pp. 1-42, 2011c.
- [150] C. Lu, Lam, W. and Zhang, Y. , "Twitter User Modeling and Tweets Recommendation Based on Wikipedia Concept Graph," in *Twenty-Sixth Conference on Artificial Intelligence Workshops (AAAI)*, 2012.
- [151] T. Xu and Oard, D. W. , "Wikipedia-based topic clustering for microblogs Society for Information Science and Technology," *Proceedings of the American Society for Information Science and Technology*, vol. 48, no. 1, pp. 1-10, 2011.
- [152] A. Jadhav, Purohit, H., Kapanipathi, P., Ananthram, P., Ranabbahu, A., Nguyen, V. and Sheth, A., "Twitris 2.0: Semantically empowered system for understanding perceptions from social data," *Semantic Web Challenge*, 2010.
- [153] F. Abel, Gao, Q. , Houben, G. J. and Tao, K., "Semantic enrichment of twitter posts for user profile construction on the social web," *The Semantic Web: Research and Applications*, pp. 375-389, 2011b.
- [154] E. Santos Jr and Nguyen, H. , "Modeling users for adaptive information retrieval by capturing user intent," *Collaborative and Social Information Retrieval and Access: Techniques for Improved User Modeling. IGI Global*, pp. 88-118, 2009.

- [155] H. N. Kim, I. Ha, K. S. Lee, G. S. Jo and A. & El-Saddik, "Collaborative user modeling for enhanced content filtering in recommender systems," *Decision Support Systems*, vol. 51, no. 4, pp. 772-781, 2011.
- [156] A. Gattani and et al, "Entity Extraction, Linking, Classification, and Tagging for Social Media: A Wikipedia-based Approach," *Proc. VLDB*, vol. 6, no. 1, pp. 1126 - 1137, 2013.
- [157] Adedoyin-Olowe, M. &. Gaber, M. &. Stahl and Frederic, "A Survey of Data Mining Techniques for Social Media Analysis," *Journal of Data Mining and Digital Humanities*, 2013.
- [158] K. P., J. P., V. C. and S. A., "User Interests Identification on Twitter Using a Hierarchical Knowledge Base," *Presutti V. d'Amato C. Gandon F. d'Aquin M. Staab S. Tordai A. (eds) The Semantic Web: Trends and Challenges. ESWC 2014. Lecture Notes in Computer Science, Springer*, vol. 8465, 2014.
- [159] Min, J. a. Jones and G. J.F., "Building user interest profiles from wikipedia clusters," in *The Workshop on Enriching Information Retrieval (ENIR 2011) at SIGIR* , Beijing, China, 2011.
- [160] M. B. Z. Parantapa Bhattacharya, N. Ganguly, S. Ghosh and K. P. Gummadi, "Inferring user interests in the twitter social network," in *RecSys ACM*, 2014.
- [161] L. Hong, A. S. Doumith and B. D. Davison, "Co-factorization machines: modeling user interests and predicting individual decisions in twitter.," in *WSDM, ACM*, 2010.
- [162] Z. Xu, R. Lu, L. Xiang and Q. Yang, "Discovering user interest on twitter with a modified author-topic model," in *WI-IAT, IEEE*.

- [163] R. W. White, P. Bailey and L. Chen, "Predicting user interests from contextual information," in *SIGIR, ACM*, 2009.
- [164] J. Weng, E.-P. Lim, J. Jiang and Q. He, "Titterrank: finding topic-sensitive influential twitterers," in *WSDM, ACM*, 2010.
- [165] F. Abel, Q. Gao, G.-J. Houben and K. Tao, "Analyzing temporal dynamics in twitter profiles for personalized recommendations in the social web," in *WebSci, ACM*, 2011.
- [166] M. Michelson and S. A. Macskassy, "Discovering users' topics of interest on twitter: a first look," in *AND, ACM*, 2010.
- [167] K. Ramanathan and K. Kapoor, "Creating user profiles using wikipedia," in *ER, Springer*, 2009.
- [168] K. Tao, F. Abel, Q. Gao and G.-J. Houben, "Tums: twitter-based user modeling service," in *ESWC, Springer*, 2012.
- [169] B. Parantapa and e. al, "Inferring User Interests in the Twitter Social Network," in *Proceedings of the 8th ACM Conference on Recommender Systems, RecSys'14, ACM*, Silicon Valley, California, USA, 2014.
- [170] C. Budak, A. Kannan, R. Agrawal and J. Pedersen, "Inferring user interests from microblogs," in *Technical Report*, 2014.
- [171] G. Ido and e. al., "Mining Expertise and Interests from Social Media," in *Proceedings of the 22nd International Conference on World Wide Web, WWW '13*, Rio de Janeiro, Brazi, 2013.
- [172] I. Himmelboim, M. A. Smith, L. Rainie, B. Shneiderman and C. Espina, "Classifying Twitter Topic-Networks Using Social Network Analysis," in *Social Media + Society*, 2017.

