**Форма № Н-6.01**

Національний університет "Львівська політехніка"

(повне найменування вищого навчального закладу)

кафедра програмного забезпечення

(повна назва кафедри, циклової комісії)

# КУРСОВИЙ ПРОЕКТ

з дисципліни "Методи та засоби наукових досліджень в інженерії програмного забезпечення"

(назва дисципліни)

на тему: “Аналіз продуктивності роботи алгоритму apriori та його модифікацій”

Студента 1-го курсу групи ПЗІП-11

Спеціальності 121 Інженерія програмного забезпечення

Гаврилюка А.М.

Керівник к.т.н, доцент кафедри ПЗ

Левус Є.В.

Національна шкала \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

Кількість балів: \_\_\_\_\_\_\_ Оцінка: ECTS \_\_\_\_\_

Члени комісії \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

(підпис) (прізвище та ініціали)

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

(підпис) (прізвище та ініціали)

\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_ \_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_\_

(підпис) (прізвище та ініціали

м. Львів – 2018 рік

**ЗМІСТ**

[КУРСОВИЙ ПРОЕКТ 1](#_Toc515477874)

[ВСТУП 3](#_Toc515477875)

[РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ТА СУМІЖНИХ ДОСЛІДЖЕНЬ 5](#_Toc515477876)

[1.1 Великі дані, визначення та їх особливості 5](#_Toc515477877)

[1.2 Поняття асоціативних правил 7](#_Toc515477878)

[1.3 Аналіз існуючих досліджень 13](#_Toc515477879)

[1.4 Мета, об’єкт та предмет дослідження 14](#_Toc515477880)

[1.5 Висновок до розділу 1 15](#_Toc515477881)

[РОЗДІЛ 2. ОПИС АЛГОРИТМУ APRIORI 16](#_Toc515477882)

[2.1 Алгоритм apriori 16](#_Toc515477883)

[2.2 Видобування асоціативних правил 23](#_Toc515477901)

[2.3 Опис відомих модифікацій 25](#_Toc515477919)

[2.4 Опис можливих модифікацій 27](#_Toc515477930)

[2.5 Висновок до розділу 2 28](#_Toc515477934)

[РОЗДІЛ 3. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ РОЗРОБКИ ПРОГРАМНОГО ПРОДУКТУ 29](#_Toc515477935)

[3.1 Загальна постановка задачі 29](#_Toc515477936)

[3.2 Специфікація вимог 29](#_Toc515477939)

[3.3 Використані технології 32](#_Toc515477940)

[3.4 Висновок до розділу 3 34](#_Toc515477941)

[ВИСНОВКИ 35](#_Toc515477942)

[СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ: 37](#_Toc515477943)

# ВСТУП

ІТ є однією з найбільш динамічніших сфер, активно розробляються нові технології, створюються сотні програмних продуктів та накопичаються приблизно декілька сотень петабайт інформації у день. Ця інформація надходить з різних джерел, та містить багато даних.

Big Data відноситься до надзвичайно великих масивів даних, які важко аналізувати традиційними інструментами. Великі дані можуть включати в себе як структуровані, так і неструктуровані дані. Багато інструментів, призначених для аналізу великих даних, можуть обробляти напівструктуровані дані.

Також для досягнення конкурентоспроможності у бізнесі реалізуються багато алгоритмів, що призначені опрацьовувати такі дані, та шукати у них залежності, асоціативні правила. Найбільш відомим та широко застосовуваним зараз є алгоритм Apriori.

Алгоритм Apriori призначений для знаходження всіх частих наборів елементів множини транзакцій, що аналізується. Він працює порівнево, використовуючи стратегію пошуку в ширину і виконується зверху вниз. Алгоритм Apriori має просту структуру, завдяки якій в неї можна легко вносити модифікації для оптимізації алгоритму під конкретні набори даних для вирішення задачі пошуку асоціативних правил.

Реалізована під час магістерського дослідження система у подальшому може бути використана як основа для створення рекомендаційної системи, оскільки використовує стек технологій Hadoop екосистеми, що дозволяє опрацювувати величезні масиви даних. А враховуючи темпи накопичення даних у найближчі роки Big Data стане найпопулярнішим напрямком ІТ. Багато спостерігачів даної галузі кажуть, що Hadoop став де-факто галузевим стандартом для управління великими даними. Це проект з відкритим кодом управляється Apache Software Foundation.

Отже, у магістерській кваліфікаційній роботі необхідно розглянути алгоритм Apriori з точки зору пошуку асоціативних правил у великій кількості даних та проаналізувати затрачені обчислювальні ресурси. Для проведення дослідження необхідно розробити програмну систему, що опрацьовує великі обсяги даних алгоритмом Apriori, з довільною предметною областю, яка в подальшому може бути використана як рекомендаційна система.

Мета роботи полягає в порівняльному аналізі роботи класичного алгоритму Apriori та його модифікацій на великих обсягах даних. Необхідно опрацювати дані вказаним алгоритмом та оцінити швидкість роботи алгоритму, завантаженість на ресурси, кількість знайдених асоціативних правил на певних наборах даних. Виробити на основі обчислювальних експериментів пропозицію для модифікації алгоритму.

# РОЗДІЛ 1. АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ ТА СУМІЖНИХ ДОСЛІДЖЕНЬ

* 1. Великі дані, визначення та їх особливості

Великі дані - це набори даних, настільки об'ємні та складні, що традиційне прикладне програмне забезпечення для обробки даних є недостатнім для їх вирішення. Великі задачі даних включають в себе захоплення даних, зберігання даних, аналіз даних, пошук, обмін, передачу, візуалізацію, запити, оновлення, конфіденційність інформації та джерела даних. Існує ряд понять, пов'язаних з великими даними: спочатку було 3 поняття обсягу, різноманітності, швидкості[1]. Іншими поняттями, які потім пояснюються великими даними, є достовірність (тобто, скільки шуму в даних) [2] та значення. Останнім часом термін "великі дані" має на увазі використання прогнозної аналітики, аналізу поведінки користувачів або деяких інших розширених методів аналізу даних, які витягують значення з даних, а рідко - до певного розміру набору даних. "Існує мало сумнівів у тому, що кількість даних, які зараз доступні, дійсно велика, але це не є найважливішою характеристикою цієї нової екосистеми даних". Аналіз наборів даних може знайти нові зв'язки з "точковими діловими тенденціями, запобігання захворюванням, боротьба з злочинністю та ін. "[3]

Вчені, керівники підприємств, практики медицини, реклами та уряди так само регулярно зустрічаються з труднощами з великими наборами даних у таких областях, як пошук в Інтернеті, технології, міська інформатика та бізнес-інформатика. Вчені стикаються з обмеженнями в роботі електронної науки, включаючи метеорологію, геноміку, сонеономію, складні фізичні симуляції, біологію та екологічні дослідження [4].

