

Міністерство освіти і науки України
Харківський національний університет радіоелектроніки

ХАХАНОВА ГАННА ВОЛОДИМИРІВНА

УДК 658:512.011: 681.326: 519.713

**ФЕДЕРАТИВНИЙ КОМП'ЮТИНГ ВЕКТОРНО-МАТРИЧНИХ
ТРАНЗАКЦІЙ У КІБЕРСОЦІАЛЬНИХ СИСТЕМАХ**

05.13.05 – комп'ютерні системи та компоненти

Реферат дисертації на здобуття наукового ступеня
доктора технічних наук

Харків – 2023

Дисертацією є рукопис

Робота виконана в Харківському національному університеті радіоелектроніки,
Міністерство освіти і науки України

Офіційні опоненти:

доктор технічних наук, професор
Борисенко Олексій Андрійович, Сумський державний університет Міністерства освіти і науки України, професор кафедри електроніки і комп'ютерної техніки;

доктор технічних наук, професор
Леонов Сергій Юрійович, Національний технічний університет «Харківський політехнічний інститут» Міністерства освіти і науки України, професор кафедри обчислювальної техніки та програмування.

доктор технічних наук, професор
Мірошник Марина Анатоліївна, Харківський національний університет ім. В.Н. Каразіна Міністерства освіти і науки України, професор кафедри теоретичної та прикладної системотехніки.

Захист відбудеться "27" березня 2024 р. о 13-00 годині на засіданні спеціалізованої вченої ради Д64.052.01 в Харківському національному університеті радіоелектроніки за адресою: 61166, місто Харків, пр. Науки, 14.

З дисертацією можна ознайомитись в бібліотеці Харківського національного університету радіоелектроніки за адресою: 61166, місто Харків, пр. Науки, 14.

Вчений секретар
спеціалізованої вченої ради



Є.І. Литвинова

ЗАГАЛЬНА ХАРАКТЕРИСТИКА РОБОТИ

Актуальність теми дослідження. Запропоноване дослідження присвячене вирішенню проблеми машини фон Неймана – обміну даними між процесором та пам'яттю, за рахунок створення нового наукового напрямку in-memory комп'ютингу на основі read-write транзакцій на векторній логіці для обробки великих даних, що забезпечує суттєву економію енергії (+70%) та часу (+30%). Розглядається протиріччя використання потужної системи команд універсального процесора для комп'ютингу бітових структур великих даних, що знаходяться у пам'яті.

Тема роботи націлена на федеративний комп'ютинг векторно-матричних транзакцій у кіберсоціальних системах. Федеративний – оскільки розподілений у просторі масовий процес навчання. Тільки модель спускається зверху, вона наповнюється досвідом регіону та повертається назад. Створюється мозок держави. Комп'ютинг – бо не лише розпізнавання, а й ухвалення рішення. Векторно-матричні транзакції – тому що найтехнологічніші форми організації поки що лише 4-х відсотків кіберпростору для класичних та квантових паралельних перетворень. Кіберсоціальні системи – вирішуються найкритичніші та надзвичайно небезпечні проблеми усунення колізій у суспільстві шляхом вичерпного моніторингу та справедливого цифрового управління людством.

Активними вченими галузі кібер-фізичного та соціального комп'ютера є наступні керівники відомих наукових шкіл: Геннадій Кривуля, Валентин Філатов, В'ячеслав Харченко, Геннадій Швачич, Олег Міхаль, Андрій Коваленко, Михайло Лобур, Юрій Кондратенко, Віталій Романкевич, Марина Мірошник, Сергій Леонов та напрямків: Yervant Zorian, Vazgen Melikyan, Samvel Shoukourian, Raimund Ubar, Lajos Hanzo, Mohsen Razavi.

Зв'язок роботи з науковими програмами та темами. Розробка теми дисертації здійснювалася відповідно до планів докторантської підготовки, держбюджетних НДР і міжнародних договорів, виконуваних на кафедрі автоматизації проектування обчислювальної техніки ХНУРЕ в період з 2009 року, у тому числі: 1) договір про дружбу і співробітництво між ХНУРЕ та компанією «Aldec Inc.» (USA) № 04 від 01.11.2011; 2) фундаментальна держбюджетна НДР № 232 «Теорія й проектування енергозберігаючих цифрових обчислювальних систем на кристалах, що моделюють і підсилюють функціональні можливості людини, 2009-2011, № ДР 0109U001646; 3) фундаментальна держбюджетна НДР №269 «Мультипроцесорна система пошуку, розпізнавання та прийняття рішень для інформаційної комп'ютерної екосистеми» (2011-2013), № ДР 0111U002956; 4) фундаментальна держбюджетна НДР №258 «Персональний віртуальний кіберкомп'ютер та інфраструктура аналізу кіберпростору» (2012-2014), № ДР 0112U000209; 5) фундаментальна держбюджетна науково-дослідна робота №297 «Кіберфізична система – «Розумне хмарне управління транспортом» (Cyber Physical System – Smart Cloud Traffic Control)» (2015-2017), № ДР 0115U-000712 від 04.03.2015; 6) фундаментальна держбюджетна науково-дослідна робота № 316 "Cyber Physical System