- [173] M. Michelson and S. A. Macskassy, "Discovering customers' topics of interest on Twitter: a first look," in *ACM Workshop on Analytics for Noisy Unstructured Text Data*, 2010.
- [174] P. Massa and B. Bhattacharjee, "Using trust in recommender systems: An experimental analysis," in *iTrust'04*, 2004.
- [175] J. Tang and e. al, "Social Influence Analysis in Large-scale Networks," in *Conference KDD'09*, June 28, 2009.
- [176] Bingoi and e. al, "Topic-Based Influence Computation in Social Networks under Resource Constraints," *IEEE Transactions on service computing*, vol. 88, no. 99, 2018.
- [177] J. Fan and e. al., "OCTOPUS: An Online Topic-Aware Influence Analysis System for Social Networks," in *IEEE 34th International Conference on Data Engineering (ICDE)*, 2018.
- [178] K. Li and e. al, "Social Influence Analysis: Models, Methods, and Evaluation," in *Engineering 4*, 2018.
- [179] D. Crandall, D. Cosley and e. al., "Feedback effects between similarity and social influence in online communities," in *KDD'08, USA*, 2008.
- [180] C.-W. Hang and e. al., "Operators for Propagating Trust and their Evaluation in Social Networks," in *Proc. of 8th Int. Conf. on Autonomous Agents and Multiagent Systems (AAMAS)*, 2009.
- [181] Fong, W. Chen and a. S, "Social network collaborative filtering framework and online trust factors: A case study on Facebook," in *2010 Fifth International Conference on Digital Information Management (ICDIM)*, 2010.

- [182] Z. Reza and e. al., "Social Media Mining: An Introduction," Cambridge University Press, New York, USA, 2014.
- [183] F. Zarrinkalam, H. Fani and E. Bagheri, *Extracting, Mining and Predicting Users' Interests from Social Networks*, Now, 2019.
- [184] S. Dhelim, N. Aung and H. Ning, "Mining user interest based on personality-aware hybrid filtering in social networks," *Knowledge-Based Systems*, vol. 206, 2020.
- [185] T. DOHMEN, A. FALK, D. HUFFMAN and U. SUNDE, "The intergenerational transmission of risk and trust attitudes," in *IZA working paper*, 2006.
- [186] D. Q. Tran, "Computational topic trust with user interests based on propagation and similarity measure in social network," *Southeast - Asian Journal of Sciences*, vol. 7, no. 1, pp. 18-27, 2019.
- [187] D. Q. T. e. al, "Modeling user interests, similarity and worthiness based on vectors of entries in social networks," *Southeast-Asian J. of Sciences*, vol. 7, no. 2, pp. 133-141, 2019.
- [188] V. Buskens, "The social structure of trust," *Social Netw.*, vol. 20, no. 3, p. 265–289, 1998.
- [189] J. Caverlee, L. Liu and S. Webb, "Socialtrust: Tamper-resilient trust establishment in online communities," in *Proceedings of the 8th ACM/IEEE-CS Joint Conference on Digital Libraries (JCDL'08)*, ACM Press, New York, 2008.
- [190] J. Caverlee, L. Liu and S. Webb, "Socialtrust: Tamper-resilient trust establishment in online communities," in *Proceedings of the 8th ACM/IEEE-CS Joint Conference on Digital Libraries (JCDL'08)*. ACM Press, New York, 2008.

- [191] L. Garton, C. Haythornthwaite and B. Wellman., "Studying Online Social Networks," *Journal of Computer Mediated Communication*, vol. 3, no. 1, 1997.
- [192] W. C. Hang and M. P. Singh, "Trust based recommendation based on graph similarities," 2010.
- [193] Y. A. Kim, "Building a web of trust without explicit trust ratings," in *Proceedings of the 24th IEEE International Conference on Data Engineering Workshop*, 2008.
- [194] T. B. Klos and H. La Poutre, "Decentralized reputation-based trust for assessing agent reliability under aggregate feedback," *In Trusting Agents for Trusting Electronic Societies*, Springer, vol. 10, no. 128, 2005.
- [195] H. Liu, E.-P. Lim, H. W. Lauw, M.-T. Le, A. Sun, J. Srivastava and Y. A. K, "Predicting trusts among users of online communities: An epinions case study," in *Proceedings of the 9th ACM Conference on Electronic Commerce (EC'08)*, ACM Press, New York, 2008.
- [196] H. Liu, E.-P. Lim, H. W. Lauw, M.-T. Le, A. Sun, J. Srivastava and Y. A. K, "Predicting trusts among users of online communities: An epinions case study," in *Proceedings of the 9th ACM Conference on Electronic Commerce (EC'08)*, ACM Press, New York, 2008.
- [197] M. Maheswaran, H. C. Tang and A. Ghunaim, "Towards a gravity-based trust model for Social networking systems," in *Proceedings of the International Conference on Distributed Computing Systems Workshops*, IEEE Computer Society, Los Alamitos, CA, 24., 2007.
- [198] S. Trifunovic, F. Legendre and C. Anastasiades, "Social trust in opportunistic networks," in *Proceedings of the INFOCOM IEEE Conference on Computer Communications Workshops. IEEE*, 2010.

