

**TỔNG LIÊN ĐOÀN LAO ĐỘNG VIỆT NAM**  
**TRƯỜNG ĐẠI HỌC TÔN ĐỨC THẮNG**  
**KHOA CÔNG NGHỆ THÔNG TIN**



**TRẦN TẤN HƯNG - 52000052**

**NGHIÊN CỨU KHAI PHÁ CÁC TẬP  
MỤC PHỔ BIẾN TỐI ĐA XÁC SUẤT  
CÓ TRỌNG SỐ TRÊN CƠ SỞ DỮ  
LIỆU KHÔNG CHẮC CHẮN**

**KHÓA LUẬN TỐT NGHIỆP**

**KỸ THUẬT PHẦN MỀM**

**THÀNH PHỐ HỒ CHÍ MINH, NĂM 2024**

**TỔNG LIÊN ĐOÀN LAO ĐỘNG VIỆT NAM**

**TRƯỜNG ĐẠI HỌC TÔN ĐỨC THẮNG**

**KHOA CÔNG NGHỆ THÔNG TIN**



**TRẦN TẤN HÙNG - 52000052**

**NGHIÊN CỨU KHAI PHÁ CÁC TẬP  
MỤC PHỔ BIẾN TỐI ĐA XÁC SUẤT  
CÓ TRỌNG SỐ TRÊN CƠ SỞ DỮ  
LIỆU KHÔNG CHẮC CHẮN**

**KHÓA LUẬN TỐT NGHIỆP**

**KĨ THUẬT PHẦN MỀM**

Người hướng dẫn

**TS. Nguyễn Chí Thiện**

**THÀNH PHỐ HỒ CHÍ MINH, NĂM 2024**

## LỜI CẢM ƠN

Em xin gửi cảm ơn chân thành đến khoa Công nghệ thông tin đã tạo điều kiện cho em hoàn thành Khóa luận tốt nghiệp. Đồng thời em xin cảm ơn thầy Nguyễn Chí Thiện đã hướng dẫn, giúp đỡ và hỗ trợ em trong bài báo cáo.

Trong quá trình làm bài báo cáo này, do kinh nghiệm và kiến thức của bản thân còn nhiều hạn chế và thiếu sót nên bài báo cáo không thể tránh khỏi những thiếu sót không mong muốn, em mong nhận được ý kiến đóng góp của các thầy cô để em có thể học hỏi được nhiều điều bổ ích và hoàn thiện bản thân.

Em xin chân thành cảm ơn!

*TP. Hồ Chí Minh, ngày 10 tháng 8 năm 2024*

*Tác giả*

*(Ký tên và ghi rõ họ tên)*

Trần Tấn Hưng

Công trình được hoàn thành tại Trường Đại học Tôn Đức Thắng

Cán bộ hướng dẫn khoa học: TS. Nguyễn Chí Thiện

*(Ghi rõ học hàm, học vị, họ tên và chữ ký)*

Nguyễn Chí Thiện

Khóa luận/Đồ án tốt nghiệp được bảo vệ tại **Hội đồng đánh giá Khóa luận/Đồ án tốt nghiệp của Trường Đại học Tôn Đức Thắng** vào ngày... /.../.....

Xác nhận của Chủ tịch Hội đồng đánh giá **Khóa luận/Đồ án tốt nghiệp và Trưởng khoa quản lý chuyên ngành** sau khi nhận **Khóa luận/Đồ án tốt nghiệp** đã được sửa chữa (nếu có).

**CHỦ TỊCH HỘI ĐỒNG**

**TRƯỞNG KHOA**

.....

.....

## **CÔNG TRÌNH ĐƯỢC HOÀN THÀNH TẠI TRƯỜNG ĐẠI HỌC TÔN ĐỨC THẮNG**

Tôi xin cam đoan đây là công trình nghiên cứu của riêng tôi và được sự hướng dẫn khoa học của TS. Nguyễn Chí Thiện. Các nội dung nghiên cứu, kết quả trong đề tài này là trung thực và chưa công bố dưới bất kỳ hình thức nào trước đây. Những số liệu trong các bảng biểu phục vụ cho việc phân tích, nhận xét, đánh giá được chính tác giả thu thập từ các nguồn khác nhau có ghi rõ trong phần tài liệu tham khảo.

Ngoài ra, trong Dự án còn sử dụng một số nhận xét, đánh giá cũng như số liệu của các tác giả khác, cơ quan tổ chức khác đều có trích dẫn và chú thích nguồn gốc.

**Nếu phát hiện có bất kỳ sự gian lận nào tôi xin hoàn toàn chịu trách nhiệm về nội dung Dự án của mình.** Trường Đại học Tôn Đức Thắng không liên quan đến những vi phạm tác quyền, bản quyền do tôi gây ra trong quá trình thực hiện (nếu có).

*TP. Hồ Chí Minh, ngày 12 tháng 8 năm 2024*

*Tác giả*

*(Ký tên và ghi rõ họ tên)*

**Trần Tấn Hưng**

# **NGHIÊN CỨU KHAI PHÁ CÁC TẬP MỤC PHỔ BIẾN TỐI ĐA XÁC SUẤT CÓ TRỌNG SỐ TÓM TẮT**

Dữ liệu không chắc chắn là dữ liệu đi kèm với xác suất, chúng ngày càng phổ biến trong cuộc sống hiện đại. Để đánh giá mức độ quan trọng của dữ liệu, chúng ta có thể gán cho chúng một trọng số cụ thể. Trong bài viết này, tôi sẽ giới thiệu các phương pháp hiệu quả để khai phá các tập mục phổ biến có trọng số từ cơ sở dữ liệu không chắc chắn. Ba phương pháp chính sẽ được trình bày và so sánh về hiệu suất chạy để xác định phương pháp nào hoạt động tốt nhất. Ngoài ra, các chiến lược cắt tĩa trong từng phương pháp cũng sẽ được thảo luận nhằm cải thiện quá trình khai phá. Bên cạnh đó, tôi sẽ tái định nghĩa khái niệm về tập mục phổ biến tối đa có trọng số trong cơ sở dữ liệu không chắc chắn, đồng thời đưa ra hệ thống ký hiệu nhất quán sử dụng trong suốt bài viết. Những khái niệm liên quan và các chứng minh cụ thể cũng sẽ được trình bày chi tiết để làm rõ hơn các nội dung được đề cập.

# **MINING WEIGHTED PROBABILISTIC MAXIMAL FREQUENT ITEMSETS**

## **ABSTRACT**

Uncertain data, which is data accompanied by probability, is becoming increasingly common in modern life. To assess the importance of this data, we can assign it a specific weight. In this paper, I will introduce effective methods for mining weighted frequent itemsets from uncertain databases. Three main methods will be presented and compared in terms of performance to determine which method works best. Additionally, the pruning strategies in each method will be discussed to improve the mining process. Furthermore, I will redefine the concept of the maximum weighted frequent itemset in uncertain databases, and introduce a consistent notation system used throughout the paper. Related concepts and specific proofs will also be presented in detail to clarify the topics discussed.

## MỤC LỤC

<b>DANH MỤC HÌNH VẼ .....</b>	<b>viii</b>
<b>DANH MỤC BẢNG BIỂU .....</b>	<b>ix</b>
<b>DANH MỤC CÁC CHỮ VIẾT TẮT.....</b>	<b>x</b>
<b>CHƯƠNG 1. GIỚI THIỆU .....</b>	<b>1</b>
<b>CHƯƠNG 2. CÔNG VIỆC LIÊN QUAN.....</b>	<b>3</b>
2.1 Khai phá các tập mục phổ biến trong cơ sở dữ liệu không chắc chắn .....	3
2.2 Khai phá các tập phổ biến có trọng số .....	4
<b>CHƯƠNG 3. ĐỊNH NGHĨA VÀ PHÁT BIỂU VẤN ĐỀ .....</b>	<b>6</b>
3.1 Định nghĩa .....	6
3.2 Phát biểu vấn đề .....	8
<b>CHƯƠNG 4. PHƯƠNG PHÁP .....</b>	<b>10</b>
4.1 Tiền xử lí: .....	10
4.2 Phương pháp wPMFI-Apriori .....	11
4.3 Phương pháp WD-FIM .....	15
4.4 Phương pháp wPMFI-MAX.....	18
4.5 Giải pháp .....	24
<b>CHƯƠNG 5. THIẾT LẬP THỰC NGHIỆM.....</b>	<b>34</b>
5.1 Thiết lập thực nghiệm .....	34
5.2 Thực nghiệm trên các ví dụ.....	36
<b>CHƯƠNG 6. KẾT QUẢ THỰC NGHIỆM VÀ THẢO LUẬN .....</b>	<b>58</b>
6.1 Ảnh hưởng của độ hỗ trợ tối thiểu .....	58
6.2 Ảnh hưởng của độ tin cậy tối thiểu .....	61



<b>CHƯƠNG 7. KẾT LUẬN.....</b>	<b>66</b>
<b>CHƯƠNG 8. TÀI LIỆU THAM KHẢO.....</b>	<b>67</b>

## DANH MỤC HÌNH VẼ

Hình 4.1 Lưu đồ cho Thuật toán 1 .....	27
Hình 4.2 Lưu đồ cho Thuật toán 2 .....	28
Hình 4.3 Lưu đồ cho Thuật toán 3 .....	29
Hình 4.4 Lưu đồ cho Thuật toán 4 .....	30
Hình 4.5 Lưu đồ cho Thuật toán 5 .....	31
Hình 4.6 Lưu đồ cho Thuật toán 6 .....	32
Hình 4.7 Sơ đồ thực thi các giải pháp .....	33
Hình 6.1 Thời gian chạy trên bộ dữ liệu T40I10D100K dưới sự ảnh của độ hỗ trợ tối thiểu.....	58
Hình 6.2 Thời gian chạy trên bộ dữ liệu Connect4 dưới sự ảnh hưởng của độ hỗ trợ tối thiểu.....	59
Hình 6.3 Thời gian chạy trên bộ dữ liệu Accidents dưới sự ảnh hưởng của độ hỗ trợ tối thiểu.....	60
Hình 6.4 Thời gian chạy trên bộ dữ liệu Uscensus dưới sự ảnh hưởng của độ hỗ trợ tối thiểu.....	61
Hình 6.5 Thời gian chạy trên bộ dữ liệu T40I10D100K dưới sự ảnh hưởng của độ tin cậy tối thiểu.....	62
Hình 6.6 Thời gian chạy trên bộ dữ liệu Connect4 dưới sự ảnh hưởng của độ tin cậy tối thiểu.....	63
Hình 6.7 Thời gian chạy trên bộ dữ liệu Accidents dưới sự ảnh hưởng của độ tin cậy tối thiểu.....	64
Hình 6.8 Thời gian chạy trên bộ dữ liệu UScensus dưới sự ảnh hưởng của độ tin cậy tối thiểu.....	65

## **DANH MỤC BẢNG BIỂU**

Bảng 3.1 Bảng trọng số cho các phần tử trong cơ sở dữ liệu không chắc chắn .....	6
Bảng 3.2 Ví dụ cơ sở dữ liệu không chắc chắn.....	7
Bảng 5.1 Thông tin các bộ dữ liệu và tham số đầu vào .....	35
Bảng 5.2 Cơ sở dữ liệu mẫu cho các giao dịch không chắc chắn.....	37
Bảng 5.3 Trọng số các phần tử trong Bảng 5.2.....	37

## DANH MỤC CÁC CHỮ VIẾT TẮT

wPMFI-Apriori	Thuật toán tìm các tập mục phổ biến tối đa xác suất có trọng số apriori (weighted probabilistic maximal frequent itemset apriori)
min_sup	Độ hỗ trợ tối thiểu
min_conf	Độ tin cậy tối thiểu
RFID	Định dạng tần số vô tuyến (Radio Frequency Identification)

## CHƯƠNG 1. GIỚI THIỆU

Trong những năm gần đây, chúng ta chứng kiến sự gia tăng nhanh chóng của dữ liệu không chắc chắn trong các ứng dụng phân tích thị trường trực tuyến, giám sát dựa trên Định dạng tần số vô tuyến (RFID), phân tích dữ liệu giao thông dựa trên vị trí. Khai phá dữ liệu không chắc chắn đã trở thành một hướng nghiên cứu tích cực và sôi động trong cộng đồng khai thác dữ liệu. Một chủ đề được nghiên cứu rộng rãi trong khai thác dữ liệu chắc chắn là tìm ra các tập mục xuất hiện trong ít nhất một số giao dịch nhất định, hay còn gọi là khai thác tập mục thường xuyên (FI). Tuy nhiên, điều này trở thành một thách thức khi xử lý dữ liệu không chắc chắn, vì chúng ta thường không thể chắc chắn liệu một tập mục có xuất hiện trong một giao dịch hay không.

Hầu hết các nghiên cứu hiện nay giả định rằng tất cả các mục trong cơ sở dữ liệu không chắc chắn đều có cùng mức độ quan trọng. Tuy nhiên, trong thực tế giá trị và mức độ quan trọng của các mục khác nhau thường khác nhau đối với người dùng. Ví dụ, lợi nhuận của một món hàng xa xỉ đắt tiền và một món hàng gia dụng rẻ tiền không thể được so sánh ngang hàng. Do đó, việc khai phá chỉ dựa trên tần suất xuất hiện hoặc xác suất tồn tại mà không xem xét đến tầm quan trọng hoặc giá trị của các mục là không đủ để xác định các mẫu hữu ích và có ý nghĩa. Để giải quyết vấn đề này, một giải pháp nổi bật là cho phép người dùng gán các trọng số khác nhau cho các mục để chỉ ra tầm quan trọng của chúng. Trọng số của các mục có thể được người dùng đặt dựa trên kiến thức chuyên môn của họ hoặc yêu cầu ứng dụng cụ thể để chỉ ra lợi nhuận, rủi ro, chi phí,... Trong bối cảnh này, các tập mục có tầm quan trọng cao đối với người dùng sẽ được phát hiện. Hơn nữa, việc giới thiệu trọng số của các mục có thể giảm đáng kể số lượng tập mục thường xuyên.

Trong bài báo cáo này tôi tập trung vào những vấn đề và những đóng góp sau:

1. Trong bài báo cáo này tôi nêu định nghĩa tập mục phổ biến theo xác suất có trọng số, sử dụng phương pháp xác suất thống kê để tìm ra các tập mục phổ biến tối đa xác suất có trọng số bằng.
2. Cải biên các thuật toán wPMFI-Apriori (Zhiyang et al., 2020), WD-FIM (Zhao et al., 2018) và wPFI-MAX (Chen et al., 2020) để tìm ra thuật toán hiệu quả trong việc khai phá các tập mục phổ biến tối đa xác suất có trọng số, đồng thời bổ sung các chiến lược cắt tỉa thông qua độ hỗ trợ và độ hỗ trợ kì vọng để gia tăng hiệu suất khai phá.
3. Thực hiện trực quan hóa thuật toán thông qua các sơ đồ và tài liệu giải thích làm cho thuật toán trở nên rõ ràng và tường minh hơn. Bên cạnh đó, chúng tôi điều chỉnh hệ thống kí hiệu trong toàn bài cho nhất quán và logic.
4. So sánh các thuật toán được cải biên với thuật toán PMFIM (Li et al., 2019) trên bộ dữ liệu tổng hợp và thực tế. Kết quả thực nghiệm cho thấy thuật toán của chúng tôi hiệu quả hơn.

Những phần tiếp theo của bài báo cáo sẽ tuân theo luồng như sau: trong phần 2 chúng tôi nêu ra các công việc liên quan, trong phần 3 trình bày các định nghĩa và nêu ra vấn đề cần giải quyết, trong phần 4 trình bày về giải pháp cho vấn đề cần giải quyết, trong phần 5 thiết lập thực nghiệm, trong phần 6 sẽ thực hiện các thực nghiệm, thảo luận kết quả và phần 7 nêu ra kết luận.

## CHƯƠNG 2. CÔNG VIỆC LIÊN QUAN

Trong chương này, các công trình liên quan đến khai phá các tập phổ biến trong cơ sở dữ liệu không chắc chắn và khai phá các tập mục phổ biến có trọng số sẽ được trình bày.

### 2.1 Khai phá các tập mục phổ biến trong cơ sở dữ liệu không chắc chắn

Một cách để khai phá các tập mục phổ biến từ cơ sở dữ liệu không chắc chắn là sử dụng mô hình sinh ra các tập ứng viên và kiểm tra chúng. Ví dụ như Chui và cộng sự (Chui. et al., 2007) đề xuất thuật toán U-Apriori, thuật toán này áp dụng mô hình sinh ra các tập ứng viên và kiểm tra từng tập ứng viên trong cơ sở dữ liệu không chắc chắn. Tương tự thuật toán Apriori cho việc khai phá các dữ liệu chính xác, thuật toán U-Apriori cần quét qua toàn bộ cơ sở dữ liệu và sinh ra rất nhiều tập ứng viên. Chui và Kao (Chun & Ben, 2008) đã áp dụng kỹ thuật cắt tỉa giảm dần để cải thiện hiệu suất cho thuật toán U-Apriori. MBP (Wang et al., 2012) là phương pháp xấp xỉ việc khai phá các tập mục phổ biến dựa trên kỹ thuật thống kê. Thuật toán IMBP (Sun et al., 2012) được đề xuất để cải thiện tốc độ và bộ nhớ cho thuật toán MBP.

Một phương pháp thay thế khi khai phá các tập mục dựa trên việc tạo và kiểm tra ứng viên là khai thác mẫu tăng trưởng, giúp tránh việc tạo ra một số lượng lớn tập ứng viên. Các mô hình khai phá mẫu tăng trưởng thường dựa trên cấu trúc liên kết hoặc cấu trúc cây. Ví dụ, Aggarwal và cộng sự đã đề xuất một thuật toán dựa trên cấu trúc liên kết gọi là UH-mine (Aggarwal et al., 2009) để khai phá các mẫu thường gặp từ dữ liệu không chắc chắn. Leung và cộng sự đã đề xuất một thuật toán khai phá dựa trên cấu trúc cây gọi là UF-growth (Leung et al., 2008), nó được xây dựng để lưu trữ nội dung của các tập dữ liệu không chắc chắn, tương tự thuật toán FP-growth (Han et al., 2000) đối với khai phá các dữ liệu chính xác. Để giảm kích thước cây, Aggarwal và cộng sự đã đề xuất thuật toán UFP-growth (Aggarwal et al., 2009).

Các thuật toán tiên tiến dựa trên cấu trúc cây có thể gây ra các vấn đề nghiêm trọng trong thời gian chạy và sử dụng bộ nhớ dựa trên đặc điểm của cơ sở dữ liệu không chắc chắn và việc thiết lập ngưỡng, vì cấu trúc dữ liệu cây có thể trở nên quá lớn và phức tạp trong quá trình khai thác. Nhiều phương pháp khác nhau đã được đề xuất để khắc phục các vấn đề này. Ví dụ, Lee và Yun đề xuất thuật toán LUNA (Lee & Yun, 2017), thuật toán này chính xác và hiệu quả cho việc khai thác các tập mục thường xuyên không chắc chắn dựa trên các cấu trúc dữ liệu danh sách và các kỹ thuật cắt tia, điều này đảm bảo kết quả tập hợp đầy đủ các tập mục phổ biến được khai phá.

## **2.2 Khai phá các tập phổ biến có trọng số**

Trong khai phá dữ liệu, việc tìm kiếm các tập mục phổ biến thường gặp hạn chế khi không thể tính đến mức độ quan trọng của từng phần tử từ thực tế. Điều này làm cho kết quả tìm kiếm có thể thiếu ý nghĩa hoặc không phản ánh đúng giá trị thực của các phần tử trong tập dữ liệu. Để khắc phục vấn đề này, nhiều thuật toán đã được phát triển nhằm khai phá các tập mục phổ biến có trọng số, cho phép người dùng gán trọng số cho từng phần tử dựa trên mức độ quan trọng hoặc độ ưu tiên của chúng.

Các phương pháp khai phá truyền thống thường không tính đến trọng số, và vì thế, việc phát hiện các mẫu có ý nghĩa hơn đã trở thành một thách thức. Để giải quyết vấn đề này, một số thuật toán nổi bật đã ra đời. Thuật toán WAR (Weighted Association Rules) và WARM (Weighted Association Rule Mining) (Tao et al., 2003) là những ví dụ điển hình về các phương pháp khai phá luật kết hợp có trọng số, cho phép kết hợp các trọng số của các phần tử trong quá trình phát hiện các luật kết hợp phổ biến. Những thuật toán này đã cải thiện đáng kể khả năng phát hiện các tập mục phổ biến bằng cách sử dụng trọng số để phản ánh mức độ quan trọng của các phần tử trong dữ liệu. Thuật toán Wspan (Yun & Leggett, 2006) cũng là một phương pháp nổi bật trong khai phá các tập mục phổ biến có trọng số. WSpan đặc biệt hữu ích trong việc khai thác các mẫu liên tiếp có trọng số, một khía cạnh quan trọng trong



nhiều ứng dụng thực tế như phân tích hành vi người dùng hoặc dự đoán xu hướng. Trong khi đó, thuật toán WMFP-SW (Weighted Maximal Frequent Pattern dựa trên cửa sổ trượt) (Lee et al., Sliding window based weighted maximal frequent pattern mining over data streams, 2014) sử dụng kỹ thuật cửa sổ trượt để phát hiện các mẫu tối đại phổ biến có trọng số trong dữ liệu dạng luồng. Kỹ thuật này rất hữu ích trong các ứng dụng yêu cầu xử lý dữ liệu thời gian thực hoặc gần thời gian thực, nơi mà dữ liệu liên tục được cập nhật và yêu cầu phân tích kịp thời. Tuy nhiên, hầu hết các thuật toán trên đều tập trung vào dữ liệu chính xác hoặc dữ liệu dạng luồng, không hoàn toàn giải quyết được vấn đề khai phá trong cơ sở dữ liệu không chắc chắn, nơi mà các phần tử có thể có mức độ không chắc chắn khác nhau. Điều này đã thúc đẩy sự phát triển của các thuật toán mới nhằm khai phá các tập mục phổ biến có trọng số trong môi trường dữ liệu không chắc chắn.

Trong lĩnh vực này, thuật toán U-WFI (Uncertain Mining of Weighted Frequent Itemsets) (Lee et al., 2015) do Lee và cộng sự đề xuất đã mang lại những tiến bộ quan trọng. Thuật toán này không chỉ bổ sung trọng số vào quá trình tìm kiếm mà còn tính đến mức độ không chắc chắn của các phần tử. Bằng cách này, U-WFI giúp kết quả tìm kiếm trở nên có ý nghĩa hơn, phản ánh đúng mức độ quan trọng và độ tin cậy của các tập mục được phát hiện. U-WFI đã mở ra một hướng đi mới trong việc khai phá dữ liệu, đặc biệt là trong các ứng dụng yêu cầu độ chính xác cao và khả năng phản ánh thực tế. Ngoài U-WFI, Lin và cộng sự đã đề xuất thuật toán HEWI-Uapriori (High Expected Weighted Itemset) (Jerry et al., 2015), một phương pháp khác để khai phá các tập mục có trọng số với kỳ vọng cao. HEWI-Uapriori dựa vào tính chất đóng giảm dần để sớm cắt tỉa và thu hẹp không gian tìm kiếm, từ đó nâng cao hiệu suất của quá trình khai phá. Tính chất đóng giảm dần giúp loại bỏ sớm các tập mục không tiềm năng, giúp tiết kiệm thời gian và tài nguyên tính toán. Điều này đặc biệt hữu ích trong các ứng dụng yêu cầu xử lý dữ liệu lớn hoặc có cấu trúc phức tạp.

