

# MỘT PHƯƠNG PHÁP NGĂN CHẶN THÔNG TIN SAI LỆCH LAN TRUYỀN TRÊN MẠNG XÃ HỘI TRỰC TUYẾN

Vũ Minh Mạnh

Học viện Công nghệ Bưu chính Viễn thông

**Tóm tắt**—Mạng xã hội trực tuyến đã trở thành công cụ hữu dụng giúp con người chia sẻ và trao đổi thông tin một cách nhanh chóng, tiện lợi. Bên cạnh những nguồn thông tin chính thống, tin cậy cũng có những thông tin giả mạo, sai sự thật (gọi chung là thông tin sai lệch) lan truyền nhanh và rộng rãi trên mạng xã hội. Thông tin sai lệch ở một mức độ nào đó sẽ gây ra những tổn hại tới các cá nhân và tổ chức khi tiếp nhận và có thể dẫn tới hoảng loạn trong xã hội. Để ngăn chặn hiệu quả thông tin sai lệch lan truyền trên mạng xã hội, một phương pháp thường áp dụng là chọn ra một số cá nhân có ảnh hưởng trong mạng để lan truyền thông tin chính thống, tin cậy (gọi chung là thông tin đúng) nhằm khử nhiễu/đánh chính thông tin sai lệch. Tuy nhiên các nghiên cứu này đều giả định rằng chi phí bỏ ra để các cá nhân có ảnh hưởng lan truyền thông tin đúng là như nhau và mức lợi ích khi những người dùng không bị tác động bởi thông tin sai lệch là bằng nhau. Bài báo này nghiên cứu bài toán tổng quát hơn khi xem xét chi phí bỏ ra để lan truyền thông tin đúng và mức lợi ích thu được khi người dùng không bị ảnh hưởng của thông tin sai lệch là khác nhau. Chúng tôi đã chỉ ra hàm mục tiêu của bài toán không còn tính đơn điệu tăng, do vậy để giải quyết thách thức mới này chúng tôi đã đề xuất một thuật toán tham lam kết với kỹ thuật cắt tủa không gian tìm kiếm. Kết quả thực nghiệm trên các bộ dữ liệu mạng xã hội đã chứng minh được tính hiệu quả của thuật toán đề xuất.

**Từ khóa**—Lan truyền thông tin, Mô hình lan truyền, Tối đa hóa ngăn chặn ảnh hưởng, Thuật toán xấp xỉ.

## I. MỞ ĐẦU

Sự lan truyền của thông tin trên mạng xã hội trực tuyến được hiểu là quá trình thông tin bắt đầu từ một số người dùng trên mạng xã hội lan truyền tới những người dùng khác thông qua các hành vi xã hội như chia sẻ, thích, nhấn tin. Trước những tác động của mạng xã hội trong quá trình lan truyền thông tin, có ba lớp bài toán quan trọng được quan tâm nghiên cứu gồm (1) mô hình hóa quá trình thông tin lan truyền, (2) tối đa hóa việc lan truyền thông tin đúng, tích cực tới nhiều người dùng, chẳng hạn như chiến dịch quảng cáo sản phẩm mới của một công ty và (3) ngăn chặn sự lan truyền của thông tin sai lệch.

Đối với lớp bài toán (3), có nhiều giải pháp được đề xuất nhằm ngăn chặn thông tin sai lệch lan truyền như sử dụng phương pháp đặt *máy giám sát* [1], [2] tại một số đỉnh/cạnh của mạng, phương pháp *tiêm vắc xin* [3], [4], [5] hoặc phương pháp sử dụng thông tin đúng để khử nhiễu/đánh chính thông tin sai lệch [6], [7], [8], [9]. Với cách tiếp cận sử dụng thông tin đúng, mục tiêu của các nghiên cứu nhằm tìm ra một tập  $k$  người dùng có "ảnh hưởng lớn" trong mạng xã hội để bắt đầu lan truyền thông tin đúng cạnh tranh ảnh hưởng với thông tin sai lệch. Vấn đề nghiên cứu này được xây dựng dưới dạng bài toán tối ưu tổ hợp gọi tên là Tối đa hóa ngăn chặn ảnh hưởng (Influence Blocking Maximization-IBM).

Tuy nhiên, các nghiên cứu liên quan đến bài toán IBM đều giả định rằng chi phí để những người dùng có ảnh hưởng lan truyền thông tin đúng là như nhau, đồng thời đều cố định trước tổng chi phí hay mức ngân sách cần bỏ ra cho chiến dịch lan truyền thông tin đúng. Trên thực tế, chi phí này là không giống nhau, chẳng hạn chi phí mà một công ty cần chi trả để một người nổi tiếng, nhiều người theo dõi trên mạng xã hội truyền tải thông tin đúng hay thông tin tích cực về sản phẩm sẽ cao hơn với một người dùng bình thường khác. Ngoài ra, các nghiên cứu trước đó đều giả định mức lợi ích thu về khi những người dùng không bị tác động bởi thông tin sai lệch là bằng nhau nhưng nó có thể khác nhau với những người dùng. Ví dụ như toàn bộ khách hàng của một công ty được chia thành các phân khúc khác nhau theo mức thu nhập, khả năng chi tiêu mua sắm. Do đó với những khách hàng ở phân khúc thu nhập, chi tiêu mua sắm cao khi được cải chính thông tin sai lệch, tiêu cực về sản phẩm sẽ mang lại lợi ích lớn hơn những khách hàng ở phân khúc thu nhập, chi tiêu mua sắm thấp. Với cách tiếp cận như trên thì mức ngân sách chi tiêu cho chiến dịch lan truyền thông tin đúng cần được tính toán giữa hai đại lượng: chi phí phải bỏ ra và lợi ích thu về. Nếu ngân sách được đặt quá thấp, có thể không tạo ra mức độ lan truyền thông tin đúng như mong muốn để tối đa hóa lợi ích thu về. Ngược lại khi ngân sách được đặt quá cao, lợi ích thu về của chiến dịch lan truyền thông tin đúng có thể không bù được chi phí cần bỏ ra. Vì vậy, làm thế nào

Tác giả liên hệ: Vũ Minh Mạnh,  
email: manhvm@ptit.edu.vn

Đến tòa soạn: 10/2023, chỉnh sửa: 11/2023, chấp nhận đăng: 12/2023.

để xác định được mức ngân sách tối ưu là một bài toán khó cần phải giải quyết.

Trong bài báo này, chúng tôi nghiên cứu bài toán IBM ở dạng tổng quát hơn khi xem xét chi phí bỏ ra để lan truyền thông tin đúng và mức lợi ích thu được khi người dùng không bị ảnh hưởng của thông tin sai lệch là khác nhau. Lợi nhuận của chiến dịch lan truyền thông tin đúng được tính bằng tổng lợi ích thu về trừ đi tổng chi phí bỏ ra. Mục tiêu của nghiên cứu này cần tìm ra tập người dùng lan truyền thông tin đúng nhằm tối đa hóa lợi nhuận thu về sau chiến dịch. Đây là bài toán tối ưu và hàm mục tiêu của bài toán được chứng minh không còn tính đơn điệu do vậy với cách tiếp cận truyền thống để giải quyết bài toán mới đặt ra không còn phù hợp.

