

Міністерство освіти і науки України
Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

Факультет комп'ютерно-інформаційних систем і програмної інженерії
(повна назва факультету)

Кафедра комп'ютерних наук
(повна назва кафедри)

КВАЛІФІКАЦІЙНА РОБОТА

на здобуття освітнього ступеня

магістр

(назва освітнього ступеня)

на тему: Методи та засоби багатовимірної аналізу даних "розумних міст" на основі гіперкубів

Виконав: студент VI курсу, групи СНм-61
спеціальності 122 Комп'ютерні науки
(шифр і назва спеціальності)

(підпис)

Каплун М.О.

(прізвище та ініціали)

Керівник

(підпис)

Кунанець Н.Е.

(прізвище та ініціали)

Нормоконтроль

(підпис)

Дуда О.М.

(прізвище та ініціали)

Завідувач кафедри

(підпис)

Боднарчук І.О.

(прізвище та ініціали)

Рецензент

(підпис)

Оробчук О.Р.

(прізвище та ініціали)

Тернопіль
2023

Міністерство освіти і науки України
Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя

Факультет комп'ютерно-інформаційних систем і програмної інженерії
(повна назва факультету)

Кафедра комп'ютерних наук
(повна назва кафедри)

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри

Боднарчук І.О.
(підпис) (прізвище та ініціали)

« 25 » грудня 2023 р.

**ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

на здобуття освітнього ступеня Магістр
(назва освітнього ступеня)

за спеціальністю 122 Комп'ютерні науки
(шифр і назва спеціальності)

Студенту Каплун Максиму Олеговичу
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Методи та засоби багатовимірного аналізу даних "розумних міст" на основі гіперкубів

Керівник роботи Кунанець Наталія Едуардівна, д.н.с.к., професор кафедри КН
(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

Затверджені наказом ректора від « 24 » листопада 2023 року № 4/7-1099

2. Термін подання студентом завершеної роботи 26 грудня 2023р.

3. Вихідні дані до роботи Наукові публікації про багатовимірний аналіз даних та «розумні міста»

4. Зміст роботи (перелік питань, які потрібно розробити)

Вступ. 1. Аналіз предметної області багатовимірного опрацювання даних «розумних міст».

2. Методологічні та алгоритмічні засади багатовимірного аналізу даних «розумних міст». 3.

Використання засобів опрацювання гіперкубів для потреб «розумних міст». 4 Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях. Висновки. Додатки.

5. Перелік графічного матеріалу (з точним зазначенням обов'язкових креслень, слайдів)

1. Титульна сторінка. 2. Тема, Мета, Об'єкт, Предмет дослідження. 3. Завдання дослідження.

4. Актуальність дослідження. 5. Джерела даних «Розумного міста». 6. Опрацювання даних

«розумних міст» на основі гіперкубів. 7. Розширення гіперкуба з використанням алгоритму

Iter та поділ гіперкуба даних алгоритмом GridEx. 8. Структура гіперкубів даних «розумних

міст». 9. Двовимірний механізм зрізу «Polytope» на впорядкованих осях даних «розумного

міста». 10. Тривимірний механізм зрізу «Polytope» на впорядкованих осях даних «розумного

міста». 11. Послідовне розрізання багатогранника вздовж однієї осі за різними індексами.

12. Алгоритм видобування ознак «Polytope» для використання в проєктах «розумних міст».

13. Рівні інтерфейсів алгоритму політопа. 14. Швидкодія алгоритму. 15. Висновки.

16. Завершальний слайд.

6. Консультанти розділів роботи

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		завдання видав	завдання прийняв
Охорона праці	Сенчишин В.С., доцент		
Безпека в надзвичайних ситуаціях	Клепчик В.М., ст. викладач		

7. Дата видачі завдання 24 листопада 2023 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1.	Ознайомлення з завданням до кваліфікаційної роботи	25.11.2023	Виконано
2.	Підбір наукових джерел про багатовимірний аналіз даних та «розумні міста»	26.11.2023-28.11.2023	Виконано
3.	Опрацювання наукових публікацій та збір даних по темі роботи	29.11.2023-1.12.2023	Виконано
4.	Виконання дослідження згідно мети кваліфікаційної роботи	2.12.2023-4.12.2023	Виконано
5.	Оформлення розділу «Аналіз предметної області багатовимірного опрацювання даних «розумних міст»»	5.12.2023-7.12.2023	Виконано
6.	Оформлення розділу «Методологічні та алгоритмічні засади багатовимірного аналізу даних «розумних міст»	8.12.2023-10.12.2023	Виконано
7.	Оформлення розділу «Використання засобів опрацювання гіперкубів для потреб «розумних міст»	11.12.2023-13.12.2023	Виконано
8.	Виконання завдання до підрозділу «Охорона праці»	14.12.2023-15.12.2023	Виконано
9.	Виконання завдання до підрозділу «Безпека в надзвичайних ситуаціях»	16.12.2023-17.12.2023	Виконано
10.	Оформлення кваліфікаційної роботи	18.12.2023-19.12.2023	Виконано
11.	Нормоконтроль	19.12.2023-20.12.2023	Виконано
12.	Перевірка на плагіат	21.12.2023	Виконано
13.	Попередній захист кваліфікаційної роботи	22.12.2023	Виконано
14.	Захист кваліфікаційної роботи	26.12.2023	

Студент

_____ (підпис)

Каплун М.О.

_____ (прізвище та ініціали)

Керівник роботи

_____ (підпис)

Кунанець Н.Е.

_____ (прізвище та ініціали)

АНОТАЦІЯ

Методи та засоби багатовимірного аналізу даних "розумних міст" на основі гіперкубів // Кваліфікаційна робота освітнього рівня «Магістр» // Каплун Максим Олегович // Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, факультет комп'ютерно-інформаційних систем і програмної інженерії, кафедра комп'ютерних наук, група СНм-61 // Тернопіль, 2023 // С. 69, рис. – 17, табл. – 3, кресл. – , додат. – 1, бібліогр. – 49.

Ключові слова: керування даними, обробка даних, видобування даних, гіперкуб даних, обчислювальна геометрія, штучний інтелект, символічне видобування знань, кластеризація.

Кваліфікаційна робота присвячена дослідженню та аналізу методів та засобів багатовимірного аналізу даних «розумних міст» на основі гіперкубів. В першому розділі кваліфікаційної роботи висвітлено актуальність досліджень в галузі багатовимірного аналізу даних. Описано джерела багатовимірних даних «розумних міст». Розглянуто розподілені хеш-таблиці в «розумних» інформаційних системах. Подано опис технологій розподіленої книги (DLT), що використовуються для зберігання даних «розумних міст». Розглянуто концептуальний підхід до багатовимірного аналізу даних в «розумному місті» на основі гуперкубів. Висвітлено аналіз гіперкубів даних «розумних міст» на основі моделей машинного навчання. Описано підходи до видобування знань з гіперкубів даних «розумного міста» на основі кластеризації засобами машинного навчання. В другому розділі кваліфікаційної роботи розглянуто алгоритм видобування ознак даних «розумних міст» на основі гіперкубів. Описано структуру гіперкубів даних «розумних міст». Висвітлено зріз гіперкубів даних «розумних міст». В третьому розділі кваліфікаційної роботи описано використання засобів опрацювання гіперкубів для метеорологічних потреб «розумних міст» та для потреб охорони здоров'я «розумних міст». Проаналізовано продуктивність та масштабованість засобів багатовимірного аналізу даних «розумних міст» на основі гіперкубів.

ANNOTATION

Methods and tools of multidimensional analysis of "Smart cities" based on hypercubes // The educational level "Master" qualification work // Kaplun Maksym Olehovych // Ternopil Ivan Pulyuy National Technical University, Faculty of Computer Information Systems and Software Engineering, Department of Computer Science, SNm-61 group // Ternopil, 2023 // P. 69, fig. – 17, tables – 3, posters – , annexes – 1, ref. – 49.

Key words: data management, data processing, data mining, data hypercube, computational geometry, artificial intelligence, symbolic knowledge mining, clustering.

The qualification work is devoted to research and analysis of methods and means of multidimensional data analysis of "smart cities" based on hypercubes. The relevance of research in the field of multidimensional data analysis is highlighted in the first section of the qualification work. Sources of multidimensional data of "smart cities" are described. Distributed hash tables in "smart" information systems are considered. A description of distributed ledger technologies (DLT) used to store smart city data is given. A conceptual approach to multidimensional data analysis in a "smart city" based on hypercubes is considered. Analysis of hypercubes of "smart cities" data based on machine learning models is highlighted. Approaches to extracting knowledge from hypercubes of "smart city" data based on clustering by means of machine learning are described. In the second section of the qualification work, an algorithm for extracting features of "smart city" data based on hypercubes is considered. The structure of data hypercubes of "smart cities" is described. A section of hypercubes of "smart cities" data is highlighted. The third section of the qualification work describes the use of hypercube processing tools for the meteorological needs of "smart cities" and for the health care needs of "smart cities". The performance and scalability of the tools for multidimensional data analysis of "smart cities" based on hypercubes are analyzed.

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

ІКТ – Інформаційні та комунікаційні технології.

МРТ – Магнітно-резонансна томографія.

ШІ – Штучний інтелект.

ВВ (англ. Black Box) – Чорний ящик.

CAN (англ. Controller Area Network) – Мережа з адресацією вмісту.

DHT (англ. Distributed Hash Table) – Розподілена хеш-таблиця.

DLT (англ. Distributed Ledger Technology) – Технологія розподіленого реєстру.

DFS (англ. Distributed File System) – Розподілена файлова система

ІоТ (англ. Internet of Things) – Інтернет речей.

ML (англ. Machine Learning) – Машинне навчання.

P2P (англ. Peer-to-Peer) – Рівний до рівного.

ЗМІСТ

ВСТУП		8
1	АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ БАГАТОВИМІРНОГО ОПРАЦЮВАННЯ ДАНИХ «РОЗУМНИХ МІСТ»	10
1.1	Актуальність досліджень в галузі багатовимірного аналізу даних	10
1.2	Джерела багатовимірних даних «розумних міст»	11
1.3	Розподілені хеш-таблиці в «розумних» інформаційних системах	13
1.4	Технології розподіленої книги (DLT)	14
1.4.1	ЮТА в «розумних містах»	14
1.5	Концептуальний підхід до багатовимірного аналізу даних в «розумному місті» на основі гуперкубів	15
1.6	Аналіз гіперкубів даних «розумних міст» на основі моделей машинного навчання	16
1.7	Видобування знань з гіперкубів даних «розумного міста» на основі кластеризації	21
1.8	Висновок до першого розділу	23
2	МЕТОДОЛОГІЧНІ ТА АЛГОРИТМІЧНІ ЗАСАДИ БАГАТОВИМІРНОГО АНАЛІЗУ ДАНИХ «РОЗУМНИХ МІСТ»	25
2.1	Алгоритм видобування ознак даних «розумних міст» на основі гіперкубів	25
2.2	Структура гіперкубів даних «розумних міст»	27
2.3	Зріз гіперкубів даних «розумних міст»	28
2.4	Концепція нарізки та осі даних «розумних міст»	29
2.5	Етап нарізки даних «розумного міста»	30
2.6	Побудова індексного дерева даних «розумного міста»	32
2.7	Алгоритм видобування ознак «Polytopes» для використання в проектах «розумних міст»	34
2.8	Висновок до другого розділу	36
3	ВИКОРИСТАННЯ ЗАСОБІВ ОПРАЦЮВАННЯ ГІПЕРКУБІВ ДЛЯ ПОТРЕБ «РОЗУМНИХ МІСТ»	37

	7
3.1 Використання засобів опрацювання гіперкубів для метеорологічних потреб «розумних міст»	37
3.2 Використання засобів опрацювання гіперкубів для потреб охорони здоров'я «розумних міст»	40
3.3 Продуктивність та масштабованість засобів багатовимірного аналізу даних «розумних міст» на основі гіперкубів	42
3.3.1 Продуктивність засобів багатовимірного аналізу даних «розумних міст» на основі гіперкубів	42
3.3.2 Обмеження кількості фрагментів гіперкубів даних «розумних міст»	47
3.3.3 Скорочення даних	51
3.3.4 Аналіз результатів оцінювання продуктивності та масштабованість засобів багатовимірного аналізу даних «розумних міст».....	53
3.4 Висновок до третього розділу	54
4 ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ	55
4.1 Психологічні чинники небезпеки	55
4.2 Ергономічні вимоги до робочого місця користувача персональним комп'ютером (ПК)	58
4.3 Висновок до четвертого розділу	61
ВИСНОВКИ.....	62
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ	64
ДОДАТКИ	

ВСТУП

Актуальність теми. У минулому столітті галузі науки й техніки вступили в нову еру – еру «великих даних» [1]. Від прогнозів погоди до «розумної» медицини, науковий прогрес призвів до різкого збільшення кількості даних, які виробляються щодня. Дійсно, кількість даних, особливо в галузі містобудування, неухильно зростала протягом останніх десятиліть, а особливо в останні роки, вони зазнали експоненціального зростання. Хоча ця нова ера дає багато обіцянок для великих наукових розробок у прийдешні роки, виникає питання про те, як ефективно використовувати цей масив даних. Дані «розумних міст», зібрані на даний час, часто залежать від ряду різних факторів і тому можуть бути представлені у вигляді багатовимірного масиву або гіперкуба даних [2]. Впорядкування даних усередині гіперкубів викликало підвищений інтерес впродовж останніх декількох років, і тепер доступно багато інструментів для роботи з такими представленнями даних. Більшість сучасних програмних архітектур забезпечують підтримку обробки таких структур даних, зокрема, Matlab [3] до Python [4] і C++ [5]. Однак у кожному з цих програм гіперкуби даних можуть отримувати доступ до даних лише «ортогонально» до своїх «осей», вибираючи певні значення або діапазони вздовж заданих розмірів [6].

Такі обмежені механізми доступу до даних у вигляді обмежувальних рамок є неоптимальними для широкого кола застосувань «розумних міст». Для кожного конкретного прикладу «розумних міст» підхід видобування даних на основі обмежувальної рамки виявляється досить незручним, оскільки форми потрібних даних погано представлені обмежувальною рамкою. Тому актуальним напрямком сучасних досліджень є методи та засоби багатовимірного аналізу даних для потреб «розумних міст» на основі гіперкубів.

Мета і задачі дослідження. Метою даної кваліфікаційної роботи освітнього рівня «Магістр» є підвищення рівня повноти подання інформації щодо підходів, тенденцій, методів опрацювання та засобів аналітичного опрацювання гіперкубів даних «розумних міст». Для досягнення поставленої мети потрібно виконати ряд завдань, зокрема:

– Проаналізувати стан досліджень в області досліджень в галузі багатовимірного аналізу даних.

– Описати джерела багатовимірних даних «розумних міст».

– Дослідити існуючі на даний час методи багатовимірного аналізу даних «розумних міст» на основі гіперкубів.

– Проаналізувати та оцінити засоби багатовимірного аналізу даних «розумних міст» на основі гіперкубів.

Об’єкт дослідження процеси збирання, подання та аналітичного опрацювання багатовимірних наборів та колекцій даних «розумних міст».

Предмет дослідження. методи збирання та аналітичного опрацювання багатовимірних наборів та колекцій даних «розумних міст».

Наукова новизна одержаних результатів кваліфікаційної роботи полягає у тому, що отримав подальший розвиток алгоритм «Polytope», що значно зменшить обчислювальну вартість видобування неортогональних даних із гіперкубів для потреб «розумних міст».

Практичне значення одержаних результатів. Виконано оцінювання та аналіз продуктивності та масштабованості засобів багатовимірного аналізу даних «розумних міст» на основі гіперкубів

Апробація результатів магістерської роботи. Основні результати проведених досліджень обговорювались на XI науково-технічній конференції «Інформаційні моделі, системи та технології» Тернопільського національного технічного університету імені Івана Пулюя (м. Тернопіль, 2023 р.).

Публікації. Основні результати кваліфікаційної роботи опубліковано у двох працях конференції (Див. додатки А).

Структура й обсяг кваліфікаційної роботи. Кваліфікаційна робота складається зі вступу, чотирьох розділів, висновків, списку літератури з 49 найменувань та одного додатку. Загальний обсяг кваліфікаційної роботи складає 68 сторінок, з них 45 сторінок основного тексту, який містить 17 рисунків та 3 таблиці.

1 АНАЛІЗ ПРЕДМЕТНОЇ ОБЛАСТІ БАГАТОВИМІРНОГО ОПРАЦЮВАННЯ ДАНИХ «РОЗУМНИХ МІСТ»

1.1 Актуальність досліджень в галузі багатовимірної аналізу даних

Традиційні алгоритми видобування даних у гіперкубах даних, або кубах даних для потреб «розумних міст», в переважній більшості здатні лише розрізати блоки даних уздовж осей куба даних. Однак для багатьох випадків використання цього підходу недостатньо, оскільки він повертає більше даних, ніж насправді може знадобитися користувачам. Це не тільки змушує користувачів застосовувати постобробку після видобування, але, що більш важливо, це споживає більше ресурсів вводу-виводу, ніж необхідно. При розгляді дуже великих кубів даних, з яких користувачі хочуть видобувати лише невеликі непрямокутні підмножини, такий підхід погано масштабується [7]. Дійсно, за допомогою цього традиційного підходу системи вводу/виводу швидко стають продуктивними, намагаючись прочитати та повернути небажані дані користувачам. Тому доцільно проаналізувати нові підходи, що засновані на концепціях обчислювальної геометрії, яка натомість ретельно попередньо вибирає точні значення даних для потреб «розумних міст», які потрібні користувачеві, щоб потім лише прочитати їх із куба даних. Адже такі нові методи видобування даних [8] значно допоможуть масштабувати доступ до великих гіперкубів даних у різноманітних наукових галузях [7].

Щоб вирішити цю задачу, розглянемо нові альтернативні способи доступу до кубів даних для потреб «розумних міст». Алгоритми видобування, дають змогу користувачам ефективно запитувати довільні багатовимірні форми з кубів даних, розрізаючи неортогонально вздовж осей куба даних. Це набагато менш обмежувальний спосіб, ніж популярні підходи на основі обмежувальної рамки. Вони є значним покращенням порівняно з існуючими методами видобування даних гіперкубів для потреб «розумних міст». Традиційних методів видобування даних з гіперкубів на основі обмежувальної рамки недостатньо для обробки таких складних запитів [7]. Однак нові алгоритми спеціально розроблені з

урахуванням цих запитів і здатні безпосередньо витягувати різнотипові форми з дуже великих гіперкубів даних. Оскільки запропоновані впродовж останнього періоду часу алгоритми обчислюють точні значення, які цікавлять користувачів, і зчитує їх лише з куба даних, він добре масштабується до великих високовимірних форм запитів, на відміну від традиційних методів видобування обмежувальної рамки, які масштабуються за допомогою тензорного добутку кожного виміру [7]. Таким чином, нові алгоритми багатовимірного аналізу даних для потреб «розумних міст» на основі гіперкубів дадуть змогу вченим ефективно використовувати їхні постійно зростаючі дані, одночасно підвищуючи ефективність їхніх систем вводу/виводу даних.

При цьому доцільно розглянути концептуальні підходи, що лежать в основі нових алгоритмів багатовимірного аналізу даних «розумних міст», перш ніж детально описувати їхні внутрішні механізми. Потім потрібно розглянути деякі можливих застосувань у різних галузях «розумних міст», перш ніж здійснити аналіз продуктивності алгоритмів.

1.2 Джерела багатовимірних даних «розумних міст»

В розумних містах ІКТ використовуються для [9]:

- покращення якості життя;
- ефективності;
- конкурентоспроможності.

ІКТ гарантують, що «розумне місто відповідає потребам теперішнього та майбутніх поколінь, воно представляє [10]:

- «розумні» будівлі;
- «розумні» транспортні засоби та дороги;
- «розумне» управління енергією;
- «розумний» дім тощо.

«Розумне місто» – це місто, яке інтегрувало цифрові технології у свої мережі, послуги та інфраструктуру. Розумне місто – це муніципалітет, який використовує інформаційні та комунікаційні технології для:

- підвищення ефективності роботи;
- обміну інформацією з громадськістю;
- покращення якості державних послуг;
- покращення добробуту громадян.

Збір даних та аналітичне опрацювання даних є одним із найважливіших будівельних блоків програм для «розумного міста». Він використовує пристрої Інтернету речей (IoT), «розумні» давачі, «розумні» лічильники для збору та аналізу даних. Дані в «розумних містах» допомагають покращувати інфраструктуру, комунальні та муніципальні послуги, а також керувати повсякденним завданням підвищення громадської безпеки та проблем збереження навколишнього середовища [11]. Дані збираються з множини різнотипових джерел. Ці джерела є скрізь, зокрема:

- давачі навколишнього середовища;
- відеокамери;
- GPS;
- «розумні» гаджети тощо.

Потоки великих даних можна впорядковувати та зберігати у різних сховищах даних для аналізу. Обширна множина давачів, камер та інших пристроїв використовуються для збору даних, оскільки різні типи даних з різних джерел потрібні для аналізу та забезпечення ресурсами [12]. Весь процес відбувається за допомогою Інтернету.

