Tóm tắt:

Việc học các biểu diễn vector (hay còn gọi là biểu diễn nhúng) của người dùng và sản phẩm là trung tâm của các hệ thống gợi ý hiện đại. Từ việc thừa số hóa ma trận gốc cho đến các phương pháp dựa trên học sâu, những mục đích thường để thu được biểu diễn nhúng của người dùng (hoặc sản phẩm) bằng cách ánh xạ các đặc trưng có sẵn của người dùng (hoặc sản phẩm), chẳng hạn như ID và thuộc tính. Các phương pháp này có một điểm hạn chế là tín hiệu tương tác, vốn ẩn chứa trong sự tương tác giữa người dùng và sản phẩm, không được mã hóa trong biểu diễn nhung. Do đó, các kết quả của biểu diễn nhúng có thể chưa có được đầy đủ thông tin của hiệu ứng lọc cộng tác.

Từ đó, nhóm tác giả đề xuất tích hợp vào biểu diễn nhúng các thông tin về tương tác người dùng-sản phẩm dựa trên cấu trúc đồ thị hai phía. Một kiến trúc gợi ý mới với tên gọi Neural Graph Collaborative Filtering (NGCF) được đề xuất, tận dụng cấu trúc đồ thị người dùng-sản phẩm bằng cách lan truyền tín hiệu nhúng trên đó. Kiến trúc này mô hình hóa các kết nối bậc cao trong đồ thị người dùng-sản phẩm, diễn giải hiệu quả các tín hiệu tương tác vào quá trình nhúng. Kiến trúc được tiến hành các thử nghiệm trên ba bộ dữ liệu công khai, chứng minh sự cải thiện đáng kể so với một số mô hình tiên tiến nhất như HOP-Rec [40] và Collaborative Memory Network [5]. Phân tích sâu hơn cho thấy tính quan trọng của lan truyền nhúng để học biểu diễn người dùng và sản phẩm tốt hơn, chứng minh tính hợp lý và hiệu quả của NGCF.

1. Giới thiệu

Gợi ý được cá nhân hóa được áp dụng phổ biến vào nhiều dịch vụ trực tuyến như Thương mại điện tử, quảng cáo và mạng xã hội. Ý tưởng chính của nó là ước tính khả năng người dùng sẽ sử dụng một sản phẩm dựa trên các tương tác lịch sử như mua hàng và nhấp chuột. Lọc cộng tác (CF) giải quyết vấn đề này bằng cách giả định rằng người dùng tương tự về hành vi sẽ có sở thích tương tự về sản phẩm. Để thực hiện giả định này, một mô hình phổ biến là tham số hóa người dùng và sản phẩm để tái tạo các tương tác lịch sử và dự đoán sở thích của người dùng dựa trên các tham số [1,14].

Nói chung, có hai thành phần chính trong các mô hình CF - 1) biểu diễn nhúng, chuyển đổi người dùng và sản phẩm thành các biểu diễn vector và 2) mô hình tương tác, tái tạo các tương tác lịch sử dựa trên các biểu diễn nhúng. Ví dụ, thừa số hóa ma trận (MF) trực tiếp nhúng ID người dùng/sản phẩm thành vector và mô hình hóa tương tác người dùng-sản phẩm bằng tích vô hướng [20]; học sâu cộng tác mở rộng khả năng nhúng MF bằng cách tích hợp các biểu diễn sâu được học từ thông tin của sản phẩm [30]; mô hình lọc cộng tác nơ ron thay thế biểu diễn tương tác MF sử dụng tích vô hướng bằng các mạng nơ-ron phi tuyến [14]; và các mô hình lọc cộng tác thay vào đó sẽ sử dụng khoảng cách Euclidean làm hàm tương tác [28].

Mặc dù hiệu quả, nhưng những phương pháp này chưa đủ để cho ra các biểu diễn nhúng đáp ứng được yêu cầu của CF. Lý do chính là sự thiếu đi các tín hiệu cộng tác quan trọng, ẩn trong các tương tác người dùng-sản phẩm. Cụ thể hơn, hầu hết các phương pháp hiện có xây dựng biểu diễn nhúng chỉ với các đặc trưng miêu tả (ví dụ: ID và thuộc tính), mà không xem xét các tương tác giữa người dùng-sản phẩm – vốn chỉ được sử dụng để làm hàm mục tiêu cho việc huấn luyện mô hình [26,28].

Kết quả là, các biểu diễn nhúng không đủ hiệu quả cho CF, vậy nên phương pháp đó phải dựa vào hàm tương tác để bù đắp cho sự thiếu hụt của các biểu diễn nhúng không tối ưu [14].

Mặc dù có ý nghĩa thực tiễn khi tích hợp tương tác người dùng-sản phẩm vào biểu diễn nhúng, nhưng việc thực hiện không hề đơn giản. Đặc biệt, quy mô của các tương tác có thể dễ dàng đạt hàng triệu hoặc thậm chí lớn hơn trong các ứng dụng thực tế, làm cho việc trích xuất tín hiệu cộng tác trở nên khó khăn. Trong nghiên cứu này, nhóm tác giả giải quyết thách thức này bằng cách mã hóa kết nối bậc cao từ các tương tác người dùng-sản phẩm một cách tự nhiên vào cấu trúc đồ thị tương tác.

Ví dụ chạy. Hình 1 minh họa khái niệm về kết nối bậc cao. Người dùng quan tâm đến gợi ý là u1, được đánh dấu bằng vòng tròn kép trong phần con số bên trái của đồ thị tương tác người dùng-sản phẩm. Phần con số bên phải hiển thị cấu trúc cây được mở rộng từ u1. Kết nối bậc cao chỉ ra đường đi đến u1 từ bất kỳ nút nào với chiều dài đường đi l lớn hơn 1. Kết nối bậc cao như vậy chứa các ngữ nghĩa phong phú mang theo tín hiệu cộng tác. Ví dụ, đường đi u1 ← i2 ← u2 cho thấy sự giống nhau về hành vi giữa u1 và u2, vì cả hai người dùng đều tương tác với sản phầm i2; đường đi dài hơn u1 ← i2 ← u2 ← i4 cho thấy rằng u1 có khả năng sử dụng i4, vì một người dùng tương tự u2 đã sử dụng sản phẩm i4 trước đó. Hơn nữa, từ góc nhìn toàn diện của l = 3, sản phẩm i4 có khả năng thu hút sự quan tâm của u1 hơn sản phẩm i5, vì có hai đường đi kết nối <i4,u1>, trong khi chỉ có một đường đi kết nối <i5,u1>.

Hiện tại, tác giả đề xuất mô hình thông tin kết nối bậc cao trong hàm nhúng. Thay vì mở rộng đồ thị tương tác dưới dạng cây, vốn khá phức tạp, tác giả thiết kế một phương pháp mạng nơ ron để lan truyền tín hiệu nhúng trên đồ thị. Phương pháp này dựa trên các phát triển gần đây của các mạng nơ ron đồ thị [8, 32, 38], có thể được coi là xây dựng luồng thông tin trong không gian nhúng. Cụ thể, tác giả thiết kế một lớp lan truyền nhúng, bổ sung thông tin nhúng của người dùng (hoặc sản phẩm) bằng cách tổng hợp các thông tin nhúng của các sản phẩm đã tương tác (hoặc người dùng). Bằng cách xếp chồng nhiều lớp lan truyền nhúng, đề xuất giúp các nhúng có thể bắt được các tín hiệu cộng tác trong các kết nối bậc cao. Lấy Hình 1 làm ví dụ, xếp chồng hai lớp thu được sự giống nhau về hành vi của u1 ← i2 ← u2, xếp chồng ba lớp thu được các gợi ý tiềm năng của u1 ← i2 ← u2 ← i4 và sức mạnh của luồng thông tin (được ước tính bằng trọng số có thể huấn luyện giữa các lớp) xác định ưu tiên gợi ý của i4 và i5. Các thử nghiệm được đo đạc trên ba bộ dữ liệu công khai để xác minh tính hợp lý và hiệu quả của phương pháp Lọc cộng tác đồ thị nơ ron (NGCF).

Cũng lưu ý rằng mặc dù thông tin kết nối bậc cao đã được xem xét trong một phương pháp gần đây tên là HOP-Rec [40], nhưng chúng chỉ được khai thác để làm giàu dữ liệu huấn luyện. Cụ thể, mô hình dự đoán của HOP-Rec vẫn là MF, trong khi nó được huấn luyện bằng cách tối ưu hóa một hàm mất mát được bổ sung với các kết nối bậc cao. Khác biệt so với HOP-Rec, tác giả đóng góp một kỹ thuật mới để tích hợp các kết nối bậc cao vào mô hình dự đoán, kết quả thực nghiệm cho thấy các biểu diễn nhúng đem lại độ chính xác cao hơn so với HOP-Rec.

