

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: Дослідження методів інтелектуального опрацювання великих даних
для систем відеоспостереження розумних міст

Виконав: студент VI курсу, групи САМ-61
спеціальності 124 Системний аналіз
(шифр і назва спеціальності)

Ставицький Р.І.
(підпис) (прізвище та ініціали)

Керівник Пасічник В.В.
(підпис) (прізвище та ініціали)

Нормоконтроль Дуда О.М.
(підпис) (прізвище та ініціали)

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

Рецензент Загородна Н.В.
(підпис) (прізвище та ініціали)

Тернопіль
2024

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)

« 20 » грудня 2024 р.

**ЗАВДАННЯ
НА КВАЛІФІКАЦІЙНУ РОБОТУ**

на здобуття освітнього ступеня Магістр
(назва освітнього ступеня)

за спеціальністю 124 Системний аналіз
(шифр і назва спеціальності)

Студенту Ставицькому Роману Івановичу
(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема роботи Дослідження методів інтелектуального опрацювання великих даних для систем відеоспостереження розумних міст

Керівник роботи Пасічник Володимир Володимирович, д.т.н., професор кафедри КН
(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

Затверджені наказом ректора від « 29 » листопада 2024 року № 4/7-1140

2. Термін подання студентом завершеної роботи 17 грудня 2024р.

3. Вихідні дані до роботи Наукові публікації про методи інтелектуального опрацювання великих даних для потреб систем відеоспостереження розумних міст.

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

Вступ. 1 Розумні міста, обчислювальні парадигми та штучний інтелект. 2 Методи використання штучних інтелектуальних систем для опрацювання великих даних відеоспостереження в «розумних містах». 3 Експериментальне використання методів інтелектуального опрацювання великих даних для систем відеоспостереження 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 теми. 5 Розумні міста та великі дані. 6 Методи інтелектуального опрацювання.
7 Експериментальна перевірка. 8 Наукова новизна. 9 Практичне значення. 10 Висновки.
11 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 29 листопада 2024 р.

КАЛЕНДАРНИЙ ПЛАН

№ з/п	Назва етапів роботи	Термін виконання етапів роботи	Примітка
1.	Ознайомлення з завданням до кваліфікаційної роботи	29.11.2024	
2.	Підбір наукових джерел про методи інтелектуального опрацювання великих даних для систем відеоспостереження розумних міст	29.11.2024-04.12.2024	
3.	Опрацювання наукових публікацій та збір даних по темі роботи	29.11.2024-04.12.2024	
4.	Виконання дослідження згідно мети кваліфікаційної роботи	05.12.2024-09.12.2024	
5.	Оформлення розділу «Розумні міста, обчислювальні парадигми та штучний інтелект»	05.12.2024-09.12.2024	
6.	Оформлення розділу «Методи використання штучних інтелектуальних систем для опрацювання великих даних відеоспостереження в «розумних містах»»	05.12.2024-09.12.2024	
7.	Оформлення розділу «Експериментальне використання методів інтелектуального опрацювання великих даних для систем відеоспостереження розумних міст»	05.12.2024-09.12.2024	
8.	Виконання завдання до підрозділу «Охорона праці»	02.12.2024-09.12.2024	
9.	Виконання завдання до підрозділу «Безпека в надзвичайних ситуаціях»	02.12.2024-09.12.2024	
10.	Оформлення кваліфікаційної роботи	10.12.2024-11.12.2024	
11.	Нормоконтроль	12.12.2024-13.12.2024	
12.	Перевірка на плагіат	16.12.2024	
13.	Попередній захист кваліфікаційної роботи	17.12.2024	
14.	Захист кваліфікаційної роботи	23.12.2024	

Студент

(підпис)

Ставицький Р.І.

(прізвище та ініціали)

Керівник роботи

(підпис)

Пасічник В.В.

(прізвище та ініціали)

АНОТАЦІЯ

Дослідження методів інтелектуального опрацювання великих даних для систем відеоспостереження розумних міст // Кваліфікаційна робота освітнього рівня «Магістр» // Ставицький Роман Іванович // Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, факультет комп'ютерно-інформаційних систем і програмної інженерії, кафедра комп'ютерних наук, група САМ-61 // Тернопіль, 2024 // С. 78, рис. – 16, табл. – 2, кресл. – 11, додат. – 1, бібліогр. – 86.

Ключові слова: аналітика великих даних, машинне навчання, «розумні міста», самоорганізований, самоорганізовані карти, штучний інтелект.

Кваліфікаційна робота присвячена дослідженню методів інтелектуального опрацювання великих даних у системах відеоспостереження для «розумних міст». В першому розділі кваліфікаційної роботи розглянуто концепцію «розумного міста» як інноваційного інформаційно-технологічного середовища, що інтегрує хмарні та периферійні обчислення з технологіями штучного інтелекту для обробки великих обсягів даних у системах відеоспостереження.

В другому розділі досліджено теоретичні аспекти неконтрольованого навчання для обробки великих обсягів відеоданих, зокрема використання самоорганізованих карт (SOM) і їх модифікацій, таких як GSOM, для ефективного аналізу відеоданих. В третьому розділі кваліфікаційної роботи проведено експериментальні дослідження структури та функціонування інтелектуальної системи обробки великих обсягів відеоданих, зокрема її адаптацію до контексту та динамічних змін.

Результати роботи демонструють ефективність використання методів штучного інтелекту для обробки великих даних у системах відеоспостереження, що дозволяє підвищити безпеку та функціональність «розумних міст». Робота може бути використана для подальших досліджень і розробки рішень у сфері «розумних міст».

ANNOTATION

Research of Data Mining Methods of Big Data for Video Surveillance Systems of Smart Cities // The educational level "Master" qualification work // Stavytskyi Roman Ivanovych // Ternopil Ivan Pulyuy National Technical University, Faculty of Computer Information Systems and Software Engineering, Department of Computer Science, SNnm-61 group // Ternopil, 2024 // P. 78, fig. – 16, tables – 2, posters – _____, annexes – 1, ref. – 86.

Key words: big data analytics, machine learning, smart cities, self-organised, self-organised maps, artificial intelligence.

Thesis is devoted to the study of methods of intelligent processing of big data in video surveillance systems for “smart cities”. The first chapter of the qualification work considers the concept of a “smart city” as an innovative information technology environment that integrates cloud and edge computing with artificial intelligence technologies to process large amounts of data in video surveillance systems.

The second chapter investigates the theoretical aspects of unsupervised learning for processing large amounts of video data, in particular, the use of self-organized maps (SOM) and their modifications, such as GSOM, for effective video data analysis. In the third chapter of the qualification work, experimental studies of the structure and functioning of an intelligent system for processing large amounts of video data, including its adaptation to context and dynamic changes, were conducted.

The results of the work demonstrate the effectiveness of using artificial intelligence methods for processing big data in video surveillance systems, which allows to increase the security and functionality of “smart cities”. The work can be used for further research and development of solutions in the field of smart cities.

ПЕРЕЛІК СКОРОЧЕНЬ І ТЕРМІНІВ

ІКТ – інформаційно-комп’ютерні технології

НС – надзвичайні ситуації

ШІ – штучний інтелект

AI (англ. artificial intelligence) – штучний інтелект

AIoT (англ. Artificial Intelligence of Things) — поєднання технології Інтернету речей з ШІ.

ANFIS (англ. adaptive neuro-fuzzy inference system_ – адаптивна мережа на основі системи нечіткого виведення

ANN (англ. artificial neural networks) – штучна нейронна мережа

Big Data – Великі дані в інформаційних технологіях

BN (англ. Batch Normalization) - пакетна нормалізація

CV (англ. Computer Vision) – комп’ютерний зір

DT (англ. Decision Tree) – алгоритм дерева рішень

EC (англ. Evolutionary computing) – еволюційні обчислення

ES (англ. Evolution strategy) – еволюційна стратегія

FL (англ. fuzzy logic) – нечітка логіка

GSOM (англ. Growing Self-Organizing Map) – Зростаюча самоорганізуюча карта

IoT – (англ. Internet of Things) – Технології Інтернету речей

KNN (англ. K-Nearest Neighbors) – K-найближчі сусіди

LR (англ. Logistic Regression) – логістична регресія

ML (англ. Machine learning) – машинне навчання

NLP (англ. Natural language processing,) Обробка природної мови

SOM (Self-Organizing Map) – Самоорганізуюча карта

SVM (англ. Support Vector Machines) – метод опорних векторів

ЗМІСТ

ВСТУП	8
1 РОЗУМНІ МІСТА, ОБЧИСЛЮВАЛЬНІ ПАРАДИГМИ ТА ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ	10
1.1 Актуальність дослідження методів інтелектуального опрацювання великих даних для систем відеоспостереження розумних міст	10
1.2 Інноваційний інформаційно-технологічний концепт «розумне місто»	14
1.3 Хмарні та периферійні обчислення для потреб опрацювання великих даних систем відеоспостереження «розумних міст»	15
1.4 Великі дані та штучний інтелект в «розумних містах»	15
1.5 Засновані на даних інформаційні моделі та технології	17
1.6 Висновок до першого розділу	26
2 МЕТОДИ ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНИХ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ СИСТЕМ ДЛЯ ОПРАЦЮВАННЯ ВЕЛИКИХ ДАНИХ ВІДЕОСПОСТЕРЕЖЕННЯ В «РОЗУМНИХ МІСТАХ»	27
2.1 Неконтрольоване навчання для опрацювання великих даних систем відеоспостереження «розумних міст»	27
2.2 Самоорганізовані карти (SOM) для опрацювання великих даних систем відеоспостереження «розумних міст»	30
2.3 Зростаючі SOM (GSOM) для опрацювання великих даних систем відеоспостереження «розумних міст»	32
2.4 Розподілені GSOM для опрацювання великих даних систем відеоспостереження «розумних міст»	34
2.5 Злиття GSOM для опрацювання великих даних систем відеоспостереження «розумних міст»	34
2.6 Висновок до другого розділу	38
3 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ВИКОРИСТАННЯ МЕТОДІВ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО ОПРАЦЮВАННЯ ВЕЛИКИХ ДАНИХ ДЛЯ СИСТЕМ ВІДЕОСПОСТЕРЕЖЕННЯ РОЗУМНИХ МІСТ	39

3.1 Структура інтелектуальної системи опрацювання великих даних відеоспостереження «розумних міст»	39
3.2 Потік завдань опрацювання великих даних в інтелектуальній системі відеоспостереження «розумних міст»	41
3.3 Функціонування інтелектуальної системи відеоспостереження «розумних міст»	43
3.3.1 Налаштування інтелектуальної системи відеоспостереження «розумних міст»	43
3.3.2 Тестові набори великих даних інтелектуального опрацювання в системі відеоспостереження «розумних міст»	45
3.3.3 Візуалізація відеоданих «розумного міста» на SOM	46
3.3.4 Подання відеоданих «розумного міста» на мережі структурної адаптації	48
3.3.5 Структурна адаптація з урахуванням контексту	53
3.4 Висновок до третього розділу	56
4 ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ	57
4.1 Безпечні умови праці при монтажі комп'ютерної мережі.	57
4.2 Застереження нещасних випадків та управління ризиками	60
4.3 Підвищення стійкості роботи об'єктів господарської діяльності у воєнний час	63
4.4 Планування заходів цивільного захисту на об'єкті у випадку надзвичайних ситуацій	64
4.5 Висновок до четвертого розділу	66
ВИСНОВКИ	67
ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ	69
ДОДАТКИ	

ВСТУП

Актуальність теми. Розвиток інформаційної революції робить необхідним швидке управління великими обсягами неструктурованих даних. Оскільки світ усе більше наповнюється IoT-пристроями та сенсорами, які здатні відчувати навколишнє середовище та спілкуватися між собою, формується цифрове середовище з величезними обсягами мінливих та різноманітних даних. Традиційні методи штучного інтелекту та машинного навчання, розроблені для детерміністичних ситуацій, не підходять для таких умов. З огляду на велику кількість параметрів, що вимагає кожен пристрій у цьому цифровому середовищі, бажано, щоб штучний інтелект міг адаптуватися та самоорганізовуватися (тобто самоструктуруватися, самоналаштовуватися, самонавчатися), а не мати попередньо задану структуру та параметри. Самоорганізований штучний інтелект (ШІ) усуває обмеження традиційного ШІ та забезпечує обробку великих даних у динамічних середовищах «розумних міст». Використовуючи платформи хмарних обчислень, самоорганізований ШІ може інтегрувати аналітичні застосунки, які на даний момент часу працюють ізольовано. Тому дослідження в галузі самоорганізованого ШІ, зокрема в контексті технології інтернету речей (IoT), відеоспостереження та розпізнавання дій, є актуальним напрямком сучасних наукових досліджень.

Мета і задачі дослідження. Метою даної кваліфікаційної роботи освітнього рівня «Магістр» є підвищення рівня повноти подання інформації щодо особливостей застосування та імплементації методів інтелектуального опрацювання великих даних для систем відеоспостереження розумних міст:

- Дослідити інноваційні хмарні та периферійні обчислювальні парадигми та їх використання для потреб опрацювання великих даних систем відеоспостереження «розумних міст».
- Проаналізувати методи використання штучних інтелектуальних систем для опрацювання великих даних відеоспостереження в «розумних містах».
- Сформулювати структуру інтелектуальної системи опрацювання великих даних відеоспостереження «розумних міст».

– Дослідити потік завдань опрацювання великих даних в інтелектуальній системі відеоспостереження «розумних міст».

– Описати функціонування інтелектуальної системи відеоспостереження «розумних міст».

Об’єкт дослідження методи інтелектуального опрацювання великих даних.

Предмет дослідження процеси високопродуктивного аналітичного опрацювання потокових наборів відеоданих в обчислювальних середовищах «розумних міст».

Наукова новизна одержаних результатів кваліфікаційної роботи полягає у тому, що запропоновано оригінальне використання зростаючих самоорганізованих карт для наборів та колекції великих даних в системах відеоспостереження «розумних міст».

Практичне значення одержаних результатів. Виконано макетування та прототипування структури для імплементації штучного інтелекту в системі відеоспостереження «розумних міст».

Апробація результатів магістерської роботи. Основні результати проведених досліджень обговорювались на XII науково-технічній конференції «Інформаційні моделі, системи та технології» Тернопільського національного технічного університету імені Івана Пулюя, (Тернопіль, 18–19 грудня 2024 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 86 найменувань та одного додатка. Загальний обсяг кваліфікаційної роботи складає 77 сторінки, з них 46 сторінки основного тексту, який містить 16 рисунків та 2 таблиць.

1 РОЗУМНІ МІСТА, ОБЧИСЛЮВАЛЬНІ ПАРАДИГМИ ТА ШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ

1.1 Актуальність дослідження методів інтелектуального опрацювання великих даних для систем відеоспостереження розумних міст

Міграція в міста є зростаючим трендом двадцять першого століття, і, за прогнозами Організації Об'єднаних Націй, до 2050 року більше 68% населення світу житиме в міському середовищі [1]. Така міграція чинитиме тиск на здатність міст справлятися із викликами, що створює нагальну потребу у розробці більш ефективних підходів до управління такими викликами, як перенаселеність, затори, транспортні проблеми, зростання злочинності, соціальні конфлікти, а також підвищена потреба в ресурсах та їх розподілі. Як один із варіантів вирішення цих питань пропонуються концепції «розумних міст». [2]. Використовуючи технологічний прогрес як основу, «розумні міста» повинні не лише задовольняти потреби великої кількості населення, але й створювати кращі умови для життя, бізнесу, раціонального та відповідального використання ресурсів, а також бути екологічно сталими [3]. У таких умовах міська та приватна інфраструктура, поведінка людей і технології, які перетворюють цю поведінку на цифрову форму, формують екосистему зі складними взаємозалежностями та взаємодіями. Штучний інтелект (ШІ) та аналітика даних стають важливими інструментами для функціонування міських екосистем великих даних для потреб відеоспостереження «розумних міст», і необхідно розуміти обмеження існуючих технологій ШІ та аналітики даних, щоб їх вирішити у майбутньому.

Основні функції систем відеоспостереження «розумних міст», що підтримуються технологіями, включатимуть збір даних за допомогою сенсорів, камер відеоспостереження, розумних лічильників енергії, а також соціальних медіа, які фіксують людську активність у реальному часі і передають її через такі комунікаційні системи, як оптоволоконний зв'язок, широкосмугові мережі, інтернет та Bluetooth [4]. Таким чином, створюється цифрова екосистема

великих даних та інтелектуального середовища, підкріплена аналітикою, що потенційно сприяє оптимізації та обґрунтованому прийняттю рішень [5]. Для реалізації послуг «розумного міста» великі обсяги таких даних, які надходять із систем відеоспостереження «розумних міст», мають бути:

- зібрані;
- інтегровані;
- проаналізовані.

Для отримання даних, які дозволять автоматично та/або напівавтоматично приймати обґрунтовані дії та рішення [6]. Зазвичай ці дані є дуже великими за обсягом, різноманітними та можуть бути структурованими, напівструктурованими або неструктурованими, що вимагає застосування технологій управління та аналізу великих даних для їх ефективного опрацювання [7]. Технології Інтернету речей (IoT) значно розширили можливості збору та фіксації даних «розумного міста» з високою деталізацією [8], а хмарні обчислення стали рішенням для інтеграції великих даних і можуть використовуватися як основа для поєднання фізичної інфраструктури та організації платформ надання послуг для управління, обробки та синтезу великих потоків інформації в режимі реального часу. Хмарні обчислювальні системи продемонстрували можливості у «розумних містах» для перенесення даних до хмари, індексації та пошуку, а також координації масштабних баз даних у хмарі [9].

Штучний інтелект (ШІ) має потенціал для аналізу зібраних та інтегрованих великих даних, що дозволяє використовувати отримані інсайти для оптимізації операційних витрат і ресурсів, а також забезпечення ефективної взаємодії з громадянами в умовах «розумних міст». Як зазначено в [10], ШІ може сприяти підвищенню безпеки та захисту громадськості за допомогою вдосконалених технологій спостереження, моніторингу аварійних ситуацій, зв'язку баз даних про злочини та боротьби з бандитизмом. ШІ також може допомогти в управлінні натовпом, оцінці розміру, прогнозуванні поведінки, відстеженні об'єктів та забезпеченні швидкого реагування на інциденти [11]. Управління ресурсами, як-от розподіл енергоресурсів та води, є ще однією сферою, яка може отримати

користь від використання ІІІ [12]. Аналітика соціальних медіа для розуміння потреб громадян у реальному часі та використання чат-ботів на основі ІІІ для оперативної комунікації також показали свою ефективність [13].

У системах відеоспостереження «розумних міст» тип даних, які фіксуються, буде дуже різноманітним: від зображень і відео до сенсорних даних, показників споживання електроенергії та води, даних із соціальних мереж, текстів тощо.

Важливим фактором є те, що в таких середовищах можуть виникати нескінченна кількість потенційних ситуацій [14]. Хоча використання технології хмарних обчислень, ІІІ, машинного навчання (ML) та розширеної аналітики принесло значну користь «розумним містам», існує три ключові обмеження, які стримують реалізацію переваг від таких технологічних досягнень. Перше обмеження полягає в тому, що використання ІІІ та розширеної аналітики наразі здійснюється ізольовано, у вигляді окремих додатків, через відсутність механізмів інтеграції та обміну інформацією [15]. Друге – це необхідність значного людського втручання у застосуванні технологій ІІІ та ML в умовах нестабільного та динамічного середовища, що ускладнює створення швидких, автоматизованих застосунків у режимі реального часу [16].

Більшість методів ІІІ та ML, що використовуються в застосунках, пов'язаних із «розумними містами», засновані на навчанні з наглядом, яке більше підходить для детерміністичних ситуацій і потребує наявності попередньо маркованих даних з відомими результатами. Тому більш значною є третя проблема в багатьох ситуаціях «розумних міст», яка полягає в тому, що навіть коли такі марковані дані для навчання алгоритмів машинного навчання є доступними, їх актуальність може швидко втрачати значення через динамічність змін [17]. Тому більш актуальними стають методи навчання без нагляду, які не потребують попередньо маркованих даних і здатні до самонавчання та адаптації до нових ситуацій [18]. Дослідження, описане в цій роботі, пропонує інноваційне рішення для вирішення цих проблем, засноване на новій парадигмі самоорганізованого ІІІ.

Оскільки кожен інцидент, подія, поведінка та ситуація відрізнятимуться за часом, кількістю людей і об'єктів, просторовими характеристиками, фоновими даними та типами поданих даних, середовища «розумних міст» є недетерміністичними, і вибір відповідної архітектури або структури моделей машинного навчання стає складним або навіть неможливим завданням [14]. Отже, основними вимогами до ШІ та ML для динамічних і нестабільних (недетерміністичних) середовищ «розумних міст», є:

1. Здатність до самонавчання та адаптації без попередньо маркованих даних.
2. Здатність самостійно будувати архітектуру або структуру мережі для відображення конкретної ситуації.

На даний час присутня потреба формування рамкової системи самоорганізованого ШІ, яка здатна забезпечити можливість самонавчання та самостійної адаптації в межах парадигми навчання без нагляду для вирішення ключових питань, зазначених вище, у системі відеоспостереження «розумних міст». Запропонована рамка рішення будується на основі алгоритму «Growing Self-Organizing Map» (GSOM) та його розширень як основних компонентів.

Автори [19] пропонують використовувати алгоритм GSOM як базову технологію для нової концепції моделей машинного навчання, здатних самостійно будувати та самонавчатися без нагляду для відповідності індивідуальним ситуаціям. GSOM [20] є варіантом алгоритму навчання без нагляду, відомого як Самоорганізована Карта (SOM) [21], яка має можливість адаптувати свою структуру залежно від вхідних даних. Здатність моделі до самоорганізації використовується для зменшення потреби в людській участі у використанні ML на етапі захоплення даних на «передньому плані» та початкового аналізу, де можна досягти виявлення аномалій, шаблонів і трендів та прогнозування в режимі реального часу.

Зібрані набори та колекції великих даних дані можуть бути передані для подальшої спеціалізованої обробки та розширеної аналітики. Ще однією інновацією, основою на GSOM, є розподілені GSOM [22], що пропонується як технологія фузії даних для розробки механізму «позиціонування» для локальних

інцидентів та виявлених шаблонів. Запропоновані техніки можуть забезпечити Глобальну Позиційну Карту (GPS) для місцевих застосувань та для інтегрованої глобальної обробки в системах відеоспостереження «розумних міст».