Міські багатовимірні набори та колекції даних генеруються безперервно, тому дані занадто великі та складні, щоб керувати ними та зберігати на окремому локальному сервері. Крім того, це небезпечно для даних. Тому технологія хмарних обчислень використовується для зберігання та обробки даних.

Хмарні обчислення можуть зберігати та керувати величезним обсягом даних із функціональністю масштабованих та віртуалізованих ресурсів для обчислень шляхом інтеграції ресурсів в інформаційні системи через мережу. Це збільшує ємність зберігання, надійність, балансування навантаження та надає ресурси користувачам у будь-який час і в будь-якому місці на вимогу [13].

1.3 Розподілені хеш-таблиці в «розумних» інформаційних системах

Розподілена хеш-таблиця (DHT) – це децентралізована система для розподіленого зберігання вмісту, яка забезпечує функції хеш-таблиці, тобто структури даних, що ефективно проектує «ключі» на «значення». Обґрунтування цього підходу полягає в тому, щоб зберігати інформацію в різних вузлах системи, надаючи механізм маршрутизації, щоб легко дізнатися, який вузол володіє певним ресурсом [14]. Кожне локальне представлення вузлів DHT виглядатиме як традиційна хеш-таблиця з відображенням ключа, тобто однозначного представлення елемента, до значень, тобто адрес однорангових вузлів, які володіють таким ресурсом [15]. Водночас, кожен вузол зберігає часткове зображення всієї мережі, з якою він взаємодіє для отримання інформації про маршрутизацію. Щоб досягти вузлів з однієї частини мережі в іншу, процедура маршрутизації зазвичай проходить через кілька вузлів, наближаючись до місця призначення на кожному стрибку. Асоціація об'єктів із вузлами DHT досягається за допомогою хеш-функції, односторонньої функції, яка відображає будь-який елемент у двійковій послідовності з «n» бітів. Ідея полягає в тому, щоб розподілити робоче навантаження на сховище між вузлами DHT відповідно до ключа, тобто n-розрядного рядка, отриманого після застосування хеш-функції, об'єктів [15]. Кожен DHT ідентифікується за допомогою n-бітового ідентифікатора, який знаходиться в тому самому просторі ідентифікатора, що використовується для ідентифікації вмісту. Потім, на основі свого ідентифікатора, кожен вузол відповідає за збереження інформації про той вміст, який знаходиться в певному інтервалі простору ідентифікатора. Таким чином пошук вмісту x перетворюється на пошук вузла в DHT, який керує підмножиною простору «ID», що містить x [16]. Цей тип інформаційно-технологічної інфраструктури використовувався як ключовий елемент для впровадження складних і децентралізованих служб – мереж з адресацією вмісту (CAN) [17], DFS [17], кооперативного веб-кешування, багатоадресної передачі даних та служби доменних імен.

1.4 Технології розподіленої книги (DLT)

Технологія розподіленої книги (DLT) – це P2P-система, де учасники зберігають копію книги. і існує механізм консенсусу, який дає змогу всім вузлам мати однакове уявлення про збережену інформацію [15]. Механізми консенсусу впроваджуються, щоб дати змогу двом сторонам здійснювати транзакції напряду без потреби в третій стороні. Основна особливість DLT полягає в тому, що вони забезпечують неперевершену доступність даних. Дані, записані в реєстрі, заслуговують довіри, оскільки протоколи DLT забезпечують [15]:

- цілісність;
- незмінність;
- автентичність.

Таким чином, вони сприяють розробці довірливих і надійних сервісних «розумних» застосунків [18]. Існують різні реалізації DLT, кожна зі своїми перевагами та недоліками. Однією з головних відмінностей є підтримка смарт-контрактів, наприклад, Ethereum [19]. Ця функція досить часто контрастує з іншими ключовими характеристиками, пов'язаними з рівнем масштабованості та швидкості реагування системи [20]. І навпаки, вважається, що деякі програмні реалізації забезпечують кращу масштабованість за рахунок відсутності деяких функцій, наприклад, на основі прямих ациклічних графіків (DAG).

У той час як протоколи та технології першого рівня в DLT визначають форму реєстру, його розповсюдження, механізм консенсусу та функції, рішення другого рівня будуються поверх першого рівня без зміни його припущень довіри, тобто механізму консенсусу або структури загалом [21]. Протоколи другого рівня дають змогу користувачам спілкуватися через приватні канали, зменшуючи транзакційне навантаження на базовий DLT.

1.4.1 ІОТА в «розумних містах»

ІОТА – це DLT, який дає змогу хостам у мережі «розумного міста» передавати один одному незмінні дані. У реєстрі ІОТА, тобто Tangle [22],

вершини DAG представляють транзакції, а ребра представляють перевірки попередніх транзакцій. Вважається, що підхід перевірки вирішує дві основні проблеми традиційних DLT на основі блокчейну, а саме затримку та комісію. ІОТА була розроблена, щоб запропонувати швидку перевірку, і жодних комісій не потрібно, щоб додати транзакцію до Tangle [23]. Коли має бути видано нову транзакцію, необхідно вибрати дві попередні транзакції, тобто вибір підказок, і схвалити їх, посилаючись на ті транзакції. Результат представлено за допомогою спрямованих ребер у Tangle. Для підтвердження транзакції виконується підтвердження роботи (PoW), щоб запобігти атакам на відмову в обслуговуванні та іншим зловживанням послугами [15]. У ІОТА транзакції називаються повідомленнями, і на них посилається ідентифікатор повідомлення.

1.5 Концептуальний підхід до багатовимірного аналізу даних в «розумному місті» на основі гуперкубів

Перш ніж заглибитися в технічний опис програмного забезпечення, спершу розглянемо детальніше концептуальний підхід, який можна використовувати для багатовимірного аналізу даних «розумних міст». За допомогою алгоритму «Polytope» [7] можна розробити алгоритм видобування даних, які підтримують отримання довільних високорозмірних форм запитів, які називаються характеристиками гіперкубів довільних даних «розумного міста». Алгоритм не обмежується будь-якими конкретними формами запиту чи областю застосування, і насправді призначений як загальний. Він доволі ефективно працює в будь-якому застосунку «розумного міста», що включає куби даних.

Замість попереднього визначення набору форм, які можна отримати з куба даних, алгоритм Polytope [7] приймає n -вимірні форми багатогранників як вхідні дані – це дає алгоритму його назву. В обчислювальній геометрії багатогранник визначається як опукла оболонка множини точок $P = \{p_1, \dots, p_n\}$ [24]. Багатогранники є опуклими за визначенням. Насправді «політопи» можна розглядати як багатовимірні опуклі багатокутники. У програмному забезпеченні Polytope використано багатогранники, оскільки будь-яка довільна багатовимірна

форма, навіть увігнута, може бути апроксимована або розкладена на простіші опуклі багатогранники. Дійсно, багатогранники можна розглядати як будівельні блоки геометрії даних великих розмірів. Вони складають основу більшості сучасних програмних засобів створення сіток і використовуються в комп'ютерній графіці для моделювання складних об'єктів [25]. Таким чином, бачимо, що, формулюючи запити даних «розумних міст» як багатогранники, користувачі теоретично зможуть запитувати майже будь-яку цікаву для них функцію з куба даних. Ідею, що лежить в основі алгоритму Polytope, візуалізовано на рисунку 1.1.

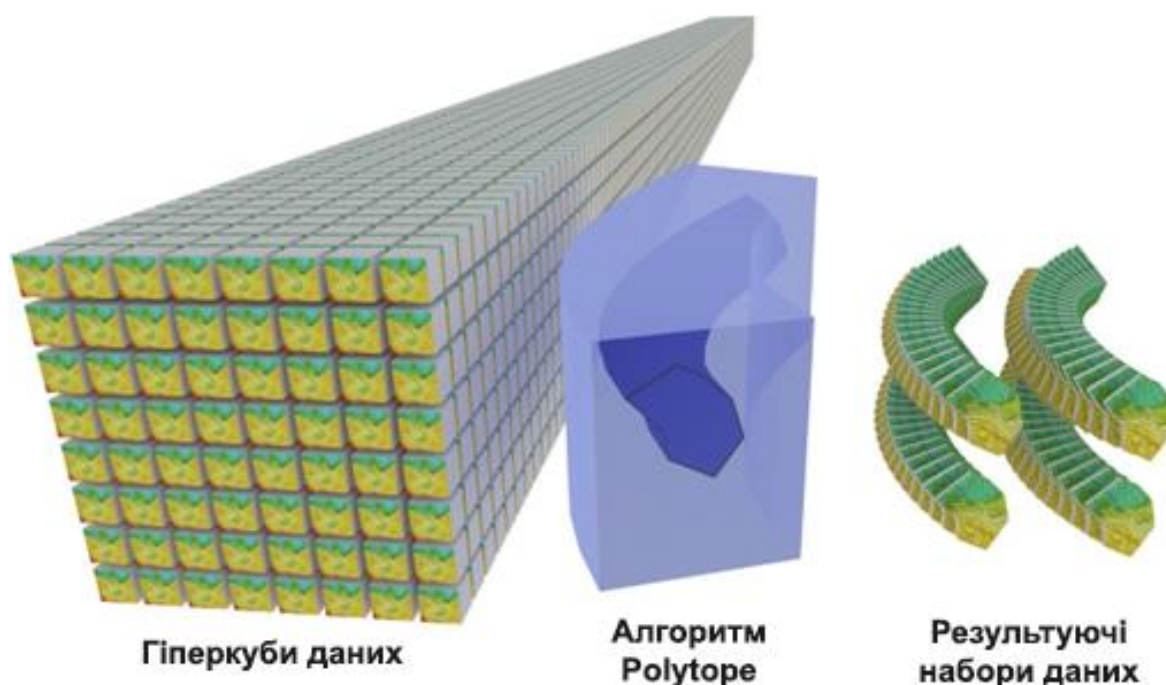


Рисунок 1.1 – Концепція алгоритму Polytope [7]

Для отримання даних цієї форми з куба даних використовується трафарет шестивимірною «політопу».

1.6 Аналіз гіперкубів даних «розумних міст» на основі моделей машинного навчання

Непрозорі моделі, що належать до світу машинного навчання, все частіше використовуються в самих різних сферах «розумних міст». Цим моделям, що

діють як чорні ящики (ВВ), не можна повністю довіряти, якщо програма є критичною, якщо не існує методу видобути з них символічне та зрозуміле людині знання. Тому доцільно звернути увагу на аналіз рекурентного дизайну, прийнятого екстракторами символічних знань для регресорів ВВ, тобто створення правил, пов'язаних з гіперкубічними областями вхідного простору даних «розумних міст». Автори [15] стверджують, що такий вид поділу може призвести до неоптимальних рішень, коли наявний набір даних «розумного міста» має велику розмірність або не задовольняє симетричним обмеженням. Потім ми пропонуємо підхід на основі (глибокої) кластеризації, який слід виконати перед видобуванням символічних знань «розумного міста», щоб досягти кращої продуктивності з наборами даних будь-якого типу.

Моделі машинного навчання (ML) загалом, і глибинних штучних нейронних мереж зокрема, на даний момент часу використовуються для створення прогнозів практично в усіх сферах «розумних міст» [26]. Однак, коли йдеться про критичні сфери «розумних міст», наприклад, пов'язані зі здоров'ям чи багатством людей, моделі ML, які діють як непрозорі предиктори, вони не є прийнятним вибором. Непрозорість цих моделей робить їх незрозумілими для людини, тому їх називають чорними ящиками (ВВ). Тим не менш, пояснення можна отримати від ВВ за допомогою декількох стратегій [27]. Наприклад, можна однозначно покладатися на інтерпретовані моделі [28] або будувати пояснення, застосовуючи зворотне проектування до поведінки ВВ [29]. Цей підхід дає змогу користувачам поєднувати високоефективні передбачувальні можливості непрозорих моделей із зручністю для читання людиною символічних моделей.

Наукова література пропонує широкий спектр процедур, розроблених для видобування символічних знань «розумних міст» із непрозорих моделей ML:

- для класифікаторів, наприклад, «Rule-extraction-as-learning [30]
- також для регресорів ВВ, наприклад, «Iter» [31], «GridEx» [32], «GridREx» [33] та «RefAnn» [34].

На жаль, будь-який метод має недоліки та обмеження, тому зосередимося на питаннях, пов'язаних із видобуванням правил із регресорів ВВ. Зокрема,

спостерігається, що типовий вибір проекту, прийнятий для екстракторів, застосовних до непрозорих регресорів, полягає в тому, щоб знайти гіперкубічні області у просторі вхідних ознак, що мають подібні екземпляри, а потім асоціювати символічні знання з кожною областю, наприклад, у формі логіки першого порядку правила [33]. Вчені погоджуються, що правила, пов'язані з гіперкубічними областями, є найкращим вибором з точки зору зручності для читання людиною, оскільки вони дають змогу описувати область простору введення в термінах обмежень на окремі розміри, наприклад, « $0,3 < X < 0,6, 0,5 < Y < 0,75$ » для а гіперкубу у 2-вимірному просторі з ознаками X і Y. Однак це рішення може призвести до створення неоптимальних кластерів, особливо якщо розбиття на гіперкуби виконується за певною симетричною процедурою, на асиметричних наборах даних «розумних міст». Тому доцільно використати методи кластеризації на наборі даних «розумного міста», який використовується для навчання ВВ перед видобуванням з нього знань, щоб завчасно знайти та розрізнити відповідні вхідні області з відповідними межами. Теоретично це дає змогу екстракторам:

- автоматично налаштовувати кількість правил виведення відносно кількості знайдених відповідних регіонів даних «розумного міста»;
- надавати пріоритет більш релевантним регіонам даних «розумного міста», наприклад тим, які містять більше вхідних екземплярів або мають найбільший обсяг;
- уникати неконтрольованого поділу простору вхідних функцій, інакше призводячи до неоптимальних рішень з точки зору читабельності та/або точності.

Прогнозна модель може бути визначена як інтерпретована, якщо люди-користувачі можуть легко зрозуміти її поведінку та результати [35]. Оскільки більшість сучасних предикторів ML зберігають знання, отримані під час фази навчання, у субсимволічний спосіб, вони поводяться та виглядають для людини як незрозумілі чорні ящики. Спільнота дослідників запропонувала різноманітні методи для збагачення прогнозів ВВ відповідними інтерпретаціями та поясненнями, не відмовляючись від їх високої прогностичної ефективності.

Зазвичай пропонувані методи [15] полягають у створенні моделі, що інтерпретується, імітації шляхом перевірки базового ВВ з точки зору внутрішньої поведінки та (або) взаємозв'язків вводу (виводу). Наприклад, «RefAnn» аналізує архітектуру регресорів нейронної мережі з одним прихованим рівнем, щоб отримати інформацію про внутрішні параметри та, таким чином, побудувати зрозумілі людині правила «якщо-тоді», що мають лінійну комбінацію вхідних характеристик як постумови. Така техніка називається декомпозиційною. З іншого боку, коли внутрішня структура ВВ не розглядається для побудови пояснень, алгоритми класифікуються як алгоритми навчання. Далі ми зосередимося на трьох педагогічних техніках для регресорів ВВ, а саме «Iter», «GridEx» і «GridREx». Підходи на основі кластеризації для видобування символічних знань 3.

Алгоритм «Iter» [31] є технікою навчання для видобування символічних знань із регресорів ВВ. Він дотримується стратегії «знизу вгору», починаючи зі створення нескінченно малих гіперкубів у просторі вхідних функцій і ітеративно розширюючи їх, доки не буде охоплено весь простір або неможливо буде додати чи розширити далі існуючі куби. Усі гіперкуби не перекриваються і не перевищують простір вхідних елементів.

Після кроку розширення «Iter» пов'язує правило якщо-тоді з кожним кубом, вибираючи як дію середнє вихідне значення всіх екземплярів, що містяться в кубі даних «розумного міста».

Головною перевагою алгоритму є можливість будувати гіперкуби даних «розумного міста» різної розмірності. Однак, особливо при роботі з масивами даних «розумного міста» великої розмірності, це може представляти кілька критичних моментів, пов'язаних із розширенням гіперкуба. Зокрема, на кожній ітерації необхідно будувати тимчасові куби навколо існуючих кубів, по два на вхідний вимір, як показано в двовимірному прикладі на рисунку 1.2. Але лише один тимчасовий куб з одного існуючого куба вибирається як фактичне розширення. Це може призвести до величезної втрати обчислювального часу та ресурсів через повторення одних і тих самих процедур марних обчислень, окрім можливості перевищити максимально допустимі ітерації без збіжності.

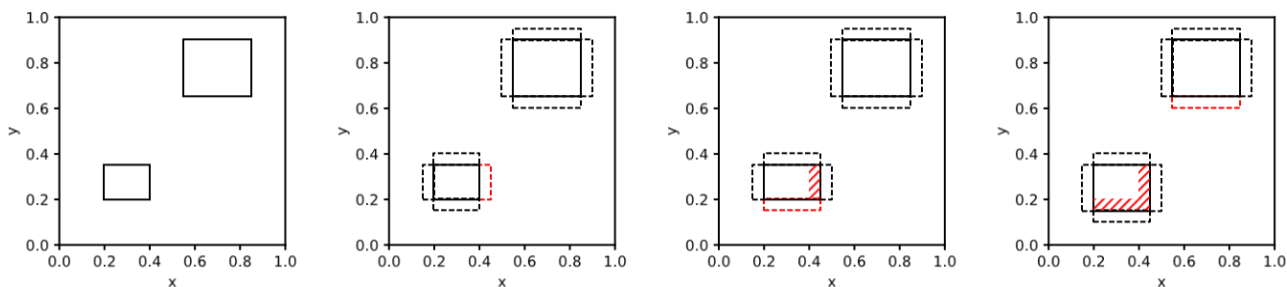


Рисунок 1.2 – Приклад розширення гіперкуба з використанням алгоритму «Iter» [15].

Відсутність конвергенції призводить до невичерпного поділу простору вхідних ознак даних «розумного міста», що, у свою чергу, означає неможливість передбачити вихідні значення вибірок даних, що належать до регіонів, які не охоплені гіперкубом. Тобто немає прогнозних інтерпретованих людиною даних, а правила, пов'язані з непокритими регіонами. І навпаки, охоплення всього простору вхідних функцій дає змогу створювати прогнози для будь-якого вхідного екземпляра даних «розумного міста».

Алгоритми «GridEx» та «GridREx». Алгоритм «GridEx» [32] є іншою технікою машинного навчання для отримання символічних знань із ВВ-регресорів. Він застосовний за тих самих умов як алгоритм «Iter» і продукує той самий тип знань, але вони відрізняються стратегією, прийнятою під час розподілу вхідного простору. «GridEx» не є висхідним алгоритмом, навпаки, він дотримується стратегії зверху вниз, починаючи з усього вхідного простору та рекурсивно розбиваючи його на менші гіперкубічні області даних «розумного міста» відповідно до визначеного користувачем порогового значення. Це діє як критерій компромісу між читабельністю, з точки зору кількості вилучених правил, і точністю вихідної моделі, визначена як її здатність імітувати базовий ВВ. Серед переваг «GridEx» – його здатність автоматично уточнювати знайдені області відповідно до наданого порогу, а також виконувати крок злиття після кожного розбиття, коли це можливо. Зокрема, етап об'єднання складається з попарного об'єднання суміжних гіперкубів даних «розумного міста», щоб зменшити кількість вихідних правил, і він базується на подібності між зразками, включеними в кожен куб, щоб уникнути прогнозованого погіршення продуктивності.

Це корисно, оскільки поділ може створити надмірну кількість непересічних областей. Основним недоліком алгоритму «GridEx» є те, що навіть якщо він може виконувати довільну кількість зрізів уздовж кожного виміру даних «розумного міста» на кожній ітерації, усі розділи, створені у вимірі на даній ітерації, мають однаковий розмір. На рисунку 1.3 подано приклад, який показує, що куб даних «розумного міста» може включати частини розділених вхідних областей, що призводить до зниження ефективності прогнозування.

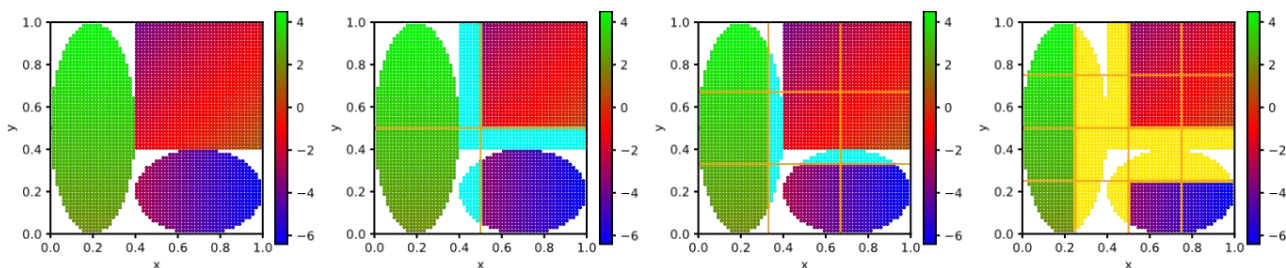


Рисунок 1.3 – Приклад поділу алгоритмом «GridEx»

При цьому виконання алгоритму відбувається без кроку злиття під час виконання двох, трьох або чотирьох зрізів на вхідний вимір. Перша панель показує простір вхідних функцій. Блакитні та жовті точки на інших панелях представляють малі та великі помилки кластеризації відповідно.