– Smart Cyber University" (2017-2019), № ДР 0117U0002524; 7) проект 530785-TEMPUS-1-2012-1-PL-TEMPUS-JPCR Curricula Development for New Specialization: Master of Engineering in Microsystems Design (MastMEMS)» сумісно з університетом «Львівська політехніка», Київським національним університетом, Технічним університетом м. Лодзь (Польща), Ліонським університетом (Франція), Університетом м. Ільменау (Німеччина), Університетом м. Павія (Італія) на 2012 – 2016 рр.

Авторка дисертаційної роботи брала участь у виконанні зазначених договорів і програм як виконавиця, розробниця теоретичних компонентів – методів, моделей, архітектури кіберфізичного та кіберсоціального комп'ютингу.

Сутність дослідження – усунення протиріч між точним цифровим комп'ютингом кіберфізичного простору та ручним управлінням соціальними процесами та явищами за рахунок створення елементів кіберсоціального комп'ютингу вичерпного моніторингу та цифрового управління.

Об'єкт дослідження – моделі та методи синтезу та аналізу кіберфізичних та кіберсоціальних процесів та явищ.

Предмет дослідження – in-memory комп'ютинг великих даних, як адрес, на логічних векторах.

Мета дослідження – забезпечення метричної якості моніторингу та управління процесами та явищами у кіберсоціальному просторі шляхом розробки та імплементації моделей, методів та архітектур in-memory комп'ютингу елементарних транзакцій на векторно-матричних розумних структурах даних.

Задачі дослідження:

1) розробка векторних двійкових моделей опису функцій, структур та архітектур FML-МС комп'ютингу для вичерпного моніторингу та цифрового управління кіберсоціальними унітарно кодованими процесами та явищами;

2) розробка векторних методів синтезу та аналізу розумних структур великих даних для метричного моніторингу та цифрового управління бізнес-процесами;

3) розробка розумних структур даних та методів векторного in-memory моделювання справної поведінки та несправностей для логічних елементів та цифрових схем;

4) імплементація розумних структур даних та методів векторного in-memory моделювання для побудови елементів архітектур прийняття метричних рішень у кіберсоціальному комп'ютингу;

5) створення розподіленої Cloud-Edge архітектури на основі стандарту IEEE Std 3652.1–2020 для навчання та агрегування ML-моделей аналізу великих даних кіберсоціальними процесами;

6) розробка метрики подібності-відмінності вимірювання процесів і явищ у кіберсоціальному просторі, представлених у векторному вигляді, для паралельної обробки двійкових даних;

7) розробка паралельних методів та алгоритмів пошуку та розпізнавання замовленого контенту у кіберпросторі на основі використання розумних структур даних;

8) розробка схемно-логічних векторних структур для моделювання та розпізнавання соціально-значущих даних та пошуку ключових даних, слів, ідентифікаторів патернів;

9) імплементація, тестування та верифікація моделей, методів, архітектур та додатків моніторингу та управління соціальними процесами.

Наукова новизна результатів дисертаційної роботи:

1. Вперше розроблено сімейство нових векторних моделей, які характеризуються компактністю опису функцій, структур та інтерактивних архітектур та призначені для паралельного FML-ІМС комп'ютингу на основі вичерпного моніторингу та online цифрового управління соціальними процесами.

2. Вперше розроблено сімейство нових векторних паралельних методів аналізу структур унітарно кодованих даних, що характеризуються паралельністю виконання read-write транзакцій для пошуку ключових даних, розпізнавання патернів, метричного моніторингу та цифрового управління соціальними процесами.

3. Запропоновано сімейство вдосконалених розумних логічних структур даних та векторних методів технічної діагностики, які відрізняються від відомих цільовим застосуванням для побудови цифрових логічних архітектур прийняття метричних рішень та їх застосування у кіберсоціальному комп'ютингу.

4. Запропоновано вдосконалену топологічно розподілену Cloud-Edge архітектуру, яка відрізняється від стандарту IEEE Std 3652.1–2020 online суміщенням процедур навчання та тестування для активного моніторингу-верифікації та термінального навчання ML-моделей на великих даних соціальних процесів.

5. Удосконалено метрику подібності-відмінності обробки великих даних у кіберсоціальному просторі, яка відрізняється від аналогів використанням однієї конволюційної тотожності замість трьох відомих, а також поданням процесів та явищ у векторному вигляді патернів та унітарним кодуванням компонентів для паралельної обробки даних.