1.2 Інноваційний інформаційно-технологічний концепт «розумне місто»

Міста з великою кількістю населення підвищують навантаження на транспорт, енергію, воду, будівлі, безпеку та багато інших аспектів, що призводить до погіршення умов життя, роботи та стійкості. Щоб змінити в кращу сторону такі обставини, важливо впроваджувати досягнення технологій у практичні застосування. Це призводить до концепції великих даних систем відеоспостереження «розумних міст», яке передбачає створення інтелектуальної інфраструктури, що включає моніторинг та управління дорогами, мостами, комунальними мережами та іншими об'єктами, з метою оптимізації ресурсів, підвищення безпеки та поліпшення якості життя мешканців. Великі будівлі також можуть інтегруватися в цю систему, забезпечуючи ефективне управління енергоспоживанням, профілактичне обслуговування та безпеку [23].

Великий перелік міст світу розпочали проекти «розумних міст», зокрема Сеул, Нью-Йорк, Токіо та Шанхай. Ці міста виглядають футуристично, однак завдяки сучасним досягненням технологій, і особливо хмарних обчислень, вони в певній мірі використовують можливості, які пропонують сучасні технології [24].

Відповідно до запропонованих концептів «розумних міст», футуристичне місто має бути безпечним, екологічно чистим і ефективним, при цьому всі комунальні функції, такі як енергетика, вода, транспорт тощо, мають бути спроектовані, побудовані та підтримувані з використанням інтегрованих матеріалів, сенсорів, електроніки та мереж, які взаємодіють з комп'ютеризованими системами, що складаються з баз даних, алгоритмів відстеження та прийняття рішень у реальному часі. Тому комунікація та

взаємозв'язок між цими підключеними сенсорами, мережами та електронікою є надзвичайно важливою частиною екосистеми «розумного міста».

1.3 Хмарні та периферійні обчислення для потреб опрацювання великих даних систем відеоспостереження «розумних міст»

Хмарні обчислення – це надання апаратних і програмних ресурсів на вимогу через глобальні мережі [25]. Сучасні системи хмарних обчислень продемонстрували широкі можливості для переміщення великих даних у хмару, їх індексування та пошуку, а також координації великомасштабних хмарних комп'ютерних систем між мережами [24]. Хмарні обчислення на основі великих даних можуть стати стійким і ефективним рішенням для заповнення прогалин у комунікації та зв'язку в системах відеоспостереження «розумних міст». Подальше застосування хмарних обчислень в системах відеоспостереження «розумних міст» може забезпечити глобальний загальний підхід до комунікації та зв'язку [26].

«Периферійні обчислення» – це обчислення як розподілена парадигма, яка наближає зберігання даних і обчислювальну потужність до пристрою або джерела даних, які потребують таких ресурсів, таким чином усуваючи час затримки і використання пропускну здатності мережі. Це на відміну від хмарних обчислень, які можна розглядати як більш централізовану форму зберігання та обробки даних. Було запропоновано архітектуру, що самоорганізується, яка використовує периферійні обчислення як платформу для надання послуг у середовищі «розумного міста» [27].

1.4 Великі дані та штучний інтелект в «розумних містах»

Великі обсяги даних і дешевизна обчислень сприяли бурхливому розвитку штучного інтелекту в програмних застосунках, які підтримують кожен аспект життя. В умовах радикальної трансформації систем відеоспостереження «розумних міст», коли з'являються великі потоки даних, що генеруються

великими масивами розумних давачів і систем відеоспостереження, використання потенціалу штучного інтелекту для вдосконалення екосистем розумних міст є своєчасним і доречним[28].

Завдяки останнім досягненням у галузі великих даних та штучного інтелекту було запропоновано низку підходів для покращення різних аспектів систем відеоспостереження «розумних міст», як от:

- «розумні» мережі систем відеоспостереження;
- «розумне» відеоспостереження;
- «розумна» електроенергія тощо.

У статті [29] автори подають всебічний огляд нових методів ШІ, що використовуються для прогнозування трафіку з метою покращення опрацювання систем відеоспостереження за допомогою алгоритмів оптимізації, заснованих на прогнозуванні. Також було подано [30] порівняльне дослідження методів виявлення аномалій для бездротових мереж «розумного міста» з використанням реальних даних з «розумного міста» Барселона.

Однак більшість методів ШІ і ML, що застосовуються для застосунків, пов'язаних з «розумними містами», використовують контрольоване навчання, яке вимагає попередніх даних, які позначені відомим результатом. Доступність маркованих або класифікованих попередніх даних для навчання алгоритмів машинного навчання стає значною проблемою в багатьох ситуаціях «розумного міста», коли навіть такі дані доступні, актуальність міток стає застарілою через швидку динаміку змін. Тому все більшої актуальності набувають методи неконтрольованого машинного навчання, які не потребують попередньо маркованих даних, а можуть самонавчатися і поступово адаптуватися до нових ситуацій [17].

Так, зосереджуючись на неконтрольованій області, [31] запропоновано самонавчальний алгоритм для аналізу структури споживання електроенергії на основі показань інтелектуальних лічильників. У [32] подано підхід до інтелектуального спостереження на основі штучного інтелекту для виявлення аномалій великих даних в системах відеоспостереження «розумних міст» та «розумного заводу». Тут автори використовують підхід інкрементного навчання

на основі машинного навчання без нагляду для виявлення таких аномалій. Рухаючись вздовж спектру неконтрольованого ШІ, [33] сформовано вичерпний огляд нових неконтрольованих методів глибокого навчання для виявлення аномалій великих даних на записах відеоспостереження, застосовних до контексту «розумного міста». Ще одним ключовим обмеженням сучасних застосувань ШІ в системах відеоспостереження «розумних міст» є те, що вони виконуються розрізнено та ізольовано, тоді як поєднання та інтеграція цих застосувань може принести набагато більше користі[34].

1.5 Засновані на даних інформаційні моделі та технології

Для картографування та класифікації різних подій за трьома основними періодами часу були використані хронологічні рамки. Вони ґрунтувалися на сукупності кількох взаємопов'язаних факторів, серед яких зародження поняття сталого розвитку та поява сталих міст, стрімкий прогрес у технологічному розвитку та поява передових інформаційних технологій [85], перспектива швидкого становлення «розумних міст» як нової реальності, зростання темпів урбанізації та її непередбачуваних наслідків, зростаюче занепокоєння щодо екологічної стійкості та зміни клімату, розгортання інфраструктури інформаційних і комунікаційних технологій в масштабах всього міста, зростаючий консенсус щодо доречності інтеграції «розумних» і сталих міст, а також привабливість теми екологічно сталих «розумних міст», що проявляється в різноманітності і кількості учасників, залучених до академічних і практичних аспектів цієї діяльності [36].

Перший період (1991–2015) еволюції екологічно сталих «розумних міст». На рисунку 1.1 відображені результати першого періоду (1991-2015 р.р.). Концепція «розумних міст» з'явилася ще в 1994 році [37], але справжній бум інтересу до цієї теми почався лише у 2010-х, після появи перших проектів «розумних міст», підтриманих Європейським Союзом [38]. Саме завдяки підтримці Європейського Союзу, з'явилося багато масштабних проектів, які перетворили абстрактну ідею на реальність[39]. Це призвело до бурхливого

розвитку наукових досліджень та створення спеціалізованих журналів, присвячених "розумним містам"[40]. Основний фокус цих досліджень – пошук технологічних рішень для забезпечення екологічної стабільності міст. Відповідно, ці наукові публікації сприяли дослідженням та інноваціям у багатьох сферах, включаючи «розумні міста» та еко-середовища, ІКТ (інформаційно-комп'ютерні технології) [35] та інтелектуальні інфраструктури, розумні мережі, енергоефективні будівлі з низьким/нульовим рівнем викидів вуглецю, пом'якшення наслідків зміни клімату та адаптацію до них, екологічні ризики та впливи, системи підтримки прийняття рішень для управління містом, імітаційні моделі міст та методи оптимізації, застосування IoT та Big Data у «розумних містах», а також застосування ШІ та ML для забезпечення екологічної стійкості та боротьби зі зміною клімату, і це ще не повний перелік. Це відображається в усіх трьох кластерах на акцентах опублікованих наукових робіт, присвячених ролі нових технологій і рішень для «розумних міст» в оптимізації енергоефективності в різних сферах і, таким чином, зменшенні рівня забруднення, серед іншого.

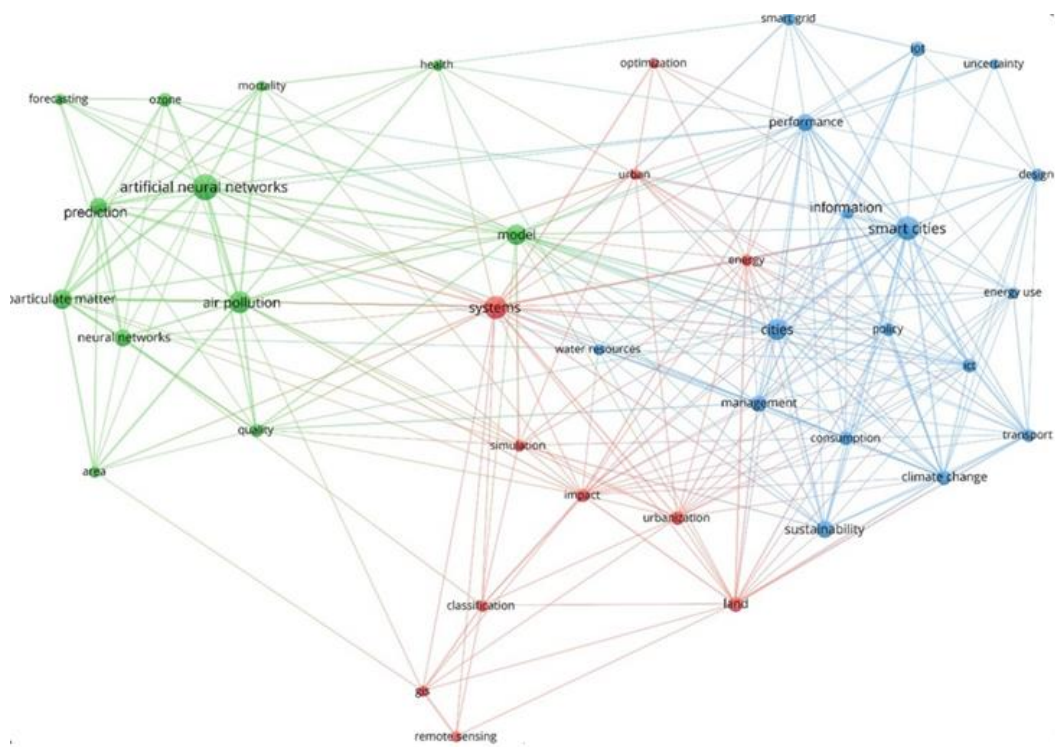


Рисунок 1.1 – Еволюція екологічно стійких «розумних міст» протягом першого періоду (1991–2015) [41]

Зелений кластер на рисунку 1.1, який висвітлює екологічні проблеми та вплив, який пов'язаний із забрудненням повітря, якістю повітря, твердими частинками, озоном і здоров'ям протягом першого періоду, показує раннє використання штучного інтелекту та кількох його моделей і методів у сфері екологічної стійкості щодо прогнозування та передбачення. Зміна клімату, енергоспоживання, транспорт, водні ресурси та інші сфери екологічної стійкості (блакитний кластер) були пов'язані з ранніми технологіями та рішеннями «розумного міста» щодо оптимізації, управління та ефективності (тобто урбанізації та землекористування) (червоне скупчення). Це явно відрізняється від висновків, зазначених на рисунках 1.2 і 1.3, що відносяться до другого і третього періодів відповідно. Протягом першого періоду створення «розумних електромереж» все ще залишалися актуальною темою в контексті «розумних міст». На початку 2010-х існували серйозні перешкоди для розвитку інтелектуальних мереж[42], політичні проблеми, пов'язані зі стійкими інтелектуальними мережами[43], і значні проблеми для їх впровадження. Це включало підвищення ефективності та відновлюваних джерел енергії за допомогою інтелектуальних мереж і політики [44]. Зокрема, політика відіграє першочергову роль у об'єднанні та мобілізації різних зацікавлених сторін в одному напрямку, а отже, вона важливіша, ніж сама технологія, у контексті нових стійких «розумних міст». Більшість розумних технологій і рішень, застосованих під час і після першого періоду, були лише оболонками, які не змогли вирішити складні проблеми екологічної стійкості. Це означає, що екологічна політика «має бути введена в дію, щоб максимізувати вигоди від цих рішень за допомогою більш ефективних заходів... і забезпечити прогрес у будь-якій сфері екологічної стійкості, де потрібно впроваджувати інноваційні рішення» [45].

Більше того, кількість публікацій про нові розумні стійкі міста (а не про стійкі «розумні міста») вказує на те, що взаємопов'язані розробки екологічної стійкості, передових ІКТ та урбанізації об'єдналися в розумних сталих містах до кінця цього періоду, лише після публікації звіту про Цілі розвитку (UNSDG 2015), і ця конвергенція відбулася щодо стійких «розумних міст». Причини цього

будуть обґрунтовані в рамках аналізу та синтезу першої частини другого періоду. У цьому контексті рис. 1.1 головним чином ілюструє початковий етап конвергенції екологічної стійкості, «розумних міст» і стійких міст протягом 2010–2015 років. Це чітко окреслює мізерні тематичні області до 2005 року та обмежені тематичні області до 2011 року, якими займалися більшість дослідників. Протягом 2011–2015 років кількість публікацій почала більш-менш систематично зростати. Тим не менш, злиття розумних і стійких міст не видно на рис. 1.1, оскільки екологічно стійкі «розумні міста» почали з'являтися після цього періоду [46], [47]. Близьче до кінця періоду 1991–2015 рр. дослідження в галузі стійких «розумних міст» були ще в зародковому стані, але швидко розвивалися.

Другий період (2016-2019) еволюції екологічно сталих «розумних міст». Як показано на рисунку 1.2, другий період (2016-2019 рр.) ознаменувався широкою популяризацією концепції екологічно сталих «розумних міст», а згодом і появою перших практичних ініціатив обох парадигм урбаністики у світлі злиття ландшафтів «розумних міст» і сталих міст. Це свідчить про широке визнання суттєвого впливу смарт-технологій на майбутні форми міського планування та розвитку. Як показано в Зеленому кластері, це стосується таких сфер, як зміна клімату, землекористування, забруднення повітря, якість повітря, тверді частинки, викиди парникових газів, зелена інфраструктура, стійкість, водні ресурси та екосистемні послуги. Отже, як показано в Блакитному кластері, спостерігалось помітне зростання академічного інтересу до тем сталих міст, розумних сталих міст і екологічної стійкості, а також до численних зв'язків між містами, навколишнім середовищем та інформаційно-комунікаційними технологіями в загальній перспективі. Таке зростання також торкнулося «розумних міст» та їхнього зв'язку з цими темами (жовтий кластер). Проте, на початку другого періоду основна увага «розумних міст» була зосереджена на розробці та впровадженні передових інформаційних технологій у міських системах і сферах. Підвищений науковий інтерес до цих тем та їх взаємозв'язків відображає вплив порядку денного в рамках Цілей сталого розвитку, реакцію на критику фрагментарності розумних і сталих міст, а також широке впровадження

передових технологій у різних сферах міського життя. Зокрема, міжнародні організації та урядові інституції посилили підтримку впровадження інноваційних рішень для вирішення та подолання викликів екологічної стабільності. Одночасно, як показано в жовтому кластері, спостерігався безпрецедентний сплеск досліджень у сфері систем великих даних «розумних міст» та їхніх передових технологій, а саме: Інтернету речей, аналізу великих даних, хмарних обчислень, Blockchain, сенсорних технологій та WSN.

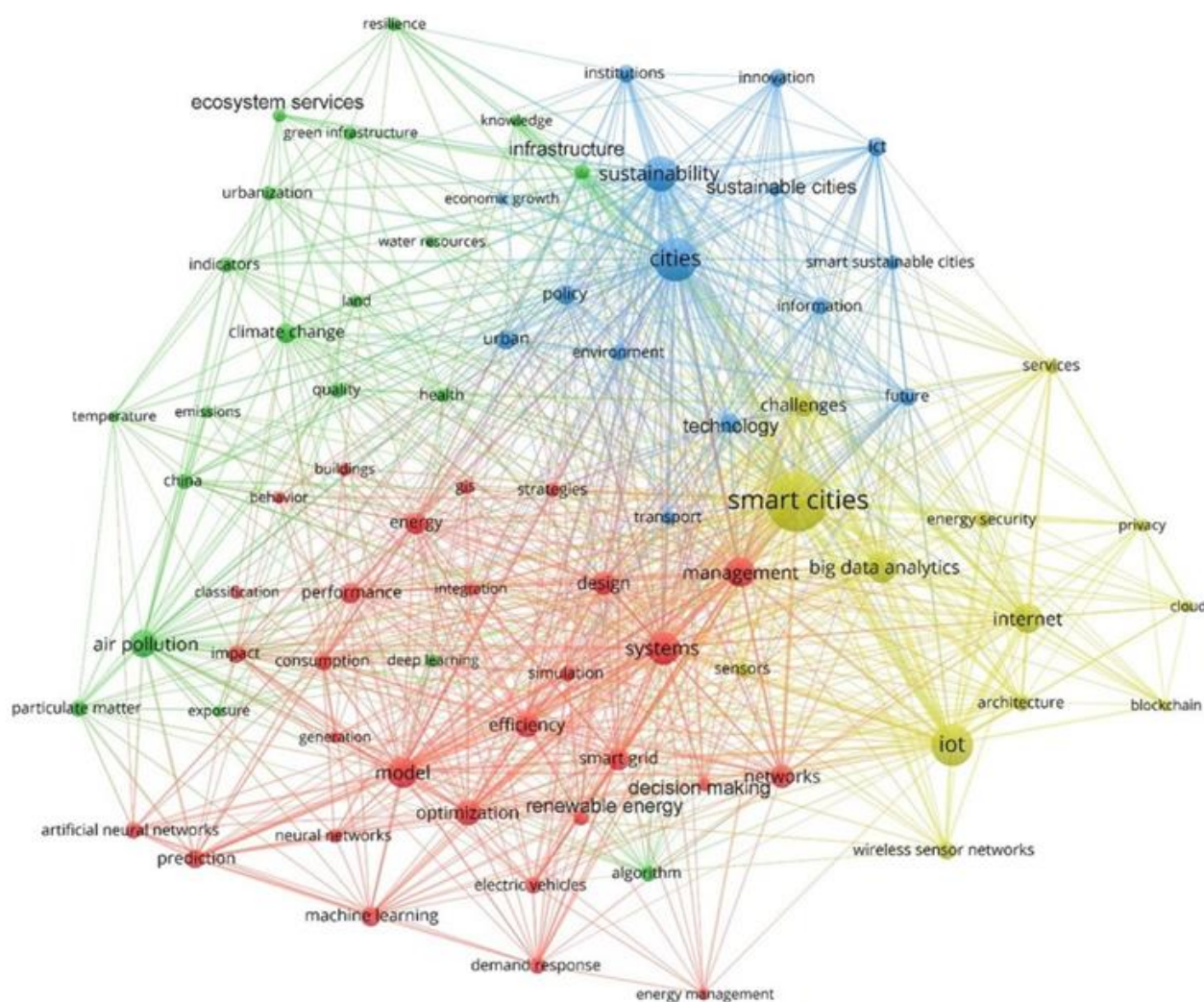


Рисунок 1.2 – Еволюція екологічно стійких «розумних міст» протягом другого періоду (2016–2019) [41]

Паралельно розроблялися і впроваджувалися численні ініціативи зі створення великих даних для систем відеоспостереження «розумних міст» у різних географічних регіонах [48], [49]. Це сформувало низку контекстуальних варіацій та складний гобелен соціально-технічних бачень, що ще більше

ускладнило ідентифікацію та розмежування втілень ідеалу «розумних міст». Однак вся ця міська динаміка та її ключові фактори сприяли стимулюванню досліджень у сфері сталих «розумних міст», що проявилось в різкому зростанні кількості публікацій з приблизно від дев'яносто до понад чотириста. Як показано в червоному кластері на рисунку 1.2, численні застосування технологій великих даних і систем відеоспостереження «розумних міст» матеріалізувалися для поліпшення і просування екологічної стійкості стосовно енергетики, транспорту, будівель, води, відходів, клімату та інших питань. Технології включали в себе інфраструктури, системи, методи, моделі, техніки і мережі як частину цифрової екосистеми «розумних міст». Розроблені рішення передбачали використання передових систем підтримки прийняття рішень для управління, контролю, оптимізації, ефективності, менеджменту, прогнозування та передбачення[50].

Розглянемо процес зростання технологій і рішень ШІ та AIoT, а також пов'язаних з ними моделей і методів в екологічно стійких «розумних містах» з системою відеоспостереження. У 2019 році спостерігалось різке зростання використання та впровадження технологій і рішень ШІ або AIoT в галузі екологічної стійкості, зміни клімату та «розумних міст» з системою відеоспостереження. Це відбулося після масового використання та широкого впровадження технологій IoT та Big Data (великих даних), а також рішень для «розумних міст» у період 2016-2018 років. [51],[52]. Таке різке зростання узгоджується з наявною літературою, яка відображає загальний консенсус щодо складності явищ деградації навколишнього середовища та зміни клімату, а отже, зростаючу потребу в більш інноваційних, передових і оперативних рішеннях, заснованих на колективному досвіді в галузі ШІ, великих даних та Інтернету речей [53]. ШІ розширює можливості аналізу великих даних, отриманих за допомогою мільярдів підключених пристроїв Інтернету речей у «розумних містах», для генерування корисних знань у формі прикладного інтелекту. Автори [54] висвітлюють зв'язок між Інтернетом речей (IoT) та ШІ і його підмножинами – машинним навчанням (ML), комп'ютерним зором (CV), нечіткою логікою (FL) та обробкою природної мови (NLP). Поєднання Інтернету речей та штучного інтелекту, керованого даними, дає нові можливості для підвищення ефективності

операцій Інтернету речей, управління даними та аналітичних моделей, що, в свою чергу, покращує процес прийняття рішень і взаємодію людей і машин для структурування міських обчислювальних та інтелектуальних систем для створення екологічно стійких «розумних міст».