Цей термін використовується з 1990-х років, при цьому деякі приносять кредит Джону Маші за виготовлення або, принаймні, популярністю. [5] Великі дані зазвичай включають в себе набори даних, розміри яких не залежать від можливостей широко використовуваних програмних інструментів для захоплення, копіювання, керування та обробки даних протягом допустимого минулого часу [6]. Велика філософія даних охоплює неструктуровані, напівструктуровані та структуровані дані, однак основна увага приділяється неструктурованим даним.

Визначення 2016 р. Свідчить, що "великі дані являють собою інформаційні активи, які характеризуються такими великими обсягами, швидкістю та різноманітністю, що вимагають спеціальних технологій та аналітичних методів перетворення їх у вартість" [7].

Великі дані можна описати за такими характеристиками: [8]

**Обсяг** (англ. Volume) **–** кількість створених та збережених даних. Розмір даних визначає цінність та потенційне розуміння, і чи можна вважати великі дані чи ні.

**Різноманітність** (англ. Variety) **–** тип та характер даних. Це допомагає людям, які аналізують його, ефективно використовувати отримане розуміння. Великі дані витягуються з тексту, зображень, аудіо, відео; плюс він завершує відсутність частин через злиття даних.

**Швидкість** (англ. Velocity) **–** у цьому контексті швидкість, з якою дані створюються та обробляються, щоб задовольнити вимоги та виклики, які лежать на шляху зростання та розвитку. Великі дані часто доступні в режимі реального часу.

Дані треба обробляти за допомогою розширених інструментів (аналітики та алгоритмів) для виявлення значущої інформації. Наприклад, щоб керувати фабрикою, слід розглядати як видимі, так і невидимі проблеми з різними компонентами. Алгоритми формування інформації повинні виявляти та вирішувати невидимі проблеми, такі як деградація машини, знос компонентів тощо на заводі. [9]

* 1. Поняття асоціативних правил

Афінітивний аналіз (affinity analysis) — один з розповсюджених методів Data Mining. Його назва походить від англійського слова affinity, що у перекладі означає «близькість», «подібність». Ціль даного методу — дослідження взаємного зв'язку між подіями, які відбуваються спільно. Різновидом афінітивного аналізу є аналіз ринкового кошика (market basket analysis), ціль якого - виявити асоціації між різними подіями, тобто знайти правила для кількісного опису взаємного зв'язку між двома або більше подіями. Такі правила називаються асоціативними правилами (association rules).[10]

Базовим поняттям у теорії асоціативних правил є транзакція — деяка множина подій, що відбуваються спільно. Типова транзакція - покупка клієнтом товару в супермаркеті. У переважній більшості випадків клієнт купує не один товар, а набір товарів, що називається ринковим кошиком. При цьому виникає питання: чи є покупка одного товару в кошику наслідком або причиною покупки іншого товару, тобто, чи пов'язані дані події? Цей зв'язок і встановлюють асоціативні правила. Наприклад, може бути виявлене асоціативне правило, котре стверджує, що клієнт, який купив молоко, з імовірністю 75 % купить і хліб.

Наступне важливе поняття — предметний набір. Це непорожня множина предметів, що з'явилися в одній транзакції.

Аналіз ринкового кошика - це аналіз наборів даних для певної комбінації товарів, пов'язаних між собою. Іншими словами, виконується пошук товарів, присутність яких у транзакції впливає на ймовірність наявності інших товарів або комбінацій товарів.

Сучасні касові апарати в супермаркетах дозволяють збирати інформацію про покупки, що може зберігатися в базі даних. Потім накопичені дані можуть використовуватися для побудови систем пошуку асоціативних правил.

У табл. 1.1 представлений простий приклад, що містить дані про ринковий кошик. У кожному рядку вказується комбінація продуктів, придбаних за одну покупку. Хоча на практиці доводиться мати справу з мільйонами транзакцій, у яких беруть участь десятки й сотні різних продуктів, приклад обмежений 10 транзакціями, що містять 13 видів продуктів: аби проілюструвати методику виявлення асоціативних правил, цього досить.

Таблиця 1.1.

Приклад набору транзакцій

|  |  |
| --- | --- |
| **№** | **Транзакція** |
| 1 | Сливи, салат, помідори |
| 2 | Селера, цукерки |
| 3 | Цукерки |
| 4 | Яблука, морква, помідори, картопля, цукерки |
| 5 | Яблука, апельсини, салат, цукерки, помідори |
| 6 | Персики, апельсини, селера, помідори |
| 7 | Квасоля, салат, помідори |
| 8 | Апельсини, салат, морква, помідори, цукерки |
| 9 | Яблука, банани, сливи, морква, помідори, цибуля, цукерки |
| 10 | Яблука, картопля |

Візуальний аналіз прикладу показує, що всі чотири транзакції, у яких фігурує салат, також включають помідори, і що чотири із семи покупок, що містять помідори, також містять салат. Салат і помідори в більшості випадків купуються разом. Асоціативні правила дозволяють виявляти й кількісно описувати такі збіги.

Асоціативне правило складається із двох наборів предметів, що мають назву умова (antecedent) та наслідок (consequent), й записуються у вигляді . Таким чином, асоціативне правило формулюється у вигляді: «Якщо умова, то наслідок».

Умова може обмежуватися тільки одним предметом. Правила звичайно відображаються за допомогою стрілок, спрямованих від умови до наслідку, наприклад, помідори → салат.

Візуальний аналіз прикладу показує, що всі чотири транзакції, у яких фігурує цибулю, також включають картоплю, і що чотири із семи шести, що містять картоплю, також містять цибулю. Цибулю і картоплю в більшості випадків купуються разом. Асоціативні правила дозволяють виявляти й кількісно описувати такі збіги. Також правила можуть бути комбіновані {Цибуля, Картопля} => {Бургер}

Асоціативне правило складається із двох наборів предметів, що мають назву умова (antecedent) та наслідок (consequent), й записуються у вигляді . Таким чином, асоціативне правило формулюється у вигляді: «Якщо умова, то наслідок».

Умова може обмежуватися тільки одним предметом. Правила звичайно відображаються за допомогою стрілок, спрямованих від умови до наслідку, наприклад, цибуля → картопля.

Основними характеристиками, що описують асоціативне правило, є підтримка (support) і вірогідність (confidence).

Якщо позначити базу даних транзакцій через , а число транзакцій у цій базі , то кожна транзакція  являє собою певний набір предметів. Позначимо підтримку правила через , а вірогідність – через .

Підтримка асоціативного правила — це число транзакцій, які містять як умову, так і наслідок. Наприклад, для асоціації  можна записати



Вірогідність асоціативного правила  являє собою міру точності правила й визначається як відношення кількості транзакцій, що містять умову і наслідок, до кількості транзакцій, що містять тільки умову:



Якщо підтримка й вірогідність досить високі, можна з великою ймовірністю стверджувати, що будь-яка майбутня транзакції, що включає умову, буде містити й наслідок.

Для прикладу розглянемо правило салат → помідори, що напрошується з попередніх спостережень . Для нього

;

.