6. Вперше розроблено паралельні методи та алгоритми пошуку та розпізнавання замовленого контенту в кіберпросторі, які відрізняються від аналогів використанням векторних розумних структур унітарно-кодованих даних.

7. Вперше запропоновано сімейство нових схемних логічних структур, що характеризуються паралельністю виконання операцій на основі використання логічних векторів, що реалізує кібер-фізичний комп'ютинг для моніторингу, моделювання та управління social-процесами компанії на основі рівняння тестування $F \oplus T \oplus L = 0$.

Карта новизни. По суті дисертації пропонуються три моделі та група методів in-методу моделювання кіберфізичних та кіберсоціальних процесів на унітарно-кодованих великих даних для вирішення технічних та соціальних проблем (рис. 1).

Формула:	Перетворення в двійковий формат великих даних за рахунок унітарного кодування і обробки на основі транзакцій читання-запису.	
Моделі	Логічний вектор [1, 2, 3, 4, 8, 9, 11, 12, 13, 14, 15, 17, 30, 35, 41, 42, 43] – цегла in-memory computing	Таблиця істинності, властивості подібності відмінності [1, 2, 3, 4, 8, 9, 13, 14, 15, 16, 28, 34, 38-44]
Методи	Моделювання соціального процесу на основі унітарного кодування компонентів шаблону [1, 3, 4, 6-11, 13, 19, 20, 24, 26, 28, 31, 34-42]	Моделювання одиничних і кратних постійних несправностей на основі дедуктивної матриці [2, 5, 13, 14, 15, 25, 30, 32, 33, 41, 43]
Задачі: FML computing, що створюють кібермозок людства.	Визначення патернів за їх векторною специфікацією [1, 4, 6, 7, 8, 10, 19, 20, 33, 38] на прикладах скріншотів	Кластеризація, класифікація, ідентифікація потоків бізнес-даних на основі similarity-difference [1, 3, 6, 9, 10, 21, 33, 39, 40]
	Кластеризація патернів за їх бінарними векторами [2, 3, 7, 9, 11, 31, 33, 41]	Визначення ідентифікаторів патернів (значимість, співробітники, інтелектуальний університет) [8, 13, 31, 38, 39]
	Fault-free моделювання цифрових схем на основі логічних векторів [2, 8, 14, 35]	Розпізнавання термінальних адрес на основі таблиці істинності [1, 3, 6, 8, 38, 39]

Рис. 1. Карта новизни дисертаційної роботи

Практична значущість результатів дослідження визначається:

1) імплементацією, тестуванням та верифікацією моделей, методів та архітектур у програмні продукти моніторингу та управління соціальними процесами з функціями – пошуку ключових даних, розпізнавання та ідентифікація патернів, еквівалентування даних, моделювання соціальних та бізнес процесів;

2) властивостями програмного коду, що реалізує обчислення в пам'яті на логічних векторах з використанням транзакцій читання-запису: точність ідентифікації шаблон-екран – 95%, точність ідентифікації класів еквівалентності ключових даних – 97%, точність виявлення помилок оператора під час виконання функціональної картки – 91%;

3) впровадженням векторних моделей, методів та паралельно-орієнтованих архітектурних рішень у навчальний процес ХНУРЕ, а також у наукову діяльність в ННЦ ХФТІ, бізнес-процеси та науково-дослідну діяльність ТОВ «Телесенс ІТ», бізнес-процеси ТОВ «Проектування та діагностування систем»;

4) можливістю на 14 відсотків прискорити процес аналізу великих даних шляхом запровадження паралельних алгоритмів та архітектур обробки векторних моделей.

Обґрунтованість наукових положень. Отримані в процесі виконання досліджень наукові висновки і практичні результати є достовірними, що підтверджується достатньою кількістю проведених експериментів, точністю розрахунків, апробацією результатів на міжнародних науково-практичних конференціях, впровадженням результатів у виробничий та освітній процеси.

Впровадження результатів дисертації. Результати дисертації у складі моделей, методів та інфраструктури впроваджені у: навчальний процес Харківського національного університету радіоелектроніки (акт про впровадження від 26.04.2023); наукову діяльність в ННЦ ХФТІ (довідка від 14.04.2022), а саме – паралельні методи та алгоритми, які базуються на векторних структурах унітарно-кодованих даних для пошуку та розпізнавання замовленого (негативного або позитивного) контенту в кіберпросторі використовуються при виконанні науково-технічних робіт; бізнес-процеси та науково-дослідну діяльність ТОВ «Телесенс ІТ» (довідка від 17.05.2022), а саме – векторні методи аналізу структур даних для метричного моніторингу та цифрового управління соціальними групами; бізнес-процеси ТОВ «Проектування та діагностування систем» (довідка від 14.02.2022), а саме – можуть бути імплементовані в програмні алгоритми та продукти моніторингу та управління соціальними групами, тестування та верифікації програмних продуктів з функціями: пошуку ключових даних, розпізнавання патернів, моделювання соціальних рішень, які використовуються в компанії як засоби підтримки прийняття рішень шляхом їх моделювання, що дозволяє уникнути до 15 відсотків фінансових втрат, пов'язаних з помилковими рішеннями.