## II. CÁC NGHIÊN CỨU LIÊN QUAN

Kiểm soát thông tin sai lệch lan truyền trên mạng xã hội là bài toán nhận được nhiều sự quan tâm trong cộng đồng nghiên cứu [1], [2], [3], [4], [5], [6], [7], [8], [9], [10], [11], [12]. Có hai mục tiêu chính trong việc kiểm soát thông tin sai lệch gồm: phát hiện nguồn phát tán thông tin sai lệch và ngăn chặn thông tin sai lệch lan truyền.

Với bài toán phát hiện nguồn phát tán thông tin sai lệch, một số nghiên cứu đề xuất giải pháp phát hiện thông tin sai lệch bằng học máy dựa trên đặc trưng ngữ nghĩa của văn bản, tính chất cú pháp của văn bản, đặc điểm thời gian và cấu trúc mạng [10], [11]. Nguyen [12] đã nghiên cứu bài toán xác định  $k$  nguồn phát tán thông tin sai lệch khả nghi nhất từ tập người dùng bị ảnh hưởng bởi thông tin sai lệch cho trước. Họ đã chứng minh bài toán thuộc lớp NP-khó, đồng thời đề xuất hai thuật toán dựa trên cách tiếp cận heuristic và tiếp cận xấp xỉ đạt tỉ lệ tối ưu  $(1 - 1/e - \epsilon)$ .

Trên cơ sở các nghiên cứu về xác định nguồn phát tán thông tin sai lệch, một số tác giả đề xuất các giải pháp ngăn chặn thông tin sai lệch lan truyền [1], [2], [3], [4], [5], [6], [7], [8], [9]. Zhang [1], [2] nghiên cứu bài toán ngăn chặn thông tin sai lệch lan truyền từ tập người dùng biết trước tới các đỉnh quan trọng cần bảo vệ bằng cách đặt các máy giám sát tại một số đỉnh/cạnh của mạng. Máy giám sát có thể phát hiện và ngăn chặn thông tin sai lệch lan truyền trên đỉnh/cạnh được đặt máy giám sát. Các tác giả đề xuất thuật toán heuristic dựa trên mô phỏng Monte-Carlo cho hiệu quả tốt. Dưới góc độ dịch tế học, một số tác giả sử dụng phương pháp tiêm vắc xin vào tập các đỉnh/cạnh để miễn nhiễm với các thông tin sai lệch sao cho ảnh hưởng của nguồn phát tán thông tin sai lệch cho trước là cực tiểu [3], [4], [5]. Về bản chất, các phương pháp tiêm vắc xin hoặc đặt máy giám sát trên tập đỉnh/cạnh đều tương đương với việc loại bỏ tập đỉnh/cạnh đó ra khỏi mạng.

Một số nghiên cứu đề xuất giải pháp ngăn chặn thông tin sai lệch lan truyền bằng cách sử dụng thông

tin đúng để khử nhiễm/đính chính thông tin sai lệch [6], [7], [8], [9]. Budak [6] đã đề xuất mô hình tầng độc lập đa chiến dịch gồm chiến dịch phổ biến thông tin đúng và chiến dịch phổ biến thông tin sai lệch cùng lan truyền cạnh tranh với nhau, trên cơ sở đó thuật toán tham lam đã được đề xuất nhằm khai thác thuộc tính sub-modular của hàm mục tiêu. Zhang [7] nghiên cứu bài toán hạn chế thông tin sai lệch dưới mô hình kích hoạt cạnh tranh và đề xuất thuật toán hiệu quả để tìm ra các đỉnh lan truyền thông tin đúng dựa trên vai trò trung tâm của đỉnh trong mạng. Nguyen [8] nghiên cứu bài toán ngăn chặn thông tin sai lệch với hai mô hình tầng độc lập và ngưỡng tuyến tính trong đó xem xét cả hai trường hợp các đỉnh phát tán thông tin sai lệch ban đầu có thể biết trước hoặc chưa biết trước. He [9] nghiên cứu bài toán tối đa hóa việc ngăn chặn ảnh hưởng của thông tin sai lệch dưới mô hình ngưỡng tuyến tính cạnh tranh là mở rộng của mô hình ngưỡng tuyến tính, đồng thời đề xuất thuật toán heuristic CLDAG nhằm khắc phục nhược điểm về thời gian thực thi chậm của thuật toán tham lam.

Các nghiên cứu trong [6], [7], [8], [9] chỉ dừng lại ở việc xem xét các chi phí lựa chọn đỉnh để lan truyền thông tin đúng là bằng nhau và coi lợi ích thu được của các đỉnh khi được khử nhiễm/đính chính thông tin sai lệch là như nhau. Trong bài báo này, chúng tôi mở rộng bài toán Tối đa hóa ngăn chặn thông tin sai lệch khi xem xét các chi phí và lợi ích thu về là khác nhau.

## III. NỀN TẢNG LÝ THUYẾT

### A. MÔ HÌNH LAN TRUYỀN THÔNG TIN

Trên mạng xã hội trực tuyến, thông tin lan truyền từ người dùng này đến người dùng khác thông qua nhiều hoạt động tương tác như đăng bài, chia sẻ, thích, bình luận, nhắn tin. Mô hình hóa quá trình thông tin lan truyền là một chủ đề nhận được nhiều sự quan tâm. Đã có nhiều mô hình được đề xuất, trong số đó hai mô hình tầng độc lập (Independent Cascade-IC) và ngưỡng tuyến tính (Linear Threshold-LT) do Kempe [13] đề xuất được dùng rộng rãi trong nhiều nghiên cứu. Hai mô hình này là các mô hình ngẫu nhiên mô tả quá trình thông tin lan truyền từ những người dùng đầu tiên đăng tải thông tin tới những người dùng khác trong mạng.

Trong mô hình IC và LT giả định rằng thông tin lan truyền trên cấu trúc đồ thị tĩnh và theo các bước thời gian rời rạc. Tuy nhiên ở các mô hình này chỉ nghiên cứu sự lan truyền của một thông tin, quan điểm. Trong thực tế sẽ có những thông tin, quan điểm trái ngược, phản bác nhau, cạnh tranh ảnh hưởng trên mạng xã hội, chẳng hạn như hai công ty cùng bán một dòng sản phẩm sẽ có những chiến dịch quảng cáo cạnh tranh nhau để thu hút sự chú ý của người dùng trên mạng hoặc việc các cơ quan chính phủ cố gắng lan truyền thông tin đúng để cải chính, chống lại những thông tin sai lệch. Trong bài báo này, chúng tôi xem xét vấn đề

trên mô hình lan truyền ngưỡng tuyến tính cạnh tranh (Competitive Linear Threshold-CLT) [9] là mở rộng của mô hình LT với giả sử rằng cả thông tin đúng và thông tin sai lệch cùng lan truyền trên một mạng xã hội trực tuyến.

Trong mô hình CLT, một mạng xã hội được mô hình hóa dưới dạng đồ thị có hướng  $G = (V, E)$  trong đó  $V$  là tập đỉnh biểu diễn những người dùng trên mạng xã hội và  $E$  là tập cạnh có hướng biểu diễn mối quan hệ giữa những người dùng.