Tóm tắt lại, nghiên cứu này có những cải tiến sau đây:

• Nhấn mạnh tính quan trọng của việc khai thác rõ ràng tín hiệu cộng tác trong hàm nhúng của các phương pháp CF dựa trên mô hình học sâu.

• Đề xuất NGCF, một kiến trúc gợi ý mới dựa trên mạng nơ ron đồ thị, mã hóa tín hiệu cộng tác dưới dạng các kết nối bậc cao bằng lan truyền nhúng.

• Đánh giá và thí nghiệm được tiến hành trên ba bộ dữ liệu với kích thước lên tới hàng triệu điểm dữ liệu. Các kết quả đánh giá cho thấy hiệu suất của NGCF và tính hiệu quả trong việc cải thiện chất lượng nhúng với kỹ thuật lan truyền nhúng nơ ron.

2 PHƯƠNG PHÁP luận

Kiến trúc của NGCF được minh họa trong Hình 2. Có ba thành phần trong kiến trúc này: (1) một lớp cung cấp và khởi tạo các biểu diễn nhúng của người dùng và các nhúng sản phẩm; (2) nhiều lớp lan truyền nhúng cải tiến các biểu diễn nhúng bằng cách tích hợp các quan hệ kết nối bậc cao; và (3) lớp dự đoán tổng hợp các thông tin nhúng từ các lớp lan truyền khác và đầu ra là điểm số ứng với kết nối của một cặp người dùng-sản phẩm. Cuối cùng, nhóm tác giả thảo luận về độ phức tạp thời gian của NGCF và liên quan với các phương pháp hiện có.

2.1 Lớp Nhúng

Tác giả biểu diễn một người dùng u (một sản phẩm i) với một vector nhúng eu ∈ Rd (ei ∈ Rd), trong đó d cho biết kích thước vector nhúng. Bản chất là xây dựng ma trận tham số làm bảng tra cứu nhúng:

Chú ý rằng bảng tra cứu nhúng này là trạng thái ban đầu cho các biểu diễn nhúng người dùng và sản phẩm, được tối ưu hóa theo kiểu đầu-cuối. Trong các mô hình gợi ý truyền thống như MF và lọc cộng tác nơ ron, các nhúng ID này được đưa trực tiếp vào một lớp tương tác (hoặc toán tử) để thu được điểm số dự đoán. Ngược lại, trong kiến trúc NGCF này, tác giả cải tiến biểu diễn nhúng bằng cách lan truyền chúng trên đồ thị tương tác người dùng-sản phẩm. Điều này khiến biểu diễn nhúng trở nên hiệu quả hơn cho bài toán gợi ý, vì nó tích hợp ngày các tín hiệu cộng tác vào thông tin nhúng.

2.2 Các lớp lan truyền nhúng

Tiếp đến là xây dựng kiến ​​trúc truyền thông tin của mạng đồ thị nơ ron GNN [8, 38] để bắt tín hiệu CF dọc theo cấu trúc đồ thị và cải tiến thông tin nhúng của người dùng và sản phẩm. Tác giả trình bày thiết kế của một lớp lan truyền và tổng quát hóa nó thành nhiều lớp liên tiếp.

2.2.1 Lan truyền bậc nhất. Một cách hình dung, các sản phẩm được tương tác sẽ cung cấp thông tin trực tiếp về sở thích của người dùng; tương tự, người dùng lựa chọn một sản phẩm có thể được sử dụng để đo lường độ tương đồng cộng tác của hai sản phẩm. Tác giả dựa trên cơ sở này để thực hiện việc lan truyền nhúng giữa người dùng và sản phẩm được kết nối, công thức hóa quá trình với hai hoạt động chính: xây dựng tín hiệu và tổng hợp tín hiệu.

Xây dựng tín hiệu. Đối với một cặp người dùng-sản phẩm được kết nối (u, i), tín hiệu từ i đến u được định nghĩa như sau:

trong đó mu ← i là nhúng tín hiệu (tức là thông tin cần được truyền). f (·) là hàm mã hóa tín hiệu, nhận các biểu diễn nhúng ei và eu làm đầu vào và sử dụng hệ số pui để kiểm soát yếu tố suy giảm trên mỗi sự lan truyền trên cạnh (u, i). Ở đây, tác giả thực hiện f (·) như sau:

trong đó W1, W2 ∈ Rd′×d là các ma trận trọng số có thể huấn luyện để chắt lọc ra thông tin hữu ích cho việc lan truyền và d ′ là kích thước biến đổi. Khác biệt so với các mạng tích chập đồ thị thông thường vốn chỉ xem xét đóng góp của ei, ở đây tác giả mã hóa thêm sự tương tác giữa ei và eu vào tín hiệu được chuyển qua ei ⊙ eu , trong đó ⊙ biểu thị tích phần tử. Điều này khiến tín hiệu phụ thuộc vào sự gần giống giữa ei và eu, ví dụ: chuyển tiếp nhiều tín hiệu từ các sản phẩm tương tự hơn. Điều này không chỉ tăng khả năng biểu diễn của mô hình mà còn nâng cao hiệu suất cho năng lực gợi ý (kết quả có trong phần thực nghiệm ở mục 4.4.2)

Sau mạng tích chập đồ thị, tác giả đặt pui là chuẩn L1 / | Nu || Ni | của đồ thị, trong đó Nu và Ni chỉ các nút kề của người dùng u và sản phẩm i. Từ góc nhìn của việc học biểu diễn, pui phản ánh mức độ mà sản phẩm trong quá khứ đóng góp vào sở thích của người dùng. Từ quan điểm của truyền thông tin, pui có thể được giải thích như một yếu tố suy giảm, khiến các tín hiệu được lan truyền suy giảm theo độ dài đường đi.

Tổng hợp tín hiệu. Ở giai đoạn này, các tín hiệu được lan truyền được tổng hợp từ các nút kề của u để cải tiến biểu diễn của u. Cụ thể, hàm tổng hợp được xác định như sau:

trong đó e (1) chỉ biểu diễn của người dùng u được thu được sau lớp lan truyền nhúng đầu tiên. Hàm kích hoạt của LeakyReLU cho phép các tín hiệu mã hóa cả tín hiệu tích cực và tiêu cực nhỏ. Lưu ý rằng ngoài các tín hiệu được truyền từ nút kề với Nu, tác giả cũng xem xét sự tự kết nối của u: mu ← u = W1 eu , giữ lại thông tin về các đặc trưng ban đầu (W1 là ma trận trọng số được chia sẻ với ma trận được sử dụng trong Phương trình (3)). Tương tự, chúng ta có thể thu được biểu diễn e (1) cho sản phẩm i bằng cách lan truyền thông tin từ các người dùng kết nối tới nó.

Tóm lại, lợi ích của lớp lan truyền nhúng nằm ở việc khai thác rõ ràng thông tin kết nối bậc nhất có liên quan đến biểu diễn người dùng và sản phẩm.

2.2.2 Lan truyền bậc cao. Với các biểu diễn được bổ sung bởi mô hình kết nối bậc nhất, chúng ta có thể xếp chồng thêm nhiều lớp lan truyền nhúng để khám phá sâu các thông tin kết nối bậc cao hơn. Những kết nối bậc cao này rất quan trọng trong mã hóa tín hiệu cộng tác để ước tính điểm số liên quan giữa người dùng và sản phẩm.

Bằng cách xếp l lớp lan truyền nhúng, một người dùng (và một sản phẩm) có khả năng nhận các tín hiệu được truyền từ l hàng xóm xa nhất của nó. Như Hình 2 hiển thị, ở bước l-th, biểu diễn của người dùng u được công thức đệ quy như sau

trong đó các tín hiệu lan truyền được xác định như sau,

trong đó là các ma trận biến đổi có thể huấn luyện được và dl là kích thước biến đổi; ei là biểu diễn sản phẩm được tạo ra từ các bước truyền thông trước đó, ghi nhớ các tín hiệu từ hàng xóm (l-1) của nó. Nó cũng đóng góp vào biểu diễn của người dùng u ở lớp l. Tương tự, chúng ta có thể thu được biểu diễn cho sản phẩm i ở lớp l.

Như Hình 3 hiển thị, tín hiệu cộng tác như u1 ← i2 ← u2 ← i4 có thể được thu thập trong quá trình truyền thông tin nhúng.

Hơn nữa, tín hiệu từ i được mã hóa trong e (3) 4 u1 (được chỉ ra bởi đường màu đỏ). Do đó, xếp chồng nhiều lớp lan truyền nhúng một cách liền mạch sẽ tích hợp các tín hiệu cộng tác vào trong quá trình học biểu diễn.