## CHƯƠNG 3. ĐỊNH NGHĨA VÀ PHÁT BIỂU VẤN ĐỀ

Trong chương này, tôi sẽ giới thiệu về các định nghĩa, nêu ra các công thức tương ứng và phát biểu vấn đề khai phá các tập mục mục phổ biến tối đa xác suất có trọng số.

### 3.1 Định nghĩa

Trong mô hình dữ liệu của chúng ta, một cơ sở dữ liệu không chắc chắn (uncertain database)  $\mathbf{D}$  là tập hợp của nhiều giao dịch không chắc chắn (uncertain transaction)  $T_i$  ( $0 < i \leq |\mathbf{D}|$ ). Mỗi giao dịch không chắc chắn  $T$  bao gồm ID và một tập mục không chắc chắn (itemset)  $\mathbf{X} = \{\{X_1, p_1\}; \{X_2, p_2\}; \dots; \{X_n, p_n\}\}$ . Mỗi phần tử trong tập mục không chắc chắn là một biến ngẫu nhiên  $X$  đi cùng với phân phối xác suất Bernouli có xác suất xuất hiện là  $\text{pr}(X = x) = p$ .

Mỗi biến ngẫu nhiên  $X$  trong cơ sở dữ liệu không chắc chắn, trọng số thể hiện tầm quan trọng của biến ngẫu nhiên và trọng số này tuân theo phân phối Bernouli  $W(X)$ . Bảng 3.1 bên dưới là ví dụ về bảng trọng số của các phần tử trong cơ sở dữ liệu không chắc chắn của Bảng 1.

Bảng 3.1 Bảng trọng số cho các phần tử trong cơ sở dữ liệu không chắc chắn

Phần tử	1	2	3
Trọng số	0.5	0.4	0.7

**Định nghĩa 1:** Độ hỗ trợ (support) của tập mục

Cho một cơ sở dữ liệu không chắc chắn  $\mathbf{D}$ , độ hỗ trợ của tập mục  $\mathbf{x}$  là số lần tập mục xuất hiện trong tất cả các giao dịch không chắc chắn.

Ví dụ độ hỗ trợ của tập mục  $\{1\}$  trong Bảng 2 là 2, độ hỗ trợ của tập mục  $\{1, 2\}$  là 1.

**Định nghĩa 2:** Độ hỗ trợ kì vọng (expected support) của tập mục

Độ hỗ trợ kỳ vọng của tập mục  $\mathbf{x}$  trong một cơ sở dữ liệu không chắc chắn  $\mathbf{D}$ , là tổng xác suất xuất hiện của tập mục trong tất cả các giao dịch không chắc chắn trong cơ sở dữ liệu.

Giả sử xác suất xuất hiện của các phần tử trong giao dịch không chắc chắn là độc lập theo từng đôi một, độ hỗ trợ kỳ vọng của tập mục biểu thị theo công thức sau:

$$\text{esp}(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^{|\mathbf{D}|} \prod_{x \in \mathbf{x}} \text{pr}(x \in \mathbf{T}_i) \quad (1)$$

Cho cơ sở dữ liệu không chắc chắn trong Bảng 2, độ hỗ trợ kỳ vọng của tập mục  $\{1\}$  là:  $\text{esp}(\{1\}) = 0.5 + 0.8 = 1.3$ .

Bảng 3.2 Ví dụ cơ sở dữ liệu không chắc chắn

ID	Giao dịch
1	{1 0.5} {2 0.7}
2	{1 0.8} {3 0.3}

**Định nghĩa 3:** Vec-tơ xác suất độ hỗ trợ (support probabilistic vector)

Trong một cơ sở dữ liệu không chắc chắn  $\mathbf{D}$ , vec-tơ xác suất độ hỗ trợ  $\{sp_0, sp_1, sp_2, \dots, sp_{n-1}, sp_n\}$  của một tập mục biểu thị xác suất xuất hiện tương ứng với từng độ hỗ trợ (support) của tập mục trong mỗi cơ sở dữ liệu chắc chắn được chuyển từ cơ sở dữ liệu không chắc chắn.

Với  $\text{pr}(S(\mathbf{x}) = i) = sp_i$  ( $0 \leq i \leq n$ ),  $n$  là số lượng giao dịch và  $S(\mathbf{x})$  là biến ngẫu nhiên rời rạc nhận giá trị từ 0 đến  $n$ .

**Định nghĩa 4:** Trọng số (weight)

Cho bảng trọng số  $\mathbf{W}$ , trọng số của một tập mục  $\mathbf{x}$  là trung bình trọng số của các phần tử  $i$  trong tập mục  $\mathbf{x}$ .

$$\text{wt}(\mathbf{x}) = \frac{1}{|\mathbf{x}|} \sum_{i \in \mathbf{x}} \text{wt}(i) \quad (2)$$

Ví dụ, cho cơ sở dữ liệu không chắc chắn Bảng 2 và bảng trọng số trong Bảng 1, trọng số của tập mục  $\{1\}$  sẽ được tính như sau:  $wt(\{1\}) = \frac{0.5}{1} = 0.5$ , trọng số của tập mục  $\{1, 2\}$  sẽ được tính như sau:  $wt(\{1, 2\}) = \frac{0.5 + 0.4}{2} = 0.45$ .

**Định nghĩa 5:** Độ hỗ trợ xác suất có trọng số (weighted probabilistic support)

Cho  $\{sp_0, sp_1, \dots, sp_n\}$  là vector xác suất độ hỗ trợ của một tập mục ( $n$  là số lượng giao dịch trong cơ sở dữ liệu không chắc chắn), độ tin cậy tối thiểu  $\tau$ , độ hỗ trợ xác suất có trọng số của tập mục  $x$  là giá trị tối đa của  $z$  sao cho  $\sum_{i=z}^n (sp_i * wt(x))$  lớn hơn độ tin cậy tối thiểu. Độ hỗ trợ xác suất có trọng số có thể biểu thị như sau:

$$wprsp(x) = \max\{z \mid \sum_{i=z}^n sp_i * wt(x) > \tau\} \quad (3)$$

**Định nghĩa 6:** Tập mục phổ biến theo xác suất có trọng số (weighed probabilistic frequent itemset)

Trong một cơ sở dữ liệu không chắc chắn  $D$ , độ hỗ trợ tối thiểu  $\lambda$ , độ tin cậy tối thiểu  $\tau$ , nếu độ hỗ trợ xác suất có trọng số của tập mục  $x$  lớn hơn hoặc bằng độ hỗ trợ tối thiểu  $\lambda$  thì nó là tập mục phổ biến xác suất có trọng số.

**Định nghĩa 7:** Tập mục phổ biến tối đa theo xác suất có trọng số (weighted probabilistic maximal frequent itemset)

Trong một cơ sở dữ liệu không chắc chắn  $D$ , độ hỗ trợ tối thiểu  $\lambda$ , độ tin cậy tối thiểu  $\tau$ , một tập mục  $x$  là tập mục phổ biến tối đa xác suất có trọng số nếu nó thỏa mãn hai điều kiện: thứ nhất nó phải là tập mục phổ biến theo xác suất có trọng số, thứ hai nó không bị bao bởi một tập mục phổ biến theo xác suất có trọng số khác, biểu thị:

$$wprsp(x) \geq \lambda \cap \nexists \{y \mid (y \supset x) \cap (wprsp(y) \geq \lambda)\} \quad (4)$$

### 3.2 Phát biểu vấn đề

**Phát biểu vấn đề:** Cho một cơ sở dữ liệu không chắc chắn  $\mathcal{D}$ , bảng trọng số  $\mathcal{W}$ , độ hỗ trợ tối thiểu  $\lambda$ , độ tin cậy tối thiểu  $\tau$ , tôi tìm ra các tập mục phổ biến tối đa xác suất có trọng số.

## CHƯƠNG 4. PHƯƠNG PHÁP

Trong chương này tôi sẽ trình bày tiền xử lí trong các phương pháp và nêu ra ba phương pháp để giải quyết vấn đề đã nêu ra.

### 4.1 Tiền xử lí:

#### 4.1.1 Vec-tơ tổng xác suất độ hỗ trợ

Kết quả của phép tích chập tập mục  $\mathbf{x}$  trong giao dịch không chắc chắn  $\mathbf{T}_1$  và trong giao dịch không chắc chắn  $\mathbf{T}_2$  là vector tổng xác suất độ hỗ trợ của một tập mục trong hai giao dịch không chắc chắn  $\mathbf{T}_1$  và  $\mathbf{T}_2$  là. Phép tích chập sử dụng phương pháp chia để trị được đề xuất trong (Sun et al., 2010) được trình bày trong Thuật toán 1 bên dưới. Theo phương pháp này, cơ sở dữ liệu không chắc chắn đầu vào được chia làm hai phần theo chiều ngang để tính vec-tơ tổng xác suất độ hỗ trợ cho tập mục, quá trình chia được lặp lại cho đến khi chỉ còn lại một giao dịch.

**Thuật toán 1** CaculateProbabilisticSupportVecto

**Đầu vào:** cơ sở dữ liệu không chắc chắn  $\mathbf{D}$ , tập mục  $\mathbf{x}$

**Đầu ra:** vec-tơ tổng xác suất độ hỗ trợ của tập mục  $\mathbf{x}$

- 1        if  $|\mathbf{D}| = 1$ 
  - $f[0] \leftarrow (1 - \text{pr}(\mathbf{x}))$
  - $f[1] \leftarrow \text{pr}(\mathbf{x})$
  - return  $f$
- 2        Chia  $\mathbf{D}$  thành hai phần bằng nhau  $\mathbf{D}_1, \mathbf{D}_2$
- 3         $f_1 \leftarrow \text{CaculateProbabilisticSupportVecto}(\mathbf{D}_1, \mathbf{x})$

```

4       $f_2 \leftarrow \text{CalculateProbabilisticSupportVecto}(\mathbf{D}_2, \mathbf{x})$ 

5       $f \leftarrow \text{tích chập } f_1 \text{ và } f_2 \text{ theo công thức } f[k] = \sum_{i=0}^k f_1[i] * f_2[k-i]$ 

6      return  $f$ 

```

Theo phương pháp này thì việc tính vec-tơ tổng xác suất độ hỗ trợ có độ phức tạp về thời gian là  $O(n^2)$ . Chúng ta có thể cải thiện độ phức tạp về thời gian bằng cách áp dụng phương pháp Fast Fourier Transform trong quá trình tích chập. Điều này giúp giảm độ phức tạp về thời gian từ  $O(n^2)$  thành  $O(n \log^2 n)$  trong quá trình tính ra vec-tơ xác suất độ hỗ trợ của từng tập mục.

#### 4.1.2 Lưu trữ giao dịch không chắc chắn

Tôi sử dụng cấu trúc dữ liệu map để lưu trữ các phần tử và xác suất của phần tử theo dạng key-value trong giao dịch không chắc chắn. Với việc sử dụng map sẽ cải thiện hiệu suất khi tính xác suất của tập mục trong giao dịch không chắc chắn khi so sánh với khi lưu trữ bằng list từ  $O(n * m)$  thành  $O(m)$  với  $n$  số lượng phần tử trong tập mục và  $m$  là số lượng giao dịch.

### 4.2 Phương pháp wPMFI-Apriori

#### 4.2.1 Mô tả thuật toán và chứng minh

**Định lý 1:** Nếu một tập mục  $\mathbf{x}$  là tập mục phổ biến xác suất có trọng số thì có ít nhất một tập mục  $\mathbf{s} \subset \mathbf{x}$  ( $|\mathbf{s}| = |\mathbf{x}| - 1$ ) là tập mục phổ biến xác suất có trọng số.

Chứng minh: cho tập mục  $\mathbf{x} = \{x_1, x_2, \dots, x_k\}$  ( $k = |\mathbf{x}|$ ) và bảng trọng số  $W = \{w(x_1), w(x_2), \dots, w(x_k)\}$  và  $i$  là phần tử có trọng số nhỏ nhất. Tập mục  $\mathbf{s} \subset \mathbf{x} - i$  là tập con của  $\mathbf{x}$ . Chúng ta nhận thấy rằng  $w(i) \leq w(\mathbf{x}) \leq w(\mathbf{s})$ . Cho độ hỗ trợ tối thiểu  $\lambda$ , độ tin cậy tối thiểu  $\tau$ , chúng ta giả định rằng định nghĩa của chúng ta là sai. Như vậy tất cả các tập con của  $\mathbf{x}$  không là tập mục phổ biến xác suất có trọng số. Do

đó chúng ta đặt được  $\max\{z \mid \sum_{i=z}^n sp_i^s * wt(\mathbf{x}) > \tau\} \leq \lambda$ . Theo Định nghĩa 5, với tập mục  $\mathbf{x}$  ta có:

$$\begin{aligned}
& \max\{z \mid \sum_{i=z}^n sp_i^x * wt(\mathbf{x}) > \tau\} \\
&= \max\{z \mid wt(\mathbf{x}) * \sum_{i=z}^n sp_i^x > \tau\} \\
&\leq \max\{z \mid wt(\mathbf{s}) * \sum_{i=z}^n sp_i^s > \tau\} \\
&= \max\{z \mid \sum_{i=z}^n sp_i^s * wt(\mathbf{s}) > \tau\} \\
&\leq \lambda
\end{aligned}$$

Từ suy luận trên, chúng ta nhận thấy một mâu thuẫn rằng tập mục  $\mathbf{x}$  không là tập mục phổ biến xác suất có trọng số. Do đó, có ít nhất một tập mục  $\mathbf{s} \subset \mathbf{x}$  ( $|\mathbf{s}| = |\mathbf{x}| - 1$ ) là tập mục phổ biến xác suất có trọng số.

Dựa vào định lí 1, tôi thiết kế thuật toán wPMFI-Apriori để khai phá các tập mục phổ biến tối đa xác suất có trọng số dựa theo khung của thuật toán Apriori. Nhiệm vụ chính trong thuật toán wPMFI-Apriori kiểm tra liệu rằng tập ứng viên có phải là tập mục phổ biến tối đa xác suất có trọng số hay không. Đồng thời sử dụng phương pháp chia để trị tính vec-tơ xác suất độ hỗ trợ.

Một trong những nhiệm vụ chính của thuật toán là tạo ra những tập ứng viên dựa trên những tập mục phổ biến trong vòng lặp trước. Vì tính chất phản đơn điệu của tập mục phổ biến xác suất có trọng số khác với tính chất của tập mục phổ biến xác suất cổ điển, do đó tôi triển khai thuật toán mới để tạo ra những tập ứng viên. Ta có  $c_k$  là sự kết hợp của những tập mục phổ biến xác suất có trọng số có kích thước  $k - 1$  và phần tử  $i$  ( $i$  là những phần tử riêng biệt trong cơ sở dữ liệu không chắc chắn). Chúng ta nhận thấy rằng có rất nhiều tập ứng viên trong  $c_k$ , do đó gây mất thời gian trong quá trình tìm ra tất cả các tập mục phổ biến tối đa xác suất có trọng số. Để giải quyết điều này tôi đề xuất chiến lược cắt tia tập ứng viên dựa trên Định lí 1.



**Hệ quả 1:** Cho tập mục  $\mathbf{s}$  thuộc về tập mục phổ biến xác suất có trọng số với kích thước  $k - 1$ , tập mục  $\mathbf{i}$  (phần tử riêng biệt trong cơ sở dữ liệu không chắc chắn), bảng trọng số  $\mathbf{W}$ , độ hỗ trợ tối thiểu  $\lambda$  và độ tin cậy tối thiểu  $\tau$ , một tập mục  $\mathbf{x} = \mathbf{s} \cup i$  không là tập mục phổ biến xác suất có trọng số nếu  $w(j) \geq \min \{w(s) \mid s \in \mathbf{s}\}$  và  $j \in \mathbf{i} - \mathbf{y}$  (với  $\mathbf{y} = \{p \mid p \in \mathbf{q}\}$ ,

$\mathbf{q} \subseteq$  tập mục phổ biến xác suất có trọng số với kích thước  $k - 1$ )

Chứng minh: Chúng ta đặt  $v \leftarrow \text{argmin} \{wt(\{x\}) \mid x \in \mathbf{x}\}$ . Tập mục  $\mathbf{s} = (\mathbf{x} - v) \cup j$  không là tập mục phổ biến xác suất có trọng số với kích thước  $k - 1$  bởi vì  $j$  không là thành viên của  $\mathbf{y}$ . Chúng ta có thể nhận thấy rằng:  $\max\{z \mid \sum_{i=z}^n sp_i^s * wt(\mathbf{x}) > \tau\} \leq \lambda$  và  $wt(\mathbf{s}) \geq wt(\mathbf{x})$ , do đó:

$$\begin{aligned} & \max\{z \mid \sum_{i=z}^n sp_i^x * wt(\mathbf{x}) > \tau\} \\ &= \max\{z \mid wt(\mathbf{x}) * \sum_{i=z}^n sp_i^x > \tau\} \\ &\leq \max\{z \mid wt(\mathbf{s}) * \sum_{i=z}^n sp_i^s > \tau\} \\ &= \max\{z \mid \sum_{i=z}^n sp_i^s * wt(\mathbf{s}) > \tau\} \\ &\leq \lambda \end{aligned}$$

Vậy nên  $\mathbf{x} = \mathbf{s} \cup i$  không là tập mục phổ biến xác suất có trọng số. Dựa vào Hệ quả 1 tôi thiết kế thuật toán 3 phát sinh và cắt tía các ứng viên cho Thuật toán 2.

#### 4.2.2 Thuật toán

**Thuật toán 2** wPMFI-Apriori

**Đầu vào:** cơ sở dữ liệu không chắc chắn  $\mathbf{D}$ , bảng trọng số  $\mathbf{W}$ , độ hỗ trợ tối thiểu  $\lambda$ , độ tin cậy tối thiểu  $\tau$

**Đầu ra:** danh sách tập mục phổ biến theo xác suất có trọng số

```

1      khởi tạo  $\mathbf{r} = \phi$ ,  $\mathbf{i}$  là tập hợp các phần tử riêng biệt trong  $\mathbf{D}$ 
2       $\mathbf{r}_1 \leftarrow$  tìm các tập mục phổ biến xác suất có trọng số với kích thước là 1
        theo Định nghĩa 6
3      thêm  $\mathbf{r}_1$  vào  $\mathbf{r}$ ;  $k \leftarrow 2$ 
4      while  $\mathbf{r}_{k-1} \neq \phi$ 
5           $\mathbf{c}_k \leftarrow \text{AprioriGenWPFI}(\mathbf{r}_{k-1}, \mathbf{W}, \mathbf{i}, \tau)$ 
6           $\mathbf{r}_k \leftarrow$  tìm các tập mục phổ biến xác suất có trọng số từ  $\mathbf{c}_k$  với kích
            thước là  $k$  theo Định nghĩa 6
7          thêm  $\mathbf{r}_k$  vào  $\mathbf{r}$ 
8           $k \leftarrow k + 1$ 
9       $\mathbf{l} \leftarrow$  tìm ra các tập mục tối đa xác suất có trọng số từ  $\mathbf{r}$ 
10     return  $\mathbf{l}$ 

```

### Thuật toán 3 *AprioriGenWPFI*

**Đầu vào:** tập hợp các tập mục phổ biến xác có trọng số có kích thước  $k - 1$   $wPFI_{k-1}$ , bảng trọng số  $\mathbf{W}$ , tập hợp các phần tử riêng biệt trong cơ sở dữ liệu không chắc chắn  $\mathbf{i}$ , độ tin cậy tối thiểu  $\tau$

**Đầu ra:** danh sách tập ứng viên phổ biến xác có trọng số có kích thước  $k$

```

1      khởi tạo  $\mathbf{c}_k \leftarrow \phi$ 
2       $\mathbf{y} = \{p \mid p \in \mathbf{q}, \quad \mathbf{q} \subseteq wPFI_{k-1}\}$ 

```

```

3      for tập mục  $\mathbf{x} \in wPFI_{k-1}$ 
4          for phần tử  $m \in \mathbf{y} - \mathbf{x}$ 
5              if  $\text{wt}(\mathbf{x} \cup \{m\}) \geq \tau$ 
6                  thêm  $\mathbf{x} \cup \{m\}$  vào  $\mathbf{c}_k$ 
7           $v \leftarrow \text{argsmin} \{ \text{wt}(\{x\}) \text{ với } x \in \mathbf{x} \}$ 
8          for phần tử  $m \in \mathbf{i} - \mathbf{y} - \mathbf{x}$ 
9              if  $\text{wt}(\mathbf{x} \cup \{m\}) \geq \tau$  và  $\text{wt}(\{m\}) < \text{wt}(\{v\})$ 
10                  thêm  $\mathbf{x} \cup \{m\}$  vào  $\mathbf{c}_k$ 
11      return  $\mathbf{c}_k$ 

```

### 4.3 Phương pháp WD-FIM

#### 4.3.1 Mô tả thuật toán

**Định lý 2** (Tính Chất Khép Kín Xuống Dựa Trên Phán Đoán Trọng Số): Cho tập mục  $\mathbf{i}$  là tập hợp các phần tử trong cơ sở dữ liệu không chắc chắn và bảng trọng số  $\mathbf{W}$ , tập mục  $\mathbf{x}$  không là tập mục phổ biến xác suất có trọng số. Nếu trọng số của một phần tử  $i \in \mathbf{i}$  không lớn hơn trọng số của tập mục  $\mathbf{x}$ , thì  $\{i\} \cup \mathbf{x}$  không là tập mục phổ biến xác suất có trọng số.

Chứng minh: chúng ta có độ hỗ trợ tối thiểu  $\lambda$ , độ tin cậy tối thiểu  $\tau$ . Tập mục  $\mathbf{x}$  không là tập mục phổ biến xác suất có trọng số, do đó:

$$\begin{aligned}
 \text{wprsp}(\mathbf{x}) &= \max\{z \mid \sum_{i=z}^n sp_i^{\mathbf{x}} * \text{wt}(\mathbf{x}) > \tau\} \\
 &= \max\{z \mid \text{wt}(\mathbf{x}) * \sum_{i=z}^n sp_i^{\mathbf{x}} > \tau\}
 \end{aligned}$$

$$= \max\{z \mid \frac{\sum_{x \in \mathcal{X}} \text{wt}(\{x\})}{|\mathcal{X}|} * \sum_{i=z}^n sp_i^x > \tau\}$$

$$\leq \lambda$$

Ta có:

$$\begin{aligned} \text{wprsp}(\{i\} \cup \mathcal{X}) &= \max\{z \mid \sum_{i=z}^n sp_i^{\{i\} \cup \mathcal{X}} * \text{wt}(\{i\} \cup \mathcal{X}) > \tau\} \\ &= \max\{z \mid \text{wt}(\{i\} \cup \mathcal{X}) * \sum_{i=z}^n sp_i^{\{i\} \cup \mathcal{X}} > \tau\} \\ &= \max\{z \mid \frac{\text{wt}(\{i\}) + \sum_{x \in \mathcal{X}} \text{wt}(\{x\})}{1 + |\mathcal{X}|} * \sum_{i=z}^n sp_i^{\{i\} \cup \mathcal{X}} > \tau\} \\ &\leq \max\{z \mid \frac{\sum_{x \in \mathcal{X}} \text{wt}(\{x\})}{|\mathcal{X}|} * \sum_{i=z}^n sp_i^x > \tau\} \\ &\leq \lambda \end{aligned}$$

Do đó  $\{i\} \cup \mathcal{X}$  không là tập mục phổ biến xác suất có trọng số (điều phải chứng minh).