Особистий внесок здобувача. Всі наукові і практичні результати отримані автором особисто. У роботах, опублікованих зі співавторами, здобувачеві належать: [1] – автоматна модель комп'ютинга, яка формулює та пояснює технологію моніторингу та керування процесами та явищами у фізичному, віртуальному просторі; [2] – метод векторного синтезу дедуктивної логіки для аналізу неправильності комп'ютерних систем; [3] – векторний метод пошуку послідовностей у великих даних; [4] – векторні моделі для аналізу логічних функцій управління соціальними процесами; [5] – нова структура векторного секвенсора дедуктивного моделювання несправностей; [6] – нова асиметрична модель і формули обчислення функцій належності для альтернативного вимірювання подібності-відмінності кіберсоціальних процесів і явищ, а також їх кластеризації-класифікації; [7] – структурно-функціональний метод визначення подібності фреймів, матриця структурної ідентичності об'єкта; [8] – удосконалена модель-архітектура кіберсоціального FML-комп'ютингу; удосконалена архітектура cloud-edge кіберсоціального комп'ютингу для алгоритмів федеративного навчання; логічна метрика якості розпізнавання патернів, дефектів і колізій для формування структурних та нормованих оцінок в процесі навчання; [9] – кіберфізична модель державності для метричного управління ресурсами на основі цифрового моніторингу, структура цифрового державного комп'ютингу; структурна схема з логічних елементів на основі булевих похідних для прийняття рішень на основі умов активізації змінної для зміни виходу соціальної структури або стану соціальної системи; модель емоційно-логічного комп'ютинга на основі дискретних функцій, компоненти кіберсоціального комп'ютингу; [10] – логічні схеми та архітектури кіберсоціального комп'ютингу; [11] – кубітні структури і методи кіберсоціального

комп'ютингу; [12] – метрика технологічних структур даних, орієнтована на паралельний пошук несправностей у цифрових системах на основі використання двох логічних векторних операцій; векторно-кубітні структури даних логіки, що дозволяють квазіпаралельно моделювати цифрові схеми; [13] – нова технологічна метрика хог-відношення в довільному форматі даних: функція-тест-несправність, яка є утвореною для формулювання всіх завдань, пов'язаних з синтезом тестів, функціональних описів і моделюванням несправностей SoC; новий метод синтезу дедуктивних матриць для моделювання несправностей цифрових схем логічного і RT-рівня для синтезу, аналізу, тестування, верифікації та діагностування SoC; [14] – векторно-дедуктивний метод моделювання несправностей на основі примітивних транзакцій читання-запису для аналізу логічних схем; нова матриця дедуктивних векторів, яка характеризується компактністю та гнучкістю моделей, що зберігаються в пам'яті, паралельною обробкою даних на основі однієї транзакції читання-запису в пам'яті, технологічністю розміщення в адресній пам'яті; [15] – метод векторно-логічного синтезу дедуктивних матриць для моделювання несправностей; [16] – автомат векторно-дедуктивного моделювання несправностей, як адрес, на основі read-write транзакцій, орієнтований для імплементації в FPGA LUT, вбудований online симулятор SoC, як ядро для моделювання несправностей цифрових систем RTL-рівня; [17] – інтеграція систем збору та обробки інформації для моніторингу та управління на основі cloud-edge computing; [18] – векторно-дедуктивний метод синтезу формул для транспортування вхідних списків несправностей; структури елементів та схем на основі дедуктивних формул, які можуть точно моделювати процес прийняття рішень; [19] – структури морального управління соціальними групами на основі моральних суспільних відносин для запобігання соціальним колізіям; модель емоційно-логічного комп'ютингу; модель генеративного ML-комп'ютингу; архітектури кібер-соціального комп'ютингу для моніторингу та управління соціальними групами, підприємствами та організаціями; [20] – модель відношень між відносинами для вирішення кібер-соціальних проблем, модель комп'ютингу для усунення протиріч між державними, традиційними та технологічними відносинами; [21] – автоматна модель взаємодії хмар моніторингу та керування з транспортними засобами; [22] – синтез покриття специфікації примітивами; [23] – структурно-функціональна схема обчислювача; [24] – оцінка ефективності процес-моделі; [25] – приклади реалізації алгоритма; [26] – апробація синтезу та приклади покриття специфікації примітивами; [27] – компоненти діагностичної інфраструктури; [28] – паралельний синтез та аналіз алгебраїчних, графових та табличних структур; [29] – тестування модулів верифікації HDL-коду; [30] – моделі для логічних схем; [31] – критерії верифікації для оцінки ефективності топологій обчислювальних структур; [32] – практичні приклади імплементації компонентів TCS-System; [33] – приклади застосування метрики для аналізу даних при діагностуванні цифрових виробів; [34] – вербальне та структурне визначення основних типів комп'ютингу; [35]