Обчислювальні можливості штучного інтелекту значно розширюють можливості для розуміння, запобігання та вирішення екологічних проблем, а також трансформують процеси прийняття рішень. Тому моделі та методи AI набули популярності і стали широко застосовуватися протягом другого періоду в рамках рішень III та IoT на основі даних для забезпечення екологічної стійкості, боротьби зі зміною клімату та створення «розумних міст». Наприклад, лише за період 2016-2019 років було проведено понад двісті досліджень, які застосовували AI до енергозбереження та відновлюваної енергетики [55]. Емпіричні дослідження AI у сфері екологічної стійкості включали збереження водних ресурсів на основі ML з використанням ANN, SVM, FL, адаптивної мережі на основі системи нечіткого виведення (ANFIS), LR та ключових найближчих сусідів (KNN); енергозбереження та відновлювану енергетику на основі ML з використанням ANN, FL, SVM, DT, еволюційних стратегій (ES), еволюційних обчислень (EC), пакетної нормалізації (BN), ANFIS та розпізнавання образів; сталий транспорт на основі ML з використанням SVM, ANN, дерев рішень (DT), LR та моделей часових рядів; збереження біорізноманіття та екосистемні послуги на основі ML з використанням FL, GA, штучного інтелекту для екосистем (ARIES) та BN [53].

Щодо того ж періоду, [53] узагальнюють кілька досліджень щодо зміни клімату, які, як правило, зосереджені на аналізі кліматичних сценаріїв, адаптації та пом'якшенні наслідків зміни клімату, а також управлінні катастрофами та стійкості до них, використовуючи кілька моделей (наприклад, ML, еволюційні обчислення, FL) та методів (наприклад, ANN, BN, SVM, GA, нейро-нечіткі). Крім того, автори синтезують набір численних теоретичних та емпіричних досліджень щодо застосування III та AIoT у «розумних містах» на основі ML, DL, CV, NLP, когнітивного III та III, що базується на знаннях.

Зростаючий інтерес до інноваційних технологій і прикладних рішень «розумних міст» у поєднанні з їх потенціалом для вирішення екологічних проблем сталого розвитку призвів до збільшення кількості досліджень з цілого ряду нових тем, пов'язаних з екологічно сталими «розумними» містами, як показано на рисунку 1.2. Об'єднання «розумних міст» і сталих міст з точки зору їхніх технологій, рішень, стратегій, цілей і політик проявилось в різних підходах до міського розвитку і моделях урбанізму, орієнтованих на екологічний вимір сталості. До них відносяться, наприклад, «розумні міста», керовані даними [56], «розумні міста» для екологічно сталого міського розвитку [57], екологічно розумніші міста [58] і стійкі «розумні міста» [59].

Третій період (2020-2021) еволюції екологічно сталих розумних міст. На рисунку 1.3 зображено результати третього періоду (2020-2021 рр.), який збігся зі спалахом COVID-19. Ця криза мала певний вплив на дослідницьку діяльність у сферах «розумних міст», екологічної сталості та зміни клімату. Протягом третього періоду спостерігалось зменшення кількості опублікованих робіт порівняно з різними роками другого періоду. Тим не менш, науковий інтерес до зв'язку між розумними містами, сталими містами, екологічною стійкістю та технологіями, керованими даними, продовжував неухильно зростати протягом третього періоду. Це відображено на рисунку 1.3 у зеленому кластері, жовтому кластері, синьому кластері та червоному кластері та відповідному тематичному фокусі. Важливо зазначити, що на рисунку 1.3 відображено лише дворічний період із понад ста тридцятьма публікаціями, тоді як на рисунку 1.2 – чотирирічний період із понад трьохсот двадцятьма публікаціями. Крім того, є деякі відмінності, пов'язані зі зміщенням фокусу жовтого, зеленого та синього кластерів на рисунку 1.3 порівняно з рисунком 1.2. Як показано на рисунку 1.2, зелений кластер розширюється і включає значну частину червоного кластера порівняно з другим періодом. Це свідчить про зміщення наукового інтересу з проблем, пов'язаних зі зміною клімату, екологічною стійкістю, впливом на навколишнє середовище та забрудненням повітря, на масове розгортання та впровадження технологій і рішень «розумних міст» – завдяки COVID-19. Одним із наслідків цього є широке впровадження та інтеграція штучного інтелекту

(червоний кластер), Інтернету речей та аналізу великих даних (жовтий кластер), що лежать в основі технологічної інфраструктури «розумних міст» у зв'язку з їхнім об'єднанням зі сталими містами (синій кластер).

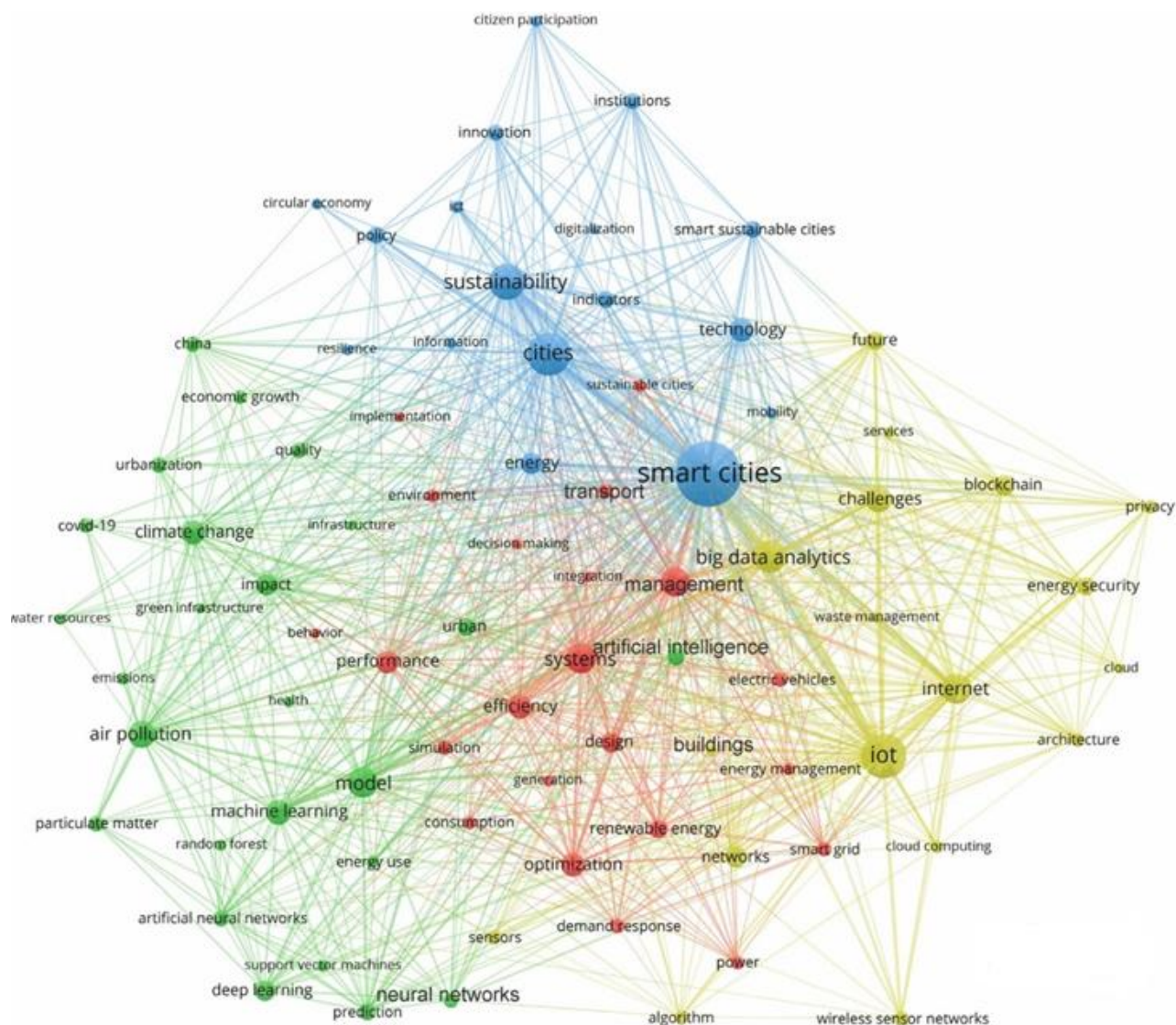


Рисунок 1.3 – Еволюція екологічно стійких «розумних міст» протягом третього періоду (2020–2021) [41]

Крім того, подія COVID-19 спричинила до подальшого збільшення кількості досліджень на існуючі та нові теми. Вони викладені в аналізі, проведеному на основі різних джерел, розподілених за чотирма кластерами. Зелений кластер включає матеріали про зміни клімату, викидів, забруднення повітря, якості повітря, COVID-19, економічного зростання, циркулярної економіки, політики, водних ресурсів, зеленої інфраструктури, урбанізації,

стійкості та іншим. Червоний кластер складається з публікацій, спрямованих на впровадження технологій та рішень «розумних міст» на основі даних, які можуть мати позитивний вплив як на екологічну стійкість, так і на реагування на COVID-19 через оптимізацію, ефективність, управління, продуктивність, зміну поведінки та інші. Жовтий кластер включає в себе матеріали про базову інфраструктуру «розумних міст», з новими темами, що з'являються, такими як електромобілі та управління відходами. Нарешті, синій кластер зосереджений на роботах, що охоплюють комплексні питання, які пов'язані зі сталими містами, «розумними містами» та розумними сталими містами, їхніми вимірами та синергізмом, а також новим темам, таким як діджиталізація та екологічні показники. Варто зазначити, що у порівнянні з другим періодом, «розумні» та «сталі» міста графічно наблизилися одне до одного, що свідчить про матеріалізацію моделей екологічно сталих «розумних міст». Крім того, протягом другого періоду «розумні» міста стали невід'ємною частиною Блакитного кластеру, який охоплює широкі питання, пов'язані з «розумними» сталими містами. Аналогічним чином, сталі міста стали невід'ємною частиною Червоного кластера, який був присвячений технологіям і рішенням для «розумних міст», які можуть мати вплив на екологічну стійкість протягом другого періоду.

1.6 Висновок до першого розділу

В першому розділі кваліфікаційної роботи освітнього рівня «Магістр» обґрунтовано актуальність дослідження методів інтелектуального опрацювання великих даних для систем відеоспостереження «розумних міст». Описано інноваційний інформаційно-технологічний концепт «розумне місто». Досліджено хмарні та периферійні обчислення для потреб опрацювання великих даних систем відеоспостереження «розумних міст». Розглянуто великі дані та штучний інтелект в «розумних містах». Проаналізовано засновані на даних інформаційні моделі та технології.

2 МЕТОДИ ВИКОРИСТАННЯ ШТУЧНИХ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ СИСТЕМ ДЛЯ ОПРАЦЮВАННЯ ВЕЛИКИХ ДАНИХ ВІДЕОСПОСТЕРЕЖЕННЯ В «РОЗУМНИХ МІСТАХ»

2.1 Неконтрольоване навчання для опрацювання великих даних систем відеоспостереження «розумних міст»

Враховуючи важливість розробки перспективних систем ШІ для потреб опрацювання великих даних систем відеоспостереження «розумних міст», важливим етапом є вибір правильної алгоритмічної бази для їх створення. Широко використовувані перспективи в розробці алгоритмів:

- математичне моделювання;
- кероване навчання;
- некероване навчання.

Перше пов'язане з розробкою математичних моделей для відображення жорсткого формулювання даних, тоді як друге, парадигми контрольованого і неконтрольованого машинного навчання, пов'язані з навчанням на основі досвіду, отриманого на основі вхідних даних.

Природа та навколишній світ є непередбачуваними, або якщо швидше невизначеними. У роботі [60] автори доводять складність природи на основі декількох напрямків, включаючи індивідуальні відмінності в істотах, теорію хаосу, еволюційну природу природних об'єктів, роль свідомості, свободу волі в поведінці людини і наслідки квантової механіки, що стосуються можливості моделювання природного середовища [61]. В умовах такої недетермінованості розробка математичних моделей, що відображають вхідні стимули з природного середовища, не є практичною. Таким чином, розробки на основі парадигм ML може вважатися прийнятними, оскільки вони видобувають дані з попереднього досвіду, подібно до того, як людина сприймає природу і вчиться у неї.

Машинне навчання в основному складається з двох парадигм навчання: навчання під контролем і навчання без контролю. У керованому навчанні алгоритм виводить функцію з набору навчальних прикладів, з метою

апроксимації функції відображення таким чином, щоб за новими вхідними даними функція відображення могла зробити висновок або передбачити вихідні дані. На відміну від цього, неконтрольоване навчання має на меті знайти приховану структуру в немаркованих даних. Основна відмінність між ними полягає в наявності маркованих даних або базової істини. Контрольоване навчання вимагає попереднього знання того, якими мають бути вихідні значення навчальних вибірок, тоді як неконтрольоване навчання цього не вимагає[62].

У типовій системі відеоспостереження «розумних міст» існує широкий спектр дачів, які фіксують навколишнє середовище у вигляді зображень, відео, показань дачів, соціальних мереж, тексту тощо. При цьому, через недетермінований характер середовища, існує нескінченна кількість потенційних ситуацій, які можуть виникнути в такій системі. У таких системах відеоспостереження «розумних міст» більшість методів штучного інтелекту і машинного навчання, що використовуються для опрацювання великих даних застосунків, пов'язаних з «розумними містами», застосовують навчання під наглядом, яке краще підходить для детермінованих ситуацій, що вимагають минулих даних, які позначені відомими результатами. Істотною проблемою в багатьох ситуаціях «розумного міста» є те, що навіть при наявності маркованих або класифікованих минулих даних для навчання алгоритмів машинного навчання, мітки втрачають свою актуальність через швидку динаміку змін. Якщо система має розвиватися з використанням контрольованого ШІ, їй, як правило, потрібна велика кількість навчальних прикладів, щоб ефективно навчатися. Однак маркування навчальних даних часто виконується вручну, а це дуже трудомісткий і тривалий процес. Світ дуже складний і має багато можливих завдань, що робить майже неможливим маркування великої кількості прикладів для кожної можливої задачі, щоб алгоритм ШІ міг навчитися. Ще більше ускладнює ситуацію те, що навколишнє середовище постійно змінюється, а тому будь-яке маркування потрібно робити часто і регулярно, щоб воно було корисним, що робить його складним завданням для людини. Таким чином, методи неконтрольованого машинного навчання без необхідності попередньо маркованих даних, які могли б самонавчатися і поступово адаптуватися до нових

ситуацій, стають все більш актуальними [18]. У цьому світлі очікується, що системи штучного інтелекту майбутнього включатимуть вищі ступені неконтрольованого навчання, щоб генерувати цінність з немаркованих даних [16].

Зазвичай підходи неконтрольованого машинного навчання для опрацювання великих даних систем відеоспостереження «розумних міст» базуються на групуванні даних зі схожими характеристиками. Цей процес відомий як кластеризація, де процес неконтрольованого навчання розділяє вхідний простір на групи точок даних, які називаються кластерами на основі схожості між точками даних. Таким чином, результати цього процесу навчання відображають схожість інформації, поданої на вході, а моделі некерованого навчання мають ємність пам'яті, здатність до навчання і здатність до розпізнавання образів [63]. Алгоритм середніх квадратів (K-means) та алгоритм самоорганізаційних карт (Self Organizing Maps – SOM) – це два сімейства алгоритмів неконтрольованого навчання, які широко використовуються в галузі «розумного міста» [64]. У своїй роботі [65] автори порівняли валідність та робастність K-середніх (K-means) щодо SOM у тематичному дослідженні «розумної» охорони здоров'я. Результати показали, що навчання, отримане за допомогою SOM, перевершує результати K-середніх, оцінені на основі індексу Каппа Коена для оцінки узгодженості та таких показників, як вища чутливість, специфічність, точність і негативна прогностична цінність (англ. negative predictive values, NPV), коли SOM використовується в контексті класифікації [65]. Крім того, було проведено порівняння SOM та K-середніх для кластеризації природної мови, в результаті чого було виявлено, що K-середніх чутливі до розподілу ініціатив, тоді як загальна ефективність кластеризації SOM є кращою, ніж у K-середніх [66]. Також було виявлено, що SOM для опрацювання великих даних систем відеоспостереження «розумних міст» добре справляється із зашумленими вхідними даними та збереженням топології. Таким чином, завдяки здатності SOM відображати складні структури даних та зберігати топологічні властивості, він є перспективним інструментом для подальшого вивчення процесів самоорганізації в контексті неконтрольованого навчання.

Загалом, самоорганізацію можна визначити як природне явище, яке було відтворене обчислювальним шляхом для досягнення неконтрольованого навчання, що нагадує як біологічний мозок, так і природне явище. Самоорганізацію можна розуміти як процес, в якому форма загального порядку виникає з локальних взаємодій між частинами спочатку неупорядкованої системи. Процес самоорганізації відбувається спонтанно, за наявності достатньої кількості енергії, без необхідності контролю з боку будь-яких зовнішніх агентів. Самоорганізація забезпечує засоби в теорії хаосу в плані острівців передбачуваності в морі хаотичної непередбачуваності [67].

Виходячи з цього, самоорганізаційні карти (скорочено SOM) – це нейронна мережа, створена за аналогією з роботою кори головного мозку людини, яка перетворює нелінійний багатовимірний вхідний простір у спрощене дискретне подання меншої розмірності, зберігаючи при цьому топологічні зв'язки, притаманні початковому вхідному простору [21]. На основі принципів навчання [68], конкуренції та кореляційного підходу [69], при подачі вхідних сигналів нейрони змагаються між собою за право обробляти цей вхід, і нейрон-переможець зміцнює свої зв'язки з поданим сигналом.

Попередні дослідження припустили, що парадигма конкурентного навчання може бути життєздатним механізмом, ґрунтуючись на тому факті, що властивості реакції клітин зорової кори можуть розвиватися, формуючи одиниці кодування, придатні для формування візуальних стимулів, з якими стикаються в природному житті [69]. Таким чином, конкурентне навчання може бути визнане належним для формування самоорганізованої основи в обчислювальних моделях, що, в свою чергу, робить самоорганізацію життєздатним кандидатом для запропонованого підходу.

2.2 Самоорганізовані карти (SOM) для опрацювання великих даних систем відеоспостереження «розумних міст»

Самоорганізуюча карта (Self-Organizing Map, SOM) – це нейронна мережа, яка створює зменшену, зазвичай двовимірну, репрезентацію вхідного простору,

зберігаючи при цьому топологічні зв'язки у вхідному просторі. Це дозволяє проводити розвідувальний аналіз даних у просторі вхідних даних у широкому спектрі застосувань.

У роботі SOM нейронна мережа спочатку відображається у вигляді решітки нейронів, кожен з яких має ваговий вектор, $W_k(t) \in \mathbb{R}^n$ що характеризує собою вхідний простір. Система координат в штучній нейронній мережі (ШНМ) характеризує вихідний простір. У фазі зростання ШНМ кожен вхідний вектор, $x_i \in \mathbb{R}^n$, подається нейронній мережі для обчислення найкращої одиниці відповідності (BMU) на основі відстані між вхідним вектором та ваговими векторами нейронів. Зазвичай обирається евклідова відстань, а відстань називається похибкою квантування E , яка задається рівнянням (1).

$$E = \|W_k - x_i\| \quad (1)$$

Після обчислення помилки квантування вибирається нейрон з найменшою помилкою квантування, який називається Best Matching Unit (BMU) або вузлом-переможцем.

Після цього вузол-переможець та його сусіди оновлюються за допомогою рівняння (2).

$$w_k(t+1) = w_k(t) + \alpha h_{ck}(t)[x_i - w_k(t)] \quad (2)$$

У цій формулі $w_k(t+1)$ є оновленим значенням вектору ваги для k -го нейрону, тоді як $w_k(t)$ – попереднє значення вектору ваги того ж нейрону. α – це коефіцієнт навчання, який з часом зменшується, h_{ck} – функція сусідства, що також зменшує значення сусідніх нейронів з часом. Зазвичай вхідні дані подаються на SOM певну кількість разів, що називається ітераціями навчання.

В алгоритмі SOM для опрацювання великих даних систем відеоспостереження «розумних міст» розмір структури зниженої розмірності сітки та кількість вимірів потрібно визначити заздалегідь. Проте SOM зазвичай

використовується для завдань дослідницької аналітики, де попередньої інформації про дані майже немає або зовсім немає. Тому необхідність заздалегідь визначати структуру та кількість вимірів обмежує можливість самоорганізації для точного подання вхідного простору даних, що є важливим обмеженням SOM для опрацювання великих даних систем відеоспостереження «розумних міст».

2.3 Зростаючі SOM (GSOM) для опрацювання великих даних систем відеоспостереження «розумних міст»

Щоб подолати обмеження архітектури SOM для опрацювання великих даних систем відеоспостереження «розумних міст», декілька досліджень продемонстрували зростаючі варіанти SOM. Структура зростаючих клітин (Growing Cell Structure) [70] є одним із таких варіантів, в якому створюється k -вимірний мережевий простір, де константа k є наперед визначеною. Розширення вузлів відбувається на кожній ітерації шляхом вставки вузла та позиції, щоб полегшити роботу вузла з найбільшим накопиченим значенням помилки. Мережа буде рости до тих пір, поки не буде виконано критерій зупинки, який може бути обмежений заздалегідь визначеним розміром мережі або досягненням максимальної накопиченої помилки. Метод "Зростає за потреби" (Grow When Required) [71] є ще одним зростаючим варіантом SOM, де вузли зростають, коли нейронна мережа не відповідає вхідним даним.

Зростаюча самонавчальна карта (Growing Self-Organizing Map, GSOM) [20] є поліпшеним зростаючим варіантом SOM, у якому початкова структура мережі містить мінімальну кількість вузлів і зростає на межах відповідно до евристичних правил та вхідних даних. Загалом початкова структура GSOM складається з чотирьох вузлів. GSOM включає дві фази: фазу зростання, у якій нейронна мережа налаштовує свої адаптовані параметри для достатнього подання вхідного простору, та фазу згладжування, у якій вагові коефіцієнти вузлів підкоректовуються.