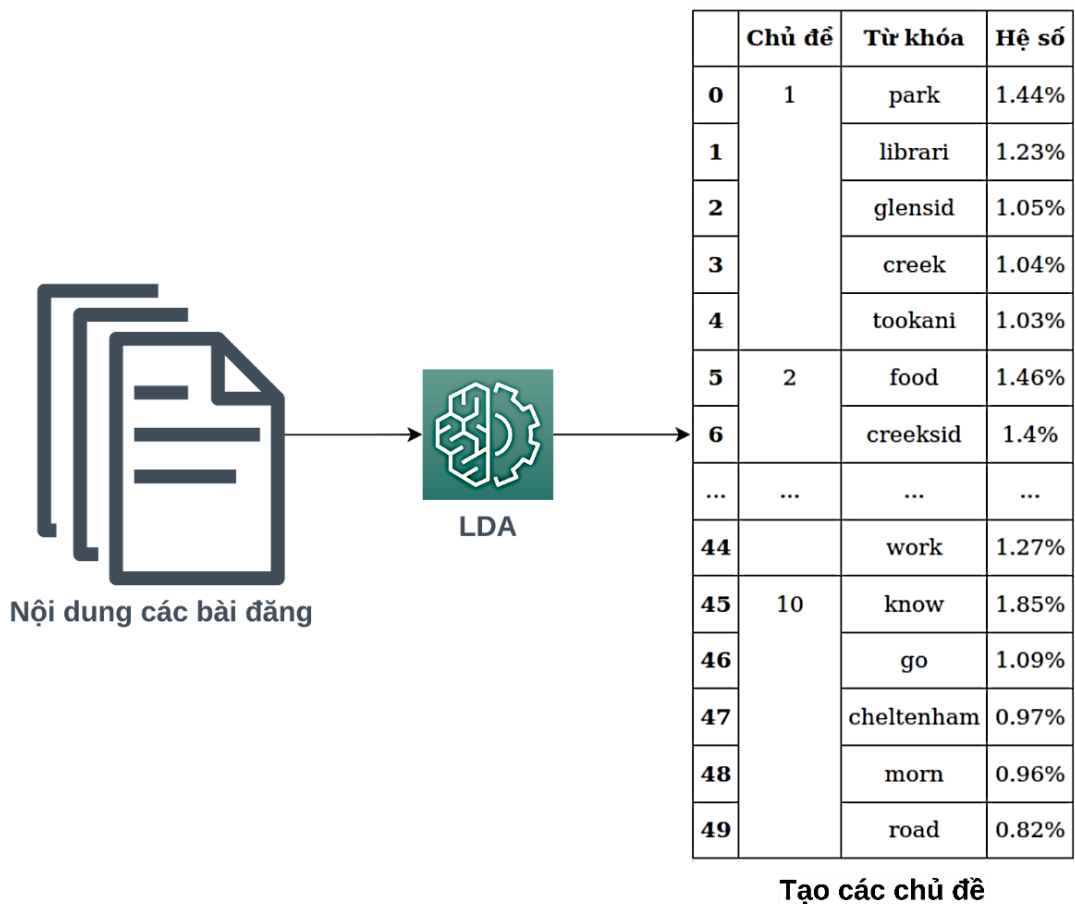
- [199] Y. Wang and J. Vassileva, "A review on trust and reputation for web service selection," in *Proceedings of the 27th International Conference on Distributed Computing Systems Workshops (ICDCSW'07)*. IEEE Computer Society, 2007.
- [200] L. Xiong and L. Liu, "A reputation-based trust model for peer-to-peer ecommerce communities," in *In Proceedings of the 4th ACM Conference on Electronic Commerce (EC'03)*, ACM Press, New York, 2003.
- [201] L. Xiong and L. Liu, "PeerTrust: Supporting reputation-based trust for peer-to-peer electronic communities," *IEEE Trans. Knowl. Data Engin.*, vol. 16, no. 7, p. 843–857., 2004.
- [202] J. Yang, X. Hu and H. Zhang, "Effects of a reputation feedback system on an online consumer-toconsumer auction market," *Decis. Support Syst.*, vol. 44, no. 1, p. 93–105, 2007.
- [203] Y. Zhang, H. Chen and Z. Wu, "A social network-based trust model for the semantic web," in *Proceedings of the 6th International Conference on Autonomic and Trusted Computing*, 2006.
- [204] R. Zhou and K. Hwang, "PowerTrust: A robust and scalable reputation system for trusted peer-to-peer computing," *IEEE Trans. Parallel Distrib. Syst.*, vol. 18, no. 4, p. 460–473, 2007.
- [205] C.-N. Ziegler and G. Lausen, "Spreading activation models for trust propagation," in *Proceedings of the IEEE International Conference on e-Technology, e-Commerce and e-Service (EEE'04)*, IEEE Computer Society, Los Alamitos, CA, 2004.
- [206] M. Jamall and M. Ester, "TrustWalker; a random walk model for combining trust-based and item-based recommendation," in *International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, 2009.