Thuật toán WD-FIM tìm ra các tập mục phổ biến tối đa xác suất có trọng số dựa trên sự lặp lại giống như thuật toán U-Apriori. Có một số sự khác biệt đáng kể giữa thuật toán U-Apriori và WD-FIM. Đầu tiên, thuật toán WD-FIM được đề xuất để khai thác các tập mục thường xuyên tối đa xác suất có trọng số trong các tập dữ liệu không chắc chắn. Thuật toán U-Apriori chỉ có thể được sử dụng để khám phá các tập mục thường xuyên trong các tập dữ liệu không chắc chắn. Thứ hai, cơ sở của thuật toán WD-FIM được đề xuất là tính chất khép kín xuống dựa trên phán đoán trọng số và tính tồn tại của các tập con thường xuyên có trọng số đã nêu ở trên, nhưng tính chất khép kín xuống trong Định lý 2 được sử dụng trực tiếp để thu hẹp không gian tìm kiếm của các tập mục thường xuyên trong thuật toán U-Apriori. Dựa trên các định nghĩa và định lý đã nêu ở trên, mã giả của thuật toán WD-FIM được đề xuất.

Thuật toán WD-FIM nhận vào một cơ sở dữ liệu không chắc chắn  $\mathbf{D}$ , bảng trọng số  $\mathbf{W}$ , độ hỗ trợ tối thiểu  $\lambda$ , độ tin cậy tối thiểu  $\tau$ . Trước hết, các biến như  $\mathbf{r}$  và

$r_k$  được khởi tạo (dòng 1). Sau đó, nó quét tập dữ liệu để lấy các tập mục có trọng số thường xuyên có kích thước là 1 (Các dòng 2 đến 8). Cuối cùng, dựa trên tính chất khép kín xuống dựa trên phán đoán trọng số và tính chất tồn tại của các tập con thường xuyên có trọng số được đề xuất, các tập mục thường xuyên tối đa xác suất có trọng số với kích thước  $k$  sẽ được khám phá và tất cả các tập mục có trọng số thường xuyên sẽ được trả về (các dòng 9 đến 24). Trong quá trình này, việc tính toán  $c_k$  là cực kỳ quan trọng (các dòng 13 đến 15). Dòng 13 được thực hiện để đảm bảo rằng tất cả các tập mục có trọng số thường xuyên với kích thước  $k$  đều được bao gồm trong  $c_k$  theo tính chất tồn tại của các tập con thường xuyên có trọng số. Hành động tạo ra các kết nối tương tự như Apriori\_gen trong thuật toán HEWI-Uapriori. Dòng 14 được thực hiện để lấy các tập mục chắc chắn không phải là tập mục có trọng số thường xuyên với kích thước  $k$  theo tính chất khép kín xuống dựa trên phán đoán trọng số. Hành động wConnection có nghĩa là các tập mục trong  $(c_{k-1} - r_{k-1})$  được kết nối với các tập mục có trọng số nhỏ hơn trong  $sc_{k-1}$ . Dòng 15 được thực hiện để thu hẹp không gian tìm kiếm của các tập mục có trọng số thường xuyên bằng cách xóa các tập mục chắc chắn không phải là tập mục phổ biến tối đa xác suất có trọng số với kích thước  $k$  khỏi  $c_k$ . Sau đó chúng ta tiến hành tìm ra các tập mục phổ biến tối đa xác suất có trọng số từ các tập mục phổ biến xác suất có trọng số.

### 4.3.2 Thuật toán

#### Thuật toán 4 WD-FIM

**Đầu vào:** cơ sở dữ liệu không chắc chắn  $D$ , bảng trọng số  $W$ , độ hỗ trợ tối thiểu  $\lambda$ , độ tin cậy tối thiểu  $\tau$

**Đầu ra:** danh sách tập mục phổ biến theo xác suất có trọng số

1       khởi tạo  $r = \phi$

```

2       $\mathbf{r}_1 \leftarrow$  tìm các tập mục phổ biến xác suất có trọng số với kích thước là 1
      theo Định nghĩa 6

3      thêm  $\mathbf{r}_1$  vào  $\mathbf{r}$ 

4       $\mathbf{c}_1 \leftarrow$  tập hợp các phần tử riêng biệt trong  $\mathbf{D}$ 

5       $\mathbf{s}_1 \leftarrow$  tập hợp các phần tử riêng biệt trong  $\mathbf{D}$  được sắp xếp theo tăng dần
      của trọng số

6       $k \leftarrow 2$ 

7      while  $\mathbf{r}_{k-1} \neq \phi$ 

8           $\mathbf{c}_k \leftarrow \text{connection}(\mathbf{r}_{k-1}, \mathbf{c}_1)$ 

9           $\mathbf{nc}_k \leftarrow \text{connection}((\mathbf{c}_{k-1} - \mathbf{r}_{k-1}), \mathbf{s}_1)$ 

10          $\mathbf{rc}_k \leftarrow \mathbf{c}_k - \mathbf{nc}_k$ 

11          $\mathbf{r}_k \leftarrow$  tìm các tập mục phổ biến xác suất có trọng số từ  $\mathbf{rc}_k$  với kích
            thước là  $k$  theo Định nghĩa 6

12         thêm  $\mathbf{r}_k$  vào  $\mathbf{r}$ 

13          $k \leftarrow k + 1$ 

14          $\mathbf{l} \leftarrow$  tìm ra các tập mục tối đa xác suất có trọng số từ  $\mathbf{r}$ 

15     return  $\mathbf{l}$ 

```

## 4.4 Phương pháp wPMFI-MAX

### 4.4.1 Mô tả thuật toán và chứng minh

Thuật toán wPMFI-MAX bao gồm hai bước: tạo ra các tập ứng viên và tìm ra các tập mục phổ biến tối đa xác suất có trọng số. Đầu tiên, tôi tìm ra cận cho kì vọng tập mục, tạo ra các tập ứng viên và đưa ra các chứng minh. Thứ hai, chúng tôi sẽ đưa ra thuật toán để khai phá các tập mục phổ biến tối đa xác suất dựa trên định nghĩa và các cận của kì vọng.

**Định lí 3:** Cho cơ sở dữ liệu không chắc chắn  $\mathbf{D}$ , bảng trọng số  $\mathbf{W}$ , độ hỗ trợ tối thiểu  $\lambda$ , độ tin cậy tối thiểu  $\tau$ , chúng ta có cận trên và cận dưới cho kì vọng của tập mục  $\mathbf{x}$  như sau:

$$\begin{cases} \text{lb}(\text{esp}(\mathbf{x})) = \frac{2 * \lambda - \ln\left(\frac{\tau}{\text{wt}(\mathbf{x})}\right) - \sqrt{\ln^2\left(\frac{\tau}{\text{wt}(\mathbf{x})}\right) - 8 * \lambda * \ln\left(\frac{\tau}{\text{wt}(\mathbf{x})}\right)}}{2} \\ \text{ub}(\text{esp}(\mathbf{x})) = \lambda - \ln\left(1 - \frac{\tau}{\text{wt}(\mathbf{x})}\right) + \sqrt{\ln^2\left(1 - \frac{\tau}{\text{wt}(\mathbf{x})}\right) - 2 * \lambda * \ln\left(1 - \frac{\tau}{\text{wt}(\mathbf{x})}\right)} \end{cases} \quad (5)$$

Chứng minh: Cho cơ sở dữ liệu không chắc chắn  $\mathbf{D}$ , độ hỗ trợ tối thiểu  $\lambda$ , độ tin cậy tối thiểu  $\tau$ . Đối với tập mục  $\mathbf{x}$ , vecto tổng xác suất độ hỗ trợ của tập mục  $\mathbf{x}$  là  $\{sp_0, sp_1, \dots, sp_n\}$ . Từ Định nghĩa 5 ta có:

$$\begin{cases} \text{pr}(S(\mathbf{x}) \geq \lambda) * \text{wt}(\mathbf{x}) \leq \tau \\ \text{pr}(S(\mathbf{x}) \geq \lambda) * \text{wt}(\mathbf{x}) > \tau \end{cases} \quad (6)$$

Chúng ta đặt  $\lambda = (1 - k) * \text{esp}(\mathbf{x}) \Rightarrow k = 1 - \frac{\lambda}{\text{esp}(\mathbf{x})}$  theo chặn Chernoff ta có:

$$\begin{aligned} & \text{pr}(S(\mathbf{x}) \geq \lambda) * \text{wt}(\mathbf{x}) \\ &= \text{pr}(S(\mathbf{x}) \geq (1 - k) * \text{esp}(\mathbf{x})) * \text{wt}(\mathbf{x}) > 1 - e^{\frac{-k^2 * \text{esp}(\mathbf{x})}{2}} \\ &\Rightarrow \tau > \left(1 - e^{\frac{-k^2 * \text{esp}(\mathbf{x})}{2}}\right) * \text{wt}(\mathbf{x}) \\ &\Rightarrow \tau > \left(1 - e^{\frac{-(\lambda - \text{esp}(\mathbf{x}))^2}{2}}\right) * \text{wt}(\mathbf{x}) \\ &\Rightarrow \text{esp}(\mathbf{x}) < \lambda - \ln\left(1 - \frac{\tau}{\text{wt}(\mathbf{x})}\right) + \sqrt{\ln^2\left(1 - \frac{\tau}{\text{wt}(\mathbf{x})}\right) - 2 * \lambda * \ln\left(1 - \frac{\tau}{\text{wt}(\mathbf{x})}\right)} \end{aligned} \quad (7)$$

Tương tự, chúng ta đặt  $\lambda = (1 + k) * \text{esp}(\mathbf{x}) \Rightarrow k = \frac{\lambda}{\text{esp}(\mathbf{x})} - 1$ , theo chặn Chernoff ta có:

$$\begin{aligned}
& \text{pr}(S(\mathbf{x}) \geq \lambda) * \text{wt}(\mathbf{x}) \\
&= \text{pr}(S(\mathbf{x}) \geq (1 + k) * \text{esp}(\mathbf{x})) * \text{wt}(\mathbf{x}) \leq e^{\frac{-k^2 * \text{esp}(\mathbf{x})}{2+k}} \\
&\Rightarrow \tau < e^{\frac{-k^2 * \text{esp}(\mathbf{x})}{2+k}} * \text{wt}(\mathbf{x}) \\
&\Rightarrow \tau < e^{\frac{-(\lambda - \text{esp}(\mathbf{x}))^2}{\lambda + \text{esp}(\mathbf{x})}} * \text{wt}(\mathbf{x}) \\
&\Rightarrow \text{esp}(\mathbf{x}) > \frac{2 * \lambda - \ln\left(\frac{\tau}{\text{wt}(\mathbf{x})}\right) - \sqrt{\ln^2\left(\frac{\tau}{\text{wt}(\mathbf{x})}\right) - 8 * \lambda * \ln\left(\frac{\tau}{\text{wt}(\mathbf{x})}\right)}}{2} \quad (8)
\end{aligned}$$

Từ chứng minh trên chúng ta có thêm chiến lược cắt tia nếu kì vọng của tập mục  $\mathbf{x}$  không lớn hơn  $\text{lb}(\text{esp}(\mathbf{x}))$  thì nó không là tập mục phổ biến xác suất có trọng số và nếu kì vọng của tập mục  $\mathbf{x}$  lớn hơn  $\text{ub}(\text{esp}(\mathbf{x}))$  thì nó chắc chắn là tập mục phổ biến xác suất có trọng số.

#### 4.4.1.1 Tập ứng viên

Tương tự thuật toán Apriori, chúng ta gặp phải vấn đề với rất nhiều tập ứng viên, dẫn đến việc xử lý không hiệu quả. Điều này là do thuật toán Apriori lựa chọn các ứng viên dựa trên độ hỗ trợ của các tập mục. Theo Định nghĩa 6,  $\mathbf{x}$  là một tập mục phổ biến xác suất có trọng số nếu và chỉ nếu độ hỗ trợ xác suất có trọng số không bé hơn độ hỗ trợ tối thiểu. Tính chất này có thể được sử dụng để tăng tốc quá trình tạo ứng viên. Tuy nhiên, việc tính toán độ hỗ trợ xác suất có trọng số trong thực tế không đơn giản. Với bất kỳ tập mục phổ biến xác suất có trọng số  $\mathbf{x}$  nào, chúng ta nhận thấy rằng tồn tại một cận dưới đối với  $\text{esp}(\mathbf{x})$ . Do đó đối với một ứng viên, độ hỗ trợ kì vọng của tập mục phổ biến tối đa xác suất có trọng số sẽ lớn hơn cận dưới của độ hỗ trợ xác suất.



Thuật toán 5 thực hiện quy trình tạo các tập ứng viên cho tập mục phổ biến tối đa xác suất có trọng số dựa trên cận của độ hỗ trợ kì vọng (dựa trên Định lý 3). Phương pháp này cải tiến dựa trên thuật toán Apriori bằng cách sử dụng giới hạn dưới của kỳ vọng. Cụ thể, dòng 3 đến 7 tính độ hỗ trợ và độ hỗ trợ kì vọng của các tập mục để xác định xem tập ứng viên có khả năng là tập mục phổ biến xác suất có trọng số hay không. Dòng 4, quá trình quét sẽ kết thúc khi kỳ vọng lớn hơn cận dưới của kỳ vọng và độ hỗ trợ không nhỏ hơn độ hỗ trợ tối thiểu. Dòng 10 đến 11, quy trình sẽ dừng lại khi không còn ứng viên nào được tạo ra.

#### 4.4.1.2 Tìm kiếm các tập mục phổ biến tối đa xác suất có trọng số

Để kiểm tra các ứng viên có phải là một tập mục phổ biến xác suất có trọng số một cách hiệu quả hơn, tôi áp dụng một khung kiểm tra PMFI từ trên xuống dưới như trong TODIS-MAX, nghĩa là kiểm tra các ứng viên theo thứ tự độ dài của chúng. Chúng tôi cũng chứng minh rằng phương pháp ước lượng của chúng tôi có đặc điểm kế thừa. Nói cách khác, khi một tập ứng viên được xác nhận là tập mục phổ biến xác suất có trọng số, các tập con của nó trong tập ứng viên  $\mathcal{C}$  cũng là tập mục phổ biến xác suất có trọng số và không cần kiểm tra thêm.

Để làm rõ hơn, tôi trình bày thuật toán xác nhận tập mục phổ biến tối đa xác suất có trọng số sử dụng khung từ trên xuống dưới, được đặt tên là wPFI-MAX trong thuật toán 6. Thuật toán 6 (wPFI-MAX) thể hiện quy trình để trích xuất tập mục phổ biến tối đa xác suất có trọng số trong tập ứng viên  $\mathcal{C}$ . Tương tự như các phương pháp khác, một khung từ trên xuống dưới được áp dụng. Cần lưu ý rằng Fre\_Pre ghi lại tất cả các tập mục phổ biến xác suất có trọng số trong bước trước đó. Do đó, từ dòng 6 đến 8, nếu một tập mục là tập con của các tập mục phổ biến xác suất có trọng số trong Fre\_Pre, nó chắc chắn là phổ biến. Nếu không, dòng kiểm tra xem nó có phải là tập mục phổ biến xác suất có trọng số hay không.

#### 4.4.2 Thuật toán

**Thuật toán 5** CandidateGenerateExpectedBound

**Đầu vào:** cơ sở dữ liệu không chắc chắn  $D$ , bảng trọng số  $W$ , độ hỗ trợ tối thiểu  $\lambda$ , độ tin cậy tối thiểu  $\tau$

**Đầu ra:** danh sách các tập ứng viên

```

1       $i \leftarrow 1$  , khởi tạo  $l \leftarrow$  tất cả các phần tử riêng biệt trong  $D$ 
2      while True
3          for phần tử  $x \in l$ 
4              if  $\text{esp}(x) \geq \text{lb}(\text{esp}(x))$  và  $\text{sp}(x) \geq \lambda$ 
5                  thêm  $x$  vào  $c_k$ 
6                  break
7          thêm  $c_k$  vào  $c$ 
8           $i \leftarrow i + 1$ 
9          cập nhật lại  $l$  theo  $c_{k-1}$ 
10         if  $l = \text{null}$ 
11             return  $c$ 

```

**Thuật toán 6**  $wPFI - MAX$ 

**Đầu vào:** cơ sở dữ liệu không chắc chắn  $D$ , bảng trọng số  $W$ , độ hỗ trợ tối thiểu  $\lambda$ , độ tin cậy tối thiểu  $\tau$

**Đầu ra:** danh sách các tập mục phổ biến tối đa xác suất có trọng số

```

1       $\mathbf{r} \leftarrow \emptyset$ 
2       $\mathbf{c} \leftarrow \text{CandidateGenerateExpectedBound}(\mathbf{D}, \mathbf{W}, \lambda, \tau)$ 
3      Fre_Pre = null và Fre_Curr = null
4      for  $i \leftarrow |\mathbf{D}|$  đến 1
5          for  $j \leftarrow 1$  đến  $|\mathbf{c}_i|$ 
6              if  $\mathbf{c}_{i,j} \in \text{Fre\_Pre}$ 
7                  thêm nó vào Fre_Curr
8                  continue
9              if  $\text{ub}(\text{esp}(\mathbf{c}_{i,j})) > \text{esp}(\mathbf{x})$ 
10                 thêm nó vào  $\mathbf{r}$ 
11                 thêm nó vào Fre_Curr
12             else if  $\text{wprsp}(\mathbf{c}_{i,j}) > \lambda$ 
13                 thêm nó vào  $\mathbf{r}$ 
14                 thêm nó vào Fre_Curr
15         Fre_Pre = Fre_Curr
16     Fre_Curr = null

```

17      Return  $r$

## 4.5 Giải pháp

Trong phần giải pháp, tôi triển khai các thuật toán bằng ngôn ngữ Python, trực quan thuật toán thông sơ đồ tuần tự và giải thích các hàm cơ bản cho ba thuật toán wPMFI-Apriori, WD-FIM và wPFI-MAX.

### 4.5.1 Triển khai các giải thuật

#### 4.5.1.1 Triển khai các định nghĩa

Cơ sở dữ liệu không chắc chắn được lưu trữ trong list các tập mục không chắc chắn. Các tập mục không chắc chắn được lưu trữ trong dict với key là phần tử và value là xác suất của phần tử đó trong giao dịch không chắc chắn. Bảng trọng số được lưu trữ bằng dict với key là phần tử trong cơ sở dữ liệu không chắc chắn và value là trọng số của phần tử đó.

Hàm `get_probability_in_transaction(X, T)` nhận vào tập mục  $x$ , một giao dịch không chắc chắn  $T$  sẽ tính ra xác suất của tập mục  $x$  trong giao dịch không chắc chắn bằng cách tích xác suất của các phần tử trong tập mục  $x$ .

Hàm `get_weighted_itemset(X, W)` nhận vào tập mục  $x$ , bảng trọng số  $W$  sẽ tính ra trọng số của tập mục  $x$  bằng trung bình cộng trọng số của các phần tử trong tập mục  $x$  theo Định nghĩa 4.

Hàm `compute_support(X, D)` nhận vào tập mục  $x$ , một cơ sở liệu không chắc chắn  $D$  sẽ tính ra độ hỗ trợ của tập mục  $x$  theo Định nghĩa 1.

Hàm `compute_expected_support(X, D)` nhận vào tập mục  $x$ , một cơ sở liệu không chắc chắn  $D$  sẽ tính ra độ hỗ trợ kì vọng của tập mục  $x$  theo Định nghĩa 2.

Hàm `compute_prWF(X, D, W, min_conf)` nhận vào tập mục  $x$ , một cơ sở liệu không chắc chắn  $D$ , bảng trọng số  $W$ , độ tin cậy tối thiểu  $\tau$  sẽ tính ra độ hỗ trợ xác suất có trọng số theo Định nghĩa 5.

Hàm `compute_support_probabilistic_vector(X, D)` sẽ tính vec-tơ độ hỗ trợ xác suất của tập mục  $x$  theo Thuật toán 1. Nó sử dụng phương pháp chia để trị, bằng cách thực hiện đệ quy chia cơ sở dữ liệu làm hai phần cho đến khi còn một giao dịch, sau đó thực hiện việc tích chập tập mục trên giao dịch. Việc tích chập thông qua phương thức `convolutionFFT`, trong phương thức này sử dụng thư viện `math3` để thực hiện việc tích chập bằng FFT.

#### 4.5.1.2 Các thuật toán

##### a. Thuật toán wPMFI-Apriori

Để triển khai thuật toán wPMFI-Apriori tôi triển khai hàm `algorithms(D, W, min_sup, min_conf)` nhận vào một cơ sở dữ liệu không chắc chắn, bảng trọng số, độ hỗ trợ tối thiểu, độ tin cậy tối thiểu. Hàm này đảm nhiệm triển khai thuật toán 2. Hàm `Scan_Find_Size_k_wPMFI(candidateK, D, W, min_sup, min_conf)` nhận vào những tập ứng viên có kích cỡ là  $k$ , cơ sở dữ liệu không chắc chắn, bảng trọng số, độ hỗ trợ tối thiểu, độ tin cậy tối thiểu từ đó tìm ra các tập mục phổ biến từ các tập ứng viên. `wPFIaprioriGen(wPFI_prev, I, W, min_conf)` nhận vào những tập mục phổ biến xác suất có trọng số trước đó, những phần tử trong cơ sở dữ liệu không chắc chắn, bảng trọng số, độ tin cậy tối thiểu từ đó sẽ sinh ra các tập ứng viên từ các tập mục phổ biến xác suất có trọng số trước đó theo Thuật toán 3. Hàm `find_all_wpmfi(wpfi)` sẽ tìm ra tất cả các tập mục phổ biến tối đa xác suất có trọng số từ các tập mục phổ biến xác suất có trọng số.

##### b. Thuật toán WD-FIM

Tương tự, để triển khai thuật toán WD-FIM tôi triển khai hàm `algorithms(D, W, min_sup, min_conf)` nhận vào một cơ sở dữ liệu không chắc chắn, bảng trọng số, độ hỗ trợ tối thiểu, độ tin cậy tối thiểu, hàm này đảm nhiệm triển khai thuật toán 4. Hàm `Connection(WFIS_prev, CWFIS_1)` sẽ nhận vào những tập mục phổ biến xác suất có trọng số trước đó và những tập ứng viên có kích cỡ là một để tạo ra những tập ứng viên.