У фазі зростання, після того як вхідні вектори подаються на карту протягом певної кількості ітерацій, нейрони найкращих відповідностей накопичують

значення квантизаційної помилки, яке базується на відстані між входом і ваговим вектором. Нейрон вважається таким, що недостатньо описує вхідний простір, якщо його накопичена квантизаційна помилка перевищує поріг зростання (GT), як визначено у формулі (3). У цьому випадку додаються нові вузли, щоб адекватно подавати вхідний простір. Якщо нейрон ВМУ знаходиться на межі, карта зростає за рахунок додавання нових нейронів до межі. В іншому випадку помилка розподіляється між сусідніми нейронами. Новий нейрон ініціалізується відповідно до вагових коефіцієнтів сусідніх нейронів.

$$GT = -D \times \ln(SF) \quad (3)$$

GT визначається кількістю вимірів D у вхідному просторі та новим параметром, який називається фактором розповсюдження (SF). SF можна використовувати для контролю розповсюдження структури мережі незалежно від розмірності набору даних.

У фазі згладжування, аналогічно до фази зростання, подаються вхідні дані та вагові коефіцієнти. Однак у цій фазі не додаються нові нейрони, оскільки метою фази згладжування є усунення будь-якої існуючої квантизаційної помилки.

Здатність GSOM до самобудови (self-building) і самоструктурування без будь-яких попередніх знань про простір даних є однією з ключових переваг порівняно із SOM та її варіантами. GSOM може самоструктуруватися у латентному просторі для розмежування різних вхідних даних, а також кластеризувати подібні входи. Його здатність контролювати розповсюдження карти дозволяє досягти структурної адаптації та ієрархічного кластерування, які є важливими аспектами у системі сенсорного сприйняття людини.

2.4 Розподілені GSOM для опрацювання великих даних систем відеоспостереження «розумних міст»

Основним недоліком алгоритму SOM для опрацювання великих даних систем відеоспостереження «розумних міст» та його варіантів з адаптивним зростанням є висока обчислювальна складність, що робить SOM непридатним для застосувань у галузі великих даних у його поточній формі. Тому було запропоновано паралельну версію алгоритму GSOM[72]; [73], яка використовує паралелізм даних і горизонтальний поділ даних як рішення. Також було розглянуто низку стратегій для розподілу даних, включаючи:

- випадковий розподіл;
- розподіл на основі класів;
- розподіл на основі кластеризації високого рівня.

Основною перевагою запропонованого алгоритму є збереження остаточної карти для всього набору даних. Для генерації остаточної карти на основі проміжних SOM застосовується проєкція Sammon [73], яка базується на відображенні точок багатовимірних векторів у просторі меншої розмірності таким чином, щоб зберегти властиву структуру даних.

Розподілені GSOM використовують фазу зростання SOM у розподіленому середовищі, де одночасно тренуються декілька менших SOM на розподілених частинах даних. Було розроблено алгоритми для парадигм MapReduce, «bulk synchronous parallel» (BSP) та «restorative digital dentistry» (RDD) на основі принципів роботи розподілених GSOM, які реалізовані на популярних платформах «Apache Hadoop, Hama» та «Spark» відповідно.

2.5 Злиття GSOM для опрацювання великих даних систем відеоспостереження «розумних міст»

У контексті зростаючої самоорганізації значну увагу приділено ієрархічному компоненту кластеризації, оскільки ієрархічна обробка інформації нагадує спосіб, у який людський мозок сприймає зовнішнє середовище через

різні сенсори та обробляє інформацію для отримання цілісного сприйняття. У зв'язку з цим було впроваджено вдосконалений варіант GSOM – багаторівневий GSOM (Multi-Layer GSOM) [74], який мотивований ієрархічною обробкою сенсорної інформації в людському мозку.

Запропонований багаторівневий підхід GSOM для опрацювання великих даних систем відеоспостереження «розумних міст» використовують шарувату архітектуру, що нагадує кортикальну ієрархію людського мозку для побудови ієрархії концептів (кластерів). Простір вхідних даних спочатку обробляється на найнижчому рівні GSOM, де визначаються адаптовані параметри або прототипи, що описують вхідний простір. Ці прототипи передаються на наступний рівень, де розраховуються нові параметри. Цей процес повторюється ітеративно, доки не буде досягнуто певного критерію.

Алгоритм багаторівневого GSOM складається з декількох шарів самоорганізуючих карт, пов'язаних між собою (Рисунок 2.1).

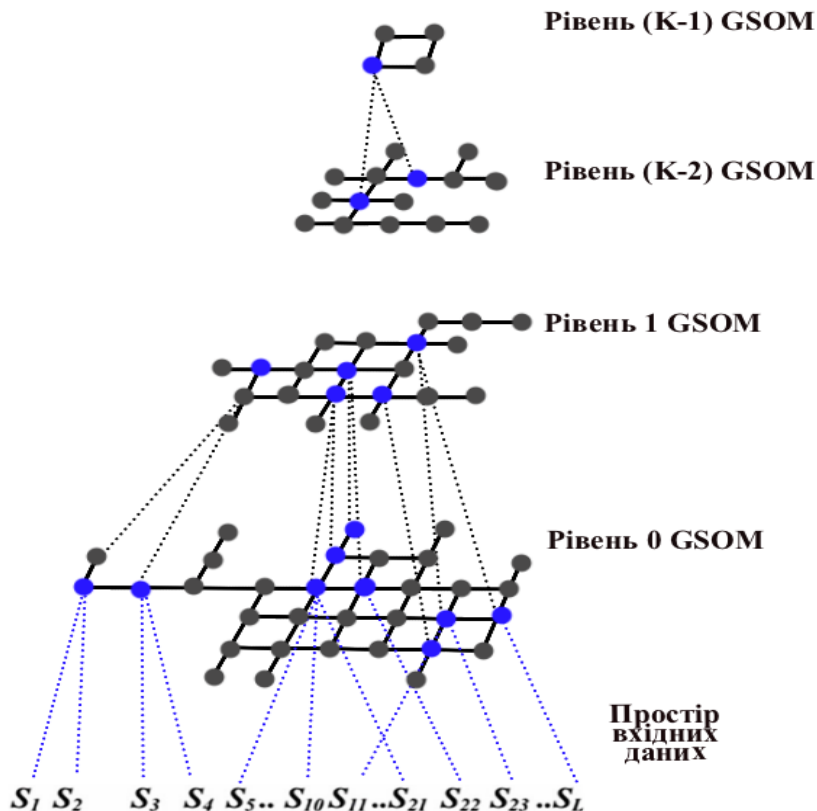


Рисунок 2.1 – Багаторівневий GSOM з K рівнями. Сині вузли відображають вузли-переможці [19]

Зазвичай багаторівневий GSOM використовує кілька шарів GSOM (які моделюють кортикальні шари людського мозку) для побудови ієрархії кластерів (концептів) вхідного простору даних і надалі обчислює індекс відповідності кластерів для кожного рівня, щоб вибрати найкращий шар GSOM, який більш точно відображає вхідний простір. Використання багаторівневих моделей GSOM дозволяє захоплювати більш абстрактні концепти на вищих рівнях ієрархії, а детальніші концепти отримувати на нижчих рівнях.

Це було розширено для об'єднання мультимодальної сенсорної інформації шляхом пропозиції мультимодальної самоорганізуючої нейронної архітектури [75], яка складається з шарів GSOM для навчання окремих модальностей. Алгоритм включає масштабовані обчислення для самоорганізації, що дозволяє масштабувати обробку для підтримки великих наборів даних і скорочення часу обчислень. Латеральні асоціативні зв'язки захоплюють взаємозв'язки між окремими модальностями для кросмодального злиття з метою отримання мультимодальної репрезентації. Алгоритм мультимодального злиття було протестовано на аудіовізуальних наборах даних, що складаються з мовних висловлювань, для оцінки якості мультимодального злиття порівняно з унімоальними репрезентаціями, продемонструвавши його здатність створювати ефективні мультимодальні репрезентації за короткий час на основі сумісних мультисенсорних стимулів.

Ще одне обмеження традиційного SOM – це нездатність адаптуватися до змінюваних розмірностей (змінних). Це було вирішено в розширенні злиття GSOM за допомогою динамічного вирівнювання часу (dynamic time warping), що дозволяє порівнювати різні набори змінних для створення загальної карти [76]. Крім того, коли є значні варіації в типі зібраних змінних (навіть у межах одного типу застосувань), [22] створюють кілька GSOM і використовують шар концептуального графа над GSOM для зв'язування кластерів GSOM, використовуючи існуючі або спеціально створені ієрархії знань/онтології, що дозволяє передавати нову інформацію після фази зростання. У таблиці 2.1 подано узагальнення еволюції алгоритмів самонавчання III.

Таблиця 2.1 – Еволюція алгоритмів ШІ, що самобудуються, на основі фундаменту SOM

Запропонована модель	Алгоритм	Примітки
1	2	3
Самоорганізовані карти [21]	SOM	Оригінальна реалізація SOM. Використовується двомірна решітка.
Структура зростаючих клітин [70]	GCS	Зростаючий варіант SOM. Визначається k -вимірний простір мережі, де константа k повинна бути попередньо визначена.
Зростаючі самоорганізовані карти [20]	GSOM	Варіант SOM, що зростає. Починається з мінімальної кількості вузлів і розширюється в обидва напрямки для репрезентації простору вхідних даних.
Багатошарові GSOM [74]	ML-GSOM	Покращений GSOM для обробки ієрархічної сенсорної інформації.
Розподілені GSOM [73]	DGSOM	Алгоритм GSOM був покращений для використання паралелізму даних і горизонтального розподілу даних.
Масштабоване злиття для активного сприйняття [75]	DGSOM-Fusion	Архітектура мультимодального злиття, що використовує неконтрольоване машинне навчання (GSOM).

Починаючи з примітивних карт, що самоорганізуються (SOM) для створення зменшення розмірності репрезентації вхідного простору зі збереженням топологічних зв'язків у вхідному просторі, некерований самоорганізований ШІ еволюціонував до ієрархічних, мультимодальних архітектур самоорганізації на основі злиття, які реалізуються в розподілених обчислювальних середовищах, що дозволяють досліджувати і генерувати латентні уявлення про природний світ і поведінку людей, використовуючи великі дані.

2.6 Висновок до другого розділу

В другому розділі кваліфікаційної роботи досліджено методи використання штучних інтелектуальних систем для опрацювання великих даних відеоспостереження в «розумних містах». Розглянуто теоретичні аспекти неконтрольованого навчання для опрацювання великих даних систем відеоспостереження «розумних міст» Описано самоорганізовані карти (SOM) для опрацювання великих даних систем відеоспостереження «розумних міст». Висвітлено зростаючі SOM (GSOM) для опрацювання великих даних систем відеоспостереження «розумних міст». Описано розподілені GSOM для опрацювання великих даних систем відеоспостереження «розумних міст». Досліджено злиття GSOM для опрацювання великих даних систем відеоспостереження «розумних міст».

З ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНЕ ВИКОРИСТАННЯ МЕТОДІВ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО ОПРАЦЮВАННЯ ВЕЛИКИХ ДАНИХ ДЛЯ СИСТЕМ ВІДЕОСПОСТЕРЕЖЕННЯ РОЗУМНИХ МІСТ

3.1 Структура інтелектуальної системи опрацювання великих даних відеоспостереження «розумних міст»

Розглянемо структуру ІІІ для опрацювання великих даних системи відеоспостереження «розумних міст», засновану на неуправлінському машинному навчанні та використанні адаптивних за структурою компонентів алгоритмів GSOM. Запропонована структура вирішує проблеми, пов'язані з тим, що ІІІ та передова аналітика здійснюються в інформаційно-технологічних платформах і як ізольовані застосунки через відсутність механізмів інтеграції та обміну інформацією, а також необхідність значної участі людини у побудові структури моделей. На рисунку 3.1 зображена структура опрацювання великих даних системи відеоспостереження «розумних міст» у вигляді трьох рівнів. Місцеві та локальні рівні розміщені на локальних машинах, тоді як глобальний рівень може бути реалізований як платформний рівень у рамках хмарної платформи.

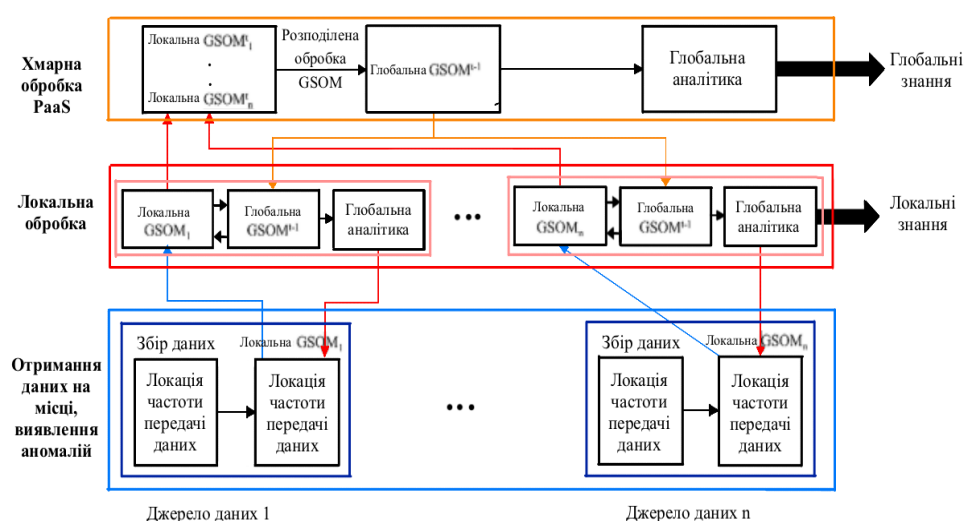


Рисунок 3.1 – Структура імплементації ІІІ для опрацювання великих даних системи відеоспостереження «розумних міст» [19]

Перший (нижній) рівень обробляє дані на місці події за допомогою таких пристроїв, як камери відеоспостереження або сенсори, і генерує локальний GSOM після первинної попередньої обробки даних. Місцева GSOM може бути створена при кожному новому інциденті (або через регулярні інтервали часу) і трансформує карту на другий рівень – локальну GSOM та локальну аналітику. Локальна GSOM також отримує дані з верхніх рівнів з оновленнями глобальних та локальних тенденцій, аномалій і інформації про шаблони, що дозволяє місцевій обробці виявляти події, що становлять інтерес, і генерувати сповіщення.

Другий рівень (локальної обробки) отримує дані від обробки на місці та генерує локальну GSOM, яка передається на третій рівень – обробку в хмарі PaaS (англ. Platform as a service – платформа як сервіс). Локальна GSOM може бути передана на глобальний рівень з відповідним рівнем гранулярності за допомогою фактора розподілу GSOM, що відображає відповідний рівень абстракції. Відповідний фактор розподілу буде генеруватися самостійно на основі абстракції, необхідної для конкретного застосування, або рівня узагальнення, потрібного для конфіденційності. Другий рівень регулярно отримує глобальну GSOM, яка надає «позиціювання» локальних даних в загальному контексті. Наприклад, розглянемо ситуацію з відеокамерою моніторингу пішоходів. Локальні відео можуть показувати низьку щільність пішоходів, тоді як глобальна карта може демонструвати, що деякі камери з інших регіонів зафіксували високу щільність та швидший потік пішоходів, таким чином надаючи загальне уявлення про більшу картину.

Третій рівень (хмарна та глобальна обробка) отримує дані від кількох локальних обробних одиниць схожих застосувань і, використовуючи техніку розподіленої GSOM, генерує глобальну GSOM. Мапування GSOM підтримує глобальну аналітику для виявлення глобальних шаблонів і інсайтів, а також передається на другий (локальний) рівень для надання глобального позиціонування, як описано вище.

GSOM для опрацювання великих даних системи відеоспостереження «розумних міст», з їхньою здатністю створюватися за необхідності та самостійно будуватися відповідно до потреб окремої локальної ситуації, зменшує потребу у

залученні людини в процес. Здатність до самоорганізованого навчання дозволяє моделям вчитися на шаблонах з вхідних даних без потреби в попередньо маркованих даних. Глобальні GSOM полегшують інтеграцію кількох джерел даних одного домену, і, таким чином, виконують цінну функцію позиціонування локальних даних в більшій картині. Глобальні GSOM для опрацювання великих даних системи відеоспостереження «розумних міст», таким чином, вирішують проблему ізольованих застосувань. Після початкової самостійної обробка за допомогою GSOM дані можуть бути спрямовані на спеціалізовану наглядну аналітику за допомогою відповідних технік. Серії та рівні GSOM виконуватимуть роль ідентифікаторів позицій, що дозволяє зв'язувати результати з різних застосувань з кількох місць.

3.2 Потік завдань опрацювання великих даних в інтелектуальній системі відеоспостереження «розумних міст»

Розглянемо детально різні завдання опрацювання великих даних та функції локальних і глобальних рівнів. На рисунку 3.2 зображено процес завдань на другому (локальному) рівні та третьому (глобальному) рівні. Другий рівень має три основні завдання:

- генерацію локальної GSOM;
- калібрування гранулярності;
- локальну аналітику.

Після генерації локальної GSOM за допомогою інформації, наданої з першого рівня (обробка на місці), вміст кластерів з GSOM буде порівняно з вимогами застосування. Наприклад, якщо застосування пов'язане з розпізнаванням обличь, вміст кластерів буде проаналізовано для виявлення, чи надають кластери відповідні зображення. У випадках, коли зображення є невідповідними, GSOM буде самостійно генерувати різні рівні абстракцій за допомогою факторів розподілу, а отримані кластери будуть аналізуватися, поки не будуть знайдені прийнятні результати.

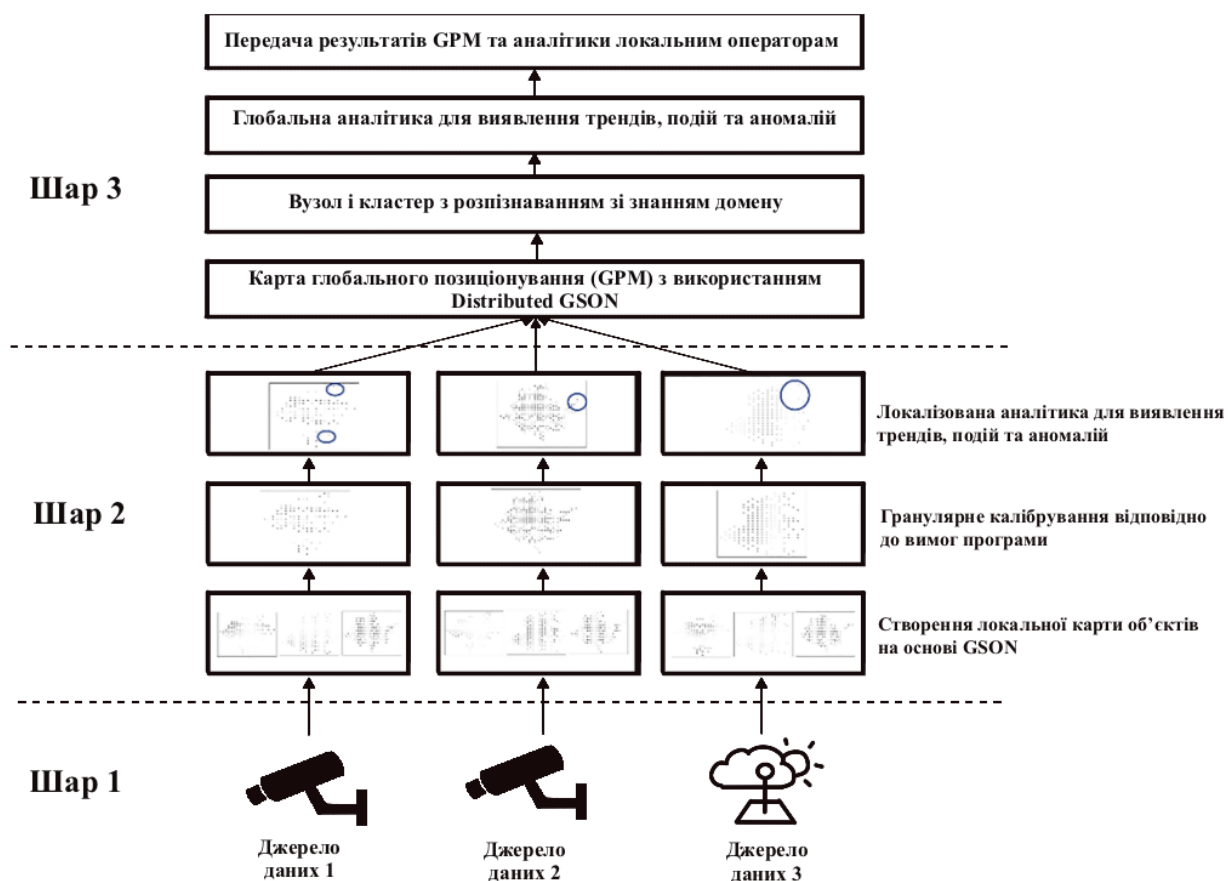


Рисунок 3.2 – Потік завдань опрацювання великих даних в інтелектуальній системі відеоспостереження «розумних міст» [19]

Таким чином, здатність GSOM до самоорганізації на декількох рівнях абстракції використовується на другому рівні для самостійної генерації відповідних результатів, що відповідають потребам застосування[77].

Крім того, буде проведено локалізований аналіз та захоплення трендів для генерації локальних інсайтів. На третьому рівні, після генерації глобальної GSOM, буде проведено етап розрізнення кластерів. Оскільки GSOM навчаються без вчителя, вміст кластерів може безпосередньо не відповідати потребам застосування. Етап розрізнення здійснюється шляхом залучення онтологій домену та інших форм знань про домен для усунення неоднозначностей та асоціювання різноманітного вмісту кластерів між собою за допомогою будь-яких доступних додаткових знань про домен. Глобальна GSOM використовується як основа для глобальної аналітики, а результати передаються на локальні майданчики (де це доцільно).

3.3 Функціонування інтелектуальної системи відеоспостереження «розумних міст»

У середовищі системи відеоспостереження «розумних міст» доступні різні сенсорні дані, такі як дані про трафік транспортних засобів, рівень забруднення, погодні умови, наявність паркувальних місць, дані відеоспостереження тощо. Серед цих типів даних відеоспостереження можна вважати одним із найбільш складних з точки зору обчислювальних витрат [16]. Таким чином, доцільно провести експерименти з використанням запропонованої самоорганізовуваної архітектури ІІІ, використовуючи еталонні відеодатасети, що застосовні до середовищ «розумного міста»:

- список набір даних CUNK Avenue [78];
- набір даних UCSD Ped [79];
- набір даних для розпізнавання дій [80].