- [207] S. S. A. Takale, "Measuring semantic similarity between words using web documents," *International Journal of Advanced Computer Science and Applications (IJACSA)*, vol. 1, no. 4, 2010.
- [208] W. Jingwen, "A survey on trust evaluation based on machine learning," *ACM Computing Surveys (CSUR)*, vol. 53, no. 5, pp. 1-36, 2020.
- [209] G. Fortino, L. Fotia, F. Messina, D. Rosaci and G. Sarné, "Trust and reputation in the internet of things: State-of-the-art and research challenges," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 60117-60125, 2020.
- [210] R. Urena, G. Kou, Y. Dong, F. Chiclana and E. Herrera-Viedma, "A review on trust propagation and opinion dynamics in social networks and group decision making frameworks," *Information Sciences*, vol. 478, pp. 461-475, 2019.
- [211] Y. Cheng and Z. F. Chen, "Encountering misinformation online: antecedents of trust and distrust and their impact on the intensity of Facebook use," *Online Information Review*, vol. 45, no. 2, p. 372–38, 2021.

PHỤ LỤC 1: XÁC ĐỊNH CHỦ ĐỀ VỚI GENSIM VÀ LDA

PL1.1: Tổng quan LDA

Mô hình LDA (Latent Dirichlet Allocation) là một mô hình phân tích chủ đề dựa trên xác suất trong lĩnh vực xử lý ngôn ngữ tự nhiên. Mô hình này được sử dụng để phân tích các văn bản và phân loại chúng vào các chủ đề khác nhau. Trong luận án này, văn bản là nội dung của bài đăng trên mạng xã hội được minh họa như Hình PL 1.1.



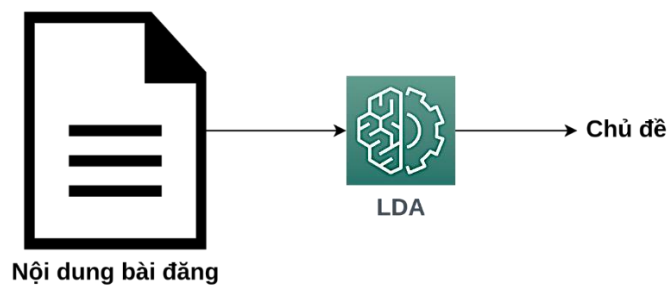
Hình PL.0.1: Mô hình LDA trong phân tích văn bản

Các bước cơ bản để xây dựng một mô hình LDA phân loại chủ đề như sau:

- *Chuẩn bị dữ liệu:* Xác định tập dữ liệu cần phân tích chủ đề và tiền xử lý các văn bản như tách từ, loại bỏ stop word, chuyển đổi chữ hoa thành chữ thường, và loại bỏ các ký tự đặc biệt.

- *Xây dựng mô hình LDA*: Sử dụng thư viện LDA để xây dựng mô hình phân loại chủ đề từ tập dữ liệu đã được tiền xử lý.
- *Xác định số chủ đề*: Quyết định số lượng chủ đề phù hợp để phân loại dữ liệu. Điều này có thể được thực hiện bằng cách sử dụng một số phương pháp như phân tích nhân tố, đánh giá độ tương tự giữa các văn bản hoặc sử dụng các chỉ số đo lường như Perplexity hay Coherence.
- *Đánh giá mô hình*: Đánh giá độ chính xác của mô hình bằng cách so sánh các kết quả phân loại với các chủ đề được xác định trước. Điều này có thể được thực hiện bằng cách sử dụng các chỉ số đánh giá như F1-score, Precision và Recall.

Sau khi đã xây dựng mô hình, chúng ta có thể sử dụng nó để phân loại các nội dung của bài đăng mới vào các chủ đề.