Дане правило, що зустрічається в 40% транзакцій, є для вихідних даних абсолютно вірним – у всіх випадках, коли клієнт купує салат, він разом з тим купує й помідори. Це легко пояснити логічно - обидва продукти використовуються для готування овочевих блюд і дійсно часто купуються разом.

Тепер розглянемо асоціацію , у якій містяться слабко сумісні в гастрономічному плані продукти.

*помідори*

*цукерки*



Підтримка даної асоціації S = 4/10 = 0,4 – та ж, що в попереднього правила, а вірогідність С = 4/6 = 0,67. Таким чином, порівняно невисока вірогідність даної асоціації дає привід засумніватися в тому, що вона є правилом.

Число 0,67 здається не таким вже й малим. Чому ж ми говоримо про «незначну вірогідність» цієї асоціації? Справа в тому, що помідори зустрічаються в 7 чеках з 10 ( ). Прийнято, що всі правила з вірогідністю меншою, ніж проста ймовірність випадання наслідку не повинні розглядатися, адже вони, по суті, випадкові. Для прийняття асоціативного правила його вірогідність повинна бути не меншою ніж імовірність наслідку.

Останнє зауваження при досить великій номенклатурі товарів призводить до необхідності подвоювати кількість розрахунків. На практиці аналітики можуть віддавати перевагу правилам, які мають високу підтримку (вище певного рівня, наприклад, 0,3) або високу вірогідність (не менше 0,8-0,85). Висування одночасних вимог щодо підтримки й вірогідності дозволяють значно позм'якшити критерії (підтримку до 0,1-0,15, вірогідність – до 0,67-0,75). Правила, для яких значення підтримки й вірогідності перевищують певні, задані користувачем пороги, називають сильними правилами (strong rules). Всі наведені вище числові значення - емпіричні. Наприклад, у задачах виявлення шахрайських операцій значення підтримки може знижуватися й до 1%, оскільки із шахрайством пов'язане порівняно невелике число транзакцій.

Крім об'єктивних оцінок (підтримки й вірогідності) кожного зі згенерованих правил, різні джерела радять використовувати деякі суб'єктивні оцінки. Всі вони, так чи інакше, базуються на об'єктивних.

Ліфт (від interest lift – підвищення інтересу) обчислюється в такий спосіб



Ліфт - це відношення частоти появи умови в транзакціях, які містять й умову, і наслідок, до частоти появи наслідку в цілому. Чим більше значення ліфта, тим частіше наслідок визначається умовою в порівнянні з випадками, коли умова відсутня. Якщо ліфт дорівнює 1, зв'язок відсутній, близькі ж до нуля значення свідчать про сильну зворотну залежність.

Для нашого прикладу в таблиці 1.1. візьмемо два правила з однаковою вірогідністю:

 4/10 = 0,4. ,4/7 = 0,57.

*салат) =*

*C(помідори*



 6/10 = 0,6. 4/7 = 0,57.

*цукерки) =*

*C(помідори*



Здавалося б, правила однаково достовірні. Після розрахунку ліфта все стає на свої місця:

0,57/0,4 = 1,425;

*салат) =*

*L(помідори*



0,57/0,6 = 0,95.

*цукерки) =*

*L(помідори*



Не варто вважати ліфт універсальним мірилом адекватності. Справа в тому, що правило з меншою підтримкою й більшим ліфтом може бути менш значимим, ніж альтернативне правило з більшою підтримкою й меншим ліфтом. Це пов'язане з тим, що останнє застосовується для більшого числа покупців.

Левередж (leverage – важіль, плече) – це різниця між спостережуваною частотою, з якої умова й наслідок з'являються спільно, та добутком частот появи умови й наслідку окремо



Левередж дозволяє впоратися із ситуаціями, коли й підтримка, й ліфт у правил ідентичні, але їх значимість явно відрізняється. Наприклад, у нашому овочевому магазині в правила 

;  0,7;  1/0,7 = 1,43.

Морква, як показує таблиця 1.1, також продається тільки з помідорами, і також зустрічається чотири рази, тому й у правила 

;  0,7;  1/0,7 = 1,43.

А от левередж у цих правил відрізняється на 30%:

 0,3 – 0,3 \* 0,7 = 0,09.

 0,4 – 0,4 \* 0,7 = 0,12.

Таким чином, значимість другої асоціації більша, ніж першої.

Альтернативою левередж є поліпшення.

Поліпшення (improvement) – це відношення частоти спостережуваних виконань правила до добутку частот появи умови й наслідку окремо.



фактично, поліпшення показує, у скільки разів розглянуте правило забезпечує правильний прогноз краще, ніж випадкове вгадування. Всі правила  не є значимими.

Такі міри, як ліфт, левередж і поліпшення, можуть використовуватися для обмеження набору розглянутих асоціацій шляхом встановлення граничних значень значимості, нижче яких асоціації відкидаються.

* 1. Аналіз існуючих досліджень

На сьогоднішній день існує величезна кількість досліджень та модифікацій для алгоритму Apriori.

У [11] проаналізовано алгоритм Apriori як метод пошуку асоціативних правил у структурованих та неструктурованих даних з погляду кількості знайдених правил, швидкодії та потреб в обчислювальних ресурсах. Неструктуровані дані тісно пов’язані з терміном Big Data. Актуальним завданням інженерії даних є виявлення ефективних засобів опрацювання неструктурованої інформації. Для проведення обчислювальних експериментів розроблено програмну систему, що опрацьовує дані алгоритмом Apriori, предметною областю якої вибрано торгівлю. Така система може бути прототипом реальної рекомендаційної системи.

Отже було досліджено що,

1. Втрати у швидкодії для неструктурованої інформації порівняно зі структурованою інформацією незначні зі зростанням обсягів інформації, і зокрема, для випадку обсягу даних 2,5 Гб зростання часу роботи становить близько 12 %. А на порівняно невеликих обсягах даних для структурованих даних алгоритм працює утричі швидше порівняно із неструктурованими.

2. Кількість знайдених правил для неструктурованої інформації на близько 25 % менша, ніж для структурованої інформації.

3. Для коефіцієнтів підтримки та достовірності, вищих від середнього, для неструктурованих даних не знайдено жодного правила, а для структурованих результат – від 2 до 5 правил.

У [12] виконувався аналіз надзвичайних ситуацій у залізничному транспорті для пошуку асоціативних правил із використанням алгоритму Apriori. У цьому дослідженні запропоновано модифікацію алгоритму: розбитя множини всіх можливих характеристик на дві підмножини:

1. A – характеристики, сукупність яких могла стати причиною виникнення надзвичайних ситуацій.
2. B – характеристики, скупність яких описує надзвичайну ситуацію що виникла.

В результаті застосування цієї модифікації збільшується швидкість роботи

алгоритму.

З отриманих результатів дослідження видно що алгоритм є доволі дослідженим та схильном до модифікацій проте, його можна досліджувати для навіструктурованих даних або ввести номі модифікації для більш точної обробки інформації.