Mỗi người dùng sẽ nhận một trong ba trạng thái: *kích hoạt âm*, *kích hoạt dương* và *không kích hoạt*. Trạng thái *kích hoạt âm* biểu thị người dùng bị ảnh hưởng của nguồn thông tin sai lệch, trong khi đó trạng thái *kích hoạt dương* biểu thị người dùng bị ảnh hưởng của nguồn thông tin đúng. Trong trường hợp người dùng không bị ảnh hưởng bởi nguồn thông tin sai lệch và thông tin đúng sẽ được biểu thị bởi trạng thái *không kích hoạt*. Mô hình CLT giả định người dùng khi nhận trạng thái *kích hoạt dương* hoặc *kích hoạt âm* sẽ không thay đổi trạng thái này trong suốt quá trình thông tin lan truyền.

Mỗi cạnh  $(u, v)$  có hai trọng số: trọng số ảnh hưởng âm  $w_{uv}^- \in [0, 1]$  biểu thị mức độ ảnh hưởng thông tin sai lệch của người dùng  $u$  đến người dùng  $v$  và trọng số ảnh hưởng dương  $w_{uv}^+ \in [0, 1]$  biểu thị mức độ ảnh hưởng thông tin đúng của người dùng  $u$  đến người dùng  $v$ . Quy ước rằng, mỗi đỉnh  $v \in V$  đều có  $\sum_{u \in V} w_{uv}^- \leq 1$  và  $\sum_{u \in V} w_{uv}^+ \leq 1$ ; mỗi cạnh  $(u, v) \notin E$  thì  $w_{uv}^- = 0$  và  $w_{uv}^+ = 0$ .

Mỗi đỉnh  $v \in V$  có hai ngưỡng kích hoạt  $\theta_v^-$  và  $\theta_v^+$  biểu thị ngưỡng "chịu đựng" của người dùng trước sự ảnh hưởng của thông tin sai lệch và thông tin đúng từ những người dùng hàng xóm khác. Khi ảnh hưởng từ những người dùng hàng xóm lớn hơn ngưỡng kích hoạt thì người dùng đó sẽ tiếp nhận, chịu ảnh hưởng của thông tin hay gọi là bị kích hoạt. Do thiếu thông tin về ngưỡng của mỗi người dùng trong mạng xã hội nên trong mô hình này các giá trị ngưỡng được lựa chọn ngẫu nhiên, độc lập phân bố đều trong đoạn  $[0, 1]$ .

Giả định thông tin lan truyền theo các bước thời gian rời rạc  $t = 0, 1, 2, \dots$ . Ở bước  $t = 0$ , ký hiệu  $N_0$  và  $P_0$  là hai tập đỉnh nguồn lan truyền thông tin sai lệch và thông tin đúng tương ứng. Ký hiệu  $S_t^-, S_t^+$  là tập đỉnh ở trạng thái *kích hoạt âm* và *kích hoạt dương* ở thời điểm  $t-1$  trong đó  $S_0^- = N_0$  và  $S_0^+ = P_0$ . Ở các bước thời gian  $t > 0$ , một đỉnh  $v$  bị kích hoạt bởi thông tin sai lệch nếu tổng trọng số ảnh hưởng âm từ các đỉnh hàng xóm *kích hoạt âm* lớn hơn giá trị ngưỡng  $\theta_v^-$ , tức là  $\sum_{u \in S_{t-1}^-} w_{uv}^- \geq \theta_v^-$ ; tương tự  $v$  bị kích hoạt bởi thông tin đúng nếu  $\sum_{u \in S_{t-1}^+} w_{uv}^+ \geq \theta_v^+$ ; nếu đỉnh  $v$  được kích hoạt bởi cả thông tin sai lệch và thông tin đúng thì kích hoạt của thông tin sai lệch sẽ chiếm ưu thế và đỉnh  $v$  nhận trạng thái *kích hoạt âm*. Quy tắc này được nghiên cứu kỹ lưỡng dưới góc độ tâm lý xã

hội khi con người có xu hướng tin vào các thông tin sai lệch khi đồng thời nhận được cả nguồn thông tin đúng và thông tin sai lệch. Quá trình lan truyền thông tin dừng lại nếu không có thêm đỉnh nào được kích hoạt thêm.

## B. ĐỘ KHÓ BÀI TOÁN LAN TRUYỀN THÔNG TIN

Các bài toán lan truyền thông tin (2), (3) (đề cập trong Phần I) được xây dựng dưới dạng các bài toán tối ưu tổ hợp. Hầu hết trong số chúng đều thuộc lớp các bài toán NP-khó và NP-đầy đủ, đồng thời việc tính toán hàm mục tiêu trong các bài toán này thường có độ khó là #P-khó. Để tìm lời giải cho những bài toán này, thuật toán tham lam thường được sử dụng. Nếu hàm mục tiêu của bài toán có tính đơn điệu tăng và tính sub-modular thì thuật toán tham lam sẽ cho lời giải đạt tỉ lệ tối ưu  $1 - 1/e$ . Đây là hai tính chất quan trọng của hàm mục tiêu cần phải xem xét khi giải quyết các bài toán lan truyền thông tin.

Gọi  $S$  và  $T$  là hai tập hợp thỏa mãn  $S \subseteq T \subseteq V$ . Hàm  $f(S)$  là một hàm của tập hợp vừa có tính đơn điệu tăng vừa có tính sub-modular nếu thỏa mãn điều kiện  $f(S) \leq f(T)$ , và  $v \in V \setminus T$  ta có  $f(T \cup \{v\}) - f(T) \leq f(S \cup \{v\}) - f(S)$ .

## IV. BÀI TOÁN TỐI ĐA HÓA NGĂN CHẶN ẢNH HƯỞNG CỦA THÔNG TIN SAI LỆCH

### A. PHÁT BIỂU BÀI TOÁN

Như đã thảo luận, hầu hết các nghiên cứu liên quan đến bài toán tối đa hóa ngăn ảnh hưởng của thông tin sai lệch đều tập trung vào việc tìm tập người dùng có kích thước cố định  $k$  cho trước để lan truyền thông tin đúng, trong đó giả định rằng chi phí để lan truyền thông tin đúng và lợi ích khi ngăn chặn được ảnh hưởng của thông tin sai lệch trên các người dùng là như nhau.

Trong bài báo này, chúng tôi nghiên cứu bài toán tổng quát hơn với giả sử rằng mỗi người dùng  $v \in V$  sẽ cần một chi phí  $c(v)$  cho việc lan truyền thông tin đúng và  $b(v)$  là mức lợi ích thu được khi không bị ảnh hưởng của thông tin sai lệch. Ngoài ra trong nghiên cứu này, số lượng người dùng ban đầu lan truyền thông tin đúng sẽ không bị cố định trước.