Luật lan truyền biểu diễn dưới dạng ma trận. Để cung cấp một cái nhìn toàn diện về lan truyền nhúng và thuận tiện cho việc triển khai, tác giả cung cấp biểu diễn ma trận của luật lan truyền theo lớp (tương đương với Công thức (5) và (6)):

trong đó E là các biểu diễn cho người dùng và sản phẩm thu được sau l bước của lan truyền nhúng. E (0) được thiết lập là E ở vòng lặp truyền tín hiệu ban đầu, tức là eu = eu và ei = ei; và I là ma trận đơn vị. L đại diện cho ma trận Laplacian cho đồ thị người dùng-sản phẩm, được công thức hóa như sau:

Bằng việc triển khai luật lan truyền dưới dạng ma trận, chúng ta có thể cập nhật đồng thời các biểu diễn cho tất cả người dùng và sản phẩm một cách khá hiệu quả. Nó cho phép chúng ta bỏ qua quy trình lấy mẫu tại nút, thường được sử dụng để làm cho mạng tích chập đồ thị chạy được trên đồ thị quy mô lớn [25]. Nhóm tác giả sẽ phân tích tính phức tạp trong Phần 2.5.2.

2.3 Dự báo mô hình

Sau khi lan truyền với L lớp, chúng ta thu được nhiều biểu diễn cho người dùng u, tức là {e (1), ···, e (L)}. Vì các biểu diễn thu được ở các lớp khác nhau nhấn mạnh các tín hiệu được chuyển qua các kết nối khác nhau, chúng có sự đóng góp khác nhau trong việc phản ánh sở thích của người dùng.

Vì vậy, các biểu diễn này được gộp lại để tạo thành biểu diễn nhúng cuối cùng cho người dùng; nhóm tác giả thực hiện cùng một phương pháp đó trên các sản phẩm, gộp các biểu diễn {e(1), · · · ,e(L)} được học bởi ii các lớp khác nhau để có được biểu diễn nhúng cuối cùng của sản phẩm

trong đó ∥là phép toán gộp. Bằng cách đó, nhóm tác giả không chỉ làm giàu các biểu diễn nhúng ban đầu với các lớp lan truyền nhúng mà còn cho phép kiểm soát phạm vi lan truyền bằng cách điều chỉnh L. Lưu ý rằng ngoài việc gộp, các phương pháp tổng hợp khác cũng có thể được áp dụng, chẳng hạn như trung bình có trọng số, max pooling, LSTM, vv., Điều này ngụ ý các giả định khác nhau trong việc kết hợp các kết nối với các thứ tự khác nhau. Lợi thế của việc sử dụng phép toán gộp là tính đơn giản của nó vì không cần thêm tham số để học.

Lớp cuối cùng là tích vô hướng để ước lược sở thích của người dùng đối với sản phẩm mục tiêu:

Trong nghiên cứu này, nhóm tác giả tập trung vào việc học hàm nhúng do đó chỉ sử dụng hàm tương tác đơn giản của tích vô hướng. Các lựa chọn phức tạp hơn khác, chẳng hạn như các hàm tương tác dựa trên mạng nơ ron, được dành lại cho những nghiên cứu sau này.

2.4 Tối ưu

Để học các tham số của mô hình, nhóm tác giả tối ưu hóa hàm mất mát BPR theo cặp [26], hàm này thường được sử dụng phổ biến trong các hệ thống gợi ý [2, 13]. Nó xem xét thứ tự tương đối giữa các tương tác người dùng-sản phẩm đã quan sát và không quan sát. Cụ thể, BPR giả định rằng các tương tác quan sát được, phản ánh rõ hơn sở thích của người dùng, nên được gán giá trị dự đoán cao hơn so với các tương tác không được quan sát.

Hàm mục tiêu được định nghĩa như sau,

trong đó O = {(u,i,j)|(u,i) ∈ R+,(u,j) ∈ R−} biểu thị dữ liệu huấn luyện theo cặp, R+ biểu thị các tương tác quan sát được và R− là các tương tác không quan sát được; σ(·) là hàm sigmoid; Θ = {E,{W(l),W(l)}L } biểu thị tất cả các tham số có thể huấn luyện của mô hình và λ 1 2 l =1 điều chỉnh mức độ chính quy hóa L2 để ngăn chặn quá khớp. Nhóm tác giả áp dụng mini-batch Adam [17] để tối ưu hóa mô hình dự đoán và cập nhật các tham số mô hình. Cụ thể, đối với một tệp ba (u,i,j) ∈ O được chọn ngẫu nhiên, nhóm tác giả thiết lập các biểu diễn của chúng [e(0), · · · ,e(L)] sau L bước lan truyền và sau đó cập nhật các tham số mô hình bằng cách sử dụng gradient của hàm mất mát.

2.4.1 Kích thước mô hình. Đáng chú ý rằng mặc dù NGCF thu được ma trận nhúng (E(l)) ở mỗi lớp lan truyền l, nó chỉ chưa rất ít tham số - hai ma trận trọng số có kích thước dl × dl−1. Cụ thể, các ma trận nhúng này được suy ra từ bảng tra cứu nhúng E(0), với phép biến đổi dựa trên cấu trúc đồ thị người dùng-sản phẩm và ma trận trọng số. Do đó, so với MF - mô hình gợi ý dựa trên biểu diễn nhúng ngắn gọn nhất, NGCF của nhóm tác giả chỉ sử dụng thêm 2Ld d tham số. Chi phí bổ sung này đối với các mô hình tham số là gần như không đáng kể, xét đến L thường là một số nhỏ hơn 5 và dl thường được thiết lập là kích thước nhúng, nó nhỏ hơn rất nhiều so với số người dùng và sản phẩm. Ví dụ: trên tập dữ liệu Gowalla đã được thực nghiệm của nhóm tác giả (20K người dùng và 40K sản phẩm), khi kích thước véc tơ nhúng là 64 và nhóm tác giả sử dụng 3 lớp lan truyền có kích thước 64 × 64, MF có 4,5 triệu tham số, trong khi NGCF chỉ sử dụng 0,024 triệu tham số bổ sung. Tóm lại, NGCF sử dụng rất ít tham số bổ sung để đạt được việc kết nối bậc cao.

2.4.2 Dropout tín hiệu và nút. Mặc dù các mô hình học sâu có khả năng biểu diễn mạnh mẽ, chúng thường gặp vấn đề quá khớp

Với công trình trước đó về mạng tích chập đồ thị [29], nhóm tác giả đề xuất sử dụng hai kỹ thuật dropout trong NGCF: dropout tín hiệu và dropout nút. Dropout tín hiệu ngẫu nhiên loại bỏ các tín hiệu đi ra. Cụ thể, nhóm tác giả loại bỏ các tín hiệu được truyền trong Phương trình (6), với xác suất p1. Do đó, trong lớp lan truyền thứ l, chỉ một phần tín hiệu đóng góp vào các biểu diễn được tinh chỉnh. Nhóm tác giả cũng thực hiện dropout nút để ngẫu nhiên chặn một nút cụ thể và loại bỏ tất cả các tín hiệu đi ra của nó. Đối với lớp lan truyền thứ l, nhóm tác giả ngẫu nhiên loại bỏ (M + N) p2 nút của ma trận Laplacian, trong đó p2 là tỷ lệ dropout. Lưu ý rằng dropout chỉ được sử dụng trong quá trình huấn luyện và phải bị vô hiệu hóa trong quá trình đánh giá. Dropout tín hiệu trang bị cho các biểu diễn tính toàn vẹn hơn đối với sự hiện diện hoặc vắng mặt của kết nối đơn giản giữa người dùng-sản phảm và dropout nút tập trung vào việc giảm thiểu ảnh hưởng từ người dùng hoặc sản phẩm cụ thể. Nhóm tác giả thực hiện các thí nghiệm để đánh giá tác động của dropout tín hiệu và dropout nút lên NGCF trong Phần 4.4.3.

2.5 Thảo luận Trong phần này, nhóm tác giả trước tiên cho thấy cách NGCF tổng quát hóa SVD ++ [19]. Trong mục tiếp theo, nhóm tác giả phân tích độ phức tạp thời gian của NGCF.

2.5.1 NGCF Tổng quát hóa SVD ++.

SVD ++ có thể được xem là một trường hợp đặc biệt của NGCF khi không có lớp lan truyền bậc cao. Cụ thể là thiết lập L =1. Trong lớp lan truyền, nhóm tác giả vô hiệu hóa ma trận biến đổi và hàm kích hoạt phi tuyến tính. Sau đó, e (1) và e (1) được xem xét là các biểu diễn cuối cùng cho người dùng ui và sản phẩm i, tương ứng. Nhóm tác giả gọi mô hình đơn giản này là NGCF-SVD, có thể được công thức hóa như sau:

Rõ ràng, bằng cách thiết lập pui ‘và pu’ i thành 1 / | Nu | và 0 riêng biệt, chúng ta có thể khôi phục chính xác mô hình SVD ++.