– кубітні векторні моделі даних; [36] – метод обробки великих даних за допомогою векторно-матричної логіки; [37] – векторно-матричні структури обробки великих даних; [38] – аналіз тенденцій розвитку комп'ютерингу; [39] – метрики вимірювання соціальних процесів; [39] – архітектури кіберсоціальних систем; [40] – архітектури кіберсоціальних систем; [41] – векторний метод моделювання несправностей на основі XOR-відношень; [42] – векторні моделі на основі XOR-відношень; [43] – векторно-дедуктивний метод на основі транзакцій у пам'яті; [44] – моделювання та верифікація часових характеристик цифрових компонентів; [45] – верифікаційні моделі на базі асерцій.

Апробація результатів дисертації. Результати роботи були представлені та обговорені на наступних конференціях: IEEE East-West Design and Test Symposium 2010, 2011, 2013, 2014, 2016, 2019, 2020, 2021; International Conference «The Experience of Designing and Application of CAD Systems in Microelectronics», CADSM 2011, 2013, 2015 (Lviv-Polyana, Ukraine); International Conference on Modern Problem of Radio Engineering, Telecommunications and Computer Science, Lviv, Ukraine, 2012; IEEE 15th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering (TCSET), Lviv-Slavske, Ukraine, 2020, 2022; 11th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS), Cracow, Poland, 2021; 12th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies (DESSERT), Athens, Greece, 2022.

Публікації. Результати дисертаційної роботи відображені у 45 друкованих працях, серед яких 1 розділ у закордонній монографії, що індексується Scopus, 24 статті у міжнародних науково-метричних базах: 4 статті в міжнародних наукових журналах за кордоном, з них 1 – у журналі Академії Наук; 19 – у наукових журналах, включених до «Переліку наукових фахових видань України», з них 3 – категорії А, що входять до наукометричної бази Web of Science, та 1 у Scopus; а також 18 тез доповідей у матеріалах міжнародних наукових конференцій, що входять до науково-метричної бази Scopus.

Структура дисертації. Дисертація складається з 377 сторінок (з них 305 представляють основний текст) і містить: 7 розділів, 22 таблиці, 125 рисунків, список джерел з 151 назви (на 17 с.), 11 додатків (на 32 с.), анотації на 16 с.

ОСНОВНИЙ ЗМІСТ РОБОТИ

У **вступі** обґрунтовано актуальність проблеми, яка вирішується в дисертаційній роботі, сформульована мета дослідження, а також викладені наукова новизна і практична цінність отриманих результатів.

Узагальнюючим трендом в ІТ-індустрії 2023 року є впровадження AI-механізмів у всі сфери людської діяльності шляхом створення ML-Cloud-Edge інфраструктури управління фізичними та соціальними процесами на основі вичерпного моніторингу та ефективної обробки великих даних. Federated

Machine Learning визначає структуру машинного навчання, яка дозволяє створювати колективну модель з даних, розподілених за репозиторіями, що належать різним організаціям або пристроям, з дотриманням вимог до конфіденційності та безпеки. Стандарт визначає архітектуру та рекомендації щодо його застосування для федеративного машинного навчання, включаючи опис, навчання, категорії, сценарії, продуктивність, нормативні вимоги.

У **першому розділі** наведено *аналіз та розробку структури кіберсоціального федеративного комп'ютингу, вдосконалену топологічно розподілену Cloud-Edge архітектуру*. Показано, що створення колективного кібер-розуму держави і людства проходить через FML-технології ненав'язливого і розумного використання громадян і термінальних пристроїв.

Пропонується новий кіберсоціальний комп'ютинг моральних відносин між державою та громадянами, які виконують ролі толерантних механізмів управління та виконання для створення моральних та матеріальних цінностей, підвищення якості життя та збереження екології. Формуються computer engineering technologies, цілеспрямовані на гармонійний сталий розвиток суспільства, що виключає соціальні колізії, революції та війни, на основі метричного вичерпного моніторингу та морального цифрового управління. Визначаються основні процеси та явища кіберфізичного простору з метою їх використання для формування сталого кіберсоціального світу. Показується відсутність практичних досліджень та розробок, спрямованих на замкнутий цикл вичерпного метричного моніторингу та цифрового управління ресурсами та соціальними процесами без участі людини. Пропонуються інноваційні моделі, методи та алгоритми для формування масштабованого кіберсоціального human-free online комп'ютингу, що має на меті підвищення якості життя громадян. Розглядається кіберсоціальна модель суспільства, як критичної системи, некоректне управління якою призводить до катастрофічних втрат ресурсів, людських життів, економіки, історії, культури, науки, освіти та державності. Пропонуються авторські або інноваційні комп'ютерні рішення для діагностування та online усунення відмінностей між народними традиціями та законодавством, що сьогодні дозволяє ліквідувати соціальні катастрофи у всіх державах світу та зберегти трильйони доларів на розвиток економіки, інфраструктури та соціальних послуг. Розглядається ML-модель у формі таблиці істинності для опису процесу, явища, людини, соціальної групи, суб'єкта, де метричними параметрами виступають морально та соціально значущі показники. Визначається ідеальна ML-модель спільноти, щодо якої виконується порівняльний аналіз поведінки громадянина чи керівника для передбачення позитивних чи негативних наслідків. Формується універсальна хор-метрика конволюції цифрового кіберпростору, яка дає можливість вимірювати будь-які кіберсоціальні процеси та явища, а також визначати ступінь їх відмінності для розпізнавання та усунення соціальних колізій L на основі рівняння $F \oplus T \oplus L = 0$. Пропонується структура хмарно-мобільної програми Cyber Social