Алгоритм «GridREx» [33] є розширенням алгоритму «GridEx», що забезпечує кращу прогностичну продуктивність шляхом надання вихідних лінійних комбінацій вхідних змінних замість постійних значень. Однак він виконує таке ж розбиття сітки, що й «GridEx». Як наслідок, він чутливий до тих самих недоліків, пов'язаних із розділенням даних «розумного міста».

1.7 Видобування знань з гіперкубів даних «розумного міста» на основі кластеризації

Поданий на рисунку 1.3 приклад показує набір даних, описаний двома вхідними ознаками x і y та вихідною неперервною функцією, що позначена кольором. Набір даних «розумного міста» можна розділити на три кластери екземплярів. Всередині кожного кластера вихідна функція подана різною

лінійною комбінацією вхідних характеристик. Оптимальна техніка видобування повинна бути в змозі ідентифікувати ці кластери швидким та ефективним способом, оскільки в цьому прикладі вони лінійно розділені, і, крім того, три гіперкуби можуть охоплювати їх без перекриття.

Стратегія «знизу вгору», подібна до тієї, яку прийняв «Iter», може підійти для цього завдання, але в загальному випадку – у n -вимірній області – конвергенція може призвести до надто повільного виконання алгоритму. Можна прискорити збіжність «Iter», діючи на параметри алгоритму, але за рахунок більш грубого розбиття. Ця остання незручність така ж, як і при використанні «GridEx», який створює рівновіддалену сітку. Якщо клітинка сітки не містить екземплярів, що належать до різних кластерів, прогнозна помилка буде невеликою. В іншому випадку він буде меншим або більшим залежно від кількості забруднення кожної комірки, що позначається на рисунку блакитними та жовтими крапками, якщо вона мала чи велика відповідно.

Оптимальний і швидкий розподіл можна отримати шляхом:

- 1) застосування методу кластеризації до набору даних для ідентифікації різних відповідних регіонів;
- 2) побудова мінімальних гіперкубів для включення знайдених регіонів, оскільки вони будуть пов'язані з правилами, зрозумілими людині;
- 3) використання методу видобування, здатного описати кожен гіперкуб у термінах вхідних характеристик.

Методи видобування, безумовно, можуть бути ефективніші від методів розділення з урахуванням кластерів. Точність у виборі різних кластерів і в побудові охоплюючих гіперкубів даних «розумних міст» може дати змогу досягти бажаного результату, а саме видобування мінімальної кількості різних правил прогнозування – по одному на кластер, які мають найменшу можливу помилку прогнозування.

Зі згаданого вище робочого процесу виникає низка складнощів:

1. Як зафіксувати правильну кількість кластерів даних «розумного міста» для ідентифікації?

2. Як обробляти викиди при побудові гіперкубів навколо знайдених областей даних «розумного міста»?

3. Як побудувати гіперкуби навколо роздільних кластерів, пов'язаних із гіперкубічними областями даних «розумного міста», що перекриваються?

Дослідники [15] вважають, що потужні стратегії для опису нетривіальних кластерів можуть використовувати різницеві куби – наприклад, області вхідного простору ознак, що мають некубічну форму та описуються відніманням кубічних областей даних «розумного міста» – та ієрархічні кластери. При цьому підкреслюється, що важливість застосування гіперкубів для опису вхідних областей залежить від можливості визначення гіперкуба в термінах окремих змінних, що належать до певних інтервалів, у зрозумілій людині формі. Це не вірно, коли ми маємо справу з іншими представленнями, наприклад, косими правилами, правилами «m-of-n».

Автори [15] пропонують робочий процес опрацювання гіперкубів даних «розумних міст» на основі глибокої кластеризації для покращення процедур видобування символічних знань із ВВ-регресорів з точки зору обчислювальної складності, точності та прогнозної продуктивності. Запропонований метод можна використовувати для побудови гіперкубічних областей, пов'язаних із зрозумілими людині логічними правилами за наявності лінійно роздільних кластерів вхідних екземплярів. В подальшій перспективі для цього можна буде реалізувати та включити в структуру «PSyKE» [36] та різні екстрактори знань, які дотримуються представлених концепцій і здатні обробляти складніші ситуації, наприклад, викиди, кластери складніших форм, нелінійно роздільні кластери даних «розумних міст».

1.8 Висновок до першого розділу

В першому розділі кваліфікаційної роботи освітнього рівня «Магістр» висвітлено актуальність досліджень в галузі багатовимірного аналізу даних. Описано джерела багатовимірних даних «розумних міст». Розглянуто розподілені хеш-таблиці в «розумних» інформаційних системах. Подано опис

технологій розподіленої книги (DLT), що використовуються для зберігання даних «розумних міст». Розглянуто концептуальний підхід до багатовимірного аналізу даних в «розумному місті» на основі гіперкубів. Висвітлено аналіз гіперкубів даних «розумних міст» на основі моделей машинного навчання. Описано підходи до видобування знань з гіперкубів даних «розумного міста» на основі кластеризації засобами машинного навчання.

2 МЕТОДОЛОГІЧНІ ТА АЛГОРИТМІЧНІ ЗАСАДИ БАГАТОВИМІРНОГО АНАЛІЗУ ДАНИХ «РОЗУМНИХ МІСТ»

2.1 Алгоритм видобування ознак даних «розумних міст» на основі гіперкубів

Розглянемо алгоритм видобування ознак «Polytope», підкресливши, зокрема, спосіб, у який він досягає видобування ознак на основі політопа в кубах даних «розумних міст» [7]. Доцільно звернути увагу, що алгоритм «Polytope» працює лише з підмножиною гіперкубів даних «розумних міст», які мають певні властивості. Тому спочатку розглянемо деякі з цих властивостей гіперкуба даних «розумних міст», перш ніж описувати повний механізм алгоритму видобування ознак [37].

Гіперкуби даних «розумних міст» можна розглядати як багатовимірні масиви. Зокрема, вони зберігають точки даних уздовж різних розмірів куба даних. Кожен вимір куба даних «розумних міст» має пов'язані метадані «вісь» із збереженням на ньому дискретним набором індексів. Потім на кожному з цих індексів розташовується точка даних, утворюючи куб даних «розумних міст».

Однак кожна структура куба даних унікальна [7], і компонент куба даних «Polytope» визначає механізми запитів для кожної з цих різних структур. Крім того, він також описує основні характеристики базового куба даних, наприклад його осі. Це допомагає створити загальну структуру для обробки різних типів структур кубів даних «розумного міста».

Осі в кубі даних «розумних міст» відносяться до розмірів, уздовж яких зберігаються дані. Значення вздовж цих осей називаються індексами. В алгоритмі видобування «Polytope» розрізняють два основних типи осей – це упорядковані та неупорядковані категоричні осі. Ці два типи осей не можна обробляти однаково на етапі виконання алгоритму, що призводить до відмінності їх важливості в контексті алгоритму.

Упорядковані осі приймають лише набори порівнянних індексів, які можна впорядкувати. Зокрема, це означає, що значення на впорядкованих осях мають

бути порівнюваними одне з одним, таким чином, вони мають підтримувати оператори порівняння « $=$, $<$, \leq , $>$, \geq ». Тоді ця властивість безпосередньо передбачає впорядкування між індексами на впорядкованих осях даних «розумних міст». Важливо зауважити, що індекси на впорядкованих осях не обов'язково мають бути цілими числами, але насправді можуть бути будь-якими рахунковими типами, які підтримують операцію порівняння, наприклад, об'єкти часу, числа з плаваючою комою і, звичайно, цілі числа. Для таких осей можна запитувати діапазони індексів даних, а також значення окремих осей.

Категоріальні осі – це інший тип осей, який може обробляти наш алгоритм, це категоричні осі. Ці осі підтримують лише різні індекси, які не можна порівняти один з одним, наприклад, індекси рядків даних «розумних міст». У цьому випадку, на відміну від упорядкованих осей, немає сенсу запитувати діапазони індексів. Натомість єдиними можливими запитами на категорійних осях є вибір конкретних індексів.

Доцільно зауважити, що на практиці індекси в кубі даних «розумних міст» завжди матимуть певний проміжок між собою, навіть якщо це лише невеликий допуск. Це означає, що набір індексів на осі куба даних завжди буде дискретним. Таким чином, усі впорядковані осі є лічильними осями, для яких індекси можна впорядкувати та пронумерувати за допомогою натуральних чисел. Водночас, індекси на впорядкованих осях даних «розумних міст» не повинні бути рівномірними [38]. Зокрема, осі кубів даних можуть бути нерегулярними та розрідженими за своїми індексами. Нарешті, зауважимо, що впорядковані осі можуть демонструвати особливу поведінку, зокрема, циклічність уздовж своїх індексів. Таким чином, потрібно додатково поділити впорядкований клас осі даних «розумних міст» на стільки спеціальних підкласів, скільки потрібно, щоб охопити всі можливі варіанти поведінки осі.

Усі осі в будь-якому з цих класів осей даних «розумних міст» можна обробляти однаково. Це дає змогу нам прийняти загальний підхід до видобування індексів на цих осях і таким чином полегшує алгоритм видобування даних.

2.2 Структура гіперкубів даних «розумних міст»

Гіперкуб даних «розумних міст» можна розглядати як, можливо, нерегулярне незбалансоване дерево. Це можна побачити на рисунку 2.1. Розглянемо кожну з двох властивостей куба даних «розумних міст», нерегулярність і дисбаланс, більш детально за допомогою прикладу.

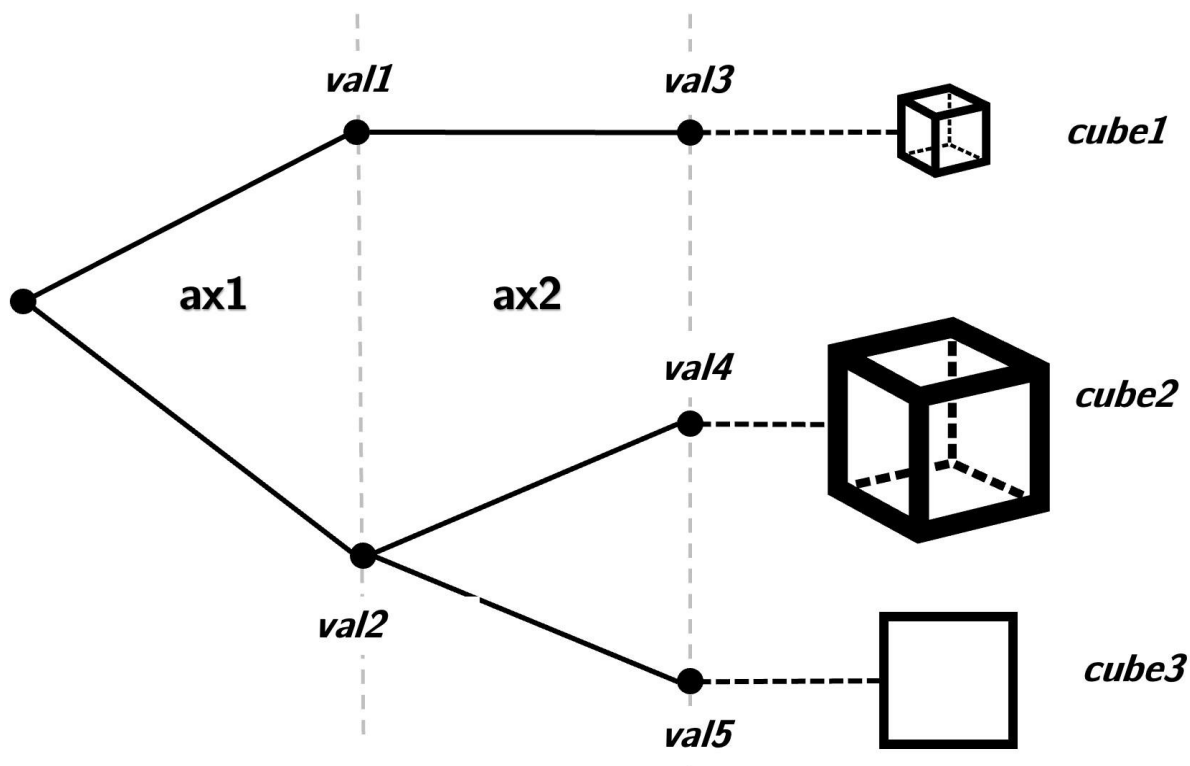


Рисунок 2.1 – Гіперкуб даних «розумного міста», поданий у вигляді нерегулярного незбалансованого дерева [7]

Кожен шар дерева представляє різні розміри осі з вузлами, які відповідають значенням індексу осі даних «розумного міста». В поданому прикладі першим розміром осі є «*ax1*», який має індекси «*val1*» і «*val2*». Розмір другої осі «*ax2*» з індексами «*val3*», «*val4*» і «*val5*» потім розгалужується на куби даних різних розмірів і вимірів, викликаючи як дисбаланс, так і нерегулярність у цьому дереві.

Куб даних не обов'язково має однакову розмірність у всіх напрямках. На деяких осях можна мати індекси осей, які призводять до різних наступних осей

або значень осей. Розглянемо, наприклад, куб даних на рисунку 2.1 з віссю «ax2» та індексами «val4» і «val5». Дисбаланс у дереві куба даних «розумного міста» виникає через те, що деякі осі куба даних можуть мати набагато більше індексів, ніж інші. У наведеному прикладі куба даних «розумного міста» можна уявити, що кожна вісь u і v має лише два значення індексу, тоді як вісь x , y і z мають по десять значень індексу.

Якщо ми виберемо індекс «val5», інші осі в кубі даних будуть u і v , тоді як якщо замість цього ми виберемо індекс «val4», інші осі в кубі даних будуть x , y і z . Це означає, що індекс «val4» має набагато більше дочірніх елементів, ніж індекс «val5», і робить цей конкретний куб даних «розумного міста» дуже незбалансованим. Знову ж таки, це особливість куба даних «розумного міста», про яку важливо пам'ятати, щоб зрозуміти повну структуру куба даних.

Це явище можна розглядати як нерегулярне розгалуження осей куба даних. Це важлива особливість куба даних, яку ми повинні враховувати, коли думаємо про структуру куба даних. Зокрема, це означає, що існує природний порядок осей, якого ми повинні дотримуватися під час видобування даних.

2.3 Зріз гіперкубів даних «розумних міст»

Ядром алгоритму видобування ознак «Polytope» є зріз, який містить новий крок нарізки індексів куба даних «розумних міст». Цей алгоритм нарізки має особливе значення, оскільки він підтримує неортогональну нарізку по довільно впорядкованих осях. Це відрізняється від більшості сучасних методів видобування даних, які підтримують лише вибір діапазону на окремих осях [39]. Дійсно, сучасні методи видобування даних «розумних міст» часто вирізають лише блоки даних, тоді як даний алгоритм нарізки має можливість вирізати багатогранники даних. Також важливо відзначити, що представлений алгоритм нарізки працює на всіх упорядкованих осях без будь-яких конкретних обмежень щодо типу індексів, що зберігаються на цих осях даних «розумних міст». Крім того, оскільки алгоритм здатний обробляти фігури довільних розмірів, його

можна використовувати для отримання різноманітних запитів низької та високої розмірності, що робить його дуже універсальною технікою.

2.4 Концепція нарізки та осі даних «розумних міст»

Алгоритм нарізки, який використовується в «Polytopre», відрізняється від інших, оскільки він здатний нарізати неортогонально вздовж осей куба даних «розумних міст». Використовуючи результати в області обчислювальної геометрії, він може витягти будь-який опуклий багатогранник з вихідного куба даних «розумних міст». Основна концепція полягає в тому, що відбувається послідовний розріз запитуваного багатогранника уздовж кожної осі в природному порядку осей за допомогою гіперплощин, зменшуючи розмірність багатогранника на кожному кроці, доки не залишиться список усіх точок, що містяться в цьому багатограннику даних «розумного міста» [7].

Як згадувалося раніше, слайсер обробляє впорядковані та категоричні осі даних «розумного міста» дещо по-іншому. Зокрема, категоричні осі даних «розумного міста» не підтримують запити діапазонів, і тому ми можемо запитувати лише конкретні значення на цих осях замість багатогранників. Тому для категоричних осей алгоритм має лише перевірити, чи існують запитувані індекси в кубі даних «розумного міста», як це сталося б у будь-якому іншому традиційному алгоритмі видобування.

Справжньою інновацією техніки видобування політопів є її здатність обробляти довільні запити політопів, що досягається шляхом впровадження нового кроку нарізки вздовж упорядкованих осей. Проте слід зауважити, що ця техніка нарізки працює лише на впорядкованих осях даних «розумного міста» з двох причин.

По-перше, оскільки можливо визначати та запитувати діапазони лише на впорядкованих осях даних «розумного міста», також має сенс визначати багатогранники лише вздовж таких осей. По-друге, представлений в даному випадку етап нарізки працює лише з індексами даних «розумного міста», які можна інтерполювати [7]. Насправді це точно індекси впорядкованих осей даних

«розумного міста». Дійсно, слід зауважити, що для потреб даного алгоритму ми припускаємо, що всі впорядковані осі даних «розумного міста» є вимірними та лінійними осями, які можуть мати безперервні значення індексу. Це припущення зроблено навіть для впорядкованих осей, які справді підраховуються лише з проміжками між їхніми індексами. Оскільки всі впорядковані осі мають певну операцію порівняння, це дійсне припущення. Тоді це означає, що можна виконати інтерполяцію на всіх індексах упорядкованих осей даних «розумного міста». Таким чином, крок нарізки працює на всіх упорядкованих осях даних «розумного міста», але не на категорійних осях.

2.5 Етап нарізки даних «розумного міста»

Фактичний етап нарізки даних досить простий, оскільки механізм нарізки складається лише з пошуку точки перетину багатогранника з гіперплощиною вздовж осі куба даних «розумного міста». Спочатку відбувається розділення всіх вершин багатогранника на дві окремі групи, кожна група складається з точок по обидва боки від гіперплощини. Потім ми виконуємо лінійну інтерполяцію між кожною парою вершин, де одна вершина походить від однієї групи вершин, а інша – від іншої. При цьому лінійно інтерполюємо ці пари, щоб знайти інтерпольовану точку, яка лежить на площині зрізу.

Після того, як зробимо це для всіх пар, отримаємо багатогранник меншої розмірності на площині зрізу, який фактично є просто перетином вихідного багатогранника з потрібною площиною зрізу даних «розумного міста». Це можна побачити на рисунку 2.2 для деяких 2D прикладу.

Оскільки вихідний багатогранник є опуклим, цей новий багатогранник перетину тривіально також є опуклим. Таким чином, як крок оптимізації можна взяти опуклу оболонку точок перетину в кінці, використовуючи, наприклад, алгоритм «QuickHull» [40].

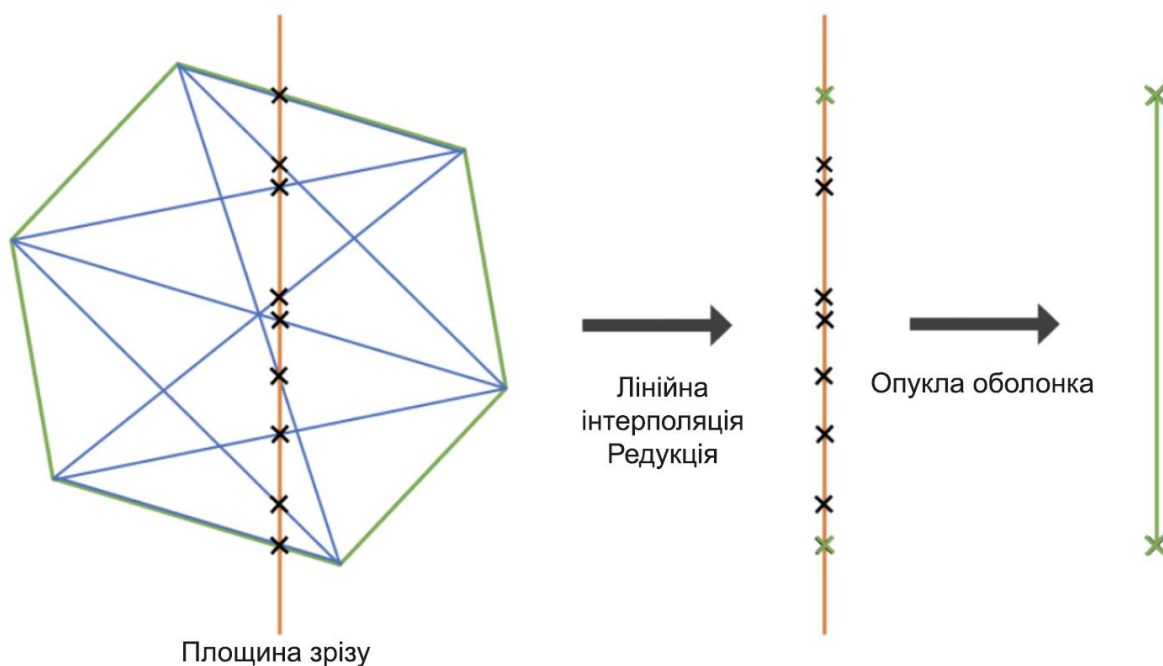


Рисунок 2.2 – Двовимірний приклад механізму нарізки «Polytope» на впорядкованих осях даних «розумного міста»

Приклад тривимірної операції зрізу подано на рисунку 2.3. Це не змінює багатогранник нижчої вимірності, оскільки він опуклий, але видаляє всі внутрішні вершини в його визначенні.