2.5.2 Phân tích độ phức tạp thời gian.

Như đã thấy, luật truyền lan theo lớp là phép toán chính. Đối với lớp lan truyền thứ l, phép nhân ma trận có độ phức tạp tính toán O (| R + | dldl−1), trong đó | R + | chỉ số các sản phẩm không bằng không trong ma trận Laplacian; và dl và dl−1 là kích thước biến đổi hiện tại và trước đó. Đối với lớp dự đoán, chỉ có tích vô hướng được sử dụng, do đó độ phức tạp thời gian của toàn bộ epoch huấn luyện là O (L | R + | dl). Do đó, độ phức tạp về thời gian khi suy diễn của NGCF là O (L | R + | dldl−1 + L | R + | dl). Thực nghiệm, dưới cùng các thiết lập thử nghiệm giống nhau (như được giải thích trong Phần 4), MF và NGCF tương ứng tốn khoảng 20 giây và 80 giây mỗi epoch trên tập dữ liệu Gowalla để huấn luyện; lúc suy diễn, chi phí thời gian của MF và NGCF lần lượt là 80 giây và 260 giây cho tất cả các trường hợp kiểm tra.

: trong đó R ∈ R ma trận không; A là ma trận kề và D là ma trận đường chéo, trong đó phần tử chéo thứ t Dtt = |Nt |; do đó, phần tử ngoài đường chéo không bằng không Lui = 1/􏰇|Nu ||Ni |, bằng với pui được sử dụng trong Phương trình (3).

