

**BỘ GIÁO DỤC
VÀ ĐÀO TẠO**

**VIỆN HÀN LÂM KHOA HỌC
VÀ CÔNG NGHỆ VIỆT NAM**

HỌC VIỆN KHOA HỌC VÀ CÔNG NGHỆ



ĐOÀN MINH BÁCH

**NGHIÊN CỨU MỘT SỐ PHƯƠNG PHÁP NGĂN CHẶN THÔNG TIN
SAI LỆCH TRÊN MẠNG XÃ HỘI**

LUẬN VĂN THẠC SĨ NGÀNH MÁY TÍNH

Hà Nội – 09/2022

**BỘ GIÁO DỤC
VÀ ĐÀO TẠO**

**VIỆN HÀN LÂM KHOA HỌC
VÀ CÔNG NGHỆ VIỆT NAM**

HỌC VIỆN KHOA HỌC VÀ CÔNG NGHỆ



ĐOÀN MINH BÁCH
**NGHIÊN CỨU MỘT SỐ PHƯƠNG PHÁP NGĂN CHẶN THÔNG TIN
SAI LỆCH TRÊN MẠNG XÃ HỘI**

Chuyên ngành: Hệ thống thông tin

Mã số: 8480104

LUẬN VĂN THẠC SĨ NGÀNH MÁY TÍNH

CÁN BỘ HƯỚNG DẪN KHOA HỌC:

Hướng dẫn: PGS. TS NGUYỄN LONG GIANG

Hà Nội – 09/2022

Lời cam đoan

Tôi xin cam đoan đây là công trình nghiên cứu của riêng tôi. Các số liệu, kết quả nêu trong luận văn là trung thực và chưa từng được ai công bố trong bất cứ công trình nào.

TÁC GIẢ LUẬN VĂN

Đoàn Minh Bách

Lời cảm ơn

Lời đầu tiên, tôi xin gửi lời cảm ơn sâu sắc tới PGS.TS. Nguyễn Long đã tận tình giúp đỡ, hướng dẫn, định hướng tôi trong quá trình nghiên cứu và hoàn thành luận văn này. Tôi xin cảm ơn các giảng viên trong Học Viện khoa học và Công nghệ đã giảng dạy nhiệt tình và giúp đỡ tôi trong hai năm học qua.

Tôi cũng xin chân thành cảm ơn Lãnh đạo Viện Công nghệ thông tin - Viện Hàn lâm Khoa học và Công nghệ Việt Nam đã tạo điều kiện thuận lợi cho quá trình học tập của mình, cảm ơn các các bộ của phòng Công nghệ phần mềm trong quản lý đã nhiệt tình trong công tác, giúp tôi dành thời gian hoàn thành luận văn.

Cuối cùng, tôi xin cảm ơn gia đình, bạn bè, đồng nghiệp đã luôn là nguồn động viên, ủng hộ, giúp tôi thêm động lực để hoàn thành tốt luận văn này.

Đoàn Minh Bách

DANH MỤC TỪ VIẾT TẮT

Từ viết tắt	Tiếng Việt	Tiếng Anh
MXH	Mạng xã hội trực tuyến	Online Social Network
LT	Ngưỡng tuyến tính	Linear Threshold
IC	Bậc độc lập	Independent Cascade
IM	Tối đa hóa ảnh hưởng	Influence Maximization
IB	Ngăn chặn ảnh hưởng	Influences Blocking
ID	Phát hiện thông tin	Information Detection
MTLT	Ngưỡng tuyến tính nhiều chủ đề	Multiple Topics Linear Threshold
MBMT	Ngăn chặn thông tin sai lệch nhiều chủ đề	Misinformation Blocking with Multiple Topics
IGA	Thuật toán tham lam cải tiến	Improved Greedy Algorithm
GEA	Thuật toán tham lam mở rộng	Greedy Expand Algorithm
MTLE	Cạnh trực tuyến nhiều chủ đề	Multiple Topics Edge live
MC	Mô phỏng Monte Carlo	Monte Carlo
SGA	Thuật toán tham lam mở rộng	Salable Greedy Algorithm
FIB	Ngăn chặn nhanh ảnh hưởng	Fast Influences Blocking
MIP	Đường đi ảnh hưởng cực đại	Maximum Influence Path
MIT	Cây ảnh hưởng cực đại	Maximum Influences Trees

DANH MỤC HÌNH VẼ VÀ BẢNG BIỂU

Hình 1.1: Quá trình lan truyền thông tin trên mô hình LT	13
Hình 1.2: Ví dụ về lan truyền thông tin trên mô hình IC.	15
Hình 1.3: Ví dụ về xây dựng đồ thị mẫu theo mô hình LE.....	17
Hình 2.1: Ví dụ về chọn tập A để loại bỏ khỏi mạng cho bài toán MBMT.....	24
Hình 2.2 Ví dụ mô hình lan truyền thông tin MTLT	28
Hình 2.3 Ví dụ về tìm tập A cho bài toán MBMT.	26
Hình 2.5: Ví dụ về quá trình thực hiện thuật toán GEA	36
Hình 2.6: Ví dụ về cập nhật hàm giảm ảnh hưởng khi loại bỏ nút	37
Bảng 3.1. Bộ dữ liệu thực nghiệm	40
Hình 3.1: So sánh hiệu suất thuật toán với chi phí chung.....	43
Hình 3.2: So sánh hiệu suất thuật toán với chi phí đồng nhất.	43
Hình 3.3: So sánh thời gian chạy thuật toán với chi phí chung.	44
Hình 3.4: So sánh thời gian chạy thuật toán với chi phí đồng nhất.	44

DANH MỤC CÁC KÝ HIỆU ĐẶC BIỆT

Ký hiệu	Diễn giải
m, n	Số cạnh và số đỉnh của đồ thị $G(V, E, w)$
$N_{in}(v), N_{out}(v)$	Tập đỉnh và tập đỉnh ra của nút v
B	Nguồn ngân sách để ngăn chặn thông tin sai lệch
S	Tập các nút nguồn phát tán thông tin sai lệch q chủ đề
A	Tập nút được xóa khỏi mạng để ngăn chặn thông tin sai lệch
p_v^i	Ảnh hưởng của v đối với các nút hàng xóm theo chủ đề i
γ_v^i	Ngưỡng kích hoạt theo chủ đề i của nút v
q	Số chủ đề thông tin sai lệch
θ_v^i	Giá trị ảnh hưởng theo chủ đề i của nút v đến các nút hàng xóm
β_i	Ngưỡng lan truyền thông tin theo chủ đề i
S_i	Tập nguồn phát tán thông tin sai lệch chủ đề i
G_i	Là đồ thị biểu diễn lan truyền thông tin theo chủ đề i
D_i	Là đồ thị không có chu trình được sinh ra từ đồ thị G_i
$\mathcal{D}(G, S)$	Hàm ảnh hưởng tập S trên đồ thị G
$\delta(v)$	Hàm đo tỷ lệ độ giảm thiệt hại trên chi phí khi xóa nút v
$c(v)$	Chi phí để xóa bỏ nút v khỏi mạng
$\sigma(G, S, A)$	Hàm đo độ giảm thiệt hại sau khi xóa tập A

$G(V, E, w)$	Đồ thị biểu diễn MXH gồm tập nút V , tập cạnh E , trọng số w
$G \odot A$	Đồ thị G sau khi đã loại bỏ cặp nút A
$E(A)$	Tập cạnh kề của tập A
$P(G, s)$	Tập đường đi đơn từ nút s đến các nút trong G
$P(G, s, t)$	Tập các đường đi đơn từ nút s đến nút t trên đồ thị G
$\mathcal{D}_i(G_i, S_i)$	Ảnh hưởng của tập S_i trên đồ thị G_i
$\mathcal{D}(G, S)$	Tổng ảnh hưởng của tập S trên đồ thị G
$P(D_i, u, v)$	Tập các đường đi từ u đến v trên đồ thị D_i
$\sigma(G, S, A)$	Độ giảm ảnh hưởng của S khi xóa bỏ tập A (hàm mục tiêu)

MỤC LỤC

MỞ ĐẦU.....	1
CHƯƠNG 1: TỔNG QUAN VỀ BÀI TOÁN NGĂN CHẶN THÔNG TIN SAI LỆCH TRÊN MẠNG XÃ HỘI TRỰC TUYẾN	4
1.1. Giới thiệu về mạng xã hội trực tuyến	4
1.1.1. Các thành phần cơ bản của MXH.....	4
1.1.2. Một số đặc trưng cơ bản của MXH.....	5
1.1.3. Lợi ích của MXH.....	7
1.1.3. Tác hại của MXH	7
1.2. Mô hình và bài toán ngăn chặn ảnh hưởng thông tin sai lệch	8
1.2.1. Các mô hình và cơ chế lan truyền thông tin trên mạng xã hội.....	8
1.2.1.1 Lý thuyết đồ thị cơ bản.....	9
1.2.1.2 Mô hình lan truyền thông tin rời rạc	10
1.2.1.3 Mô hình Ngưỡng tuyến tính.....	12
1.2.1.4 Các biến thể của mô hình LT	13
1.2.2. Bài toán Ngăn chặn ảnh hưởng IB trên mạng xã hội trực tuyến	17
1.2.2.1 Giới thiệu bài toán	17
1.2.2.2 Các hướng nghiên cứu.....	18
1.3 Kết luận chương 1	19
CHƯƠNG 2: MÔ HÌNH GIẢI QUYẾT BÀI TOÁN NGĂN CHẶN THÔNG TIN SAI LỆCH TRÊN MẠNG XÃ HỘI	21
2.1. Đặt vấn đề	21
2.2 Phát biểu bài toán MBMT	22
2.2.2 Xác định hàm mục tiêu.....	24

2.2.1 Mô hình hóa bài toán	26
2.2.3 Độ khó của bài toán	28
2.3 Thuật toán cho bài toán MBMT	30
2.3.1 Thuật toán IGA	30
2.3.2 Thuật toán GEA	32
2.4 Kết luận chương 2	38
CHƯƠNG 3: THỬ NGHIỆM VÀ ĐÁNH GIÁ KẾT QUẢ	40
3.1. Cài đặt thực nghiệm	40
3.1.1 Cài đặt bộ dữ liệu	40
3.1.2 Cài đặt tham số	41
3.1.3 Thuật toán được so sánh	42
3.2 Đánh giá kết quả	42
3.2.1 So sánh hiệu suất thuật toán	43
3.2.2 So sánh thời gian thực hiện thuật toán	44
3.3 Kết luận chương 3	44
DANH MỤC CÔNG TRÌNH KHOA HỌC LIÊN QUAN ĐẾN LUẬN VĂN .	47
DANH MỤC CÁC TÀI LIỆU THAM KHẢO	48

MỞ ĐẦU

Sự phát triển của Internet và công nghệ Web đã giúp mang lại những nền tảng có khả năng kết nối toàn cầu, trong đó nổi bật là các mạng xã hội trực tuyến, nơi mọi người có thể tạo lập và chia sẻ thông tin tới hàng triệu người khác một cách vô cùng nhanh chóng. Lợi ích to lớn của các mạng xã hội là không thể phủ nhận. Đây là nơi mọi người có thể kết nối với nhau, vượt qua các rào cản không gian và thời gian để học tập, giải trí và kinh doanh. Mạng xã hội cũng giúp tạo nên những hiện tượng chưa từng có tiền lệ như hiện tượng nhà báo công dân, nhà báo thời gian thực, trong đó mỗi một người dùng mạng đều có thể dễ dàng trở thành một phóng viên viết tin và đưa tin. Rất nhiều các vấn đề xã hội ở Việt Nam cũng như trên thế giới nhờ có mạng xã hội đã lan truyền đến được với nhiều người hơn, nhanh hơn, từ đó giúp nâng cao nhận thức xã hội, giúp đưa đến các giải pháp hiệu quả và kịp thời.

Cùng với lợi ích mà nó mang lại, mạng xã hội cũng có thể gây ra những bất tiện, thậm chí là nguy hại cho người dùng, gây thiệt hại kinh tế. Thông tin sai lệch có thể đơn giản chỉ là một tin giật gân để gây sự chú ý, một quảng cáo bán sản phẩm có chất lượng kém hơn thực tế, nặng hơn có thể là những thông tin mang tính bịa đặt, vu khống làm giảm uy tín của các tổ chức, cá nhân. Các tin giả về kinh tế có thể ảnh hưởng đến thị trường chứng khoán. Những tin giả về thiên tai, dịch bệnh có thể gây hoang mang trong xã hội. Một số khảo sát gần đây cho thấy người dùng ngày càng thích đọc tin tức từ phương tiện truyền thông xã hội hơn là từ các nguồn tin tức truyền thống. Điều này khiến việc ngăn chặn và ngăn chặn sự phát tán của thông tin sai lệch ngày càng trở lên cấp thiết nhằm tạo lập một môi trường mạng xã hội lành mạnh hơn, bảo vệ quyền lợi hợp pháp của người dùng.

Để hạn chế sự ảnh hưởng của thông tin sai lệch có rất nhiều thách thức phải giải quyết liên quan đến các khía cạnh sau: 1) Xác định, phân tích nguyên nhân, lý do hình thành tin giả; 2) Xác định các đặc trưng của tin giả, đặc trưng nguồn phát tán

thông tin giả; 3) Xác định, dự báo quy mô lan truyền và ảnh hưởng của sự lan truyền đến cộng đồng; 4) Xác định phương pháp ngăn chặn lan truyền khi đã xác định được tin giả cùng nguồn phát tán;

Bài toán hạn chế ảnh hưởng của thông tin sai lệch đã thu hút sự chú ý của các nhà nghiên cứu trên thế giới và cả ở Việt Nam thời gian gần đây do ý nghĩa thực tế cũng như các thách thức mà nó mang lại. Các vấn đề nghiên cứu được tập trung giải quyết bao gồm: i) cơ chế và mô hình lan truyền thông tin; ii) dự báo lan truyền thông tin; và iii) ngăn chặn sự phát tán thông tin.

Trong đề tài này cá nhân tập trung giải quyết vấn đề mô hình hóa sự lan truyền thông tin, trên cơ sở đó áp dụng giải pháp hiệu quả ngăn chặn sự phát tán thông tin trên mạng xã hội.

Mục đích nghiên cứu: Nghiên cứu một số phương pháp ngăn chặn thông tin sai lệch trên mạng xã hội với nhiều chủ đề. Mô phỏng được bài toán bằng phương pháp đồ thị và áp dụng kỹ thuật, thuật toán giúp hạn chế sự lan truyền thông tin sai lệch một cách hiệu quả nhất cũng như là kịp thời ngăn chặn được những tổn thất, gây hại đến các tổ chức, cá nhân.

Nhiệm vụ nghiên cứu: Nghiên cứu các cơ chế và mô hình lan truyền thông tin nói chung và thông tin sai lệch nói riêng trên các mạng xã hội trực tuyến. Xác định và phân tích các đặc trưng của thông tin sai lệch, các nhân tố ảnh hưởng trên mạng xã hội (như các cá nhân, cộng đồng) đóng vai trò quan trọng trong việc phát tán thông tin.

Áp dụng các phương pháp, kỹ thuật hiệu quả giúp hạn chế lan truyền thông tin sai lệch. Tập trung vào bài toán trong đó thông tin được phát tán từ nhiều nguồn, thuộc nhiều chủ đề khác nhau, cơ chế phát tán thay đổi theo thời gian, đồng thời phải thỏa mãn các ràng buộc về chi phí ngăn chặn.

Xây dựng, thử nghiệm, đánh giá hiệu quả các phương pháp trên các bộ dữ liệu mô phỏng và dữ liệu từ các mạng xã hội thực.

Đối tượng nghiên cứu: Phương pháp ngăn chặn phát tán thông tin sai lệch trên mạng xã hội.

Phạm vi nghiên cứu: Giả sử đã phát hiện ra được thông tin sai lệch với nhiều chủ đề, nhiều nguồn phát tán. Nghiên cứu đưa ra phương pháp, kỹ thuật hiệu quả ngăn chặn lan truyền thông tin sai lệch này trên mạng xã hội trực tuyến.

Thử nghiệm ngăn chặn lan truyền thông tin sai lệch trên các bộ dữ liệu mẫu mô phỏng mạng xã hội sử dụng các thuật toán.

Phương pháp nghiên cứu lý thuyết: 1) Tiếp cận lý thuyết đồ thị trong việc mô hình hóa bài toán lan truyền thông tin, lan truyền thông tin sai lệch và ngăn chặn thông tin sai lệch; 2) Tiếp cận tính toán xấp xỉ, quy hoạch tuyến tính, tham lam và tiếp cận heuristic để xây dựng các thuật toán ngăn chặn thông tin sai lệch nhằm giảm thiểu thời gian thực hiện; 3) Tiếp cận mô phỏng trong việc phân tích, đánh giá kết quả; 4) Tổng hợp các nghiên cứu liên quan đến bài toán ngăn chặn thông tin sai lệch trên các mô hình lan truyền thông tin đã công bố, trên cơ sở đó xác định các vấn đề còn tồn tại và giải pháp thực hiện.