* 1. Мета, об’єкт та предмет дослідження

Мета роботи полягає в порівняльному аналізі роботи алгоритму Apriori на великих обсягах даних. Необхідно опрацювати дані вказаним алгоритмом та оцінити швидкість роботи алгоритму, завантаженість на ресурси, кількість знайдених асоціативних правил на певних наборах даних. Виробити на основі обчислювальних експериментів пропозицію для модифікації алгоритму.

Об’єкт дослідження – алгоритм apriori та його модифікації.

Предмет дослідження – час і точність пошуку асоціативних правил та пошук можливих модифікацій.

* 1. Висновок до розділу 1

Накопичення інформації є актуальною темою сьогодення. Для аналізу цієї інформації використовують різноманітні технології та алгоритму. Після огляду декількох із них було вирішено провести дослідження для алгоритму Apriori.

Отже, у магістерській кваліфікаційній роботі необхідно розглянути алгоритм Apriori з точки зору пошуку асоціативних правил у великій кількості даних та проаналізувати затрачені обчислювальні ресурси. Мета роботи полягає в порівняльному аналізі роботи класичного алгоритму Apriori та його модифікацій на великих обсягах даних. Необхідно опрацювати дані вказаним алгоритмом та оцінити швидкість роботи алгоритму, завантаженість на ресурси, кількість знайдених асоціативних правил на певних наборах даних.

Після аналізу існуючих систем, що займаються пошуком закономірностей у даних, огляду існуючих підходів та алгоритмів для опрацювання великих даних було виявлено потребу у дослідженні роботи алгоритму для напіструктурованих даних, так як досліджень аналогів не було виявлено та виробити на основі обчислювальних експериментів пропозицію для модифікації алгоритму.

# РОЗДІЛ 2. ОПИС АЛГОРИТМУ APRIORI

* 1. Алгоритм apriori

На даний момент існує декілька основних алгоритмів пошуку асоціативних правил в загальному вигляді, що не зав’язані на конкретизовану предметну область. Розглянемо найбільш поширені з них.

Алгоритм Apriori [14] призначений для знаходження всіх частих наборів елементів множини транзакцій, що аналізується. Він працює порівнево, використовуючи стратегію пошуку в ширину і виконується зверху вниз. Алгоритм Apriori має просту структуру, завдяки якій в неї можна легко вносити модифікації для оптимізації алгоритму під конкретні набори даних для вирішення задачі пошуку асоціативних правил.

Алгоритм Eclat [15] побудований на основі пошуку в глибину використовуючи перетин наборів елементів для знаходження частих наборів елементів. В загальному випадку алгоритм працює повільніше ніж алгоритм Apriori, однак в ситуації коли кількість різних елементів транзакцій є невеликою, він працює швидше.

Алгоритм FP-growth [16] (frequent pattern growth, зростання частих патернів) використовує розширене префіксне дерево для збереження бази даних у стислому вигляді. Він застосовує метод «розділяй і володарюй» для декомпозиції і видобутку знань із бази даних. В процесі роботи алгоритм використовує метод зростаючих патернів для уникнення ресурсоємкого процесу генерації частих кандидатів і їх тестування, що використовується в алгоритмі Apriori. Однак через це ускладнюється процес оптимізації алгоритму для використання з специфічними наборами даних, де покращення швидкості роботи можна досягти іншими методами.

Отже, враховуючи переваги та недоліки розглянутих алгоритмів пошуку асоціативних правил, було обрано алгоритм Apriori так як він є простим у розумінні та можна легко вносити модифікації для оптимізації алгоритму під конкретні набори даних.[23-29]

Таблиця 2.1.

Приклад набору транзакцій

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Transaction ID** | **Цибуля** | **Картопля** | **Бургер** | **Молоко** | **Пиво** |
| t_1 | 1 | 1 | 1 | 0 | 0 |
| t_2 | 0 | 1 | 1 | 1 | 0 |
| t_3 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 |
| t_4 | 1 | 1 | 0 | 1 | 0 |
| t_5 | 1 | 1 | 1 | 0 | 1 |
| t_6 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 |

Ключовим поняттям в алгоритмі Апріорі є антимонотонність міри підтримки. Це передбачає що:

* Всі підмножини частої Набір повинні бути частими
* Подібним чином, для будь-якого незвичного набору, всі його суперсеті також повинні бути нечастими

Давайте розглянемо інтуїтивно зрозуміле пояснення алгоритму за допомогою наведеного вище прикладу(табл. 2). Перед початком процесу, встановіть порогової підтримки до 50%, тобто лише ті елементи значні, для яких підтримка більше 50%.

**Крок 1**: Створити таблицю частот для всіх елементів, що виникають у всіх транзакціях. Для нашого випадку:

Таблиця 2.2.

Таблиця частот

|  |  |
| --- | --- |
| **Одиниця** | **Частота** |
| Цибуля(O) | 4 |
| Картопля(P) | 5 |
| Бургер(B) | 4 |
| Молоко(M) | 4 |
| Пиво(Be) | 2 |

**Крок 2**: Ми знаємо, що важливі лише ті елементи, для яких підтримка більше або дорівнює пороговій підтримці. Тут границя підтримки становить 50%, отже, лише ті елементи значущі, що трапляються у більш ніж трьох транзакціях, а такими є - Цибуля (O), Картопля (P), Бургер (B) і Молоко (M). Тому ми отримуємо наступну таблицю:

Таблиця 2.3.

Таблиця частот

|  |  |
| --- | --- |
| **Одиниця** | **Частота** |
| Цибуля(O) | 4 |
| Картопля(P) | 5 |
| Бургер(B) | 4 |
| Молоко(M) | 4 |

**Крок 3**: Наступним кроком є зробити всі можливі пари значущих елементів, маючи на увазі, що порядок не має значення, тобто АB такий самий, як BА. Щоб зробити це, візьміть перший предмет і з'єднайте його з усіма іншими, такими як OP, OB, OM. Аналогічним чином розглянемо другий елемент і об'єднає його з попередніми пунктами, тобто PB, PM. Ми розглядаємо лише попередні пункти, оскільки PO (як OP) вже існує. Отже, всі пари в нашому прикладі - OP, OB, OM, PB, PM, BM.

**Крок 4:** Тепер ми розглянемо випадки кожної пари у всіх транзакціях.

Таблиця 2.4.

Таблиця частот

|  |  |
| --- | --- |
| **Набір** | **Частота** |
| OP | 4 |
| OB | 3 |
| OM | 2 |
| PB | 4 |
| PM | 3 |
| BM | 2 |

Крок 5. Знову тільки ті набори наборів є значними, які перетинають порогову підтримку, а такі - OP, OB, PB та PM.

Крок 6. Тепер скажімо, ми хотіли б шукати набір з трьох елементів, які купуються разом. Ми будемо використовувати пункти, знайдені на кроці 5, і створимо набір з 3 елементів.