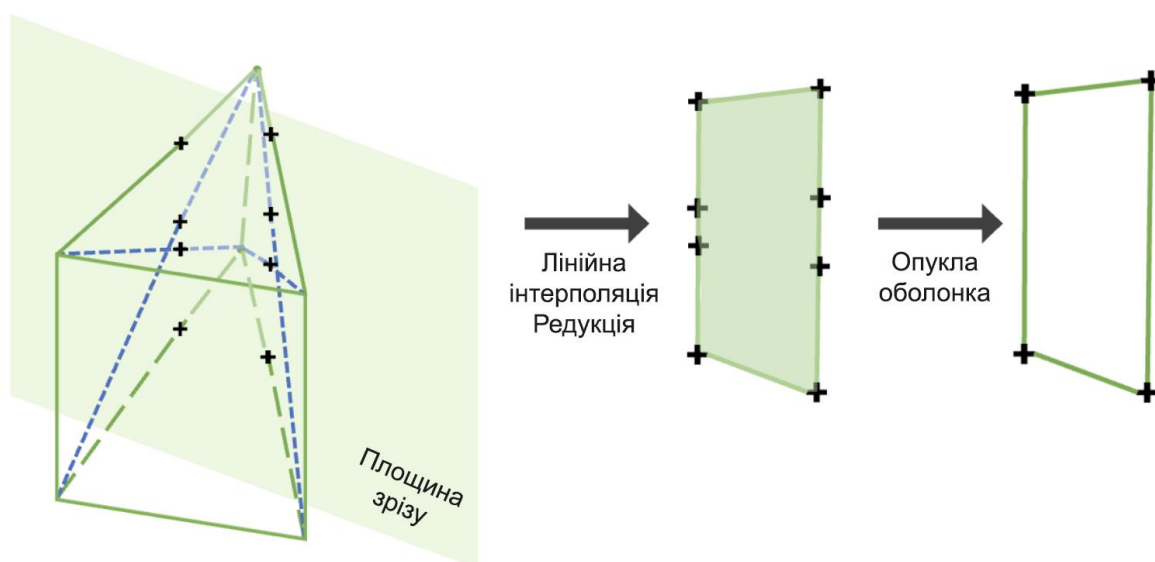


Рисунок 2.3 – Тривимірний приклад механізму нарізки «Polytope» на впорядкованих осях даних «розумного міста»

Оскільки ми нарізаємо багатовимірні політопи, це може призвести до значного покращення продуктивності. Дійсно, без цього останнього кроку кількість точок вершин у визначенні багатогранника зростає квадратично з кожним зрізом, що значно сповільнило б алгоритм.

2.6 Побудова індексного дерева даних «розумного міста»

Щоб переконатися, що ми розрізаємо всі запитані політопи, визначені на різних осях куба даних, нам потрібно ретельно відстежувати, на якому етапі видобування ми знаходимося. Спосіб, яким ми досягаємо цього в техніці видобування багатогранників, полягає в ітераційному створенні індексного дерева даних «розумного міста».

Ми створюємо дерево індексів, розрізаючи один за одним послідовні осі гіперкуба даних «розумного міста». Для кожної осі гіперкуба даних «розумного міста» спочатку знаходимо багатогранники, визначені на цій осі. Потім знаходимо дискретні індекси на цій осі, що містяться в межах цих багатогранників, і додаємо їх як дочірні елементи дерева індексів. Далі розрізаємо необхідні багатогранники вздовж кожного з дискретних індексів гіперкуба даних «розумного міста», щоб отримати політопи меншої розмірності.

Як показано на рисунку 2.4, ці політопи меншої розмірності є перетином політопів вищої розмірності з кожною з гіперплощин зрізу індексів осі даних «розумного міста». Ці нові багатогранники є наступними багатогранниками, які ми видобуватимемо з гіперкуба даних «розумного міста». Таким чином, алгоритм продовжує роботу, як і раніше, на цих багатогранниках меншої розмірності, якщо вони існують. Цей процес повторюється на першому етапі алгоритму. Зверніть увагу, що це добре працює на впорядкованих осях даних «розумного міста». Однак на категоріальних осях даних «розумного міста» крок нарізки визначено погано, оскільки інтерполяція між індексами неможлива.

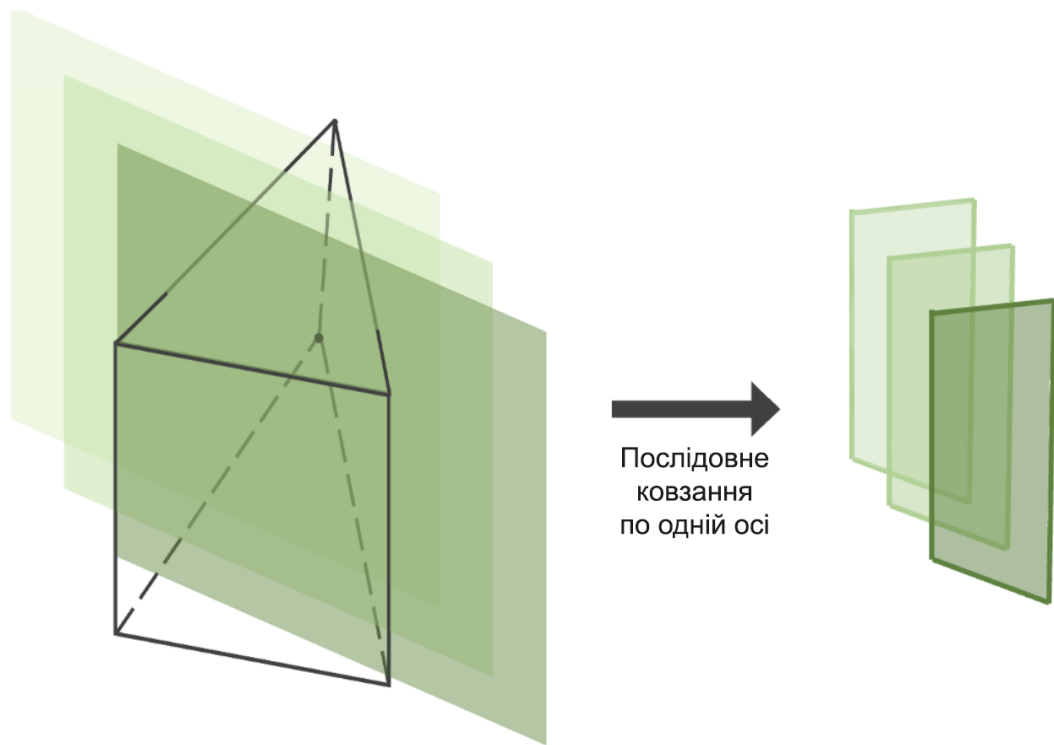


Рисунок 2.4 – Послідовне розрізання багатогранника вздовж однієї осі за різними індексами

Послідовне розрізання багатогранника вздовж однієї осі за різними індексами призводить до списку політопів меншої розмірності [7]. Тим не менш, слід пам'ятати, що політопи, визначені на категорійних осях, насправді є одновимірними точками, тому замість розрізання нам потрібно лише перевірити, чи існують ці точки в гіперкубі даних «розумного міста».

Дійсно, розрізання не має значення в цьому випадку, оскільки точки є одновимірними, і розрізання, якби воно було чітко визначеним, таким чином, у будь-якому випадку не створило б жодних політопів меншої розмірності. Таким чином, можна зробити висновок, що процес побудови індексних дерев, представлений в першому алгоритмі [7], насправді добре працює і для категоріальних осей даних «розумного міста».

Перший алгоритм [7] передбачає, що відбувається побудова дерева індексів спочатку шар за шаром, а не в глибину по побудова гілках одна за одною. Цей підхід гарантує, що алгоритм не втратить відстеження того, які значення всередині запитуваних багатогранників уже знайдено. Таким чином, користувачі отримують назад усі точки, які містяться у запитаній формі.

2.7 Алгоритм видобування ознак «Polytope» для використання в проектах «розумних міст»

Щоб полегшити взаємодію з алгоритмом видобування ознак «Polytope», який приймає лише багатогранники як вхідні дані, можна реалізувати різні інтерфейси для систем та платформ класу «розумне місто» [7]. Інтерфейси «Polytope» служать платформами для взаємодії користувачів з алгоритмом видобування. Зокрема, користувачі надсилатимуть свої форми запитів і після виконання алгоритму отримуватимуть потрібні дані до першого лгоритму. Подамо алгоритм розрізання багатогранника у формі послідовних етапів:

1. Вхід: список багатогранників P .
2. Видалення повторюваних точок в політопах.
3. Для осі в гіперкубі даних «розумного міста» роблять осі.
4. Знаходимо багатогранники в P , що визначені на осі.
5. Для багатогранника в знайдених многогранниках:
6. Знайдемо розміри цих багатогранників на осі.
7. Знайдемо дискретні індекси між екстенентами з куба даних.
8. Додамо дискретні індекси як дочірні елементи до дерева індексів.
9. Якщо вісь є категоріальною віссю, тоді:
10. Пропустити дію.
11. Інакше, якщо вісь є впорядкованою віссю:
12. Для індексу осі в дискретних індексах do .
13. Розрізати багатогранник вздовж індексу осі, щоб отримати політоп меншої розмірності.
14. Кінець для (12).
15. Кінець якщо (9).
16. Кінець для (5).
17. Оновимо список багатогранників P списком нарізаних багатогранників меншої розмірності.
18. Кінець для (3).

Щоб полегшити взаємодію з алгоритмом видобування ознак «Polytopre», який приймає лише багатогранники як вхідні дані, можна реалізувати різні інтерфейси. Інтерфейси «Polytopre» служать платформами для взаємодії систем та платформ «розумного міста» з алгоритмом видобування. Зокрема, користувачі надсилатимуть форми запитів і після виконання алгоритму отримають бажані дані до цих інтерфейсів від них. Щоб пристосуватись до різних типів користувачів, систем та платформ «розумного міста», існує кілька рівнів інтерфейсу, які дають змогу користувачам запитувати широкий діапазон форм запити, від низькорівневого загального опуклого багатогранника до вищого рівня спеціалізованих запитів [7]. Два вбудованих інтерфейси «Polytopre» низького та високого рівнів показані на рисунку 2.5. Крім того, можна побудувати доменно-орієнтовані інтерфейси поверх цих вбудованих інтерфейсів, що також показано на рисунку 2.5. Кожен рівень побудовано поверх іншого з предметно-спеціальними інтерфейсами, що використовують фігури з інтерфейсу високого рівня, який сам по собі залежить від інтерфейсу низького рівня алгоритму.

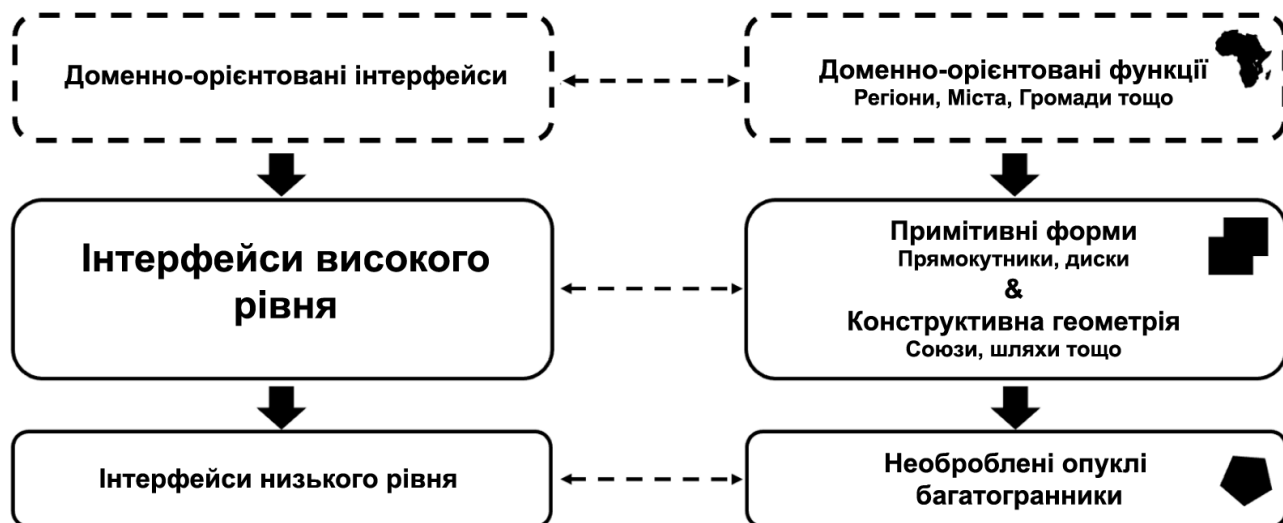


Рисунок 2.5 – Рівні інтерфейсів алгоритму політопа [7]

Ці окремі рівні інтерфейсу корисні, оскільки залежно від конкретних потреб і знайомства з технікою видобування «Polytopre» споживачі послуг можуть захотіти запитувати різні типи фігур в алгоритму.

За допомогою доменно-спеціалізованих інтерфейсів користувачі можуть запитувати доменно-спеціалізованих функції. Наприклад, можна створити метеорологічний інтерфейс для полегшення доступу до часових рядів, траєкторій або видобування гіперкубів даних «розумних громад», «розумних міст» та «розумних регіонів», подібно до стандарту «OGC EDR» [41].

За допомогою вбудованого інтерфейсу високого рівня користувачі можуть запитувати примітивні форми, зокрема, прямокутники чи пакунки, а потім використовувати конструктивні геометричні операції об'єднання або розгортання вздовж траєкторії, для створення складніших форм. Через низькорівневий інтерфейс користувачі можуть безпосередньо надати список опуклих n -вимірних багатогранників, заданих списком їхніх вершин.

Кожен рівень побудовано на основі нижчого рівня, тому фігури на вищому рівні завжди визначаються фігурами на одному з нижчих рівнів. Це означає, що форми на будь-якому з рівнів інтерфейсу насправді завжди визначаються як комбінація опуклих політопів низького рівня. Ці політопи низького рівня є будівельними блоками всіх можливих запитів «Polytope» [7]. Інтерфейс відповідає за розкладання всіх форм запиту користувача на ці базові опуклі багатогранники. У решті програмного забезпечення можна працювати лише над цими опуклими багатогранниками та застосувати уніфікований підхід до розрізання будь-якої форми запиту користувача.

2.8 Висновок до другого розділу

В другому розділі кваліфікаційної роботи розглянуто алгоритм видобування ознак даних «розумних міст» на основі гіперкубів. Описано структуру гіперкубів даних «розумних міст». Висвітлено зріз гіперкубів даних «розумних міст». Проаналізована концепція нарізки та осі даних «розумних міст». Розглянуто етапи нарізки даних «розумного міста». Висвітлено процес побудови індексного дерева даних «розумного міста». Описано інтерфейс алгоритму видобування ознак «Polytope» для використання в проектах «розумних міст».

3 ВИКОРИСТАННЯ ЗАСОБІВ ОПРАЦЮВАННЯ ГІПЕРКУБІВ ДЛЯ ПОТРЕБ «РОЗУМНИХ МІСТ»

Розглянемо множину прикладів того, як алгоритм видобування ознак «Polytope» можна використовувати для опрацювання гіперкубів для «розумних громад», «розумних міст» та «розумних регіонів».

3.1 Використання засобів опрацювання гіперкубів для метеорологічних потреб «розумних міст»

У Європейському центрі середньострокових прогнозів погоди «ECMWF» щодня продукується близько трьохсот терабайт даних числових прогнозів погоди «NWP». Ці дані є дуже багатовимірними і зазвичай представлені у вигляді гіперкубів даних із семи або восьми вимірів залежно від типу прогнозу. Протягом наступних кількох років, після роботи прогресивної ініціативи Destination Earth [42] із запланованим підвищенням роздільної здатності моделей погоди для метеорологічних потреб «розумних міст», виробництво даних зросте приблизно до петабайта даних на день.

Поточний механізм видобування даних для метеорологічних потреб «розумних громад», «розумних міст» та «розумних регіонів», реалізований у «ECMWF», є одним із традиційних підходів обмежувальної рамки. Коли користувач хоче, наприклад, отримати дані про країну, йому потрібно надіслати запит на обмежувальну рамку навколо цієї країни. Крім того, поточна технологія видобування даних на основі гіперкубів вимагає зчитування із системи повних полів даних або, у кращому випадку, обмежувальних рамок полів даних, навіть якщо користувачі запитують лише меншу частину даних. З майбутніми гіперкубами даних у петабайтному масштабі цей підхід стане непрактичним, особливо при спробі опрацювати інформаційні запити тисяч користувачів. Техніка видобування «Polytope» допомагає полегшити багато задач, з якими стикається система в цьому випадку. Це робить повернення даних користувачам

набагато ефективнішим, оскільки з системи вводу-виводу зчитуються лише необхідні байти гіперкубів даних «розумних міст».

Розглянемо декілька практичних прикладів і випадків використання, коли «Polytore» може допомогти користувачам метеорологічних даних для потреб «розумних громад», «розумних міст» та «розумних регіонів» отримувати дані більш ефективно.

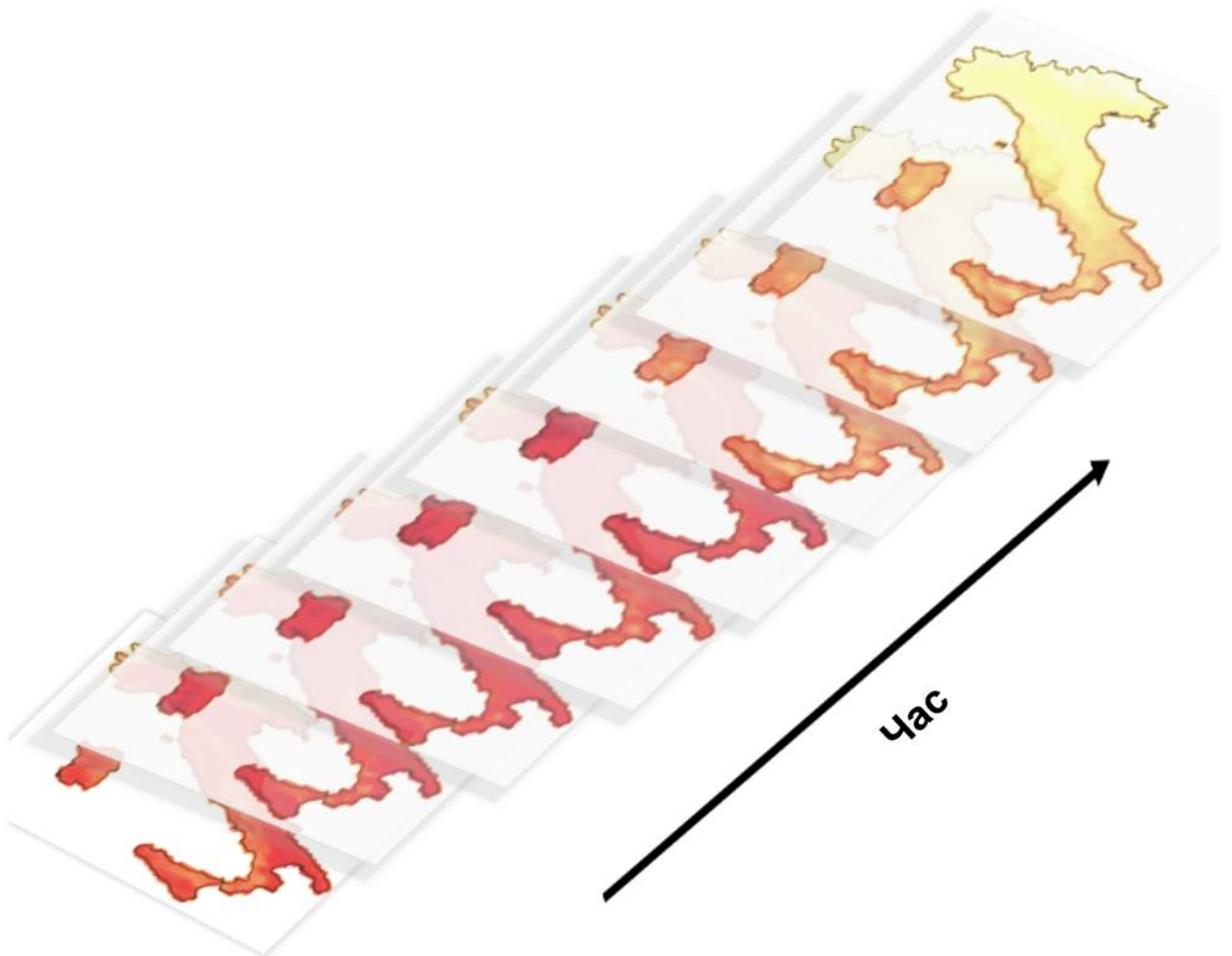


Рисунок 3.1 – Часовий ряд метеорологічних даних для потреб «розумних міст», що виділений за допомогою алгоритму «Polytore» [7]

Часовий ряд сформовано для уявного користувача, зацікавленого в отриманні даних про температуру в Італії протягом наступних двох тижнів. Наразі їй довелося б транспонувати температурні поля вздовж осі часу, щоб потім мати можливість окремо виділити кожне температурне поле на заданому часовому етапі. Для кожного тимчасового кроку їй довелося б вирізати форму

Італії з обмежувальної рамки, яку вона знайшла, перш ніж нарешті отримати точні дані, які їй потрібні. Завдяки техніці видобування «Polytopre» можна натомість запитувати часові ряди в Італії та отримувати лише ті байти даних «розумного регіону», які цікавлять розробників.