Phương pháp nghiên cứu thực nghiệm: 1) Các thuật toán trên đồ thị, các phương pháp phân tích, khai phá dữ liệu đồ thị; 2) Sử dụng công cụ lập trình là Python để cài đặt, đánh giá các thuật toán; 3) Tiến hành cài đặt, thử nghiệm các phương pháp, thuật toán trên các bộ dữ liệu mô phỏng và dữ liệu từ các mạng xã hội thực nhằm chứng minh tính hiệu quả của giải pháp.

Bộ cục luận văn gồm 3 chương:

Chương 1: Tổng quan về bài toán ngăn chặn thông tin sai lệch trên mạng xã hội trực tuyến

Chương 2: Mô hình giải quyết bài toán ngăn chặn thông tin sai lệch trên mạng xã hội

Chương 3: Thử nghiệm và đánh giá kết quả

CHƯƠNG 1: TỔNG QUAN VỀ BÀI TOÁN NGĂN CHẶN THÔNG TIN SAI LỆCH TRÊN MẠNG XÃ HỘI TRỰC TUYẾN

1.1. Giới thiệu về mạng xã hội trực tuyến

Mạng xã hội trực tuyến là một hệ thống thông tin cung cấp cho người sử dụng mạng internet các dịch vụ lưu trữ, tìm kiếm, chia sẻ, sử dụng và trao đổi thông tin với nhau, bao gồm dịch vụ tạo trang thông tin điện tử cá nhân, diễn đàn (forum), nhóm cùng sở thích (group), trò chuyện trực tuyến (chat), chia sẻ âm thanh, hình ảnh, biểu thị cảm xúc và các hình thức dịch vụ tương tự khác. Ví dụ MXH Facebook cho phép người dùng tạo trang cá nhân, tạo group, tạo Fanpage, cho phép chia sẻ thông tin qua việc đăng bài lên trang cá nhân, group, fanpage và chỉ sẻ đến những người bạn khác, vv..

1.1.1. Các thành phần cơ bản của MXH

Một MXH thường được cấu thành từ 04 thành phần cơ bản sau đây:

- *Người dùng*: Là một thực thể trên MXH, thực thể này có thể là một cá nhân, một doanh nghiệp hoặc một tổ chức bất kỳ nào đó, gọi chung là người dùng hay cư dân mạng. Ví dụ đối với Facebook.com người dùng được thể hiện là một tài khoản cá nhân hoặc một nhóm cùng sở thích (group) hoặc một trang người hâm mộ (fanpage), vv...

- *Liên kết*: Là thể hiện mối quan hệ và sự ảnh hưởng giữa những người dùng trên cùng MXH. Khái niệm *liên kết* trong các MXH là khác nhau. Ví dụ đối với Facebook.com, Zalo.me thì *liên kết* tương ứng với quan hệ bạn bè, với Instagram.com *liên kết* tương ứng với chức năng “theo dõi”, vv...

- *Thông tin*: Trên MXH người dùng chủ động tạo nội dung thông tin và chia sẻ nội dung này đến các thành viên khác theo nhiều hình thức khác nhau. Thông tin có thể là: đoạn tin ngắn (blog), bài viết, hình ảnh, âm thanh, video, vv... có nội

dung thuộc nhiều chủ đề riêng biệt hoặc lẫn lộn. Ví dụ bài viết về chủ đề thể thao hoặc bài viết về cả kinh tế và chính trị, vv...

- *Tương tác*: Tương tác giúp MXH trở thành một khối vận động không ngừng, giúp người dùng tạo mối quan hệ qua lại và hiểu biết lẫn nhau. Khái niệm *tương tác* được hiểu là phản hồi của người dùng đối với các thông tin của người dùng khác, điều này được thể hiện thông qua việc đăng bài, chia sẻ, bình luận, theo dõi, vv...

1.1.2. Một số đặc trưng cơ bản của MXH

- *Đặc trưng thế giới nhỏ*: Năm 1967, Stanley Milgram thực hiện thí nghiệm thế giới nhỏ (Small World) đã cho thấy khoảng cách giữa hai người dùng trung bình để kết nối bất kỳ là 5.5 hoặc 6.0 người khác (bước) [1]. Sau đó, một số nghiên cứu khác đã chứng minh được hầu hết các MXH nỏ đúng với "thế giới nhỏ". Năm 2008 thì khoảng cách trung bình của mạng Facebook là 5.28, đến năm 2011 khoảng cách còn 4.74. Như vậy, để hai người bất kỳ trên thế giới quen nhau trên MXH thì qua nhiều nhất là 06 người khác.

- *Đặc trưng tập nhân*: Một số người dung quan trọng có sức ảnh hưởng lớn tới cấu trúc và sự vận động của mọi MXH. Những người dùng này thường có bậc cao, được gọi là nút trung tâm hay nút nhân [2], "bậc" ở đây được hiểu là số nút khác có liên kết với người dùng đó. Một hệ thống phân cấp sẽ được cấu tạo bởi các MXH chứa một lượng lớn những nút có bậc cao, bao quanh các nút này là các nút có bậc thấp hơn, và quanh những nút có bậc thấp hơn lại là các nút có bậc thấp hơn chúng. Việc kết nối luồng thông tin của toàn mạng là phụ thuộc vào các nút nhân. Khi các mạng phân chia thành nhiều các nhóm lô lập nhau thì lý do đó thường là đưa một nút thuộc tập nhân ra khỏi mạng và một nút mới vào mạng thường có xu hướng kết nối đến những nút có bậc cao. Điều này giải thích tại sao người nổi tiếng thường được mời làm quảng cáo cho các sản phẩm và người nổi tiếng cũng có thể bị lợi dụng để phát tán TTSL, vv...

- *Đặc trưng cấu trúc cộng đồng*: Tương tự như trong thực tế, luôn có nhiều nhóm không tương đồng nhau, ví dụ như nhóm đồng nghiệp có cùng sở thích đi du lịch, nhóm những nhà khoa học chuyên nghiên cứu về MXH, các câu lạc bộ văn hóa, thể thao vv... Tương tự vậy MXH cũng có nhiều nhóm như thế, có tên gọi những cộng đồng trực tuyến. Trong MXH thì có rất nhiều, đa dạng các cộng đồng lớn, nhỏ, những cộng đồng nhỏ nằm trong cộng đồng lớn. Mật độ kết nối giữa các nút trong cộng đồng là rất lớn còn hơn cả những nút bên ngoài. Một người dùng có thể thuộc một cộng đồng duy nhất hoặc một, nhiều cộng đồng khác nhau.

- *Đặc trưng phân bố lũy thừa*: Xác suất của một nút có bậc là k được tính bởi phân bố bậc của các nút trong mạng được mô tả bởi hàm $P(k)$, Hàm $P(k) = \frac{1}{k^\alpha}$, với k lớn và $\alpha > 1$ xác định được là phân bố bậc của một mạng theo lũy thừa nếu xác suất một nút có bậc là k . Phân bố bậc lũy thừa [3] là hiện nay hầu hết các MXH đều có phân bố bậc lũy thừa như thế.

1.4. Biểu diễn MXH bằng đồ thị

Gọi đồ thị $G(V, E, w)$ là đồ thị biểu diễn cho một MXH, trong đó V là tập đỉnh, E là tập cạnh, w là tập trọng số của các cạnh. Đồ thị G được xác định là đồ thị có hướng vì mối quan hệ trên mạng đôi khi không đồng nhất giữa chiều đi và chiều về, có những mối quan hệ chỉ ảnh hưởng một chiều còn nhiều ngược lại ảnh hưởng không đáng kể. Mỗi nút $v \in V$ là đại diện cho một người dùng, các cạnh $\{(u, v), (v, u)\} \in E$ đại diện cho mối quan hệ từ u đến v và ngược lại. Trọng số $w(u, v)$ biểu diễn cho mức độ ảnh hưởng của u đến v , nếu $w(u, v) \notin E$ thì $w(u, v) = 0$; $w(u, v)$ này càng lớn thì v chịu chi phối bởi u càng nhiều. Thông tin được lan truyền từ nút này sang nút khác thông qua các cạnh, $w(u, v)$ có ảnh hưởng đáng kể trong việc thông tin lan truyền từ u có thể đến được v hay không?. Tùy vào từng cấu trúc của MXH mà đồ thị có những tham số khác nhau. Đồ thị thường được lưu dưới dạng danh sách cạnh, ma trận trọng số.

1.1.3. Lợi ích của MXH

- *Cập nhật tin tức*: Với tốc độ lan truyền thông tin nhanh chóng, MXH giúp người dùng cập nhật thông tin kịp thời và thuận tiện. Dưới góc độ dữ liệu, MXH là một kho dữ liệu khổng lồ, trên đó có rất nhiều tài nguyên và tri thức thuộc mọi lĩnh vực của xã hội mà mọi người dùng đều được quyền khai thác. Kho tri thức này ngày một rộng lớn hơn và phản ánh kịp thời sự phát triển không ngừng của xã hội thông qua việc cập nhật thông tin hàng ngày của người dùng.

- *Kết nối và tìm kiếm các mối quan hệ*: Đặc trưng chính của MXH đó chính là kết nối cộng đồng, tạo lập các mối quan hệ và duy trì các mối quan hệ đó. Đặc biệt trong đại dịch Covid-19, các mối quan hệ trên MXH càng trở nên cần thiết hơn khi mà con người hạn chế tiếp xúc trực tiếp với nhau.

- *Kinh doanh và quảng bá thương hiệu*: Với số lượng người dùng lớn, các MXH là môi trường kinh doanh và quảng bá thương hiệu nhanh và hiệu quả hơn bất kỳ nền tảng nào. Các nhà kinh doanh có thể sử dụng MXH để thăm dò ý kiến khách hàng, khảo sát thị trường, trao đổi với đối tác, vv...MXH cũng cho phép xây dựng các cộng đồng khách hàng, các nhóm cùng sở thích dùng cùng sản phẩm, vv...

1.1.3. Tác hại của MXH

- *Lan truyền TTSL*: Một trong những tác hại lớn nhất của MXH đó là sự lan truyền nhanh chóng TTSL bất chấp sự kiểm soát của các nhà mạng và cơ quan Chính phủ. TTSL có thể đơn giản chỉ là một tin giật gân để gây sự chú ý, một quảng cáo bán sản phẩm có chất lượng kém hơn thực tế, nặng hơn có thể là những thông tin mang tính bịa đặt, vu khống làm giảm uy tín của các tổ chức, cá nhân, thậm chí có thể gây ra những thiệt hại về kinh tế, chính trị hoặc gây hoang mang dư luận [4], [5] [6] [7].

- *Lừa đảo và thư rác*: Các tài khoản MXH có thể bị mạo danh để lừa đảo chiếm dụng tài sản hoặc để đánh cắp thông tin cá nhân. Ngoài ra, người dùng MXH có thể gặp phải những bất tiện và rủi ro khác như: thường xuyên nhận được tin nhắn rác, thư rác, lời mời quảng cáo, thậm chí có thể bắt nạt trên mạng, lây nhiễm mã độc và nặng hơn là lợi dụng tài khoản cá nhân để phục vụ cho các mục đích xấu, vv...

1.2. Mô hình và bài toán ngăn chặn ảnh hưởng thông tin sai lệch

1.2.1. Các mô hình và cơ chế lan truyền thông tin trên mạng xã hội

Hầu hết MXH, các hoạt động tương tác như là: chia sẻ, đăng tin, đăng bài, biểu lộ cảm xúc, bình luận, vv... các hoạt động này gián tiếp lan truyền thông tin giữa mọi người trong MXH. Khác hẳn với LTTT truyền thống, quá trình lan truyền này quy mô và mức lan truyền rất lớn, nhanh chóng. Để con người có thể quản trị, điều hành, điều khiển các thông tin này có tính hữu ích cao nhất thì cần phải nắm và hiểu rõ quá trình này trên MXH. Để đạt được mục đích đó, quá trình LTTT phải được mô tả một cách ngắn gọn dễ nhận biết bằng mô hình lan truyền thông tin (information diffusion models).

Theo khảo sát của Domingo và Richardson [6] về lan truyền tiếp thị sản phẩm giữa các người dùng, D. Kempe và một số cộng sự đưa ra được lần đầu tiên về hai mô hình lan truyền thông tin: 1) Mô hình Ngưỡng tuyến tính (LT – Linear threshold) và mô hình Bậc độ lập (IC – Independent Cascade) để giải quyết bài toán tối ưu hóa ảnh hưởng [8]. Kể từ khi được đưa ra, chúng được xem là mô hình LTTT phổ biến, cơ bản nhất [9], [10]. Không những thế, hai mô hình này còn được tiếp tục nghiên cứu theo những biến thể khác nhau để phục vụ, phù hợp hơn trong thực tiễn: biến thể ứng với thời gian liên tục [9], [11], biến thể ứng với khoảng cách [12], biến thể ứng với chủ đề trong lan truyền ảnh hưởng [13], vv... Ngoài ra, nhiều mô hình LTTT khác cũng được các nhà khoa học quan tâm, có thể kể đến là: Mô hình dịch tễ (Epidemic Model) [14], mô hình lan truyền, lan

tỏa ảnh hưởng cạnh tranh (Competitive Influence Diffusion Model) [15], mô hình trivalency [16], mô hình giải tích ODE (Ordinary Differential Equations), PDE (Partial Differential Equations) [17], vv... Về khía cạnh mô hình “ngưỡng” có thể kể đến các mô hình: MT (Majority Threshold Model), CT (Constant Threshold), UT (Unanimous Threshold) [18], vv...

Xét về mặt tính chất, mô hình LTTT có thể được chia làm 02 nhóm chính, đó là nhóm mô hình LTTT rời rạc và nhóm mô hình LTTT liên tục. Trong đó, nhóm mô hình LTTT rời rạc trong nghiên cứu thì được sử dụng phổ biến hơn. Trong luận văn, hai mô hình rời rạc là LT và IC được sử dụng làm căn bản cho các nghiên cứu. Để hiểu rõ hơn về hai mô hình này, tiếp sau đây luận văn giới thiệu các khái niệm cơ bản về lý thuyết đồ thị, mô hình LTTT rời rạc dựa trên đồ thị và chi tiết hai mô hình LT và IC.

1.2.1.1 Lý thuyết đồ thị cơ bản

Sử dụng đồ thị để mô tả quá trình LTTT là một lựa chọn phổ biến trong các nghiên cứu [19], [20]. Sau đây luận văn giới thiệu một số kiến thức cơ bản về đồ thị [21] có liên quan hoặc sử dụng trong các mô hình LTTT rời rạc trên MXH.

Định nghĩa 1.1: (Đồ thị) Là một cấu trúc rời rạc gồm các đỉnh và các cạnh nối các đỉnh đó. Đồ thị được ký hiệu là $G(V, E)$, trong đó V là tập đỉnh (Vertices) và E là tập cạnh (Edges).

Tập các cạnh E có số lượng và loại đồ thị có đặc tính có thể phân loại. Có đồ thị $G(V, E)$ được mô tả các dạng như sau:

- Đồ thị $G(V, E)$ là đơn đồ thị nếu giữa hai đỉnh $u, v \in V$ có nhiều nhất một cạnh trong E nối từ u đến v .
- Đồ thị $G(V, E)$ là đơn đồ thị nếu giữa hai đỉnh $u, v \in V$ có nhiều hơn một cạnh trong E nối từ u đến v (Hiển nhiên đơn đồ thị cũng là đa đồ thị).

- Đồ thị $G(V, E)$ được gọi là đồ thị vô hướng nếu các cạnh trong E không định hướng. Tức là tập E gồm các cặp (u, v) không tính thứ tự, $(u, v) = (v, u)$.

- Đồ thị $G(V, E)$ được gọi là đồ thị có hướng nếu các cạnh trong E có định hướng, có thể có cạnh nối từ u đến v nhưng chưa hẳn đã có cạnh nối từ v đến u . Hay nói cách khác, tập E gồm các cặp (u, v) có tính thứ tự, $(u, v) \neq (v, u)$. Trong đồ thị có hướng các cạnh được gọi là các cung. Đồ thị vô hướng cũng có thể coi là đồ thị có hướng nếu coi cạnh nối giữa hai đỉnh u, v tương đương với hai cung (u, v) và (v, u) .

- Đồ thị $G(V, E)$ được gọi là đồ thị có trọng số nếu đỉnh hoặc cạnh hoặc cả đỉnh và cạnh được gán với một số thực nào đó. Trong LTTT, trọng số đỉnh gọi là ngưỡng (*threshold*) và trọng số cạnh gọi là xác suất ảnh hưởng (*Influence Probability*) [22].

Trong phạm vi của luận văn, một đơn đồ thị có hướng sẽ mô tả một MXH, có trọng số không âm, ký hiệu là $G(V, E)$. Khái niệm đỉnh trong đồ thị được gọi là nút (*node*). Để thuận tiện trong cách gọi, một MXH có thể gọi là một đồ thị.