Ký hiệu  $P_0$  và  $N_0$  lần lượt là hai tập người dùng lan truyền thông tin đúng và thông tin sai lệch ban đầu;  $IB(P_0)$  là tập hợp người dùng được bảo vệ hay tập người dùng không bị ảnh hưởng bởi thông tin sai lệch khi triển khai chiến dịch lan truyền thông tin đúng; như vậy  $IB(P_0)$  là tập người dùng có thể bị ảnh hưởng bởi thông tin sai lệch nếu  $P_0 = \emptyset$  nhưng sẽ không bị ảnh hưởng từ thông tin sai lệch nếu có chiến dịch lan truyền thông tin đúng từ tập  $P_0$ ;  $\delta(P_0)$  và  $\sigma(P_0)$  lần lượt là tổng chi phí cần bỏ ra và tổng lợi ích thu được của chiến dịch ngăn chặn thông tin sai lệch.

Ta có:  $\delta(P_0) = \sum_{v \in P_0} c(v)$  và  $\sigma(P_0) = \sum_{v \in IB(P_0)} b(v)$

Goi  $\phi(P_0)$  là lợi nhuận thu được của chiến dịch lan truyền thông tin đúng, được tính bằng tổng lợi ích thu về trừ đi tổng chi phí bỏ ra, tức là  $\phi(P_0) = \sigma(P_0) - \delta(P_0)$ .

Mục tiêu nghiên cứu của chúng tôi là tìm tập người dùng  $P_0$  lan truyền thông tin đúng để tối đa hóa hàm lợi nhuận ngăn chặn thông tin sai lệch  $\phi(P_0)$ . Chúng tôi gọi vấn đề này là bài toán IBM++.

### B. ĐỘ KHÓ BÀI TOÁN

**Định lý 1.** Trên mô hình lan truyền thông tin CLT, bài toán IBM++ thuộc lớp bài toán NP-khó.

*Chứng minh.* Bài toán IBM đã được He [9] chứng minh thuộc lớp NP-khó. Chúng ta thấy rằng, khi  $c(v) = 1$  và  $b(v) = 1 \forall v \in V$  thì bài toán IBM++ trở thành bài toán IBM. Do vậy, bài toán IBM++ cũng thuộc lớp NP-khó.

### C. TÍNH CHẤT HÀM MỤC TIÊU

**Định lý 2.** Hàm mục tiêu  $\phi(\cdot)$  có tính sub-modular nếu hàm  $\sigma(\cdot)$  có tính sub-modular.

*Chứng minh.* Nếu hàm  $\sigma(\cdot)$  có tính sub-modular, tức là với bất kỳ tập hợp  $S \subseteq T \subseteq V$  và  $v \in V \setminus T$  ta có  $\sigma(T \cup \{v\}) - \sigma(T) \leq \sigma(S \cup \{v\}) - \sigma(S)$ . Do đó,  $\phi(T \cup \{v\}) - \phi(T) = \sigma(T \cup \{v\}) - \delta(T \cup \{v\}) - (\sigma(T) - \delta(T)) = \sigma(T \cup \{v\}) - \sigma(T) - c(v) \leq \sigma(S \cup \{v\}) - \sigma(S) - c(v) = \phi(S \cup \{v\}) - \phi(S)$ . Điều này chứng tỏ hàm  $\phi(\cdot)$  có tính sub-modular.

**Định lý 3.** Hàm lợi ích  $\sigma(\cdot)$  có tính sub-modular dưới mô hình lan truyền thông tin CLT.

*Chứng minh.* He [9] đã chứng minh mô hình *đồ thị cạnh trực tuyến* tương đương với mô hình CLT, tức là phân bố của các đỉnh ở trạng thái *kích hoạt dương* và *kích hoạt âm* trên hai mô hình này tương đương nhau.

Từ đồ thị mạng xã hội  $G = (V, E)$ , chúng ta xây dựng *đồ thị cạnh trực tuyến*  $g$  như sau: với mỗi đỉnh  $v \in V$ , tạo ra duy nhất một *cạnh dương*  $(u, v)$  với xác suất  $w_{uv}^+$  và không có *cạnh dương* nào được tạo với xác suất  $1 - \sum_{u \in V} w_{uv}^+$ ; tương tự tạo ra duy nhất một *cạnh âm*  $(u, v)$  với xác suất  $w_{uv}^-$  và không có *cạnh âm* nào được tạo với xác suất  $1 - \sum_{u \in V} w_{uv}^-$ . Trên đồ thị  $g$ , thông tin đúng và thông tin sai lệch sẽ lan truyền trên các *cạnh dương* và *cạnh âm* tương ứng.

Ký hiệu  $IB_g(P_0)$  là tập hợp người dùng được bảo vệ trước ảnh hưởng của thông tin sai lệch khi triển khai chiến dịch lan truyền thông tin đúng trên đồ thị  $g$ . Tổng lợi ích thu được với chiến dịch lan truyền thông tin đúng trên  $g$  được xác định  $\sigma_g(P_0) = \sum_{v \in IB_g(P_0)} b(v)$ .

Trên mỗi đồ thị  $g$ , tính chất sau đã được chứng minh trong [9]: với mỗi tập hợp  $S \subseteq T \subseteq V$  và  $v \in V \setminus T$  ta có  $IB_g(T \cup \{v\}) \setminus IB_g(T) \subseteq IB_g(S \cup \{v\}) \setminus IB_g(S)$ . Như vậy ta sẽ có:  $\sum_{v \in IB_g(T \cup \{v\}) \setminus IB_g(T)} b(v) = \sum_{v \in IB_g(S \cup \{v\}) \setminus IB_g(S)} b(v) - \sum_{v \in IB_g(T)} b(v) \leq \sum_{v \in IB_g(S \cup \{v\}) \setminus IB_g(S)} b(v) = \sum_{v \in IB_g(S \cup \{v\})} b(v) - \sum_{v \in IB_g(S)} b(v)$ . Điều này

tương đương với  $\sigma_g(T \cup \{v\}) - \sigma_g(T) \leq \sigma_g(S \cup \{v\}) - \sigma_g(S)$ , tức là hàm  $\sigma_g(\cdot)$  có tính sub-modular.

Vì mỗi đồ thị  $G$  có thể sinh ra nhiều đồ thị  $g$ , gọi  $p(g)$  là xác suất đồ thị  $g$  được sinh ra. Hàm tổng lợi ích  $\sigma(P_0)$  trên đồ thị  $G$  được tính toán như sau:  $\sigma(P_0) = \sum_g p(g) \cdot \sigma_g(P_0)$ . Do  $p(g) \geq 0$  và hàm  $\sigma_g(\cdot)$  có tính sub-modular nên hàm  $\sigma(\cdot)$  cũng có tính sub-modular.

Từ Định lý 2 và Định lý 3 chứng tỏ hàm mục tiêu  $\phi(\cdot)$  của bài toán IBM++ có tính sub-modular trên mô hình lan truyền thông tin CLT, tuy nhiên  $\phi(\cdot)$  không có tính đơn điệu tăng do  $\phi(P_0 \cup \{v\}) - \phi(P_0)$  có thể mang giá trị âm nếu lợi ích gia tăng thêm khi bổ sung  $v$  vào tập  $P_0$  nhỏ hơn chi phí  $c(v)$ . Đây là một thách thức mới khi giải quyết bài toán IBM++.