Зауважте, що порівняно з 3D-обмежуючою рамкою, яку користувач зазвичай би отримав, бачимо зменшення обсягів даних більш ніж на 73% завдяки використанню алгоритму «Polytopre» [7]. Крім того, слід зауважити, що на даний момент часу користувачі метеорологічних даних зазвичай більше зацікавлені в отриманні даних щодо окремих «розумних міст» або конкретних точок у просторі, а не цілих регіонів. Однак, оскільки користувачі наразі спочатку мають перенести свої дані, а потім отримати рамки навколо своїх цікавих місць, у більшості випадків вони безпосередньо витягують дані з більш широких «розумних регіонів», ніж просто з конкретних місць, до яких вони хотіли б отримати доступ. З алгоритмом «Polytopre» більше не потрібні складні маніпуляції з попередньою обробкою перед видобуванням, і користувачі лише отримують відповідні дані часового ряду з гіперкуба даних.

Тепер розглянемо користувача «розумних» послуг, який цікавиться умовами польоту під час його подорожі літаком з одного «розумного міста» до іншого «розумного міста». Використовуючи поточну техніку видобування, він міг би повернути 4-вимірний пакунок у 3D-просторі та часі, що містить набагато більше даних, ніж те, що його цікавить. За допомогою техніки видобування «Polytopre» він натомість отримає лише конкретні точки, які його цікавлять. у гіперкубі даних без будь-якої потреби в постобробці, як показано на рисунку 3.2. Зауважте, що порівняно з 4D-набором даних, який користувач наразі отримує, за допомогою алгоритму «Polytopre» ми спостерігаємо скорочення даних більш ніж на 99,99% [7].

В обох випадках запитані фігури не вирівняні по осі, а отже, також погано наближені обмежувальними рамками. Таким чином, ми бачимо значне скорочення даних при використанні техніки видобування багатогранника порівняно з традиційним підходом обмежувальної рамки.

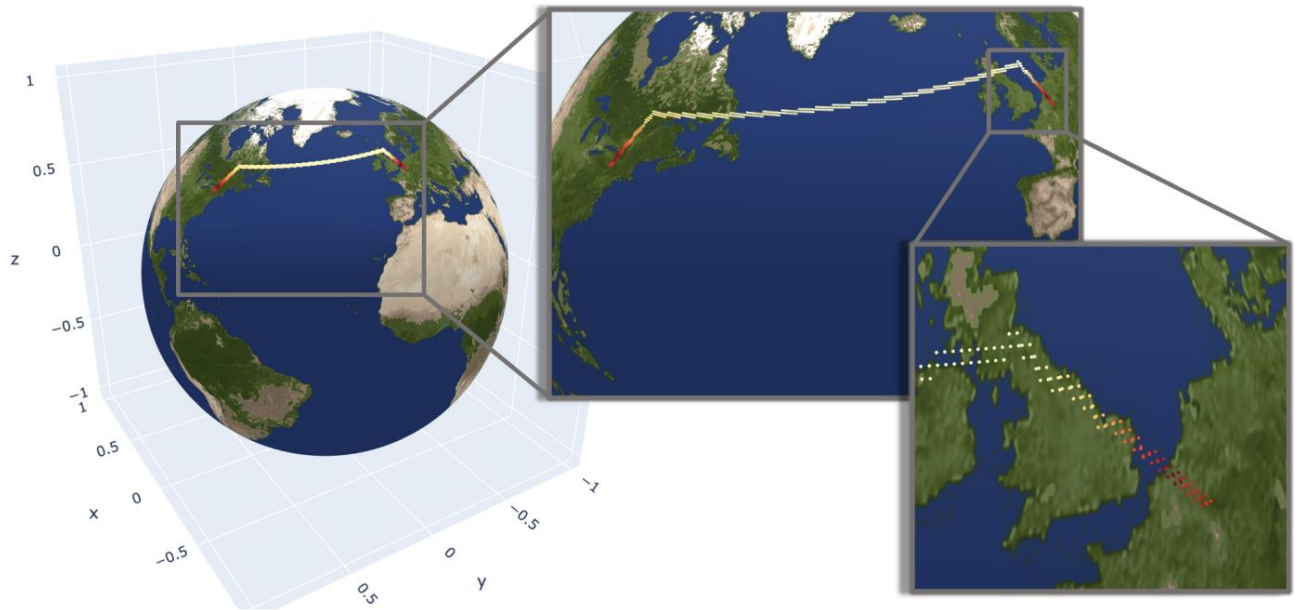


Рисунок 3.2 – Часовий ряд траєкторії польоту для потреб «розумних» послуг авіаперевезення, що виділений за допомогою алгоритму «Polytore» [7]

Важливо відзначити, що введення та виведення даних для потреб «розумних» застосунків зменшується при використанні алгоритму видобування «Polytore». Крім того, використання алгоритму «Polytore» є особливо корисним для користувачів, яким не потрібно виконувати будь-яку постобробку отриманих даних, щоб отримати необхідну форму подання інформації.

3.2 Використання засобів опрацювання гіперкубів для потреб охорони здоров'я «розумних міст»

Подібно до галузі прогнозування погоди, галузь охорони здоров'я «розумних міст» стикається зі складними проблемами обробки великих за обсягом наборів даних. Уже в 2019 році дослідники [43] оцінили, що лікарні генерують десятки петабайт даних на рік. Ефективно працювати з такою кількістю даних надзвичайно складно, і такий інструмент, як алгоритм «Polytore», міг би значно полегшити цю проблему. Тому розглянемо конкретні приклади того, як «Polytore» можна використовувати в галузі «розумної» охорони здоров'я.

«Розумне» обстеження кровоносних судин за допомогою МРТ. Клінічно значущим застосуванням МРТ є виявлення та характеристика утворення бляшок у потенційних пацієнтів з інсультом. Це вимагає сканування з високою роздільною здатністю з використанням множинного МРТ-контрастного зважування для всебічної характеристики розміру та складу компонентів бляшки. Використовуючи поточні методи видобування, користувач «розумних» медичних послуг мав би завантажити декілька повних МРТ-сканувань, а потім вручну видобувати та порівнювати відповідні дані, що цікавлять, з кожного з цих сканувань. Однак за допомогою технології екстракції даних з гіперкубів «Polytopre» можна напряду видобути необхідні мультиконтрастні дані про кровоносні судини без подальшої затримки чи дорогої постобробки, як показано на рисунку 3.3 для одного набору даних МРТ стінки чорної кровоносної судини з високою роздільною здатністю [44].

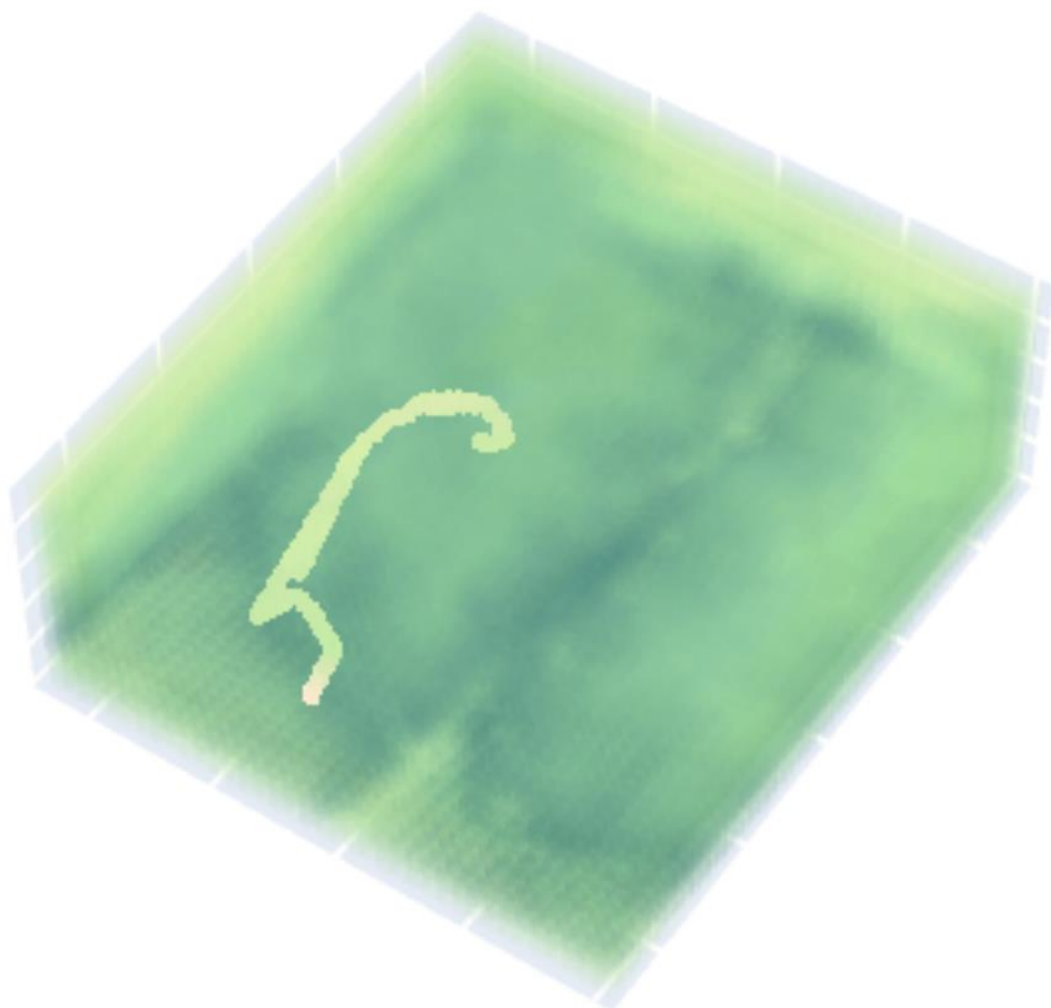


Рисунок 3.3 – Приклад «розумного сканування МРТ

Біла лінія на даному зображенні, видобута інформація про кровоносну судину, що тягнеться від кавернозного сегмента внутрішньої сонної артерії до кінця середньої мозкової артерії [7].

3.3 Продуктивність та масштабованість засобів багатовимірного аналізу даних «розумних міст» на основі гіперкубів

Передбачається, що алгоритм «Polytopre» значно зменшить обчислювальну вартість видобування неортогональних даних із гіперкубів для потреб «розумних міст». Тому спочатку проаналізуємо продуктивність алгоритму «Polytopre», а потім дослідивши скорочення даних, розглянемо зростання обчислювальної продуктивності в практичних випадках використання алгоритму «Polytopre» замість традиційних методів видобування даних «розумних міст».

3.3.1 Продуктивність засобів багатовимірного аналізу даних «розумних міст» на основі гіперкубів

На продуктивність алгоритму «Polytopre» впливає обширна множина факторів. Щоб краще його охарактеризувати, визначимо ключові характеристики, які впливають на те, скільки часу потрібно алгоритму «Polytopre» для видобування точок із гіперкубів даних «розумних міст», кількість видобутих точок, розмір вхідної форми та її геометрія або те, як вхідна форма була створена користувачем.

Розглянемо дві нові величини часу, загальний час нарізки та час роботи алгоритму. Час нарізки – це загальний накопичений час, витрачений просто на нарізку перерізів, без побудови індексного дерева. Однак загальний час роботи алгоритму – це час, необхідний для виконання всього поданого в алгоритму, включаючи час нарізки, а також час, витрачений на побудову всього дерева індексів. Для візуалізації результатів нанесено обидві величини часу в різних налаштуваннях. У кожній підсхемі було змінено одну з раніше визначених ознак, а всі інші залишили незмінними. Це дає змогу зрозуміти, як кожна окрема

функція впливає на продуктивність алгоритму «Polytope». Зауважте також, що не було включено час, який витрачається на введення-виведення для отримання даних зі сховища, оскільки це залежить від носія, який ми використовуємо, і не є суто частиною алгоритму «Polytope».

На рисунку 3.4 спочатку наносимо час нарізки, а також загальний час роботи алгоритму для форм запити різних розмірів.

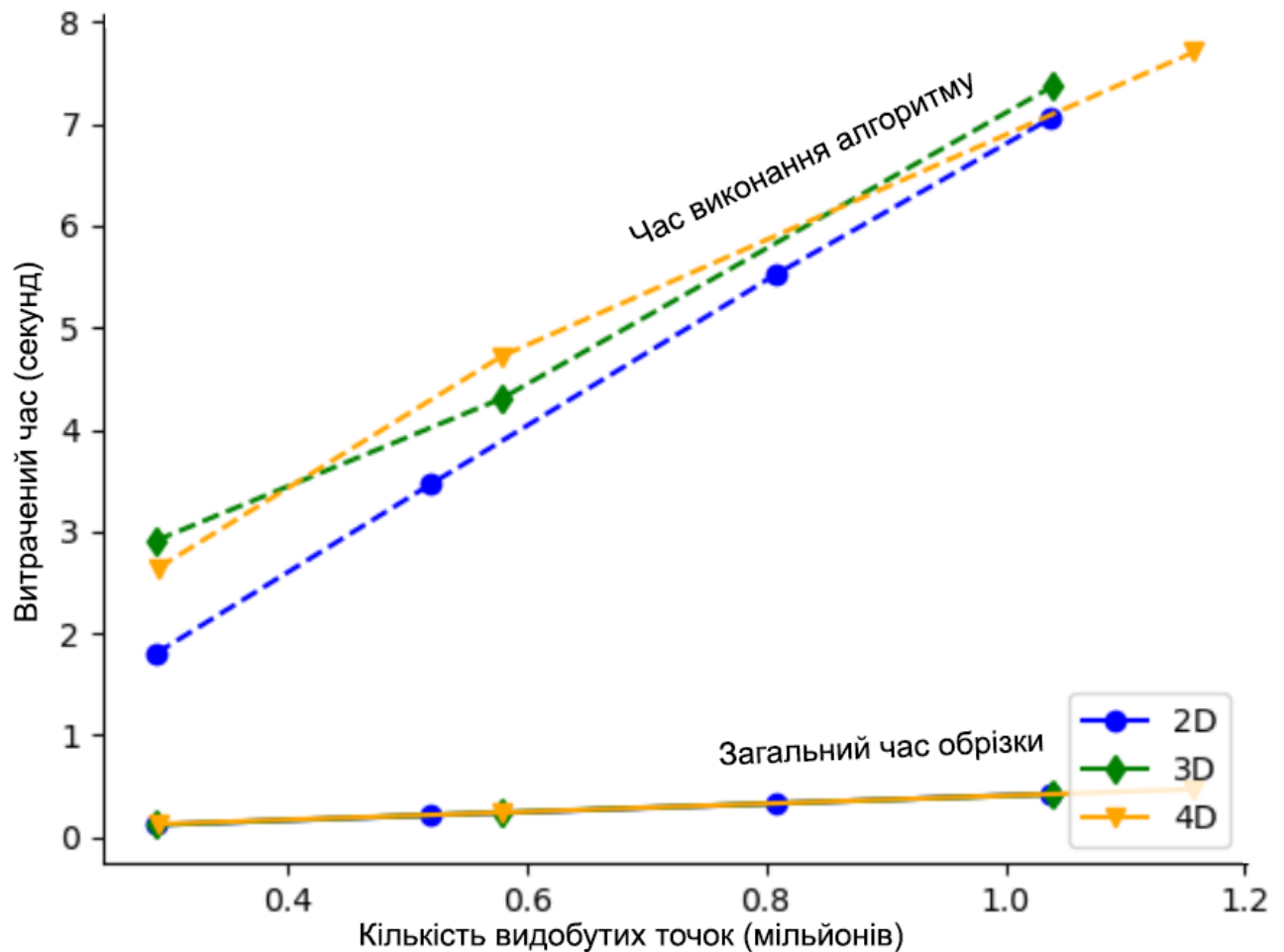


Рисунок 3.4 – Графіки продуктивності часу розрізу алгоритму «Polytope» [7]

В даному випадку нанесено загальний час роботи алгоритму – штрихові лінії і час розрізу – суцільні лінії для різних розмірів. При цьому спостерігаємо, що розмір фігури суттєво не впливає на продуктивність алгоритму. Це пов'язано з тим фактом, що навіть при нарізанні високовимірних фігур алгоритм «Polytope» витрачає більшу частину часу на нарізання маловимірних багатогранників даних «розумних міст». Насправді зауважте, що кількість багатогранників, які потрібно обробити на кожному кроці алгоритму, швидко

зростає щоразу, коли відбувається розріз до нижчого виміру. Наприклад, уявіть, що відбувається розріз 4D пакунка, який містить два індекси для кожного виміру. Спочатку потрібно виконати два 4D зрізи. Це дає два 3D пакунки, які тепер потрібно розрізати. Кожен із цих тривимірних блоків все ще має два індекси для кожного виміру, уздовж якого потрібно здійснити зрізи. Таким чином, для кожного 3D-пакунка потрібно виконати два 3D-зрізи.

Враховуючи, що є два 3D-пакунки, це означає, що потрібно виконати чотири 3D-зрізи загалом. Якщо продовжити цю логіку, наприкінці алгоритму буде виконано два 4D зрізи, чотири 3D зрізи, вісім 2D зрізів і шістнадцять 1D зрізів. Це ілюструє, чому фрагменти меншої розмірності насправді займають більшу частину часу виконання алгоритму.

Крім того, на рисунку 3.4 зазначено, що час нарізки набагато менший, ніж загальний час роботи алгоритму. Це пояснюється тим, що «Polytope» наразі використовує бібліотеку XArray [4] для реалізації гіперкуба даних і покладається на XArray для пошуку індексів дискретних осей у гіперкубі даних «розумного міста». Це крок, який, на думку авторів [7], все ще потребує оптимізації шляхом розробки ефективніших механізмів пошуку гіперкубів даних і альтернативних реалізацій гіперкубів даних «розумних міст». Тим часом, на рисунках 3.5-3.7 використано час нарізки, а не загальний час роботи алгоритму для оцінки продуктивності «Polytope», таким чином виключаючи цю залежність.

На рис. 3.5 детальніше показано поведінку часу нарізки. Зокрема, помітно, що, як і загальний час роботи алгоритму на рис. 3.4, час нарізки, здається, не залежить від розміру вхідної форми. Також спостерігається, що час розрізу зростає лінійно з кількістю точок куба даних, які алгоритм знаходить у вхідній формі. Як обговорювалося раніше, це пов'язано з тим, що більшість часу на нарізку витрачається на виконання одновимірних зрізів. Дійсно, збільшення кількості точок, що містяться у формі, фактично еквівалентно збільшенню кількості одновимірних зрізів, які необхідно виконати для пошуку цих точок. Оскільки саме ці фрагменти складають більшу частину часу нарізання, природно, що продуктивність алгоритму зростає лінійно з кількістю точок, що містяться у формі.