Computing, яка характеризується наявністю штучного інтелекту у вигляді двох ML-таблиць істинності та кубитних структур даних для паралельного моделювання соціальних процесів з метою передбачення соціальних наслідків від законодавчих актів та інших дій влади. Розглядається модель Digital Twin Computing, яка характеризується порівнянням двох ML-таблиць істинності, що моделюють ідеальну та реальну поведінку людини з виставленням їй метричних оцінок за соціальну активність та значущість, прийнятих у суспільстві. Пропонується вдосконалена модель-архітектура кіберсоціального FML-комп'ютингу, яка відрізняється від стандартної суміщенням процесу навчання, тестування, функціонування та розподілом ML-терміналів у просторі, що дає можливість на порядок зменшити час навчання та підвищити якість сервісів з розпізнавання-прийняття рішень при обслуговуванні громадян. Пропонується вдосконалена архітектура cloud-edge кіберсоціального комп'ютингу для алгоритмів федеративного навчання, яка включає чотири етапи: Training як локальне навчання, Upload як завантаження параметрів до хмарної моделі, Aggregating як агрегування параметрів моделі на хмарі з наступним їх поверненням до D-терміналів. Вводиться логічна метрика якості розпізнавання шаблонів, помилок (дефектів) і конфліктів, які в поєднанні з рівнянням комп'ютингу дозволяють формувати всі структуровані та стандартні оцінки в процесі навчання.

Дослідження являє собою агрегування галузей знань: глобальна мережа, 5G-технології зв'язку, комп'ютинг, machine learning. ML включають математику, комп'ютерну інженерію, статистику, цифрову обробку сигналів, а також теорію інформації і кодування. ML-модель використовує: (1) вхідні дані, (2) метрику кількісного визначення помилки або відстані між поточною та ідеальною поведінкою, (3) механізм зворотного зв'язку, що використовує отриману відстань для вибору кращої стратегії поведінки в подальших подіях.

Сказане укладається в конволюціоне рівняння комп'ютингу $T \oplus F \oplus L = 0$, яке одним зі своїх трьох варіантів створює формулу машинного навчання: $F = T \oplus L$, де T – актуальна модель, L – ідеальна модель (таблиця істинності), F – відстань (нормована і/або структурна) між ними.

Федеративний комп'ютинг, як обмін ML-моделями, але не даними, вже сьогодні вирішує проблеми машинного навчання і паралельних обчислень для створення високопродуктивного мозку людства під управлінням компанії Google без порушення закону про захист персональних даних користувачів.

ML-комп'ютинг (рис. 2) є цілеспрямованим і візуалізованим агрегуванням двох процесів розпізнавання і прийняття рішень в інфраструктурі механізмів управління і виконання при наявності ресурсів (data) і відносин (code). Відмінність від класичного ML полягає в циклічності, автономності, замкнутості, безперервності навчання, тестування і функціонування. Кіберсоціальний ML-комп'ютинг оперує відносинами у вигляді законів і традицій.

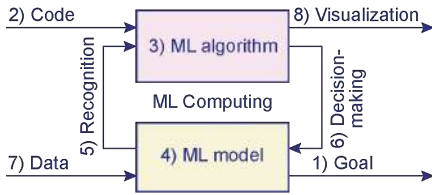


Рис. 2. Схема функціонування ML-комп'ютерингу

істинності та тестування визначаються в однаковому форматі векторів семантичних параметрів, які визначаються експертами або NLP-процесорами. Останні синтезують параметри таблиць на основі парсеризації контенту законів або опису існуючих в суспільстві традицій.