Щоб створити набір з 3 елементів, потрібно інше правило, яке називається самоз'єднання. Він говорить, що з пар OP, OB, PB та PM ми шукаємо дві пари з однаковою першою буквою, і об’єднуємо їх:

* OP та OB, це дає OPB
* PB і PM, це дає PBM

Далі ми знайдемо частоту для цих двох наборів.

Таблиця 2.5.

Таблиця частот

|  |  |
| --- | --- |
| **Набір** | **Частота** |
| OPB | 4 |
| PBM | 3 |

Знову застосувавши правило порогу, ми виявили, що OPB є єдиним значним набором елементів.

Отже, набір з 3 предметів, який був придбаний найчастіше, - OPB.

Приклад, який ми розглянули, був досить простим, і видобуток частих предметів у товаристві зупинено на 3 пунктах, але на практиці існує кілька десятків предметів, і цей процес може тривати багато предметів. Припустимо, що ми отримали значні набори з трьома елементами як OPQ, OPR, OQR, OQS та PQR, і тепер ми хочемо створити набір з 4 елементів. Для цього ми розглянемо набори, які мають перші два алфавіти, тобто загалом

* OPQ та OPR дають OPQR
* OQR та OQS дають OQRS

Взагалі, ми повинні шукати набори, які тільки відрізняються в їхній останній букві / предметі.

Тепер, коли ми розглянули приклад функціональності алгоритму Апріорі, давайте сформулювати загальний процес.

Весь алгоритм можна розділити на два етапи:

Крок 1: застосуйте мінімальну підтримку, щоб знайти всі часто використовувані набори з елементами k у базі даних.

Крок 2. Використовуйте правило самопідключення, щоб знайти часті множини з елементами k + 1 за допомогою часто використовуваних k-елементів. Повторіть цей процес з k = 1 до моменту, коли нам не вдається застосувати правило самопідключення.

Такий підхід до розповсюдження частих елементів, що належить до одного, називається підходом "знизу вверх".

Cкладність цього алгоритму залежить від мінімального значення підтримки. Припустимо, що кількість вхідних транзакцій N, а кількість унікальних елементів R. Складність для генерації набору розміру i – О(Ri), де і – час для обчислення підтримки для кожного набору може бути O(N), у разі використання HashMap.

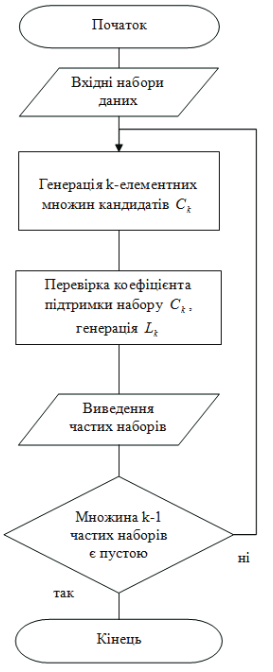


Рис. 2.1. Приклад роботи алгоритму у вигляді блок схеми

* 1. Видобування асоціативних правил

До цих пір ми розглянули алгоритм Апріорі по відношенню до частого покоління пакетів. Існує ще одне завдання, за допомогою якого ми можемо використовувати цей алгоритм, тобто ефективно знаходити правила об'єднання. [26-27]

Щоб знайти правила об'єднання, нам потрібно знайти всі правила, що мають підтримку, більшу за порогову підтримку та довіру, більшу за порогову довіру.

Але як ми знаходимо це? Одним із можливих шляхів є груба сила, тобто перелік всіх можливих правил асоціації та обчислення підтримки та впевненості для кожного правила. Потім скасуйте правила, які не підтримують порогову підтримку та довіру. Але це обчислювально дуже важкий і заборонений, оскільки кількість всіх можливих правил асоціації зростає експоненціально з кількістю предметів.

Враховуючи, що в наборі I є n пунктів, загальна кількість можливих правил асоціації становить 3 ^ n - 2 ^ (n +1) + 1.

Ми також можемо використовувати інший спосіб, який називається двоетапним підходом, для пошуку ефективних правил асоціації.

Двоступеневий підхід:

Крок 1: генерація частотних наборів елементів: знайдіть всі набори предметів, для яких підтримка перевищує порогову підтримку відповідно до процесу, який ми вже бачили раніше в цій статті.

Крок 2: генерація правил: створюйте правила з кожної частинки, використовуючи бінарний розділ часто використовуваних предметів і шукайте тих, що мають високу впевненість. Ці правила називаються правилами кандидатів.

Давайте розглянемо наш попередній приклад, щоб отримати ефективне правило об'єднання. Ми виявили, що OPB є частим комплектом. Тому для цієї проблеми, крок 1 вже зроблено. Отже, давайте розглянемо крок 2. Усі можливі правила, що використовують OPB, є:

OP\longrightarrowB, OB\longrightarrowP, PB\longrightarrowO, B\longrightarrow OP, P\longrightarrowOB, O\longrightarrowPB

Якщо X являє собою частий набір елементів з k-елементами, то існують правила асоціації кандидатів 2 ^ k-2.

Плюси алгоритму:

Легкий у реалізації та розумінні.

Може бути використаний для величезних даних.

Мінуси алгоритму:

Іноді, потрібно знайти величезну кільуість правил кандидатів, що є обчислювано затратно.

Підрахуном підтримки також затратний по ресурсах, адже потрібно пройтись по всій базі.

* 1. Опис відомих модифікацій

Проаналізувавши суміжні дослідження було виявлено що вже існує ряд модифікацій для алгоритму apriori, які покращують його роботу.

PredictiveApriori - клас реалізації інтелектуального алгоритму Apriori для видобування асоціативних правил. Він виконує пошук зі збільшенням порогу підтримки для кращих 'N' правил, що стосуються скоригованого значення достовірності на основі підтримки [13].

Правило додається, якщо: очікувана прогностична точність цього правила є одним з 'N' найкращих і не поглинена правилом, принаймні тієї ж очікуваної точності прогнозу. Якщо включені асоціативні правила видобуваються замість (загальних) асоціативних правил.

Якщо встановлено значення -1, останній атрибут буде взятий в якості атрибута класу та існує кількість правил для знаходження. Можливі пропущені значення, бінарні атрибути, порожні номінальні атрибути та номінальний клас.

Алгоритм AprioriTid є різновидом алгоритму Apriori. Відмінною рисою даного алгоритму є підрахунок значення підтримки кандидатів не при скануванні безлічі D, а за допомогою безлічі Ck, які є множиною кандидатів (k- елементних наборів) потенційно частих, у відповідність яким ставиться ідентифікатор TID транзакцій, в яких вони містяться.

Кожен член безлічі Ck є парою виду , де кожен Fk є потенційно частим k - елементним набором, представленим в транзакції з ідентифікатором TID. Безліч C1 = D відповідає безлічі транзакцій, хоча кожен об'єкт в транзакції відповідає однооб'єктному набору в безлічі C1, що містить цей об'єкт. Для k> 1 безліч Ck генерується відповідно до алгоритму, описаним нижче.