1.2.1.2 Mô hình lan truyền thông tin rời rạc

Đối với mô hình rời rạc, MXH được thể hiện bằng bởi đồ thị có hướng $G(V, E)$. Trong đó $|V| = n$ là tập nút biểu diễn tập tất cả người dùng trên MXH. $|E| = m$ là tập cạnh biểu diễn liên kết giữa các người dùng trên MXH. Mỗi nút $v \in V$ có tập nút vào, ký hiệu $N_{in}(v) = \{u | (u, v) \in E\}$ và tập nút ra, ký hiệu $N_{out}(v) = \{u | (v, u) \in E\}$. Bậc tương ứng vào và ra của nút v được ký hiệu là $d_{in} = |N_{in}(v)|$, $d_{out} = |N_{out}(v)|$. Trọng số cạnh gọi là xác suất ảnh hưởng và trọng số nút gọi là ngưỡng [19]. Đường dẫn trong đồ thị là một chuỗi các nút không lặp lại mà giữa mọi nút liên tiếp đều có một cạnh. Hai người dùng được kết nối với nhau trên đồ thị $G(V, E)$ nếu tồn tại một đường dẫn giữa họ. Các thành phần của mô hình LTTT rời rạc được mô tả như sau:

- *Trạng thái nút*: Mỗi nút $v \in V$ tương ứng với hai trạng thái: 1) *kích hoạt* (*active*); 2) *không kích hoạt* (*inactive*). Nếu v ở trạng thái *kích hoạt* thì người dùng v chấp nhận thông tin truyền thông mới, ý tưởng mới được chia sẻ lan truyền từ một hoặc nhiều nút trong tập nút vào $N_{in}(v)$, đối với trạng thái *không kích hoạt* có nghĩa là chưa chấp nhận những thông tin truyền thông này, hay chưa tin tưởng về ý tưởng mới được chia sẻ đó. Trạng thái nút được thể hiện dưới nhiều mức độ, phụ thuộc vào từng MXH. Ví dụ: Chấp nhận email, chia sẻ bài viết, bình luận, biểu hiện cảm xúc, vv...

- *Quá trình thông tin được lan truyền*: Đối với LTTT, quá trình này hoạt động tương ứng các bước thời gian rời rạc với thời gian $t = 0, 1, \dots$. Gọi $S \subseteq V$ là tập nút có trạng thái *kích hoạt*, thì tập S gọi là tập nguồn hay tập hạt giống, là tập nút phát tán thông tin đầu tiên hay là tập bị *kích hoạt* đầu tiên. Tập nút này đại diện cho những người dùng ban đầu được chọn để lan truyền ảnh hưởng hoặc đại cho những người dùng đầu tiên phát tán TTSL. Kết thúc của quá trình này là khi không còn kích hoạt thêm sau mỗi bước lan truyền.

Quá trình phát tán của thông tin rời rạc này là một quá trình chung trong quá trình phát tán thông tin, nhưng đối với mỗi mô hình khác thì có quy luật lan truyền từ S_{t-1} tới S_t cụ thể thì khác nhau. Vấn đề này thể hiện chi tiết đối với LTIC là hai mô hình phát tán thông tin trình bày trong luận văn. Biểu diễn MXH bằng cách thể hiện dưới đồ thị vô hướng, nó cũng có thể xem là một đồ thị có hướng mà tất cả các cạnh đều tồn tại cạnh ngược lại và tập nút vào/ra của mỗi nút là như nhau, bậc vào/ra mỗi nút cũng bằng nhau, nghĩa là $N_{in}(v) = N_{out}(v)$, $d_{out}(v) = d_{in}(v)$.

Khi kết thúc quá trình lan truyền thông tin, ta gọi $\Phi(S)$ là tập các nút ở trạng thái *kích hoạt*. Quá trình lan truyền ngẫu nhiên trên mô hình rời rạc, ta có Tập $\Phi(S)$ là một tập ngẫu nhiên. Biến ngẫu nhiên có giá trị kỳ vọng, gọi giá trị này là $E(X)$; Hàm lan truyền ảnh hưởng của tập S hay khi quá trình lan truyền thông tin

kết thúc thì giá trị kỳ vọng số đỉnh ở trạng thái kích hoạt được gọi $\mathcal{D}(G, S)$, khi đó $\mathcal{D}(G, S) = E(|\Phi(S)|)$.

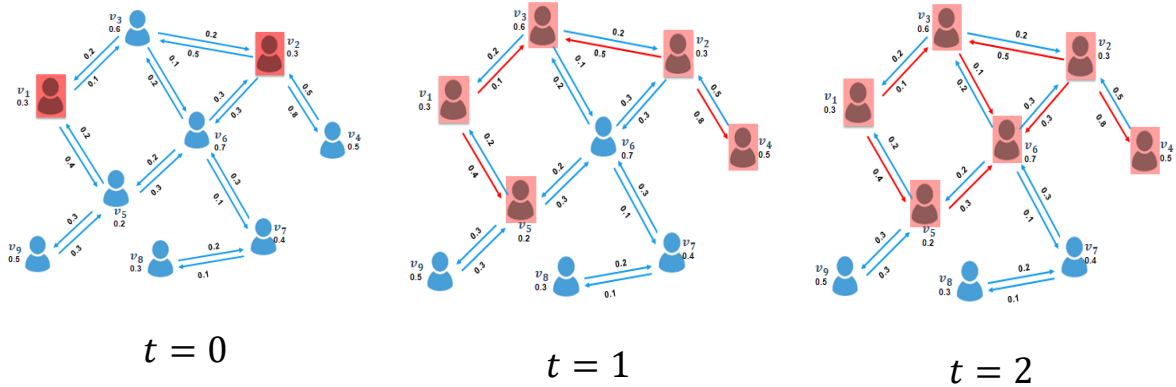
1.2.1.3 Mô hình Ngưỡng tuyến tính

Đối với mô hình LT, cách thể hiện MXH là bằng cách biểu diễn trên một đồ thị $G(V, E, w)$, mỗi cạnh $(u, v) \in E$ có trọng số $w(u, v) \in [0, 1]$ thể hiện ảnh hưởng của nút u đến nút v , Nếu $(u, v) \notin E$ thì $w(u, v) = 0$, được phân bố sao cho tổng trọng số các nút u đến nút v thỏa mãn điều kiện: $\sum_{u \in N_{in}(v)} w(u, v) \leq 1$. Mỗi nút $v \in V$ có 2 trạng thái: 1) kích hoạt (*active*); 2) không kích hoạt (*inactive*) và tập $S \subseteq V$ là tập nguồn phát tán thông tin sai lệch. Mỗi nút $v \in V$ có ngưỡng kích hoạt $\gamma_v \in [0, 1]$, nếu γ_v lớn thì cần nhiều nút hàng xóm kích hoạt v , nếu γ_v bé thì nút v dễ bị kích hoạt bởi các nút hàng xóm. Gọi $\mathcal{D}^t(G, S)$ là tập các nút bị kích hoạt bởi S tại thời điểm t trên đồ thị G , mô tả quá trình lan truyền ứng với từng bước thời gian rời rạc như sau:

- Với thời điểm $t = 0$, tất cả các nút trong tập $S = \mathcal{D}^0(G, S)$ đều có trạng thái *kích hoạt*.

- Với thời điểm $t \geq 1$, các nút v đang có trạng thái *không kích hoạt*, sẽ đổi trạng thái sang *kích hoạt* nếu các nút hàng xóm có tổng ảnh hưởng lớn hơn ngưỡng γ_v , tương ứng là: $\sum_{u \in \mathcal{D}^{t-1} \cap N_{in}(v)} w(u, v) \geq \gamma_v$. Các nút có trạng thái *kích hoạt* sẽ tiếp tục trạng thái trong những thời điểm tiếp theo. Khi không có nút nào được kích hoạt thêm thì quá trình lan truyền này kết thúc.

Trong khi chịu ảnh hưởng của các nhân khác thì mô hình LT thể hiện hành vi “*ngưỡng*” của con người. Bởi vì ngưỡng kích hoạt của các cá nhân luôn thay đổi nên thường khó xác định được. Vì vậy, ngưỡng kích hoạt được chọn ngẫu nhiên trong khoảng $[0, 1]$ trong mô hình này thể hiện sự thiếu tri thức về ngưỡng ảnh hưởng thật của người dùng.



Hình 1.1: Quá trình lan truyền thông tin trên mô hình LT

Hình 1.1 mô tả quá trình của lan truyền thông tin trên mô hình LT. Trạng thái kích hoạt và không kích hoạt tương ứng lần lượt với các nút màu da cam và màu xanh. Các cạnh màu đỏ liên kết nhau nối với nút v mô tả đang lan truyền thông tin và cố kích hoạt nút v và thành công. Tại thời điểm $t = 0$, trong khoảng ngưỡng $\gamma_v \in [0, 1]$ toàn bộ các nút được khởi tạo ngẫu nhiên, hai nút v_1 và v_2 là các nút hạt giống. Ở thời điểm $t = 1$, v_1 và v_2 kích hoạt thành công v_3 , v_1 cũng kích hoạt thành công v_5 và v_2 kích hoạt thành công v_4 ; tuy nhiên v_6 lại không bị kích hoạt vì tổng trọng số các cạnh đi đến v_6 là 0.3, trong khi ngưỡng kích hoạt của v_6 là 0.7. Tại thời điểm $t = 2$, các nút hàng xóm đi đến v_6 là v_1, v_2, v_5 đã được kích hoạt cho nên tổng trọng số các cạnh đi đến là 0.7 đủ để kích hoạt v_6 . Tại bước $t = 3$, quá trình lan truyền thông tin kết thúc do không có nút nào được kích hoạt thêm.

1.2.1.4 Các biến thể của mô hình LT

Ngoài mô hình LT trên được sử dụng rộng rãi, một số tác giả đã mở rộng các mô hình trên với sự kết hợp của các yếu tố về thời gian, khoảng cách địa lý, độ trễ của quá trình lan truyền, v.v để nắm bắt các khía cạnh trong thực tế. Mô hình IC [19] cũng là mô hình ngẫu nhiên rời rạc. Quá trình lan truyền thông tin dọc theo các cạnh một cách độc lập chính là đặc trưng chính của mô hình này. Mỗi nút chưa bị *kích hoạt* thông tin sẽ bị kích hoạt một cách độc lập bởi từng nút

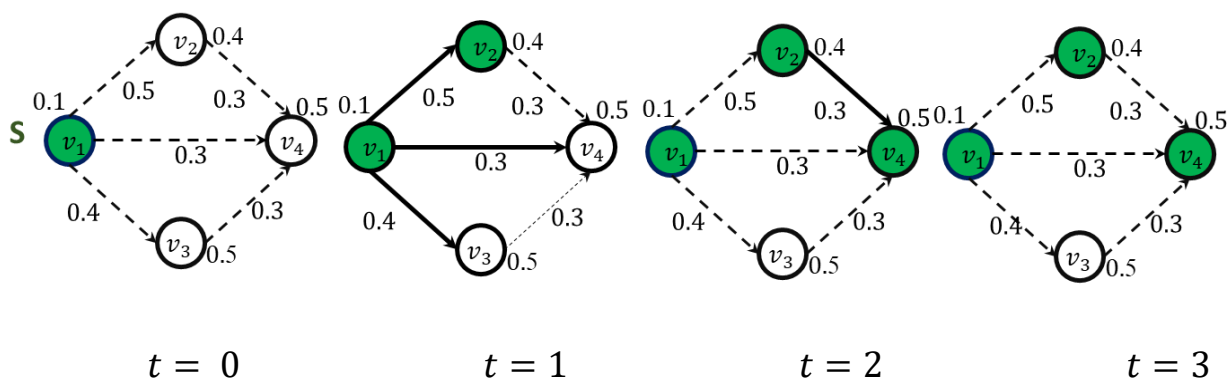
lân cận đã nhiễm thông tin với một xác suất xác định. Khác với mô hình LT, Mỗi nút trên mô hình IC chỉ có một cơ hội duy nhất kích hoạt một nút khác. Mô hình này thường được dùng trong dự báo và nghiên cứu ảnh hưởng. Chi tiết mô hình IC được trình bày như sau:

Trong mô hình IC, mỗi cạnh $(u, v) \in E$ được gán một *xác suất ảnh hưởng* $p(u, v) \in [0, 1]$ biểu diễn mức độ ảnh hưởng của nút u với nút v . Nếu $(u, v) \notin E$, thì $p(u, v) = 0$. Mỗi nút cũng chỉ có thể nhận một trong hai trạng thái *kích hoạt* hoặc *không kích hoạt*. Gọi $\mathcal{D}^t(G, S)$ là tập các nút bị kích hoạt bởi S tại thời điểm t trên đồ thị G , quá trình lan truyền theo các bước rời rạc như sau:

- Tại thời điểm $t = 0$, tất cả các nút trong tập nguồn $S = \mathcal{D}^0(G, S)$ đều có trạng thái kích hoạt.

- Tại thời điểm $t \geq 1$, mỗi nút $u \in \mathcal{D}^{t-1}(G, S)$ có *một cơ hội duy nhất* kích hoạt đến nút $v \in N_{out}(u)$ với xác suất thành công là $p(u, v)$. Biến cố này có thể được thực hiện bằng cách áp dụng phép thử Bernoulli (Phép tung đồng xu độc lập) với xác suất thành công là $p(u, v)$. Nếu thành công ta thêm v vào tập $\mathcal{D}^t(G, S)$ và nói rằng u kích hoạt v tại thời điểm t . Nếu nhiều nút kích hoạt v tại thời điểm t , kết quả tương tự xảy ra, v được thêm vào tập $\mathcal{D}^t(G, S)$. Một nút ở trạng thái kích hoạt, nó sẽ giữ nguyên trạng thái. Quá trình lan truyền kết thúc khi giữa hai bước không có nút nào bị kích hoạt thêm.

Ví dụ 1.2: Một MXH cho bởi đồ thị $G(V, E)$, tập nút nguồn $S = \{v_1\}$, các nút màu xanh là nút có trạng thái *kích hoạt* thông tin, các nút không màu là nút có trạng thái *không kích hoạt* thông tin. Cạnh nét liền thể hiện một nút đang cố gắng kích hoạt nút lân cận. (Hình 1.2). Quá trình LTTT theo mô hình IC được thực hiện như sau: Tại thời điểm $t = 0$, nút nguồn v_1 có trạng thái *kích hoạt*; Tại thời điểm $t = 1$, nút v_1 kích hoạt các nút lân cận gồm $\{v_2, v_3, v_4\}$, trong đó chỉ thành công với nút v_2 ; Tại thời điểm $t = 2$, nút v_2 kích hoạt thành công nút v_4 ; Tại thời điểm $t = 3$, quá trình lan truyền kết thúc vì không có nút nào bị kích hoạt thêm.



Hình 1.2: Ví dụ về lan truyền thông tin trên mô hình IC.

Để tính toán chính xác giá trị $\mathcal{D}(G, S)$ với S là tập nguồn (hạt giống) ban đầu là một bài toán #P-khó trên cả hai mô hình LT và IC, ngay cả khi tập S chỉ gồm một nút, Wei Chen và các cộng sự [15], [10] đã chỉ ra rằng việc. Mô hình đồ thị cạnh trực tuyến LE (live edge) (một cách gọi khác là mô hình đồ thị cạnh sống hay đồ thị mẫu) cũng cùng tương đồng với hay mô hình IC và LT, tuy nhiên hai mô hình này lại không tương đương với nhau. Khi quá trình LTTT kết thúc mà có cùng tập nút bị kích hoạt $\{\mathcal{D}^t\}_{t=1}^T$, T là số bước lan truyền. Vậy nên mô hình IC và mô hình LT có thể được thay thế bởi mô hình LE. Mô hình LE được định nghĩa như sau:

- *Mô hình Cạnh trực tuyến tương đương với mô hình LT*

Là một đồ thị g được sinh ngẫu nhiên như sau: Mỗi nút $v \in V$, chọn nhiều nhất một cạnh đến (u, v) , $u \in N_{in}(v)$ với xác suất chọn cạnh là $p(v, g, G) = w(u, v)$ nếu $(u, v) \in g$ và xác suất không có cạnh nào được chọn là $p(v, g, G) = 1 - \sum_{u \in N_{in}(v)} w(u, v)$ nếu $(u, v) \notin g$. Những cạnh được chọn gọi là cạnh trực tuyến, thông tin từ tập nguồn S được lan truyền trên tập cạnh này, các cạnh còn lại gọi là cạnh bị chặn (block edge). Như vậy g là đồ thị gồm tập các nút chịu ảnh hưởng bởi nguồn S và tập cạnh trực tuyến.

Đồ thị G có thể sinh ra tập \mathcal{G} gồm nhiều đồ thị trực tuyến (ký hiệu là $g \sim G$) với xác suất khác nhau. Gọi $\Pr[g \sim G]$ là xác suất lựa chọn đồ thị $g \sim G$, ta có:

$$\Pr[g \sim G] = \prod_{v \in V} p(v, g, G) \quad (1.1)$$

Gọi tập nút bị kích hoạt tại thời điểm t là: $R_t(g, S) = \{u | d_g(S, u) \leq t\}$, trong đó $d_g(S, u)$ là khoảng cách từ tập nguồn S đến u trên đồ thị g , do $t \leq n - 1$ nên tập nút bị kích hoạt trên mô hình cạnh trực tuyến là $R(g, S) = R_{n-1}(g, S)$.