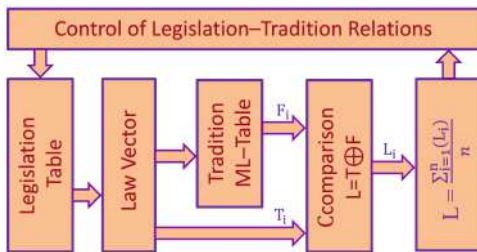


Рис. 3. Схема кіберсоціального ML-комп'ютерингу

традиціями та законодавством, владою та трудящими. Для досягнення поставленої мети необхідно розв'язати такі задачі: 1) розробка теорії кіберсоціального цифрового human-free управління громадянами на основі вичерпного метричного моніторингу суспільних процесів; 2) розробка та верифікація метрики вимірювання соціальних процесів та явищ, AI-моделей та ML-методів для створення масштабованої інфраструктури кіберфізичного комп'ютера для локальних соціальних груп; 3) створення програмного хмарно-орієнтованого додатку CySoC для метричного моніторингу та цифрового управління соціальними процесами всередині держави; 4) тестування та верифікація CySoC-додатку для метричного моніторингу та цифрового управління соціальними процесами на прикладах двох країн у частині відповідності традицій та культури існуючій та новій законотворчості.

Machine learning – пошук закономірностей у вхідних даних на основі розумних механізмів їх структуризації з метою розпізнавання шаблонів та прийняття рішення. Один із способів оцінити класифікатор для нової ML-моделі – побудувати матрицю плутанини (Confusion Matrix), яка відобразить фак-

Природно, щоб забезпечити стійкість суб'єкта міжнародної діяльності, необхідно реалізувати наступну структуру кіберсоціального комп'ютерингу, в основу якого покладена технологія машинного навчання (рис. 3) для фази управління відносинами між законотворчістю і традиціями на основі ефективної схеми контролю. Таблиця

Програмний додаток CySoC (Cyber Social Computing) має на меті підвищення якості життя громадян, економічну та соціальну стабільність за рахунок впровадження точних інженерних комп'ютерингових моделей, методів та технологій у процеси соціального управління, які зводять до мінімуму колізії між тра-

тичні та прогнозовані значення у матриці. Рядки зазвичай представляють фактичні значення, а стовпці – прогнозовані значення. На рис. 4 міститься у верхній частині матриця плутанини розміру 2×2 та у нижній частині – матриця помилок (Errors Matrix), що виходить застосуванням конволюційного рівняння комп'ютингу $L \oplus T \oplus F = 0$, де L – специфікація проекту, T – реалізація проекту, F – помилки.

Confusion Matrix $F=L \oplus T$		Predicted classes L	
		Negative 0	Positive 1
Actual classes T	Negative 0	True Negative 0	False Positive 1
	Positive 1	False Negative 0	Frue Positive 1

Errors Matrix $F=L \oplus T$		Gold L-model	
		0	1
Actual T-model	0	$0 \oplus 0 = 0$	$0 \oplus 1 = 1$
	1	$1 \oplus 0 = 1$	$1 \oplus 1 = 0$

Рис. 4. Матриця плутанини на основі похідної

Розглянемо подане рівняння з погляду апарату булевих похідних. Похідна за будь-яким компонентом системи – це логічні умови, за яких явно спостерігається його вплив на стан чи вихід кіберфізичної або кіберсоціальної системи. Компонентом може бути об'єкт будь-якої природи: змінна, слово, дане, структура, функція, механізм, несправність, ліки, людина, закон, соціум, кіберпростір, будь-який процес або явище, представлене у цифровому вигляді. Найбільш примітивне рівняння похідної оперує хог-змінною змінної логічної функції з нуля в одиницю $\frac{df}{dx_i} = f(x_i = 0) \oplus f(x_i = 1)$. Однак експоненційна складність взяття булевих похідних на аналітичних формах завдання навіть двійкових функцій становить велику проблему і тому не використовується на практиці. Векторний механізм взяття булевих похідних відкриває двері на ринок ІТ-технологій для вирішення задач моніторингу та пошуку суттєвих компонентів кіберпростору для управління фізичними та соціальними процесами. Використання хог-відношення між трьома векторно-матричними компонентами конволюційного рівняння комп'ютингу $L \oplus T \oplus F = 0$ породжує нові ефективні механізми дослідження явних активностей у кіберпросторі, що не мають сьогодні аналогів у світі.

Приклади практичного застосування: 1) як визначити помилки проектування? Взяти похідну за помилками процесу проектування – це означає побудувати хог-відношення між векторами специфікації L і поточним станом про-

екту $T: L \oplus T = F$ – derivative of design errors. Природно, що рівність $F = L \oplus T$ формує матрицю плутанини як класифікатор для ML-моделей (Machine Learning Confusion); 2) чи складно побудувати комбінації всіх похідних для довільної логічної функції? На аналітичних формах завдання функції обчислювальна складність такого алгоритму буде експоненціальною. А якщо використовувати логічний вектор для цих цілей, то обчислювальна складність буде квадратичною, за рахунок експоненціальної надлишковості (redundancy) пам'яті. Усі поєднання похідних для трьох функцій представлені на рис. 5. Тут представлені стовпці, які відповідають усім можливим похідним комбінаціям, існуючим для заданих логічних функцій. Стовпець – це активність, яка знищує активні змінні за її мінімізації. Натомість формує умови, за яких можлива ця активність.