## V. PHƯƠNG PHÁP ĐỀ XUẤT

### A. THUẬT TOÁN THAM LAM KÉP

Do hàm mục tiêu  $\phi(\cdot)$  của bài toán IBM++ có tính sub-modular nhưng không đơn điệu tăng, do vậy nếu áp dụng chiến lược tham lam như cách tiếp cận truyền thống thì lời giải thu được sẽ không có bất kỳ tỉ lệ tối ưu nào được đảm bảo.

Đối với lớp các bài toán tối đa hóa mà hàm mục tiêu có tính sub-modular nhưng không đơn điệu tăng, Buchbinder [14] đã đề xuất một thuật toán tham lam kép để tìm lời giải trong đó thuật toán tham lam kép *tốt định* cho chất lượng lời giải đạt tỉ lệ tối ưu 1/3 và thuật toán tham lam kép *ngẫu nhiên* cho chất lượng lời giải đạt tỉ lệ tối ưu 1/2.

Thuật toán 1 mô tả ý tưởng của thuật toán tham lam kép *tốt định* trong bối cảnh bài toán ngăn chặn thông tin sai lệch IBM++. Thuật toán bắt đầu với tập  $P_0 = \emptyset$  và  $T_0 = V \setminus N_0$ . Tiếp theo sẽ duyệt qua tất cả các đỉnh trong đồ thị để quyết định thêm chúng vào tập  $P_0$  hay loại bỏ khỏi tập  $T_0$ . Thuật toán sẽ dừng lại khi  $P_0 = T_0$ , tập  $P_0$  thu được là tập các đỉnh cần tìm. Quyết định đưa ra với mỗi đỉnh  $u$  dựa trên mức tăng lợi nhuận của việc thêm  $u$  vào  $P_0$  (tức là  $\phi(P_0 \cup \{u\}) - \phi(P_0)$ ) và mức tăng lợi nhuận khi loại bỏ  $u$  khỏi  $T_0$  (tức là  $\phi(T_0 \setminus \{u\}) - \phi(T_0)$ ). Đỉnh  $u$  được thêm vào  $P_0$  nếu nó tạo ra mức tăng lợi nhuận cao hơn khi bị loại bỏ khỏi  $T_0$  và ngược lại. Với thuật toán tham lam kép *ngẫu nhiên*,  $u$  được thêm vào  $P_0$  với xác suất  $r^+ / (r^+ + r^-)$  và bị loại bỏ khỏi  $T_0$  với xác suất  $r^- / (r^+ + r^-)$ .

Theo Buchbinder [14], để thuật toán tham lam kép *tốt định* đạt tỉ lệ tối ưu 1/3 và thuật toán tham lam kép *ngẫu nhiên* đạt tỉ lệ tối ưu 1/2 cần có thêm ràng buộc cứng  $\phi(V \setminus N_0) \geq 0$ , tức là việc chọn tất cả các đỉnh trong mạng xã hội để lan truyền thông tin đúng vẫn mang lại lợi nhuận. Điều kiện này khó có thể được đảm bảo, đặc biệt trong chiến dịch truyền thông về sản phẩm của một công ty không phải lúc nào cũng chắc chắn rằng lợi ích mang về sẽ lớn hơn tổng chi phí bỏ ra. Do vậy, trong trường hợp  $\phi(V \setminus N_0) < 0$  thuật toán

---

**Algorithm 1:** Thuật toán tham lam kép tắt định

---

**Data:** Đồ thị  $G = (V, E)$ ,  $N_0$  là tập đỉnh lan truyền thông tin sai lệch ban đầu

**Result:** Tập  $P_0$  gồm các đỉnh lan truyền thông tin đúng

1.  $P_0 \leftarrow \emptyset$ ;
  2.  $T_0 \leftarrow V \setminus N_0$ ;
  3. **foreach**  $u \in V \setminus N_0$  **do**
  4.      $r^+ \leftarrow \phi(P_0 \cup \{u\}) - \phi(P_0)$ ;
  5.      $r^- \leftarrow \phi(T_0 \setminus \{u\}) - \phi(T_0)$ ;
  6.     **if**  $r^+ \geq r^-$  **then**
  7.          $P_0 \leftarrow P_0 \cup \{u\}$ ;
  8.     **else**
  9.          $T_0 \leftarrow T_0 \setminus \{u\}$ ;
  10.    **end**
  11. **end**
  12. **return**  $P_0 (= T_0)$ ;
- 

tham lam kép sẽ không có bất kỳ tỉ lệ tối ưu nào được đảm bảo. Để giải quyết vấn đề này, chúng tôi đề xuất một thuật toán mới (được trình bày ở mục B) cho lời giải đạt tỉ lệ tối ưu như Thuật toán 1 nhưng với ràng buộc mềm dẻo hơn.

### B. CẮT TỈA KHÔNG GIAN TÌM KIẾM

Ý tưởng của chúng tôi tìm cách giảm thiểu không gian tìm kiếm lời giải ban đầu từ tập  $V \setminus N_0$  thành một tập có kích thước nhỏ hơn. Gọi  $A_1$  và  $B_1$  là hai tập đỉnh được xác định như sau:  $A_1 = \{v : \phi(V \setminus N_0) - \phi((V \setminus N_0) \setminus \{v\}) > 0\}$  và  $B_1 = \{v : \phi(v) - \phi(\emptyset) \geq 0\}$ . Do tính sub-modular của hàm  $\phi(\cdot)$ , ta có  $A_1 \subseteq B_1$ . Gọi  $L_1 = [A_1, B_1]$  là không gian chứa tất cả các tập hợp  $P_0$  thỏa mãn:  $A_1 \subseteq P_0 \subseteq B_1$ . Gọi  $P_0^*$  là lời giải tối ưu của bài toán IBM++, ta có định lý dưới đây.

**Định lý 4.**  $L_1 = [A_1, B_1]$  luôn chứa lời giải tối ưu  $P_0^*$ , tức là  $A_1 \subseteq P_0^* \subseteq B_1$ .

*Chứng minh.* Do tính sub-modular của hàm  $\phi(\cdot)$  và  $\phi(V \setminus N_0) - \phi((V \setminus N_0) \setminus \{v\}) > 0$  nên với bất kỳ tập  $P_0 \subseteq (V \setminus N_0) \setminus \{v\}$  ta có  $\phi(P_0 \cup v) - \phi(P_0) \geq \phi(V \setminus N_0) - \phi((V \setminus N_0) \setminus \{v\}) > 0$ . Như vậy  $P_0 \cup \{v\}$  luôn tạo ra lợi nhuận cao hơn  $P_0$ , chứng tỏ  $v$  phải được chọn làm đỉnh lan truyền thông tin đúng trong lời giải tối ưu, tức là  $A_1 \subseteq P_0^*$ . Lập luận tương tự, nếu  $\phi(v) - \phi(\emptyset) < 0$  thì  $v$  không thể được lựa chọn vào lời giải tối ưu  $P_0^*$ , tức là  $P_0^* \subseteq B_1$ .