Các tác giả trong [19] đã chỉ ra sự đồng nhất giữa tập nút được kích hoạt giữa hai mô LT và mô hình cạnh trực tuyến. Theo định lý 1.1 trong [19], ta có:

$$\mathcal{D}(S) = \sum_{g \sim G} \Pr[g \sim G] |R(g, S)| \quad (1.2)$$

- *Mô hình Cạnh trực tuyến tương đương mô hình IC*

Là một đồ thị trực tuyến g được xây dựng ngẫu nhiên theo các bước như sau: Mỗi cạnh $(u, v) \in E$, ta chọn cạnh (u, v) vào đồ thị g với xác suất chọn là $p(u, v)$ và xác suất không chọn (u, v) là $1 - p(u, v)$. Gọi $E(g)$ là tập cạnh được chọn, ta có xác suất sinh ra đồ thị trực tuyến $g \sim G$ là:

$$\Pr[g \sim G] = \prod_{e \in E_g} p(e) \prod_{e \in E \setminus E_g} (1 - p(e)) \quad (1.3)$$

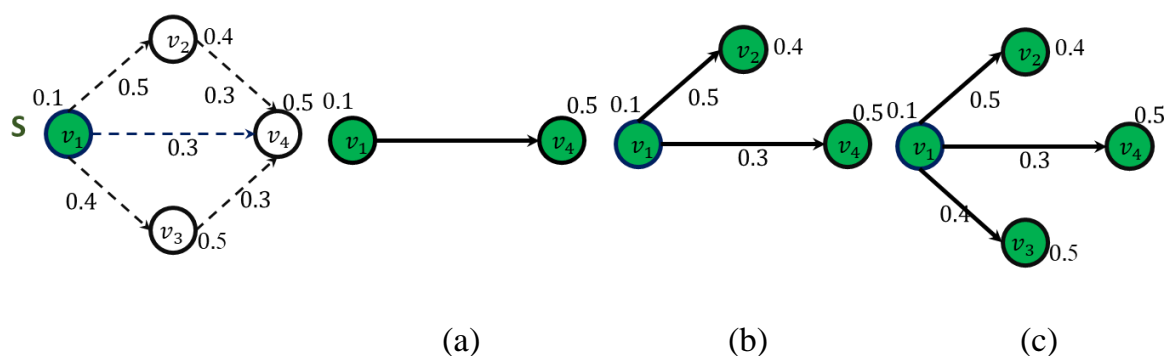
Ảnh hưởng của tập nguồn S trên đồ thị trực tuyến được xác định là:

$$\mathcal{D}(S) = \sum_{g \sim G} \Pr[g \sim G] |R(g, S)| \quad (1.4)$$

Tập nút bị kích hoạt trên mô hình này và mô hình IC được chứng minh là như nhau [19]. Những kết quả trên là tiền đề cho các nghiên cứu sau này cũng như được tác giả sử dụng trong luận văn.

Ví dụ 1.3: Một MXH được cho bởi đồ thị $G(V, E)$ gồm có 04 nút và 05 cạnh, tập nút nguồn $S = \{v_1\}$. Có thể sinh ngẫu nhiên tối đa $2^5 = 32$ đồ thị trực

tuyến từ đồ thị ban đầu theo mô hình LE, hình (a),(b),(c) là 3 trong 32 đồ thị đồ thị trực tuyến được tạo ra từ đồ thị gốc ban đầu.



Hình 1.3: Ví dụ về xây dựng đồ thị mẫu theo mô hình LE

1.2.2. Bài toán Ngăn chặn ảnh hưởng IB trên mạng xã hội trực tuyến

Từ những lợi ích cũng như các nguy cơ mà MXH mang lại, các nghiên cứu về MXH vì thế cũng được nhiều nhà khoa học quan tâm, trong đó tập trung chủ yếu vào các bài toán: (1) Tối đa hóa ảnh hưởng IM (Influence Maximization); (2) Ngăn chặn ảnh hưởng IB (Influences Blocking); (3) Phát hiện thông tin ID (Information Detection); (4) Khai phá dữ liệu; (5) Phát hiện cấu trúc cộng đồng; (6) Dự đoán liên kết mạng, vv.. Trong tiểu luận này, Học viên giới thiệu 01 bài toán đã được nghiên cứu và có liên quan trực tiếp đến các công bố của Học viên, đó là bài toán IB.

1.2.2.1 Giới thiệu bài toán

Bài toán ngăn chặn ảnh hưởng IB (Influences Blocking) trên mạng xã hội chính là một vấn nạn rất nguy hiểm cần phải giải quyết bài toán một cách cấp thiết, nhanh chóng và hiệu quả. Sự lan truyền thông tin sai lệch trên MXH rất đa dạng về thông tin như là: tin xấu, thông tin sai lệch, hoặc nguồn phát tán virus vv... Vậy nên yêu cầu cấp bách ngay lúc này là ta phải đưa ra những giải pháp ngăn chặn lây lan, phát tán để vấn đề này.

1.2.2.2 Các hướng nghiên cứu

1.2.2.2.1 Ngăn chặn thông tin xấu bằng vô hiệu hóa người dùng

Khalil và các cộng sự [5] đã bắt đầu nghiên cứu bài toán này. Cụ thể là bằng cách loại bỏ tập k cạnh (Edge deletion) sao cho ảnh hưởng từ nguồn S cho trước đạt giá trị cực tiểu, tức là tìm tập cạnh X , $|X| = k$ sao cho $\sigma(S \setminus X)$ đạt giá trị nhỏ nhất. Họ chứng minh hàm mục tiêu $\sigma(S \setminus \cdot)$ là supermodular và đơn điệu giảm, tức là với tập $A \subseteq T \subseteq V$ và $e \in E \setminus T$, ta có:

$$(1) \sigma(S \setminus T) \leq \sigma(S \setminus X) \text{ (đơn điệu tăng);}$$

$$(2) \sigma(S \setminus (X + \{v\})) - \sigma(S \setminus X) \leq \sigma(S \setminus (T + \{v\})) - \sigma(S \setminus T) \text{ (supermodular)}$$

Dựa trên tính chất này, thuật toán tham lam tìm tập lời giải X , thỏa mãn $h(X) \geq (1 - 1/e - \epsilon)h(X^*)$, với $h(X) = \sigma(S) - \sigma(S \setminus X)$.

Phương pháp này đã được áp dụng dưới góc độ dịch tễ học, tiêm vắc xin miễn nhiễm vào tập các nút hoặc cạnh để miễn nhiễm với các yếu tố xấu [27-30] (trong các nghiên cứu này gọi là dịch bệnh). Dưới góc độ cấu trúc mạng, việc loại bỏ tập cạnh và nút tương đương với việc tiêm vắc xin vào tập cạnh hoặc nút đó. Gần đây, Song [9] đưa ra bài toán NIIP với mục đích tìm các tập nút A_1, A_2, \dots, A_t để tiêm vắc xin phòng ngừa ở các bước thời gian lan truyền $t = 1, 2, \dots, n$ tương ứng sao cho số lượng nút bị nhiễm là nhỏ nhất. Trên mô hình LT, bài toán phân phối vắc xin đến từng cụm (nhóm) các cạnh đề điều khiển sự phát tán của dịch bệnh, Yao Zhang và các cộng sự [11] nghiên cứu. Với đồ thị G , giả sử rằng tập nút hoặc cạnh chia thành các nhóm $C = \{C_1, C_2, \dots, C_n\}$, cộng đồng C có thể biểu diễn cho các cộng đồng, địa phương.

1.2.2.2.2 Ngăn chặn thông tin xấu bằng phát tán thông tin tốt

Giả sử đã có sự xuất hiện của thông tin xấu, một số người dùng đã bị lan truyền, ảnh hưởng bởi thông tin sai lệch này. Ý tưởng chính của phương pháp này tìm một số người dùng để khởi tạo sự phát tán của thông tin tốt, thông tin chính

thống để làm rõ tính đúng sai của thông tin này cũng như là hạn chế thông tin sai lệch bị lan truyền. Trong trường hợp này các nghiên cứu chủ yếu tập giải quyết vấn đề này trong trường hợp nguồn thông tin xấu đã được phát hiện trước. Budak và các cộng sự [12] đã bắt đầu cho hướng nghiên cứu này. Họ đưa ra hướng giải pháp bằng cách tìm tập nút phát tán, lan truyền thông tin tốt để làm rõ tính đúng sai của thông tin sai lệch và làm cho ảnh hưởng của thông tin sai lệch. Bài toán này cũng được He và các cộng sự phát triển trên một mô hình biến thể của LT là CLT (Competitive Linear Threshold) [13]. Trong thực tế, thời gian hạn chế hạn chế ảnh hưởng của thông tin rất quan trọng. Việc hạn chế càng sớm thì thiệt hại gây ra càng nhỏ. Còn một phương pháp hạn chế ảnh hưởng của thông tin sai lệch bằng cách theo thời gian trễ, phương pháp này được Song và các cộng sự [14] nghiên cứu bởi bài toán TIB (Temporal Influence Blocking). Đương nhiên các hướng nghiên cứu này đều đang mặc định, giả sử đã phát hiện được nguồn lan truyền thông tin sai lệch.

1.3 Kết luận chương 1

Chương 1 đã giới thiệu về Mạng xã hội trực tuyến, một số mô hình lan truyền thông tin phổ biến trên MXH và bài toán: Ngăn chặn ảnh hưởng IB. Chương 1 đã trình bày bài toán cụ thể theo hai khía cạnh: Mô hình lan truyền thông tin và thuật toán. Bài toán giải quyết các vấn đề trong thực tế đặt trong đó các mô hình lan truyền thông tin thường được sử dụng rộng rãi là mô hình ngưỡng tuyến tính và mô hình bậc độc lập. Với đặc tính của hai mô hình này, trong hầu hết các bài toán việc tính toán hàm mục tiêu là #P-Khó dẫn đến việc tìm kiếm lời giải là một thách thức lớn đối với lớp bài toán này. Do vậy, Chương 1 cũng trình bày một số phương pháp chung được phát triển gần đây để giải quyết chúng. Đây cũng có thể là những phương pháp hiệu quả để giải quyết những vấn đề mới đặt ra. Đồng thời việc tìm hiểu các hướng nghiên cứu trong Chương 1 làm tiền đề cho những công bố của Học viên. Trên cơ sở nghiên cứu tổng quan các vấn đề liên quan đến luận văn, Học viên sẽ tiếp tục nghiên cứu các bài toán lan truyền thông

tin theo hướng cải tiến thuật toán và mở rộng mô hình để tối ưu hóa các bài toán lan truyền thông tin có thể áp dụng cho các mạng có quy mô lớn trong một khoảng thời gian và ngân sách cho phép.

CHƯƠNG 2: MÔ HÌNH GIẢI QUYẾT BÀI TOÁN NGĂN CHẶN THÔNG TIN SAI LỆCH TRÊN MẠNG XÃ HỘI

Để giải quyết được bài toán ngăn chặn thông tin sai lệch trên mạng xã hội. Thì tiền đề cho ngăn chặn thông tin sai lệch này là phải phát hiện nguồn phát tán thông tin sai lệch trên MXH. Giải thuyết rằng, chúng ta đã biết được một tập người phát tán thông tin sai lệch. Câu hỏi đặt ra là làm thế nào để ngăn chặn (hạn chế) đến mức thấp nhất ảnh hưởng của thông tin sai lệch từ tập người dùng đó lan truyền trên MXH. Bài toán này đã được nhiều nhà khoa học nghiên cứu, tuy nhiên trong các nghiên cứu của họ chưa xét đến mức độ ảnh hưởng ảnh TTSL theo từng chủ đề. Ví dụ: TTSL về chính trị hoặc kinh tế có thể ảnh hưởng đến một người dùng nào đó khác nhau. Để giải quyết vấn đề này, luận văn trình bày bài toán ngăn chặn TTSL nhiều chủ đề trên MXH có ràng buộc về ngân sách (MBMT). Luận văn trình bày một phiên bản mới mô hình LT cho bài toán LTTT nhiều chủ đề và đưa ra một số lý thuyết về độ khó của bài toán trên mô hình này; trình bày thuật toán hiệu quả cho bài toán và tiến hành thử nghiệm trên các bộ dữ liệu MXH thực để so sánh thuật toán mới so với thuật toán cơ sở dựa trên hai yếu tố là hiệu suất và thời gian thực hiện.

2.1. Đặt vấn đề

Để ngăn chặn TTSL lan truyền trên MXH, một trong những chiến lược phổ biến là chọn một nút hoặc một tập nút để vô hiệu hóa hoặc loại ra khỏi mạng. Đã có rất nhiều nghiên cứu, nhưng vấn đề ngăn chặn TTSL [23], [24] nhiều chủ đề khác nhau chưa xem xét giải quyết. Thực tế cho thấy, thông tin thuộc chủ đề khác nhau sẽ ảnh hưởng đến người dùng ở nhiều mức độ khác nhau và gây ra thiệt hại cũng khác nhau. Xét về hành vi “ngưỡng”, mỗi người dùng có ngưỡng chấp nhận thông tin theo từng chủ đề khác nhau là khác nhau. Để ngăn chặn TTSL thuộc nhiều chủ đề. Luận văn nghiên cứu bài toán: Phương pháp ngăn chặn, tối ưu hóa ảnh hưởng thông tin sai lệch nhiều chủ đề trên MXH trực tuyến có ràng

buộc về ngân sách (MBMT – Misinformation Blocking with Multiple topics). Ngăn chặn ở đây được hiểu là giảm đến mức tối đa có thể những ảnh hưởng của TTSL trên MXH và ngân sách được hiểu là chi phí dùng để ngăn chặn ảnh hưởng của TTSL. Ngoài những thánh thức chung của bài toán IB đã thể hiện trong Chương 1, một số thách thức khác khi nghiên cứu bài toán MBMT là:

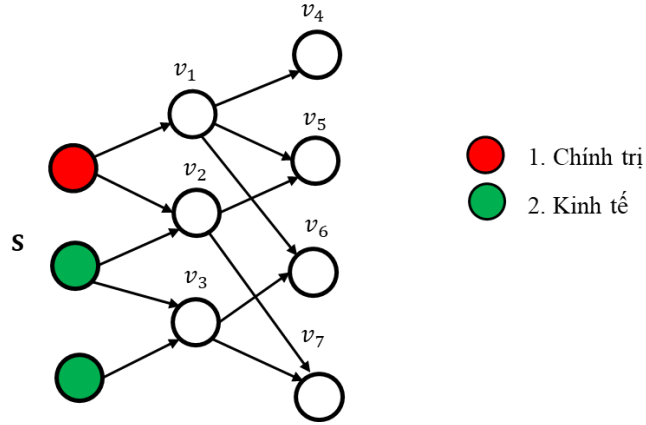
1. Phân loại chủ đề của thông tin và xác định tỷ lệ của các chủ đề trên mỗi bài đăng (bài viết, video, hình ảnh, vv...);
2. Xây dựng mô hình MXH thể thiện quá trình lan truyền thông tin nhiều chủ đề một cách ngắn gọn và dễ nhận hiểu.
3. Nghiên cứu thuật toán hiệu quả để ngăn chặn cùng lúc nhiều TTSL theo nhiều chủ đề với hạn chế nguồn ngân sách và thời gian thực hiện phải đủ tốt để tránh việc ngăn chặn chậm hơn sự bùng phát TTSL.

2.2 Phát biểu bài toán MBMT

Một MXH được biểu diễn bởi đồ thị $G(E, V)$ trong đó tập nút V , tập cạnh E , $|V| = n$, $|E| = m$. Thông tin lan truyền trên mạng gồm các bài đăng (bài viết, video, hình ảnh, âm thanh, vv...) có chứa TTSL thuộc q chủ đề khác nhau, như: Kinh tế, Chính trị, Văn hóa, vv..., giả thiết rằng, mỗi bài đăng chỉ chứa nội dung thuộc một chủ đề duy nhất và tỷ lệ TTSL trong mỗi bài đăng là như nhau. Không xét các bài đăng lẫn lộn nhiều chủ đề. Ví dụ: Bài đăng chứa 50% TTSL về Kinh tế và 50% TTSL về Chính trị, vv..; Mỗi bài đăng chứa TTSL có thể lan truyền và ảnh hưởng khắp toàn mạng; Bằng phương pháp phát hiện nguồn TTSL, ta đã biết trước nguồn thông tin sai lệch này phát tán từ đâu. Giả sử nguồn thông tin sai lệch thuộc q chủ đề là: $S = \cup_{i=1..q} S_i$, điều này cho thấy mỗi nút có thể là nguồn phát tán của nhiều chủ đề TTSL. Luận văn chỉ xét trường hợp tại một thời điểm mỗi người dùng chỉ phát tán 01 bài đăng về một chủ đề thông tin, không xét trường hợp người dùng phát tán cùng lúc nhiều bài chứa TTSL cùng một chủ đề.