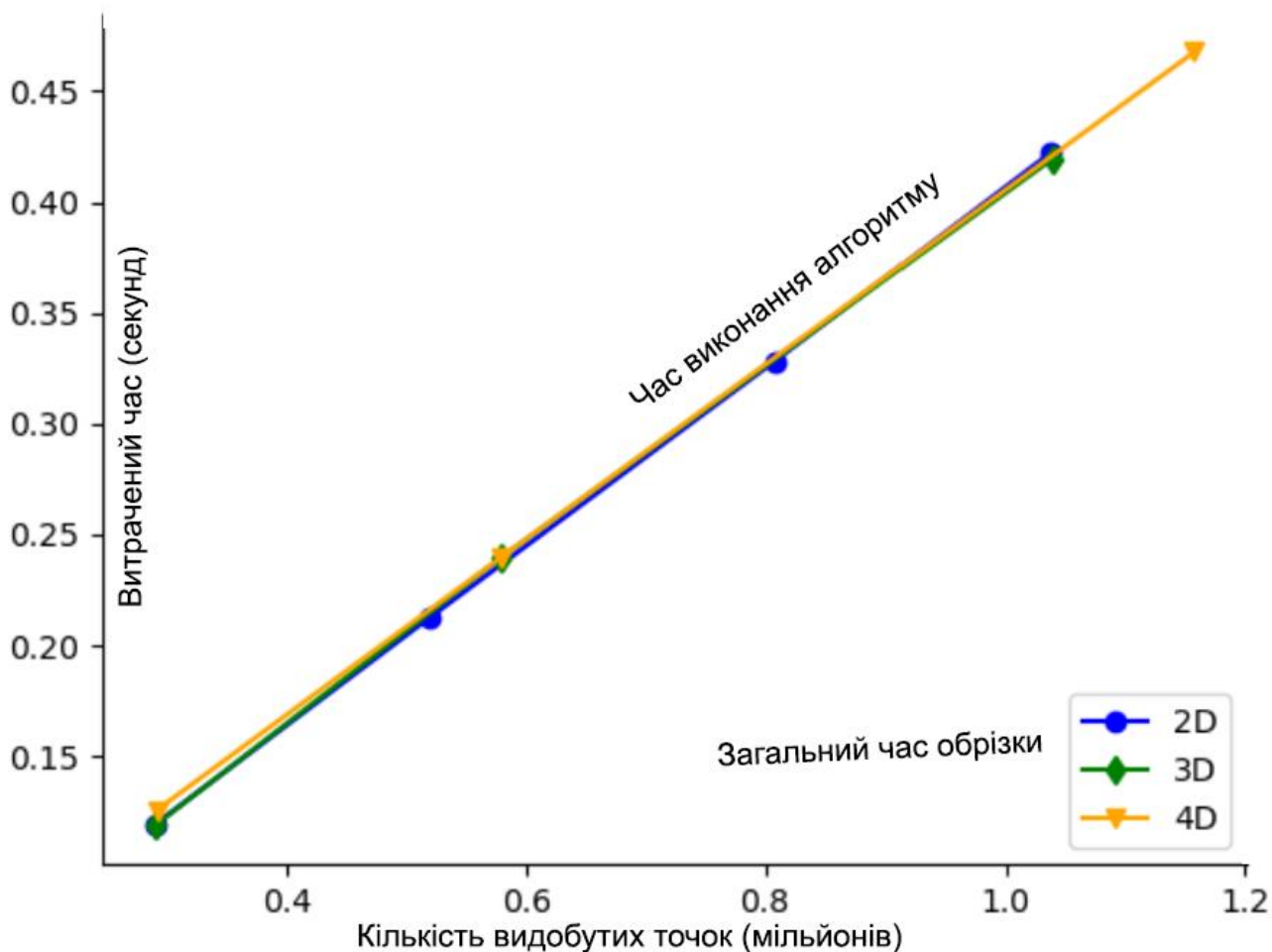


Рисунок 3.5 – Графіки графік часу алгоритму «Polytopre» для нарізки різних розмірностей [7]

На рис. 3.6 і 3.7 досліджуємо вплив геометрії вхідної форми та те, як вона була створена користувачем.

На рис. 3.6 спочатку вивчаємо, як побудова фігури шляхом об'єднання менших підформ впливає на продуктивність алгоритму порівняно з прямим визначенням вхідної форми як одного об'єкта в двох вимірах.

При цьому бачимо, що продуктивність, коли фігуру створено за допомогою об'єднань, гірша, ніж коли фігуру вказано як один об'єкт. Це пов'язано з тим, що коли запитуємо фігури як об'єднання під-фігур, то спочатку розрізаємо кожну під-фігуру окремо в алгоритмі, а потім об'єднуємо результати цих кроків в один вихід. Оскільки спочатку розрізаємо кожну під-фігуру окремо то фактично розрізаємо її вздовж усіх країв.

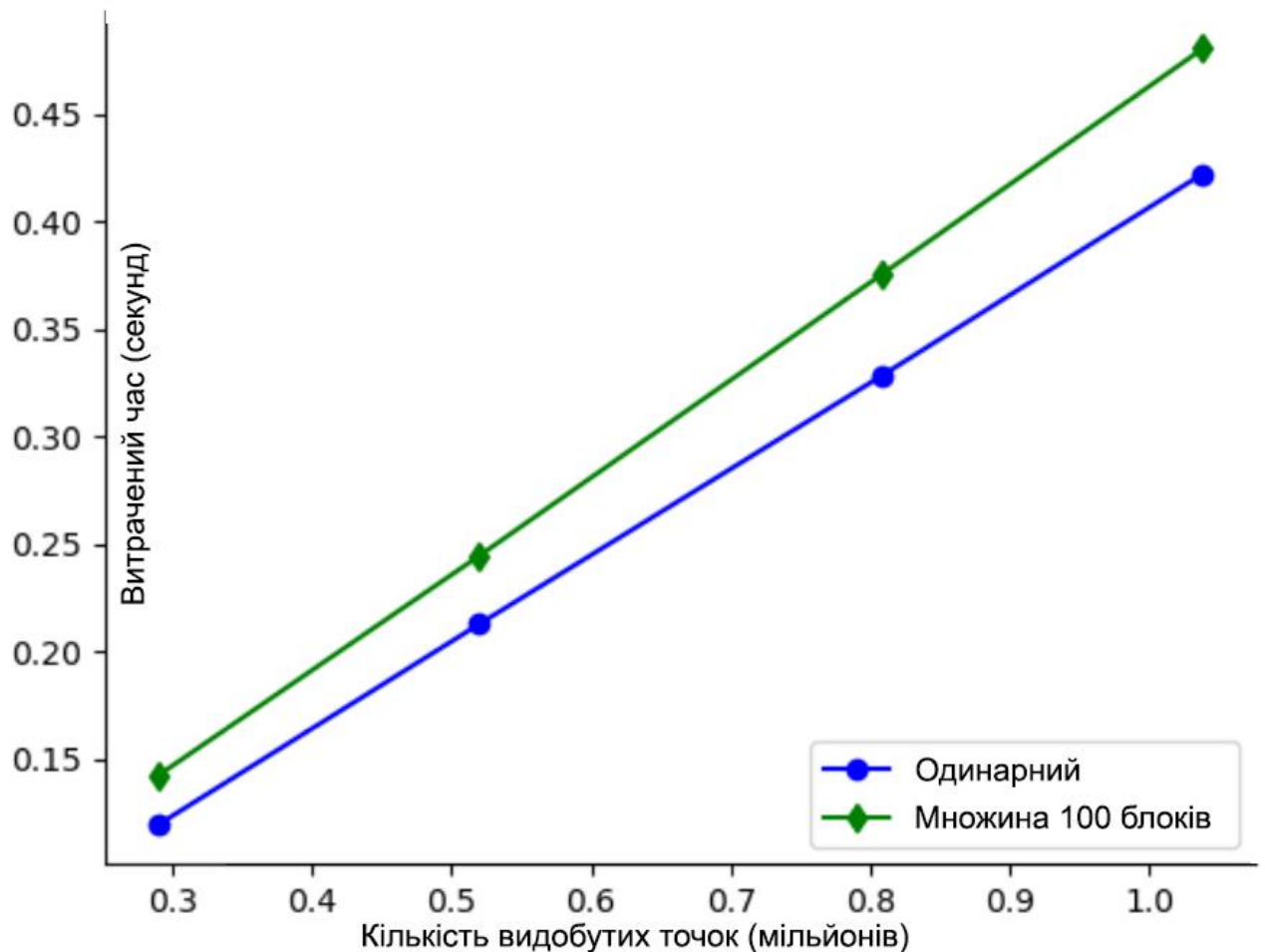


Рисунок 3.6 – Графіки графік часу алгоритму «Polytope» для нарізки різних кількостей фігур [7]

Оскільки підформи торкаються вздовж своїх країв, то в кінцевому підсумку розрізаємо краї кілька разів, що збільшує час нарізання порівняно з тим, коли цього не відбувається у випадку необ'єднаної форми. Це актуально, якщо вхідну геометрію створено за допомогою триангуляції або створення сітки.

На рисунку 3.7 проаналізуємо, як різні двовимірні високорівневі примітивні форми API «Polytope», зокрема пакунок, диск і багатокутник впливають на продуктивність алгоритму. Тут спостерігаємо, що форми коробки та багатокутника працюють однаково, тоді як форма диска має дещо гіршу продуктивність, ніж дві інші форми. Оскільки багатокутник, який ми ввели, насправді є квадратом, то можемо зробити висновок із цього спостереження, що на продуктивність алгоритму в основному впливає кількість вершин фігури, а також те, наскільки вона «неортогональна».

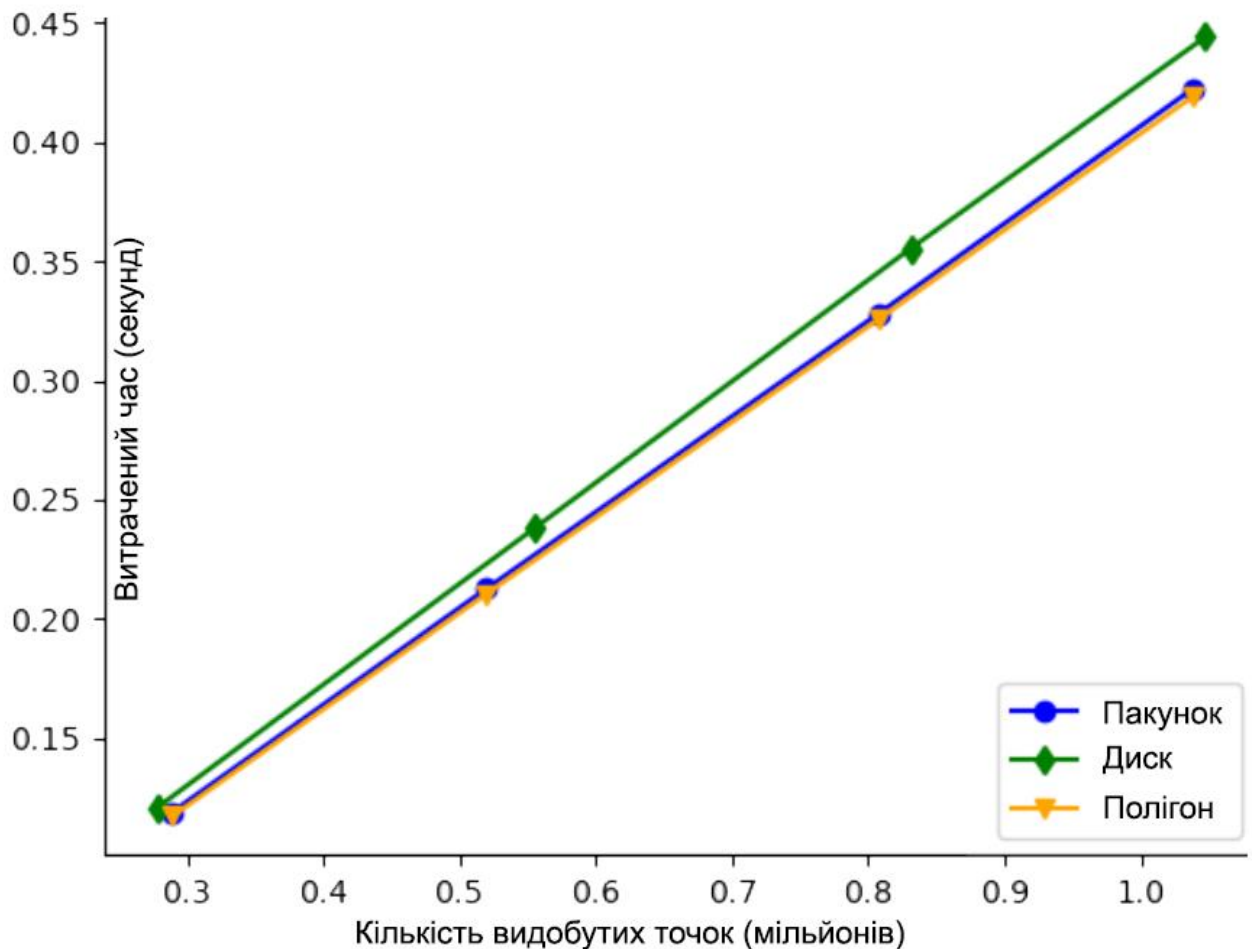


Рисунок 3.7 – Графіки графік часу алгоритму «Polytopre» для нарізки для різних розмірів [7]

Зокрема, якщо фігура має багато ребер, що перетинають осі, тоді менш імовірно, що будуть дублікати, коли обчислюються точки перетину на етапі нарізки. Таким чином, пізніше в алгоритмі доведеться виконати більше нарізки. Така ж логіка справедлива, якщо у фігурі більше вершин, що також збільшує кількість точок перетину, обчислених на етапі нарізки. Таймінг алгоритму відбувався на чіпі «Apple M1 Pro (3,2 ГГц, 8 ядер) і 16 ГБ DDR5» [7].

3.3.2 Обмеження кількості фрагментів гіперкубів даних «розумних міст»

Величина часу, яка цікавить при оцінці продуктивності алгоритму «Polytopre», це час розрізання. Час нарізки значною мірою залежить від

відповідної величини, що є кількістю зрізів, виконаних під час проходження алгоритму. Тому визначимо теоретичну верхню межу цієї пов'язаної величини.

Припустімо, що відбувається запит m -вимірної фігури даних за допомогою «Polytope» і нехай n_i – це максимальна кількість дискретних індексів, що зберігаються вздовж кожної з $i = 1, \dots, m$ осей гіперкуба даних «розумного міста», які містяться в запитуваній формі. Оскільки апріорі точно не відомо, наскільки опуклою або не схожою на пакунок є запитувана форма, то потрібно припустити, що в найгіршому випадку форма насправді є паунком.

Щоб знайти точки гіперкуба даних у цій найгіршій формі прямокутника, алгоритм «Polytope» спочатку має розрізати n_1 разів уздовж першого виміру осі. Це дає $n_1 (m - 1)$ розмірних коробчатих форм. Потім потрібно здійснити зрізи кожної з нижньовимірних форм пакунок n_2 разів уздовж другого виміру. Це створює додаткові $n_1 \times n_2$ фрагментів. Якщо продовжити цей процес до останніх одновимірних зрізів, то нарешті буде помітно, що кількість зрізів, виконаних під час алгоритму «Polytope», N_{slices} , обмежена:

$$N_{slices} \leq n_1 + n_1 \times n_2 + \dots + n_1 \times \dots \times n_m$$

$$= \sum_{i=1}^m \prod_{j=1}^i n_j .$$

В таблиці 3.1 подано розподіл часу обчислення ширини розрізу даних та продуктивність «Polytope».

Таблиця 3.1 – Порівняння процедур видобування даних [7]

Приклад форми	Дані отримані традиційним підходом	Дані отримано за допомогою підходу обмежувальної рамки	Дані отримано за допомогою алгоритму «Polytope»
1	2	3	4
Бокс по Німеччині	50.4 МВ	44 КВ	44 КВ

Продовження таблиці 3.1

1	2	3	4
Таймсерія Лондона за 14 днів	5.5 GB	896 B	896 B
Вертикальний профіль на 20 шарів Рим	1 GB	800 B	800 B
Форма країни Франції	50.4 MB	67.7 KB	32.3 KB
Форма країни Норвегії	50.4 MB	171.4 KB	29.9 KB
Маршрут польоту з Парижа в Нью-Йорк	7.9 GB	247.3 MB	4.9 KB
МРТ кровоносних судин	1 GB	1.5 MB	4.5 KB

В таблиці 3.2 подано Коефіцієнт зниження продуктивності «Polytore». Зауважте, що для повноти включено як нарізку, так і загальний час виконання алгоритму, хоча час нарізки більше вказує на продуктивність алгоритму «Polytore».

Таблиця 3.2 – Коефіцієнт зниження продуктивності «Polytore»

Приклад форми	Коефіцієнт зниження порівняно з традиційним підходом	Коефіцієнт зменшення порівняно з підходом обмежувальної рамки
1	2	3
Бокс по Німеччині	1173 ×	1 ×
Таймсерія Лондона за 14 днів	6591049 ×	1 ×
Вертикальний профіль на 20 шарів Рим	1342177 ×	1 ×

Продовження таблиці 3.2

1	2	3
Форма країни Франції	1598 ×	2 ×
Форма країни Норвегії	1726 ×	6 ×
Маршрут польоту з Парижа в Нью-Йорк	1690561 ×	51681 ×
MPT кровоносних судин	233017 ×	341 ×

Час нарізки та загальний час роботи алгоритму Polytopre подано в таблиці 3.3. Бачимо, що, як і очікувалося, у цій верхній межі домінує кількість одновимірних зрізів, які займуть більшу частину часу зрізу.

Таблиця 3.3 – Час нарізки та загальний час роботи алгоритму «Polytopre»

Приклад форми	Час нарізки	Загальний час роботи алгоритму
Бокс по Німеччині	2.3e-3 с.	0.03 с.
Таймсерія Лондона за 14 днів	1.4e-4 с.	0.13 с.
Вертикальний профіль на 20 шарів Рим	4.6e-5 с.	0.02 с.
Форма країни Франції	0.03 с.	0.94 с.
Форма країни Норвегії	0.06 с.	1.97 с.
Маршрут польоту з Парижа в Нью-Йорк	0.07 с.	0.18 с.
MPT кровоносних судин	0.10 с.	0.35 с.

Таймінг алгоритму відбувався на чіпі «Apple M1 Pro (3,2 ГГц, 8 ядер) і 16 ГБ DDR5» [7]. Однак, як ми бачили в попередньому підрозділі, 1D-зрізи відносно недорогі у виконанні, і в усіх прикладах на поданих вище рисунках час нарізки залишається менше секунди.

3.3.3 Скорочення даних

Незважаючи на те, що алгоритм «Polytope» є додатковим кроком, який необхідно виконати перед видобуванням даних «розумних міст», на перший погляд може здатися, що він має набагато вищу складність у часових параметрах, ніж традиційні підходи до видобування. Водночас важливо пам'ятати справжню мету алгоритму «Polytope» [7].

«Polytope» – це інструмент, який обчислює точні значення даних «розумних міст», до яких користувач хоче отримати доступ. Таким чином, використання цього інструменту передбачає, що користувачі вилучають лише ті точки даних, які їм потрібні, що значно зменшує кількість точок, які потрібно зчитати із системи вводу-виводу, порівняно з альтернативними методами видобування «обмежувальної рамки». Точна статистика зменшення даних для прикладів, згаданих у попередньому попередньому, подана в табл. 3.1-3.3.

У табл. 3.1 перші стовпці показують кількість байтів, отриманих під час використання різних методів видобування даних «розумних міст». Зокрема, зверніть увагу на чітке розмежування між першими двома стовпцями, які відрізняють підхід обмежувальної рамки, описаний раніше, від методів видобування стану практики, прийнятих у галузях метеорології та охорони здоров'я відповідно, які навіть менш оптимальні, ніж підхід обмежувальної рамки. Дійсно, тут важливо зазначити, що одним із широко використовуваних підходів видобування в галузі «розумної» метеорології, наприклад, є видобування з гіперкубів даних цілих полів, які є двовимірними масивами широти та довготи навколо всієї земної кулі. Подібним чином у сфері «розумної» охорони здоров'я скани МРТ наразі зберігаються як 3D-зображення.

Таким чином, підхід обмежувальної рамки вже є явним покращенням порівняно з цими підходами. Однак, як ми бачимо в таблиці 3.1, «Polytope» працює навіть краще, ніж підхід обмежувальної рамки. Це можна чітко спостерігати в таблиці 3.2, де ми надаємо коефіцієнт зменшення даних, отриманих за допомогою алгоритму «Polytope», порівняно з підходом обмежувальної рамки.

В третьому стовпці таблиці 3.2 показано загальне скорочення отриманих даних за допомогою алгоритму «Polytope» порівняно з сучасними методами видобування, які застосовуються в галузях метеорології та охорони здоров'я.

Останні два стовпці таблиці 3.3 показують дві нарізки та загальний час виконання алгоритму, розглянутий вище для кожної з наших прикладів фігур. Уздовж рядів ми розрізняємо різні типи фігур. У перших трьох рядках спочатку перевіряємо алгоритм «Polytope» на фігурах, які визначені ортогонально вздовж їхньої осі та які можна безпосередньо витягнути за допомогою підходу обмежувальної рамки.

Для цих трьох рядків, як ми бачимо в другому стовпці таблиці 3.2, використання алгоритму «Polytope» замість підходу обмежувальної рамки не зменшує розмір отриманих даних «розумних міст» далі. Однак зауважте, що виконання алгоритму «Polytope» у цих трьох прикладах не займає багато часу. В останніх чотирьох рядках відбуваються експерименти з використанням алгоритму «Polytope» для отримання складніших неортогональних або вирівняних по осі фігур.

Уже для форм країни в 2D бачимо значне скорочення даних при використанні алгоритму «Polytope» порівняно з підходом обмежувальної рамки, у деяких випадках із коефіцієнтом зменшення до шести разів. Розглядаючи форми більших розмірів, і особливо форми, схожі на «шляхи», такі як траєкторії польоту, відчуваємо ще більший коефіцієнт зменшення.