Định lý 4 giúp ta xác định được các đỉnh phải được chọn và các đỉnh không thể được chọn làm đỉnh lan truyền thông tin đúng trong phương án tối ưu. Ta có thể "tỉa bớt" không gian tìm kiếm  $L_1 = [A_1, B_1]$  bằng chiến lược lặp. Cụ thể như sau: vì các đỉnh trong  $A_1$  phải luôn được lựa chọn trong lời giải tối ưu nên ta có thể thu nhỏ  $B_1$  thành  $B_2 = \{v : \phi(A_1 \cup \{v\}) - \phi(A_1) \geq 0\}$ . Tương tự, vì các đỉnh trong  $(V \setminus N_0) \setminus B_1$  không

thể được lựa chọn trong lời giải tối ưu nên ta có thể mở rộng  $A_1$  thành  $A_2 = \{v : \phi(B_1) - \phi(B_1 \setminus \{v\}) > 0\}$ . Như vậy, ta thu được không gian tìm kiếm  $L_2 = [A_2, B_2]$  nhỏ hơn  $L_1 = [A_1, B_1]$ .

Thuật toán 2 mô phỏng chiến lược "cắt tỉa" không gian tìm kiếm lời giải tối ưu. Gọi  $A^+$  và  $B^+$  là hai tập đỉnh trả về bởi Thuật toán 2. Theo Định lý 4, không gian các đỉnh  $L^+ = [A^+, B^+]$  chứa lời giải tối ưu  $P_0^*$ . Như vậy, trong thuật toán tham lam kép (Thuật toán 1) thay vì bắt đầu với tập  $P_0 = \emptyset$  và  $T_0 = V \setminus N_0$ , ta có thể khởi tạo  $P_0$  với  $A^+$  và  $T_0$  với  $B^+$  và chỉ kiểm tra các đỉnh  $u$  trong  $B^+ \setminus A^+$  để quyết định thêm vào hay loại bỏ khỏi tập  $P_0$  và  $T_0$ .

---

**Algorithm 2:** Thuật toán cắt tỉa

---

**Data:** Đồ thị  $G = (V, E)$ ,  $N_0$  là tập đỉnh lan truyền thông tin sai lệch ban đầu

**Result:** Tập  $A^+$  và  $B^+$

1.  $t \leftarrow 0$ ;
  2.  $A_0 \leftarrow \emptyset$ ;
  3.  $B_0 \leftarrow (V \setminus N_0)$ ;
  4. **repeat**
  5.      $A_{t+1} = \{v : \phi(B_t) - \phi(B_t \setminus \{v\}) > 0\}$ ;
  6.      $B_{t+1} = \{v : \phi(A_t \cup \{v\}) - \phi(A_t) \geq 0\}$ ;
  7.      $t = t + 1$ ;
  8. **until**  $A_t = A_{t-1}$  và  $B_t = B_{t-1}$ ;
  9. **return**  $A_t$  và  $B_t$ ;
- 

**Định lý 5.** Giả sử trong Thuật toán 1, tập  $P_0$  và  $T_0$  được khởi tạo với  $A^+$  và  $B^+$  sao cho  $\phi(A^+) + \phi(B^+) \geq 0$  thì Thuật toán 1 cho lời giải đạt tỉ lệ tối ưu 1/3 và phiên bản ngẫu nhiên cho lời giải đạt tỉ lệ tối ưu 1/2.

*Chứng minh.* Ta có  $A^+ \subseteq P_0^* \subseteq B^+$ , do vậy  $(P_0^* \cup A^+) \cap B^+ = P_0^* \cap B^+ = P_0^*$ . Khi tập  $P_0$  và  $T_0$  được khởi tạo với  $A^+$  và  $B^+$ , thì Trong Thuật toán 1 sẽ trả về lời giải là tập  $P_0$  thỏa mãn:  $\phi(P_0) + \phi(A^+) + \phi(B^+) \leq 3 \cdot \phi(P_0^*)$ . Do vậy, nếu  $\phi(A^+) + \phi(B^+) \geq 0$ , ta có  $\phi(P_0) \geq (1/3) \cdot \phi(P_0^*)$ , tức là Thuật toán 1 cho lời giải đạt tỉ lệ tối ưu 1/3. Tỉ lệ tối ưu 1/2 với phiên bản ngẫu nhiên được chứng minh tương tự.

Như vậy, theo Định lý 5 cho thấy việc áp dụng phương pháp "cắt tỉa" không gian tìm kiếm trước khi áp dụng các thuật toán tham lam kép cho phép chúng ta duy trì tỉ lệ tối ưu của lời giải với điều kiện  $\phi(A^+) + \phi(B^+) \geq 0$ .

Do  $A_t \subseteq A_{t+1} \subseteq A^+ \subseteq P_0^* \subseteq B_{t+1} \subseteq B_t \forall t \geq 0$  và  $\phi(\cdot)$  có tính sub-modular, nên ta có:  $\phi(A_t) \leq \phi(A_{t+1})$  và  $\phi(B_t) \leq \phi(B_{t+1}) \forall t \geq 0$ . Suy ra:  $\phi(V \setminus N_0) = \phi(\emptyset) + \phi(V \setminus N_0) = \phi(A_0) + \phi(B_0) \leq \phi(A_1) + \phi(B_1) \leq \dots \leq \phi(A^+) + \phi(B^+)$ . Chứng tỏ  $\phi(A^+) + \phi(B^+) \geq 0$  là điều kiện mềm dẻo hơn so với điều kiện ban đầu  $\phi(V \setminus N_0) \geq 0$ .

VI. THỰC NGHIỆM VÀ KẾT QUẢ

Trong phần này, chúng tôi tiến hành thực nghiệm nhằm đánh giá tính hiệu quả của thuật toán tham lam kép với kỹ thuật cắt tĩa không gian tìm kiếm (được đề xuất của chúng tôi) với các thuật toán khác.

A. DỮ LIỆU THỰC NGHIỆM

Dữ liệu tiến hành thực nghiệm là các mạng xã hội thực [15], được sử dụng rộng rãi trong các nghiên cứu về lan truyền thông tin [1], [2], [6], [9], [13], [16]. Thông tin về các bộ dữ liệu này được mô tả trong Bảng 1.

Tên mạng	Số đỉnh	Số cạnh	Bậc trung bình
Wiki-Vote	7,115	103,689	14,5
Twitter	81,306	1,768,149	21,7
Google+	107,614	13,673,453	127,1
LiveJournal	4,847,571	68,993,773	14,2

Bảng I: Các bộ dữ liệu thực nghiệm

B. CÀI ĐẶT THỰC NGHIỆM

**Các thuật toán thực nghiệm.** Chúng tôi so sánh tính hiệu quả của các thuật toán sau:

- *Random (R)*: Thuật toán chọn ngẫu nhiên  $k$  đỉnh để bắt đầu lan truyền thông tin đúng. Thực nghiệm với các giá trị  $k = 1, 2, \dots, |V \setminus N_0|$  sau đó chọn giá trị có lợi nhuận lớn nhất.
- *Max Degree (MD)*: Thuật toán heuristic chọn  $k$  đỉnh có bậc cao nhất để bắt đầu lan truyền thông tin đúng. Tương tự thuật toán Random, thực nghiệm với các giá trị  $k = 1, 2, \dots, |V \setminus N_0|$  sau đó chọn giá trị có lợi nhuận lớn nhất.
- *CLDAG*: Đây là thuật toán đề xuất giải quyết bài toán IBM [9]. Thực nghiệm với các giá trị  $k = 1, 2, \dots, |V \setminus N_0|$  sau đó chọn giá trị có lợi nhuận lớn nhất.
- *Thuật toán tham lam kép (TLK)*: Do thuật toán tham lam kép *tất định* và *ngẫu nhiên* cho kết quả gần giống nhau về lợi nhuận thu về và thời gian thực hiện nên chúng tôi chỉ hiển thị kết quả thuật toán tham lam kép *tất định* để các biểu đồ, bảng biểu dễ đọc hơn.
- *Thuật toán tham lam kép với kỹ thuật cắt tĩa (TLKT)*: Trước tiên tiến hành cắt tĩa không gian tìm kiếm bằng thuật toán đề xuất trong mục V-B sau đó áp dụng thuật toán tham lam kép.