За допомогою емпіричного оцінювання [41] потрібно продемонструвати здатність самоорганізованого ІІІ представляти вхідні дані у вигляді, придатному для подальшої обробки. Функціональність компонентів архітектури демонструється окремо. Для цього експерименту платформа самоорганізованого ІІІ реалізована за допомогою алгоритму GSOM, однак у випадках, коли обробляються кілька потоків великих обсягів даних, можна досягти надлінійного приросту обчислювальної продуктивності, використовуючи масштабовану реалізацію GSOM.

3.3.1 Налаштування інтелектуальної системи відеоспостереження «розумних міст»

Експеримент має на меті продемонструвати можливості другого та третього шарів запропонованої архітектури ІІІ. Експериментальний процес складається з чотирьох частин:

1. Спершу потрібно оцінити створення локальних карт ознак на локальних процесорах, що розташовані на другому шарі запропонованої

архітектури ІІІ. Необхідно створити локальні карти ознак на основі SOM, щоб продемонструвати обмеження, які існують у структуризації простору вхідних даних у латентне просторове відображення. Метою цього експерименту є дослідити доцільність використання самоструктурованого алгоритму ІІІ для характеристики простору вхідних даних із контекстно-залежною структурною адаптацією. Цей експеримент підтверджує користь структурної адаптації в технології ІІІ.

2. Наступним кроком є розробка локальних карт ознак великих даних із використанням зростаючого аналога SOM, тобто GSOM, із багаторівневою структурною адаптацією, і демонстрація, як калібрування гранулярності може здійснюватися на основі вимог контексту. Ця здатність дозволяє ІІІ самостійно будувати концепції на різних рівнях абстракції, які можуть бути скориговані для пов'язування об'єктів чи подій з різних джерел даних або часових ліній.

3. Дальше необхідно порівняти оптимальне відображення для вибраних наборів великих даних щодо їхнього контексту та гранулярності, демонструючи здатність структурної адаптації до оптимальної демонстрації вхідних даних для подальшої обробки. Функція самоорганізації в ІІІ забезпечує автоматичне моделювання об'єкта чи події оптимальним чином без участі людини.

4. І наостанок потрібно оцінити глобальні карти позицій, отримані за допомогою GSOM для кількох джерел великих даних, демонструючи формування регіонів на основі візуальних характеристик для схожих категорій. Експеримент обґрунтовує використання технології самоорганізованого ІІІ GSOM для створення глобального відображення з кількох розподілених застосунків.

Експерименти з перших трьох кроків демонструють можливості другого шару робочого процесу запропонованої архітектури ІІІ, тоді як четвертий експеримент демонструє застосовність третього шару.

3.3.2 Тестові набори великих даних інтелектуального опрацювання в системі відеоспостереження «розумних міст»

Набір даних CUNK Avenue [78] був записаний на території Університету міста Гонконг за допомогою стаціонарної відеокамери. Цей набір даних містить загалом близько сорока відеозаписів, що охоплюють різні види поведінки людей, зокрема ходіння людей по пішохідних доріжках, зустрічі груп людей на доріжках, а також незвичайну поведінку, як-от кидання предметів, тиняння, наближення до камери, ходіння по траві та залишені предмети.

Набір даних UCSD Pedestrian [79] зосереджений на зйомці пішохідної доріжки. Цей набір даних містить сцени різного ступеня щільності натовпу – від рідкого до густого. У нашому дослідженні використовується навчальний набір даних, який включає понад тридцять відеозаписів. Для експерименту ми вручну класифікували відео за щільністю натовпу на чотири категорії: низька, середня, висока та дуже висока.

Набір даних для розпізнавання дій [80] був обраний для демонстрації аналітики злиття великих даних, оскільки він містить понад сорок коротких відеокліпів, записаних в реальних умовах без обмежень. Відео мають розмір 640×480 пікселів і були записані побутовою портативною камерою. Набір даних включає різні сценарії, що поділяються на дорожнє спостереження та внутрішнє спостереження. Сценарії дорожнього спостереження містять відео, де люди переходять дорогу, йдуть тротуаром, чекають біля автобусної зупинки, йдуть групами або розмовляють на узбіччі. Відео для внутрішнього спостереження містять сцени розмов у торгових центрах, очікування в чергах у фудкортах та людей, що пересуваються у приміщенні.

Оскільки зразки відео мають різну розмірність, ми попередньо обробляємо вхідні дані, змінюючи розмір отриманих кадрів до 30×30 пікселів і нормалізуючи значення пікселів шляхом масштабування від нуля до одиниці. Потім ми витягуємо гістограму оптичного потоку (HOF) [81] і гістограма градієнтів (HOG) [82], які будуть використовуватися як вектор ознак для онлайн-структурної адаптації.

3.3.3 Візуалізація відеоданих «розумного міста» на SOM

Метою першого експерименту є демонстрація якісного ефекту використання самонавчального алгоритму штучного інтелекту для розробки локальних карт ознак на локальних процесорах, розташованих на другому рівні запропонованої архітектури ШІ. На цій основі ми аналізуємо GSOM у порівнянні з його обмеженим аналогом – SOM. Спочатку ми розробили SOM-базовані локальні карти ознак для набору даних UCSD Pedestrian (Рисунок 3.3) та набору даних Avenue (Рисунок 3.4), які ми розглядаємо як два джерела даних нашої системи.

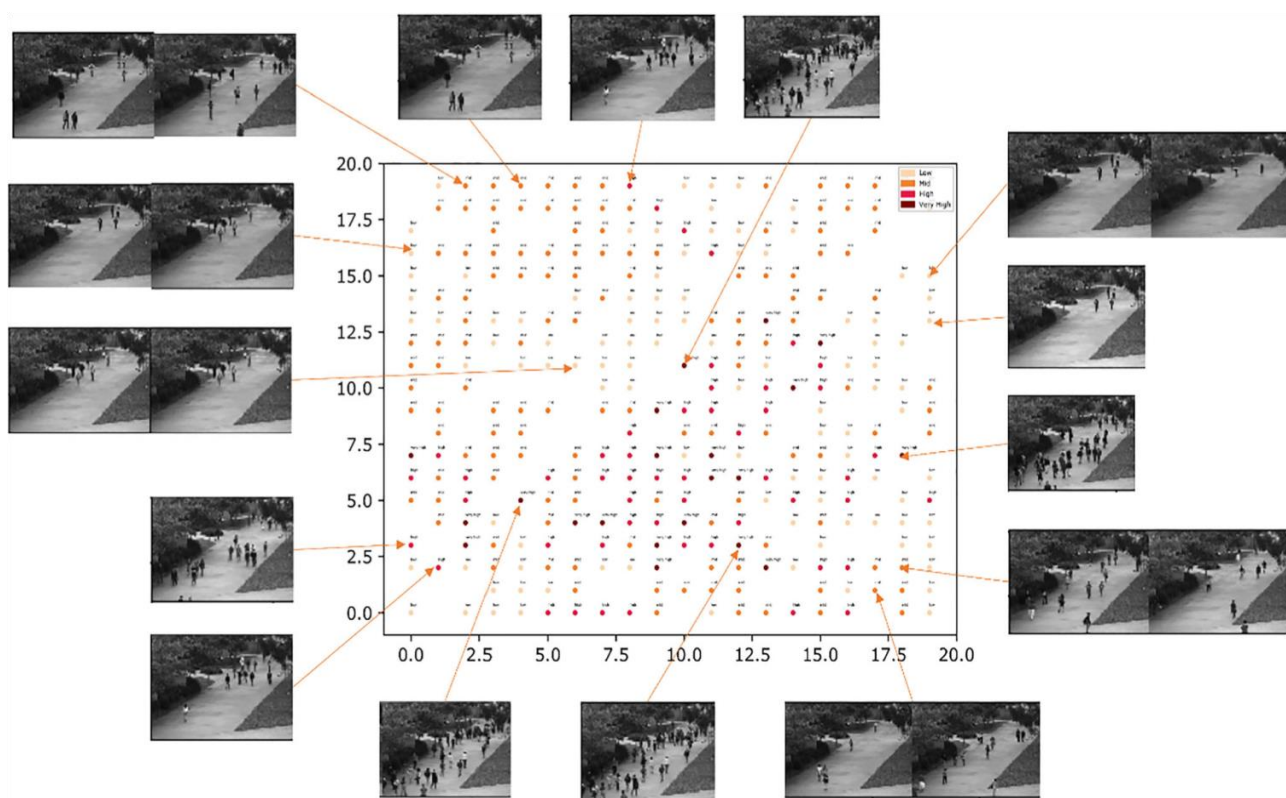


Рисунок 3.3 – Карта локальних особливостей на основі SOM для набору пішохідних даних UCSD [19]

Для розробки цих карт ознак ми використали карту розміром 20×20 з коефіцієнтом навчання 0,01. На етапі зростання SOM-карти ознак навчались протягом 100 ітерацій.

Приховане подання потоку пішоходів набору даних UCSD можна візуалізувати на SOM-карті, показаній на рисунку 3.4. Кольоровий код

відображає щільність потоку пішоходів. Тут можна ідентифікувати, що щільні рухи пішоходів скупчені в центрі та середині SOM-карти. Однак відео з низькою та середньою щільністю розподілені по всій карті без чітко визначених кластерних областей. Аналіз візуалізації SOM показує, що самоструктурування нейронної мережі стало обмеженим через жорстку структуру [86] (заздалегідь визначену сітку 20×20).

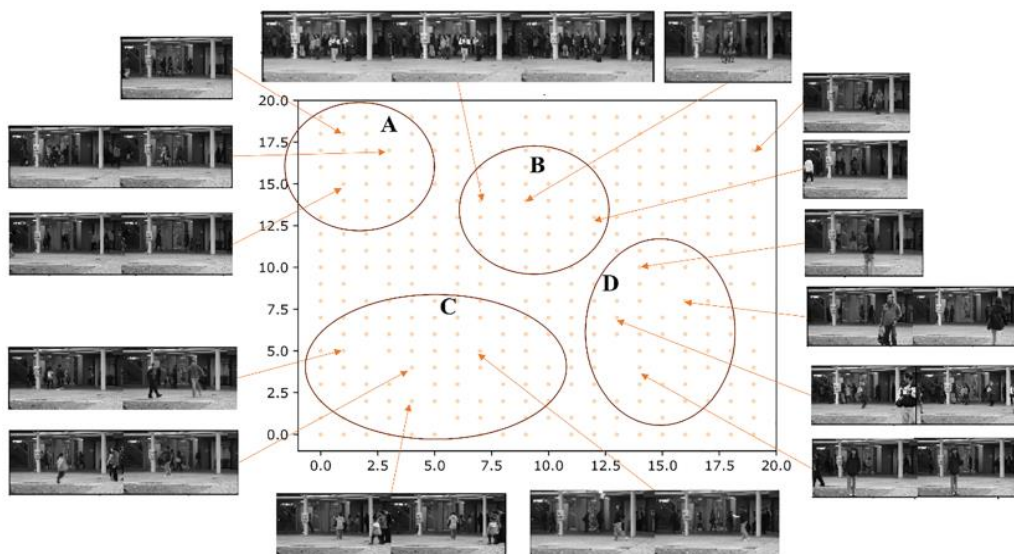


Рисунок 3.4 – Карта локальних особливостей на основі SOM для набору даних Avenue [19]

Таким чином, початкове навчання щільного руху пішоходів було чітко кластеризоване, тоді як решта сценаріїв були обмежені в зростанні відповідно до вимог репрезентації ознак.

Прихований простір інтерпретації набору даних Avenue зображено на рисунку 3.4 з детальними кадрами, кластеризованими для кожного вузла SOM. Дрібнозернистий аналіз призвів до ідентифікації чотирьох унікальних регіонів з різними характеристиками зображень. На рисунку 3.4 сектор А складається з кадрів, на яких спостерігається мінімальна кількість людей та незначна рухова активність. Рисунок 3.4 сектор В містить кадри з великою кількістю людей, які перебувають у стані спокою, та незначними рухами на відстані. Рисунок 3.4 сектор С містить швидкі рухи по всьому кадру (зліва направо), тоді як рисунок 3.4 сектор D містить рухи людей до камери та від неї.

Обидві моделі, розроблені на основі наборів даних UCSD та Avenue, обмежені початковим обмеженням на розмір вузлів. Таким чином, структурна адаптація карти вузлів обмежена, що робить природний розкид обмеженим до заздалегідь визначеного порогу. Через це обмеження ми пропонуємо зростаючий варіант SOM, тобто GSOM, для структурної адаптації вхідних відеоданих у запропонованому робочому процесі фреймворку ШІ, зокрема, на другому рівні. З точки зору системи відеоспостереження «розумних міст», різноманітність і розподіл вхідних даних в одному потоці (наприклад, відеоданих) може бути непередбачуваним, отже, формування заздалегідь визначеної структури є нереальним. Це ще більше підкреслює потребу в необмеженому алгоритмі самоорганізації, такому як GSOM.

3.3.4 Подання відеоданих «розумного міста» на мережі структурної адаптації

Другий експеримент має на меті продемонструвати можливість використання GSOM для подолання вищезазначених обмежень із обмеженою самоорганізацією, як було показано раніше. Крім того, ми досліджуємо можливості структурної адаптації з кількома гранулами, які є в GSOM, і як може бути реалізовано калібрування гранулярності на основі вимог контексту.

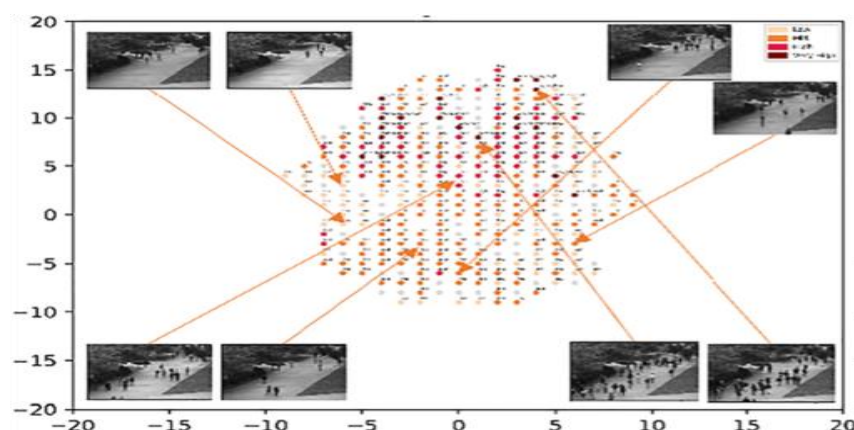


Рисунок 3.5 – Карти локальних особливостей на основі GSOM з множинною деталізацією для набору даних про пішоходів UCSD, коефіцієнт розкиду 0.3, швидкість навчання – 0.01, кількість ітерацій навчання – 100 [19]

Можливість, показана тут, відноситься до другого рівня запропонованого робочого процесу каркаса штучного інтелекту для самостійного створення. У цьому експерименті ми розробляємо карти зростаючих функцій для двох вибраних наборів даних за допомогою алгоритму GSOM. Через необмежений характер нам не потрібно вказувати обмеження розміру карти. Ми дозволяємо алгоритму GSOM структурно адаптуватися на основі динамічності вхідного простору ознак на відеоданих.

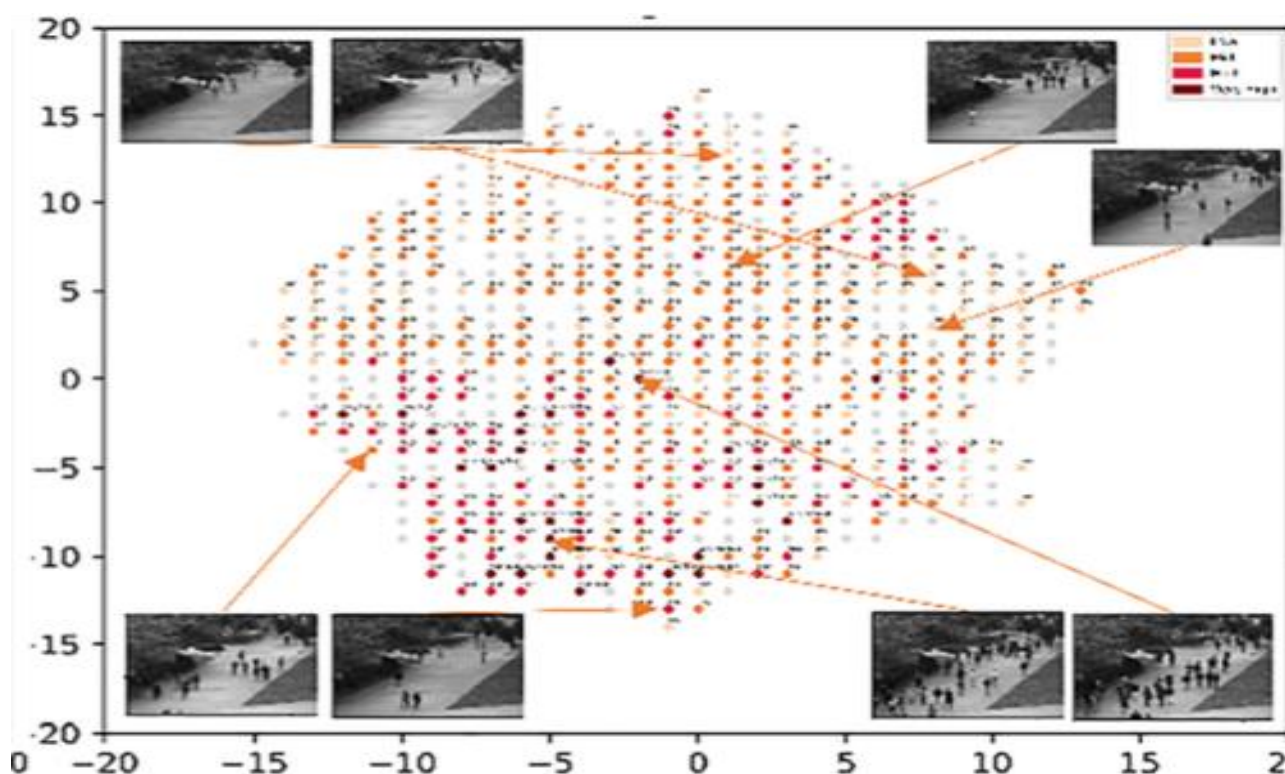


Рисунок 3.6 – Карти локальних особливостей на основі GSOM з множинною деталізацією для набору даних про пішоходів UCSD, коефіцієнт розкиду 0.5, швидкість навчання – 0.01, кількість ітерацій навчання – 100

Зростаюча карта функцій для кількох рівнів деталізації для набору даних UCSD зображена на рисунку 3.5. Структурну адаптацію було проведено для трьох рівнів абстракцій, а саме коефіцієнта поширення 0,3, 0,5 і 0,8.

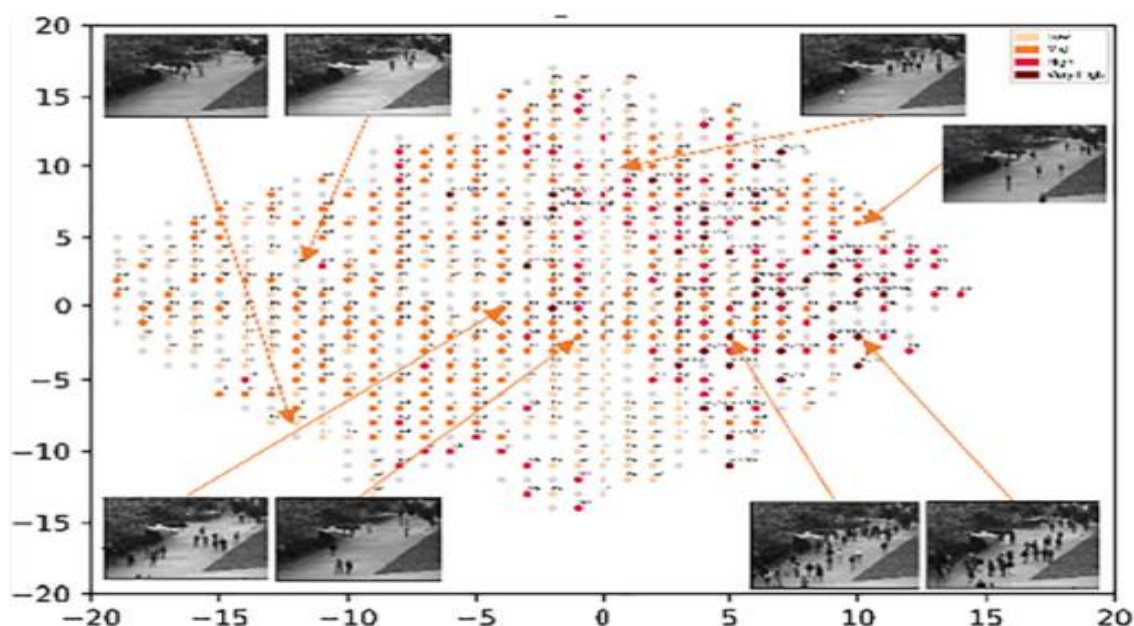


Рисунок 3.7 – Карти локальних особливостей на основі GSOM з множинною деталізацією для набору даних про пішоходів UCSD, коефіцієнт розкиду 0.8, швидкість навчання – 0.01, кількість ітерацій навчання – 100 [19]

Для демонстрації ми вибрали вісім окремих відеокадрів із різними характеристиками щільності натовпу (зображено однаково на рисунках 3.5, 3.6, 3.7). Кольоровий код виявляє щільність потоку натовпу.