Дійсно, у випадку 4D траєкторії польоту від Парижа до Нью-Йорка, згаданого вище, приблизно в триста п'ятдесят разів менше даних повертається користувачам при використанні алгоритму «Polytope» замість підходу обмежувальної рамки. Знову ж таки, зауважте, що в більшості прикладів алгоритм «Polytope» займає менше секунди для роботи, одночасно зменшуючи розмір отриманих даних принаймні в тисячу разів порівняно з традиційними підходами.

Тут важливо зауважити, що «Polytope» здатний виконувати точно такі ж ортогональні видобування, як підхід обмежувальної рамки, за мінімальний час, водночас значно перевершуючи підхід обмежувальної рамки під час

видобування більш складних форм. Це свідчить про те, що алгоритм «Polytope» працює принаймні так само добре, як підхід обмежувальної рамки, і, отже, робить його сильним конкурентом цьому підходу.

3.3.4 Аналіз результатів оцінювання продуктивності та масштабованість засобів багатовимірного аналізу даних «розумних міст»

Зверніть увагу, що в попередніх параграфах, на рисунку 3.4, не включено час, витрачений на видобування даних з куба даних. Це пояснюється тим, що час видобування даних дуже залежить від носія даних, на якому виконується алгоритм. Очікується, що питома вартість виконання алгоритму «Polytope» буде значно нижчою, ніж економія, отримана завдяки видобуванню меншої кількості даних. Зокрема, прогнозується, що апаратне забезпечення, яке підтримує високоефективне довільне читання, таке як, наприклад, пристрої на базі флеш-пам'яті, отримає вагому користь від алгоритму «Polytope» для багатовимірного аналізу даних «розумних міст» на основі гіперкубів.

Порівняно з традиційними методами багатовимірного аналізу даних «розумних міст», алгоритм «Polytope» є додатковим кроком у процесі видобування, для виконання якого потрібен час. Однак, як ми бачили в цьому розділі, а особливо на рисунках 3.4-3.7, алгоритм «Polytope» є ефективним і масштабованим, він здатний знаходити більше мільйона точок менш ніж за півсекунди. Крім того, як уже згадувалося, коли обговорюється продуктивність алгоритму, особливо важливо також враховувати його ширшу роль у загальному процесі видобування. Як помітно з таблиці 3.1, алгоритм «Polytope» дає змогу користувачам видобувати набагато менше даних, ніж вони зробили б за більш традиційного підходу. Оскільки зчитування та повернення даних зазвичай є дорогою операцією, це означає, що, будучи включеним у повний конвеєр видобування, алгоритм «Polytope» зробить видобування даних ефективнішим, ніж поточні засоби. Таким чином, трохи дорожчий механізм нарізки в алгоритмі «Polytope» буде переважений фактичним підвищенням продуктивності всього конвеєра видобування даних.

Перш ніж мати можливість кількісно оцінити справжню продуктивність і переваги алгоритму «Polytopre», потрібно буде виконати глибший аналіз його поведінки в рамках повної системи видобування даних «розумних міст» на основі гіперкубів.

3.4 Висновок до третього розділу

В третьому розділі кваліфікаційної роботи описано використання засобів опрацювання гіперкубів для метеорологічних потреб «розумних міст» та для потреб охорони здоров'я «розумних міст». Проаналізовано продуктивність та масштабованість засобів багатовимірного аналізу даних «розумних міст» на основі гіперкубів. Досліджено обмеження кількості фрагментів гіперкубів даних «розумних міст». Подано опис процесу скорочення даних. Проаналізовано результати оцінювання продуктивності та масштабованість засобів багатовимірного аналізу даних «розумних міст».

4 ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ

4.1 Психологічні чинники небезпеки

В кваліфікаційній роботі досліджено методи та засоби багатовимірного аналізу даних «розумних міст» на основі гіперкубів. Сучасні інформаційно-технологічні проекти класу «розумне місто» потребують від персоналу підвищеної уваги та концентрації. Зростає рівень стресу та психофізичного навантаження. Тому в цьому розділі доцільно проаналізувати психологічні чинники небезпеки.

Аналіз статистичних даних та висновків експертів у галузі безпеки життєдіяльності свідчить, що від 60 до 90% травм на виробництві і в побуті відбувається з вини потерпілих [45]. Основні причини цього:

- низький рівень професійної підготовки з питань безпеки;
- недостатнє виховання;
- слабка установка людини на дотримання вимог безпеки;
- допуск до небезпечних робіт осіб з підвищеним ризиком травматизму;
- перебування людей у стані втоми чи інших психічних станах, які знижують безпеку діяльності.

Виділяють комплекс чинників, що збільшують індивідуальну схильність людини до небезпеки, це:

- особливості темпераменту;
- функціональні зміни в організмі;
- дефекти органів відчуття;
- незадоволення даним видом діяльності.

Водночас схильність до небезпеки через несприятливий характер діяльності:

- значні фізичні та розумові зусилля;
- незручна робоча поза;
- високий темп праці;
- нервово-емоційні перевантаження;

- перенапруга слухових та зорових аналізаторів;
- несумісність робочого місця, засобів праці та антропометричних даних людини.

Зазначені чинники призводять до збільшеної фізичної та нервової втоми, що впливає на психіку, зменшує швидкість та точність орієнтації, погіршує увагу та пильність і порушує сприйняття оточуючого середовища. Крім того, це може призводити до травматизації.

Психологи визначають спеціальну галузь, а саме психологію безпеки, де розглядають психічні властивості та різноманітні форми психічних станів, що виникають під час трудової діяльності [46]. Психічні процеси є основою психічної діяльності і без їхньої участі неможливе формування знань та набуття життєвого досвіду.

Виділяють пізнавальні, емоційні та вольові психічні процеси. Психічні властивості представляють собою стійкі особливості особистості, такі як інтелектуальні, емоційні, вольові, трудові і інші. Психічні стани визначають особливості психічної діяльності в конкретний період часу та можуть позитивно або негативно впливати на всі психічні процеси. За думкою багатьох психологів, ефективність діяльності та працездатність людини залежать від рівня психічного напруження. Підвищення рівня психічного напруження істотно покращує ефективність праці. Однак існує критична межа активації, після якої результати праці знижуються аж до повної втрати працездатності.

Існують два типи позамежевого психологічного напруження: гальмівний та збудливий. Гальмівний тип проявляється скутістю та сповільненістю рухів, при цьому людина втрачає колишню спритність у виконанні професійних дій. Реакції стають повільнішими, процес мислення сповільнюється, згадування погіршується, увага розпорошується, і з'являються інші негативні прояви, які не є характерними для цієї людини у спокійному стані. Збудливий тип характеризується гіперактивністю, багатомовністю, тремтінням рук і голосу. Оператори виконують численні дії, які не є обґрунтованими конкретною потребою: перевіряють стан приладів, крутять регулятори, поправляють одяг,

розтирають руки. Також вони стають дратівливими, запальними, проявляють різкість, грубість і уразливість, що не є характерними для них у спокійному стані.

Поза межеві форми психічного напруження часто лежать в основі помилкових дій та неправильної поведінки у складній ситуації, що може призвести до травматизму та аварій [47]. Серед особливих психічних станів, які мають велике значення для безпеки життєдіяльності, психологи виокремлюють пароксизмальні розлади свідомості, психогенні зміни настрою та афективні стани, пов'язані з вживанням психоактивних засобів, стимуляторів, транквілізаторів і алкогольних напоїв.

Пароксизмальні стани представляють собою групу розладів, що проявляються короткочасною втратою свідомості, тривалістю від кількох секунд до хвилин. Ці стани є характерними для певних органічних захворювань головного мозку, а також для епілепсії. Сучасні методи дають змогу вчасно ідентифікувати осіб, у яких існує прихована схильність до пароксизмальних станів. Таким людям не рекомендується працювати на висоті, керувати автотранспортом та виконувати інші види робіт із підвищеною небезпекою.

Психогенні зміни настрою та афектні стани виникають під впливом психічних впливів. Зниження настрою та апатія можуть тривати від кількох хвилин до одного-двох місяців. Зміни в настрої спричинені конфліктними ситуаціями, втратою близьких та іншими подіями. Це може супроводжуватися байдужістю, вялістю, загальною скутістю, уповільненням темпу мислення. Погіршення настрою також супроводжується втратою самоконтролю, що може призвести до травм та збільшити ризик виникнення небезпечних ситуацій.

Афективні стани (афект – вибух емоцій) можуть виникнути внаслідок трудових невдач або під впливом образливих ситуацій. У стані афекту розвивається емоційне звуження обсягу свідомості, і можна спостерігати різкі рухи, агресивні та руйнівні дії. Люди, які мають схильність до афективних станів, належать до групи з підвищеним ризиком травм та не повинні займати посади з високою відповідальністю.

Використання різних психоактивних засобів, включаючи алкоголь, підвищує ризик травматизму та знижує рівень безпеки в проведенні діяльності.

Вживання легких стимуляторів, таких як чай чи кава, допомагає боротися зі сонливістю та може сприяти підвищенню працездатності на короткий період. Однак вживання активних стимуляторів під час відповідальних завдань може викликати негативний ефект – погіршення самопочуття та зниження швидкості реакції. Також використання транквілізаторів, які мають заспокійливий ефект та запобігають розвитку неврозів, може призводити до зниження психічної активності, уповільнення реакцій, апатії та сонливості.

Особливу увагу слід приділити впливу алкогольних напоїв на безпеку діяльності. Згідно з різними даними, в 40-60% випадків автомобільних травм виникає через вживання алкоголю. На виробництві встановлено, що 64% смертельних випадків пов'язані з алкогольним вживанням та помилковими діями загиблих. Для безпеки праці особливо важлива є післяалкогольна астения (похмілля), яка не лише знижує працездатність, але і спричиняє загальмованість та зменшення відчуття обережності.

Тривале вживання алкоголю призводить до алкоголізму, що в супроводі різним ступенем деградації особистості. Люди, що страждають від алкоголізму, втрачають свою звичну точність та охайність в роботі. Вони все частіше допускають помилки та втрачають здатність вирішувати складні проблеми, а також швидко та правильно орієнтуватися у нестандартних ситуаціях.

4.2 Ергономічні вимоги до робочого місця користувача персональним комп'ютером (ПК)

В кваліфікаційній роботі досліджуються методи та засоби багатовимірного аналізу даних «розумних міст» на основі гіперкубів. Реалізація інноваційних інформаційно-технологічних проєктів класу «розумне місто» відбувається з використанням комп'ютерної техніки. Тому в цьому параграфі доцільно розглянути ергономічні вимоги до робочого місця користувача персональним комп'ютером.

Робоче місце – це, оснащена необхідним устаткуванням, зона простору в якій здійснюється трудова діяльність окремого працівника чи групи працівників [48]. Раціональне планування робочого місця повинно забезпечувати:

- найкраще розміщення знарядь і предметів праці;
- недопущення загального дискомфорту;
- зменшення втомлюваності працівника;
- підвищення продуктивності праці.

Раціональна організація робочого місця передбачає достатню площу для уникнення зайвих рухів, комфортне положення корпусу тіла та кінцівок, можливість зміни робочої пози. Це сприяє підвищенню продуктивності праці на 15-25%. Основні ергономічні вимоги до проектування робочого місця в системі «людина – техніка – виробниче середовище» подані на рисунку 4.1.

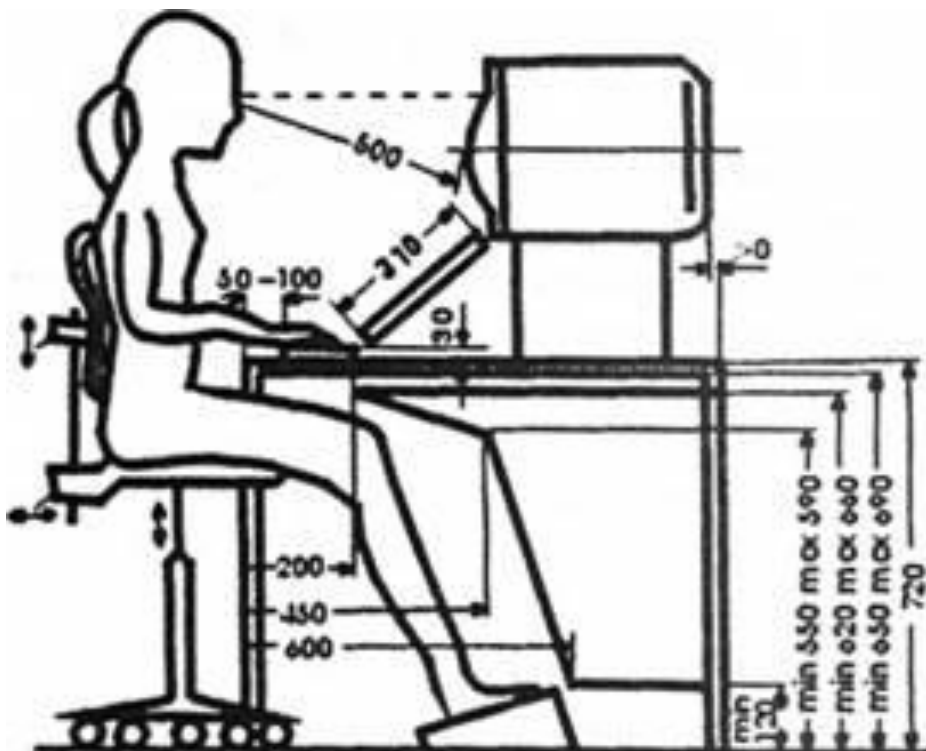


Рисунок 4.1 – Робочий стіл і розміщення користувача ПК

Гігієнічні вимоги визначають умови життєдіяльності і працездатності людини у процесі взаємодії з технікою і середовищем. Гігієнічними показниками є рівень освітлення, температура, вологість, шум, вібрація, токсичність, загазованість тощо [49].

Антропометричні вимоги до техніки визначають, що її конструкції повинні відповідати антропометричним характеристикам людини, зокрема зросту, розмірам тіла та окремих рухових ланок. Це забезпечує раціональну робочу позу, оптимальні зони досягнення та раціональні трудові рухи. Фізіологічні та психофізіологічні вимоги до техніки визначають, що її конструкції та середовище повинні відповідати можливостям працівника щодо сприйняття, переробки інформації, прийняття та реалізації рішень.

Організація робочого місця передбачає:

- правильне розміщення робочого місця у виробничому приміщенні;
- вибір ергономічно обґрунтованого робочого положення, виробничих меблів з урахуванням антропометричних характеристик працівників;
- раціональне компонування обладнання на робочих місцях;
- урахування характеру та особливостей трудової діяльності.

Загальні принципи організації робочого місця:

- На робочому місці не повинно бути нічого зайвого. Всі необхідні для роботи предмети мають бути поряд із працівником, але не заважати йому.
- Частіше використовувані предмети розташовуються ближче ніж рідше використовувані предмети.
- Предмети, які беруть лівою рукою, повинні бути зліва, а предмети, які беруть правою рукою – з правого боку.
- Якщо використовуються обидві руки, то місце розташування вибирається з урахуванням зручності захоплення предметів двома руками.
- Робоче місце не повинно бути захаращене.
- Організація робочого місця повинна забезпечувати необхідну оглядовість.

Статичні напруження працівника в процесі праці пов'язані з підтриманням у нерухомому стані предметів і знарядь праці, а також підтриманням робочої пози. Робоча поза – це основне положення працівника у просторі, яке забезпечує стійкість положення корпусу, ніг, рук, голови працівника під час роботи, мінімальні затрати енергії та максимальну результативність праці.

Найпоширенішими у процесі праці є пози сидячи і стоячи. При виконанні роботи з фізичним навантаженням бажана поза стоячи, а при малих зусиллях – сидячи.

Організація робочого місця користувача комп'ютера повинна забезпечувати відповідність усіх елементів робочого місця та їх взаємного розташування ергономічним вимогам.

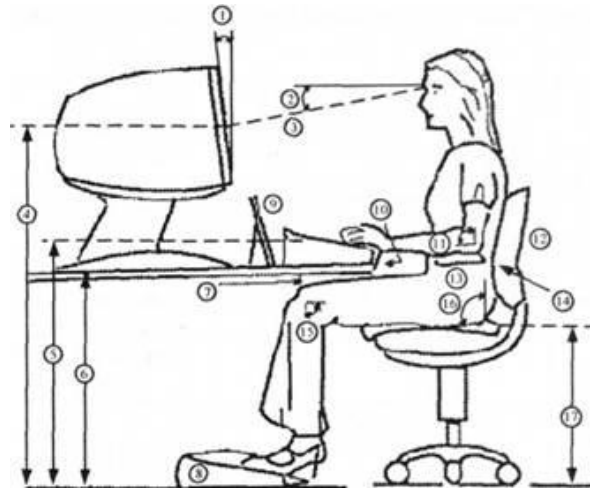


Рисунок 4.2 – Робоче місце і робоча поза користувача комп'ютера

Зокрема, 1 – кут екрана, 2 – кут огляду зору, 3 – відстань огляду, 4 – висота середини екрана, 5 – висота клавіатури, 6 – висота столу, 7 – відстань колін від столу, 8 – підставка для ніг, 9 – підставка для документів, 10 – положення рук, 11 – кут ліктів, 12 – спинка крісла, 13 – підлокітник, 14 – опора для попереку, 15 – кут колін, 16 – кут спинки крісла, 17 – висота сидіння.

4.3 Висновок до четвертого розділу

В третьому розділі кваліфікаційної роботи описано психологічні чинники небезпеки. Подано ергономічні вимоги до робочого місця користувача персональним комп'ютером.

ВИСНОВКИ

У кваліфікаційній роботі освітнього рівня «магістр» досліджено методи та засоби багатовимірного аналізу даних «розумних міст» на основі гіперкубів. Зокрема проаналізовано новий алгоритм видобування даних «Polytope», який має можливість видобувати довільні геометричні фігури з гіперкуба даних «розумного міста». Ця нова техніка дає змогу користувачам безпосередньо обчислювати точні значення міських даних, які їх цікавлять, перш ніж запитувати їх з гіперкуба даних «розумного міста». Такий підхід дає багато переваг як для користувачів, так і для постачальників даних. Для постачальників даних потрібно набагато менше операцій введення та виведення, тоді як для користувачів зменшується потреба в подальшій постобробці після видобування.

В першому розділі кваліфікаційної роботи освітнього рівня «Магістр»:

- Висвітлено актуальність досліджень в галузі багатовимірного аналізу даних.

- Описано джерела багатовимірних даних «розумних міст».

- Розглянуто розподілені хеш-таблиці в «розумних» інформаційних системах.

- Подано опис технологій розподіленої книги (DLT), що використовуються для зберігання даних «розумних міст».

- Розглянуто концептуальний підхід до багатовимірного аналізу даних в «розумному місті» на основі гуперкубів.

- Висвітлено аналіз гіперкубів даних «розумних міст» на основі моделей машинного навчання.

- Описано підходи до видобування знань з гіперкубів даних «розумного міста» на основі кластеризації засобами машинного навчання.

В другому розділі кваліфікаційної роботи:

- Розглянуто алгоритм видобування ознак даних «розумних міст» на основі гіперкубів.

- Описано структуру гіперкубів даних «розумних міст».

- Висвітлено зріз гіперкубів даних «розумних міст».

- Проаналізована концепція нарізки та осі даних «розумних міст».
- Розглянуто етапи нарізки даних «розумного міста».
- Висвітлено процес побудови індексного дерева даних «розумного міста».
- Описано інтерфейс алгоритму видобування ознак «Polytopre» для використання в проектах «розумних міст».

В третьому розділі кваліфікаційної роботи:

- Описано використання засобів опрацювання гіперкубів для метеорологічних потреб «розумних міст» та для потреб охорони здоров'я «розумних міст».
- Проаналізовано продуктивність та масштабованість засобів багатовимірного аналізу даних «розумних міст» на основі гіперкубів.
- Досліджено обмеження кількості фрагментів гіперкубів даних «розумних міст».
- Подано опис процесу скорочення даних.
- Проаналізовано результати оцінювання продуктивності та масштабованість засобів багатовимірного аналізу даних «розумних міст».