* Update các mục cho luận văn trên overleaf: https://www.overleaf.com/project/64575312213b6223c059d10b \documentclass[conference]{IEEEtran}
* \IEEEoverridecommandlockouts
* % The preceding line is only needed to identify funding in the first footnote. If that is unneeded, please comment it out.
* \usepackage{cite}
* \usepackage[utf8]{vietnam}
* \usepackage{amsmath,amssymb,amsfonts}
* \usepackage{algorithmic}
* \usepackage{graphicx}
* \usepackage{textcomp}
* \usepackage{xcolor}
* \def\BibTeX{{\rm B\kern-.05em{\sc i\kern-.025em b}\kern-.08em
* T\kern-.1667em\lower.7ex\hbox{E}\kern-.125emX}}
* \begin{document}
* \title{Lọc Cộng Tác Dựa Trên Đồ Thị Nơ Ron}
* \author{\IEEEauthorblockN{Đào Thị Thu Hồng}
* \IEEEauthorblockA{\textit{daothithuhong\\_sdh21\symbol{`@}hus.edu.vn}}https://www.overleaf.com/project/645a6d4aff5fa99c1412a95d
* \and
* \IEEEauthorblockN{Vũ Minh Hưng}
* \IEEEauthorblockA{\textit{vuminhhung\\_sdh21\symbol{`@}hus.edu.vn}}
* }
* \maketitle
* \begin{abstract}
* Việc học các biểu diễn vector (hay còn gọi là biểu diễn nhúng) của người dùng và sản phẩm là trung tâm của các hệ thống gợi ý hiện đại. Từ việc thừa số hóa ma trận gốc cho đến các phương pháp dựa trên học sâu, những mục đích thường để thu được biểu diễn nhúng của người dùng (hoặc sản phẩm) bằng cách ánh xạ các đặc trưng có sẵn của người dùng (hoặc sản phẩm), chẳng hạn như ID và thuộc tính. Các phương pháp này có một điểm hạn chế là tín hiệu tương tác, vốn ẩn chứa trong sự tương tác giữa người dùng và sản phẩm, không được mã hóa trong biểu diễn nhung. Do đó, các kết quả của biểu diễn nhúng có thể chưa có được đầy đủ thông tin của hiệu ứng lọc cộng tác.
* Từ đó, nhóm tác giả đề xuất tích hợp vào biểu diễn nhúng các thông tin về tương tác người dùng-sản phẩm dựa trên cấu trúc đồ thị hai phía. Một kiến trúc gợi ý mới với tên gọi Neural Graph Collaborative Filtering (NGCF) được đề xuất, tận dụng cấu trúc đồ thị người dùng-sản phẩm bằng cách lan truyền tín hiệu nhúng trên đó. Kiến trúc này mô hình hóa các kết nối bậc cao trong đồ thị người dùng-sản phẩm, diễn giải hiệu quả các tín hiệu tương tác vào quá trình nhúng. Kiến trúc được tiến hành các thử nghiệm trên ba bộ dữ liệu công khai, chứng minh sự cải thiện đáng kể so với một số mô hình tiên tiến nhất như HOP-Rec \cite{40} và Collaborative Memory Network \cite{5}. Phân tích sâu hơn cho thấy tính quan trọng của lan truyền nhúng để học biểu diễn người dùng và sản phẩm tốt hơn, chứng minh tính hợp lý và hiệu quả của NGCF.
* \end{abstract}
* \section{Giới thiệu}
* Gợi ý được cá nhân hóa được áp dụng phổ biến vào nhiều dịch vụ trực tuyến như Thương mại điện tử, quảng cáo và mạng xã hội. Ý tưởng chính của nó là ước tính khả năng người dùng sẽ sử dụng một sản phẩm dựa trên các tương tác lịch sử như mua hàng và nhấp chuột. Lọc cộng tác (CF) giải quyết vấn đề này bằng cách giả định rằng người dùng tương tự về hành vi sẽ có sở thích tương tự về sản phẩm. Để thực hiện giả định này, một mô hình phổ biến là tham số hóa người dùng và sản phẩm để tái tạo các tương tác lịch sử và dự đoán sở thích của người dùng dựa trên các tham số \cite{1,14}.
* \begin{figure}[!ht]
* \centering
* \includegraphics[width=1\columnwidth]{images/ui\_graph.png}
* \caption{Biểu diễn đồ thị tương tác người dùng-sản phẩm và kết nối bậc cao. Nút $u\_1$ là người dùng mục tiêu để cung cấp gợi ý.}
* \end{figure}
* Nói chung, có hai thành phần chính trong các mô hình CF $- 1)$ \emph{biểu diễn nhúng}, chuyển đổi người dùng và sản phẩm thành các biểu diễn vector và $2)$ \emph{mô hình tương tác}, tái tạo các tương tác quá khứ dựa trên các biểu diễn nhúng. Ví dụ, thừa số hóa ma trận (MF) trực tiếp nhúng ID người dùng/sản phẩm thành vector và mô hình hóa tương tác người dùng-sản phẩm bằng tích vô hướng \cite{20}; học sâu cộng tác mở rộng khả năng nhúng MF bằng cách tích hợp các biểu diễn sâu được học từ thông tin của sản phẩm \cite{30}; mô hình lọc cộng tác nơ ron thay thế biểu diễn tương tác MF sử dụng tích vô hướng bằng các mạng nơ-ron phi tuyến \cite{14}; và các mô hình lọc cộng tác thay vào đó sẽ sử dụng khoảng cách Euclidean làm hàm tương tác \cite{28}.
* Mặc dù hiệu quả, nhưng những phương pháp này chưa đủ để cho ra các biểu diễn nhúng đáp ứng được yêu cầu của CF. Lý do chính là sự thiếu đi các tín hiệu cộng tác quan trọng, ẩn trong các tương tác người dùng-sản phẩm. Cụ thể hơn, hầu hết các phương pháp hiện có xây dựng biểu diễn nhúng chỉ với các tính năng miêu tả (ví dụ: ID và thuộc tính), mà không xem xét các \emph{tương tác giữa người dùng-sản phẩm} – vốn chỉ được sử dụng để làm hàm mục tiêu cho việc huấn luyện mô hình \cite{26,28}.
* Kết quả là, các biểu diễn nhúng không đủ hiệu quả cho CF, vậy nên phương pháp đó phải dựa vào hàm tương tác để bù đắp cho sự thiếu hụt của các biểu diễn nhúng không tối ưu \cite{14}.
* Mặc dù có ý nghĩa thực tiễn khi tích hợp tương tác người dùng-sản phẩm vào biểu diễn nhúng, nhưng việc thực hiện không hề đơn giản. Đặc biệt, quy mô của các tương tác có thể dễ dàng đạt hàng triệu hoặc thậm chí lớn hơn trong các ứng dụng thực tế, làm cho việc trích xuất tín hiệu cộng tác trở nên khó khăn. Trong nghiên cứu này, nhóm tác giả giải quyết thách thức này bằng cách khai thác \textbf{kết nối bậc cao} từ các tương tác người dùng-sản phẩm một cách tự nhiên vào cấu trúc đồ thị tương tác.
* \textbf{Ví dụ chạy}. \textbf{Hình 1} minh họa khái niệm về kết nối bậc cao. Người dùng quan tâm đến gợi ý là $u\_1$, được đánh dấu bằng vòng tròn kép trong phần con số bên trái của đồ thị tương tác người dùng-sản phẩm. Phần con số bên phải hiển thị cấu trúc cây được mở rộng từ $u\_1$. Kết nối bậc cao chỉ ra đường đi đến $u\_1$ từ bất kỳ nút nào với chiều dài đường đi $l$ lớn hơn $1$. Kết nối bậc cao như vậy chứa các ngữ nghĩa phong phú mang theo tín hiệu cộng tác. Ví dụ, đường đi $u\_1 \gets i\_2 \gets u\_2$ cho thấy sự giống nhau về hành vi giữa $u\_1$ và $u\_2$, vì cả hai người dùng đều tương tác với sản phầm $i\_2$; đường đi dài hơn $u\_1 \leftarrow i\_2 \gets u\_2 \gets i\_4$ cho thấy rằng $u\_1$ có khả năng sử dụng $i\_4$, vì một người dùng tương tự $u\_2$ đã sử dụng sản phẩm $i\_4$ trước đó. Hơn nữa, từ góc nhìn toàn diện của $l = 3$, sản phẩm $i\_4$ có khả năng thu hút sự quan tâm của $u\_1$ hơn sản phẩm $i\_5$, vì có hai đường đi kết nối $<i\_4,u\_1>$, trong khi chỉ có một đường đi kết nối $<i\_5,u\_1>$$.
* Hiện tại, tác giả đề xuất mô hình thông tin kết nối bậc cao trong hàm nhúng. Thay vì mở rộng đồ thị tương tác dưới dạng cây, vốn khá phức tạp, tác giả thiết kế một phương pháp mạng nơ ron để lan truyền tín hiệu nhúng trên đồ thị. Phương pháp này dựa trên các phát triển gần đây của các mạng nơ ron đồ thị \cite{8, 32, 38}, có thể được coi là xây dựng luồng thông tin trong không gian nhúng. Cụ thể, tác giả thiết kế một lớp lan truyền nhúng, bổ sung thông tin nhúng của người dùng (hoặc sản phẩm) bằng cách tổng hợp các thông tin nhúng của các sản phẩm đã tương tác (hoặc người dùng). Bằng cách xếp chồng nhiều lớp lan truyền nhúng, đề xuất giúp các nhúng có thể bắt được các tín hiệu cộng tác trong các kết nối bậc cao. Lấy \textbf{Hình 1} làm ví dụ, xếp chồng hai lớp thu được sự giống nhau về hành vi của $u\_1 \gets i\_2 \gets u\_2$, xếp chồng ba lớp thu được các gợi ý tiềm năng của $u\_1 \gets i\_2 \gets u\_2 \gets i\_4$ và độ mạnh của luồng thông tin (được ước lượng bằng các tham số có thể huấn luyện giữa các lớp) xác định ưu tiên gợi ý cho $i\_4$ và $i\_5$. Các thử nghiệm được đo đạc trên ba bộ dữ liệu công khai để xác minh tính hợp lý và hiệu quả của phương pháp Lọc cộng tác đồ thị nơ ron (NGCF).
* Cũng lưu ý rằng mặc dù thông tin kết nối bậc cao đã được xem xét trong một phương pháp gần đây tên là HOP-Rec \cite{40}, nhưng chúng chỉ được khai thác để làm giàu dữ liệu huấn luyện. Cụ thể, mô hình dự đoán của HOP-Rec vẫn là MF, trong khi nó được huấn luyện bằng cách tối ưu hóa một hàm mất mát được bổ sung với các kết nối bậc cao. Khác biệt so với HOP-Rec, tác giả đóng góp một kỹ thuật mới để tích hợp các kết nối bậc cao vào mô hình dự đoán, kết quả thực nghiệm cho thấy các biểu diễn nhúng đem lại độ chính xác cao hơn so với HOP-Rec.
* Tóm tắt lại, nghiên cứu này có những cải tiến sau đây:
* \begin{itemize}
* \item Nhấn mạnh tính quan trọng của việc khai thác rõ ràng tín hiệu cộng tác trong hàm nhúng của các phương pháp CF dựa trên mô hình học sâu.
* \item Đề xuất NGCF, một kiến trúc gợi ý mới dựa trên mạng nơ ron đồ thị, mã hóa tín hiệu cộng tác dưới dạng các kết nối bậc cao bằng lan truyền nhúng.
* \item Đánh giá và thí nghiệm được tiến hành trên ba bộ dữ liệu với kích thước lên tới hàng triệu điểm dữ liệu. Các kết quả đánh giá cho thấy hiệu suất của NGCF và tính hiệu quả trong việc cải thiện chất lượng nhúng với kỹ thuật lan truyền nhúng nơ ron.
* \end{itemize}
* \section{Phương pháp luận}