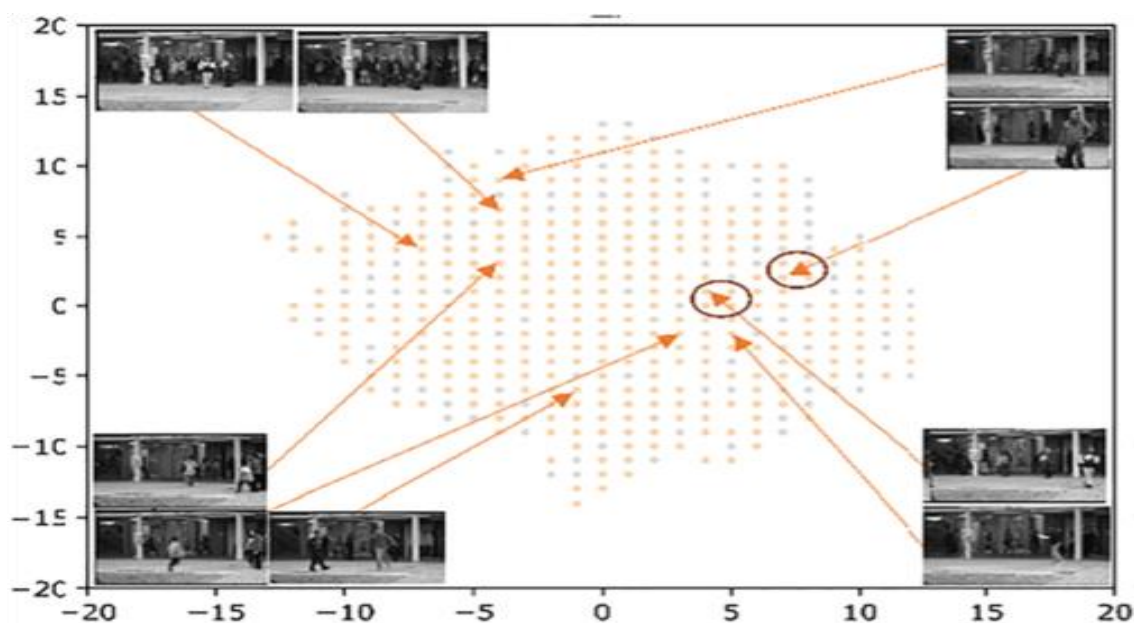


Рисунок 3.8 – Карти локальних особливостей на основі GSOM з множинною деталізацією для набору даних Avenue, фактор поширення – 0.3, швидкість навчання – 0.01, кількість ітерацій навчання – 100 [19]

На основі структурної адаптації можна побачити, що зростання мережі стає ширшим, коли коефіцієнт поширення збільшується. У той же час точки даних, які були ближче на рисунку 3.5, розійшлися, коли розкид збільшується, тобто рисунок 3.6. Це дозволить карті GSOM детально охарактеризувати простір вхідних даних з різними калібруваннями коефіцієнта поширення.

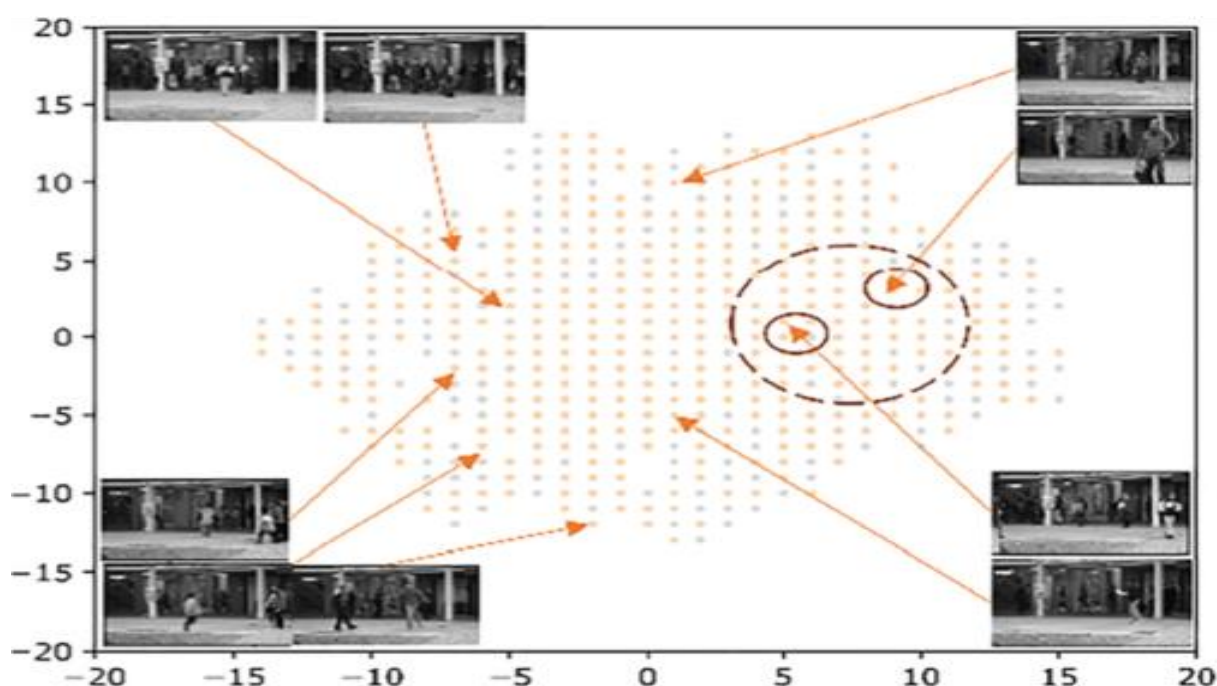


Рисунок 3.9 – Карти локальних особливостей на основі GSOM з множинною деталізацією для набору даних Avenue, фактор поширення 0.5, швидкість навчання – 0.01, кількість ітерацій навчання – 100 [19]

Аналогічно ми отримуємо карти особливостей GSOM (рисунки 3.8, 3.9, 3.10) для наборів даних Avenue з різними рівнями абстракції. Ті ж самі спостереження, які ми визначили для набору даних UCSD, застосовні і тут, тобто калібрування коефіцієнта розкиду змінює гранулярність відображення вхідних даних.

З карт множинних ознак з декількома рівнями абстракції видно, що структурна адаптація можлива за допомогою алгоритму GSOM. Тут зростаюча адаптація нейронної мережі не обмежується заздалегідь визначеним розміром карти, а дозволяє простору вхідних даних вирішувати, як він повинен

поширюватися, обмежуючись лише параметром тертя (тобто, коефіцієнтом поширення).

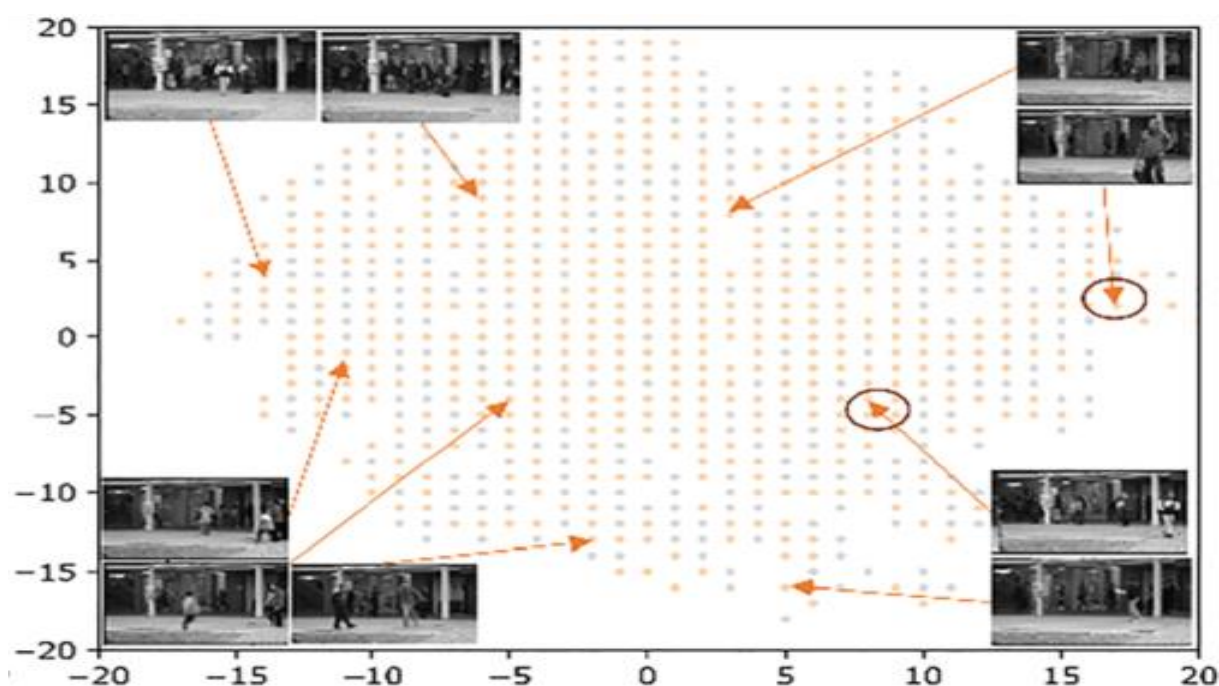


Рисунок 3.10 – Карти локальних особливостей на основі GSOM з множинною деталізацією для набору даних Avenue, фактор поширення – 0.8, швидкість навчання – 0.01, кількість ітерацій навчання – 100 [19]

Таким чином, на відміну від SOM, GSOM має можливість структурної адаптації до динамічності простору вхідних даних і оптимально підходить для використання в запропонованій структурі. У контексті «розумного міста» можливість багатогранного дослідження є неминучою, оскільки розподіл і різноманітність вхідних даних не відомі заздалегідь. Наприклад, розглянемо сценарій, який вимагає розпізнавання обличчя з камери спостереження. Залежно від положення особи, яку потрібно розпізнати, щодо камери (тобто відстані від об'єктива камери), може знадобитися змінити деталізацію, з якою потрібно ідентифікувати обличчя.

На додаток до аналізу структурної адаптації, ми провели кількісний аналіз збереження топології SOM та GSOM для обох наборів даних. Ми використовували топографічну помилку (TE), запропоновану K. Kiviluoto [83], яка є мірою частки векторів даних у вхідному просторі, що мають несуміжні

перші та другі найкращі одиниці відповідності (*BMU*) у вихідному просторі. *TE* визначається рівняннями (4) і (5), де, *K* – кількість точок вхідних даних.

$$u(x_i) = \begin{cases} 0 & \text{if first and second BMU are adjacent} \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

$$TE = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K u(x_i) \quad (5)$$

Як правило, *TE* прямує до нуля для карти з ідеальним збереженням. На практиці *TE* можна використовувати для порівняння збереження топології між кількома самоорганізованими картами об'єктів. Таким чином, ми оцінюємо збереження топології для наборів даних про пішохідні потоки та проспектів UCSD, які подано в Таблиці 3.1. Результати показують, що для обох наборів даних GSOM має вищу збереженість топології порівняно з SOM.

Таблиця 3.1 – Збереження топології для наборів даних

Набір даних	SOM	GSOM
Пішохідні потоки UCSD	0.42	0.25
Проспекти	0.24	0.18

У наступному експерименті ми продовжимо досліджувати можливості позиціонування запропонованого фреймворку ШІ.

3.3.5 Структурна адаптація з урахуванням контексту

Метою третього експерименту є оцінка оптимальної структурної адаптації карт об'єктів до попередньо визначених контекстних вимог. Тут ми визначаємо контекстну вимогу для джерела даних UCSD як виявлення потоку пішоходів, а контекстну вимогу для джерела даних Avenue як виявлення кадрів, спрямованих

вперед, які є оптимальними для прогону через розпізнавання облич через обмеження пікселізації (тобто, люди, спрямовані прямо, з великим покриттям пікселів).

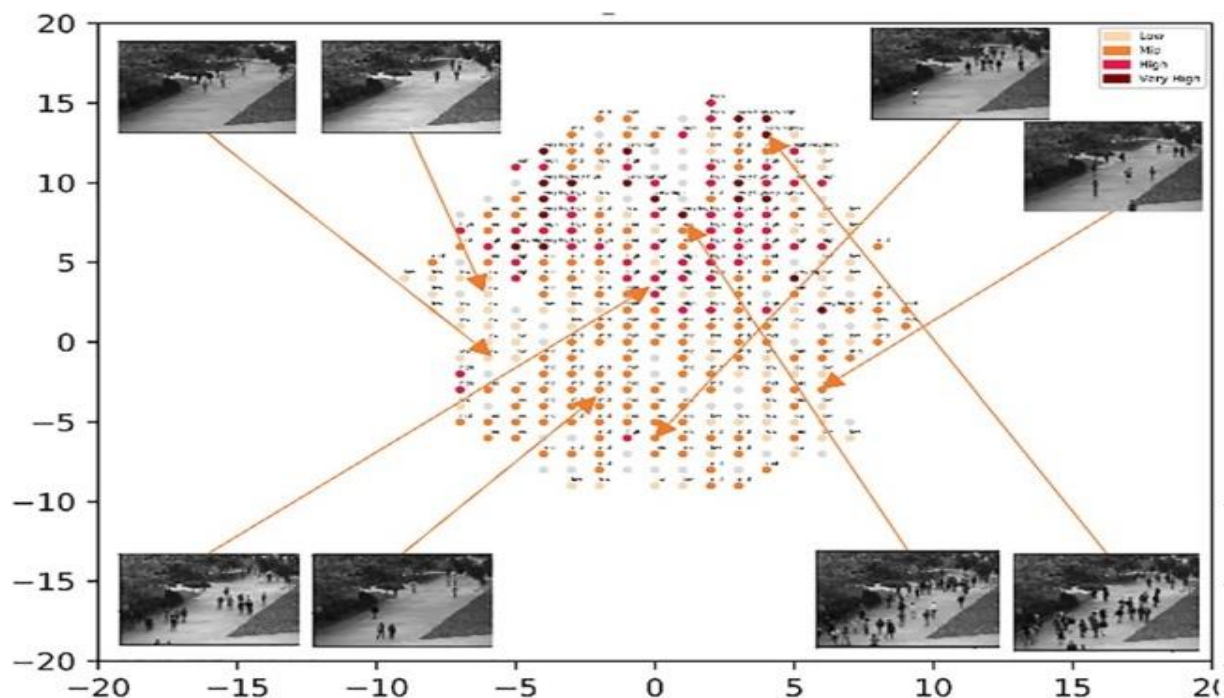


Рисунок 3.11 – Оптимальні карти локальних особливостей, отримані на основі вимог контексту, фактор поширення – 0,3 для карт об'єктів UCSD [19]

Детальний аналіз карт особливостей UCSD показує, що мінімально розкидана карта особливостей (рисунок 3.11) є оптимальною для демонстрації щільності натовпу на основі позначених кольором вузлів, а також відеокadrів, позначених вручну (зверніть увагу, що рисунок 3.8 повторюється як рисунок 3.11). На противагу цьому, на картах особливостей набору даних Avenue ми проаналізували вручну позначені відеокadри, як показано на рівні вказівників на рисунках 3.8-3.10. Виходячи з цього аналізу області, можна побачити, що карта ознак фактора поширення рівня 0.3 (Рисунок 3.8) тісно згрупована, таким чином, як кадри, спрямовані вперед, так і кадри, що йдуть поперек, тісно пов'язані. Карта особливостей для фактора поширення рівня 0.8 (рисунок 3.10) демонструє розріджену репрезентативність. Однак карта ознак з фактором поширення = 0,5 (рисунок 3.9) дає чітке скупчення фреймів, спрямованих вперед. Таким чином, можна показати, що для поточного контексту, який вимагає ідентифікації кадрів,

спрямованих вперед, карта ознак з фактором поширення $= 0,5$ є оптимальною. Тому ми відтворили рисунок 3.9 як рисунок 3.12 для детального порівняння. Важливо зазначити, що якщо вимоги контексту відрізняються, то оптимально сформована карта ознак може відрізнитися від тієї, що є оптимальною на даний момент.

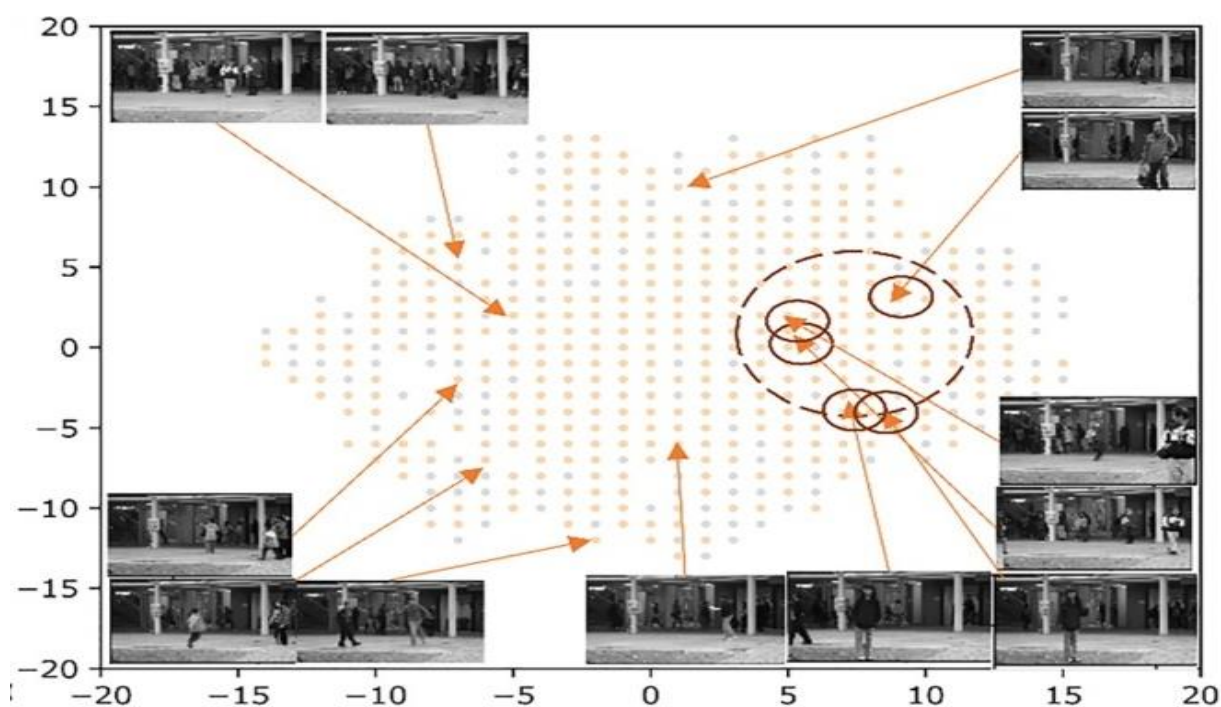


Рисунок 3.12 – Оптимальні карти локальних особливостей, отримані на основі вимог контексту, фактор поширення – $0,5$ для карти об'єктів Avenue [19]

У контексті системи відеоспостереження «розумних міст» до різноманітних сенсорних пристроїв висуваються особливі вимоги. Наприклад, існують камери відеоспостереження, призначені для фіксації аномалій у контексті спостереження, розпізнавання обличчя у під'їздах, автоматичного визначення номерних знаків транспортних засобів та/або швидкості руху, а також для загального спостереження. Ці конкретні камери матимуть різні цілі, тому кожна з них повинна бути відкалібрована відповідно до конкретних вимог контексту. Наприклад, камери для виявлення аномалій мають бути відкалібровані так, щоб фіксувати рух з високою деталізацією, щоб вловлювати найтонші зміни в русі, камери для виявлення обличчя мають бути відкалібровані так, щоб отримувати оптимальне зображення областей обличчя, а камери для

виявлення транспортних засобів мають бути відкалібровані так, щоб наближати номерний знак транспортного засобу і виокремлювати цю конкретну ділянку. Таким чином, можливість отримати оптимальну структурну адаптацію для кожної локальної карти об'єктів відповідно до заздалегідь визначених контекстних вимог є важливою можливістю, яку надає пропонована саморозвиваюча система штучного інтелекту для контекстних застосунків «розумного міста».

3.4 Висновок до третього розділу

В третьому розділі кваліфікаційної роботи розглянуто експериментальне використання методів інтелектуального опрацювання великих даних для систем відеоспостереження розумних міст. А саме описано структуру інтелектуальної системи опрацювання великих даних відеоспостереження «розумних міст». Досліджено потік завдань опрацювання великих даних в інтелектуальній системі відеоспостереження «розумних міст». Розглянуто функціонування інтелектуальної системи відеоспостереження «розумних міст».

4 ОХОРОНА ПРАЦІ ТА БЕЗПЕКА В НАДЗВИЧАЙНИХ СИТУАЦІЯХ

4.1 Безпечні умови праці при монтажі комп'ютерної мережі.

Тема кваліфікаційної роботи освітнього рівня «Магістр» присвячена дослідженню методів інтелектуального опрацювання великих даних для систем відеоспостереження розумних міст тому доцільно розглянути питання про безпечні умови праці при монтажі комп'ютерної мережі та обладнання системи відеоспостереження, які є важливими для забезпечення безпеки працівників, ефективності роботи та збереження технічних ресурсів.

Монтаж комп'ютерної мережі та обладнання системи відеоспостереження передбачає виконання робіт, які супроводжуються фізичними навантаженнями, електричними ризиками та потенційними небезпеками, пов'язаними з роботою на висоті. Роботи на висоті – це роботи, при виконанні яких працівник перебуває на відстані менше 2 м від межі неогороджених зовнішніх або не перекритих внутрішніх перепадів по вертикалі 1,3 м і більше від робочої поверхні (грунту, перекриття, робочого настилу), а також роботи на похилій робочій поверхні незалежно від відстані від межі перепадів по вертикалі та наявності огороження.

Для запобігання травмам і аварійним ситуаціям необхідно дотримуватись правил охорони праці. Задля «встановлення єдиного порядку організації і виконання робіт на висоті» було розроблено Правила охорони праці при роботі на висоті, затверджені наказом Держгірпромнагляду від 27.03.2007 № 62.

Перед початком робіт слід провести інструктаж із техніки безпеки, включаючи ознайомлення працівників з потенційними ризиками та методами їх уникнення. Важливо забезпечити наявність відповідної документації, яка регламентує безпечне виконання робіт, а також перевірити кваліфікацію працівників, залучених до монтажу.

Періодичні медичні огляди допоможуть виявити можливі захворювання, пов'язані з умовами праці. Робоче місце має бути організовано згідно ергономічних вимог, щоб мінімізувати фізичне навантаження на працівників. І,

звичайно, працівники повинні бути забезпечені всіма необхідними засобами індивідуального захисту.

Особливу увагу слід приділяти електробезпеці, тому що робота з електрообладнанням несе в собі значні ризики, особливо ризик ураження електричним струмом. Робота з кабельними системами та обладнанням відеоспостереження, що перебуває під напругою, потребує суворого дотримання правил поводження з електрообладнанням. Перед початком робіт необхідно знеструмити мережу, дотримуватись правил заземлення. Використання інструменту з ізольованими ручками та захисних рукавичок є обов'язковим. Для мінімізації ризику коротких замикань або пошкодження обладнання під час підключення слід перевіряти правильність електричних з'єднань та якість ізоляції кабелів.