### c. Thuật toán wPMFI-MAX

Tương tự, Tương tự, để triển khai thuật toán WD-FIM tôi triển khai hàm `algorithms(D, W, min_sup, min_conf)` nhận vào một cơ sở dữ liệu không chắc chắn, bảng trọng số, độ hỗ trợ tối thiểu, độ tin cậy tối thiểu, hàm này đảm nhiệm triển khai thuật toán 6. Hàm `candidate_generate_expected_bound(D, W, min_sup, min_conf)` nhận vào một cơ sở dữ liệu không chắc chắn, bảng trọng số, độ hỗ trợ tối thiểu, độ tin cậy tối thiểu, hàm này đảm nhiệm triển khai Thuật toán 5, tìm ra các tập ứng viên dựa trên các chiến lược cắt tỉa cận dưới của độ hỗ trợ kì vọng.

### d. Kiểm thử

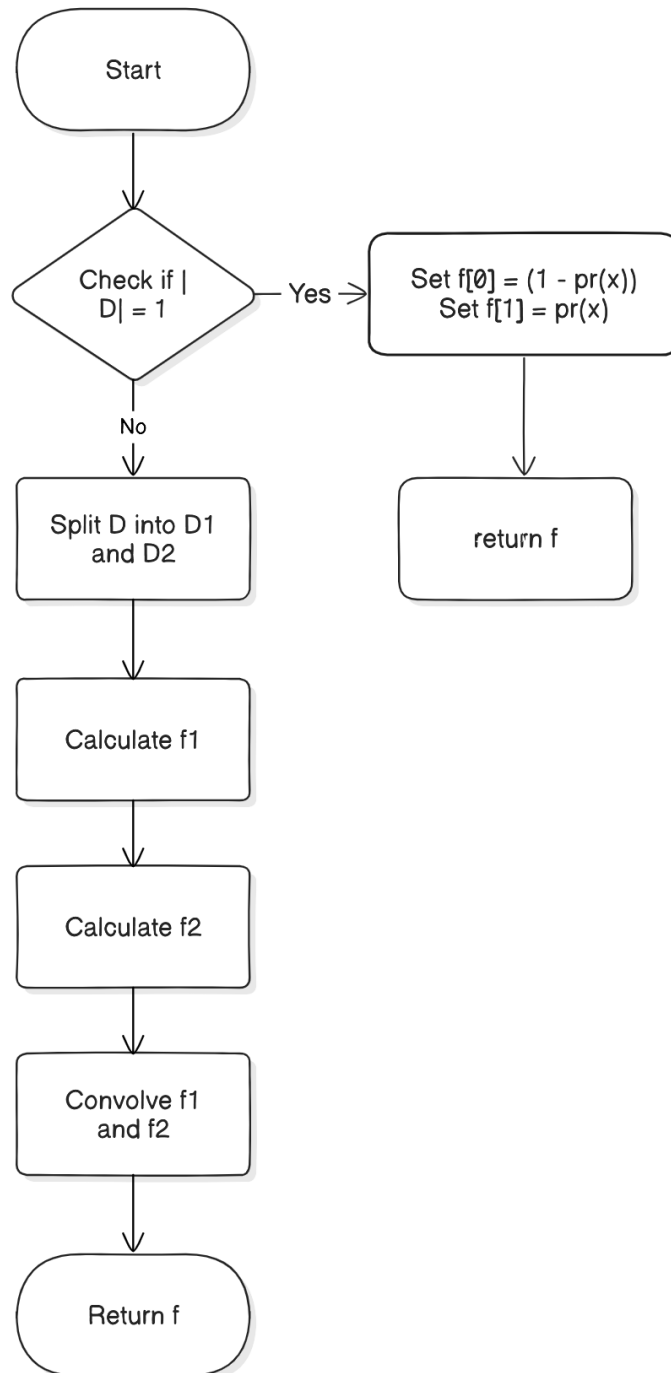
Phương thức `read_dataset(file_path)` nhận vào tên đường dẫn của bộ dữ liệu và dùng để đọc các bộ dữ liệu được chuẩn bị. Xác suất của các bộ dữ liệu được sinh ra từ phân phối Gaussia. Phương thức `generate_weighted_table(uncertain_database)` nhận vào một cơ sở dữ liệu không chắc chắn và được dùng để tạo ra bảng trọng số lần lượt cho các phần tử trong cơ sở dữ liệu không chắc chắn đầu vào.

Sử dụng thư viện `time` trong python để đo đặc thời gian chạy của các thuật toán trên các bộ dữ liệu tổng hợp và thực tế.

#### 4.5.1.3 Sơ đồ cho các thuật toán

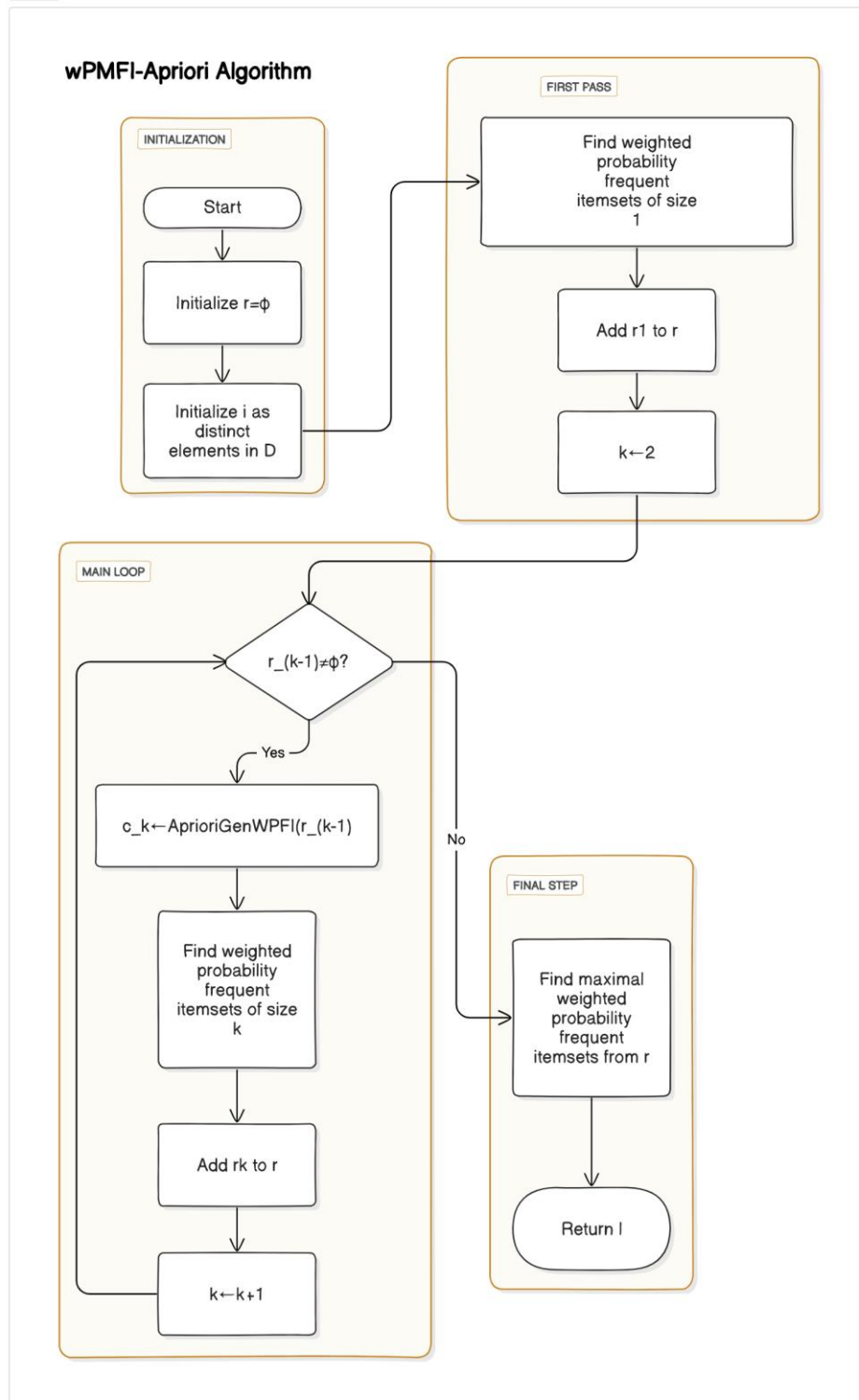
Trong Hình 4.7, sơ đồ mô tả quá trình thực thi và đo thời gian chạy cho các thuật toán được nêu ra bên trên. Hàm `main` sẽ yêu cầu phương thức `read_dataset()` đọc các bộ dữ liệu không chắc chắn. Sau đó phương thức `generate_weighted_table` sẽ nhận vào cơ sở dữ liệu không chắc chắn bên trên để tạo ra bảng trọng số tương ứng cho các phần tử. Kế đến chúng ta thiết lập độ tin cậy tối thiểu và độ hỗ trợ tối thiểu để thực thi các thuật toán. Cuối cùng, phương thức `algorithms(D, W, min_sup, min_conf)` nhận vào một cơ sở dữ liệu không chắc chắn, bảng trọng số, độ hỗ trợ tối thiểu, độ tin cậy tối thiểu bên trên để thực thi thuật toán và đo lường thời gian chạy và in ra màn hình thời gian chạy cho từng bộ dữ liệu với các thông số đã được thiết lập.

### CaculateProbabilisticSupportVecto Algorithm



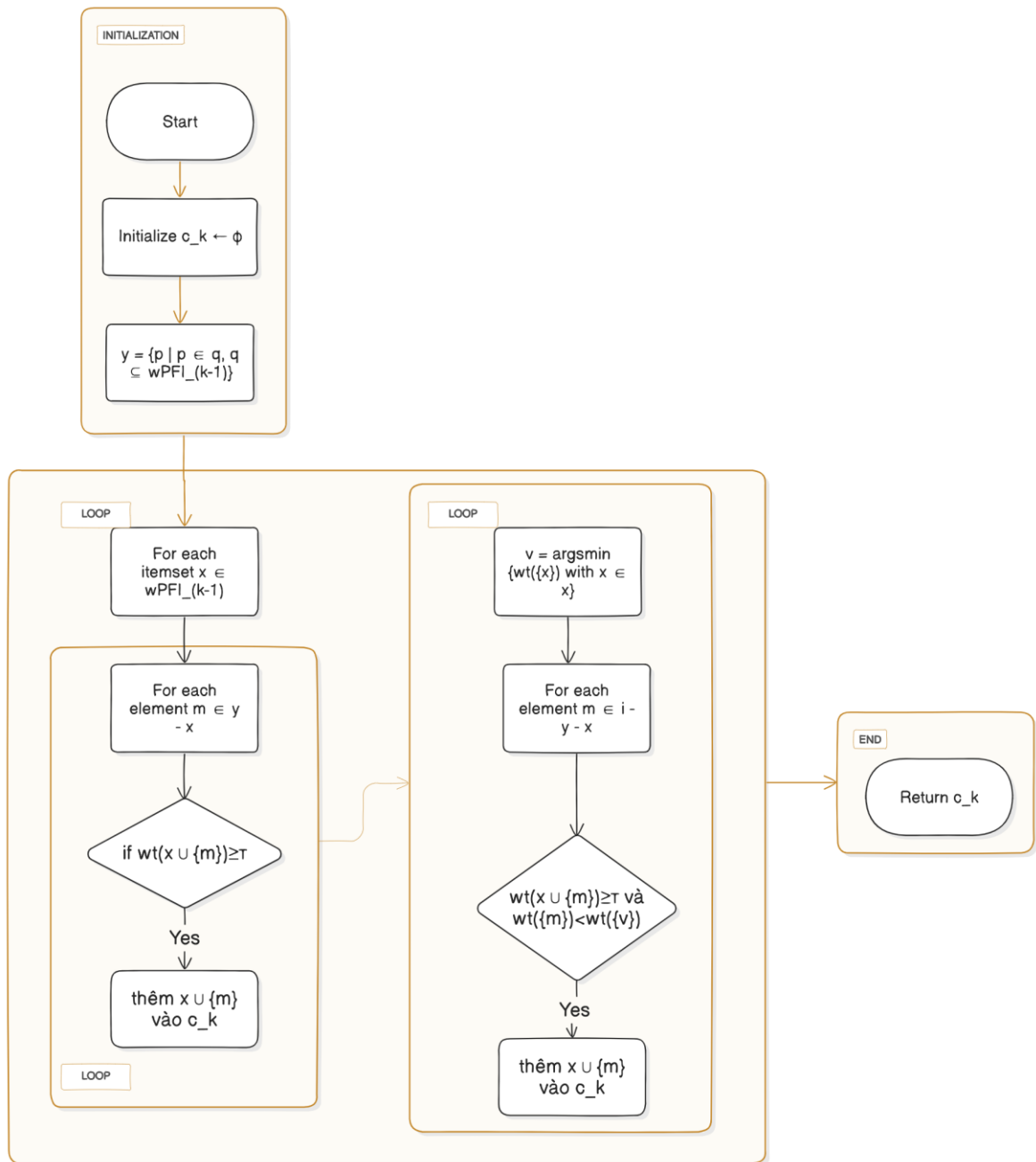
Hình 4.1 Lưu đồ cho Thuật toán 1

Figure 1

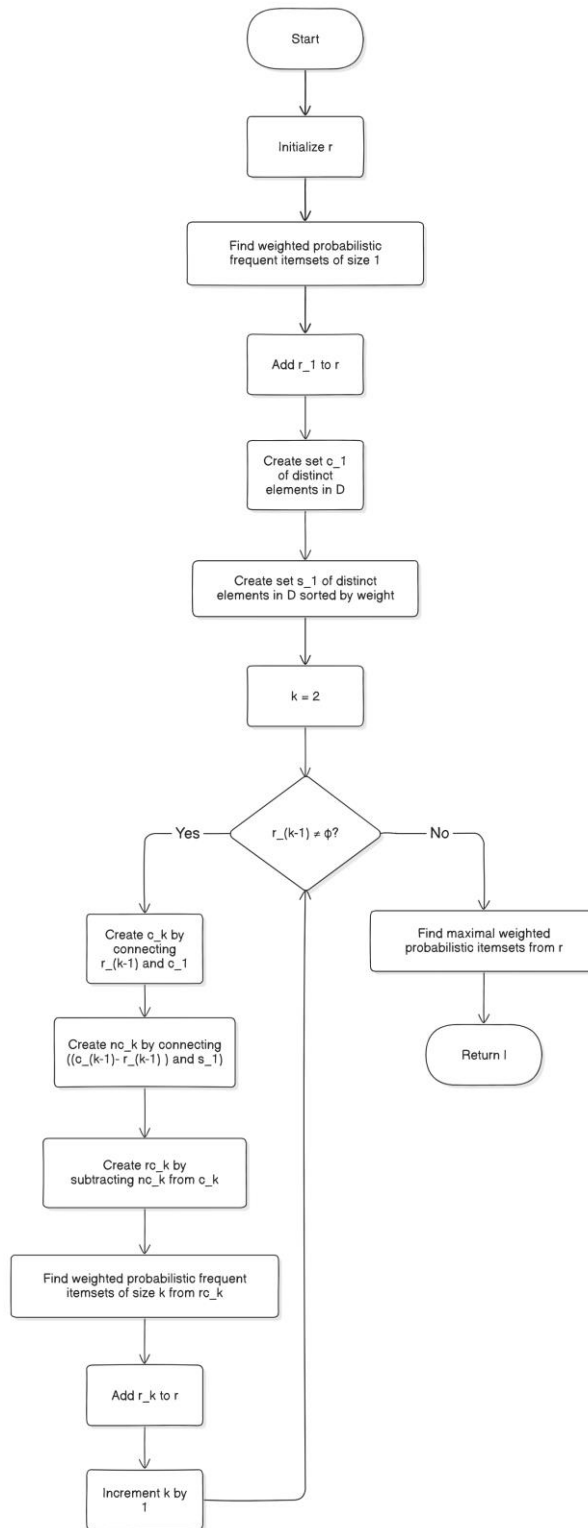


Hình 4.2 Lưu đồ cho Thuật toán 2

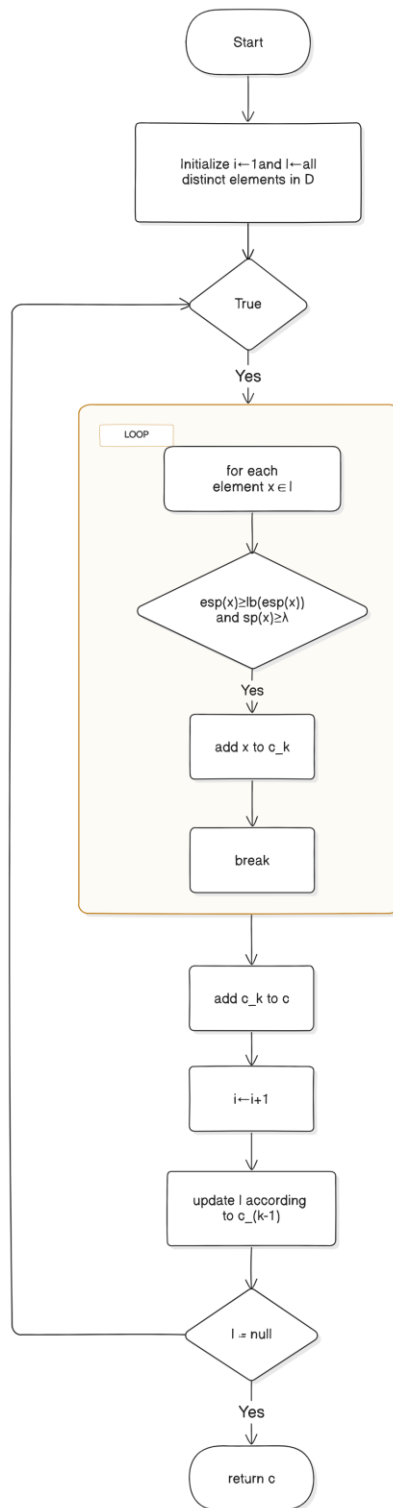




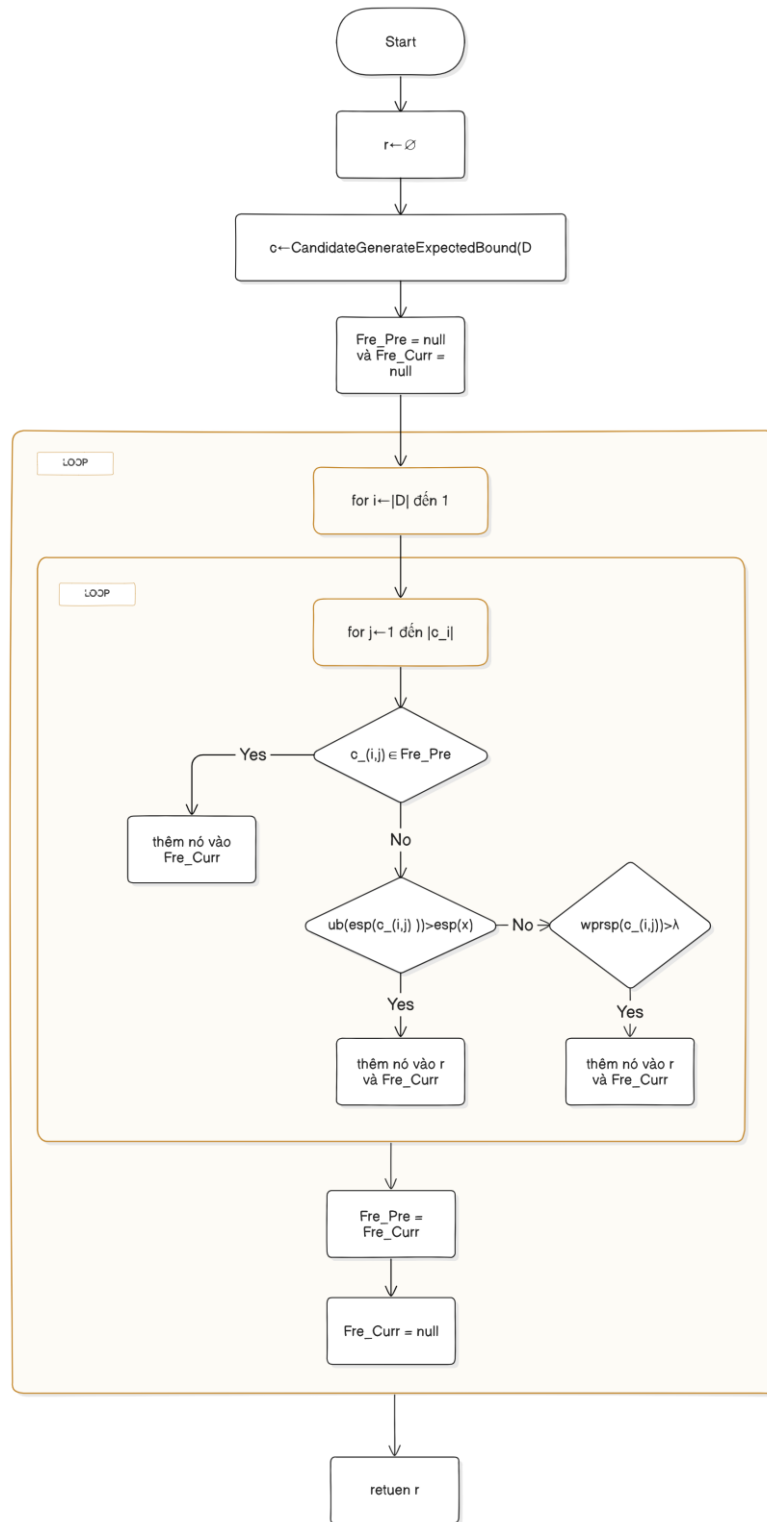
Hình 4.3 Lưu đồ cho Thuật toán 3



Hình 4.4 Lưu đồ cho Thuật toán 4

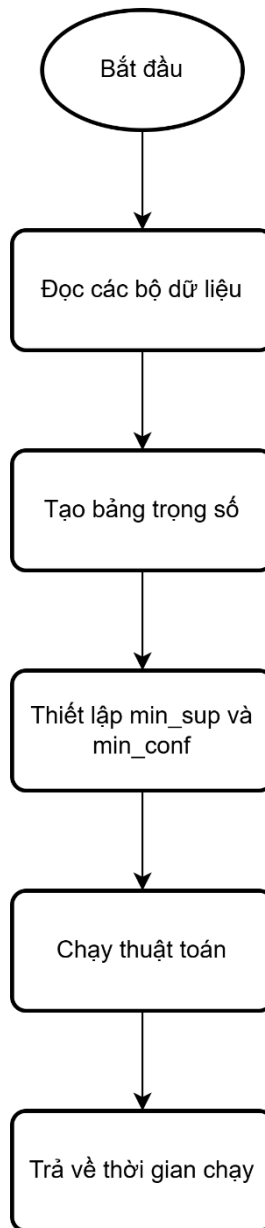


Hình 4.5 Lưu đồ cho Thuật toán 5



Hình 4.6 Lưu đồ cho Thuật toán 6

#### 4.5.2 Thực thi các phương pháp



Hình 4.7 Sơ đồ thực thi các giải pháp

## CHƯƠNG 5. THIẾT LẬP THỰC NGHIỆM

Trong phần 5 tôi trình bày thông tin về các bộ dữ liệu để thực thi các phương pháp, mô tả sơ lược về chương trình cho các giải thuật bên trên.