* Kiến trúc của NGCF được minh họa trong \textbf{Hình 2}. Có ba thành phần trong kiến trúc này: (1) một lớp cung cấp và khởi tạo các biểu diễn nhúng của người dùng và các nhúng sản phẩm; (2) nhiều lớp lan truyền nhúng cải tiến các biểu diễn nhúng bằng cách tích hợp các quan hệ kết nối bậc cao; và (3) lớp dự đoán tổng hợp các thông tin nhúng từ các lớp lan truyền khác và đầu ra là điểm số ứng với kết nối của một cặp người dùng-sản phẩm. Cuối cùng, nhóm tác giả thảo luận về độ phức tạp thời gian của NGCF và liên quan với các phương pháp hiện có.
* \begin{figure}[!ht]
* \centering
* \includegraphics[width=1\columnwidth]{images/ngcf\_architecture.png}
* \caption{Biểu diễn kiến trúc mô hình NGCF (các đường mũi tên để biểu diễn luồng thông tin). Biểu diễn của người dùng $u\_1$ (trái) và sản phẩm $i\_4$ (phải) được tăng cường bằng nhiều lớp lan truyền nhúng, sau đó kết quả được gộp lại để đưa ra dự đoán cuối cùng.}
* \end{figure}
* \subsection{Lớp biểu diễn nhúng}
* Tác giả biểu diễn một người dùng u (một sản phẩm i) với một vector nhúng eu ∈ Rd (ei ∈ Rd), trong đó d cho biết kích thước vector nhúng. Bản chất là xây dựng ma trận tham số làm bảng tra cứu nhúng:
* Chú ý rằng bảng tra cứu nhúng này là trạng thái ban đầu cho các biểu diễn nhúng người dùng và sản phẩm, được tối ưu hóa theo kiểu đầu-cuối. Trong các mô hình gợi ý truyền thống như MF và lọc cộng tác nơ ron, các nhúng ID này được đưa trực tiếp vào một lớp tương tác (hoặc toán tử) để thu được điểm số dự đoán. Ngược lại, trong kiến trúc NGCF này, tác giả cải tiến biểu diễn nhúng bằng cách lan truyền chúng trên đồ thị tương tác người dùng-sản phẩm. Điều này khiến biểu diễn nhúng trở nên hiệu quả hơn cho bài toán gợi ý, vì nó tích hợp ngày các tín hiệu cộng tác vào thông tin nhúng.
* \subsection{Các lớp lan truyền nhúng}
* Tiếp đến là xây dựng kiến trúc truyền thông tin của mạng đồ thị nơ ron GNN [8, 38] để bắt tín hiệu CF dọc theo cấu trúc đồ thị và cải tiến thông tin nhúng của người dùng và sản phẩm. Tác giả trình bày thiết kế của một lớp lan truyền và tổng quát hóa nó thành nhiều lớp liên tiếp.
* \subsubsection{Lan truyền bậc nhất}
* Một cách hình dung, các sản phẩm được tương tác sẽ cung cấp thông tin trực tiếp về sở thích của người dùng; tương tự, người dùng lựa chọn một sản phẩm có thể được sử dụng để đo lường độ tương đồng cộng tác của hai sản phẩm. Tác giả dựa trên cơ sở này để thực hiện việc lan truyền nhúng giữa người dùng và sản phẩm được kết nối, công thức hóa quá trình với hai hoạt động chính: xây dựng tín hiệu và tổng hợp tín hiệu.
* Xây dựng tín hiệu. Đối với một cặp người dùng-sản phẩm được kết nối (u, i), tín hiệu từ i đến u được định nghĩa như sau:
* trong đó mu ← i là nhúng tín hiệu (tức là thông tin cần được truyền). f (·) là hàm mã hóa tín hiệu, nhận các biểu diễn nhúng ei và eu làm đầu vào và sử dụng hệ số pui để kiểm soát yếu tố suy giảm trên mỗi sự lan truyền trên cạnh (u, i). Ở đây, tác giả thực hiện f (·) như sau:
* trong đó W1, W2 ∈ Rd′×d là các ma trận trọng số có thể huấn luyện để chắt lọc ra thông tin hữu ích cho việc lan truyền và d ′ là kích thước biến đổi. Khác biệt so với các mạng tích chập đồ thị thông thường vốn chỉ xem xét đóng góp của ei, ở đây tác giả mã hóa thêm sự tương tác giữa ei và eu vào tín hiệu được chuyển qua ei ⊙ eu , trong đó ⊙ biểu thị tích phần tử. Điều này khiến tín hiệu phụ thuộc vào sự gần giống giữa ei và eu, ví dụ: chuyển tiếp nhiều tín hiệu từ các sản phẩm tương tự hơn. Điều này không chỉ tăng khả năng biểu diễn của mô hình mà còn nâng cao hiệu suất cho năng lực gợi ý (kết quả có trong phần thực nghiệm ở mục 4.4.2)
* Sau mạng tích chập đồ thị, tác giả đặt pui là chuẩn L1 / | Nu || Ni | của đồ thị, trong đó Nu và Ni chỉ các nút kề của người dùng u và sản phẩm i. Từ góc nhìn của việc học biểu diễn, pui phản ánh mức độ mà sản phẩm trong quá khứ đóng góp vào sở thích của người dùng. Từ quan điểm của truyền thông tin, pui có thể được giải thích như một yếu tố suy giảm, khiến các tín hiệu được lan truyền suy giảm theo độ dài đường đi.
* \begin{figure}[!ht]
* \centering
* \includegraphics[width=1\columnwidth]{images/third\_order.png}
* \caption{Biểu diễn lan truyền bậc 3 cho người dùng $u\_1$. Chú ý đường bôi màu.}
* \end{figure}
* Tổng hợp tín hiệu. Ở giai đoạn này, các tín hiệu được lan truyền được tổng hợp từ các nút kề của u để cải tiến biểu diễn của u. Cụ thể, hàm tổng hợp được xác định như sau:
* trong đó e (1) chỉ biểu diễn của người dùng u được thu được sau lớp lan truyền nhúng đầu tiên. Hàm kích hoạt của LeakyReLU cho phép các tín hiệu mã hóa cả tín hiệu tích cực và tiêu cực nhỏ. Lưu ý rằng ngoài các tín hiệu được truyền từ nút kề với Nu, tác giả cũng xem xét sự tự kết nối của u: mu ← u = W1 eu , giữ lại thông tin về các đặc trưng ban đầu (W1 là ma trận trọng số được chia sẻ với ma trận được sử dụng trong Phương trình (3)). Tương tự, chúng ta có thể thu được biểu diễn e (1) cho sản phẩm i bằng cách lan truyền thông tin từ các người dùng kết nối tới nó.
* Tóm lại, lợi ích của lớp lan truyền nhúng nằm ở việc khai thác rõ ràng thông tin kết nối bậc nhất có liên quan đến biểu diễn người dùng và sản phẩm.
* \subsubsection{Lan truyền bậc cao} Với các biểu diễn được bổ sung bởi mô hình kết nối bậc nhất, chúng ta có thể xếp chồng thêm nhiều lớp lan truyền nhúng để khám phá sâu các thông tin kết nối bậc cao hơn. Những kết nối bậc cao này rất quan trọng trong mã hóa tín hiệu cộng tác để ước tính điểm số liên quan giữa người dùng và sản phẩm.
* Bằng cách xếp l lớp lan truyền nhúng, một người dùng (và một sản phẩm) có khả năng nhận các tín hiệu được truyền từ l hàng xóm xa nhất của nó. Như Hình 2 hiển thị, ở bước l-th, biểu diễn của người dùng u được công thức đệ quy như sau
* trong đó các tín hiệu lan truyền được xác định như sau,
* trong đó là các ma trận biến đổi có thể huấn luyện được và dl là kích thước biến đổi; ei là biểu diễn sản phẩm được tạo ra từ các bước truyền thông trước đó, ghi nhớ các tín hiệu từ hàng xóm (l-1) của nó. Nó cũng đóng góp vào biểu diễn của người dùng u ở lớp l. Tương tự, chúng ta có thể thu được biểu diễn cho sản phẩm i ở lớp l.
* Như Hình 3 hiển thị, tín hiệu cộng tác như $u\_1$ ← i2 ← $u\_2$ ← i4 có thể được thu thập trong quá trình truyền thông tin nhúng.
* Hơn nữa, tín hiệu từ i được mã hóa trong e (3) 4 $u\_1$ (được chỉ ra bởi đường màu đỏ). Do đó, xếp chồng nhiều lớp lan truyền nhúng một cách liền mạch sẽ tích hợp các tín hiệu cộng tác vào trong quá trình học biểu diễn.
* Luật lan truyền biểu diễn dưới dạng ma trận. Để cung cấp một cái nhìn toàn diện về lan truyền nhúng và thuận tiện cho việc triển khai, tác giả cung cấp biểu diễn ma trận của luật lan truyền theo lớp (tương đương với Công thức (5) và (6)):
* trong đó E là các biểu diễn cho người dùng và sản phẩm thu được sau l bước của lan truyền nhúng. E (0) được thiết lập là E ở vòng lặp truyền tín hiệu ban đầu, tức là eu = eu và ei = ei; và I là ma trận đơn vị. L đại diện cho ma trận Laplacian cho đồ thị người dùng-sản phẩm, được công thức hóa như sau:
* Bằng việc triển khai luật lan truyền dưới dạng ma trận, chúng ta có thể cập nhật đồng thời các biểu diễn cho tất cả người dùng và sản phẩm một cách khá hiệu quả. Nó cho phép chúng ta bỏ qua quy trình lấy mẫu tại nút, thường được sử dụng để làm cho mạng tích chập đồ thị chạy được trên đồ thị quy mô lớn [25]. Nhóm tác giả sẽ phân tích tính phức tạp trong Phần 2.5.2.
* \subsection{Dự báo mô hình}
* Sau khi lan truyền với L lớp, chúng ta thu được nhiều biểu diễn cho người dùng u, tức là {e (1), ···, e (L)}. Vì các biểu diễn thu được ở các lớp khác nhau nhấn mạnh các tín hiệu được chuyển qua các kết nối khác nhau, chúng có sự đóng góp khác nhau trong việc phản ánh sở thích của người dùng.
* Vì vậy, các biểu diễn này được gộp lại để tạo thành biểu diễn nhúng cuối cùng cho người dùng; nhóm tác giả thực hiện cùng một phương pháp đó trên các sản phẩm, gộp các biểu diễn {e(1), · · · ,e(L)} được học bởi ii các lớp khác nhau để có được biểu diễn nhúng cuối cùng của sản phẩm
* trong đó ∥là phép toán gộp. Bằng cách đó, nhóm tác giả không chỉ làm giàu các biểu diễn nhúng ban đầu với các lớp lan truyền nhúng mà còn cho phép kiểm soát phạm vi lan truyền bằng cách điều chỉnh L. Lưu ý rằng ngoài việc gộp, các phương pháp tổng hợp khác cũng có thể được áp dụng, chẳng hạn như trung bình có trọng số, max pooling, LSTM, vv., Điều này ngụ ý các giả định khác nhau trong việc kết hợp các kết nối với các thứ tự khác nhau. Lợi thế của việc sử dụng phép toán gộp là tính đơn giản của nó vì không cần thêm tham số để học.
* Lớp cuối cùng là tích vô hướng để ước lược sở thích của người dùng đối với sản phẩm mục tiêu:
* Trong nghiên cứu này, nhóm tác giả tập trung vào việc học hàm nhúng do đó chỉ sử dụng hàm tương tác đơn giản của tích vô hướng. Các lựa chọn phức tạp hơn khác, chẳng hạn như các hàm tương tác dựa trên mạng nơ ron, được dành lại cho những nghiên cứu sau này.
* \subsection{Tối ưu}