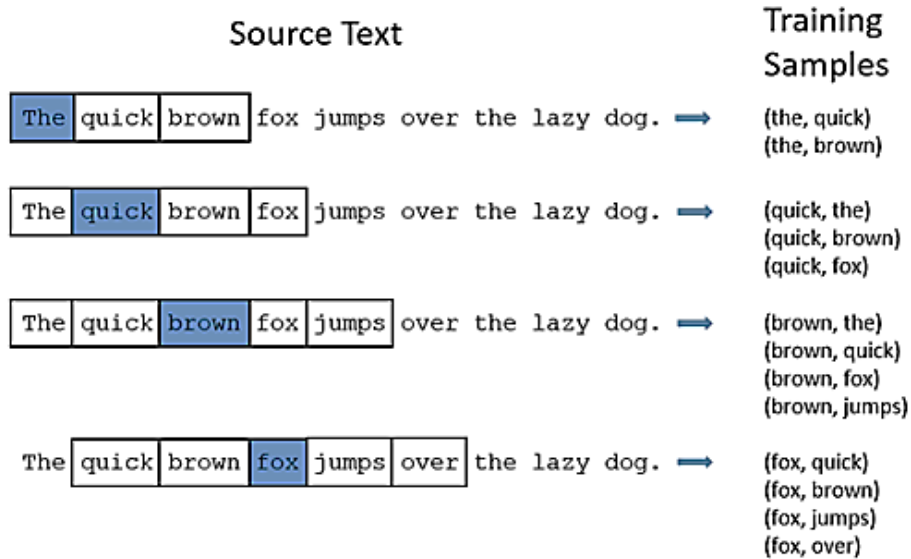
Hình PL.0.2: Mô hình LDA trong phân loại chủ đề

Mô hình LDA phân loại chủ đề là một công cụ hữu ích trong các ứng dụng xử lý ngôn ngữ tự nhiên như phân tích cảm xúc, phân tích ý kiến, và tóm tắt văn bản.

PL1.2. Tổng quan về Gensim

Gensim là một thư viện xử lý ngôn ngữ tự nhiên (NLP), mã nguồn mở có thể tạo và truy vấn dữ liệu văn bản. Gensim hoạt động dựa trên thuật toán nhúng từ vào vec-tơ, được sử dụng để mô hình hóa các chủ đề. Gensim giúp mô hình hóa, lập chỉ mục tài liệu và rút trích tính tương tự với ngữ liệu (corpora) lớn. Đối tượng sử dụng Gensim chủ yếu là cộng đồng xử lý ngôn ngữ tự nhiên và rút trích thông tin.

Gensim gồm các thuật toán thực thi song song như fastText, word2vec và doc2vec cũng như các phân tích ngữ nghĩa (LSA, LSI, SVD), phân rã trận không âm (NMF), phân bố Dirichlet ẩn (LDA), các phép chiếu ngẫu nhiên và tf-idf.



Hình PL.0.3: GenSim

PL1.3. Thực nghiệm & kết quả

PL1.3.1. Tiền xử lý dữ liệu

```
def preprocessing(msg):
    # Xóa '{APOST}', '{COMMA}' ...
    x = re.findall("[A-Z]*", msg)
    for s in x:
        msg= msg.replace(s, '')

    # Xóa địa chỉ email xuất hiện trong văn bản
    x = re.findall("[a-zA-Z@._0-9]*mail.com", msg)
    for s in x:
        msg= msg.replace(s, '')

    # Xóa địa chỉ web có trong văn bản
    x = re.findall("http[a-zA-Z/?:.\=0-9&-@#$_!]*", msg)
    for s in x:
        msg= msg.replace(s, '')

    # Xóa tất cả tên người dùng được tag vào bài viết
    x = re.findall("@[a-zA-Z0-9_]*", msg)
    for s in x:
        msg= msg.replace(s, '')

    return msg
```

Tài liệu tham khảo: <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2022/02/topic-identification-with-gensim-library-using-python/>

PL1.3.2. Tạo túi từ

- ***Bước 1: Lấy các từ khác nhau tại mỗi bài đăng (đã qua bước tiền xử lý)***

```
In [5]: processed_docs = []
        for msg in DFPOST['preprocess']:
            if not isinstance(msg, str):
                continue
            processed_docs.append(msg.split(' '))
        processed_docs[:2]
```

```
Out[5]: [['what',
          'deal',
          'poison',
          'rash',
          'that',
          'go',
          'day',
          'dude',
          'arm',
          'tell',
          'poison',
          'that',
          'go',
          'sewer',
          'replac',
          'cheltenham',
          'includ',
          'elkin',
          'park']]
```