### 5.1 Thiết lập thực nghiệm

Tất cả các giải pháp ở trên được phát triển và thực thi bằng ngôn ngữ lập trình Python, phiên bản 3.12. Việc thử nghiệm và đánh giá các giải pháp được tiến hành trên một laptop với cấu hình bao gồm bộ vi xử lý Intel(R) Core i7-1165G7 thế hệ thứ 11, tốc độ 2.80GHz và RAM dung lượng 16GB, chạy trên hệ điều hành Microsoft Windows 11.

Trong quá trình nghiên cứu, tôi sẽ tiến hành thực nghiệm và đánh giá các giải pháp wPMFI-Apriori, WD-FIM, wPMFI-MAX, và WPMFIM. Các thuật toán wPMFI-Apriori, WD-FIM và wPMFI-MAX đã được mô tả chi tiết ở phần trước. Đối với thuật toán WPMFIM, nó sử dụng một cấu trúc cây chỉ mục đặc biệt và triển khai các chiến lược cắt tỉa dựa trên các giới hạn của độ hỗ trợ xác suất nhằm giảm thiểu chi phí tìm kiếm các tập mục phổ biến tối đa xác suất có trọng số. Thuật toán này cũng được cài đặt để so sánh và đánh giá hiệu suất với các thuật toán đã nêu trên.

Việc so sánh giữa các thuật toán không chỉ dừng lại ở mức độ tìm ra các tập mục phổ biến, mà còn đánh giá toàn diện về hiệu suất xử lý, bao gồm thời gian thực thi, mức độ sử dụng tài nguyên, và độ chính xác của kết quả. Thông qua quá trình thực nghiệm, các ưu điểm và hạn chế của từng thuật toán sẽ được làm rõ, từ đó có cơ sở để lựa chọn giải pháp tối ưu nhất cho bài toán cụ thể. Với cấu hình phần cứng và hệ điều hành hiện đại, các thí nghiệm được kỳ vọng sẽ cung cấp dữ liệu chính xác và tin cậy, góp phần làm rõ các vấn đề lý thuyết cũng như ứng dụng thực tiễn của các thuật toán đã được nghiên cứu. Qua đó, nghiên cứu sẽ đóng góp vào việc phát triển các giải pháp hiệu quả hơn trong lĩnh vực khai thác dữ liệu, đặc biệt là trong việc phát hiện các tập mục phổ biến tối đa xác suất có trọng số.

Bảng 5.1 Thông tin các bộ dữ liệu và tham số đầu vào

Tên bộ dữ liệu	Số lượng giao dịch	Số lượng phần tử	Độ dài trung bình	Mật độ	Độ hỗ trợ tối thiểu	Độ tin cậy tối thiểu
CONNECT4	67,557	129	43	0.33	$0.2n^{(*)}$	0.7
T40I10D100K	100,000	942	39.6	0.042	$0.2n$	0.7
USCensus	1,000,000	396	48	0.12	$0.2n$	0.7
ACCIDENTS	340,183	468	33.8	0.072	$0.2n$	0.7

(\*): với  $n$  là số lượng giao dịch trong các bộ dữ liệu

Trong bài báo cáo này, tôi sử dụng các bộ dữ liệu tương tự được sử dụng trong bài viết của Li (2019), do hiện tại không có cơ sở dữ liệu không chắc chắn nào được công khai. Mỗi phần tử trong cơ sở dữ liệu đều được gán một xác suất ngẫu nhiên, được xác định dựa trên phân phối Gaussian. Kỳ vọng của phân phối này là 0.5 và phương sai là 0.125. Điều này nhằm tạo ra một bộ dữ liệu mô phỏng gần nhất với thực tế, nơi mà mức độ không chắc chắn của các phần tử có thể thay đổi một cách không cố định. Để biểu thị mức độ quan trọng của từng phần tử trong cơ sở dữ liệu, tôi đã tạo ra một bảng trọng số. Các trọng số này được sinh ra ngẫu nhiên trong nửa khoảng  $(0;1]$  để đảm bảo rằng mỗi phần tử sẽ có một giá trị trọng số nhất định, giúp phản ánh mức độ quan trọng của chúng trong quá trình phân tích.

Trong quá trình thực hiện các thực nghiệm, tôi sử dụng ba bộ dữ liệu thực tế bao gồm ACCIDENTS, USCensus và CONNECT4. Mỗi bộ dữ liệu này đại diện cho một lĩnh vực khác nhau và có cấu trúc riêng biệt, từ đó giúp tôi có được cái nhìn toàn diện về hiệu suất của các giải pháp được đánh giá. Ngoài ra, để kiểm tra tính hiệu quả

của các thuật toán trên tôi sử dụng thêm dữ liệu tổng hợp T40I10D100K. Đây là một bộ dữ liệu lớn với tổng cộng một trăm ngàn dòng, được sử dụng phổ biến trong các nghiên cứu về khai thác dữ liệu và phát hiện các mẫu phổ biến.

Trong quá trình đánh giá hiệu suất của các thuật toán, tôi đã lựa chọn hai tiêu chí chính: độ tin cậy tối thiểu và độ hỗ trợ tối thiểu. Đây là những yếu tố then chốt ảnh hưởng trực tiếp đến thời gian chạy của thuật toán và chất lượng kết quả. Độ tin cậy tối thiểu là thước đo mức độ chắc chắn của các kết quả được phát hiện, trong khi độ hỗ trợ tối thiểu xác định mức độ phổ biến của các mẫu trong dữ liệu. Sự kết hợp của hai tiêu chí này giúp đảm bảo rằng các mẫu phổ biến được phát hiện không chỉ có độ chắc chắn cao mà còn xuất hiện đủ thường xuyên trong cơ sở dữ liệu.

Tuy nhiên, do giới hạn về tài nguyên, tôi không thể sử dụng toàn bộ dữ liệu từ các bộ dữ liệu đã chọn. Thay vào đó, tôi chỉ sử dụng 10000 dòng dữ liệu đầu tiên từ mỗi bộ dữ liệu, bao gồm T40I10D100K, CONNECT4, ACCIDENTS và USCensus. Quyết định này được đưa ra dựa trên sự cân nhắc về thời gian chạy của các thuật toán và khả năng xử lý của hệ thống. Việc sử dụng số lượng dữ liệu này giúp đảm bảo rằng thời gian chạy của các thuật toán là hợp lý và có thể chấp nhận được, đồng thời vẫn cung cấp đủ thông tin để đánh giá hiệu suất của các giải pháp. Thông tin chi tiết về các tham số và bộ dữ liệu đã được trình bày rõ ràng trong Bảng 3, mô tả chi tiết các bộ dữ liệu và các điều kiện thử nghiệm. Việc chọn lọc và sử dụng các bộ dữ liệu này không chỉ giúp xác định hiệu suất của các thuật toán trong điều kiện thực tế mà còn giúp kiểm tra khả năng mở rộng và độ tin cậy của các giải pháp khi đối mặt với dữ liệu lớn và phức tạp. Qua đó, tôi có thể đánh giá được những ưu điểm và hạn chế của từng giải pháp, từ đó đề xuất những cải tiến hoặc phương hướng mới cho các nghiên cứu trong tương lai.

## **5.2 Thực nghiệm trên các ví dụ**



Bảng 5.2 Cơ sở dữ liệu mẫu cho các giao dịch không chắc chắn

ID	Giao dịch
TID1	{1: 0.5} {2: 0.7} {4: 0.8} {5: 0.9}
TID2	{2: 0.6} {3: 0.8} {4: 0.6} {5: 0.8}
TID3	{3: 0.6} {4: 0.9} {5: 0.5}
TID4	{1: 0.6} {3: 0.7} {4: 0.8} {5: 0.8}
TID5	{1: 0.8} {2: 0.9} {3: 0.5} {4: 0.6} {5: 0.7}
TID6	{2: 0.6} {4: 0.9} {5: 0.8}

Bảng 3.3 Trọng số các phần tử trong Bảng 5.2

Phần tử	1	2	3	4	5
Trọng số	0.3	0.9	0.5	0.6	0.9

### 5.2.1 Thuật toán *wPMFI-Apriori*

Với cơ sở dữ liệu như Bảng 4 và bảng trọng số như Bảng 5 ta có độ hỗ trợ tối thiểu là 2 và độ tin cậy tối thiểu là 0.2. Tôi áp dụng thuật toán 2 để tìm ra các tập mục phổ biến tối đa xác suất có trọng số như sau:

Khởi tạo  $\mathbf{r} = []$

Các phần tử riêng biệt  $\mathbf{i} = \{1, 2, 3, 4, 5\}$

Tính độ hỗ trợ xác suất các phần tử trong  $\mathbf{i}$

- $wprsp(\{1\}) = 2$
- $wprsp(\{2\}) = 4$
- $wprsp(\{3\}) = 3$
- $wprsp(\{4\}) = 5$
- $wprsp(\{5\}) = 5$

Các tập mục phổ biến xác suất có trọng số với kích thước là 1 bao gồm  $\mathbf{r}_1 = [\{1\}, \{2\}, \{3\}, \{4\}, \{5\}]$ . Thêm chúng vào  $\mathbf{r}$  ta được  $\mathbf{r} = [[\{1\}, \{2\}, \{3\}, \{4\}, \{5\}]]$

Khởi tạo  $k \leftarrow 2$

$r_1 \neq null$

$c_2 = \text{AprioriGenWPFI}()$

$\rightarrow c_2 = [\{2, 4\}, \{4, 5\}, \{1, 4\}, \{2, 3\}, \{3, 5\}, \{1, 5\}, \{1, 2\}, \{2, 5\}, \{1, 3\}, \{3, 4\}]$

Tính độ hỗ trợ xác suất cho các tập mục có kích thước là 2

- $wprsp(\{2, 4\}) = 3$
- $wprsp(\{4, 5\}) = 4$
- $wprsp(\{1, 4\}) = 1$
- $wprsp(\{2, 3\}) = 1$
- $wprsp(\{3, 5\}) = 2$
- $wprsp(\{1, 5\}) = 2$
- $wprsp(\{1, 2\}) = 1$
- $wprsp(\{2, 5\}) = 3$
- $wprsp(\{1, 3\}) = 1$
- $wprsp(\{3, 4\}) = 2$

Các tập mục phổ biến xác suất có trọng số với kích thước là 2 bao gồm:

$r_2 = [\{2, 4\}, \{4, 5\}, \{3, 5\}, \{1, 5\}, \{2, 5\}, \{3, 4\}]$ . Thêm chúng vào  $r$  ta được  $r = [[\{1\}, \{2\}, \{3\}, \{4\}, \{5\}], [\{2, 4\}, \{4, 5\}, \{3, 5\}, \{1, 5\}, \{2, 5\}, \{3, 4\}]]$

Tăng giá trị  $k \leftarrow 3$

$r_2 \neq null$

$c_3 = \text{AprioriGenWPFI}()$

$\rightarrow c_3 = [\{1, 2, 4\}, \{1, 2, 5\}, \{2, 4, 5\}, \{2, 4, 3\}, \{1, 4, 5\}, \{1, 4, 3\}, \{5, 1, 3\}, \{5, 4, 3\}, \{2, 3, 5\}]$

Tính độ hỗ trợ xác suất cho các tập mục có kích thước là 3

- $wprsp(\{1,2,4\}) = 1$
- $wprsp(\{1,2,5\}) = 1$
- $wprsp(\{2,4,5\}) = 2$
- $wprsp(\{2,4,3\}) = 1$
- $wprsp(\{1,4,5\}) = 1$
- $wprsp(\{1,4,3\}) = 1$
- $wprsp(\{5,1,3\}) = 1$
- $wprsp(\{5,4,3\}) = 2$
- $wprsp(\{2,3,5\}) = 1$

Các tập mục phổ biến xác suất có trọng số với kích thước là 3 bao gồm:

$\mathbf{r}_3 = [\{2, 4, 5\}, \{5,4,3\}]$ . Thêm chúng vào  $\mathbf{r}$  ta được  $\mathbf{r} = [[\{1\}, \{2\}, \{3\}, \{4\}, \{5\}], [\{2, 4\}, \{4,5\}, \{3,5\}, \{1,5\}, \{2,5\}, \{3,4\}], [\{2, 4, 5\}, \{5,4,3\}]]$

$\mathbf{r}_3 \neq null$

$\mathbf{c}_4 = \text{AprioriGenWPFI}()$

$\rightarrow \mathbf{c}_4 = [\{5,2,4,3\}, \{5,1,4,3\}, \{5,1,4,3\}]$

Tính độ hỗ trợ xác suất cho các tập mục có kích thước là 4

- $wprsp(\{5,2,4,3\}) = 1$
- $wprsp(\{5,1,4,3\}) = 1$
- $wprsp(\{5,1,4,3\}) = 1$

Các tập mục phổ biến xác suất có trọng số với kích thước là 3 bao gồm:

$\mathbf{r}_4 = []$ .

$\rightarrow$ Thuật toán dừng lại

Ta được:

$\mathbf{r} = [[\{1\}, \{2\}, \{3\}, \{4\}, \{5\}], [\{2, 4\}, \{4,5\}, \{3,5\}, \{1,5\}, \{2,5\}, \{3,4\}], [\{2, 4, 5\}, \{5,4,3\}]]$

Chúng ta tìm những tập mục phổ biến tối đa xác suất có trọng số từ  $\mathbf{r}$

$$\mathbf{l} = [\{1,5\}, \{2, 4, 5\}, \{5,4,3\}]$$

Vậy với cơ sở dữ liệu như Bảng 4, bảng trọng số như Bảng 5, độ hỗ trợ tối thiểu là 2 và độ tin cậy là 0.2 thì theo thuật toán 2 các tập mục phổ biến tối đa xác suất có trọng số là  $\{1,5\}, \{2, 4, 5\}, \{5,4,3\}$ .

### 5.2.2 Thuật toán WD-FIM

Tương tự, với cơ sở dữ liệu như Bảng 4 và bảng trọng số như Bảng 5 ta có độ hỗ trợ tối thiểu là 2 và độ tin cậy tối thiểu là 0.2. Tôi áp dụng thuật toán WD-FIM để tìm ra các tập mục phổ biến tối đa xác suất có trọng số như sau:

Khởi tạo  $\mathbf{r} = []$

Các phần tử riêng biệt  $\mathbf{i} = \{1, 2, 3, 4, 5\}$

Tính độ hỗ trợ xác suất các phần tử trong  $\mathbf{i}$

- $wprsp(\{1\}) = 2$
- $wprsp(\{2\}) = 4$
- $wprsp(\{3\}) = 3$
- $wprsp(\{4\}) = 5$
- $wprsp(\{5\}) = 5$

Các tập mục phổ biến xác suất có trọng số với kích thước là 1 bao gồm  $\mathbf{r}_1 = [\{1\}, \{2\}, \{3\}, \{4\}, \{5\}]$ . Thêm chúng vào  $\mathbf{r}$  ta được  $\mathbf{r} = [[\{1\}, \{2\}, \{3\}, \{4\}, \{5\}]]$

$\mathbf{c}_1 = \{1, 2, 3, 4, 5\}$  chứa các phần tử riêng biệt trong cơ sở dữ liệu.

$\mathbf{s}_1 = \{1, 3, 4, 2, 5\}$  chứa các phần tử riêng biệt trong cơ sở dữ liệu được sắp xếp theo sự tăng dần của trọng số.

Khởi tạo  $k \leftarrow 2$

$\mathbf{r}_1 \neq null$

Tạo connect  $\mathbf{r}_1$  và  $\mathbf{c}_1$

$$\mathbf{c}_2 = [\{1,2\}, \{1,3\}, \{1,4\}, \{1,5\}, \{2,3\}, \{2,4\}, \{2,5\}, \{3,4\}, \{3,5\}, \{4,5\}]$$

Tạo connect giữa  $((\mathbf{c}_1 - \mathbf{r}_1), \mathbf{s}_1)$

$$\mathbf{nc}_2 = []$$

Tạo  $\mathbf{rc}_2$  bằng cách  $\mathbf{c}_2 - \mathbf{nc}_2$

$$\mathbf{rc}_2 = [\{1,2\}, \{1,3\}, \{1,4\}, \{1,5\}, \{2,3\}, \{2,4\}, \{2,5\}, \{3,4\}, \{3,5\}, \{4,5\}]$$

Tính độ hỗ trợ xác suất cho các tập mục trong  $\mathbf{rc}_2$

- $wprsp(\{2,4\}) = 3$
- $wprsp(\{4,5\}) = 4$
- $wprsp(\{1,4\}) = 1$
- $wprsp(\{2,3\}) = 1$
- $wprsp(\{3,5\}) = 2$
- $wprsp(\{1,5\}) = 2$
- $wprsp(\{1,2\}) = 1$
- $wprsp(\{2,5\}) = 3$
- $wprsp(\{1,3\}) = 1$
- $wprsp(\{3,4\}) = 2$

Các tập mục phổ biến xác suất có trọng số với kích thước là 2 bao gồm:

$\mathbf{r}_2 = [\{2, 4\}, \{4,5\}, \{3,5\}, \{1,5\}, \{2,5\}, \{3,4\}]$ . Thêm chúng vào  $\mathbf{r}$  ta được:

$$\mathbf{r} = [[\{1\}, \{2\}, \{3\}, \{4\}, \{5\}], [\{2, 4\}, \{4,5\}, \{3,5\}, \{1,5\}, \{2,5\}, \{3,4\}]]$$

Tăng giá trị  $k \leftarrow 3$

$$\mathbf{r}_2 \neq null$$

Tạo connect  $\mathbf{r}_2$  và  $\mathbf{c}_1$

$$\mathbf{c}_3 = [\{2,4,1\}, \{2,4,3\}, \{2,4,5\}, \{4,5,1\}, \{4,5,3\}, \{3,5,1\}, \{3,5,2\}, \{1,5,2\}, \{3,4,1\}]$$

Tạo connect giữa  $((\mathbf{c}_2 - \mathbf{r}_2), \mathbf{s}_1)$

$$\mathbf{nc}_3 = [\{5,2,1\}, \{5,3,2\}, \{5,3,1\}, \{4,3,1\}, \{3,2,1\}, \{4,3,2\}, \{4,2,1\}, \{4,5,1\}]$$

Tạo  $\mathbf{rc}_3$  bằng cách  $\mathbf{c}_3 - \mathbf{nc}_3$

$$\mathbf{rc}_3 = [\{4,5,2\}, \{4,3,5\}]$$

Tính độ hỗ trợ xác suất cho các tập mục có kích thước là 3

$$- \text{wprsp}(\{4,5,2\}) = 2$$

$$- \text{wprsp}(\{4,3,5\}) = 2$$

Các tập mục phổ biến xác suất có trọng số với kích thước là 3 bao gồm:

$$\mathbf{r}_3 = [\{2, 4, 5\}, \{5,4,3\}]. \text{ Thêm chúng vào } \mathbf{r} \text{ ta được } \mathbf{r} = [[\{1\}, \{2\}, \{3\}, \{4\}, \{5\}], [\{2, 4\}, \{4,5\}, \{3,5\}, \{1,5\}, \{2,5\}, \{3,4\}], [\{2, 4, 5\}, \{5,4,3\}]]$$

$$\mathbf{r}_3 \neq \text{null}$$

Tạo connect  $\mathbf{r}_3$  và  $\mathbf{c}_1$

$$\mathbf{c}_4 = [\{2,4,5,1\}, \{2,4,5,3\}, \{5,4,3,1\}]$$

Tạo connect giữa  $((\mathbf{c}_3 - \mathbf{r}_3), \mathbf{s}_1)$

$$\mathbf{nc}_4 = [\{4,3,2,1\}, \{4,3,5,2\}, \{4,3,5,1\}, \{4,5,2,1\}, \{3,5,2,1\}]$$

Tạo  $\mathbf{rc}_4$  bằng cách  $\mathbf{c}_4 - \mathbf{nc}_4$

$$\mathbf{rc}_4 = []$$

Không có tập mục phổ biến tối đa xác suất có trọng số với kích thước là 4

→Thuật toán dừng lại

Ta được:

$$\mathbf{r} = [[\{1\}, \{2\}, \{3\}, \{4\}, \{5\}], [\{2, 4\}, \{4,5\}, \{3,5\}, \{1,5\}, \{2,5\}, \{3,4\}], [\{2, 4, 5\}, \{5,4,3\}]]$$

Chúng ta tìm những tập mục phổ biến tối đa xác suất có trọng số từ  $\mathbf{r}$

$$\mathbf{l} = [\{1,5\}, \{2, 4, 5\}, \{5,4,3\}]$$

Vậy với cơ sở dữ liệu như Bảng 5.2, bảng trọng số như Bảng 5.3, độ hỗ trợ tối thiểu là 2 và độ tin cậy là 0.2 thì các tập mục phổ biến tối đa xác suất có trọng số theo thuật toán 4 là  $\{1,5\}, \{2, 4, 5\}, \{5,4,3\}$ .