Коротке замикання чи перевантаження електромережі можуть призвести до пожежі. Тому слід забезпечити наявність первинних засобів пожежогасіння на робочому місці та уникати скупчення горючих матеріалів.

Під час монтажу існує ризик отримання різних травм: падіння з висоти, удари об гострі предмети тощо. Монтаж мережі та обладнання системи відеоспостереження у місцях з обмеженим доступом або на висоті слід проводити з використанням засобів індивідуального захисту (ЗІЗ), зокрема страхувальні системи, окуляри та рукавички, захисні шоломи та міцне взуття з нековзною підошвою. Робоче місце повинно бути обладнане стійкими драбинами, платформами або підйомними механізмами, які відповідають чинним стандартам безпеки. Виконання робіт на висоті в умовах недостатньої освітленості або несприятливих погодних умов суворо забороняється.

Робота з деякими хімічними речовинами, такими як клеї чи розчинники, може призвести до хімічних опіків. Тому при роботі з ними необхідно використовувати захисний одяг, рукавички та окуляри, а також забезпечити хорошу вентиляцію робочого місця.

Тривалий вплив шуму може негативно вплинути на здоров'я. Тому варто використовувати інструменти з низьким рівнем шуму та індивідуальні засоби захисту органів слуху.

Деякі види обладнання, наприклад радіопередавачі, створюють електромагнітне випромінювання. Щоб звести до мінімуму його вплив на організм, необхідно звести до мінімуму час перебування в зоні впливу такого випромінювання та використовувати захисні екрани.

Важливим аспектом є правильна організація робочого місця. У зоні монтажу не повинно бути сторонніх осіб, а розташування інструментів, кабелів і обладнання відеоспостереження має забезпечувати зручність та безпеку виконання робіт. Необхідно уникати захащення проходів і стежити за тим, щоб кабелі не створювали перешкод для переміщення працівників. Робоча зона повинна бути добре освітлена, а повітря у приміщенні – достатньо провітрюваним, особливо якщо роботи проводяться у закритих приміщеннях.

Для зменшення фізичних навантажень на працівників слід дотримуватись правил підйому та переміщення важких предметів. У разі потреби використовуються допоміжні механізми, такі як візки чи ліфти. Працівники повинні дотримуватись правильної техніки підняття вантажів, щоб уникнути травм опорно-рухового апарату.

Крім того, необхідно враховувати ризики, пов'язані з впливом зовнішніх факторів, до яких можна віднести: висока вологість, перепади температур, пил та ін. Для захисту обладнання від несприятливих умов слід використовувати спеціальні герметичні корпуси, а працівники мають бути забезпечені відповідним одягом, засобами індивідуального захисту (маски, респіратори, окуляри, тощо), спецвзуття та рукавиці[84].

Дотримання зазначених вимог дозволяє створити безпечні умови праці під час монтажу комп'ютерної мережі та обладнання системи відеоспостереження, знижуючи ризик нещасних випадків та забезпечуючи якісне виконання робіт. Ці заходи сприяють не лише захисту здоров'я та життя працівників, а й збереженню надійності встановленого обладнання, що є ключовим аспектом для успішної реалізації систем відеоспостереження у «розумних містах».

4.2 Застереження нещасних випадків та управління ризиками

Розвиток «розумних міст» супроводжується широким впровадженням систем відеоспостереження, які відіграють ключову роль у забезпеченні безпеки та ефективності міського середовища. Однак, експлуатація таких систем пов'язана з певними ризиками для здоров'я та безпеки як персоналу, що обслуговує системи, так і громадян. Тому важливо розробити комплекс заходів з охорони праці та безпеки, спрямованих на запобігання нещасним випадкам та ефективне управління ризиками.

Застереження нещасних випадків є одним із ключових аспектів охорони праці, особливо у сфері розробки, впровадження та експлуатації систем відеоспостереження в «розумних містах». Перш за все необхідно приділити увагу оцінці ризиків, що включає в себе:

- Проведення детального аналізу всіх можливих ризиків, пов'язаних з експлуатацією систем відеоспостереження, включаючи ризики ураження струмом, пожежі, фізичного травмування під час монтажу та обслуговування обладнання, психологічних навантажень на операторів.

- Визначення рівня ймовірності та наслідків кожного ризику.

Не менш важливим є розробка інструкцій з охорони праці, що передбачає:

- створення чітких і зрозумілих інструкцій з охорони праці для всього персоналу, що працює з системами відеоспостереження;
- ознайомлення персоналу з інструкціями під розпис;
- регулярне оновлення інструкцій з урахуванням змін у технологіях та законодавстві.

Забезпечення безпечних умов праці сприяє зменшенню виникнення нещасних випадків під час використання систем відеоспостереження «розумних міст». Безпечні умови праці включають в себе створення безпечних умов праці на робочих місцях операторів, включаючи ергономічне обладнання, достатнє освітлення, вентиляцію та акустичний комфорт. Також регулярний технічний нагляд за обладнанням та забезпечення персоналу засобами індивідуального захисту (каска, рукавички, окуляри тощо) зменшують ризик травматизму.

Монтаж обладнання передбачає роботу з електричними пристроями, які можуть становити загрозу у разі неправильного підключення чи обслуговування. Для мінімізації цих ризиків важливо дотримуватися правил електробезпеки, застосовувати заземлення та використовувати обладнання із захисними автоматами від короткого замикання. Під час встановлення камер спостереження на висоті можливі травми через падіння. Зменшення таких ризиків забезпечується використанням засобів індивідуального захисту (страхувальні пояси та спеціальні платформи для роботи на висоті).

В сучасних реаліях не менш важливим є регулярне проведення навчань та тренінгів з питань охорони праці та пожежної безпеки для всього персоналу. Особливу увагу необхідно приділити навчанню з надання першої долікарської допомоги та діям в надзвичайних ситуаціях[84].

Для зменшення ризиків виникнення нещасних випадків під час використання систем відеоспостереження «розумних міст» дуже важливо ввести системи реєстрації та аналізу інцидентів, пов'язаних з охороною праці. Також важливо проводити розслідування інцидентів з метою виявлення причин виникнення надзвичайних ситуацій та розробляти заходи щодо їх усунення.

Управління ризиками передбачає системний підхід до:

- ідентифікації та оцінювання потенційних ризиків, пов'язаних з використанням систем відеоспостереження за допомогою методів аналізу ризиків (наприклад, FMEA, HAZOP);
- контролю та зниження потенційних загроз, що включає розробку та впровадження заходів, спрямованих на зниження рівня ризиків до прийняттого рівня;
- регулярного моніторингу ефективності заходів контролю ризиків та переоцінці рівня ризиків з урахуванням змін у технологіях, законодавстві та організаційних процесах.

У межах розробки та впровадження систем відеоспостереження управління ризиками включає аналіз потенційно небезпечних факторів, пов'язаних з експлуатацією обладнання, програмного забезпечення, а також зовнішніх впливів, як от погодні умови чи людський фактор. На основі цього

виконується кількісний і якісний аналіз наслідків ризиків для здоров'я працівників та безпеки мешканців.

Формування культури безпеки серед працівників також є важливим елементом управління ризиками. Працівники мають усвідомлювати важливість дотримання правил охорони праці, а впровадження стандартів (напр. ISO 45001) сприяє підвищенню загальної безпеки робочих процесів.

Урахування аспектів застереження нещасних випадків та управління ризиками є невід'ємною складовою забезпечення безпеки та ефективності систем відеоспостереження в умовах сучасного міського середовища. Це дозволяє не лише мінімізувати загрози для працівників і користувачів системи, але й гарантувати стабільну та надійну роботу таких систем.

Впровадження систем відеоспостереження «розумних міст», що використовують методи штучного інтелекту для аналізу великих даних, відкриває нові можливості для підвищення безпеки в містах.

Система відеоспостереження «розумних міст» на основі інтелектуального опрацювання великих даних можуть відігравати ключову роль у запобіганні нещасних випадків у містах. Алгоритми машинного навчання можуть опрацьовувати системи відеоспостереження у реальному часі та:

- виявляти небезпечні моменти, такі як падіння людини, пожежа, або натовп;
- моніторити стан критичної інфраструктури, такі як дороги, мости та інших інженерні споруди;
- допомогти в розробці ефективних схем руху, що знижує ризик дорожньо-транспортних пригод та оптимізації руху транспорту в цілому.

Однак, експлуатація таких систем відеоспостереження «розумних міст» на основі інтелектуального опрацювання великих даних пов'язана з певними ризиками для здоров'я та безпеки як персоналу, що обслуговує системи, так і громадян. Тому важливо розробити комплекс заходів з охорони праці, спрямованих на запобігання нещасним випадкам та ефективне управління ризиками.

4.3 Підвищення стійкості роботи об'єктів господарської діяльності у воєнний час.

Дослідження методів інтелектуального опрацювання великих даних для систем відеоспостереження розумних міст потребує розгляду питання про підвищення стійкості роботи об'єктів господарської діяльності у воєнний час, що є важливим аспектом забезпечення їхньої функціональності в умовах підвищених загроз і нестабільності.

Підвищення стійкості роботи об'єктів господарської діяльності у воєнний час передбачає впровадження комплексного підходу, який охоплює технічні, організаційні та управлінські заходи. Одним із ключових завдань є забезпечення безперервної роботи критичної інфраструктури, зокрема систем відеоспостереження, які у «розумних містах» виконують роль важливого інструменту для моніторингу та координації дій під час надзвичайних ситуацій. Для цього необхідно забезпечити захист об'єктів від потенційних загроз, наприклад:

- фізичні пошкодження внаслідок бойових дій;
- кібератаки;
- перебої в електропостачанні.

Захист об'єктів від фізичних ушкоджень включає створення інженерних споруд, здатних протистояти вибухам та обстрілам. Такі споруди можуть включати укриття для обладнання, а також розміщення критичних компонентів системи у захищених підземних приміщеннях. Дублювання обладнання та розподіл його між кількома географічно віддаленими об'єктами підвищує ймовірність збереження працездатності навіть у разі пошкодження окремих елементів. Важливо також передбачити використання резервних джерел живлення (напр. генератори, акумуляторні батареї та ін.) для забезпечення автономної роботи систем у разі відключення централізованого електропостачання.

Організаційні заходи включають розробку планів дій у надзвичайних ситуаціях, які передбачають чіткі інструкції для персоналу щодо дій у разі

загрози. Проведення навчань і тренувань дозволяє працівникам підготуватися до реагування у кризових ситуаціях, як от евакуація, переміщення обладнання або відновлення роботи систем після пошкоджень. Важливим є також формування команд швидкого реагування, які будуть відповідати за технічну підтримку і оперативне відновлення функціонування об'єктів.

Управлінські заходи спрямовані на ефективну координацію ресурсів і прийняття рішень у надзвичайних умовах. Для цього важливо створити централізовану систему управління, яка використовуватиме методи інтелектуального аналізу даних для оцінки ситуації в реальному часі та прогнозування можливих сценаріїв розвитку подій. У системах «розумного міста» відеоспостереження може бути інтегроване з іншими елементами інфраструктури, такими як транспортні чи комунальні служби, для підвищення ефективності управління.

Загалом підвищення стійкості об'єктів господарської діяльності у воєнний час вимагає комплексного підходу, що об'єднує технічні інновації, ретельне планування та підготовку персоналу. Це забезпечує збереження функціональності систем відеоспостереження, які у «розумних містах» відіграють ключову роль у підтриманні громадської безпеки та ефективності управління в умовах надзвичайних ситуацій.

4.4 Планування заходів цивільного захисту на об'єкті у випадку надзвичайних ситуацій

Питання охорони праці та безпеки в умовах надзвичайних ситуацій є невід'ємною складовою комплексного підходу до створення та впровадження технологій інтелектуального опрацювання великих даних для систем відеоспостереження в розумних містах. Цивільний захист об'єктів, залучених до таких технологій, спрямований на забезпечення безперебійного функціонування систем, захисту персоналу та мінімізації ризиків для життєдіяльності населення.

Основною метою планування заходів цивільного захисту є підготовка об'єкта до ефективного реагування на надзвичайні ситуації (НС) різного

характеру. Це стосується як природних катаклізмів (наприклад, землетрусів, повеней), так і техногенних аварій (пожежі, викиди небезпечних речовин) та соціальних ризиків (терактів, масових заворушень). Особливістю систем відеоспостереження в розумних містах є їхній критичний вплив на забезпечення безпеки населення, що потребує особливої уваги до питань захисту та відновлення роботи таких систем у надзвичайних умовах.

На першому етапі планування заходів цивільного захисту проводиться детальний аналіз потенційних загроз, пов'язаних як із безпекою технологій, так і з ризиками для персоналу. Оцінка загроз дає змогу визначити ймовірні сценарії розвитку надзвичайних ситуацій і розробити алгоритми дій для персоналу та аварійно-рятувальних служб. На основі отриманих даних створюється план цивільного захисту, який охоплює систему оповіщення, організацію евакуації, порядок дій під час різних типів НС та взаємодію з місцевими органами цивільного захисту.

Особливу увагу приділяють забезпеченню об'єкта необхідними ресурсами, зокрема:

- Протипожежним обладнанням.
- Засобами індивідуального захисту, такими як респіратори та захисні костюми.
- Медичними засобами першої допомоги.
- Системами резервного живлення для забезпечення роботи відеоспостереження під час перебоїв електропостачання.
- Резервами питної води та продуктів харчування для підтримання автономності в разі тривалих НС.

Для підвищення ефективності дій у надзвичайних ситуаціях проводяться регулярні тренування персоналу. Це включає навчання діям у разі аварій, евакуації, а також імітаційні вправи з моделювання конкретних сценаріїв. Крім того, організовуються спільні навчання з місцевими рятувальними службами, які забезпечують оперативну взаємодію в умовах реальної загрози.

Необхідною складовою є постійний моніторинг та актуалізація планів цивільного захисту. Зокрема, регулярні перевірки стану систем оповіщення,

доступності засобів захисту, рівня підготовки персоналу забезпечують високий рівень готовності до НС. Оновлення планів здійснюється з урахуванням змін в інфраструктурі об'єкта, нових типів загроз та впровадження новітніх технологій.

Реалізація цих заходів є критично важливою для систем відеоспостереження в розумних містах, адже такі системи відіграють ключову роль у моніторингу та запобіганні небезпечним подіям. Інтелектуальне опрацювання великих даних дозволяє своєчасно виявляти загрози, координувати дії аварійних служб та сприяти захисту населення. Таким чином, забезпечення охорони праці та готовності до надзвичайних ситуацій є важливою складовою впровадження інноваційних технологій у розумних містах[84].

4.5 Висновок до четвертого розділу

В четвертому розділі кваліфікаційної роботи освітнього рівня «Магістр» досліджено безпечні умови праці при монтажі комп'ютерної мережі. Розглянуто питання застереження нещасних випадків та управління ризиками. Обґрунтовано необхідність підвищення стійкості роботи об'єктів господарської діяльності у воєнний час, що є важливим аспектом забезпечення їхньої функціональності в умовах підвищених загроз і нестабільності. Подано планування заходів цивільного захисту на об'єкті у випадку надзвичайних ситуацій.

ВИСНОВКИ

В даній кваліфікаційній роботі освітнього рівня «Магістр» на тему «Дослідження методів інтелектуального опрацювання великих даних для систем відеоспостереження розумних міст» проведено комплексний аналіз сучасних методів і підходів до інтеграції інтелектуальних систем у середовище «розумного міста».

У першому розділі кваліфікаційної роботи освітнього рівня «Магістр»:

- Обґрунтовано актуальність дослідження методів інтелектуального опрацювання великих даних для систем відеоспостереження «розумних міст».
- Описано інноваційний інформаційно-технологічний концепт «розумне місто».
- Досліджено хмарні та периферійні обчислення для потреб опрацювання великих даних систем відеоспостереження «розумних міст».
- Розглянуто великі дані та штучний інтелект в «розумних містах».
- Проаналізовано засновані на даних інформаційні моделі та технології.

В другому розділі кваліфікаційної роботи досліджено методи використання штучних інтелектуальних систем для опрацювання великих даних відеоспостереження в «розумних містах»:

- Розглянуто теоретичні аспекти неконтрольоване навчання для опрацювання великих даних систем відеоспостереження «розумних міст».
- Описано самоорганізовані карти (SOM) для опрацювання великих даних систем відеоспостереження «розумних міст».
- Висвітлено зростаючі SOM (GSOM) для опрацювання великих даних систем відеоспостереження «розумних міст».
- Описано розподілені GSOM для опрацювання великих даних систем відеоспостереження «розумних міст».
- Досліджено злиття GSOM для опрацювання великих даних систем відеоспостереження «розумних міст».

В третьому розділі кваліфікаційної роботи розглянуто експериментальне використання методів інтелектуального опрацювання великих даних для систем відеоспостереження розумних міст:

- Описано структуру інтелектуальної системи опрацювання великих даних відеоспостереження «розумних міст».
- Досліджено потік завдань опрацювання великих даних в інтелектуальній системі відеоспостереження «розумних міст».
- Розглянуто функціонування інтелектуальної системи відеоспостереження «розумних міст».

У розділі «Охорона праці та безпека в надзвичайних ситуаціях» досліджено безпечні умови праці при монтажі комп'ютерної мережі. Розглянуто питання застереження нещасних випадків та управління ризиками. Обґрунтовано необхідність підвищення стійкості роботи об'єктів господарської діяльності у воєнний час, що є важливим аспектом забезпечення їхньої функціональності в умовах підвищених загроз і нестабільності. Подано планування заходів цивільного захисту на об'єкті у випадку надзвичайних ситуацій.

Результати роботи підтверджують, що досліджені методи інтелектуального опрацювання великих даних, такі як GSOM і його модифікації, значно підвищують ефективність аналізу відеоданих у системах «розумних міст». Це створює підґрунтя для впровадження високопродуктивних і масштабованих рішень, здатних підтримувати безпеку та сталий розвиток міського середовища.

Робота сприяє розвитку сучасних технологій «розумних міст» і може бути використана для подальших досліджень та практичного застосування у сфері урбаністики, безпеки та управління міськими ресурсами.

ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ

- 1 World population projection by UN. (2018). UN DESA | United Nations Department of Economic and Social Affairs. <https://www.un.org/development/desa/en/news/population/2018-revision-of-worldurbanization-prospects.html>
- 2 Gupta, P., Chauhan, S., & Jaiswal, M. P. (2019). Classification of Smart City research—A descriptive literature review and future research agenda. *Information Systems Frontiers*, 21(3), 661 – 685. <https://doi.org/10.1007/s10796-019-09911-3>.
- 3 Kar, A. K., Ilavarasan, V., Gupta, M. P., Janssen, M., & Kothari, R. (2019). Moving beyond smart cities: Digital nations for social innovation & sustainability. *Information Systems Frontiers*, 21(3), 495 – 501.
- 4 Alter, S. (2019). Making sense of smartness in the context of smart devices and smart systems. *Information Systems Frontiers*, 1 – 13.
- 5 Mikalef, P., Pappas, I. O., Krogstie, J., & Pavlou, P. A. (2020). Big data and business analytics: A research agenda for realizing business value. *Information & Management*, 57(1), 103237.
- 6 Eldrandaly, K. A., Abdel-Basset, M., & Abdel-Fatah, L. (2019). PTZsurveillance coverage based on artificial intelligence for smart cities. *International Journal of Information Management.*, 49, 520 – 532. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.04.017>.
- 7 Allam, Z., & Dhunny, Z. A. (2019). On big data, artificial intelligence and smart cities. *Cities*, 89, 80 – 91.
- 8 Li, S., Da Xu, L., & Zhao, S. (2015). The internet of things: A survey. *Information Systems Frontiers*, 17(2), 243 – 259.
- 9 Lin, A., & Chen, N.-C. (2012). Cloud computing as an innovation: Percepation, attitude, and adoption. *International Journal of Information Management*, 32(6), 533 – 540. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2012.04.001>.
- 10 Nawaratne, R., Alahakoon, D., Silva, D. D., & Yu, X. (2019a). Spatiotemporal anomaly & P. Nicopolitidis (Eds.), *Smart Cities and Homes* (pp. 241 – 260). Morgan Kaufmann. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-803454-5.00012-2>.

- 11 Emam, A. (2015). Intelligent drowsy eye detection using image mining. *Information Systems Frontiers*, 17(4), 947 – 960.
- 12 De Silva, D., Sierla, S., Alahakoon, D., Osipov, E., Yu, X., & Vyatkin, V. (2020). Toward intelligent industrial informatics: A review of current developments and future directions of artificial intelligence in industrial applications. *IEEE Industrial Electronics Magazine*, 14(2), 57 – 72. <https://doi.org/10.1109/MIE.2019.2952165>.
- 13 Adikari, A., De Silva, D., Alahakoon, D., & Yu, X. (2019). A cognitive model for emotion awareness in industrial Chatbots. 2019 IEEE 17th international conference on industrial informatics (INDIN), 1, 183 – 186.
- 14 Mohammad, N., Muhammad, S., Bashar, A., & Khan, M. A. (2019). Formal analysis of human-assisted smart city emergency services. *IEEE Access*, 7, 60376 – 60388.
- 15 Bundy, A. (2017). *Preparing for the future of artificial intelligence*. Springer.
- 16 Nawaratne, R., Alahakoon, D., Silva, D. D., & Yu, X. (2019a). Spatiotemporal anomaly detection using deep learning for realtime video surveillance. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 16, 1 – 1 – 1 – 402. <https://doi.org/10.1109/TII.2019.2938527>.
- 17 Nawaratne, R., Alahakoon, D., De Silva, D., Chhetri, P., & Chilamkurti, N. (2018). Self-evolving intelligent algorithms for facilitating data interoperability in IoT environments. *Future Generation Computer Systems*, 86, 421 – 432. <https://doi.org/10.1016/j.future.2018.02.049>.
- 18 Nallaperuma, D., Nawaratne, R., Bandaragoda, T., Adikari, A., Nguyen, S., Kempitiya, T., Silva, D. D., Alahakoon, D., & Pothuhera, D. (2019). Online incremental machine learning platform for big data-driven smart traffic management. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 20, 1 – 12. <https://doi.org/10.1109/TITS.2019.2924883>.
- 19 Alahakoon, D., Nawaratne, R., Xu, Y., Silva, D. D., Sivarajah, U., Gupta B., (2023) Self-Building Artificial Intelligence and Machine Learning to Empower Big Data Analytics in Smart Cities. *Information Systems Frontiers* 25:221 – 240. <https://doi.org/10.1007/s10796-020-10056-x>.