Член безлічі Ck, відповідний транзакції Т, є парою такого вигляду:



Підмножина наборів в Ck з однаковими TID (містяться в одній і тій же транзакції) називається записом. Якщо транзакція не містить ні одного k - елементного кандидата, то Ck не матиме записи для цієї транзакції Тобто кількість записів в Ck може бути менше, ніж в D, особливо для великих значень k. Крім того, для великих значень k кожна запис може бути менше, ніж відповідна їй транзакція, т. К. В транзакції буде міститися мало кандидатів. Однак для малих знань k кожен запис може бути більше, ніж відповідна транзакція, тобто Ck включає всіх кандидатів k-елементних наборів, що містяться в транзакції.

Апріорі-TID використовує генерацію кандидата і апріорну функцію для визначення кандидата для наборів перед початком проходу. Основна відмінність від Apriori в тому, що він не використовує базу даних, для підрахунку підтримки після першого проходу. Швидше, він використовує 41 кодування кандидата наборів елементів, який використовується в попередному прохододі і позначається Ck. У Apriori-TID, кандидат в Ck наборів зберігаються в масиві індексується TID в Ck наборів. Кожен Ck зберігається в послідовної структури. У проході k-го, Апріорі-TID потребує обсяг пам'яті для Lk-1 і Ck при генерації кандидатів. Було також встановлено, що Апріорі-TID Перевищує Апріорі, коли є менше число наборів Ck, яке може поміститися в пам'яті і розподіл з великих наборів має довгий набір . Це означає, що розподіл записів у великих наборів високий на ранній стадії [13].

Іншим різновидом алгоритму Apriori є алгоритм MSAP (Mining Sequential Alarm Patterns), спеціально розроблений для виконання секвенціального аналізу збоїв телекомунікаційної мережі. Він використовує наступне властивість підтримки послідовностей: для будь-якій послідовності Lk її підтримка буде менше, ніж підтримка послідовностей з безлічі Lk1. Алгоритм MSAP для пошуку подій, що слідують один за одним, використовує поняття "термінового вікна" (Urgent Window). Це дозволяє виявляти не просто однакові послідовності подій, а наступні один за одним. В іншому даний алгоритм працює за тим же принципом, що і Apriori.

* 1. Опис можливих модифікацій

Отже, переглянувши декілька відомих модифікацій, проаналізувавши предметну область та зрозумівши принцип роботи алгоритму та пошуку асоціативних правил було запропоновано модифікації для алгоритму.

Відомо, що алгоритм на кожному кроці визначає:

* підтримку (англ. support) - скільки разів у всьому масиві використано елементи даних, що складаються з X та Y
* достовірність (англ. confidence) - який відсоток від всіх одиниць, що містять X, містить також і Y

Асоціативні правила мають також характеристику під назвою Ліфт (англ. lift) – це відношення частоти появи умови в транзакціях, які містять й умову, і наслідок, до частоти появи наслідку в цілому. Чим більше значення ліфта, тим частіше наслідок визначається умовою в порівнянні з випадками, коли умова відсутня. Якщо ліфт дорівнює 1, зв'язок відсутній, близькі ж до нуля значення свідчать про сильну зворотну залежність.

Обраховуючи Ліфт на кожному кроці алгоритму можна здійснити більше відсіканання абсурдних або випадкових груп правил, оттже швидкість алгоритму повинна зрости адже не потрібно здійснюватинаступні кроки по вже відкинутих правилах.

Цей підхід можна спробувати для вище перелічених методів, а також спробувати даний алгоритм при різних значеннях коефіцієнтів підтримки та достовірності.

Ще одним із можливих варіантів модифікації є розділ множини факторів I на дві підмножини:

1) фактори, які мали місце до виникнення асоціації Si;

2) фактори, що стали результатом виникнення асоціації Di.

Асоціативні правила, що містять лише підмножину факторів із множини Si , не містять корисної інформації для виконання подальшого аналізу, завдяки чому можна прискорити алгоритм пошуку асоціативних правил. Для цього необхідно змінити процес генерації наборів кандидатів Ck , в якому відсікати набори, що не містять факторів із множини Di. В результаті значно зменшиться кількість наборів кандидатів Ck , що генеруватиметься на кожній ітерації алгоритму, а також це впливатиме на генерацію частих наборів Lk. Час обробки множини наборів Ck та генерації Lk лінійно залежить від потужності даних множин і загальної потужності множини І, яка є сталою в процесі роботи алгоритму. Тому завдяки зменшенню кількості елементів множини Ck зменшиться загальний час роботи алгоритму.

* 1. Висновок до розділу 2

Здійснено обгрунтування та порівняльний аналіз алгоритму, визначено що алгоритм є простий у розумінні та схильний до модифікацій.

Запропоновано покращення базового алгоритму, за допомогою застосування характиристики Ліфту на кожному кроці алгоритму. Даний підхід зменшить витрати часу при знаходженні асоціативних правил. Також є можливим впровадження даного підходу що уже відомих модифікацій, а також спробувати даний алгоритм при різних значеннях коефіцієнтів підтримки та достовірності.

Також запропоновано ще один варіант у якому вхідна множина розділяється на дві підмножини, перша множина це множина із факторами які мали місце до виникнення асоціацій і друга – множина із факторами що стали результатом виникнення асоціацій, на кожному кроці відсікається перша множина, адже вона не містить корисної інформаці.

# РОЗДІЛ 3. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ РОЗРОБКИ ПРОГРАМНОГО ПРОДУКТУ

* 1. Загальна постановка задачі

Реалізувати програмний засіб, за допомогою якого можна здійснювати інтелектуальний аналіз даних, а саме пошук асоціативних правил. Даний програмний засіб повинен надавати можливість для проведення аналізу вхідних даних та виведення результатів аналізу (знайдені асоціативні правила, їх кількість та швидкодію). Після виконання програма повинна формувати звітність на основі результатів аналізу представлених даних. Результати будуть представлені безпосередньо на екрані із можливістю збереження їх у файл.

Провести дослідження ефективності алгоритму. На основі отриманих даних із експериментів визначити можливість видозміни алгоритму для збільшення ефективності його роботи. При позитивних результатах виконати модифікацію алгоритму.

* 1. Специфікація вимог

**3.2.1. Вступ**

Призначення даного продукту – автоматичний аналіз великих наборів даних та пошук в них асоціативних правил, формування звіту.

Мета – реалізувати класичний алгоритм apriori та модифіковані його версії та порівняти результати роботи у вигляді програмного продуку.

**3.2.2. Загальний опис**

**3.2.2.1. Характеристики продукту**

Функції, що будуть реалізовані у програмі:

* Зчитування даних з файлу;
* Аналіз даних;
* Виведення результатів у вигляді таблиць та діаграм;
* Формування звіту про результати аналізу;

**3.2.2.2. Класи користувачів та їх характеристики**

В даній програмі передбачено лише один клас користувачів, тому функціонал не буде мати обмеження.

Програмний засіб призначений для бізнес аналітиків, щоб ефективно провести інтелектуальний аналіз даних та сформувати звіт замовнику.