### 5.2.3 Thuật toán *wPMFI-MAX*

Tương tự, với cơ sở dữ liệu như Bảng 4 và bảng trọng số như Bảng 5 ta có độ hỗ trợ tối thiểu là  $\lambda = 2$  và độ tin cậy tối thiểu là  $\tau = 0.2$ . Tôi áp dụng thuật toán WD-FIM để tìm ra các tập mục phổ biến tối đa xác suất có trọng số như sau:

Tìm các tập ứng viên theo Thuật toán 5

Khởi tạo  $\mathbf{c}$

Khởi tạo  $i \leftarrow 1$

$l$  chứa tất cả các phần tử riêng biệt trong cơ sở dữ liệu

$l \leftarrow [\{1\}, \{5\}, \{4\}, \{3\}, \{2\}]$

Lặp lại:

Duyệt qua các phần tử trong  $l$

Khởi tạo  $\mathbf{c}_1 = []$

- Với  $\mathbf{x} = \{1\}$

$$\text{esp}(\{1\}) = 1.1$$

$$\text{lb}(\text{esp}(\{1\})) = 0.9$$

$$\text{sp}(\{1\}) = 6$$

$$\text{Do } \text{esp}(\{1\}) \geq \text{lb}(\text{esp}(\{1\})) \text{ và } \text{sp}(\{1\}) \geq \lambda$$

$$\mathbf{c}_1 = [\{1\}]$$

- Với  $\mathbf{x} = \{5\}$

$$\text{esp}(\{5\}) = 1.7$$

$$\text{lb}(\text{esp}(\{5\})) = 0.18$$

$$\text{sp}(\{5\}) = 6$$

$$\text{Do } \text{esp}(\{5\}) \geq \text{lb}(\text{esp}(\{5\})) \text{ và } \text{sp}(\{5\}) \geq \lambda$$

$$\mathbf{c}_1 = [\{1\}, \{5\}]$$

- Với  $\mathbf{x} = \{4\}$

$$\text{esp}(\{4\}) = 1.4$$

$$\text{lb}(\text{esp}(\{4\})) = 0.38$$

$$\text{sp}(\{4\}) = 6$$

Do  $\text{esp}(\{4\}) \geq \text{lb}(\text{esp}(\{4\}))$  và  $\text{sp}(\{4\}) \geq \lambda$

$$\mathbf{c}_1 = [\{1\}, \{5\}, \{4\}]$$

- Với  $\mathbf{x} = \{3\}$

$$\text{esp}(\{3\}) = 1.4$$

$$\text{lb}(\text{esp}(\{3\})) = 0.48$$

$$\text{sp}(\{3\}) = 6$$

Do  $\text{esp}(\{3\}) \geq \text{lb}(\text{esp}(\{3\}))$  và  $\text{sp}(\{3\}) \geq \lambda$

$$\mathbf{c}_1 = [\{1\}, \{5\}, \{4\}, \{3\}]$$

- Với  $\mathbf{x} = \{2\}$

$$\text{esp}(\{2\}) = 1.3$$

$$\text{lb}(\text{esp}(\{2\})) = 0.18$$

$$\text{sp}(\{2\}) = 4$$

Do  $\text{esp}(\{2\}) \geq \text{lb}(\text{esp}(\{2\}))$  và  $\text{sp}(\{2\}) \geq \lambda$

$$\mathbf{c}_1 = [\{1\}, \{5\}, \{4\}, \{3\}, \{2\}]$$

Thêm  $\mathbf{c}_1$  vào  $\mathbf{c}$ : ta được  $\mathbf{c} = [[\{1\}, \{5\}, \{4\}, \{3\}, \{2\}]]$

Cập nhật lại  $l = [\{1,5\}, \{1,4\}, \{1,3\}, \{1,2\}, \{5,4\}, \{5,3\}, \{5,2\}, \{4,3\}, \{4,2\}, \{3,2\}]$

Lặp lại:

Duyệt qua các phần tử trong  $l$

Khởi tạo  $\mathbf{c}_2 = []$



- Với  $x = \{1,5\}$

$$\text{esp}(\{1,5\}) = 0.93$$

$$\text{lb}(\text{esp}(\{1,5\})) = 0.38$$

$$\text{sp}(\{1,5\}) = 3$$

Do  $\text{esp}(\{1,5\}) \geq \text{lb}(\text{esp}(\{1,5\}))$  và  $\text{sp}(\{1,5\}) \geq \lambda$

$$c_2 = [\{1,5\}]$$

- Với  $x = \{1,4\}$

$$\text{esp}(\{1,4\}) = 0.88$$

$$\text{lb}(\text{esp}(\{1,4\})) = 0.55$$

$$\text{sp}(\{1,4\}) = 3$$

Do  $\text{esp}(\{1,4\}) \geq \text{lb}(\text{esp}(\{1,4\}))$  và  $\text{sp}(\{1,4\}) \geq \lambda$

$$c_2 = [\{1,5\}, \{1,4\}]$$

- Với  $x = \{1,3\}$

$$\text{esp}(\{1,3\}) = 0.82$$

$$\text{lb}(\text{esp}(\{1,3\})) = 0.64$$

$$\text{sp}(\{1,3\}) = 2$$

Do  $\text{esp}(\{1,3\}) \geq \text{lb}(\text{esp}(\{1,3\}))$  và  $\text{sp}(\{1,3\}) \geq \lambda$

$$c_2 = [\{1,5\}, \{1,4\}, \{1,3\}]$$

- Với  $x = \{1,2\}$

$$\text{esp}(\{1,2\}) = 1.07$$

$$\text{lb}(\text{esp}(\{1,2\})) = 0.38$$

$$\text{sp}(\{1,2\}) = 2$$

Do  $\text{esp}(\{1,2\}) \geq \text{lb}(\text{esp}(\{1,2\}))$  và  $\text{sp}(\{1,2\}) \geq \lambda$

$$c_2 = [\{1,5\}, \{1,4\}, \{1,3\}, \{1,2\}]$$

- Với  $x = \{5,4\}$

$$\text{esp}(\{5,4\}) = 1.2$$

$$\text{lb}(\text{esp}(\{5,4\})) = 0.26$$

$$\text{sp}(\{5,4\}) = 6$$

$$\text{Do } \text{esp}(\{5,4\}) \geq \text{lb}(\text{esp}(\{5,4\})) \text{ và } \text{sp}(\{5,4\}) \geq \lambda$$

$$\mathbf{c}_2 = [\{1,5\}, \{1,4\}, \{1,3\}, \{1,2\}, \{5,4\}]$$

- Với  $\mathbf{x} = \{5,3\}$

$$\text{esp}(\{5,3\}) = 0.94$$

$$\text{lb}(\text{esp}(\{5,3\})) = 0.3$$

$$\text{sp}(\{5,3\}) = 4$$

$$\text{Do } \text{esp}(\{5,3\}) \geq \text{lb}(\text{esp}(\{5,3\})) \text{ và } \text{sp}(\{5,3\}) \geq \lambda$$

$$\mathbf{c}_2 = [\{1,5\}, \{1,4\}, \{1,3\}, \{1,2\}, \{5,4\}, \{5,3\}]$$

- Với  $\mathbf{x} = \{5,2\}$

$$\text{esp}(\{5,2\}) = 1.1$$

$$\text{lb}(\text{esp}(\{5,2\})) = 0.18$$

$$\text{sp}(\{5,2\}) = 4$$

$$\text{Do } \text{esp}(\{5,2\}) \geq \text{lb}(\text{esp}(\{5,2\})) \text{ và } \text{sp}(\{5,2\}) \geq \lambda$$

$$\mathbf{c}_2 = [\{1,5\}, \{1,4\}, \{1,3\}, \{1,2\}, \{5,4\}, \{5,3\}, \{5,2\}]$$

- Với  $\mathbf{x} = \{4,3\}$

$$\text{esp}(\{4,3\}) = 1.02$$

$$\text{lb}(\text{esp}(\{4,3\})) = 0.43$$

$$\text{sp}(\{4,3\}) = 4$$

$$\text{Do } \text{esp}(\{4,3\}) \geq \text{lb}(\text{esp}(\{4,3\})) \text{ và } \text{sp}(\{4,3\}) \geq \lambda$$

$$\mathbf{c}_2 = [\{1,5\}, \{1,4\}, \{1,3\}, \{1,2\}, \{5,4\}, \{5,3\}, \{5,2\}, \{4,3\}]$$

- Với  $\mathbf{x} = \{4,2\}$

$$\text{esp}(\{4,2\}) = 0.91$$

$$\text{lb}(\text{esp}(\{4,2\})) = 0.27$$

$$\text{sp}(\{4,2\}) = 4$$

Do  $\text{esp}(\{4,2\}) \geq \text{lb}(\text{esp}(\{4,2\}))$  và  $\text{sp}(\{4,2\}) \geq \lambda$

$$\mathbf{c}_2 = [\{1,5\}, \{1,4\}, \{1,3\}, \{1,2\}, \{5,4\}, \{5,3\}, \{5,2\}, \{4,3\}, \\ \{4,2\}]$$

- Với  $\mathbf{x} = \{3,2\}$

$$\text{esp}(\{3,2\}) = 0.92$$

$$\text{lb}(\text{esp}(\{3,2\})) = 0.30$$

$$\text{sp}(\{3,2\}) = 2$$

Do  $\text{esp}(\{3,2\}) \geq \text{lb}(\text{esp}(\{3,2\}))$  và  $\text{sp}(\{3,2\}) \geq \lambda$

$$\mathbf{c}_2 = [\{1,5\}, \{1,4\}, \{1,3\}, \{1,2\}, \{5,4\}, \{5,3\}, \{5,2\}, \{4,3\}, \\ \{4,2\}, \{3,2\}]$$

Thêm  $\mathbf{c}_2$  vào  $\mathbf{c}$ :  $\mathbf{c} = [[\{1\}, \{5\}, \{4\}, \{3\}, \{2\}], [\{1,5\}, \{1,4\}, \{1,3\}, \{1,2\}, \\ \{5,4\}, \{5,3\}, \{5,2\}, \{4,3\}, \{4,2\}, \{3,2\}]$

Cập nhật lại:  $l = [\{1,4,3\}, \{1,4,5\}, \{1,4,2\}, \{1,3,5\}, \{1,3,2\}, \\ \{1,5,2\}, \{4,3,5\}, \{4,3,2\}, \{4,5,2\}, \{3,5,2\}]$

Lặp lại:

Duyệt qua các phần tử trong  $l$

Khởi tạo  $\mathbf{c}_3 = []$

- Với  $\mathbf{x} = \{1,4,3\}$

$$\text{esp}(\{1,4,3\}) = 0.576$$

$$\text{lb}(\text{esp}(\{1,4,3\})) = 0.53$$

$$\text{sp}(\{1,4,3\}) = 2$$

Do  $\text{esp}(\{1,4,3\}) \geq \text{lb}(\text{esp}(\{1,4,3\}))$  và  $\text{sp}(\{1,4,3\}) \geq \lambda$

$$\mathbf{c}_3 = [\{1,4,3\}]$$

- Với  $\mathbf{x} = \{1,4,5\}$

$$\text{esp}(\{1,4,5\}) = 0.744$$

$$\text{lb}(\text{esp}(\{1,4,5\})) = 0.38$$

$$\text{sp}(\{1,4,5\}) = 2$$

$$\text{Do } \text{esp}(\{1,4,5\}) \geq \text{lb}(\text{esp}(\{1,4,5\})) \text{ và } \text{sp}(\{1,4,5\}) \geq \lambda$$

$$\mathbf{c}_3 = [\{1,4,3\}, \{1,4,5\}]$$

- Với  $\mathbf{x} = \{1,4,2\}$

$$\text{esp}(\{1,4,2\}) = 0.712$$

$$\text{lb}(\text{esp}(\{1,4,2\})) = 0.38$$

$$\text{sp}(\{1,4,2\}) = 2$$

$$\text{Do } \text{esp}(\{1,4,2\}) \geq \text{lb}(\text{esp}(\{1,4,2\})) \text{ và } \text{sp}(\{1,4,2\}) \geq \lambda$$

$$\mathbf{c}_3 = [\{1,4,3\}, \{1,4,5\}, \{1,4,2\}]$$

- Với  $\mathbf{x} = \{1,3,5\}$

$$\text{esp}(\{1,3,5\}) = 0.616$$

$$\text{lb}(\text{esp}(\{1,3,5\})) = 0.41$$

$$\text{sp}(\{1,3,5\}) = 2$$

$$\text{Do } \text{esp}(\{1,3,5\}) \geq \text{lb}(\text{esp}(\{1,3,5\})) \text{ và } \text{sp}(\{1,3,5\}) \geq \lambda$$

$$\mathbf{c}_3 = [\{1,4,3\}, \{1,4,5\}, \{1,4,2\}, \{1,3,5\}]$$

- Với  $\mathbf{x} = \{1,3,2\}$

$$\text{esp}(\{1,3,2\}) = 0.315$$

$$\text{lb}(\text{esp}(\{1,3,2\})) = 0.41$$

$$\text{sp}(\{1,3,2\}) = 1$$

$$\text{Do } \text{esp}(\{1,3,2\}) \geq \text{lb}(\text{esp}(\{1,3,2\})) \text{ và } \text{sp}(\{1,3,2\}) < \lambda$$

$$\mathbf{c}_3 = [\{1,4,3\}, \{1,4,5\}, \{1,4,2\}, \{1,3,5\}]$$

- Với  $\mathbf{x} = \{1,5,2\}$

$$\text{esp}(\{1,5,2\}) = 0.819$$

$$\text{lb}(\text{esp}(\{1,5,2\})) = 0.3$$

$$\text{sp}(\{1,5,2\}) = 2$$

Do  $\text{esp}(\{1,5,2\}) \geq \text{lb}(\text{esp}(\{1,5,2\}))$  và  $\text{sp}(\{1,5,2\}) \geq \lambda$

$$\mathbf{c}_3 = [\{1,4,3\}, \{1,4,5\}, \{1,4,2\}, \{1,3,5\}, \{1,5,2\}]$$

- Với  $\mathbf{x} = \{4,3,5\}$

$$\text{esp}(\{4,3,5\}) = 0.654$$

$$\text{lb}(\text{esp}(\{4,3,5\})) = 0.32$$

$$\text{sp}(\{4,3,5\}) = 2$$

Do  $\text{esp}(\{4,3,5\}) \geq \text{lb}(\text{esp}(\{4,3,5\}))$  và  $\text{sp}(\{4,3,5\}) \geq \lambda$

$$\mathbf{c}_3 = [\{1,4,3\}, \{1,4,5\}, \{1,4,2\}, \{1,3,5\}, \{1,5,2\}, \{4,3,5\}]$$

- Với  $\mathbf{x} = \{4,3,2\}$

$$\text{esp}(\{4,3,2\}) = 0.558$$

$$\text{lb}(\text{esp}(\{4,3,2\})) = 0.32$$

$$\text{sp}(\{4,3,2\}) = 2$$

Do  $\text{esp}(\{4,3,2\}) \geq \text{lb}(\text{esp}(\{4,3,2\}))$  và  $\text{sp}(\{4,3,2\}) \geq \lambda$

$$\mathbf{c}_3 = [\{1,4,3\}, \{1,4,5\}, \{1,4,2\}, \{1,3,5\}, \{1,5,2\}, \{4,3,5\}, \\ \{4,3,2\}]$$

- Với  $\mathbf{x} = \{4,5,2\}$

$$\text{esp}(\{4,5,2\}) = 0.792$$

$$\text{lb}(\text{esp}(\{4,5,2\})) = 0.23$$

$$\text{sp}(\{4,5,2\}) = 2$$

Do  $\text{esp}(\{4,5,2\}) \geq \text{lb}(\text{esp}(\{4,5,2\}))$  và  $\text{sp}(\{4,5,2\}) \geq \lambda$

$$\mathbf{c}_3 = [\{1,4,3\}, \{1,4,5\}, \{1,4,2\}, \{1,3,5\}, \{1,5,2\}, \{4,3,5\}, \\ \{4,3,2\}, \{4,5,2\}]$$

- Với  $\mathbf{x} = \{3,5,2\}$

$$\text{esp}(\{3,5,2\}) = 0.69$$

$$\text{lb}(\text{esp}(\{3,5,2\})) = 0.25$$

$$\text{sp}(\{3,5,2\}) = 2$$

Do  $\text{esp}(\{3,5,2\}) \geq \text{lb}(\text{esp}(\{3,5,2\}))$  và  $\text{sp}(\{3,5,2\}) < \lambda$

$$\mathbf{c}_3 = [\{1,4,3\}, \{1,4,5\}, \{1,4,2\}, \{1,3,5\}, \{1,5,2\}, \{4,3,5\}, \\ \{4,3,2\}, \{4,5,2\}, \{3,5,2\}]$$

Thêm  $\mathbf{c}_3$  vào  $\mathbf{c}$ :

$$\mathbf{c} = [[\{1\}, \{5\}, \{4\}, \{3\}, \{2\}], [\{1,5\}, \{1,4\}, \{1,3\}, \{1,2\}, \{5,4\}, \{5,3\}, \{5,2\}, \{4,3\}, \\ \{4,2\}, \{3,2\}], [\{1,4,3\}, \{1,4,5\}, \{1,4,2\}, \{1,3,5\}, \{1,5,2\}, \{4,3,5\}, \{4,3,2\}, \{4,5,2\}, \{3,5,2\}]]$$

Cập nhật lại:

$$l = [\{1,4,3,5\}, \{1,4,3,2\}, \{1,4,5,2\}, \{1,3,5,2\}, \{4,3,5,2\}]$$

Lặp lại:

Duyệt qua các phần tử trong  $l$

Khởi tạo  $\mathbf{c}_4 = []$

- Với  $\mathbf{x} = \{1,4,3,5\}$

$$\text{esp}(\{1,4,3,5\}) = 0.44$$

$$\text{lb}(\text{esp}(\{1,4,3,5\})) = 0.4$$

$$\text{sp}(\{1,4,3,5\}) = 2$$

Do  $\text{esp}(\{1,4,3,5\}) \geq \text{lb}(\text{esp}(\{1,4,3,5\}))$  và  $\text{sp}(\{1,4,3,5\}) \geq \lambda$

$$\mathbf{c}_4 = [\{1,4,3,5\}]$$

- Với  $\mathbf{x} = \{1,4,3,2\}$

$$\text{esp}(\{1,4,3,2\}) = 0.216$$

$$\text{lb}(\text{esp}(\{1,4,3,2\})) = 0.4$$

$$\text{sp}(\{1,4,3,2\}) = 1$$

Do  $\text{esp}(\{1,4,3,2\}) < \text{lb}(\text{esp}(\{1,4,3,2\}))$  và  $\text{sp}(\{1,4,3,2\}) < \lambda$

$$\mathbf{c}_4 = [\{1,4,3,5\}]$$

- Với  $\mathbf{x} = \{1,4,5,2\}$

$$\text{esp}(\{1,4,5,2\}) = 0.5544$$

$$\text{lb}(\text{esp}(\{1,4,5,2\})) = 0.32$$

$$\text{sp}(\{1,4,5,2\}) = 2$$

Do  $\text{esp}(\{1,4,5,2\}) \geq \text{lb}(\text{esp}(\{1,4,5,2\}))$  và  $\text{sp}(\{1,4,5,2\}) \geq \lambda$

$$\mathbf{c}_4 = [\{1,4,3,5\}, \{1,4,5,2\}]$$

- Với  $\mathbf{x} = \{1,3,5,2\}$

$$\text{esp}(\{1,3,5,2\}) = 0.252$$

$$\text{lb}(\text{esp}(\{1,3,5,2\})) = 0.339$$

$$\text{sp}(\{1,3,5,2\}) = 1$$

Do  $\text{esp}(\{1,3,5,2\}) < \text{lb}(\text{esp}(\{1,3,5,2\}))$  và  $\text{sp}(\{1,3,5,2\}) < \lambda$

$$\mathbf{c}_4 = [\{1,4,3,5\}, \{1,4,5,2\}]$$

- Với  $\mathbf{x} = \{4,3,5,2\}$

$$\text{esp}(\{4,3,5,2\}) = 0.419$$

$$\text{lb}(\text{esp}(\{4,3,5,2\})) = 0.28$$

$$\text{sp}(\{4,3,5,2\}) = 2$$

Do  $\text{esp}(\{4,3,5,2\}) \geq \text{lb}(\text{esp}(\{4,3,5,2\}))$  và  $\text{sp}(\{4,3,5,2\}) < \lambda$

$$\mathbf{c}_4 = [\{1,4,3,5\}, \{1,4,5,2\}, \{4,3,5,2\}]$$

Thêm  $\mathbf{c}_4$  vào  $\mathbf{c}$ :

$$\begin{aligned} \mathbf{c} = & [[\{1\}, \{5\}, \{4\}, \{3\}, \{2\}], [\{1,5\}, \{1,4\}, \{1,3\}, \{1,2\}, \{5,4\}, \{5,3\}, \{5,2\}, \{4,3\}, \\ & \{4,2\}, \{3,2\}], [\{1,4,3\}, \{1,4,5\}, \{1,4,2\}, \{1,3,5\}, \{1,5,2\}, \{4,3,5\}, \{4,3,2\}, \{4,5,2\}, \{3,5,2\}], \\ & [\{1,4,3,5\}, \{1,4,5,2\}, \{4,3,5,2\}]] \end{aligned}$$

Cập nhật lại:  $l = [\{1,2,3,4,5\}]$

Lặp lại:

Duyệt qua các phần tử trong  $l$

Khởi tạo  $\mathbf{c}_4 = []$

- Với  $\mathbf{x} = \{1,2,3,4,5\}$

$$\text{esp}(\{1,2,3,4,5\}) = 0.1512$$

$$\text{lb}(\text{esp}(\{1,2,3,4,5\})) = 0.347$$

$$\text{sp}(\{1,2,3,4,5\}) = 1$$

$$\text{Do } \text{esp}(\{1,2,3,4,5\}) < \text{lb}(\text{esp}(\{1,2,3,4,5\}))$$

$$\text{và } \text{sp}(\{1,2,3,4,5\}) < \lambda$$

$$\mathbf{c}_4 = []$$

Vậy các tập ứng viên là  $[[\{1\}, \{5\}, \{4\}, \{3\}, \{2\}], [\{1,5\}, \{1,4\}, \{1,3\}, \{1,2\}, \{5,4\}, \{5,3\}, \{5,2\}, \{4,3\}, \{4,2\}, \{3,2\}], [\{1,4,3\}, \{1,4,5\}, \{1,4,2\}, \{1,3,5\}, \{1,5,2\}, \{4,3,5\}, \{4,3,2\}, \{4,5,2\}, \{3,5,2\}], [\{1,4,3,5\}, \{1,4,5,2\}, \{4,3,5,2\}]]$

Áp dụng thuật toán 6 tìm ra các tập mục phổ biến tối đa xác suất có trọng số

Khởi đầu  $\mathbf{r} = []$

Tìm các tập ứng viên như trên:

$\mathbf{c} = [[\{1\}, \{5\}, \{4\}, \{3\}, \{2\}], [\{1,5\}, \{1,4\}, \{1,3\}, \{1,2\}, \{5,4\}, \{5,3\}, \{5,2\}, \{4,3\}, \{4,2\}, \{3,2\}], [\{1,4,3\}, \{1,4,5\}, \{1,4,2\}, \{1,3,5\}, \{1,5,2\}, \{4,3,5\}, \{4,3,2\}, \{4,5,2\}, \{3,5,2\}], [\{1,4,3,5\}, \{1,4,5,2\}, \{4,3,5,2\}]]$

Fre\_Pre=null

Fre\_Curr=null

Với  $\mathbf{x} = \{1,4,3,5\}$

$$\text{ub}(\text{esp}(\{1,4,3,5\})) = 3.19$$

$$\text{Do } \text{esp}(\{1,4,3,5\}) < \text{ub}(\text{esp}(\{1,4,3,5\}))$$

$$\text{Tính } \text{wprsp}(\{1,4,3,5\}) = 1$$

$$\text{Do } \text{wprsp}(\{1,4,3,5\}) < \lambda: \text{loại}$$

Với  $\mathbf{x} = \{1,4,5,2\}$

$$\text{ub}(\text{esp}(\{1,4,5,2\})) = 3.19$$

$$\text{Do } \text{esp}(\{1,4,5,2\}) < \text{ub}(\text{esp}(\{1,4,5,2\}))$$



Tính  $wprsp(\{1,4,3,5\}) = 1$

Do  $wprsp(\{1,4,5,2\}) < \lambda$ : loại

Với  $x = \{4,3,5,2\}$

$ub(esp(\{4,3,5,2\})) = 3.19$

Do  $esp(\{4,3,5,2\}) < ub(esp(\{4,3,5,2\}))$

Tính  $wprsp(\{4,3,5,2\}) = 1$

Do  $wprsp(\{4,3,5,2\}) < \lambda$ : loại

Với  $x = \{1,4,3\}$

$ub(esp(\{1,4,3\})) = 3.19$

Do  $esp(\{1,4,3\}) < ub(esp(\{1,4,3\}))$

Tính  $wprsp(\{1,4,3\}) = 1$

Do  $wprsp(\{1,4,3\}) < \lambda$ : loại

Với  $x = \{1,4,5\}$

$ub(esp(\{1,4,5\})) = 3.19$

Do  $esp(\{1,4,5\}) < ub(esp(\{1,4,5\}))$

Tính  $wprsp(\{1,4,5\}) = 1$

Do  $wprsp(\{1,4,5\}) < \lambda$ : loại

Với  $x = \{1,4,2\}$

$ub(esp(\{1,4,2\})) = 3.19$

Do  $esp(\{1,4,2\}) < ub(esp(\{1,4,2\}))$

Tính  $wprsp(\{1,4,2\}) = 1$

Do  $wprsp(\{1,4,2\}) < \lambda$ : loại

Với  $x = \{1,3,5\}$

$ub(esp(\{1,3,5\})) = 3.19$

Do  $esp(\{1,3,5\}) < ub(esp(\{1,3,5\}))$

Tính  $wprsp(\{1,3,5\}) = 1$

Do  $wprsp(\{1,3,5\}) < \lambda$ : loại

Với  $\mathbf{x} = \{1,5,2\}$

$$ub(esp(\{1,3,5\})) = 3.19$$

Do  $esp(\{1,3,5\}) < ub(esp(\{1,3,5\}))$

$$\text{Tính } wprsp(\{1,3,5\}) = 1$$

Do  $wprsp(\{1,3,5\}) < \lambda$ : loại

Với  $\mathbf{x} = \{4,3,5\}$

$$ub(esp(\{4,3,5\})) = 3.19$$

Do  $esp(\{4,3,5\}) < ub(esp(\{4,3,5\}))$

$$\text{Tính } wprsp(\{4,3,5\}) = 2$$

Do  $wprsp(\{4,3,5\}) \geq \lambda$ : Fre\_Curr= $[\{4,3,5\}]$  và  $\mathbf{r} = [\{4,3,5\}]$