Lý do lựa chọn thuật toán Random và Max Degree trong thực nghiệm này vì đây là các thuật toán cơ sở sử dụng rộng rãi trong thực nghiệm các bài toán lan truyền thông tin [1], [2], [6], [9], [13], [16]. Thuật toán CLDAG là thuật toán heuristic cho hiệu quả cao được đề xuất bởi He [9] để giải quyết bài toán IBM.

**Thiết lập tham số.** Trong thực nghiệm này, chúng tôi thiết lập các tham số của mô hình lan truyền thông tin như sau:

- Trọng số ảnh hưởng  $w_{uv}^+$  và  $w_{uv}^-$  trong mô hình lan truyền thông tin CLT được thiết lập giống các nghiên cứu trước đó [9], [16] với  $w_{uv}^+ = \frac{1}{d_{in}(v)}$  và  $w_{uv}^- = \frac{1}{d_{in}(v)}$ ,  $d_{in}(v)$  là *bậc vào* của đỉnh  $v$ .
- Tập đỉnh lan truyền thông tin sai lệch  $N_0$  được khởi tạo bằng cách chọn ngẫu nhiên 10% số đỉnh đối với mỗi bộ dữ liệu.
- Mức lợi ích  $b(v)$  của mỗi đỉnh được thiết lập như sau: với mỗi bộ dữ liệu thực nghiệm sẽ chọn ngẫu nhiên 20% số đỉnh khởi tạo mức lợi ích trong khoảng  $(1, 10]$ , các đỉnh còn lại trong mạng nhận giá trị bằng 1.
- Chi phí  $c(v)$  của mỗi đỉnh  $v$  được thiết lập tỉ lệ thuận với  $d_{out}(v)$  là *bậc ra* của đỉnh  $v$ , điều này mô phỏng rằng người dùng càng có ảnh hưởng trên mạng thì chi phí cần bỏ ra càng cao để người đó lan truyền thông tin đúng.

**Môi trường.** Các thuật toán thực nghiệm được cài đặt bằng ngôn ngữ Python, chạy trên máy tính cấu hình như sau: Intel(R) Core(TM) i7-8850H CPU @ 2.60GHz (12 CPUs), 16384MB RAM.

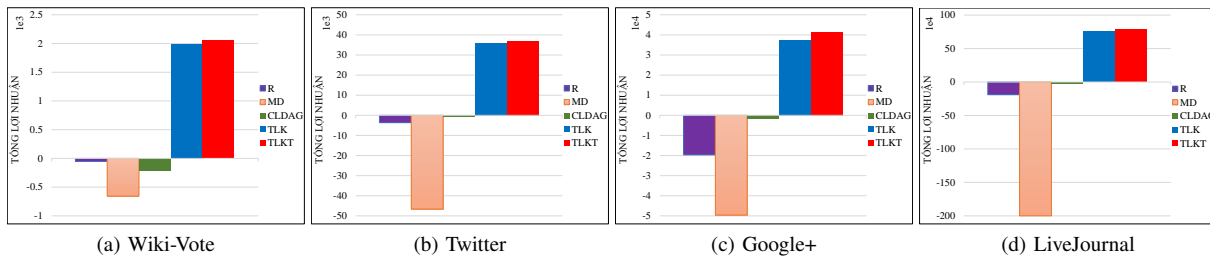
C. KẾT QUẢ THỰC NGHIỆM

Bài báo đánh giá tính hiệu quả của các thuật toán thông qua hai tiêu chí: (1) chất lượng lời giải (tổng lợi nhuận thu về) và (2) thời gian chạy của các thuật toán.

So sánh về chất lượng lời giải được chỉ ra trong Hình 1 cho thấy rằng thuật toán TLKT do chúng tôi đề xuất đều cho kết quả tốt hơn các thuật toán còn lại trên tất cả các bộ dữ liệu. Đặc biệt trên bộ dữ liệu Google+, thuật toán TLKT cho chất lượng lời giải tốt hơn thuật toán TLK 11.5%. Thuật toán MD cho kết quả kém hơn cả thuật toán ngẫu nhiên R với lợi nhuận thu về là âm. Điều này được lý giải là do các đỉnh có ảnh hưởng cao trong mạng có chi phí lựa chọn cao, do vậy tổng chi phí bỏ ra sẽ lớn hơn tổng lợi ích thu về khi thuật toán lựa chọn nhiều đỉnh như vậy làm tập lan truyền thông tin đúng.

Thời gian chạy của các thuật toán được chỉ ra trong Bảng II. Do thời gian chạy của thuật toán R và MD rất ngắn (dưới 0.01 giây) nên chúng tôi bỏ qua không trình bày trong Bảng II. Có thể thấy rằng thuật toán CLDAG chậm hơn đáng kể so với thuật toán TLK và TLKT trên tất cả các bộ dữ liệu. Điều này là do thuật toán CLDAG phải kiểm tra với tất cả các kích thước của tập đỉnh lan truyền thông tin đúng khác nhau để tìm ra lời giải tốt nhất. Ngoài ra, ta thấy TLKT có thời gian thực hiện nhanh hơn so với TLK do không gian tìm kiếm đã được cắt tĩa.

Bảng III cho ta thấy kết quả của việc cắt tĩa không gian tìm kiếm. Có thể thấy rằng việc cắt tĩa làm giảm đáng kể số lượng đỉnh cần được kiểm tra để chọn vào tập  $P_0$ , đặc biệt trên bộ dữ liệu Wiki-Vote, số lượng đỉnh cần kiểm tra là thấp nhất chỉ chiếm 2.8% tổng số đỉnh của mạng. Ngoài ra, ta thấy rằng  $\phi(A^+) +$



Hình 1: Tổng lợi nhuận thu được của các thuật toán

Tên mạng	CLDAG	TLK	TLKT
Wiki-Vote	1.28	0.09	0.08
Twitter	23.10	4.39	2.41
Google+	31.62	7.41	5.15
LiveJournal	2619.38	612.60	382.53

Bảng II: Thời gian chạy của các thuật toán

$\phi(B^+) > 0$  trên đa số các bộ dữ liệu thử nghiệm. Trong các trường hợp này, kỹ thuật cắt tĩa không gian tìm kiếm được đảm bảo chắc chắn về mặt lý thuyết tỉ lệ tối ưu.