Mỗi người dùng u nếu bị kích hoạt TTSL chủ đề i sẽ trở thành nút nguồn phát tán TTSL mới, gây ra thiệt hại được lượng hóa bởi đại lượng $r_{i=1..q}(u) \geq 0$, để không mất tính tổng quát ta giả thiết rằng $r_i(u) = 1, i = 1..q$, thiệt hại của TTSL mỗi nút gây ra với q chủ đề trên mạng được xác định là tổng thiệt hại trên tất cả các chủ đề, đó là $r(u) = \sum_{i=1}^q r_i(u)$. Như vậy, thiệt hại mỗi nút gây ra bằng tổng số chủ đề mà nút đó bị kích hoạt. Suy ra, tổng số nút đã kích hoạt là thiệt hại của tập nguồn S của các chủ đề thông tin sau khi quá trình lan truyền thông tin kết thúc. Gọi $\mathcal{D}(\cdot)$ là hàm ảnh hưởng của tập nguồn S gây ra trên MXH, thì $\mathcal{D}(\cdot)$ được tính bằng tổng số lượt nút bị kích hoạt trên q chủ đề thông tin. Mỗi người dùng u có chi phí loại bỏ khỏi mạng được lượng hóa là $c(u) \geq 0$, mục tiêu của MBMT trở thành tìm tập nút A nhỏ nhất để loại bỏ khỏi mạng sao cho số lượt nút bị kích hoạt trên q chủ đề là nhỏ nhất, với điều kiện chi phí loại bỏ tập nút A không vượt quá ngân sách B . Chi phí cho việc ngăn chặn TTSL được lượng hóa bằng một đại lượng $B > 0$ gọi là ngân sách.

Ví dụ 2.1: Một MXH cho bởi đồ thị $G(V, E)$, tập nguồn S gồm có 2 chủ đề TTSL là chính trị, kinh tế (Hình 2.1), ngân sách để loại bỏ nút $B = 1$. Để cho ảnh hưởng của tập nguồn S là nhỏ nhất thì hãy tìm nút A loại bỏ ra khỏi mạng. Với ngân sách $B = 1, c(u) = 1$, cùng với chi phí để loại bỏ nút $u \in V$ ra khỏi mạng là $c(u) = 1$ nên tập A chỉ có một nút duy nhất. Ảnh hưởng của tập S được chia theo 02 chủ đề: (1) Đối với chủ đề Chính trị, nếu loại bỏ $v_1: \sigma(A) = 3$, loại bỏ $v_2: \sigma(A) = 2$, loại bỏ $v_3: \sigma(A) = 0$; (2) Đối với chủ đề Kinh tế: loại bỏ $v_1: \sigma(A) = 0$, loại bỏ $v_2: \sigma(A) = 2$, loại bỏ $v_3: \sigma(A) = 2$. Như vậy, để ngăn chặn ảnh hưởng của S trên cả 02 chủ đề, phương án chọn $A = \{v_2\}$ là một giải pháp đủ tốt cho bài toán, vì $\sigma(v_2) = 2 + 2 = 4$, là giá trị lớn nhất so với các tập A khác.



Hình 2.1: Ví dụ về chọn tập A để loại bỏ khỏi mạng cho bài toán MBMT.

2.2.2 Xác định hàm mục tiêu

Với chủ đề thông tin i , mỗi một nút u có một ngưỡng kích hoạt là γ_u^i và có một trọng số ảnh hưởng đến các nút gần kề v là: $w_i(u, v) = w(u, v) \cdot p_u^i$, trong đó $w(u, v)$ là trọng số ảnh hưởng chung của u với v và p_u^i là mức độ ảnh hưởng của u đối với v theo chủ đề i . Gọi $\mathcal{D}_i(G, S_i)$ là hàm ảnh hưởng theo chủ đề i trên đồ thị G bằng tổng số nút bị kích hoạt, khi đó $\mathcal{D}_i(G, S_i) = \sum_{t \geq 0} \mathcal{D}_i^t(G, S_i)$. Suy ra, hàm ảnh hưởng của S trên G với trên q chủ đề, ký hiệu là $\mathcal{D}(G, S)$, được xác định như sau :

$$\mathcal{D}(G, S) = \sum_{i=1}^q \mathcal{D}_i(G, S_i) \quad (2.1)$$

Mục tiêu của bài toán là tìm tập nút A để loại bỏ khỏi mạng sao cho hàm $\mathcal{D}(\cdot)$ đạt giá trị nhỏ nhất. Một nút bị loại khỏi mạng được hiểu là nút không có khả năng phát tán hoặc nhận thông tin từ các nút khác. Gọi $G \odot A$ là một đồ thị đã loại bỏ tập nút A . Áp dụng công thức 2.1, hàm ảnh hưởng của S trên G sau khi loại bỏ tập A là:

$$\mathcal{D}(G \odot A, S) = \sum_{i=1}^q \mathcal{D}_i(G_i \odot A, S_i) \quad (2.2)$$

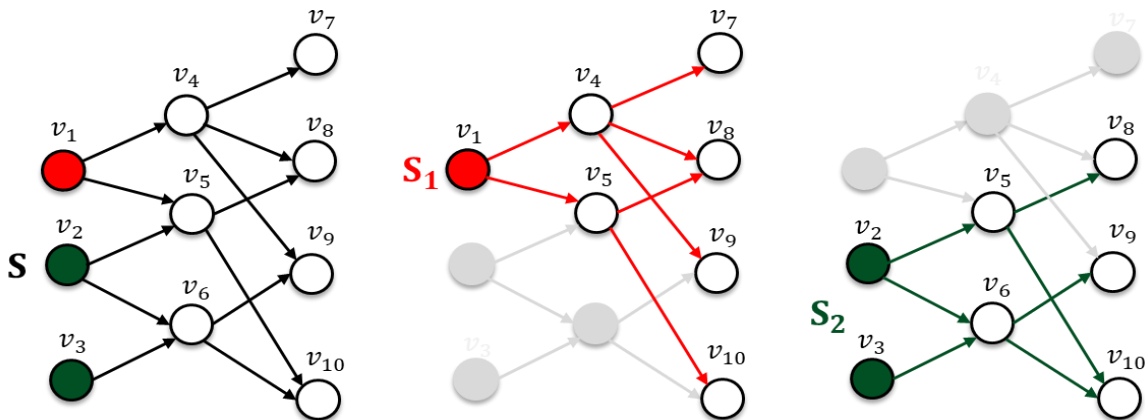
Sau khi loại bỏ tập A , ước lượng được hàm giảm ảnh hưởng như sau:

$$\sigma(G, S, A) = \mathcal{D}(G, S) - \mathcal{D}(G \odot A, S) \quad (2.3)$$

Gọi $c(u) \geq 0$ là chi phí để loại bỏ nút $u \in V$ khỏi mạng và ngân sách loại bỏ tập nút A không vượt quá B . Bài toán MBMT được định nghĩa như sau:

Định nghĩa 2.1: (MBMT) Một mạng xã hội trực tuyến được biểu diễn bởi đồ thị $G(V, E)$, có trọng số không âm, gồm n nút, m cạnh và nguồn ngân sách B . Cho tập nguồn q chủ đề: $S = \bigcup_{i=1}^q S_i$, trong đó S_i là tập các nút phát tán thông tin sai lệch chủ đề i . Bài toán đặt ra là tìm tập nút A để loại bỏ khỏi đồ thị G , sao cho hàm $\sigma(G, S, A)$ đạt giá trị cực đại với điều kiện $c(A) = \sum_{v \in A} c(v) \leq B$.

Ví dụ 2.3: Một MXH biểu diễn bởi đồ thị $G(V, E)$ gồm 10 nút, 12 cạnh. Tập nguồn S có 02 chủ đề TTSL, gồm: $S_1 = \{v_1\}$ là tập nút nguồn phát tán ứng với chủ đề thông tin Chính trị (màu đỏ), $S_2 = \{v_2, v_3\}$ là tập nút nguồn phát tán ứng với chủ đề thông tin là Kinh tế (màu xanh). Cho nguồn ngân sách $B = 1$, kinh phí để loại bỏ mỗi nút u ra khỏi mạng là $c(u) = 1$. Tìm tập nút A để loại khỏi mạng sao cho ảnh hưởng của TTSL từ tập nguồn S trên mạng nhỏ nhất (Hình 3.3). Với $B = 1$, tập A chỉ có thể chọn 01 nút duy nhất. Hình 3.2 cho thấy, chọn $A = \{v_2\}$ là phương án tốt nhất cho bài toán. Vì trên cả 2 chủ đề thông tin, độ giảm ảnh hưởng của tập A là lớn nhất, $\sigma(A) = 2 + 2 = 4$ lượt nút bị kích hoạt.



G(V, E, w)	Loại bỏ (v_1): $\sigma(A) = 3$	Loại bỏ (v_1): $\sigma(A) = 0$
	Loại bỏ (v_2): $\sigma(A) = 2$	Loại bỏ (v_2): $\sigma(A) = 2$
	Loại bỏ (v_3): $\sigma(A) = 0$	Loại bỏ (v_3): $\sigma(A) = 2$

Hình 2.3 Ví dụ về tìm tập A cho bài toán MBMT.

2.2.1 Mô hình hóa bài toán

Trong các bài toán LTTT, mô hình LT [25] đang được sử dụng phổ biến. Đối với mô hình LT, lan truyền thông tin được dựa trên sự tác động đồng thời của những nút hàng xóm lên một nút khác, điều này gây ra kiểu hiệu ứng đám đông, rất phù hợp với mục đích phát tán TTSL. Tuy nhiên, với nhiều chủ đề thông tin cùng lan truyền trên mạng thì mô hình LT trực tiếp không thể áp dụng, mà cần có những cải tiến để phù hợp với bài toán. Chương 2, luận văn đưa mô hình LT với biến thể mới, gọi là mô hình Ngưỡng tuyến tính nhiều chủ đề MTLT (Multiple Topics Linear Threshold), chi tiết xây dựng mô hình này như sau:

Một MXH được biểu diễn bởi đồ thị $G(E, V)$ trong đó tập nút V , tập cạnh E , $|V| = n$, $|E| = m$; $N_{in}(v)$, $N_{out}(v)$ lần lượt là tập nút vào và ra của nút v ; mỗi cạnh xác định $(u, v) \in E$ được gán một trọng số $w(u, v) \in [0, 1]$ biểu diễn độ ảnh hưởng của nút u đến nút v , Nếu $(u, v) \notin E$ thì $w(u, v) = 0$, các nút được phân bố thỏa mãn với tổng trọng số nút u đến v phải với điều kiện:

$$\sum_{u \in N_{in}(v)} w(u, v) \leq 1.$$

Trên đồ thị $G(E, V)$, giả thiết rằng tập nút nguồn phát tán TTSL $S = \bigcup_{i=1..q} S_i$ (gọi tắt là tập nguồn) đã được biết trước, với S_i là tập các nút phát tán TTSL chủ đề i và q là số chủ đề thông tin được xem xét. Ví dụ: S_1 : chủ đề kinh tế, S_2 : chủ đề xã hội, S_2 : chủ đề chính trị, vv...

Mỗi nút $v \subseteq V$ trong tập $q + 1$ có thể có một hoặc nhiều trạng thái sau: $Q = \{inactive, active_1, active_2, \dots, active_q\}$ cho biết hành vi hoạt động của

v . Nếu nút v ở trạng thái *inactive* thì là v không bị kích hoạt bởi tập S , nếu v có các trạng thái *active_i*, là nó đã bị kích hoạt bởi nguồn S_i . Tập trạng thái Q cho thấy, tại một thời điểm với nhiều chủ đề có thể kích hoạt bất kỳ nút nào, cũng như là mỗi nút có thể kích hoạt bởi bất kỳ một hoặc nhiều chủ đề. Ví dụ: nút v có tập trạng thái $Q_v = \{active_1, active_2\}$ nghĩa là v đã bị kích hoạt bởi thông tin về kinh tế và xã hội.

Mỗi nút $v \subseteq V$ có vector ngưỡng kích hoạt $\gamma_v = (\gamma_v^1, \gamma_v^2, \dots, \gamma_v^q)$ theo từng chủ đề; trong đó, γ_v^i đại diện cho giới hạn bị chủ đề i kích hoạt theo i của nút v . Bên cạnh đó, mỗi nút v cũng có vector ảnh hưởng theo chủ đề $P_v = (p_v^1, p_v^2, \dots, p_v^p)$, trong đó $p_v^i \in [0,1]$ là ảnh hưởng của nút v đến những nút hàng xóm với chủ đề i ; Giá trị γ_v, P_v cho thấy, mỗi nút tới hàng xóm thì đều có ảnh hưởng với từng chủ đề khác nhau nên suy ra có ngưỡng kích hoạt ứng với mỗi nút theo từng chủ đề cũng sẽ khác nhau.

Mô hình MTLT diễn tả quá trình lan truyền thông tin được diễn ra theo các bước thời gian rời rạc $t \in Z_+$. Gọi $\mathcal{D}_i^t(G, S_i)$ là tập nút bị kích hoạt bởi S_i tại thời điểm t trong đồ thị G , ta có:

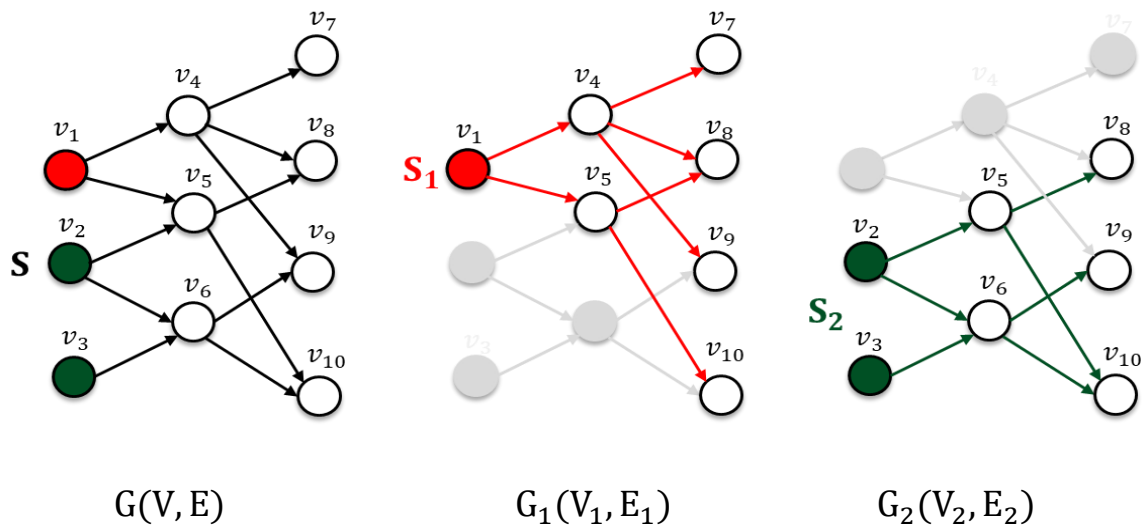
- Tại thời điểm $t = 0$, tất cả các nút trong các tập nguồn S_i đều có trạng thái *active_i*, với $i = 1..q$;

- Tại thời điểm $t \geq 1$, tất cả các nút bị kích hoạt bởi tập S_i trong bước $t - 1$ vẫn giữ trạng thái. Một nút $v \in V$ chưa bị kích hoạt bởi S_i sẽ có trạng thái kích hoạt *active_i* nếu thỏa mãn: $\sum_{u \in N_{out}(v) \cap \mathcal{D}_i^{t-1}(G, S_i)} w(u, v) \cdot p_u^i \geq \gamma_v^i$;

Khi đến bước không còn nút nào được kích hoạt với các chủ đề thì quá trình lan truyền kết thúc.

Ví dụ 2.2: Một MXH được cho bởi đồ thị $G(V, E)$ gồm 10 nút, 12 cạnh. Tập nguồn S có 02 chủ đề TTSL, gồm: $S_1 = \{v_1\}$ là tập nút nguồn phát tán ứng với chủ đề thông tin Chính trị (màu đỏ), $S_2 = \{v_2, v_3\}$ là tập nút nguồn phát tán

ứng với chủ đề thông tin là Kinh tế (màu xanh). Trên mô hình MTLT, thông tin từ tập nguồn S lan truyền trên mạng được thể hiện chi tiết trong hình 2.2. Hình 2.1 cho thấy, TTSL từ 02 tập nguồn S_1 và S_2 được lan truyền trên 02 đồ thị logic khác nhau: Thông tin từ tập S_1 được lan truyền trên đồ thị $G_1(V_1, E_1)$ và thông tin từ tập S_2 được lan truyền trên đồ thị $G_2(V_2, E_2)$, trong đó trọng số cạnh của đồ thị theo chủ đề $w_1(u, v) = w(u, v) \cdot p_v^1$ và $w_2(u, v) = w(u, v) \cdot p_v^2$.



Hình 2.2 Ví dụ mô hình lan truyền thông tin MTLT

2.2.3 Độ khó của bài toán

Bài toán MBMT là bài toán NP-khó trên mô hình MTLT ngay cả khi chỉ có một chủ đề thông tin ($q = 1$) và đồ thị là cây có gốc tại nút nguồn duy nhất. Tính chất này là cơ sở để thiết kế thuật toán xấp xỉ và heuristic; Tính toán hàm giảm ảnh hưởng $\sigma(\cdot)$ khi loại bỏ tập nút A là #P-khó và $\sigma(\cdot)$ là hàm có tính chất đơn điệu và submodular, đây là cơ sở để thiết kế thuật toán tham lam đạt tỷ lệ xấp xỉ $(1 - 1/\sqrt{e})$, với e là cơ số của logarit tự nhiên.