20 Alahakoon, D., Halgamuge, S. K., & Srinivasan, B. (2000). Dynamic self-organizing maps with controlled growth for knowledge discovery. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 11(3), 601 – 614. <https://doi.org/10.1109/72.846732>.

21 Kohonen, T. (1997). Exploration of very large databases by selforganizing maps. *Neural Networks*, 1997., International Conference On, 1, PL1-PL6 vol. 1.

22 Jayaratne, M., Alahakoon, D., Silva, D. D., & Yu, X. (2017). Apache spark based distributed self-organizing map algorithm for sensor data analysis. *IECON 2017 - 43rd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, 8343 – 8349. <https://doi.org/10.1109/IECON.2017.8217465>.

23 Hall, R. E., Bowerman, B., Braverman, J., Taylor, J., Todosow, H., & Von Wimmersperg, U. (2000). The vision of a smart city (BNL67902; 04042). Upton, NY (US): Brookhaven National Lab <https://www.osti.gov/biblio/773961>.

24 Guelzim, T., & Obaidat, M. S. (2016). Cloud computing systems for smart cities and homes. In M. S. Obaidat & P. Nicopolitidis (Eds.), *Smart Cities and Homes* (pp. 241 – 260). Morgan Kaufmann. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-803454-5.00012-2>.

25 Marinescu, D. C. (2017). *Cloud computing: Theory and practice*. Morgan Kaufmann.

26 Petrolo, R., Loscri, V., & Mitton, N. (2017). Towards a smart city based on cloud of things, a survey on the smart city vision and paradigms. *Transactions on Emerging Telecommunications Technologies*, 28(1), e2931. <https://doi.org/10.1002/ett.2931>.

27 Chen, B.-W., Imran, M., Nasser, N., & Shoaib, M. (2019). Self-aware Autonomous City: From sensing to planning. *IEEE Communications Magazine*, 57(4), 33 – 39. <https://doi.org/10.1109/MCOM.2019.1800628>.

28 Duda O., Kochan V., Kunanets N., Matsiuk O., Pasichnyk V., Sachenko A., Pytlenko T. Data processing in IoT for smart city systems. In *Proceedings of the 10th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS)*, Metz, France, 18 – 21 September 2019; Volume 1, pp. 96 – 99.

29 Lana, I., Ser, J. D., Velez, M., & Vlahogianni, E. I. (2018). Road traffic forecasting: Recent advances and new challenges. *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*, 10(2), 93 – 109. [https://doi.org/ 10.1109/MITS.2018.2806634](https://doi.org/10.1109/MITS.2018.2806634).

30 Garcia-Font, V., Garrigues, C., & Rifà-Pous, H. (2016). A comparative study of anomaly detection techniques for Smart City wireless sensor networks. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 16(6). [https://doi.org/ 10.3390/s16060868](https://doi.org/10.3390/s16060868).

31 Silva, D. D., Yu, X., Alahakoon, D., & Holmes, G. (2011). Incremental pattern characterization learning and forecasting for electricity consumption using smart meters. *IEEE International Symposium on Industrial Electronics*, 2011, 807 – 812. <https://doi.org/10.1109/ISIE.2011.5984262>.

32 Nawaratne, R., Bandaragoda, T., Adikari, A., Alahakoon, D., De Silva, D., & Yu, X. (2017). Incremental knowledge acquisition and self-learning for autonomous video surveillance. *IECON 2017 - 43rd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, 4790 – 4795. <https://doi.org/10.1109/IECON.2017.8216826>.

33 Kiran, B. R., Thomas, D. M., & Parakkal, R. (2018). An overview of deep learning based methods for unsupervised and semi-supervised anomaly detection in videos. *Journal of Imaging*, 4(2), 36. <https://doi.org/10.3390/jimaging4020036>.

34 Duda O., Kunanets N., Matsiuk O., Pasichnyk V. Information-Communication Technologies of IoT in the "Smart Cities" Projects", *CEUR Workshop Proceedings*. 2018. Vol. 2105. P. 317-330.

35 Р. Ставицький, Р. Катрич, А. Лисий “Штучний інтелект в розумних містах”, Матеріали XII науково-технічної конференції «Інформаційні моделі, системи та технології» Тернопільського національного технічного університету імені Івана Пулюя, (Тернопіль, 18–19 грудня 2024 р.). – Тернопіль: Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, 2024-84с.

36 Duda O., Kunanets N., Matsiuk O., Pasichnyk V., Cloud-based IT Infrastructure for “Smart City” Projects, in *Dependable IoT for Human and Industry: Modeling, Architecting, Implementation*. River Publishers, 2018. P. 389-410.

37 Dameri R, Cocchia A (2013) Smart city and digital city: twenty years of terminology evolution. X Conference of the Italian Chapter of AIS, ITAIS2013 1 – 8. <http://www.itaais.org/proceedings/itaais2013/pdf/119.pdf>

38 Jucevičius R, Patašienė I, Patašius M (2014) Digital dimension of smart city: critical analysis. *Proc Soc Behav Sci* 156:146 – 150. <https://doi.org/10.1016/j.sbspro.2014.11.137>

39 Harrison C, Donnelly IA (2011) A theory of smart cities. Proceedings of the 55th annual meeting of the ISSS, 17 – 22 July 2011, Hull, UK. Vol. 55, No. 1. Proceedings of the 55th Annual Meeting of the ISSS, Hull, UK.

40 Batty M, Axhausen KW, Giannotti F, Pozdnoukhov A, Bazzani A, Wachowicz M, Ouzounis G, Pôrtûgālî Y (2012) Smart cities of the future. *Eur Phys J Spec Top* 214(1):481 – 518. <https://doi.org/10.1140/epjst/e2012-01703-3>.

41 Bibri S.E., Alexandre A., Sharifi A., Krogstie J. (2023). Environmentally sustainable smart cities and their converging AI, IoT, and big data technologies and solutions: an integrated approach to an extensive literature review. *Energy Informatics* 6:9. <https://doi.org/10.1186/s42162-023-00259-2>

42 Brown MA, Zhou S (2013) Smart-grid policies: an international review. *Wiley Interdiscipl Rev Energy Environ* 2(2):121 – 139. <https://doi.org/10.1002/wene.53>.

43 Brown MA, Zhou S (2012) Sustainable Smart Grids sustainability/sustainable smart grids, emergence of a policy framework. In: Meyers RA (ed) *Encyclopedia of sustainability science and technology*. Springer, New York, pp 10448 – 10481.

44 Brown MA (2014) Enhancing efficiency and renewables with smart grid technologies and policies. *Futures* 58:21 – 33. <https://doi.org/10.1016/j.futures.2014.01.001>.

45 Bibri SE, Krogstie J (2020) Environmentally data-driven smart sustainable cities: applied innovative solutions for energy efficiency, pollution reduction, and urban metabolism. *Energy Inform* 3:29. <https://doi.org/10.1186/s42162-020-00130-8>.

46 Kim H, Choi H, Kang H, An J, Yeom S, Hong T (2021) A systematic review of the smart energy conservation system: from smart homes to sustainable smart cities. *Renew Sustain Energy Rev.* [https:// doi. org/ 10. 1016/j. rser. 2021. 110755](https://doi.org/10.1016/j.rser.2021.110755).

47 Saravanan K, Sakthinathan G (eds) (2021) Handbook of green engineering technologies for sustainable smart cities. CRC Press, Boca Raton. [https:// doi. org/ 10. 1201/ 97810 03093 787](https://doi.org/10.1201/9781003093787).

48 Dowling R, McGuirk P, Gillon C (2019) Strategic or piecemeal? Smart city initiatives in Sydney and Melbourne. *Urban Policy Res* 37(4):429 – 441. [https:// doi. org/ 10. 1080/ 08111 146. 2019. 16746 47](https://doi.org/10.1080/08111146.2019.1674647).

49 Karvonen A, Cugurullo F, Caprotti F (2019) Inside Smart Cities. Routledge. [https:// doi. org/ 10. 4324/ 97813 51166 201-1](https://doi.org/10.4324/9781351166201-1).

50 Kunanets N., Masiuk H. Use of the Smart City Ontology for Relevant Information Retrieval. *CEUR Workshop Proceedings*, 2019. Vol. 2362. P. 322-333.

51 Ameer SA, Shah MA (2018) Exploiting big data analytics for smart urban planning 2018 IEEE 88th Vehicular Technology Conference (VTC-Fall), Chicago, IL, USA. [https:// ieeex plore. ieee. org/ stamp/ stamp. jsp? tp= & arnum ber= 86910 36&](https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=8691036).

52 Rathore MM, Paul A, Hong W-H, Seo H, Awan I, Saeed S, Jaekel A (2018) Exploiting IoT and big data analytics: defining smart digital city using real-time urban data. *Sustain Cities Soc* 40:600 – 610. [https:// doi. org/ 10. 1016/j. scs. 2017. 12. 022](https://doi.org/10.1016/j.scs.2017.12.022).

53 Bibri S, Krogstie J, Kaboli A, Alahi (2023) AI and AIoT Applications for Smarter Eco-Cities: A Unified Evidence Synthesis Approach to a State-of-the-Art Review. *Int J Info Manag.*

54 González GC, Núñez Valdez E, García Díaz V, Pelayo García-Bustelo B, Cueva Lovelle J (2018) A review of artificial intelligence in the Internet of Things. *Int J Interact Multimed Artif Intell* 5(4):20. [https:// doi. org/ 10. 9781/ ijimai. 2018. 03. 004](https://doi.org/10.9781/ijimai.2018.03.004)

55 Nishant R, Kennedy M, Corbett J (2020) Artificial intelligence for sustainability: challenges, opportunities, and a research agenda. *Int J Inf Manag.* [https:// doi. org/ 10. 1016/j. ijinf omgt. 2020. 102104](https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2020.102104).

56 Sutherland MK, Cook ME (2017a) Data-driven smart cities: a closer look at organizational, technical and data complexities. Proceedings of the 18th Annual International Conference on Digital Government Research

57 Angelidou M, Psaltoglou A, isnum ber=86905 4 7 Komninos N, Kakderi C, Tsarchopoulos P, Panori A (2018) Enhancing sustainable urban development through smartcity applications. J Sci Technol Policy Manag 9(2):146 – 169. [https:// doi. org/ 10. 1108/ JSTPM- 05- 2017- 0016](https://doi.org/10.1108/JSTPM-05-2017-0016)

58 Bibri SE (2019) On the sustainability and unsustainability of smart and smarter urbanism and related big data technology, analytics, and application. In Big data science and analytics for smart sustainable urbanism: unprecedented paradigmatic shifts and practical advancements (pp. 183 – 220). [https:// doi. org/ 10. 1007/ 978-3- 030- 17312-8_7](https://doi.org/10.1007/978-3-030-17312-8_7)

59 Shruti SP, Ohri A (2019) Towards developing sustainable smart cities in India. Int J Eng Adv Technol 9(2):2876 – 2880. [https:// doi. org/ 10. 35940/ ijeat. B3653. 129219](https://doi.org/10.35940/ijeat.B3653.129219)

60 Cziko, G, A. (2016). Unpredictability and indeterminism in human behavior: Arguments and implications for educational Research: Educational Researcher. <https://doi.org/10.3102/0013189X018003017>.

61 Boccaletti, S., Grebogi, C., Lai, Y. C., Mancini, H., Maza, D., & Lai, Y.C. (2000). The control of chaos: Theory and applications. Physics Reports, 329(3), 103 – 197. [https://doi.org/10.1016/S0370-1573\(99\)00096-4](https://doi.org/10.1016/S0370-1573(99)00096-4).

62 Кунанець Н. Е., Небесний Р. М., Мацюк О. В. Особливості формування цілей соціальних та соціокомунікаційних складових у проектах «Розумних міст». Вісник Національного університету "Львівська політехніка". Серія: Інформаційні системи та мережі. 2016. Вип. 854. С. 257-274. URL: http://nbuv.gov.ua/UJRN/VNULPICM_2016_854_26.

63 Tan, P, N., Steinbach, M., & Kumar, V. (2016). Introduction to data mining. Pearson Education India.

64 Yang, J., Han, Y., Wang, Y., Jiang, B., Lv, Z., & Song, H. (2020). Optimization of real-time traffic network assignment based on IoT data using DBN

and clustering model in smart city. *Future Generation Computer Systems*, 108, 976 – 986.

65 Melo Riveros, N. A., Cardenas Espitia, B. A., & Aparicio Pico, L. E. (2019). Comparison between K-means and self-organizing maps algorithms used for diagnosis spinal column patients. *Informatics in Medicine Unlocked*, 16, 100206. <https://doi.org/10.1016/j.imu.2019.100206>.

66 Chen, Y., Qin, B., Liu, T., Liu, Y., & Li, S. (2010). The comparison of SOM and K-means for text clustering. *Computer and Information Science*, 3(2), 268 – 274.

67 Kleyko, D., Osipov, E., Silva, D. D., Wiklund, U., & Alahakoon, D. (2019). Integer self-organizing maps for digital hardware. *International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, 2019, 1 – 8. <https://doi.org/10.1109/IJCNN.2019.8852471>.

68 Hebb, D. O. (1949). *The organization of behavior; a neuropsychological theory*. Wiley.

69 Webber, C. S. (1991). Competitive learning, natural images and cortical cells. *Network: Computation in Neural Systems*, 2(2), 169 – 187.

70 Fritzke, B. (1994). Growing cell structures A self-organizing network for unsupervised and supervised learning. *Neural Networks*, 7(9), 1441 – 1460.

71 Marsland, S., Shapiro, J., & Nehmzow, U. (2002). A self-organising network that grows when required. *Neural Networks*, 15(8 – 9), 1041 – 1058.

72 Ganegedara, H., & Alahakoon, D. (2012). Redundancy reduction in selforganising map merging for scalable data clustering. *The 2012 International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN)*, 1 – 8. <https://doi.org/10.1109/IJCNN.2012.6252722>.

73 Ganegedara, H., & Alahakoon, D. (2011). Scalable data clustering: A Sammon's projection based technique for merging GSOMs. In B.L. Lu, L. Zhang, & J. Kwok (Eds.), *Neural information processing* (pp. 193 – 202). Berlin Heidelberg: Springer.

74 Fonseka, A., & Alahakoon, D. (2010). Exploratory data analysis with multi-layer growing self-organizing maps. *2010 fifth international conference on information and automation for sustainability*, 132 – 137. <https://doi.org/10.1109/ICIAFS.2010.5715648>.

75 Jayaratne, M., Silva, D. de, & Alahakoon, D. (2019). Unsupervised machine learning based scalable fusion for active perception. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 1 – 11. <https://doi.org/10.1109/TASE.2019.2910508>.

76 Fonseka, A., Alahakoon, D., & Rajapakse, J. (2011). A dynamic unsupervised laterally connected neural network architecture for integrative pattern discovery. In B.-L. Lu, L. Zhang, & J. Kwok (Eds.), *Neural information processing* (pp. 761 – 770). Berlin Heidelberg: Springer.

77 Skorenkyy Y., Kozak R., Zagorodna N., Kramar O., Baran, I. Use of augmented reality-enabled prototyping of cyber-physical systems for improving cybersecurity education. *Journal of Physics: Conference Series*. 2021. Vol. 1840, No. 1. DOI: <http://dx.doi.org/10.1088/1742-6596/1840/1/012026>.

78 Lu, C., Shi, J., & Jia, J. (2013). Abnormal event detection at 150 FPS in MATLAB. 2013 IEEE international conference on computer vision, 2720 – 2727. <https://doi.org/10.1109/ICCV.2013.338>.

79 Mahadevan, V., Li, W., Bhalodia, V., & Vasconcelos, N. (2010). Anomaly detection in crowded scenes. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2010, 1975 – 1981. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2010.5539872>.

80 Choi, W., Shahid, K., & Savarese, S. (2009). What are they doing?: Collective activity classification using spatio-temporal relationship among people. *Computer vision workshops (ICCV workshops)*, 2009 IEEE 12th international conference on, 1282 – 1289.

81 Wang, T., & Snoussi, H. (2012). Histograms of optical flow orientation for visual abnormal events detection. 2012 IEEE ninth international conference on advanced video and signal-based surveillance, 13 – 18. <https://doi.org/10.1109/AVSS.2012.39>.

82 Dalal, N., & Triggs, B. (2005). Histograms of oriented gradients for human detection. 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05), 1, 886 – 893 vol. 1. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2005.177>.

83 Kiviluoto, K. (1996). Topology preservation in self-organizing maps. Proceedings of International Conference on Neural Networks (ICNN'96), 1(1), 294 – 299. <https://doi.org/10.1109/ICNN.1996.548907>.

84 Безпека в надзвичайних ситуаціях. Методичний посібник для здобувачів освітнього ступеня «магістр» всіх спеціальностей денної та заочної (дистанційної) форм навчання / укл.: Стручок В. С. Тернопіль: ФОП Паляниця В. А., 2022. 156 с.

85 Р. Ставицький, В. Дубельт, Х. Дуда “Розумні міста та програмно-алгоритмічні засоби на базі штучного інтелекту ”, Матеріали XII науково-технічної конференції «Інформаційні моделі, системи та технології» Тернопільського національного технічного університету імені Івана Пулюя, (Тернопіль, 18–19 грудня 2024 р.). – Тернопіль: Тернопільський національний технічний університет імені Івана Пулюя, 2024-85с.

86 Palka, O., Dmytrotsa, L., Duda, O., Kunanets, N., Pasichnyk, V. Information and technological tools for analysis and visualization of open data in smart cities, CEUR Workshop Proceedings, 2024, 3723, pp. 121–132.

ДОДАТКИ

Тези конференції

**МІНІСТЕРСТВО ОСВІТИ І НАУКИ УКРАЇНИ
ТЕРНОПІЛЬСЬКИЙ НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ
імені ІВАНА ПУЛЮЯ
НАУКОВЕ ТОВАРИСТВО ім. ШЕВЧЕНКА**

МАТЕРІАЛИ**ХІІ НАУКОВО-ТЕХНІЧНОЇ КОНФЕРЕНЦІЇ****«ІНФОРМАЦІЙНІ МОДЕЛІ,
СИСТЕМИ ТА ТЕХНОЛОГІЇ»**

18-19 грудня 2024 року

**ТЕРНОПІЛЬ
2024**

Б. Слупський, Р. Козак АВТОМАТИЗОВАНІ ІНСТРУМЕНТИ ТЕСТУВАННЯ НА ПРОНИКНЕННЯ ТА ЇХ ЕФЕКТИВНІСТЬ	
B. Slupskiy, R. Kozak AUTOMATED PENETRATION TESTING TOOLS AND THEIR EFFECTIVENESS	82
О. В. Смик МЕТОДИ ТА ЗАСОБИ ЗАХИСТУ ІНФОРМАЦІЙНО-КОМУНІКАЦІЙНОЇ СИСТЕМИ ОБ'ЄКТУ ІНФОРМАЦІЙНОЇ ДІЯЛЬНОСТІ ВІД ВНУТРІШНІХ ЗАГРОЗ	
O. V. Smyk METHODS AND MEANS OF PROTECTING THE INFORMATION AND COMMUNICATION SYSTEM OF AN INFORMATION ACTIVITY OBJECT FROM INTERNAL THREATS	83
Р. Ставицький, Р. Катрич, А. Лисий ІШТУЧНИЙ ІНТЕЛЕКТ В РОЗУМНИХ МІСТАХ	
R. Stavytskyi, R. Katrych, A. Lysyi ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN SMART CITIES	84
Р. Ставицький, В. Дубельт, Х. Дуда РОЗУМНІ МІСТА ТА ПРОГРАМНО-АЛГОРИТМІЧНІ ЗАСОБИ НА БАЗІ ІШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ	
R. Stavytskyi, V. Dubelt, Kh. Duda SMART CITIES AND SOFTWARE AND ARTIFICIAL INTELLIGENCE-BASED ALGORITHMIC TOOLS	85
О. Стець МЕТОДИ ОПТИМІЗАЦІЇ SWAP ПОКАЗНИКІВ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ВИЯВЛЕННЯ ПІДМІНИ ОБЛИЧЬ	
O. Stets SWAP METRICS OPTIMIZATION METHODS FOR MOBILE FACE ANTI-SPOOFING NEURAL NETWORKS	86
П. С. Стрийвус, Р. І. Королюк СПОСОБИ БЕЗДРОТОВОЇ ПЕРЕДАЧІ ДАНИХ І ЇХ ЗАСТОСУВАННЯ	
P. S. Striuvus, R. I. Koroliuk METHODS OF WIRELESS DATA TRANSMISSION AND THEIR APPLICATION	87
М. Стрембітський, А. Кондратюк, Р. Мудрак ІНФОРМАЦІЙНА СИСТЕМА РОЗПІЗНАВАННЯ ТА ПРОГНОЗУВАННЯ ТРАЄКТОРІЇ ПОВІТРЯНИХ ЦІЛЕЙ	
M. Strembitskyi, A. Kondratyuk, R. Mudrak INFORMATION SYSTEM FOR RECOGNITION AND PREDICTION OF TRAJECTORY OF AIR TARGETS	88
Т. С. Срогий, Я. В. Литвиненко ОГЛЯД МАТЕМАТИЧНИХ МОДЕЛЕЙ ДЛЯ МОДЕЛЮВАННЯ ЦИКЛІЧНИХ СИГНАЛІВ В ЕКОНОМІЦІ	
T. S. Srogy, I. V. Lytvynenko REVIEW OF MATHEMATICAL MODELS FOR SIMULATING CYCLICAL SIGNALS IN THE ECONOMY	89
А. А. Титжинський ЗАХИСТ БЛОКЧЕЙНУ ВІД КВАНТОВИХ ОБЧИСЛЕНЬ	
A. A. Tytzhynskiy PROTECTION OF BLOCKCHAIN FROM QUANTUM COMPUTING	90
А. А. Титжинський ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ КОНСЕНСУСНИХ АЛГОРИТМІВ У КОНТЕКСТІ ЇХНЬОЇ СТІЙКОСТІ ДО АТАК	
A. A. Tytzhynskiy COMPARATIVE ANALYSIS OF CONSENSUS ALGORITHMS IN THE CONTEXT OF THEIR RESISTANCE TO ATTACKS	91