Tên mạng	$ A^+ $	$ B^+ $	$\phi(A^+) + \phi(B^+)$
Wiki-Vote	3,716	3,918	7,937
Twitter	25,268	27,163	-8,439
Google+	37,102	41,215	72,947
LiveJournal	1,218,312	1,639,415	1,182,321

Bảng III: Kết quả cắt tĩa không gian tìm kiếm

### VII. KẾT LUẬN

Trong bài báo này, chúng tôi nghiên cứu bài toán ngăn chặn thông tin sai lệch lan truyền trên mạng xã hội trực tuyến. Mục tiêu là chọn ra những người dùng ban đầu để lan truyền thông tin tốt nhằm ngăn chặn ảnh hưởng của thông tin sai lệch. Đặc điểm của bài toán là hàm mục tiêu cần tối ưu không có tính đơn điệu tăng, do vậy không thể áp dụng các phương pháp truyền thống để giải quyết. Chúng tôi đã đề xuất thuật toán tham lam kép với kỹ thuật cắt tĩa không gian tìm kiếm để giải quyết thách thức mới đặt ra. Thuật toán được đề xuất đã đảm bảo được tỉ lệ tối ưu về mặt lý thuyết, ngoài ra kết quả thực nghiệm trên các mạng xã hội chỉ ra tính hiệu quả của thuật toán đề xuất.

Trong thời gian tới, chúng tôi sẽ xem xét thêm các ràng buộc về giới hạn thời gian lan truyền thông tin hoặc giới hạn về vị trí địa lý đối với bài toán ngăn chặn thông tin sai lệch.

### TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1] H. Zhang, M. A. Alim, X. Li, M. T. Thai, and H. T. Nguyen, "Misinformation in online social networks: Detect them all with a limited budget," vol. 34, no. 3, pp. 1–24. [Online]. Available: <https://dl.acm.org/doi/10.1145/2885494>

[2] H. Zhang, M. A. Alim, M. T. Thai, and H. T. Nguyen, "Monitor placement to timely detect misinformation in online social networks," in *2015 IEEE International Conference on Communications (ICC)*, pp. 1152–1157, ISSN: 1938-1883.

[3] Y. Zhang and B. A. Prakash, "Scalable vaccine distribution in large graphs given uncertain data," in *Proceedings of the 23rd ACM International Conference on Conference on Information and Knowledge Management*. ACM, pp. 1719–1728.

[4] —, "Data-aware vaccine allocation over large networks," vol. 10, no. 2, pp. 1–32. [Online]. Available: <https://dl.acm.org/doi/10.1145/2803176>

[5] Y. Zhang, A. Adiga, S. Saha, A. Vullikanti, and B. A. Prakash, "Near-optimal algorithms for controlling propagation at group scale on networks," *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, vol. 28, no. 12, pp. 3339–3352, 2016.

[6] C. Budak, D. Agrawal, and A. El Abbadi, "Limiting the spread of misinformation in social networks," in *Proceedings of the 20th International Conference on World Wide Web*, ser. WWW '11. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2011, p. 665–674.

[7] H. Zhang, H. Zhang, X. Li, and M. T. Thai, "Limiting the spread of misinformation while effectively raising awareness in social networks," in *Computational Social Networks*, M. T. Thai, N. P. Nguyen, and H. Shen, Eds. Cham: Springer International Publishing, 2015, pp. 35–47.

[8] N. P. Nguyen, G. Yan, and M. T. Thai, "Analysis of misinformation containment in online social networks," *Computer Networks*, vol. 57, no. 10, pp. 2133–2146, 2013, towards a Science of Cyber Security Security and Identity Architecture for the Future Internet.

[9] X. He, G. Song, W. Chen, and Q. Jiang, *Influence Blocking Maximization in Social Networks under the Competitive Linear Threshold Model*, 2012, pp. 463–474. [Online]. Available: <https://epubs.siam.org/doi/abs/10.1137/1.9781611972825.40>

[10] S. Kwon, M. Cha, K. Jung, W. Chen, and Y. Wang, "Prominent features of rumor propagation in online social media," in *2013 IEEE 13th International Conference on Data Mining*, pp. 1103–1108, ISSN: 2374-8486.

[11] V. Qazvinian, E. Rosengren, D. R. Radev, and Q. Mei, "Rumor has it: Identifying misinformation in microblogs," in *Proceedings of the 2011 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, Jul. 2011, pp. 1589–1599.

[12] D. T. Nguyen, N. P. Nguyen, and M. T. Thai, "Sources of misinformation in online social networks: Who to suspect?" in *MILCOM 2012 - 2012 IEEE Military Communications Conference*, pp. 1–6, ISSN: 2155-7586.

[13] D. Kempe, J. Kleinberg, and E. 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*, ser. KDD '03. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2003, p. 137–146. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1145/956750.956769>

[14] N. Buchbinder, M. Feldman, J. SeffiNaor, and R. Schwartz, "A tight linear time (1/2)-approximation for unconstrained submodular maximization," *SIAM Journal on Computing*, vol. 44, no. 5, pp. 1384–1402, 2015. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1137/130929205>

[15] Stanford large network dataset collection. [Online]. Available: <http://snap.stanford.edu/data/index.html>

- [16] H. T. Nguyen, M. T. Thai, and T. N. Dinh, "A billion-scale approximation algorithm for maximizing benefit in viral marketing," *IEEE/ACM Transactions on Networking*, vol. 25, no. 4, pp. 2419–2429, 2017.

### PREVENTING MISINFORMATION SPREAD ON ONLINE SOCIAL NETWORKS: A METHODOLOGY

**Abstract:** Online social networks have become valuable tools for rapid and convenient information sharing and exchange among individuals. Alongside authentic and reliable information, there is also the rapid and widespread dissemination of misinformation and fake news (collectively referred to as misinformation) on social media networks. Misinformation to some extent can cause harm to individuals and organizations upon reception, potentially leading to societal panic. To limiting the spread of misinformation on social networks, a commonly employed approach is to select influential individuals within the network to propagate accurate and reliable information (referred to as true information), thereby counteracting and correcting the misinformation. However, these studies all assume that the cost incurred for influential individuals to disseminate true information is equal, and the benefit

when users are not affected by misinformation is the same. This paper investigates a more generalized problem by considering varying costs for propagating true information and different benefits gained when users remain unaffected by misinformation. We demonstrate that the objective function of the problem is no longer monotonic, thus, to address this new challenge, we propose a dual greedy algorithm with search space pruning techniques. Experimental results on various social network datasets validate the effectiveness of the proposed algorithm.

**Keyword:** Information diffusion, Diffusion model, Influence blocking maximization, Approximation algorithms.



**Vũ Minh Mạnh** Nhận học vị Thạc sĩ năm 2017 tại Đại học Công nghệ, Đại học Quốc gia Hà Nội. Hiện đang công tác tại Khoa An toàn thông tin, Học viện Công nghệ Bưu chính Viễn thông.  
Lĩnh vực nghiên cứu: an toàn thông tin, tối ưu tổ hợp, thuật toán xấp xỉ.