- ***Bước 2: Tạo từ điển với thư viện Gensim***

```
In [6]: dictionary = gensim.corpora.Dictionary(processed_docs)
```

```
In [7]: for k, v in dictionary.iteritems():
        print(k, v)
```




BoW.txt

```

0 acquir
1 alot
2 arm
3 astring
4 bath
5 chang
6 clerk
7 cloth
8 come
9 day
10 deal
...
17131 nauseum
17132 polesaw
17133 invok
17134 antler

```

- **Bước 3: Tạo BoW cho mỗi bài viết**

```
In [8]: bow_corpus = [dictionary.doc2bow(doc) for doc in processed_docs]
```

PL1.3.3 Sử dụng túi từ (BoW) để thực nghiệm LDA

- Thực nghiệm LDA để phân nhóm bài viết thành 10 chủ đề:

```
In [10]: lda_model = gensim.models.LdaMulticore(corpus=bow_corpus,
                                                num_topics = 10,
                                                id2word = dictionary,
                                                passes = 20,
                                                workers = 5)
```

- Lưu mô hình kết quả lại để không mất thời gian huấn luyện lại

```
In [11]: lda_model.save('data/ldamodel_3.h5')
```

- Phân nhóm chủ đề bằng LDA với đoạn mã sau và thu được top 5 từ khóa quan trọng trong mỗi chủ đề

```
In [25]: df= {'Chủ đề': [], 'Từ khóa': [], 'Hệ số': []}
for i in range(lda_model.num_topics):
    fl= True
    for idw, weight in lda_model.get_topic_terms(topicid=i, topn= 5):
        df['Chủ đề'].append(i+1 if fl else ' ')
        fl= False
        df['Từ khóa'].append(lda_model.id2word[idw])
        df['Hệ số'].append(f'{round(weight*100, 2)}%')
df= pd.DataFrame(df)
df
```

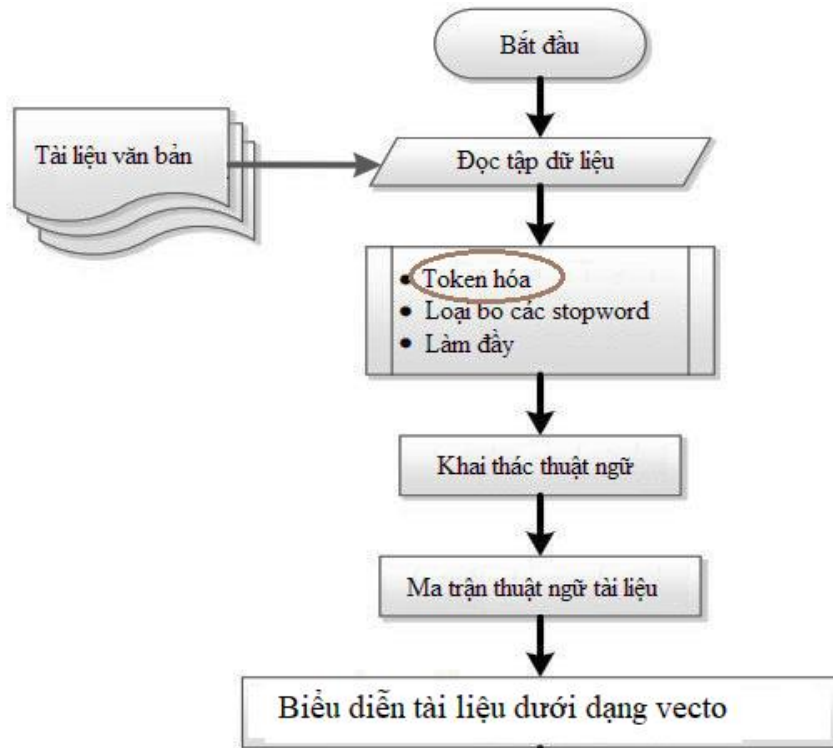
```
Out[25]:
```

Chủ đề	Từ khóa	Hệ số	Chủ đề	Từ khóa	Hệ số
0	1	park 1.44%	5	2	food 1.46%
1	librari	1.23%	6	creeksid	1.4%
2	glensid	1.05%	7	come	1.28%
3	creek	1.04%	8	open	1.1%
4	tookani	1.03%	9	book	1.09%
Chủ đề	Từ khóa	Hệ số			
10	3	cheltenham 2.5%			
11	school	1.79%			
12	ticket	1.17%			
13	come	1.12%			
14	support	1.03%			