**3.2.2.3. Середовище функціонування**

Апаратні вимоги:

* Частота процесора 1 GHz;
* Оперативна пам’ять 512 Mb;
* 10 Mb вільного простору на диску.

Системні вимоги:

* Операційна система Microsoft Windows XP або вище;
* .Net Framework версії 4.0 і вище;

**3.2.3. Характеристики системи**

**3.2.3.1. Пошук асоціативних правил для введених даних**

3.2.3.1.1. Опис і пріоритет

Аналіз введених даних, пошук залежностей. Виведення результатів тестування у зручному для користувача вигляді, у вигляді даблиць та діаграм, із можливістю збереження на локальний диск.

Пріоритет – високий.

3.2.3.1.2. Послідовності дія/відгук

Користувач вибирає текстовий документ із даними, аналіз яких потрібно провести. Натискає на кнопку «Почати аналіз» і у низу вікна статус бар відображатиме прогрес.

3.2.3.1.3. Функціональні вимоги

REQ-1.1: Зчитування даних із .txt та .xls форматів;

REQ-1.2: Проведення аналізу;

REQ-1.3: Пошук асоціативних правил;

REQ-1.4: Формування графа потоку керування;

REQ-1.5: Виведення повідомлення про закінчення проведення аналізу;

REQ-1.6: Виведення результатів;

**3.2.3.2. Формування звіту результату**

3.2.3.2.1. Опис і пріоритет

Створення звіту, який буде відображати інформацію про результат пошуку залежностей. Звіт можна зберегти на диск у форматі txt.

3.2.3.2.2. Послідовності дія/відгук

Для збереження звіту потрібно натиснути кнопку «Зберегти звіт», після чого появиться діалогове вікно для вибору місця збереження файлу.

3.2.3.2.3. Функціональні вимоги

REQ-2.1: Формування звіту;

REQ-2.2: Збереження на диску у форматі txt;

**3.2.4. Вимоги зовнішніх інтерфейсів**

**3.2.4.1. Користувацькі інтерфейси**

Інтерфейс програми повинен бути простим для розуміння, забезпечувати швидкодію відповідно до вимог та дозволяти зручно виконувати необхідні операції.

**3.2.4.2. Програмні інтерфейси**

* Бібліотека Microsoft.Office.Interop.Excel;
* Бібліотека Xml.Serializer;

**3.2.5. Інші нефункційні вимоги**

**3.2.5.1. Вимоги продуктивності**

Швидкість проведення аналізу буде прямо залежати від кількості введених даних, кількості галужень та від потужності процесора.

**3.2.5.2. Вимоги безпеки**

Немає вимог безпеки.

**3.2.5.3. Атрибути якості програмного продукту**

Програма реалізована із мінімальним основним набором функції, саме тому вона зрозуміла та зручна для використання користувачам, які з нею ніколи не працювали;

Ніяким чином не впливає на роботу інших програм.

**3.2.5.4. Інші вимоги**

Необхідна наявність встановленого пакету Microsoft Excel та .Net Framework версії 4.0 і вище.

* 1. Використані технології

Для написання продукту буде використовуватись архітектура клієнт-сервер.

Оскільки основним завданням проекту буде аналіз роботи алгоритму то було обрано основну архітектуру як клієнт-сервер, із основною логікою на сервері, клієнт лише приймає дані та показує результати.

Для створення програмного продукту на серверній частині було обрано технологію .Net, середовище розробки Microsoft Visual Studio[19], мова C#[18] та фреймворк ASP.NET Web API[17]. Також для обробки великих даних було обрано технологію Hadoop[28].

На клієнтській було обрано такі технології як: HTML5\CSS3, JavaScript, Bootstrap, фреймворк AngularJS та середовище розробки Web Storm[20-21]

 .NET Framework є основою програмного забезпечення, розроблена корпорацією Майкрософт, яка працює в основному на Microsoft Windows. Вона містить велику бібліотеку класів під назвою Framework Class Library (FCL) і забезпечує мовну сумісність (кожна мова може використовувати код, написаний на інших мовах) на кілька мов програмування. Програми, написані для .NET Framework виконуються в програмному середовищі (на відміну від апаратної середовища) під назвою Common Language Runtime (CLR), віртуальна машина додаток, яке надає такі послуги, як безпека, управління пам'яттю і обробки винятків.

C # — є об’єктно-орієнтованою мовою програмування яка охоплює строгу типізацію, імперативність, декларативність, функціональні, загальні, об'єктно-орієнтовані (на основі класів), компонент-орієнтоване програмування дисциплін. C # є одним з мов програмування, призначених для Common Language Infrastructure.

JavaScript (JS) — це високорівнева, не типізована та динамічна мова програмування. Він був стандартизований в специфікації мови ECMAScript. Поряд з HTML і CSS, JavaScript є одним з трьох основних технологій світового виробництва Wide Web контенту; більшість сайтів використовують його, і всі сучасні веб-браузери підтримують його без необхідності плагінів. JavaScript є прототипом основи з функціями першого класу, що робить його мову мульти-парадигму, підтримка об'єктно-орієнтовані, імперативні і функціональні стилі програмування.

Apache Hadoop — вільна програмна платформа і каркас для організації розподіленого зберігання і обробки наборів великих даних з використанням моделі програмування MapReduce, при якій завдання ділиться на багато дрібніших відособлених фрагментів, кожен з яких може бути запущений на окремому вузлі кластера, що складається з серійних комп'ютерів. Всі модулі в Hadoop спроектовані з врахуванням припущення, що злам апаратного забезпечення трапляється часто і це повинно автоматично враховуватись фреймворком.

Ядро системи Apache Hadoop складається з розподіленої файлової системи Hadoop Distributed Filesystem (HDFS), та системи обчислень на основі моделі програмування MapReduce. Hadoop розділяє файли на великі блоки і розподіляє їх між вузлами кластера.

* 1. Висновок до розділу 3

Ключовим завданням постає розробка програмного засобу для проведення аналізу даних алгоритмом apriori. По суті програма буде працювати у певній логічній послідовності, отже варіантів дій користувача не так і багато, що робить користування просте та зрозуміле. Користувачу представляється лише вибір даних, який слід аналізувати і результати для подальшого використання.

Так як ціль проекту включає в собі інтелектуальний аналіз даних то технологія Microsoft .NET чудово підходить для написання прикладної програми. Для побудови інтерфейсу використовуватиметься технологія AngularJs, яка дозволить без проблем створити цікавий вигляд програми, проект буде розроблено за клієнт-серверною архітектурою. Також буде використовуватись Hadoop для фільтрування та групування даних, які потрібні для роботи алгоритму.

# ВИСНОВКИ

Отже, у магістерській кваліфікаційній роботі необхідно розглянути алгоритм Apriori з точки зору пошуку асоціативних правил у великій кількості даних та проаналізувати затрачені обчислювальні ресурси. Мета роботи полягає в порівняльному аналізі роботи класичного алгоритму Apriori та його модифікацій на великих обсягах даних. Необхідно опрацювати дані вказаним алгоритмом та оцінити швидкість роботи алгоритму, завантаженість на ресурси, кількість знайдених асоціативних правил на певних наборах даних. Також на основі опрацьованих модифікацій планується виробити власну модифікацію.