Với  $\mathbf{x} = \{4,3,2\}$

$$ub(esp(\{4,3,2\})) = 3.19$$

Do  $esp(\{4,3,2\}) < ub(esp(\{4,3,2\}))$

$$\text{Tính } wprsp(\{4,3,2\}) = 1$$

Do  $wprsp(\{4,3,5\}) < \lambda$ : loại

Với  $\mathbf{x} = \{4,5,2\}$

$$ub(esp(\{4,5,2\})) = 3.19$$

Do  $esp(\{4,5,2\}) < ub(esp(\{4,5,2\}))$

$$\text{Tính } wprsp(\{4,5,2\}) = 2$$

Do  $wprsp(\{4,5,2\}) \geq \lambda$ : Fre\_Curr= $[\{4,3,5\}, \{4,5,2\}]$  và  $\mathbf{r} = [\{4,3,5\}, \{4,5,2\}]$

Với  $\mathbf{x} = \{3,5,2\}$

$$ub(esp(\{3,5,2\})) = 3.19$$

Do  $esp(\{3,5,2\}) < ub(esp(\{3,5,2\}))$

$$\text{Tính } wprsp(\{3,5,2\}) = 1$$

Do  $wprsp(\{3,5,2\}) < \lambda$ : loại

$Fre\_Pre = [\{4,3,5\}, \{4,5,2\}]$

$Fre\_Curr = []$

Với  $x = \{1,4\}$

$ub(esp(\{1,4\})) = 3.19$

Do  $esp(\{1,4\}) < ub(esp(\{1,4\}))$

Tính  $wprsp(\{1,4\}) = 1$

Do  $wprsp(\{1,4\}) < \lambda$ : loại

Với  $x = \{1,3\}$

$ub(esp(\{1,3\})) = 3.19$

Do  $esp(\{1,3\}) < ub(esp(\{1,3\}))$

Tính  $wprsp(\{1,3\}) = 1$

Do  $wprsp(\{1,3\}) < \lambda$ : loại

Với  $x = \{1,5\}$

$ub(esp(\{1,5\})) = 3.19$

Do  $esp(\{1,5\}) < ub(esp(\{1,5\}))$

Tính  $wprsp(\{1,5\}) = 2$

Do  $wprsp(\{1,5\}) \geq \lambda$ :  $Fre\_Curr = [\{1,5\}]$  và  $r = [\{4,3,5\},$

$\{4,5,2\}, \{1,5\}]$

Với  $x = \{1,2\}$

$ub(esp(\{1,2\})) = 3.19$

Do  $esp(\{1,2\}) < ub(esp(\{1,2\}))$

Tính  $wprsp(\{1,2\}) = 1$

Do  $wprsp(\{1,2\}) < \lambda$ : loại

Với  $x = \{4,3\}$

Do  $\{4,3\} \in Fre\_Pre$ . Cập nhật  $Fre\_Curr = [\{1,5\}, \{4,3\}]$

Với  $x = \{4,5\}$

Do  $\{4,5\} \in Fre\_Pre$ . Cập nhật  $Fre\_Curr = [\{1,5\}, \{4,3\}, \{4,5\}]$

Với  $x = \{4,2\}$

Do  $\{4,2\} \in Fre\_Pre$ . Cập nhật  $Fre\_Curr = [\{1,5\}, \{4,3\}, \{4,5\}, \{4,2\}]$

Với  $x = \{3,5\}$

Do  $\{3,5\} \in Fre\_Pre$ . Cập nhật  $Fre\_Curr = [\{1,5\}, \{4,3\}, \{4,5\}, \{4,2\}, \{3,5\}]$

Với  $x = \{3,2\}$

Do  $\{3,2\} \in Fre\_Pre$ . Cập nhật  $Fre\_Curr = [\{1,5\}, \{4,3\}, \{4,5\}, \{4,2\}, \{3,5\}, \{3,2\}]$

Với  $x = \{5,2\}$

Do  $\{5,2\} \in Fre\_Pre$ . Cập nhật  $Fre\_Curr = [\{1,5\}, \{4,3\}, \{4,5\}, \{4,2\}, \{3,5\}, \{3,2\}, \{5,2\}]$

$Fre\_Pre = [\{1,5\}, \{4,3\}, \{4,5\}, \{4,2\}, \{3,5\}, \{3,2\}, \{5,2\}]$

$Fre\_Curr = []$

Với  $x = \{1\}$

Do  $\{1\} \in Fre\_Pre$ . Cập nhật  $Fre\_Curr = [\{1\}]$

Với  $x = \{4\}$

Do  $\{4\} \in Fre\_Pre$ . Cập nhật  $Fre\_Curr = [\{1\}, \{4\}]$

Với  $x = \{3\}$

Do  $\{3\} \in Fre\_Pre$ . Cập nhật  $Fre\_Curr = [\{1\}, \{4\}, \{3\}]$

Với  $x = \{5\}$

Do  $\{5\} \in Fre\_Pre$ . Cập nhật  $Fre\_Curr = [\{1\}, \{4\}, \{3\}, \{5\}]$

Với  $x = \{2\}$

Do  $\{2\} \in Fre\_Pre$ . Cập nhật  $Fre\_Curr = [\{1\}, \{4\}, \{3\}, \{5\}, \{2\}]$

### Kết thúc thuật toán

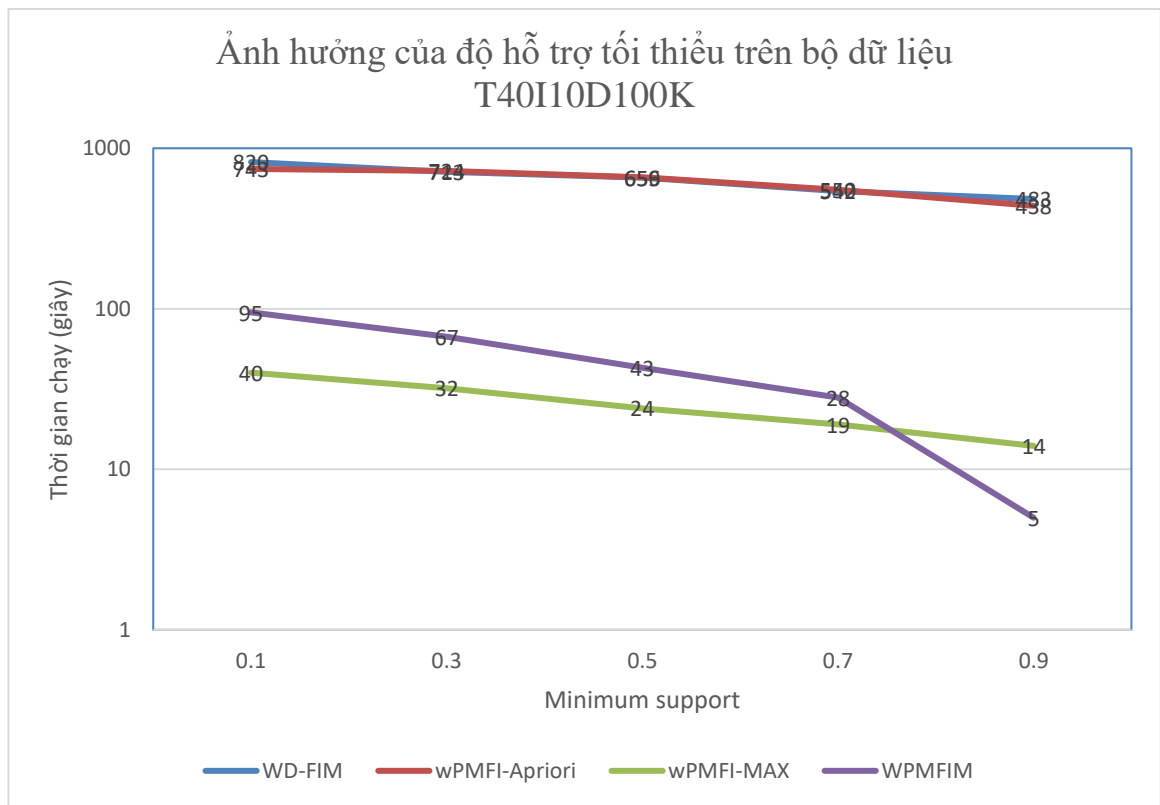
Vậy với cơ sở dữ liệu như Bảng 4, bảng trọng số như Bảng 5, độ hỗ trợ tối thiểu là 2 và độ tin cậy là 0.2 thì các tập mục phổ biến tối đa xác suất có trọng số theo thuật toán 5 là  $\{1,5\}$ ,  $\{2, 4, 5\}$ ,  $\{5,4,3\}$ .

## CHƯƠNG 6. KẾT QUẢ THỰC NGHIỆM VÀ THẢO LUẬN

Trong chương này, tôi sẽ trình bày kết quả thực nghiệm trên các bộ dữ liệu đã nêu ra trong Bảng 5.1, dựa trên sự ảnh hưởng của độ hỗ trợ tối thiểu và độ tin cậy tối thiểu.

### 6.1 Ảnh hưởng của độ hỗ trợ tối thiểu

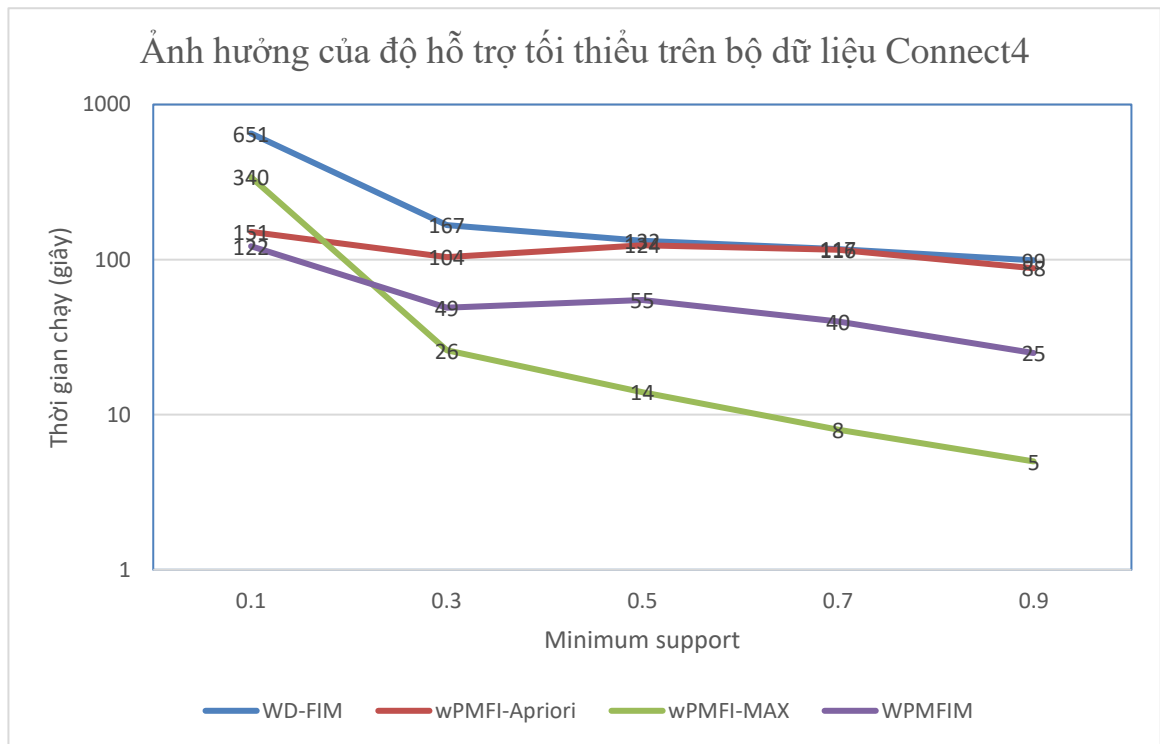
Trong Hình 6.1, Hình 6.2, Hình 6.3 và Hình 6.4 biểu thị sự ảnh hưởng của độ hỗ trợ tối thiểu đến thời gian chạy trên các bộ dữ liệu T40I10D100K, Connect4, Accidents, UScensus.



Hình 6.1 Thời gian chạy trên bộ dữ liệu T40I10D100K dưới sự ảnh của độ hỗ trợ tối thiểu

Dựa vào các biểu đồ về thời gian chạy của bốn thuật toán WD-FIM, wPMFI-Apriori, wPMFI-MAX và WPMFIM trên ba bộ dữ liệu T40I10D100K, Connect4,

Uscensus và Accidents, có thể rút ra một số nhận xét quan trọng. Trên bộ dữ liệu T40I10D100K, thuật toán WD-FIM có thời gian chạy cao nhất, bắt đầu từ 943 giây tại mức hỗ trợ tối thiểu 0.1 và giảm dần xuống còn 438 giây tại mức hỗ trợ tối thiểu 0.9. Thuật toán này mặc dù có giảm thời gian chạy khi mức hỗ trợ tối thiểu tăng, nhưng vẫn cao hơn đáng kể so với các thuật toán khác. Trong khi đó, wPMFI-Apriori cũng có xu hướng giảm đều từ 723 giây xuống còn 370 giây, cho thấy mặc dù có cải thiện nhưng vẫn chậm hơn so với một số thuật toán khác. wPMFI-MAX là thuật toán hiệu quả nhất trên bộ dữ liệu này, với thời gian chạy giảm từ 40 giây xuống còn 14 giây, chứng tỏ tính tối ưu trong xử lý dữ liệu. WPMFIM cũng cho thấy hiệu quả tốt với thời gian chạy giảm từ 95 giây xuống còn 5 giây, nhưng vẫn thua wPMFI-MAX.

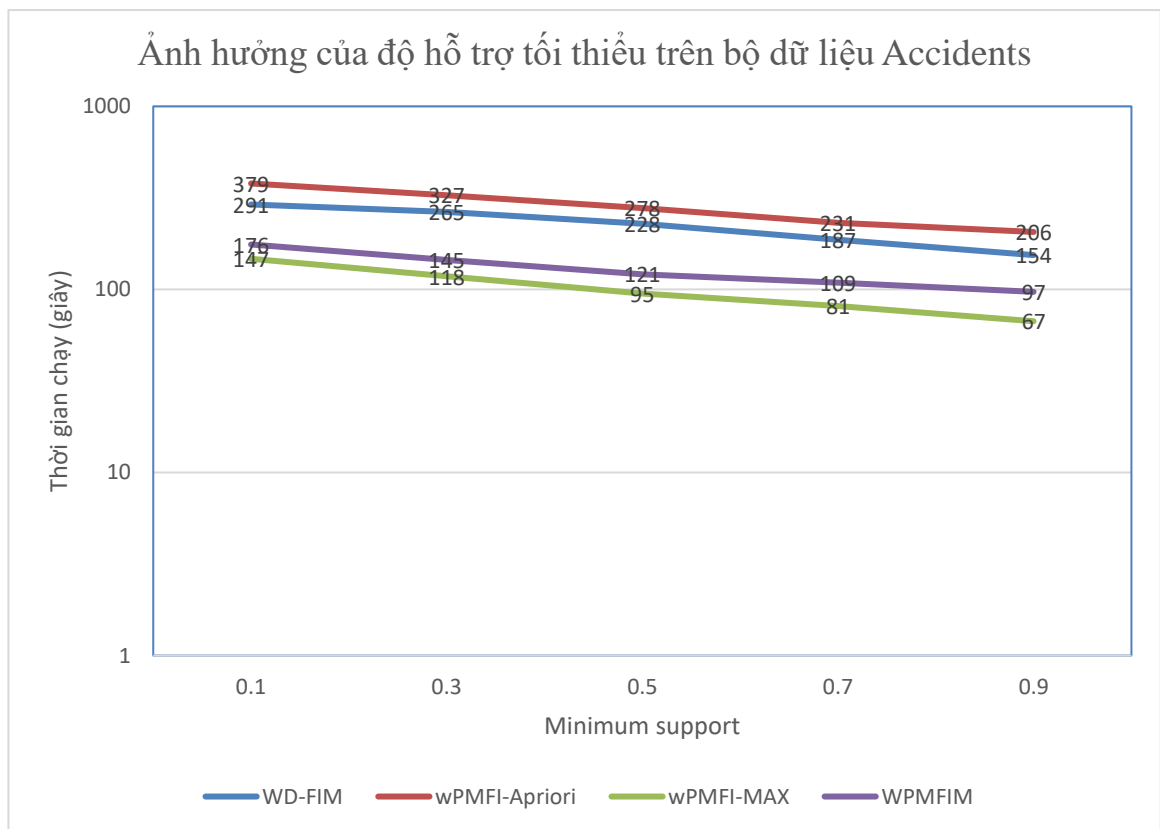


Hình 6.2 Thời gian chạy trên bộ dữ liệu Connect4 dưới sự ảnh hưởng của độ hỗ trợ tối thiểu

Trên bộ dữ liệu Connect4, WD-FIM tiếp tục có thời gian chạy cao, bắt đầu từ 651 giây và giảm xuống còn 83 giây. wPMFI-Apriori có thời gian chạy dao động từ

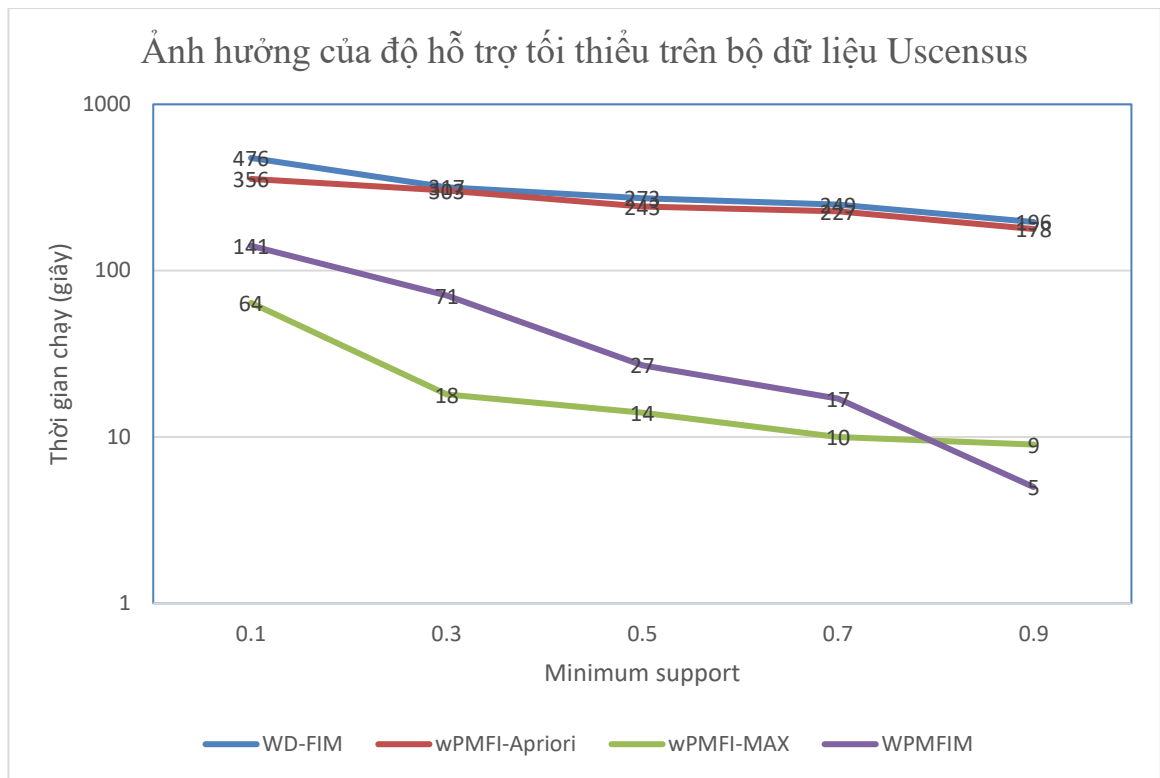
151 giây đến 98 giây, cho thấy không thực sự hiệu quả so với các thuật toán khác. wPMFI-MAX vẫn giữ vị trí hàng đầu với thời gian chạy giảm mạnh từ 340 giây xuống còn 5 giây, chứng tỏ khả năng xử lý dữ liệu mạnh mẽ. WPMFIM, mặc dù không nhanh bằng wPMFI-MAX, vẫn có thời gian chạy ổn định và thấp, từ 125 giây xuống còn 25 giây.

Cuối cùng, trên bộ dữ liệu Accidents, WD-FIM có thời gian chạy từ 379 giây giảm xuống còn 206 giây, cho thấy sự giảm chậm so với các thuật toán khác. wPMFI-Apriori có xu hướng tương tự, với thời gian chạy từ 327 giây giảm xuống còn 154 giây. Tuy nhiên, wPMFI-MAX tiếp tục thể hiện sự hiệu quả với thời gian chạy thấp nhất, từ 176 giây xuống còn 67 giây. WPMFIM cũng cho thấy sự ổn định với thời gian chạy giảm từ 147 giây xuống còn 97 giây.