Định lý 2.1: MBMT là bài toán NP-khó.

Định lý 2.1 đã được chứng minh bằng bài toán xếp ba lô (Knapsack) đến bài toán MBMT. Bài toán Knapsack được biết đến là bài toán NP-khó.

Nói cách khác, nếu có thể tìm ra giải pháp tối ưu của bài toán MBMT thì có thể tìm ra giải pháp tối ưu cho bài toán Knapsack. Vì vậy, bài toán MBMT cũng là NP-khó.

Định lý 2.2: Hàm giảm ảnh hưởng $\sigma(\cdot)$ khi loại bỏ tập A là #P-khó.

Đã chứng minh được định lý 2.2 vì ta suy diễn từ bài toán MBMT đến bài toán $s - t$ paths, đã được chứng minh là bài toán #P-khó.

Định nghĩa 2.2: ($s-t$ paths) [25] Cho đồ thị $G(V, E)$, n nút, m cạnh, hãy số tính số đường đơn từ nút s đến nút t (đường đi đơn là đường đi qua mỗi nút không quá một lần).

Chứng minh: Để chứng minh tính toán $\sigma(\cdot)$ là #P-khó, ta xét trường hợp đơn giản nhất, đó là MBMT chỉ có một chủ đề thông tin sai lệch ($q = 1$) và tập nguồn S chỉ có một nút duy nhất: $S = \{s\}$. Gọi $P(G, s)$ là tập tất cả các đường đi đơn bắt đầu từ s trên đồ thị G (đường đi đơn là các đường đi qua mỗi nút chỉ một lần duy nhất), $P(G \setminus A, s)$ là tập hợp tất cả các nút trên đường đi đơn bắt đầu từ s cho đến khi bị chặn bởi A . Từ công thức (2.3) $\sigma(G, S, A) = \mathcal{D}(G, S) - \mathcal{D}(G \setminus A, S)$ đây chính là số nút trong $P(G, s)$ trừ đi số nút trong $P(G \setminus A, s)$. Nếu chúng ta tính được số lượng nút trong $P(G, s)$ thì chúng ta cũng có thể đếm số lượng đường đi đơn trong $P(G, s)$. Đếm tất cả các đường đi đơn chính là lời giải cho bài toán $s - t$ paths đã được Valiant chứng minh là #P-hard [25]. Nếu $q > 1$, tính $\sigma(\cdot)$ có phần khó hơn $s - t$ paths, suy ra tính $\sigma(\cdot)$ là #P-khó.

Định lý 2.3: Hàm $\sigma(\cdot)$ có tính chất đơn điệu và submodular.

Định lý 2.3 đã được chứng minh theo bổ đề 2.1 và 2.2

Bổ đề 2.1: Ảnh hưởng của tập nguồn S trên đồ thị G tương đương với tổng ảnh hưởng của các tập S_i trên các đồ thị G_i theo mô hình MTLT.

Bổ đề 2.2: Trên đồ thị G_i , hàm ảnh hưởng $\mathcal{D}_i(G_i \odot A, S_i)$ có tính chất đơn điệu và supermodular nghĩa là: $\mathcal{D}_i(G_i \odot A, S_i) \leq \mathcal{D}_i(G_i \odot T, S_i)$ và

$$\begin{aligned} & \mathcal{D}_i(G_i \odot (A \cup \{v\}), S_i) - \mathcal{D}_i(G_i \odot A, S_i) \\ & \leq \mathcal{D}_i(G_i \odot (T \cup \{v\}), S_i) - \mathcal{D}_i(G_i \odot T, S_i) \end{aligned}$$

$\forall A \subseteq T \subset V, \forall v \in T \setminus A.$

2.3 Thuật toán cho bài toán MBMT

2.3.1 Thuật toán IGA

Thuật toán được chia làm hai giai đoạn như sau:

- *Giai đoạn 1*, sử dụng chiến lược tham lam để xây dựng tập nút A . Trong mỗi bước, chọn nút v sao cho $\delta(v)$ là tỷ lệ giữa độ tăng của Hàm giảm ảnh hưởng $\sigma(\cdot)$ với chi phí loại bỏ nút v là lớn nhất, hàm $\delta(v)$ được tính như sau:

$$\delta(v) = \frac{(\sigma(G, S, A \cup \{v\}) - \sigma(G, S, A))}{c(v)} \quad (2.4)$$

Khi ngân sách B cho phép bị vượt quá hoặc đã xét hết các nút thì quá trình này kết thúc. Kết thúc giai đoạn này ta thu được tập các nút A để loại bỏ. Tuy nhiên, với đặc trưng tập nhân của MXH, nhiều trường hợp loại bỏ một tập nút chưa hẳn đã hiệu quả bằng loại bỏ một số nút quan trọng (nút siêu ảnh hưởng).

- *Giai đoạn 2*, xét v_{max} , là nút có ảnh hưởng lớn nhất với $c(v_{max}) \leq B$. Cuối cùng thuật toán so sánh khi loại bỏ nút v_{max} và hàm giảm ảnh hưởng khi loại bỏ tập A để trả về lời giải tốt nhất cho bài toán MBMT. Vấn đề cải tiến của thuật toán IGA so với chiến lược tham lam cổ điển được thể hiện ở việc xét nút v_{max} , hay còn gọi là nút siêu ảnh hưởng. Trong thực tế, người dùng thường lợi dụng người nổi tiếng để phát tán TTSL, điều này cho thấy tính thực tiễn rất cao của thuật toán IGA trong vấn đề ngăn chặn ảnh hưởng của người nổi tiếng khi họ là nguồn phát tán TTSL.

Thuật toán 2.1: Thuật toán tham lam cải tiến - IGA

Input: $G = (V, E)$, tập nguồn S , ngân sách B ;

Output: Tập nút A cần loại bỏ khỏi mạng;

1. $A \leftarrow \emptyset$;
 2. $U \leftarrow V$;
 3. Repeat
 4. $u \leftarrow \operatorname{argmax}_{v \in V \setminus A} \delta(v)$
 5. if $(c(A) + c(u) \leq B)$ then
 6. $A \leftarrow A \cup \{u\}$;
 7. end;
 8. $U \leftarrow U \setminus \{u\}$;
 9. Until $U \neq \emptyset$;
 10. $v_{\max} \leftarrow \operatorname{argmax}_{v \in V, c(v) \leq B} \sigma(v)$;
 11. If $(\sigma(v_{\max}) \geq \sigma(A))$ then $A \leftarrow v_{\max}$;
 12. Return A ;
-

Có thể thấy rằng, đối với trường hợp thuật toán xấu nhất, thực hiện k^2 vòng lặp tối đa để tính lại Hàm giảm ảnh hưởng $\sigma(\cdot)$, với k là số lượt kích hoạt trên q chủ đề các nút bị kích hoạt. Nhưng theo công thức 2.3, để tính hàm giảm ảnh hưởng $\sigma(\cdot)$ cần tính được kỳ vọng số lượt các nút bị kích hoạt TTSL trên q chủ đề. Việc tính toán chính xác giá trị kỳ vọng này là #P-khó. Vậy nên, IGA không khả thi áp dụng trong MXH thực, ngay cả khi mạng nhỏ. Giải pháp cho vấn đề này, luận văn sử dụng phương pháp mô phỏng Monte-Carlo (MC) để ước tính hàm ảnh hưởng (thuật toán 2.2).

Từng tập nguồn S_i sử dụng mô phỏng MC quá trình lan truyền thông tin ngẫu nhiên T lần. Mỗi vòng duyệt từ một cho đến T lần, tính tổng số nút đã bị

kích hoạt, từ đó tính tổng trung bình trên T lần mô phỏng. Cuối cùng tính trung bình trên q chủ đề. Để có được ước lượng kỳ vọng có độ chính xác càng cao thì số lần mô phỏng phải càng lớn.

Thuật toán 2.2: Thuật toán ước lượng giá trị hàm $\mathcal{D}_i(G_i, S_i)$

Input: Đồ thị theo chủ đề $G_i = (V_i, E_i)$, tập nút nguồn S_i ;

Output: Hàm ảnh hưởng $\mathcal{D}_i(G_i, S_i)$;

1. $count \leftarrow 0$;
 2. for $i = 1$ to T do
 3. Mô phỏng ngẫu nhiên quá trình lan truyền thông tin từ tập S_i trên đồ thị G_i ;
 4. $N_i \leftarrow$ số nút bị kích hoạt bởi chủ đề i ;
 5. $count \leftarrow count + N_i$;
 6. end;
 7. Return $count/T$.
-

Tuy nhiên, rất khó để xác định số lần mô phỏng để lấy xấp xỉ trung bình mẫu. Trong trường hợp thực hiện T lần mô phỏng MC, thuật toán IGA có độ phức tạp theo thời gian là $O(TRn^2)$. Trong đó, R là độ phức tạp của mô phỏng MC. Vì độ phức tạp này nên thuật toán IGA không thể áp dụng được cho các mạng nhỏ, vừa và lớn. Vì vậy luận văn sử dụng thuật toán GEA để giải quyết vấn đề này mà con chạy nhanh hơn trong mục tiếp theo.

2.3.2 Thuật toán GEA

Trong tiểu mục này, để giải quyết khó khăn trong tính hàm ảnh hưởng $\sigma(\cdot)$, luận văn sử dụng phương pháp gộp các nút nguồn theo từng chủ đề TTSL, xây dựng đồ thị trực tuyến dưới dạng cây có gốc là nút nguồn duy nhất và cập nhật

nhánh hàm ảnh hưởng $\sigma(\cdot)$ trên cấu trúc cây bằng phương pháp xấp xỉ trung bình mẫu. Trên cấu trúc cây, mở rộng thuật toán Tham lam gọi là GEA (Greedy Expand Algorithm), thuật toán có thể áp dụng cho mạng xã hội vừa và lớn. Thuật toán được chia làm 03 giai đoạn như sau:

- Giai đoạn 1: có một hoặc nhiều nút, nên các bậc nút hàng xóm của S_i có thể bị tác động từ nhiều nút có chung một chủ đề, để thuận tiện cho việc cập nhật nhanh hàm mục tiêu mà vẫn đảm bảo các tính chất lan truyền của mô hình MTLT, chúng tôi tiến hành hợp nhất các nút trong tập nguồn S_i thành một nút nguồn duy nhất H_i thu được đồ thị (G'_i, H_i) (thuật toán 2.3). Bổ đề 2.3 chỉ ra rằng hai thể hiện trước và sau khi hợp nhất các nút nguồn cùng chủ đề là tương đương.

Thuật toán 2.3: Thuật toán gộp nút nguồn $\text{erger}(G_i, S_i)$

Input: Đồ thị theo chủ đề $G_i(V_i, E_i)$, tập nút nguồn S_i ;

Output: Đồ thị đã gộp nút nguồn (G'_i, H_i) ;

1. $G'_i \leftarrow G_i$;
 2. Thêm nút H_i vào G' ;
 3. for $x \in S_i$ do
 4. if (*cạnh ra* (x, v)) then
 5. if $(H_i, v) \neq G'_i$ then
 6. Thêm cạnh (H_i, v) vào G'_i ;
 7. $w'_i(H_i, v) = w_i(x, v) \cdot p_x^i$;
 8. else
 9. $w'_i(H_i, v) = w'_i(H_i, v) + w_i(x, v)$;
 10. end;
 11. Vô hiệu hóa cạnh (x, v) khỏi G'_i ;
 12. end;
 13. end;
-

14. Vô hiệu hóa tất cả các nút trong tập nguồn S_i khỏi G'_i ;

15. Return (G'_i, H_i) .

Bổ đề 2.3: Thuật toán 2.3 cho thấy thể hiện bất kỳ (G_i, S_i, w_i) tương đương với thể hiện (G'_i, H_i, w'_i) , với H_i là nút hợp nhất của các nút trong tập nguồn S_i .

- Giai đoạn 2: Mỗi đồ thị G_i sau khi đã hợp nhất nút nguồn, ta áp dụng phương pháp mô phỏng MC để tạo ngẫu nhiên n_i đồ thị mẫu g từ đồ thị G_i theo mô hình cạnh trực tuyến [10]. Trong n_i đồ thị được tạo ra, có nhiều đồ thị không bao gồm nút nguồn H_i , nghĩa là TTSL không có ảnh hưởng trên những đồ thị này. Vì vậy, ta chỉ giữ lại những đồ thị có chứa nút H_i . Do đã hợp nhất nút nguồn, nên đồ thị trực tuyến được tạo ra dưới dạng cây có gốc là nút nguồn H_i . Thao tác này làm giảm đáng kể số lượng các đồ thị mẫu vô nghĩa, giúp cập nhật giá trị trung bình mẫu đạt xấp xỉ gần hơn với giá trị tối ưu. Từ n_i mẫu, luận văn đặt bộ \mathcal{T}_i chứa gốc của n_i cây. Với mỗi cây $T_{j=1..n_i} \in \mathcal{T}_i$, gọi $f(T_j, A)$ là giá trị của hàm giảm ảnh hưởng $\sigma(G_i, S_i, A)$ trên cây T_j , tác giả quan sát thấy rằng $f(T_j, u) = |\{v | v \in subtree(u)\}|$ và có thể tính $f(T_j, u)$ cho mọi nút $u \in T_j$ bằng thuật toán duyệt sâu (thuật toán 3.4). Do ngân sách B dùng để ngăn chặn q chủ đề thông tin và một nút có thể thuộc nhiều cây khác nhau, vì vậy để tính $\sigma(\cdot)$ trên q chủ đề, ta áp dụng tính xấp xỉ trung bình mẫu để tính $\sigma(\cdot)$ như sau:

$$\sigma(G, S, A) \approx \hat{\sigma}(G, S, A) = \sum_{i=1}^q \frac{1}{n_i} \sum_{T_j \in \mathcal{T}_i} f(T_j, A) \quad (2.5)$$

- Giai đoạn 3: Thuật toán áp dụng chiến lược tham lam để xây dựng tập nút A , bằng cách bổ sung dần các nút u vào tập A theo chiến lược tham lam, sao cho mức tăng của độ giảm ảnh hưởng khi thêm nút u vào A là: $\delta(u)$ đạt cực đại, quá trình lặp lại cho đến khi hết ngân sách B hoặc không có nút nào khác được thêm vào sau mỗi vòng lặp. Cuối cùng, chọn nút u_{max} sao cho $c(u_{max}) \leq B$ và xấp xỉ trung bình mẫu $\hat{\sigma}(u_{max})$ đạt giá trị cực đại (dòng 22). Giả sử A' là giải pháp hiện

tại trong vòng lặp t . Ta ước tính hàm $\delta(\cdot)$ sẽ tăng dần khi loại bỏ nút v theo phương trình sau:

$$\begin{aligned} \delta(A', v) &= \sigma(G, S, A' + \{v\}) - \sigma(G, S, A') \approx \\ &\approx \sum_{i=1}^q \sum_{T_j \in \mathcal{T}_i} (f(T_j, H_i) - f(T_j \odot v, H_i)) \end{aligned} \quad (2.6)$$

Sau khi chọn u vào H_i , tiến hành xem xét tất cả các cây $T_j \in \mathcal{T}_i$, $i = 1..q$ để loại bỏ nút u ra khỏi các cây T_j và nhật hàm $f(T_j, u)$ trên cây $T_j \in \mathcal{T}_i$ như sau:

1) Nếu v là con cháu của u , ta sẽ vô hiệu hóa v , vì không thể đi đến v từ H_i ;

2) Nếu v là tổ tiên của u , cập nhật: $f(T_j \odot u, v) = f(T_j, v) - f(T_j, u)$;

Thuật toán 2.4: Cập nhật giá trị hàm $f(T_j, u)$

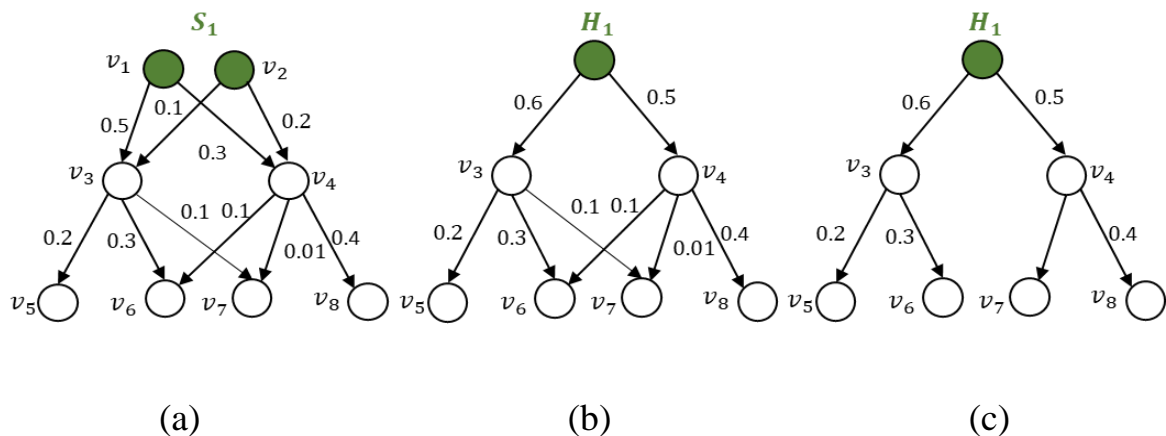
Input: Cây T_j có gốc H_i và nút $u \in V_i$;

Output: $f(T_j, u)$;

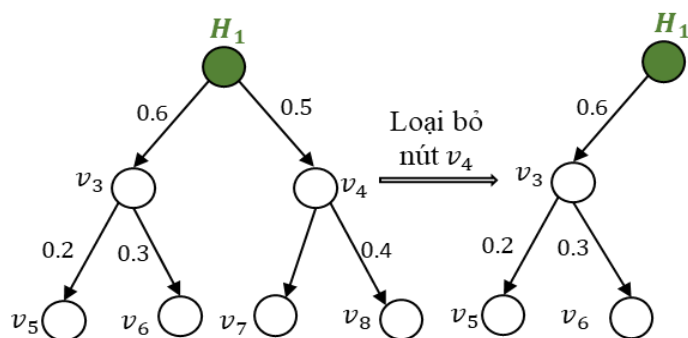
1. If (u là lá) Then
 2. $r \leftarrow 1$;
 3. for (v là con của u) do
 4. $r \leftarrow r + f(T_j, u)$;
 5. End;
 6. else
 7. $r \leftarrow 1$;
 8. end;
 9. Return r .
-

Kết quả thuật toán GEA trả về lời giải tốt hơn là u_{max} và A' bằng cách so sánh $\hat{\sigma}(u_{max})$ và $\hat{\sigma}(A')$. Thể hiện chi tiết nhất trong thuật toán 2.4. Độ phức tạp của GEA. Tạo một tập hợp \mathcal{T}_i được thực hiện trong $(n_i(n+m))$. Tính toán $f(T_i, u)$ được thực hiện bằng thuật toán 2.5, thời gian chạy $O(n)$. Trong mỗi bước chọn nút u có giá trị $\delta(A, u)$ là lớn nhất cần $O(n)$, cập nhật tập hợp các cây \mathcal{T}_i cần $O(n_i n)$. Do đó, tổng thời gian của thuật toán GEA là $O((\sum_{i=1}^q n_i)(m+kn))$. Trong đó, q là số chủ đề, n, m là số nút, số cạnh của đồ thị $G(V, E)$; n_i là số cây được tạo ra trong mô phỏng MC với chủ đề i .