* Để học các tham số của mô hình, nhóm tác giả tối ưu hóa hàm mất mát BPR theo cặp [26], hàm này thường được sử dụng phổ biến trong các hệ thống gợi ý [2, 13]. Nó xem xét thứ tự tương đối giữa các tương tác người dùng-sản phẩm đã quan sát và không quan sát. Cụ thể, BPR giả định rằng các tương tác quan sát được, phản ánh rõ hơn sở thích của người dùng, nên được gán giá trị dự đoán cao hơn so với các tương tác không được quan sát.
* Hàm mục tiêu được định nghĩa như sau,
* trong đó O = {(u,i,j)|(u,i) ∈ R+,(u,j) ∈ R−} biểu thị dữ liệu huấn luyện theo cặp, R+ biểu thị các tương tác quan sát được và R− là các tương tác không quan sát được; σ(·) là hàm sigmoid; Θ = {E,{W(l),W(l)}L } biểu thị tất cả các tham số có thể huấn luyện của mô hình và λ 1 2 l =1 điều chỉnh mức độ chính quy hóa L2 để ngăn chặn quá khớp. Nhóm tác giả áp dụng mini-batch Adam [17] để tối ưu hóa mô hình dự đoán và cập nhật các tham số mô hình. Cụ thể, đối với một tệp ba (u,i,j) ∈ O được chọn ngẫu nhiên, nhóm tác giả thiết lập các biểu diễn của chúng [e(0), · · · ,e(L)] sau L bước lan truyền và sau đó cập nhật các tham số mô hình bằng cách sử dụng gradient của hàm mất mát.
* \subsubsection{Kích thước mô hình} Đáng chú ý rằng mặc dù NGCF thu được ma trận nhúng (E(l)) ở mỗi lớp lan truyền l, nó chỉ chưa rất ít tham số - hai ma trận trọng số có kích thước dl × dl−1. Cụ thể, các ma trận nhúng này được suy ra từ bảng tra cứu nhúng E(0), với phép biến đổi dựa trên cấu trúc đồ thị người dùng-sản phẩm và ma trận trọng số. Do đó, so với MF - mô hình gợi ý dựa trên biểu diễn nhúng ngắn gọn nhất, NGCF của nhóm tác giả chỉ sử dụng thêm 2Ld d tham số. Chi phí bổ sung này đối với các mô hình tham số là gần như không đáng kể, xét đến L thường là một số nhỏ hơn 5 và dl thường được thiết lập là kích thước nhúng, nó nhỏ hơn rất nhiều so với số người dùng và sản phẩm. Ví dụ: trên tập dữ liệu Gowalla đã được thực nghiệm của nhóm tác giả (20K người dùng và 40K sản phẩm), khi kích thước véc tơ nhúng là 64 và nhóm tác giả sử dụng 3 lớp lan truyền có kích thước 64 × 64, MF có 4,5 triệu tham số, trong khi NGCF chỉ sử dụng 0,024 triệu tham số bổ sung. Tóm lại, NGCF sử dụng rất ít tham số bổ sung để đạt được việc kết nối bậc cao.
* \subsubsection{Dropout tín hiệu và nút} Mặc dù các mô hình học sâu có khả năng biểu diễn mạnh mẽ, chúng thường gặp vấn đề quá khớp
* Với công trình trước đó về mạng tích chập đồ thị [29], nhóm tác giả đề xuất sử dụng hai kỹ thuật dropout trong NGCF: dropout tín hiệu và dropout nút. Dropout tín hiệu ngẫu nhiên loại bỏ các tín hiệu đi ra. Cụ thể, nhóm tác giả loại bỏ các tín hiệu được truyền trong Phương trình (6), với xác suất p1. Do đó, trong lớp lan truyền thứ l, chỉ một phần tín hiệu đóng góp vào các biểu diễn được tinh chỉnh. Nhóm tác giả cũng thực hiện dropout nút để ngẫu nhiên chặn một nút cụ thể và loại bỏ tất cả các tín hiệu đi ra của nó. Đối với lớp lan truyền thứ l, nhóm tác giả ngẫu nhiên loại bỏ (M + N) p2 nút của ma trận Laplacian, trong đó p2 là tỷ lệ dropout. Lưu ý rằng dropout chỉ được sử dụng trong quá trình huấn luyện và phải bị vô hiệu hóa trong quá trình đánh giá. Dropout tín hiệu trang bị cho các biểu diễn tính toàn vẹn hơn đối với sự hiện diện hoặc vắng mặt của kết nối đơn giản giữa người dùng-sản phảm và dropout nút tập trung vào việc giảm thiểu ảnh hưởng từ người dùng hoặc sản phẩm cụ thể. Nhóm tác giả thực hiện các thí nghiệm để đánh giá tác động của dropout tín hiệu và dropout nút lên NGCF trong Phần 4.4.3.
* \subsection{Thảo luận}
* Trong phần này, nhóm tác giả trước tiên cho thấy cách NGCF tổng quát hóa SVD ++ [19]. Trong mục tiếp theo, nhóm tác giả phân tích độ phức tạp thời gian của NGCF.
* \subsubsection{NGCF Tổng quát hóa SVD ++}
* SVD ++ có thể được xem là một trường hợp đặc biệt của NGCF khi không có lớp lan truyền bậc cao. Cụ thể là thiết lập L =1. Trong lớp lan truyền, nhóm tác giả vô hiệu hóa ma trận biến đổi và hàm kích hoạt phi tuyến tính. Sau đó, e (1) và e (1) được xem xét là các biểu diễn cuối cùng cho người dùng ui và sản phẩm i, tương ứng. Nhóm tác giả gọi mô hình đơn giản này là NGCF-SVD, có thể được công thức hóa như sau:
* Rõ ràng, bằng cách thiết lập pui ‘và pu’ i thành 1 / | Nu | và 0 riêng biệt, chúng ta có thể khôi phục chính xác mô hình SVD ++.
* \subsubsection{Phân tích độ phức tạp thời gian}
* Như đã thấy, luật truyền lan theo lớp là phép toán chính. Đối với lớp lan truyền thứ l, phép nhân ma trận có độ phức tạp tính toán O (| R + | dldl−1), trong đó | R + | chỉ số các sản phẩm không bằng không trong ma trận Laplacian; và dl và dl−1 là kích thước biến đổi hiện tại và trước đó. Đối với lớp dự đoán, chỉ có tích vô hướng được sử dụng, do đó độ phức tạp thời gian của toàn bộ epoch huấn luyện là O (L | R + | dl). Do đó, độ phức tạp về thời gian khi suy diễn của NGCF là O (L | R + | dldl−1 + L | R + | dl). Thực nghiệm, dưới cùng các thiết lập thử nghiệm giống nhau (như được giải thích trong Phần 4), MF và NGCF tương ứng tốn khoảng 20 giây và 80 giây mỗi epoch trên tập dữ liệu Gowalla để huấn luyện; lúc suy diễn, chi phí thời gian của MF và NGCF lần lượt là 80 giây và 260 giây cho tất cả các trường hợp kiểm tra.
* \section{Prepare Your Paper Before Styling}
* Before you begin to format your paper, first write and save the content as a
* separate text file. Complete all content and organizational editing before
* formatting. Please note sections \ref{AA}--\ref{SCM} below for more information on
* proofreading, spelling and grammar.
* Keep your text and graphic files separate until after the text has been
* formatted and styled. Do not number text heads---{\LaTeX} will do that
* for you.
* \subsection{Abbreviations and Acronyms}\label{AA}
* Define abbreviations and acronyms the first time they are used in the text,
* even after they have been defined in the abstract. Abbreviations such as
* IEEE, SI, MKS, CGS, ac, dc, and rms do not have to be defined. Do not use
* abbreviations in the title or heads unless they are unavoidable.
* \subsection{Units}
* \begin{itemize}
* \item Use either SI (MKS) or CGS as primary units. (SI units are encouraged.) English units may be used as secondary units (in parentheses). An exception would be the use of English units as identifiers in trade, such as ``3.5-inch disk drive''.
* \item Avoid combining SI and CGS units, such as current in amperes and magnetic field in oersteds. This often leads to confusion because equations do not balance dimensionally. If you must use mixed units, clearly state the units for each quantity that you use in an equation.
* \item Do not mix complete spellings and abbreviations of units: ``Wb/m\textsuperscript{2}'' or ``webers per square meter'', not ``webers/m\textsuperscript{2}''. Spell out units when they appear in text: ``. . . a few henries'', not ``. . . a few H''.
* \item Use a zero before decimal points: ``0.25'', not ``.25''. Use ``cm\textsuperscript{3}'', not ``cc''.)
* \end{itemize}
* \subsection{Equations}
* Number equations consecutively. To make your
* equations more compact, you may use the solidus (~/~), the exp function, or
* appropriate exponents. Italicize Roman symbols for quantities and variables,
* but not Greek symbols. Use a long dash rather than a hyphen for a minus
* sign. Punctuate equations with commas or periods when they are part of a
* sentence, as in:
* \begin{equation}
* a+b=\gamma\label{eq}
* \end{equation}
* Be sure that the
* symbols in your equation have been defined before or immediately following
* the equation. Use ``\eqref{eq}'', not ``Eq.~\eqref{eq}'' or ``equation \eqref{eq}'', except at
* the beginning of a sentence: ``Equation \eqref{eq} is . . .''
* \subsection{\LaTeX-Specific Advice}
* Please use ``soft'' (e.g., \verb|\eqref{Eq}|) cross references instead
* of ``hard'' references (e.g., \verb|(1)|). That will make it possible
* to combine sections, add equations, or change the order of figures or
* citations without having to go through the file line by line.
* Please don't use the \verb|{eqnarray}| equation environment. Use
* \verb|{align}| or \verb|{IEEEeqnarray}| instead. The \verb|{eqnarray}|
* environment leaves unsightly spaces around relation symbols.
* Please note that the \verb|{subequations}| environment in {\LaTeX}
* will increment the main equation counter even when there are no
* equation numbers displayed. If you forget that, you might write an
* article in which the equation numbers skip from (17) to (20), causing
* the copy editors to wonder if you've discovered a new method of
* counting.
* {\BibTeX} does not work by magic. It doesn't get the bibliographic
* data from thin air but from .bib files. If you use {\BibTeX} to produce a
* bibliography you must send the .bib files.
* {\LaTeX} can't read your mind. If you assign the same label to a
* subsubsection and a table, you might find that Table I has been cross