Hình 6.3 Thời gian chạy trên bộ dữ liệu Accidents dưới sự ảnh hưởng của độ hỗ trợ tối thiểu





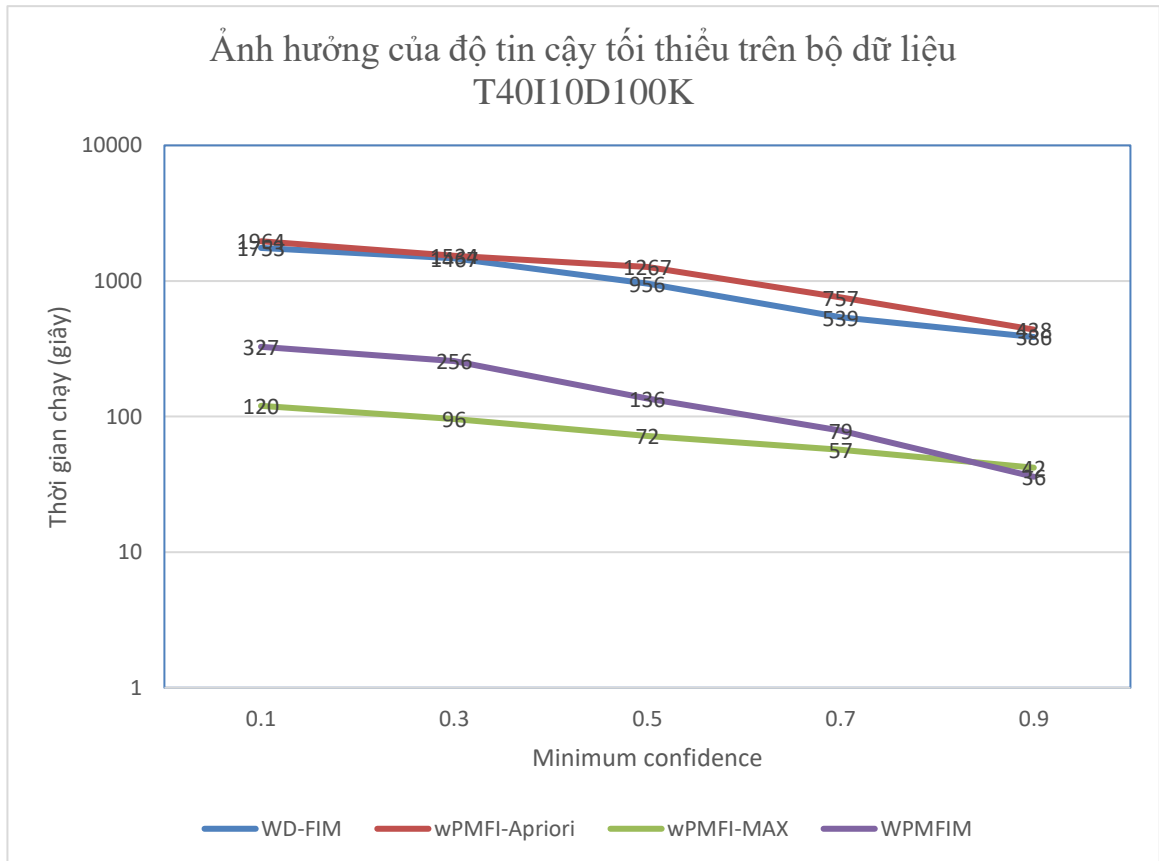
Hình 6.48 Thời gian chạy trên bộ dữ liệu Uscensus dưới sự ảnh hưởng của độ hỗ trợ tối thiểu

## 6.2 Ảnh hưởng của độ tin cậy tối thiểu

Hình 6.5, Hình 6.6, Hình 6.7 và Hình 6.8 biểu thị sự ảnh hưởng của độ tin cậy tối thiểu đến thời gian chạy trên các bộ dữ liệu T40I10D100K, Connect4, Uscensus và Accidents. Dựa vào các biểu đồ thể hiện thời gian chạy của bốn thuật toán WD-FIM, wPMFI-Apriori, wPMFI-MAX và WPMFIM khi thay đổi độ tin cậy tối thiểu, ta có thể đưa ra một số nhận xét chi tiết về hiệu suất của từng thuật toán.

Trước hết, WD-FIM là một thuật toán có hiệu suất ổn định với thời gian chạy trung bình so với các thuật toán khác. Trên bộ dữ liệu T40I10D100K, khi độ tin cậy tối thiểu là 0.1, thời gian chạy của WD-FIM là 1964 giây. Khi độ tin cậy tối thiểu tăng lên 0.9, thời gian chạy giảm xuống còn 388 giây. Trên bộ dữ liệu Connect4, thời gian chạy của WD-FIM giảm từ 378 giây (độ tin cậy tối thiểu 0.1) xuống còn 132

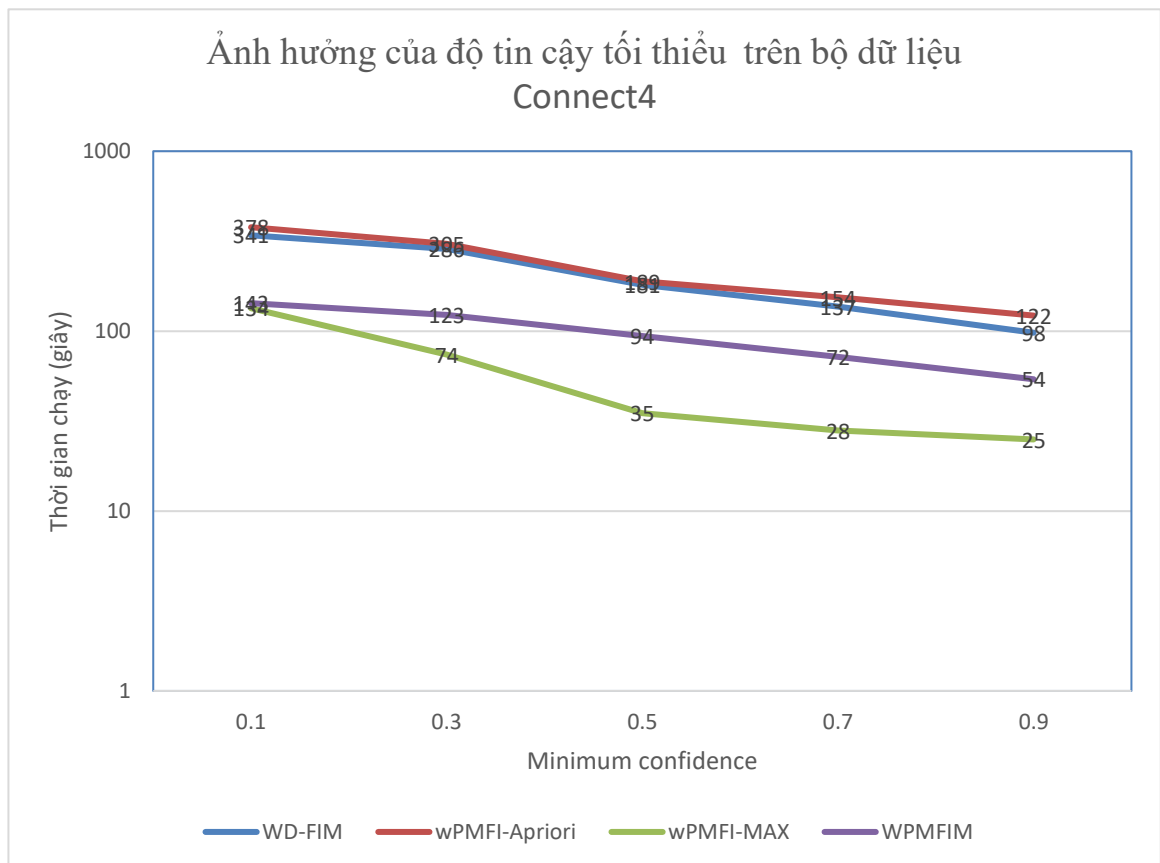
giây (độ tin cậy tối thiểu 0.9). Trên bộ dữ liệu Accidents, thời gian chạy giảm từ 1196 giây xuống còn 297 giây khi độ tin cậy tối thiểu tăng từ 0.1 lên 0.9. Điều này cho thấy rằng WD-FIM không phải là thuật toán nhanh nhất nhưng cũng không phải là chậm nhất, và có thể là một lựa chọn phù hợp cho những bài toán mà yêu cầu về thời gian không quá khắt khe.



Hình 6.5 Thời gian chạy trên bộ dữ liệu T40I10D100K dưới sự ảnh hưởng của độ tin cậy tối thiểu

wPMFI-Apriori là thuật toán có thời gian chạy lâu nhất trên cả ba bộ dữ liệu. Trên bộ dữ liệu T40I10D100K, thời gian chạy của wPMFI-Apriori bắt đầu ở mức 1801 giây (độ tin cậy tối thiểu 0.1) và giảm xuống còn 488 giây (độ tin cậy tối thiểu 0.9). Trên bộ dữ liệu Connect4, thời gian chạy giảm từ 206 giây xuống còn 122 giây khi độ tin cậy tối thiểu tăng từ 0.1 lên 0.9. Trên bộ dữ liệu Accidents, thời gian chạy

của wPMFI-Apriori giảm từ 976 giây xuống còn 275 giây. Điều này cho thấy rằng thuật toán này có độ phức tạp cao và có thể không phù hợp cho các bài toán yêu cầu xử lý nhanh. Tuy nhiên, nếu độ chính xác và khả năng tìm ra các mẫu phổ biến là yếu tố quan trọng, wPMFI-Apriori có thể vẫn là một lựa chọn tốt.

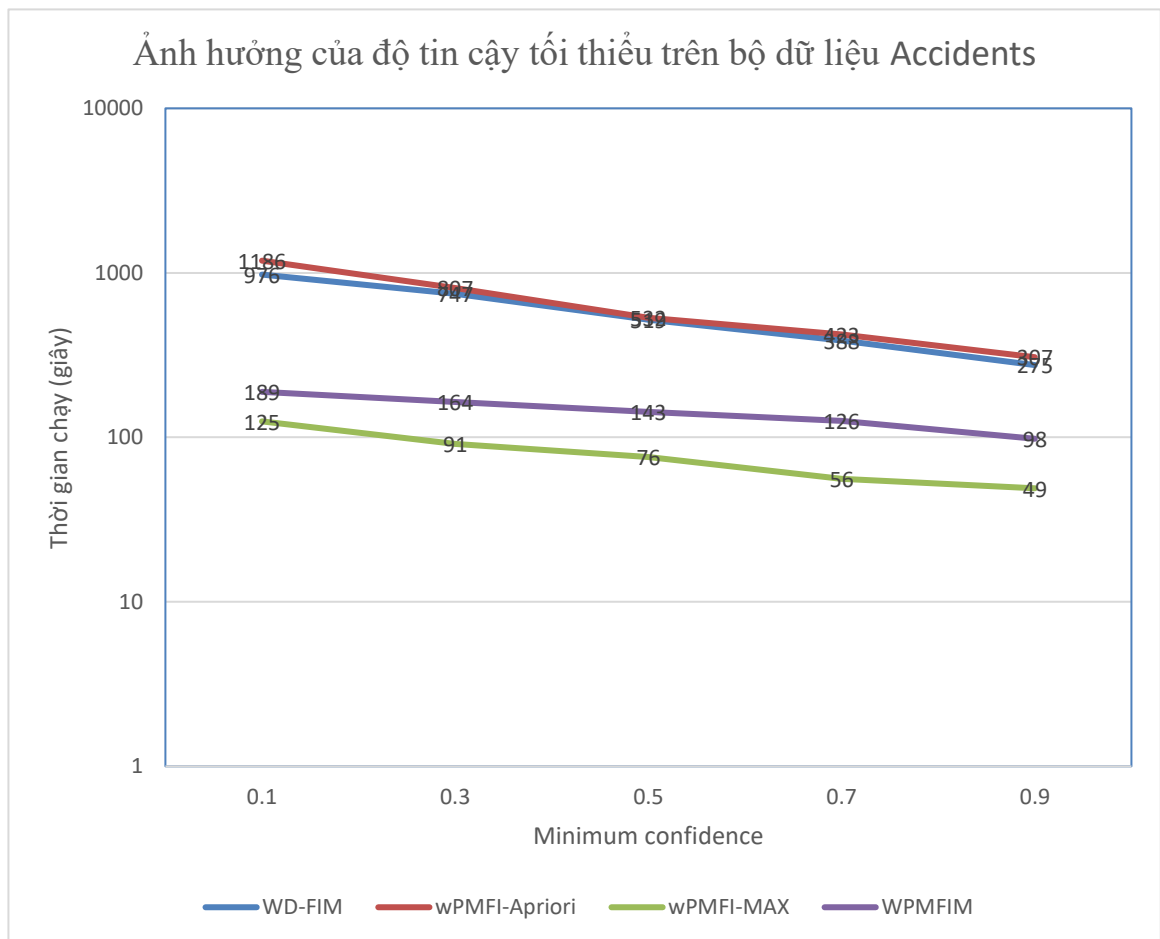


Hình 6.6 Thời gian chạy trên bộ dữ liệu Connect4 dưới sự ảnh hưởng của độ tin cậy tối thiểu

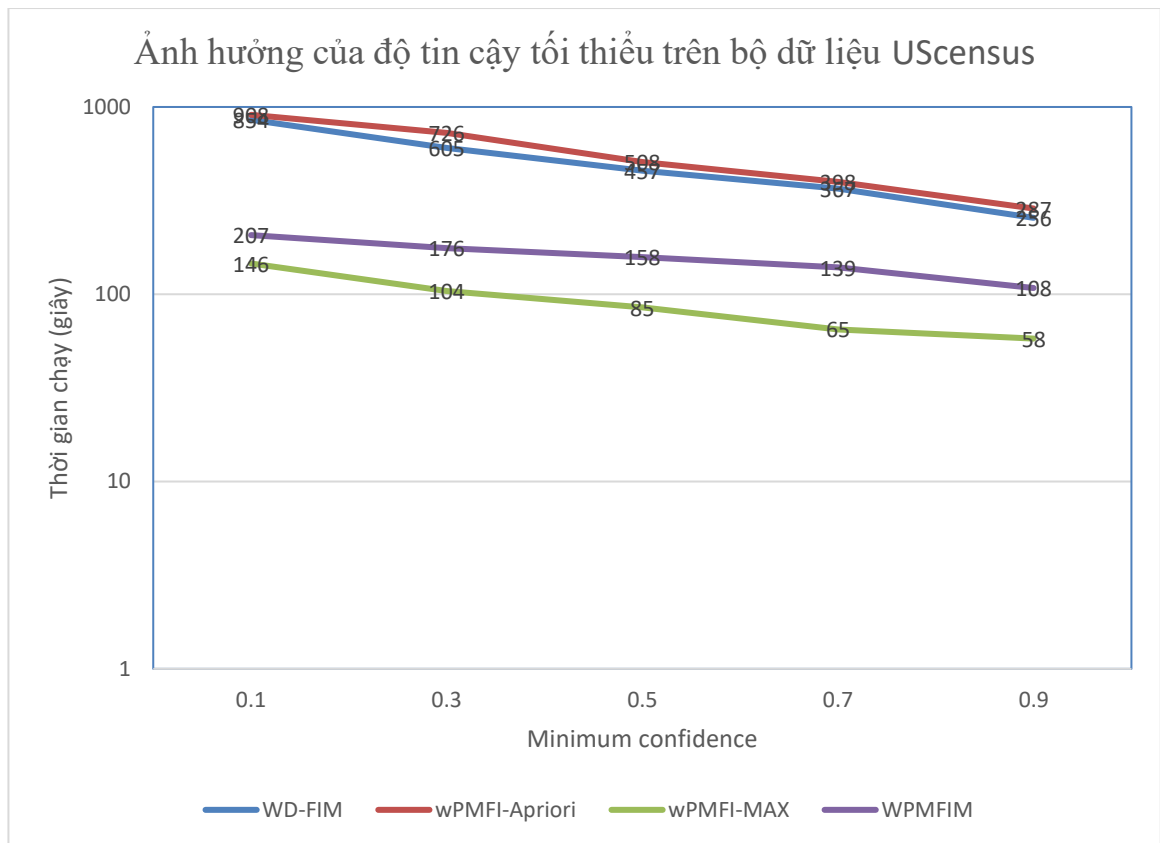
wPMFI-MAX là thuật toán có thời gian chạy thấp nhất trong hầu hết các trường hợp. Trên bộ dữ liệu T40I10D100K, thời gian chạy của wPMFI-MAX giảm từ 120 giây (độ tin cậy tối thiểu 0.1) xuống còn 36 giây (độ tin cậy tối thiểu 0.9). Trên bộ dữ liệu Connect4, thời gian chạy giảm từ 132 giây xuống còn 25 giây khi độ tin cậy tối thiểu tăng từ 0.1 lên 0.9. Trên bộ dữ liệu Accidents, thời gian chạy của wPMFI-MAX giảm từ 125 giây xuống còn 49 giây. Điều này cho thấy wPMFI-MAX

là thuật toán tối ưu về mặt thời gian chạy, phù hợp cho các bài toán yêu cầu xử lý nhanh.

WPMFIM có thời gian chạy dao động giữa WD-FIM và wPMFI-Apriori. Trên bộ dữ liệu T40I10D100K, thời gian chạy của WPMFIM giảm từ 327 giây (độ tin cậy tối thiểu 0.1) xuống còn 79 giây (độ tin cậy tối thiểu 0.9). Trên bộ dữ liệu Connect4, thời gian chạy giảm từ 194 giây xuống còn 54 giây. Trên bộ dữ liệu Accidents, thời gian chạy của WPMFIM giảm từ 189 giây xuống còn 98 giây. Điều này cho thấy WPMFIM có thể là một lựa chọn hợp lý khi cân cân bằng giữa tốc độ và độ chính xác.



Hình 6.7 Thời gian chạy trên bộ dữ liệu Accidents dưới sự ảnh hưởng của độ tin cậy tối thiểu



Hình 6.8 Thời gian chạy trên bộ dữ liệu UScensus dưới sự ảnh hưởng của độ tin cậy tối thiểu

## CHƯƠNG 7. KẾT LUẬN

Trong bài viết này, tôi đã trình bày ba phương pháp để tìm kiếm các tập mục phổ biến tối đa xác suất có trọng số từ cơ sở dữ liệu không chắc chắn. Thuật toán wPMFI-Apriori sử dụng dụng mô hình xác suất để loại bỏ các tập ứng viên. Thuật toán WD-FIM loại bỏ các tập ứng viên dựa trên kết nối của trọng số. Thuật toán WPMFI-MAX đề ra các chiến lược cắt tỉa dựa trên độ hỗ trợ và độ tin cậy tối thiểu từ đó thu hẹp không gian tìm kiếm. Sau khi thực thi các thực nghiệm, tôi nhận thấy rằng thuật toán WPMFI-MAX có hiệu suất tốt hơn thuật toán wPMFI-Apriori và WD-FIM và thuật toán WPMFIM. Đồng thời, tôi đã trình bày các giải pháp tìm kiếm các tập mục phổ biến tối đa xác suất có trọng số thông qua các sơ đồ, giải thích chi tiết các hàm trong thuật toán và trình bày hệ thống kí hiệu cho các thuật toán. Việc triển khai các thuật toán được lưu trữ trên Github: <https://github.com/AceGnuh/khoa-luan.git>

## CHƯƠNG 8. TÀI LIỆU THAM KHẢO

- Aggarwal, C. C., Y. Li, J. W., & Wang, J. (2009). Frequent pattern mining with uncertain data. *Proceedings of the 15th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. Paris, France.
- Carson, K. L., & Syed, K. T. (2012). Fast Tree-Based Mining of Frequent Itemsets from Uncertain Data. *Database Systems for Advanced Applications*, pp. 272–287.
- Charu, C. A., & Philip, S. Y. (2009). A Survey of Uncertain Data Algorithms and Applications. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, pp. 609-623.
- Chen, S., Nie, L., Tao, X., Li, Z., & Zhao, L. (2020). Approximation of Probabilistic Maximal Frequent Itemset Mining Over Uncertain Sensed Data. *IEEE Access*.
- Chui., C. K., Ben, K., & Edward, H. (2007). Mining Frequent Itemsets from Uncertain Data. *Advances in Knowledge Discovery and Data Mining*.
- Chun, K. C., & Ben, K. (2008). A Decremental Approach for Mining Frequent Itemsets from Uncertain Data. *Advances in Knowledge Discovery and Data Mining*. Osaka, Japan.

- Han, J., Pei, J., & Yin, Y. (2000). Mining frequent patterns without candidate generation. *ACM SIGMOD*.
- Jerry, C. L., Wensheng, G., Philippe, F. V., Tzung-Pei, H., & T., V. S. (2015). Weighted frequent itemset mining over uncertain databases. *Applied Intelligence*, pp. 232-250.
- Lee, G., & Yun, U. (2017). A new efficient approach for mining uncertain frequent patterns using minimum data structure without false positives. *Future Gener. Comput.*
- Lee, G., Yun, U., & Ryang, H. (2015). An uncertainty-based approach: Frequent itemset mining from uncertain data with different item importance. *Knowledge Based System*.
- Leung, C. K., & Mateo, M. A., & Brajczuk, D. A. (2008). A Tree-Based Approach for Frequent Pattern Mining from Uncertain Data. *Advances in Knowledge Discovery and Data Mining*, pp. 653–661.
- Li, H. (2016). An algorithm to discover the approximate probabilistic frequent itemsets with sampling method. *International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery*. Changsha, China.



Li, H., Hai, M., Zhang, N., Zhu, J., Wang, Y., & Cao, H. (2019). Probabilistic maximal frequent itemset mining methods over uncertain databases.

*Intelligent Data Analysis*, pp. 1219–1241.

Li, H., Mo, H., Ning, Z., Jianming, Z., Yue, W., & Huaihu, C. (2019). Probabilistic maximal frequent itemset mining methods over uncertain databases.

*Intelligent Data Analysis 23*, pp. 1219-1241.

Liang, W., Reynold, C., Sau, D. L., & David, W. C. (2010). Accelerating probabilistic frequent itemset mining: A model-based approach. *Information and Knowledge Management*. Toronto, Ontario, Canada.

Sun, L., Cheng, R., Cheung, D. W., & Cheng, J. (2010). Mining Uncertain Data with Probabilistic Guarantees. *Proceedings of the 16th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*. Washington DC, USA.

Tao, F., Murtagh, F., & Farid, M. (2003). Weighted association rule mining using weighted support and significance framework. *Proc. 9th ACM SIGKDD Int.*

Thomas, B., Hans, P. K., Matthias, R., Florian, V., & Andreas, Z. (2012). Probabilistic Frequent Pattern Growth for Itemset Mining in Uncertain Databases. *Scientific and Statistical Database Management*, pp. 38-55.

- Thomas, B., Reynold, C., David, W. C., Hans, P. K., Sau, D. L., Matthias, R., . . . Andreas, Z. (2013). Model-based probabilistic frequent itemset mining. In *Knowledge and Information Systems* (pp. 181-212).
- Wang, W., Yang, J., & Yu, P. S. (2000). Efficient mining of weighted association rules (war). *6th ACM SIGKDD*.
- Xia, X. (2021). Improved Probabilistic Frequent Itemset Analysis Strategy of Learning Behaviors Based on Eclat Framework. In *Advances in Decision Making*.
- Yun, U. (2006). WSpan: Weighted Sequential pattern mining in large sequence databases. *IEEE international conference on intelligent system*, pp. 512–517.
- Zhao, X., Zhang, X., Wang, P., Chen, S., & Sun, Z. (2018). A Weighted Frequent Itemset Mining Algorithm for Intelligent Decision in Smart Systems. *IEEE Access*.
- Zhiyang, L., Fengjuan, C., Junfeng, W., Zhaobin, L., & Weijiang, L. (2020). Efficient weighted probabilistic frequent itemset mining in uncertain database. *Expert Systems*.