Ví dụ 2.4: Quá trình thực hiện thuật toán GEA trên đồ thị lan truyền thông tin chủ đề $i = 1$, tập nguồn S_1 . Trong hình 2.5: (a) là một trong q đồ thị theo chủ đề được tạo ra từ đồ thị gốc ban đầu, biểu diễn lan truyền TTSL từ nguồn S_1 trên đồ mạng. (b) là đồ thị được gộp các nút trong tập nguồn S_1 thành một nút nguồn duy nhất H_1 . (c) là một trong n_1 đồ thị mẫu được sinh ngẫu nhiên từ đồ thị đã gộp nút nguồn. Do chỉ có một nút nguồn duy nhất, nên đồ thị trực tuyến trở thành cây có gốc là H_1 .



Hình 2.5: Ví dụ về quá trình thực hiện thuật toán GEA



Hình 2.6: Ví dụ về cập nhật hàm giảm ảnh hưởng khi loại bỏ nút

Trong hình 2.6, khi chưa loại bỏ nút v_4 thì $f(T_j, H_1) = 7$; $f(H_1, v_3) = 3$; $f(H_1, v_4) = 3$ Sau khi loại bỏ v_4 chúng ta cập nhật $f(T_j \odot v_4, H_1) = 7 - 3 = 4$.

Thuật toán 2.5: Thuật toán tham lam mở rộng – GEA

Input: $G(V, E)$, tập nguồn S , ngân sách B ;

Output: Tập nút A cần loại bỏ khỏi mạng;

1. $U \leftarrow V$;
 2. $A' \leftarrow \emptyset$;
 3. Xây dựng q đồ thị $G_i(V_i, E_i)$ từ $G(V, E)$ theo mô hình MTLT;
 4. $(G'_i, H_i) \leftarrow Merge(G_i, S_i)$ với $i = 1 \dots q$; (thuật toán 2.3)
 5. Foreach $G'_{i=1..q}$ do
 6. Tạo n_i đồ thị mẫu (cây $T_{j=1..n_i}$) ngẫu nhiên có gốc H_i , lưu gốc vào tập \mathcal{T}_i ;
 7. foreach $T_j \in \mathcal{T}_i$, cập nhật $f(T_j, u)$, $\forall u \in T_j$; (thuật toán 2.4)
 8. end;
 9. Repeat
 10. $c_{min} \leftarrow argmin_{v \in V} c(v)$
 11. If $c_{min} + c(A') > B$ then break;
 12. $u \leftarrow argmax_{v \in V, c(v) \leq B} \delta(A', v)$; (Công thức 2.6)
 13. $U \leftarrow U \setminus \{u\}$;
-

14. if $c(A_1) + c(u) \leq B$ then
 - a. $A' \leftarrow A' \cup \{u\}$;
 - b. for $i = 1$ to q do
 - i. foreach $T_{j=1..n_i} \in \mathcal{T}_i$ do
 - ii. if $u \in T_j$, vô hiệu hóa nút u và cập nhật $f(T_j, v), \forall v \in T_j$;
 - iii. end;
 - c. end;
15. end;
16. Until $U = \emptyset$;
17. $u_{max} \leftarrow \operatorname{argmax}_{v \in V, c(v) \leq B} \hat{\sigma}(v)$;
18. $A \leftarrow \operatorname{argmax}_{u_{max}, A_1} \{\hat{\sigma}(G, S, u_{max}), \hat{\sigma}(G, S, A')\}$;
19. Return A .

2.4 Kết luận chương 2

Trong chương này, luận văn đã trình bày kết quả nghiên cứu bài toán Ngăn chặn thông tin sai lệch nhiều chủ đề MBMT với ràng buộc về ngân sách. Luận văn trình bày mô hình mới để mô tả quá trình lan truyền thông tin nhiều chủ đề trên MXH, để làm được điều này, luận văn định đưa ra hai tham số cho mạng đó là trọng số ảnh hưởng và ngưỡng kích hoạt theo từng chủ đề, dựa trên tham số này và mô hình Ngưỡng tuyến tính LT để đưa ra mô hình mới, gọi là mô hình Ngưỡng tuyến tính nhiều chủ đề MTLT. Trên mô hình này, luận văn phân tích độ khó của bài toán và trình bày 02 thuật toán hiệu quả cho MBMT theo hai hướng tiếp cận: thuật toán xấp xỉ và heuristic. Trong đó, thuật toán IGA sử dụng chiến lược tham lam có cải tiến bằng việc xét tình huống người phát tán TTSL sử dụng người nổi tiếng để lan truyền thông tin; thuật toán GEA sử dụng cây trúc cây theo mô hình cạnh trực tuyến (LE) đối với đồ thị theo chủ đề, bằng cách gộp nút nguồn và cập nhật hàm mục tiêu bằng phương pháp xấp xỉ trung bình mẫu trên cấu trúc cây. Các kết quả thực nghiệm cho thấy các thuật toán cho hiệu quả tốt hơn các

thuật toán cơ sở. Đặc biệt, chúng cũng có khả năng mở rộng với các mạng quy mô lớn.

CHƯƠNG 3: THỬ NGHIỆM VÀ ĐÁNH GIÁ KẾT QUẢ

Thực nghiệm được thực hiện trên các 03 bộ dữ liệu của MXH thực với quy mô khác nhau, từ hàng nghìn đến hàng chục nghìn nút và hàng chục nghìn đến hàng trăm nghìn cạnh, được lấy từ nguồn [<http://snap.stanford.edu/data/>]. Thuật toán GEA được so sánh với các thuật toán cơ sở trên mô hình MTLT, bao gồm Random và Degree. Đánh giá được thực hiện dựa trên hai tiêu chí đó là hiệu suất (giá trị hàm giảm ảnh hưởng) và thời gian thực hiện thuật toán.

3.1. Cài đặt thực nghiệm

3.1.1 Cài đặt bộ dữ liệu

Thực nghiệm được thực hiện trên ba bộ dữ liệu MXH thực là Gnutella [25], NetHepPh [26] và Epinions [27]. Tóm tắt mô tả các bộ dữ liệu được trình bày trên bảng 3.1. Thực nghiệm được viết mã bằng Python 2.7 và thực hiện trên máy tính hệ điều hành Linux, CPU Intel Core i7 – 8550U 1.8Ghz, RAM 8GB DDR4 2400MHz.

Bảng 3.1. Bộ dữ liệu thực nghiệm

Tập dữ liệu	Kiểu đồ thị	Số nút	Số cạnh	Bậc trung bình
Gnutella	Có hướng	6K	20K	3.29
Epinions	Có hướng	75K	508K	6.7
NetHepP	Có hướng	34K	421K	12.2

- Gnutella: Gnutella là một mạng chia sẻ tập tin ngang hàng, được xây dựng vào năm 2000. Sử dụng một trình khách (Client) Gnutella được cài đặt trên máy, người dùng có thể tìm kiếm, tải xuống, tải lên các tệp tin trên mạng. Bộ dữ liệu thu được bằng một loạt các bức ảnh chụp nhanh (Snapshot) của mạng chia sẻ tập tin ngang hàng Gnutella. Tổng cộng có 9 bức ảnh chụp nhanh vào tháng 8/2002.

Các nút của đồ thị đại diện cho các máy trạm trong tô pô mạng, các cạnh biểu diễn các kết nối giữa những máy trạm này.

- Epinions: Đây là mạng xã hội trực tuyến của một trang web đánh giá người tiêu dùng nói chung Epinions.com. Các thành viên của trang web có thể quyết định xem có nên "tin tưởng" lẫn nhau hay không. Tất cả các mối quan hệ tin cậy tương tác và tạo thành Web tin cậy, sau đó được kết hợp với xếp hạng đánh giá để xác định đánh giá nào được hiển thị cho người dùng.

- NetHepPh: Đồ thị trích dẫn Arxiv HEP-PH (hiện tượng vật lý năng lượng cao) lấy từ arXiv e-print và bao gồm tất cả các trích dẫn trong tập dữ liệu gồm 34.546 bài báo với 421.578 cạnh. Nếu một bài báo i trích dẫn bài báo j đồ thị chứa một cạnh có hướng từ i đến j . Nếu một bài báo trích dẫn, hoặc được trích dẫn bởi một bài báo bên ngoài tập dữ liệu, biểu đồ không chứa bất kỳ thông tin nào về điều này. Dữ liệu bao gồm các bài báo trong khoảng thời gian từ tháng 1 năm 1993 đến tháng 4 năm 2003 (124 tháng).

3.1.2 Cài đặt tham số

Vì khó có thể xác định chính xác trọng số ảnh hưởng của u đối với v , nên tác giả căn cứ trên các nghiên cứu trước [28], để phân bố đều trọng số của mỗi cạnh (u, v) là: $w(u, v) = 1/N_{in}(v)$, nghĩa là vai trò kích hoạt nút hàng xóm của các nút là như nhau. Trên mô hình MTLT, ngưỡng kích hoạt và vector ảnh hưởng theo chủ đề của các nút được lấy ngẫu nhiên $p_u^i, \gamma_v^i \in [0, 1.0], i = 1..q$. Tập nút nguồn gồm có 03 chủ đề thông tin sai lệch $S = \cup_{i=1}^3 S_i$ với $|S_1| = 100, S_2 = 100, |S_3| = 100$ được chọn ngẫu nhiên trong tập nút V . Giới hạn cho thời gian chạy thử nghiệm là 72 giờ. Đối với thuật toán IGA mô phỏng MC được thực hiện 10.000 lần để lấy trung bình mẫu, ước tính giá trị hàm giảm ảnh hưởng.

3.1.3 Thuật toán được so sánh

Do chưa tìm thấy các nghiên cứu về bài toán ngăn chặn thông tin sai lệch nhiều chủ đề, nên tác giả so sánh các thuật toán GEA và IGA với nhau và so sánh với 02 thuật toán cơ sở khác là Random và Degree, đây là các thuật toán thường được dùng trong các bài toán lan truyền thông tin nói chung và ngăn chặn ảnh hưởng nói riêng [29], [30], [31], [32], [33], [34], cụ thể là:

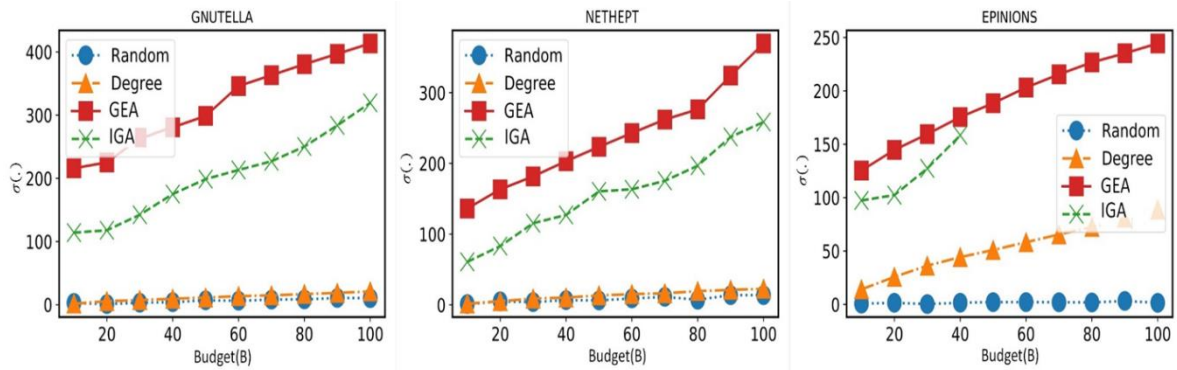
- Random: Là thuật toán lấy các nút vào tập A một cách ngẫu nhiên cho đến khi chi phí loại bỏ A vượt quá ngân sách B .

- Degree: Là thuật toán xây dựng tập A bằng cách thêm dần các nút vào tập A theo bậc của các nút từ cao đến thấp cho đến khi chi phí vượt quá ngân sách B ;

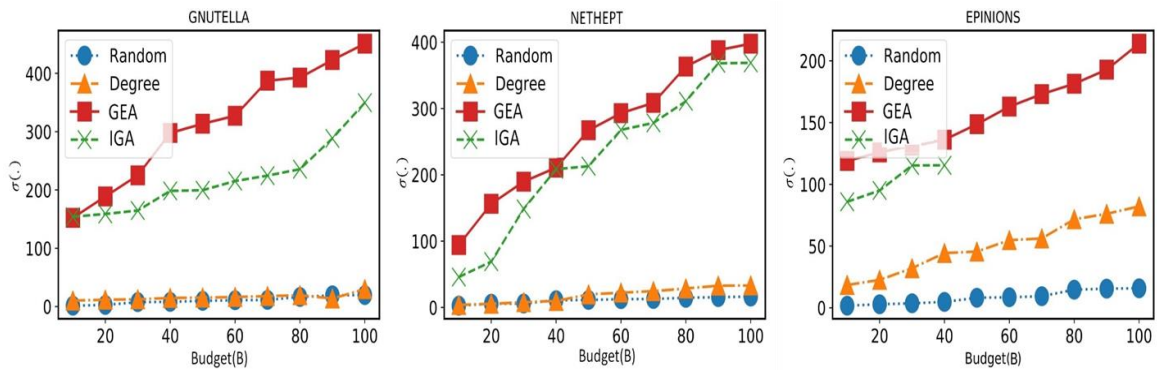
3.2 Đánh giá kết quả

Các thuật toán được đánh giá dựa trên hai tiêu chí: (1) Chất lượng lời giải được xác định là giá trị của hàm giảm ảnh hưởng $\sigma(\cdot)$, giá trị hàm càng lớn thì thuật toán càng tốt hơn; (2) Thời gian chạy của thuật toán được tính bằng giây. Thuật toán được GEA so sánh với hai thuật toán cơ sở là Degree và Random. Để đánh giá toàn diện và đầy đủ hiệu quả của thuật toán, quá trình đánh giá được chia làm hai trường hợp: Trường hợp chi phí chung (general cost), chi phí loại bỏ nút $c(u), u \in V$ được phân bố đồng đều trong khoảng $[1.0, 3.0]$; Trường hợp chi phí đồng nhất (units cost), chi phí loại bỏ các nút là như nhau, $c(u) = 1, u \in V$.

3.2.1 So sánh hiệu suất thuật toán



Hình 3.1: So sánh hiệu suất thuật toán với chi phí chung.