У розділі «Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях» описано психологічні чинники небезпеки. Подано ергономічні вимоги до робочого місця користувача персональним комп'ютером.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ

- 1 Duda, O., et al, Selection of Effective Methods of Big Data Analytical Processing in Information Systems of Smart Cities. CEUR Workshop Proceedings 2631, pp. 68-78. 2020.
- 2 J. Gray, S. Chaudhuri, A. Bosworth, A. Layman, D. Reichart, M. Venkatrao, F. Pellow, and H. Pirahesh, "Data cube: A relational aggregation operator generalizing group-by, cross-tab, and subtotals," Data mining and knowledge discovery, vol. 1, pp. 29–53, 1997.
- 3 D. J. Higham and N. J. Higham, MATLAB guide. SIAM, 2016.
- 4 S. Hoyer and J. Hamman, "xarray: ND labeled arrays and datasets in Python," Journal of Open Research Software, vol. 5, no. 1, 2017.
- 5 Xtensor Stack, "Xtensor Documentation," In Xtensor (Version 0.24.6). Retrieved from Read the Docs: [<https://xtensor.readthedocs.io/en/latest/>], 2023.
- 6 K. Morfonios, S. Konakas, Y. Ioannidis, and N. Kotsis, "ROLAP implementations of the data cube," ACM Computing Surveys (CSUR), vol. 39, no. 4, pp. 12–es, 2007.
- 7 Leuridan, Mathilde, et al. "Polytope: An Algorithm for Efficient Feature Extraction on Hypercubes." arXiv preprint arXiv:2306.11553 (2023).
- 8 Bodnarchuk I., Duda O., Kharchenko A., Kunanets N., Matsiuk O., Pasichnyk V. Choice method of analytical information-technology platform for projects associated to the smart city class. ICTERI 2020 ICT in Education, Research and Industrial Applications. Integration, Harmonization and Knowledge Transfer Proceedings of the 14th International Conference on ICT in Education, Research and Industrial Applications. Integration, Harmonization and Knowledge Transfer. Volume I: Main Conference p.317-330.
- 9 Oleksii Duda, Liliana Dzhydzhora, Oleksandr Matsiuk, Andrii Stanko, Nataliia Kunanets, Volodymyr Pasichnyk, Oksana Kunanets. Mobile Information System for Monitoring the Spread of Viruses in Smart Cities. SISN. 2020; Volume 8: pp. 65 - 70.

- 10 Mukherjee, P.; Barik, R.K.; Pradhan, C. A comprehensive proposal for blockchain-oriented smart city. In *Security and Privacy Applications for Smart City Development*; Springer: Cham, Switzerland, 2021; pp. 55–87.
- 11 Wang, L.; Chen, P.; Chen, S.; Sun, M. A novel approach to fully representing the diversity in conditional dependencies for learning Bayesian network classifier. *Intell. Data Anal.* 2021, 25, 35–55.
- 12 Dong, J.; Metternicht, G.; Hostert, P.; Fensholt, R.; Chowdhury, R.R. Remote sensing and geospatial technologies in support of a normative land system science: Status and prospects. *Curr. Opin. Environ. Sustain.* 2019, 38, 44–52.
- 13 Ezzat, M.A.; Abd El Ghany, M.A.; Almotairi, S.; Salem, M.A.M. Horizontal Review on Video Surveillance for Smart Cities: Edge Devices, Applications, Datasets, and Future Trends. *Sensors* 2021, 21, 3222.
- 14 Joung, Y.-J., Yang, L.-W., Fang, C.-T.: Keyword search in dht-based peerto-peer networks. *IEEE J. Sel. Area. Commun.* 25(1), 46–61 (2007)
- 15 Thirumalaisamy, Manikandan, et al. "Interaction of secure cloud network and crowd computing for smart city data obfuscation." *Sensors* 22.19 (2022): 7169.
- 16 D'Angelo, G., Ferretti, S.: Highly intensive data dissemination in complex networks. *J. Parallel Distr. Comput.* 99, 28–50 (2017)
- 17 Benet, J. Ipfs-content addressed, versioned, p2p file system (2014) arXiv preprint arXiv:1407.3561
- 18 Aiello, M., et al.: Ippo: A Privacy-Aware Architecture for Decentralized Data-Sharing (2020). arXiv preprint arXiv:2001.06420
- 19 Ferretti, S., D'Angelo, G.: On the ethereum blockchain structure: a complex networks theory perspective. *Concurrency Comput. Pract. Ex.* 32(12), e5493
- 20 Bez, M., Fornari, G., Vardanega, T.: The scalability challenge of ethereum: an initial quantitative analysis. In: 2019 IEEE International Conference on Service-Oriented System Engineering (SOSE), pp. 167–176. IEEE (2019)
- 21 Lewis, G., et al.: Sok: layer-two blockchain protocols. In: *International Conference on Financial Cryptography and Data Security*. Springer (2020)
- 22 Popov, S.: *The Tangle* (2016). https://iota.org/IOTA_Whitepaper.pdf

- 23 James, B., Baskaran, I., Ramachandran, N.: Authenticating health activity data using distributed ledger technologies. *Comput. Struct. Biotechnol. J.* 16 (2018)
- 24 P. Wolfe, “Finding the nearest point in a polytope,” *Mathematical Programming*, vol. 11, pp. 128–149, 1976.
- 25 S. J. Owen, “A survey of unstructured mesh generation technology,” *IMR*, vol. 239, p. 267, 1998.
- 26 Rocha, A., Papa, J.P., Meira, L.A.A.: How far do we get using machine learning black-boxes? *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence* 26(02), 1261001–(1–23) (2012). <https://doi.org/10.1142/S0218001412610010>.
- 27 Guidotti, R., Monreale, A., Ruggieri, S., Turini, F., Giannotti, F., Pedreschi, D.: A survey of methods for explaining black box models. *ACM Computing Surveys* 51(5), 1–42 (2018). <https://doi.org/10.1145/3236009>.
- 28 Rudin, C.: Stop explaining black box machine learning models for high stakes decisions and use interpretable models instead. *Nature Machine Intelligence* 1(5), 206–215 (2019). <https://doi.org/10.1038/s42256-019-0048-x>.
- 29 Kenny, E.M., Ford, C., Quinn, M., Keane, M.T.: Explaining black-box classifiers using post-hoc explanations-by-example: The effect of explanations and error-rates in XAI user studies. *Artificial Intelligence* 294, 103459 (2021). <https://doi.org/10.1016/j.artint.2021.103459>.
- 30 Craven, M.W., Shavlik, J.W.: Using sampling and queries to extract rules from trained neural networks. In: *Machine Learning Proceedings 1994*, pp. 37–45. Elsevier (1994). <https://doi.org/10.1016/B978-1-55860-335-6.50013-1>.
- 31 Huysmans, J., Baesens, B., Vanthienen, J.: ITER: An algorithm for predictive regression rule extraction. In: *Data Warehousing and Knowledge Discovery (DaWaK 2006)*. pp. 270–279. Springer (2006). https://doi.org/10.1007/11823728_26.
- 32 Sabbatini, F., Ciatto, G., Omicini, A.: GridEx: An algorithm for knowledge extraction from black-box regressors. In: Calvaresi, D., Najjar, A., Winikoff, M., Fraïmling, K. (eds.) *Explainable and Transparent AI and Multi-Agent Systems. Third International Workshop, EXTRAAMAS 2021, Virtual Event, May 3–7, 2021, Revised*

Selected Papers, LNCS, vol. 12688, pp. 18–38. Springer Nature, Basel, Switzerland (2021). https://doi.org/10.1007/978-3-030-82017-6_2.

33 Sabbatini, F., Calegari, R.: Symbolic knowledge extraction from opaque machine learning predictors: GridREx & PEDRO (2022), 19th International Conference on Principles of Knowledge Representation and Reasoning (KR 2022), Haifa, Israel, July 31–August 5, 2022. Proceedings.

34 Setiono, R., Leow, W.K., Zurada, J.M.: Extraction of rules from artificial neural networks for nonlinear regression. *IEEE Transactions on Neural Networks* 13(3), 564–577 (2002). <https://doi.org/10.1109/TNN.2002.1000125>.

35 Ciatto, G., Calvaresi, D., Schumacher, M.I., Omicini, A.: An abstract framework for agent-based explanations in AI. In: El Fallah Seghrouchni, A., Sukthankar, G., An, B., Yorke-Smith, N. (eds.) 19th International Conference on Autonomous Agents and MultiAgent Systems. pp. 1816–1818. IFAAMAS (2020).

36 Sabbatini, F., Ciatto, G., Calegari, R., Omicini, A.: Symbolic knowledge extraction from opaque ML predictors in PSyKE: Platform design & experiments. *Intelligenza Artificiale* 16(2) (2022).

37 Duda O., Matsiuk O., Kunanets N., Pasichnyk V., Rzhеuskyi A., Bilak Y., Formation of Hypercubes Based on Data Obtained from Systems of IoT Devices of Urban Resource Networks, *International Journal of Sensors, Wireless Communications and Control* (2020) 10: 1. ISSN 2210-3287.

38 Duda, O., Pasichnyk, V., Kunanets, N., Antonii, R., Matsiuk, O. Multidimensional Representation of COVID-19 Data Using OLAP Information Technology. *International Scientific and Technical Conference on Computer Sciences and Information Technologies*, 2020, 2, pp. 277–280, 9321889.

39 J. Melton and A. R. Simon, *SQL: 1999: understanding relational language components*. Elsevier, 2001.

40 C. B. Barber, D. P. Dobkin, and H. Huhdanpaa, “The QuickHull algorithm for convex hulls,” *ACM Transactions on Mathematical Software (TOMS)*, vol. 22, no. 4, pp. 469–483, 1996.

41 M. Burgoyne, D. Blodgett, C. Heazel, and C. Little, "OGC API Environmental Data Retrieval Standard," Open Geospatial Consortium Inc., Wayland, MA, USA, OpenGIS® Implementation Specification OGC.

42 N. Wedi, T. Quintino, U. Modigliani, V. Baousis, T. Geenen, I. Sandu, P. Bauer, J. Hoffmann, and D. Thiemert, "Destination Earth: Digital Twins of the Earth System," Copernicus Meetings, Tech. Rep., 2022.

43 World Economic Forum, "4 ways data is improving healthcare," 2019, accessed on April 24 2023. [Online]. Available: <https://www.weforum.org/agenda/2019/12/four-ways-data-is-improving-healthcare>.

44 M. H. de Buck, J. L. Kent, A. T. Hess, and P. Jezzard, "Parallel transmit dante-space for improved black-blood signal suppression at 7 tesla," in Proceedings of the 31st Annual Meeting of ISMRM, vol. 2092, 2022.

45 Психологічні чинники небезпеки. URL: <https://subject.com.ua/safety/bezpeka/30.html>.

46 Психологія безпеки. URL: https://pidru4niki.com/70727/bzhd/psihologiya_bezpeki.

47 Дуднікова І.І. Безпека життєдіяльності. Навч. посібник. – 2-ге вид., доп. – К.: Вид-во Європ. ун-ту, 2013. — 268 с.

48 Самохіна, Євгенія Анатоліївна, and Євгенія Анатоліївна Самохіна. "Ергономічне забезпечення робочого місця." (2021).

49 Голінько, В. І. "Контроль умов праці." (2018).

ДОДАТКИ

Тези конференції

МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ТЕРНОПІЛЬСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ
УНІВЕРСИТЕТ ІМЕНІ ІВАНА ПУЛЮЯ

МАТЕРІАЛИ

XI НАУКОВО-ТЕХНІЧНОЇ КОНФЕРЕНЦІЇ

**«ІНФОРМАЦІЙНІ МОДЕЛІ,
СИСТЕМИ ТА ТЕХНОЛОГІЇ»**



13-14 грудня 2023 року

ТЕРНОПІЛЬ
2023

УДК 004.9

Дячук К.Г., Нападій В.Р., Каплун М.О.

Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, Україна

«РОЗУМНІ МІСТА» ТА СТАЛІЙ РОЗВИТОК

Diachuk K.H., Napadii V.R., Kaplun M.O.

SMART CITIES AND SUSTAINABLE DEVELOPMENT

Хоча термін «розумне місто» має широке тлумачення, він часто використовується як синонім інших термінів, зокрема, «інтелектуальне місто», «електронне місто» або «цифрове місто», що стосуються різних аспектів функціонування міського простору та середовища [1]. Визначення «розумного міста» є одним із найширших і включає: конкурентоздатну економіку, «розумні» транспортні мережі, сталий розвиток, високоякісний соціальний капітал, високу якість життя, «розумне» державне управління. Таким чином, «розумне місто» – це місто, яке використовує інформаційні та комунікаційні технології для підвищення своєї ефективності та якості життя своїх мешканців.

Один з ключових напрямків розвитку сучасних міст – забезпечення сталого розвитку та використання ресурсів. Стале використання ресурсів означає, що природні ресурси повинні використовуватись так, щоб вони були доступні для майбутніх поколінь. Доцільно використовувати більше відновлюваних джерел енергії, а саме сонячну та вітрову енергію. Ці процеси супроводжуються впровадженням муніципальних систем управління мережами, що допомагають оптимізувати витрати та зменшити негативні екологічні наслідки [2]. Стале місто – це місто, яке задовольняє потреби своїх мешканців, не завдаючи шкоди навколишньому середовищу та не порушуючи права майбутніх поколінь. Для цього місто має докласти зусиль для обмеження негативних зовнішніх ефектів, а саме забруднення навколишнього середовища, викиди смогу та шум. Місто також має забезпечувати доступ до рекреаційного простору для всіх мешканців.

Реалізація стратегії «розумне місто» має ряд переваг, як для міста, так і для його мешканців. Однією з основних переваг є зменшення державного контролю. «Розумні» послуги, що надаються громадянам, дозволяють їм самостійно вирішувати багато питань, що раніше були сферою відповідальності держави. Це, в свою чергу, сприяє розвитку субсидіарності, коли відповідальність за вирішення проблем делегується найближчому рівню управління. Ще одна перевага «розумних міст» – доступ до цифрової інформації. Це дозволяє мешканцям міста отримувати інформацію про різні аспекти міського життя та брати участь в управлінні містом. Це сприяє інтелектуальному та соціальному розвитку мешканців. Водночас «розумне місто» є інноваційним центром. «Розумні» послуги та застосунки, які впроваджуються в місті, стимулюють розвиток нових технологій. Це сприяє економічному розвитку міст та підвищує його конкурентоспроможність загалом. «Розумні» інформаційно-технологічні рішення покращують якість життя мешканців міст.

Література

1. Esposito, G.; Clement, J.; Mora, L.; Crutzen, N. One size does not fit all: Framing smart city policy narratives within regional socio-economic contexts in Brussels and Wallonia. *Cities* 2021, 118, 103329.

2. Zachová, M.; Horak, T. Smart Cities and Quality of Life perception in the Czech Republic. In *Proceedings of the Conference: 2020 Smart City Symposium Prague, (SCSP), Prague, Czech Republic, 25 June 2020.*

УДК 004.9

Дячук К.Г., Нападій В.Р., Каплун М.О.

Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, Україна

ІНФОРМАЦІЙНІ ТА КОМУНІКАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ДЛЯ ЦИФРОВІЗАЦІЇ МІСТ

Diachuk K.H., Napadii V.R., Kaplun M.O.

INFORMATION AND COMMUNICATION TECHNOLOGIES FOR DIGITALIZATION OF CITIES

На даний час інформаційні технології (ІТ) розвиваються з неймовірною швидкістю. Ці технології впливають на всі сфери нашого життя, в тому числі і на розвиток міст. Цифрове місто – це місто, яке використовує ІТ для підвищення ефективності та якості життя своїх мешканців [1]. Цифрові міста використовують ІТ для вирішення широкого переліку задач в різних галузях, зокрема, транспорту, охорони навколишнього середовища, безпеки, охорони здоров'я та освіти. Розвиток ІТ сприяє розвитку цифрових міст. ІТ дають змогу містам збирати та обробляти великі обсяги даних, які можна використовувати для прийняття рішень. ІТ також дають містам можливість ефективніше взаємодіяти з мешканцями та бізнесом. Інформаційні технології допомагають містам стати динамічнішими. Це відбувається завдяки отриманню цінної інформації з даних, яка може використовуватися для прийняття рішень, що сприяють довгостроковій стійкості та якості життя міських жителів [2]. Попит на цифрові публічні послуги спричиняє здатність ІТ-ресурсів інтегрувати, обробляти та аналізувати міські дані. Цей процес вимагає стратегічного розвитку цифрових міст. Один із способів забезпечення динамічного розвитку цифрових міст – це розроблення багатовимірних інтелектуальних систем управління інформацією. Такі системи можуть взаємодіяти з технологічними потребами громадян і сприяти взаємодії між «розумними» жителями, «розумними» локаціями та «розумними містами».

Мережі даних та поширення інформації ускладнюються та стають багатовимірними. Це відбувається завдяки розвитку Інтернету, інформаційних та комунікаційних та технологій, що дозволяють збирати та обробляти великі обсяги даних. Ці мережі впливають на міста, організації та громадян у різних сферах людської діяльності. Вони можуть використовуватися для супроводу процесів прийняття рішень, управління містами, надання послуг та взаємодії з мешканцями. Багатовимірність комунікаційних та інформаційних мереж даних означає, що вони не обмежуються внутрішнім середовищем систем управління. Водночас вони використовують інтегровані у зовнішнє середовище кіберфізичні системи та взаємодіють з ним. Інформаційна дисперсія міст означає, що дані та інформація розподілені по різних системах та рівнях прийняття рішень. Інтеграція цієї інформації в єдину модель інформаційних потоків є важливим завданням розробки інформаційних платформ та систем міського управління. Доступність і гнучкість систем міського інформаційного управління базується на конкретних інформаційних та комунікаційних технологіях, їх узгодженості з муніципальною політикою. Тому ці задачі є актуальним напрямком сучасних досліджень.

Література

1. Lam, P. T., & Yang, W. (2020). Factors influencing the consideration of Public-Private Partnerships (PPP) for smart city projects: Evidence from Hong Kong. *Cities*, 99.
2. Arvidsson, V., Holmström, J., & Lyytinen, K. (2014). Information systems use as strategy practice: A multidimensional view of strategic information system implementation and use. *The Journal of Strategic Information Systems*, 23(1), 45–61.

Л.П. Дмитроца, С.В. Дацук ЗАСТОСУВАННЯ МЕТОДІВ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ ВИЯВЛЕННЯ ТА ПРОТИДІЇ ДЕЗІНФОРМАЦІЇ У FACEBOOK L.P. Dmytrotso Ph.D, S.V. Datsyk APPLICATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE METHODS TO DETECT AND COUNTERACT DISINFORMATION ON FACEBOOK	37
Дерев'янюк В.С., Скалецький П.О., Кунанець Н.Е. СПОСТЕРЕЖЕННЯ ТА МОДЕЛЮВАННЯ ПРОЦЕСІВ ТЕПЛОПОСТАЧАННЯ В РОЗУМНИХ БУДІВЛЯХ Derevianko V.S., Skaletskyi P.O., Kunanets N.E. OBSERVATION AND SIMULATION OF HEAT SUPPLY PROCESSES IN SMART BUILDINGS	39
Д.О. Дисевич, В. І. Козак, А. Д. Головко, С. Т. Гавриць ХМАРНА ІНФРАСТРУКТУРА ДЛЯ СИСТЕМИ ПЛАТІЖНИХ ШЛЮЗІВ D. O. Dysevuch, V. I. Kozak, A. D. Holovko, S. T. Havryts CLOUD INFRASTRUCTURE FOR THE SYSTEM OF PAYMENT GATEWAYS	41
Марта Дубик ПІДВИЩЕННЯ ТОЧНОСТІ КЛАСТЕРИЗАЦІЇ ВЕЛИКИХ ДАНИХ НА ОСНОВІ НЕЙРОМЕРЕЖЕВИХ МОДЕЛЕЙ Marta Dubyk IMPROVING THE ACCURACY OF CLUSTERING LARGE DATA BASED ON NEURAL NETWORK MODELS	43
Дмитро Дюг МЕТОД ІНТЕГРАЦІЇ CHATGPT ДО TELEGRAM-БОТА Dmytro Diuh CHATGPT INTEGRATION METHOD TO TELEGRAM BOT	44
Дячук К.Г., Нападій В.Р., Карлун М.О. «РОЗУМНІ МІСТА» ТА СТАЛІЙ РОЗВИТОК Diachuk K.H., Napadii V.R., Karlun M.O. SMART CITIES AND SUSTAINABLE DEVELOPMENT	45
Дячук К.Г., Нападій В.Р., Карлун М.О. ІНФОРМАЦІЙНІ ТА КОМУНІКАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ДЛЯ ЦИФРОВІЗАЦІЇ МІСТ Diachuk K.H., Napadii V.R., Karlun M.O. INFORMATION AND COMMUNICATION TECHNOLOGIES FOR DIGITALIZATION OF CITIES	46
Задорожний С.Ю., Скарга-Бандурова І.С. МОЖЛИВОСТІ ЗАСТОСУВАННЯ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В ОПЕРАЦІЙНОМУ ЦЕНТРІ БЕЗПЕКИ S. Yu. Zadorozhnyi, I.S. Skarga-Bandurova HARNESSING ARTIFICIAL INTELLIGENCE FOR SECURITY OPERATIONS CENTRES	47
К.К. Зеленський, Я.В. Литвиненко ДАВАЧІ ЯКІ ЗАСТОСОВУЮТЬ В РОЗУМНОМУ БУДИНКУ K.K. Zelensky, Ya.V. Lytvynenko SENSORS USED IN A SMART HOME	48
К.К. Зеленський, Я.В. Литвиненко ОГЛЯД МІКРОКОНТРОЛЕРІВ ДЛЯ ПОБУДОВИ РОЗУМНОГО БУДИНКУ K.K. Zelensky, Ya.V. Lytvynenko OVERVIEW OF MICROCONTROLLERS FOR BUILDING A SMART HOUSE	49