PHỤ LỤC 2. TIỀN XỬ LÝ DỮ LIỆU

Luận án tiến hành tiền xử lý dữ liệu trên hai bộ CG và DAR trong đó, một bộ dữ liệu với ngôn ngữ là Tiếng Việt (DAR) và một bộ dữ liệu với ngôn ngữ là Tiếng Anh (CG). Đối với bộ dữ liệu Epinions, dữ liệu là các đánh giá dưới dạng số nên không cần tiến hành tiền xử lý dữ liệu. Vấn đề với bộ dữ liệu Epinions là số lượng người dùng, số lượng đánh giá rất lớn (hơn 300 nghìn bài đăng với 3.7 triệu đánh giá) nên việc cần xử lý là trong quá trình tiến hành cài đặt mô hình cần phải tối ưu về bộ nhớ, quá trình đọc – ghi dữ liệu xảy ra liên tục (nội dung này luận án sẽ chỉ ra một phần trong phần Phụ lục). Nhìn chung, quá trình tiền xử lý dữ liệu là rất quan trọng, cơ bản là giống nhau và đều thông qua các bước chính sau:

- *Loại bỏ các ký tự không cần thiết và từ trống*: Các ký tự không cần thiết như dấu câu, dấu chấm câu, ký tự đặc biệt nên được loại bỏ.
- *Loại bỏ các link và địa chỉ email*: Trong nhiều trường hợp, dữ liệu có thể chứa các liên kết URL hoặc địa chỉ email. Điều này không hữu ích trong việc phân tích dữ liệu văn bản, do đó, các liên kết và địa chỉ email nên được loại bỏ.
- *Chuẩn hóa chữ viết thường*: Việc chuẩn hóa chữ viết thường giúp đảm bảo rằng các từ giống nhau được xem là giống nhau trong quá trình phân tích.
- *Tách từ và chuỗi*: Dữ liệu văn bản thường chứa các câu hoặc đoạn văn dài, do đó cần tách chúng thành các từ và chuỗi riêng lẻ để phân tích.
- *Loại bỏ các stopword*: Các stopword là các từ phổ biến như "thì", "là", "mỗi", ... và không mang ý nghĩa lớn trong phân tích dữ liệu văn bản. Chúng nên được loại bỏ để giảm kích thước và tăng tốc độ xử lý dữ liệu.



Quy trình tiền xử lý dữ liệu văn bản

Ta lấy ví dụ thể hiện các bước thực hiện và kết quả sau khi thực hiện tiền xử lý dữ liệu: Dưới đây là một bài đăng của người dùng có username là: “Phùng Thành”, đăng vào ngày 27/03/2020:

Cái không khí lạnh vẫn chưa thực sự ùa về nhưng đâu đó cái rét đã bắt đầu len lỏi trong từng cơn gió. Thu đã bắt đầu rời xa để nhường chỗ cho mùa đông bắt đầu kéo đến. Đông Anh thời điểm này vẫn không lạnh, chỉ đâu đó thi thoảng hơi giật mình vì một cơn gió thoảng qua. Lúc này xen trong cái sự ôn ào, náo nhiệt của các giải chạy và len lỏi đâu đó có 1 vài nhóm chạy của Đông Anh vẫn cùng nhau phá bình nổi trầm lắng, bình yên.

1. Lịch test route Long Biên

Địa điểm: Agribank Đông Anh

Thời gian: 4:30 AM xuất phát (mọi người có mặt sớm trước 5p nhé)

(Có thể gửi xe máy ở đó đi ô tô cùng đoàn)

Dự kiến xuất phát ở Long Biên lúc 5:00AM, Test 1 vòng 21KM dự kiến 2h30p (7h30 kết thúc)

Nước uống (đã chuẩn bị thùng lavie), gel, muối mọi người tự túc

Đoàn xe ô tô gồm: dự kiến cho 15 người (Leader Hanh Tum)

Phung Thanh, Phúc Nguyễn Bá, Hoàng Quốc

2. Chạy vườn Đào – Cổ Loa

Địa điểm: Vườn Đào

Thời gian: 5h00 AM

Cung Cổ Loa dự kiến 13Km (thời gian khoảng 1h30p)

Anh chị em đi cung nào thì đăng ký để tổng hợp đi cùng nhé.

Sau khi 2 nhóm chạy xong chúng ta lại về với DA để cùng CF chém gió

Tokenize văn bản và loại bỏ các kí tự đặc biệt, các hyperlink, loại bỏ stopwords.