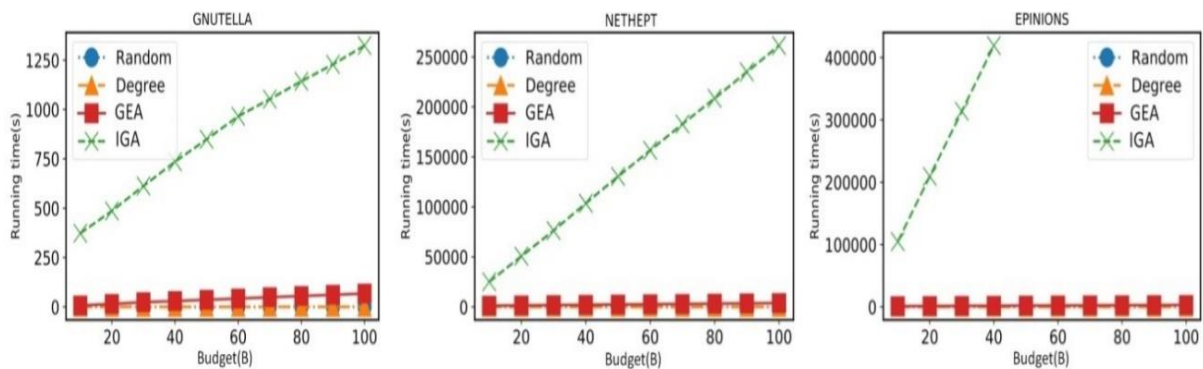


Hình 3.2: So sánh hiệu suất thuật toán với chi phí đồng nhất.

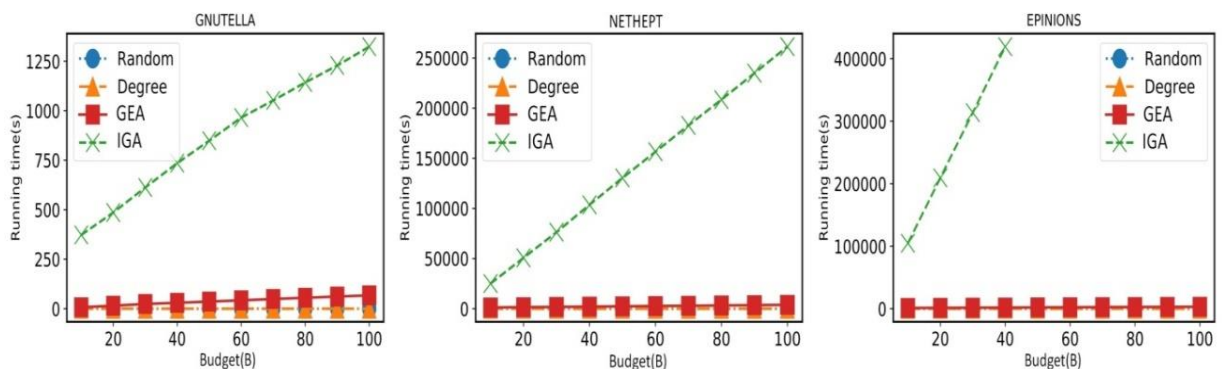
Trong thử nghiệm này, nguồn ngân sách B thay đổi từ 0 đến 100. Trường hợp chi phí chung, Hình 3.1 cho thấy hiệu suất của các thuật toán trên các bộ dữ liệu Gutella, NetHepPh và Epinnions như sau: Thuật toán Random ít hiệu quả nhất trong mọi trường hợp, thuật toán GEA tốt hơn 1.1 đến 2.24 lần so với thuật toán IGA và tốt hơn tới 121 lần so với Degree. Thuật toán IGA đối với dữ liệu Epinions chỉ xét đến mức chi phí $B = 40$ vì thời gian chạy vượt quá mức 72 giờ; Trường hợp chi phí đồng nhất, Hình 3.1 hiển thị kết quả của các thuật toán. Giống như phiên bản chi phí chung, GEA có hiệu suất tốt nhất, vượt xa hiệu suất Random và Degree, ngân sách B càng tăng thì sự vượt trội càng thể hiện rõ hơn, riêng với bộ Epinions IGA có thời gian thực hiện quá 72 giờ đối với $B > 40$, nên chỉ so sánh đến trường hợp $B = 40$.

3.2.2 So sách thời gian thực hiện thuật toán

Hình 3.3 và 3.4 hiển thị thời gian chạy của các thuật toán trên ba bộ dữ liệu. Thuật toán Random và các thuật toán heuristic đơn giản nên thời gian chạy rất thấp, chỉ khoảng vài giây. Điều này dẫn đến thời gian chạy của họ là nhanh nhất. Cả cài đặt chung và đơn vị, GEA đã chạy nhanh hơn IGA tới 196 lần. Kích thước của tập dữ liệu lớn hơn, tốc độ của IGA chậm hơn. Trong thời gian cài đặt chi phí chung của tất cả các thuật toán đều lớn hơn 1.05 đến 1.2 lần so với cài đặt chi phí đơn vị.



Hình 3.3: So sánh thời gian chạy thuật toán với chi phí chung.



Hình 3.4: So sánh thời gian chạy thuật toán với chi phí đồng nhất.

3.3 Kết luận chương 3

Trong chương này, luận văn đã trình bày kết quả nghiên cứu bài toán Ngăn chặn thông tin sai lệch nhiều chủ đề MBMT với ràng buộc về ngân sách. Luận

vấn đề xuất mô hình mới để mô tả quá trình lan truyền thông tin nhiều chủ đề trên MXH, để làm được điều này, luận văn định đưa ra hai tham số cho mạng đó là trọng số ảnh hưởng và ngưỡng kích hoạt theo từng chủ đề, dựa trên tham số này và mô hình Ngưỡng tuyến tính LT để đưa ra mô hình mới, gọi là mô hình Ngưỡng tuyến tính nhiều chủ đề MTLT. Trên mô hình này, luận văn phân tích độ khó của bài toán và đề xuất 02 thuật toán hiệu quả cho MBMT theo hai hướng tiếp cận: thuật toán xấp xỉ và heuristic. Trong đó, thuật toán IGA sử dụng chiến lược tham lam có cải tiến bằng việc xét tình huống người phát tán TTSL sử dụng người nổi tiếng để lan truyền thông tin; thuật toán GEA sử dụng cây trúc cây theo mô hình cạnh trực tuyến (LE) đối với đồ thị theo chủ đề, bằng cách gộp nút nguồn và cập nhật hàm mục tiêu bằng phương pháp xấp xỉ trung bình mẫu trên cấu trúc cây. Các kết quả thực nghiệm cho thấy các thuật toán đề xuất cho hiệu quả tốt hơn các thuật toán cơ sở. Đặc biệt, chúng cũng có khả năng mở rộng với các mạng quy mô lớn.

Luận văn nghiên cứu một số bài toán về phát hiện và ngăn chặn thông tin sai lệch trên mạng xã hội trực tuyến, thuộc lớp các bài toán lan truyền thông tin, bao gồm 02 bài toán: (1) Phát hiện thông tin sai lệch với nguồn ngân sách tối thiểu đảm bảo đạt ít nhất một ngưỡng cho trước (MBD) và (2) Ngăn chặn thông tin sai lệch nhiều chủ đề có ràng buộc về ngân sách (MBMT). Các đóng góp của Luận văn bao gồm:

1. 01 biến thể của mô hình LT cho bài toán LTTT nhiều chủ đề trên MXH, gọi là: Mô hình ngưỡng tuyến tính nhiều chủ đề MTLT.

2. 02 thuật toán hiệu quả áp dụng cho bài toán Ngăn chặn thông tin sai lệch nhiều chủ đề trên mạng xã hội trực tuyến có ràng buộc về thời gian, ràng buộc về chi phí, bao gồm: Thuật toán IGA cho tỷ lệ xấp xỉ $(1 - 1/\sqrt{e})$, thuật toán GEA không cho tỷ lệ xấp xỉ nhưng cải thiện được tốc độ thực hiện đối với các mạng nhỏ và vừa.

- Tuy đã có những kết quả bước đầu, nhưng bài toán MBD, MBMT vẫn còn nhiều thách thức mà luận văn chưa giải quyết. Trong thời gian tới tác giả nghiên cứu mong muốn mở rộng các nội dung nghiên cứu như sau:

1. Nghiên cứu phương pháp xác định tỷ lệ (%) của các chủ đề trong mỗi bài đăng và mức độ thiệt hại khi mỗi người dùng bị kích hoạt theo từng chủ đề thông tin khác nhau.

2. Nghiên cứu bài toán có yếu tố nhiều mức độ kích hoạt bài đăng, giải pháp đánh giá mức ảnh hưởng theo từng mức kích hoạt. Ví dụ: Mức độ kích hoạt trên facebook: Chia sẻ lại, comment, like, vv...

3. Nghiên cứu phát triển thuật toán hiệu quả cho bài toán MBD theo cách tiếp cận thuật toán xấp xỉ và giảm thiểu số mẫu cần dùng, đồng thời tăng tốc độ thực hiện của thuật toán.

4. Nghiên cứu các biến thể có tính ứng dụng thực tiễn đối với các bài toán Phát hiện thông tin ID và ngăn chặn ảnh hưởng IB. Các thuật toán đủ mạnh để xử lý các mạng xã hội hàng tỷ nút và cạnh trong thời gian tuyến tính.

5. Nghiên cứu sử dụng phương pháp học sâu (deep learning) để phát hiện thông tin sai lệch và nguồn phát tán thông tin sai lệch.

DANH MỤC CÔNG TRÌNH KHOA HỌC LIÊN QUAN ĐẾN LUẬN VĂN

- [1]. **Pham Van Dung**, Nguyen Thi Tuyet Trinh, Nguyen Viet Anh. "MULTI-TOPIC MISINFORMATION BLOCKING ON ONLINE SOCIAL NETWORKS", KỶ YẾU HỘI NGHỊ KHOA HỌC CÔNG NGHỆ QUỐC GIA LẦN THỨ XIII NGHIÊN CỨU CƠ BẢN VÀ ỨNG DỤNG CÔNG NGHỆ THÔNG TIN - Proceedings of the 13th National Conference on Fundamental & Applied Information Technology Research, 2020
- [2]. **Dung V Pham**, Hieu V Duong, Canh V Pham, Bao Q Bui and Anh V Nguyen, "*Multiple Topics Misinformation blocking in Online Social Networks*", 2019 11th International Conference on Knowledge and Systems Engineering (KSE), 2019, pp. 1-6, doi: 10.1109/KSE.2019. 8919356 (**SCOPUS**)
- [3]. **Phạm Văn Dũng**, Vũ Chí Quang, Nguyễn Thị Tuyết Trinh, Nguyễn Việt Anh, "*Ngăn chặn thông tin sai lệch nhiều chủ đề trên mạng xã hội trực tuyến*", Hội nghị khoa học công nghệ quốc gia lần thứ XIII về Nghiên cứu cơ bản và ứng dụng Công nghệ thông tin (**FAIR**), Nha Trang, ngày 8-9/10/2020 DOI: 10.15625/vap.2020.00189

DANH MỤC CÁC TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1]. S. Milgram, “The small world problem,” *Psychol. Today*, vol. 2, no. 1, pp. 60–67, 1967.
- [2]. J. M. Kleinberg, “Authoritative sources in a hyperlinked environment.,” in *SODA*, 1998, vol. 98, pp. 668–677.
- [3]. J. Leskovec, *Dynamics of large networks*. Carnegie Mellon University, 2008.
- [4]. L. Howell, “Digital wildfires in a hyperconnected world,” *WEF Rep.*, vol. 3, no. 2013, pp. 15–94, 2013.
- [5]. P. Domm, “False rumor of explosion at White House causes stocks to briefly plunge; AP confirms its Twitter feed was hacked,” *CNBC. COM*, vol. 23, p. 2062, 2013.
- [6]. H. Allcott and M. Gentzkow, “Social media and fake news in the 2016 election,” *J. Econ. Perspect.*, vol. 31, no. 2, pp. 211–236, 2017.
- [7]. V. Luckerson, “Fear, misinformation, and social media complicate ebola fight,” 2014. <http://time.com/3479254/ebola-social-media/>.
- [8]. D. Kempe, J. Kleinberg, and É. Tardos, “Maximizing the spread of influence through a social network,” in *Proceedings of the ninth ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, 2003, pp. 137–146.
- [9]. Y. Li, J. Fan, Y. Wang, and K.-L. Tan, “Influence maximization on social graphs: A survey,” *IEEE Trans. Knowl. Data Eng.*, vol. 30, no. 10, pp. 1852–1872, 2018.
- [10]. W. Chen, L. V. S. Lakshmanan, and C. Castillo, “Information and influence propagation in social networks,” *Synth. Lect. Data Manag.*, vol. 5, no. 4, pp. 1–177, 2013.
- [11]. N. Du, L. Song, M. Gomez-Rodriguez, and H. Zha, “Scalable influence estimation in continuous-time diffusion networks,” *Adv. Neural Inf. Process. Syst.*, vol. 26, p. 3147, 2013.

- [12]. N. Du, Y. Liang, M.-F. Balcan, M. Gomez-Rodriguez, H. Zha, and L. Song, “Scalable Influence Maximization for Multiple Products in Continuous-Time Diffusion Networks,” *J. Mach. Learn. Res.*, vol. 18, no. 2, pp. 1–45, 2017
- [13]. Y. Zhang, A. Adiga, S. Saha, A. Vullikanti, and B. A. Prakash, “Near-optimal algorithms for controlling propagation at group scale on networks,” *IEEE Trans. Knowl. Data Eng.*, vol. 28, no. 12, pp. 3339–3352, 2016.
- [14]. H. Li, L. Pan, and P. Wu, “Dominated competitive influence maximization with time-critical and time-delayed diffusion in social networks,” *J. Comput. Sci.*, vol. 28, pp. 318–327, 2018.
- [15]. Y. Li, D. Zhang, and K.-L. Tan, “Real-time targeted influence maximization for online advertisements,” 2015.
- [16]. J. Leskovec, M. McGlohon, C. Faloutsos, N. Glance, and M. Hurst, “Patterns of cascading behavior in large blog graphs,” in *Proceedings of the 2007 SIAM international conference on data mining*, 2007, pp. 551–556.
- [17]. T. Carnes, C. Nagarajan, S. M. Wild, and A. Van Zuylen, “Maximizing influence in a competitive social network: a follower’s perspective,” in *Proceedings of the ninth international conference on Electronic commerce*, 2007, pp. 351–360.
- [18]. M. Gong, J. Yan, B. Shen, L. Ma, and Q. Cai, “Influence maximization in social networks based on discrete particle swarm optimization,” *Inf. Sci. (Ny)*, vol. 367, pp. 600–614, 2016.
- [19]. W. M. Campbell, C. K. Dagli, and C. J. Weinstein, “Social network analysis with content and graphs,” *Lincoln Lab. J.*, vol. 20, no. 1, pp. 61–81, 2013.
- [20]. T. Wang *et al.*, “Understanding graph sampling algorithms for social network analysis,” in *2011 31st international conference on distributed computing systems workshops*, 2011, pp. 123–128.
- [21]. D. Reinhard, “Graph theory Grad,” *Texts Math*, vol. 101, 2005.
- [22]. D. Gruhl, R. Guha, D. Liben-Nowell, and A. Tomkins, “Information diffusion through blogspace,” in *Proceedings of the 13th international conference on World Wide Web*, 2004, pp. 491–501.
- [23]. M. Kimura, K. Saito, and H. Motoda, “Solving the contamination minimization problem on networks for the linear threshold model,” in *Pacific Rim International Conference on Artificial Intelligence*, 2008, pp. 977–984.

- [24]. M. Kimura, K. Saito, and H. Motoda, “Blocking links to minimize contamination spread in a social network,” *ACM Trans. Knowl. Discov. from Data*, vol. 3, no. 2, pp. 1–23, 2009.
- [25]. J. Leskovec, J. Kleinberg, and C. Faloutsos, “Graph evolution: Densification and shrinking diameters,” *ACM Trans. Knowl. Discov. from Data*, vol. 1, no. 1, pp. 2–es, 2007.
- [26]. J. Leskovec, J. Kleinberg, and C. Faloutsos, “Graphs over time: densification laws, shrinking diameters and possible explanations,” in *Proceedings of the eleventh ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery in data mining*, 2005, pp. 177–187.
- [27]. M. Richardson, R. Agrawal, and P. Domingos, “Trust management for the semantic web,” in *International semantic Web conference*, 2003, pp. 351–368.
- [28]. F. Martinelli, F. Mercaldo, and A. Santone, “Social network polluting contents detection through deep learning techniques,” in *2019 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, 2019, pp. 1–10.
- [29]. Y. Zhang, A. Adiga, S. Saha, A. Vullikanti, and B. A. Prakash, “Near-optimal algorithms for controlling propagation at group scale on networks,” *IEEE Trans. Knowl. Data Eng.*, vol. 28, no. 12, pp. 3339–3352, 2016.
- [30]. E. B. Khalil, B. Dilkina, and L. Song, “Scalable diffusion-aware optimization of network topology,” in *Proceedings of the 20th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, 2014, pp. 1226–1235.
- [31]. W. Chen, Y. Yuan, and L. Zhang, “Scalable influence maximization in social networks under the linear threshold model,” in *2010 IEEE international conference on data mining*, 2010, pp. 88–97.
- [32]. X. Zhang, J. Zhu, Q. Wang, and H. Zhao, “Identifying influential nodes in complex networks with community structure,” *Knowledge-Based Syst.*, vol. 42, pp. 74–84, 2013.
- [33]. C. Song, W. Hsu, and M. L. Lee, “Node immunization over infectious period,” in *Proceedings of the 24th ACM International on Conference on Information and Knowledge Management*, 2015, pp. 831–840.