Після аналізу існуючих систем, що займаються пошуком закономірностей у даних, огляду існуючих підходів та алгоритмів для опрацювання великих даних було виявлено потребу у дослідженні роботи алгоритму для напіструктурованих даних, так як досліджень аналогів не було виявлено та виробити на основі обчислювальних експериментів пропозицію для модифікації алгоритму.

Здійснено обгрунтування та порівняльний аналіз алгоритму apriori, визначено що алгоритм є простий у розумінні та схильний до модифікацій.

Запропоновано покращення базового алгоритму, за допомогою застосування характиристики Ліфту на кожному кроці алгоритму. Даний підхід повинен зменшити витрати часу при знаходженні асоціативних правил. Також є можливим впровадження даного підходу до уже відомих модифікацій, а також спробувати даний алгоритм при різних значеннях коефіцієнтів підтримки та достовірності.

Також запропоновано ще один варіант у якому вхідна множина розділяється на дві підмножини, перша множина це множина із факторами які мали місце до виникнення асоціацій і друга – множина із факторами що стали результатом виникнення асоціацій, на кожному кроці відсікається перша множина, адже вона не містить корисної інформаці.

Так як ціль проекту включає в собі інтелектуальний аналіз даних то технологія Microsoft .NET чудово підходить для написання прикладної програми. Для побудови інтерфейсу використовуватиметься технологія AngularJs, яка дозволить без проблем створити цікавий вигляд програми, проект буде розроблено за клієнт-серверною архітектурою. Також буде використовуватись Hadoop для фільтрування та групування даних, які потрібні для роботи алгоритму.

# СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ:

1. Laney, Doug. "3D data management: Controlling data volume, velocity and variety". META Group Research Note. (2001) 45–60.
2. Marr, Bernard "Big Data: The 5 Vs Everyone Must Know". (6 March 2014). 98–103
3. "Data, data everywhere". The Economist. 25 February 2010. Retrieved 9 December 2012. 30–35
4. Reichman, O.J.; Jones, M.B.; Schildhauer, M.P. (2011). "Challenges and Opportunities of Open Data in Ecology". Science. 331 (6018): 703–5. doi:10.1126/science.1197962. PMID 21311007.
5. John R. Mashey. "Big Data ... and the Next Wave of InfraStress" (PDF). Slides from invited talk. Usenix. Retrieved 28 September 2016. 20–21
6. Snijders, C.; Matzat, U.; Reips, U.-D. (2012). "'Big Data': Big gaps of knowledge in the field of Internet". International Journal of Internet Science. 7: 1–5.
7. De Mauro, Andrea; Greco, Marco; Grimaldi, Michele (2016). "A Formal definition of Big Data based on its essential Features". Library Review. 65: 122–135. doi:10.1108/LR-06-2015-0061.
8. Hilbert, Martin. "Big Data for Development: A Review of Promises and Challenges. Development Policy Review". martinhilbert.net. Retrieved 7 October 2015.
9. Lee, Jay; Bagheri, Behrad; Kao, Hung-An (2014). "Recent Advances and Trends of Cyber-Physical Systems and Big Data Analytics in Industrial Informatics". IEEE Int. Conference on Industrial Informatics (INDIN) 2014.
10. Опис асоціативних правил studfiles.net [Електронний ресурс]: [Веб-сайт]. – Електронні дані. – Режим доступу: https://studfiles.net/preview/4494757/page:2/ (дата звернення: 09.05.2018).
11. Аналіз алгоритму apripri для структурованих та неструктурованих даних [Веб-сайт]. – Електронні дані. – Режим доступу:

http://oleg-ism.ua-warez.com/storage/articles/872/8\_%D0%8.pdf (дата звернення: 09.05.2018)

1. Пошук асоціативних правил для аналізу надзвичайних ситуацій на залізничному транспорті [Веб-сайт]. – Електронні дані. – Режим доступу:

https://itce.vntu.edu.ua/index.php/itce/article/view/27/28 (дата звернення: 09.05.2018)

1. Data Mining [Електронний ресурс] ZeroR Режим доступу: <http://www.saedsayad.com/zeror.htm>.
2. Arcuri A. Black-Box System Testing of Real-Time Embedded Systems Using Random and Search-Based Testing / A. Arcuri, M. Z. Iqbal, L. Briand. // Proc. 22nd IFIP Int. Conf. Testing Software and Systems. – Natal, 2010. – С. 95–110.
3. Mohammed J. Zaki. Scalable algorithms for association mining / Mohammed J. Zaki // IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 12 (3): 372-390, May/June 2000.
4. Brin S. Dynamic itemset counting and implication rules for market basket data / Brin S., Motwani R., Ullman J., Tsur S // SIGMOD 1997, Proceedings ACM SIGMOD International Conference on Management of Data, pages 255-264, Tucson, Arizona, USA, May 1997.
5. WebApi [Електронний ресурс] : – Режим доступу: <https://www.asp.net/web-api>
6. Документація по мові C# [Електронний ресурс] : – <https://docs.microsoft.com/en-us/dotnet/articles/csharp/csharp>
7. Документація по середовишу розробки Visual Studio [Електронний ресурс] : – <https://www.visualstudio.com/en-us/docs/vs/overview>
8. Документація по JavaScript [Електронний ресурс] : – Режим доступу : <https://developer.mozilla.org/en-US/docs/Web/JavaScript/Reference>
9. Документація по HTML5 [Електронний ресурс] : – Режим доступу : <https://www.w3schools.com/html/default.asp>
10. GreenPlum. [Електронний ресурс] //: сайт. - Режим доступу <http://www.emc.com/campaign/global/greenplumdca/index.htm>
11. Big Data. [Електронний ресурс] // Вікіпедія: сайт. - Режим доступу <https://en.wikipedia.org/wiki/Big_data>
12. Дюк В., Самойленко А. Data Mining: Учебный курс. – СПб: Питер, 2001. – 368 с.
13. А. Шахиди. Data Mining – добыча данных [Електронний ресурс] // Big Data: сайт. - Режим доступу // <http://www.basegroup.ru>
14. Karen Montgomery. Big Data Now: 2014 Edition. O'Reilly Media.- Junuary, 2015 – 165p.
15. Data Science and Big Data Analytics: Discovering, Analyzing, Visualizing and Presenting Data. John Wiley & Sons. 2014-12-19. 300p.
16. Apache Hadoop. [Електронний ресурс] // Big Data: сайт. - Режим доступу https://hadoop.apache.org/docs/r1.2.1/hdfs\_design.html
17. Tong Qiang, Zhou Yuanchun, Wu Kaichao, Yan Baoping. A quantitative association rules mining algorithm[J]. Computer engineering. 2007