*Cái không_khí lạnh thực_sự ùa về đâu_đó rét bắt_đầu len_lỏi trong từng cơn
gió Thu bắt_đầu rời xa để nhường chỗ mùa đông bắt_đầu kéo đến Đông_Anh
thời_điểm lạnh đâu_đó thi_thoảng hơi giật_mình vì một cơn gió thoảng qua Lúc xen
trong sự ồn_ào náo_nhiệt giải chạy len_lỏi đâu_đó có vài nhóm chạy Đông_Anh
cùng nhau phá_bĩnh nổi trầm_lặng bình_yên Lịch test route Long_Biên Địa_điểm
Agribank Đông_Anh Thời_gian AM xuất_phát người có_mặt sớm trước Có_thể gửi
xe_máy ở đó đi ô_tô cùng đoàn Dự_kiến xuất_phát ở Long_Biên lúc Test vòng
dự_kiến kết_thúc Nước uống chuẩn_bị thùng lavie gel muối người tự_túc Đoàn xe
ô_tô gồm dự_kiến người Leader Hanh_Tum Phung_Thanh Phúc Nguyễn_Bá
Hoàng_Quốc Chạy vườn Đào Cổ_Loa Địa_điểm Vườn_Đào Thời_gian AM Cung
Cổ_Loa dự_kiến thời_gian khoảng Anh_chị_em đi cung đăng_ký để tổng_hợp đi cùng
Sau nhóm chạy xong chúng_ta về DA để cùng CF chém gió*

PHỤ LỤC 3. DANH SÁCH STOPWORD⁷ CHO XỬ LÝ BỘ DỮ LIỆU DAR DONG ANH RUNNERS

Danh sách từ dừng cho việc tiền xử lý dữ liệu với ngôn ngữ Việt Nam có hơn 1900 từ. Dưới đây là trích minh họa một số các từ trong danh sách đầy đủ:

a lô	biết việc	bị vì	bởi ai	...	đến giờ	oi
a ha	biết đâu	bỏ	bởi chung	...	đến gần	oi là
Ai	biết đâu chùng	bỏ bà	bởi nhưng	...	đến hay	ư
ai ai	biết đâu đấy	bỏ cha	bởi sao	...	đến khi	ạ
ai này	biết được	bỏ cuộc	bởi thế	...	đến lúc	ạ oi
ai đó	buổi	bỏ không	bởi thế cho nên	...	đến lời	ấy
Alô	buổi làm	bỏ lại	bởi tại	...	đến nay	ấy là
Amen	buổi mới	bỏ mình	bởi vì	...	đến ngày	àu ơ
Anh	buổi ngày	bỏ mắt	bởi vậy	...	đến nơi	ắt
anh ấy	buổi sớm	bỏ mẹ	bởi đâu	...	đến nỗi	ắt hẳn
Ba	Bà	bỏ nhỏ	bức	...	đến thì	ắt là
ba ba	bà ấy	bỏ quá	Cao	...	đến thế	ắt phải
ba bản	Bài	bỏ ra	cao lâu	...	đến tuổi	ắt thật
ba cùng	bài bác	bỏ riêng	cao ráo	...	đến xem	ối dào
ba họ	bài bỏ	bỏ việc	cao răng	...	đến điều	ối giờ
ba ngày	bài cái	bỏ xa	cao sang	...	đến đâu	ối giờ oi
ba ngôi	Bác	bỗng	cao số	...	đều	ồ
ba tầng	Bán	bỗng chóc	cao thấp	...	đều bước	ồ ồ
bao giờ	bán cấp	bỗng dung	cao thế	...	đều nhau	ổng
a lô	bán dạ	bỗng không	cao xa	...	đều đều	ớ
a ha	bán thế	bỗng nhiên	Cha	...	để	ớ này
Ai	bây bậy	bỗng nhưng	cha chả	...	để cho	ờ
ai ai	bây chừ	bỗng thấy	chao ôi	...	để giống	ờ ờ

⁷ <https://github.com/stopwords/vietnamese-stopwords/blob/master/vietnamese-stopwords.txt>

ai nấy	bây giờ	bõng đâu	chia sẻ	...	để không	ở
bao lâu	bây nhiêu	bộ	chiếc	...	để lòng	ở lại
bao nhiêu	Bèn	bộ thuộc	Cho	...	để lại	ở như
bao nả	Béng	bộ điều	cho biết	...	để mà	ở nhờ
bay biến	Bên	bội phần	cho chắc	...	để phần	ở năm
biết	bên bị	bớ	cho hay	...	để được	ở trên
biết bao	bên có	bờ	cho nhau	...	để đến nỗi	ở vào
biết bao nhiều	bên cạnh	bị vì	cho nên	...	đối với	ở đây
biết chắc	Bông	bỏ	cho rằng	...	đồng thời	ở đó
biết chừng nào	bước	bỏ bà	cho rồi	...	đu	ở được
biết mình	bước khỏi	bỏ cha	cho thấy	...	đu dùng	ủa
biết mấy	bước tới	bỏ cuộc	cho tin	...	đu nơi	ứ hự
biết thế	bước đi	bỏ không	cho tới	...	đu số	ứ ừ
biết trước	bạn	bỏ lại	cho tới khi	...	đu điều	ừ