* referenced as Table IV-B3.
* {\LaTeX} does not have precognitive abilities. If you put a
* \verb|\label| command before the command that updates the counter it's
* supposed to be using, the label will pick up the last counter to be
* cross referenced instead. In particular, a \verb|\label| command
* should not go before the caption of a figure or a table.
* Do not use \verb|\nonumber| inside the \verb|{array}| environment. It
* will not stop equation numbers inside \verb|{array}| (there won't be
* any anyway) and it might stop a wanted equation number in the
* surrounding equation.
* \subsection{Some Common Mistakes}\label{SCM}
* \begin{itemize}
* \item The word ``data'' is plural, not singular.
* \item The subscript for the permeability of vacuum $\mu\_{0}$, and other common scientific constants, is zero with subscript formatting, not a lowercase letter ``o''.
* \item In American English, commas, semicolons, periods, question and exclamation marks are located within quotation marks only when a complete thought or name is cited, such as a title or full quotation. When quotation marks are used, instead of a bold or italic typeface, to highlight a word or phrase, punctuation should appear outside of the quotation marks. A parenthetical phrase or statement at the end of a sentence is punctuated outside of the closing parenthesis (like this). (A parenthetical sentence is punctuated within the parentheses.)
* \item A graph within a graph is an ``inset'', not an ``insert''. The word alternatively is preferred to the word ``alternately'' (unless you really mean something that alternates).
* \item Do not use the word ``essentially'' to mean ``approximately'' or ``effectively''.
* \item In your paper title, if the words ``that uses'' can accurately replace the word ``using'', capitalize the ``u''; if not, keep using lower-cased.
* \item Be aware of the different meanings of the homophones ``affect'' and ``effect'', ``complement'' and ``compliment'', ``discreet'' and ``discrete'', ``principal'' and ``principle''.
* \item Do not confuse ``imply'' and ``infer''.
* \item The prefix ``non'' is not a word; it should be joined to the word it modifies, usually without a hyphen.
* \item There is no period after the ``et'' in the Latin abbreviation ``et al.''.
* \item The abbreviation ``i.e.'' means ``that is'', and the abbreviation ``e.g.'' means ``for example''.
* \end{itemize}
* An excellent style manual for science writers is \cite{b7}.
* \subsection{Authors and Affiliations}
* \textbf{The class file is designed for, but not limited to, six authors.} A
* minimum of one author is required for all conference articles. Author names
* should be listed starting from left to right and then moving down to the
* next line. This is the author sequence that will be used in future citations
* and by indexing services. Names should not be listed in columns nor group by
* affiliation. Please keep your affiliations as succinct as possible (for
* example, do not differentiate among departments of the same organization).
* \subsection{Identify the Headings}
* Headings, or heads, are organizational devices that guide the reader through
* your paper. There are two types: component heads and text heads.
* Component heads identify the different components of your paper and are not
* topically subordinate to each other. Examples include Acknowledgments and
* References and, for these, the correct style to use is ``Heading 5''. Use
* ``figure caption'' for your Figure captions, and ``table head'' for your
* table title. Run-in heads, such as ``Abstract'', will require you to apply a
* style (in this case, italic) in addition to the style provided by the drop
* down menu to differentiate the head from the text.
* Text heads organize the topics on a relational, hierarchical basis. For
* example, the paper title is the primary text head because all subsequent
* material relates and elaborates on this one topic. If there are two or more
* sub-topics, the next level head (uppercase Roman numerals) should be used
* and, conversely, if there are not at least two sub-topics, then no subheads
* should be introduced.
* \subsection{Figures and Tables}
* \paragraph{Positioning Figures and Tables} Place figures and tables at the top and
* bottom of columns. Avoid placing them in the middle of columns. Large
* figures and tables may span across both columns. Figure captions should be
* below the figures; table heads should appear above the tables. Insert
* figures and tables after they are cited in the text. Use the abbreviation
* ``Fig.~\ref{fig}'', even at the beginning of a sentence.
* \begin{table}[htbp]
* \caption{Table Type Styles}
* \begin{center}
* \begin{tabular}{|c|c|c|c|}
* \hline
* \textbf{Table}&\multicolumn{3}{|c|}{\textbf{Table Column Head}} \\
* \cline{2-4}
* \textbf{Head} & \textbf{\textit{Table column subhead}}& \textbf{\textit{Subhead}}& \textbf{\textit{Subhead}} \\
* \hline
* copy& More table copy$^{\mathrm{a}}$& & \\
* \hline
* \multicolumn{4}{l}{$^{\mathrm{a}}$Sample of a Table footnote.}
* \end{tabular}
* \label{tab1}
* \end{center}
* \end{table}
* \begin{figure}[htbp]
* \centerline{\includegraphics{fig1.png}}
* \caption{Example of a figure caption.}
* \label{fig}
* \end{figure}
* Figure Labels: Use 8 point Times New Roman for Figure labels. Use words
* rather than symbols or abbreviations when writing Figure axis labels to
* avoid confusing the reader. As an example, write the quantity
* ``Magnetization'', or ``Magnetization, M'', not just ``M''. If including
* units in the label, present them within parentheses. Do not label axes only
* with units. In the example, write ``Magnetization (A/m)'' or ``Magnetization
* \{A[m(1)]\}'', not just ``A/m''. Do not label axes with a ratio of
* quantities and units. For example, write ``Temperature (K)'', not
* ``Temperature/K''.
* \section\*{Acknowledgment}
* The preferred spelling of the word ``acknowledgment'' in America is without
* an ``e'' after the ``g''. Avoid the stilted expression ``one of us (R. B.
* G.) thanks $\ldots$''. Instead, try ``R. B. G. thanks$\ldots$''. Put sponsor
* acknowledgments in the unnumbered footnote on the first page.
* \section\*{References}
* Please number citations consecutively within brackets \cite{b1}. The
* sentence punctuation follows the bracket \cite{b2}. Refer simply to the reference
* number, as in \cite{b3}---do not use ``Ref. \cite{b3}'' or ``reference \cite{b3}'' except at
* the beginning of a sentence: ``Reference \cite{b3} was the first $\ldots$''
* Number footnotes separately in superscripts. Place the actual footnote at
* the bottom of the column in which it was cited. Do not put footnotes in the
* abstract or reference list. Use letters for table footnotes.
* Unless there are six authors or more give all authors' names; do not use
* ``et al.''. Papers that have not been published, even if they have been
* submitted for publication, should be cited as ``unpublished'' \cite{b4}. Papers
* that have been accepted for publication should be cited as ``in press'' \cite{b5}.
* Capitalize only the first word in a paper title, except for proper nouns and
* element symbols.
* For papers published in translation journals, please give the English
* citation first, followed by the original foreign-language citation \cite{b6}.
* \begin{thebibliography}{00}
* \bibitem{b1} G. Eason, B. Noble, and I. N. Sneddon, ``On certain integrals of Lipschitz-Hankel type involving products of Bessel functions,'' Phil. Trans. Roy. Soc. London, vol. A247, pp. 529--551, April 1955.
* \bibitem{b2} J. Clerk Maxwell, A Treatise on Electricity and Magnetism, 3rd ed., vol. 2. Oxford: Clarendon, 1892, pp.68--73.
* \bibitem{b3} I. S. Jacobs and C. P. Bean, ``Fine particles, thin films and exchange anisotropy,'' in Magnetism, vol. III, G. T. Rado and H. Suhl, Eds. New York: Academic, 1963, pp. 271--350.
* \bibitem{b4} K. Elissa, ``Title of paper if known,'' unpublished.
* \bibitem{b5} R. Nicole, ``Title of paper with only first word capitalized,'' J. Name Stand. Abbrev., in press.
* \bibitem{b6} Y. Yorozu, M. Hirano, K. Oka, and Y. Tagawa, ``Electron spectroscopy studies on magneto-optical media and plastic substrate interface,'' IEEE Transl. J. Magn. Japan, vol. 2, pp. 740--741, August 1987 [Digests 9th Annual Conf. Magnetics Japan, p. 301, 1982].
* \bibitem{b7} M. Young, The Technical Writer's Handbook. Mill Valley, CA: University Science, 1989.
* \end{thebibliography}
* \vspace{12pt}
* \color{red}
* IEEE conference templates contain guidance text for composing and formatting conference papers. Please ensure that all template text is removed from your conference paper prior to submission to the conference. Failure to remove the template text from your paper may result in your paper not being published.
* \end{document}