The figure displays three 10x10 matrices, each representing a different deductive matrix. The columns are labeled with variables $x^1, x^2, x^3, x^4, x^5, x^6, x^7$ and the rows with values 0 and 1. The matrices are labeled as follows:

- Matrix 1: $D (0=00000001)$
- Matrix 2: $D (0=01111111)$
- Matrix 3: $D (0=01100101)$

Рис. 5. Комбінації похідних у дедуктивних матрицях

Для побудови дедуктивної матриці похідних за логічним вектором L слід виконати три пункти алгоритму. Вихідні дані: логічний L -вектор функціональності від n -змінних записується по горизонталі та вертикалі активної A -матриці.

1. За заданим логічним вектором будується матриця активності A , яка складається з логічних векторів та їх інверсій. Побудова рядків таблиці A -активності здійснюється за правилом: $A_i = L \oplus L_i$. Тут L_i – стан i -біта логічного вектора. Простіше кажучи, якщо координата вертикального L -вектора дорівнює одиниці $L_i = 1$, то у відповідний рядок A -матриці записується інверсія логічного вектора $A_i = \bar{L}$, інакше, в рядок записується логічний вектор $A_i = L$.

2. Матриця H перекодування бітів потрібна для швидкої побудови дедуктивної матриці. Вона обчислюється з урахуванням рекурсивних формул: 1) $H_{i+1}^1 = H_i$; 2) $H_{i+1}^2 = 2^n + H_i$; 3) $H_{i+1}^3 = H_{i+1}^2$; 4) $H_{i+1}^4 = H_{i+1}^1$. Вхідна умова побудови матриці від n змінних – символ нуля (рис. 5). Для кожного $i=1, 2, \dots, n$, n – число змінних логічного елемента, будуються чотири квадранти матриці, які мають такі властивості: квадранти, розміщені по діагоналях і рівні між собою. Тому на кожному кроці рекурсії потрібно обчислювати тільки другий квадрант шляхом додавання до кожного осередку першого квадранта числа 2^n . Матриця

перекодування інваріантна стосовно будь-якої логічної функції, та її розмірність визначається числом вхідних n -перемінних $2^n \times 2^n$.

3. Визначення 2^n дедуктивних векторів за формулою: $D_j = L_{H_{ij}}, j = \overline{1, 2^n}$, яка переставляє біти А-матриці активності згідно Н-матриці перестановок адрес координат (отриманої в пункті 3 алгоритму) для формування дедуктивної D-матриці. Таким чином, матриця дедуктивних векторів (похідних) виходить на основі виконання наступного оператора $D=(L\oplus L_i)_H$, отриманого в результаті суперпозиції операторів $A=L\oplus L_i, D=L_H$. D-матриця похідних – це не тільки всі комбінації похідних, а й генотип на вирішення всіх задач у сфері design and test (рис. 6).

D-matrix										H-matrix										A-matrix									
10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37		
000 001 010 011 100 101 110 111																				L 0 1 1 0 1 0 1 0 0 1									
000		1	1		1			1		0	1	2	3	4	5	6	7		0	1	1	1		1			1		
001		1	1		1			1		1	0	3	2	5	4	7	6		1	1			1		1	1	1		
010		1	1		1			1		2	3	0	1	6	7	4	5		1	1			1		1	1	1		
011		1	1		1			1		3	2	1	0	7	6	5	4		0	1	1	1		1			1		
100		1	1		1			1		4	5	6	7	0	1	2	3		1	1			1		1	1	1		
101		1	1		1			1		5	4	7	6	1	0	3	2		0	1	1	1		1			1		
110		1	1		1			1		6	7	4	5	2	3	0	1		0	1	1	1		1			1		
111		1	1		1			1		7	6	5	4	3	2	1	0		1	1			1		1	1	1		

Рис. 6. Схема отримання D-матриці похідних для 3хог-елемента

У технічній діагностиці дана функція використовується для побудови схем і алгоритмів генерації тестів, що самоперевіряються. Для кіберсоціального комп'ютингу вона ототожнюється з повною демократією, що підтверджується таким фактом:

$$\frac{df}{dx_i} = 1.$$

Федеративний кіберсоціальний комп'ютинг машинного навчання (FML Cyber Social Computing, рис. 7) – просторово-часова масова cloud-edge система навчання на основі обміну моделями, але не приватними даними, між механізмом управління та виконання з метою сталого підвищення якості розпізнавання та прийняття рішень.

Федеративне машинне навчання просуватиме та полегшуватиме співпрацю між користувачами – управління та виконання в цілях стійкого підвищення якості розпізнавання та прийняття рішень.

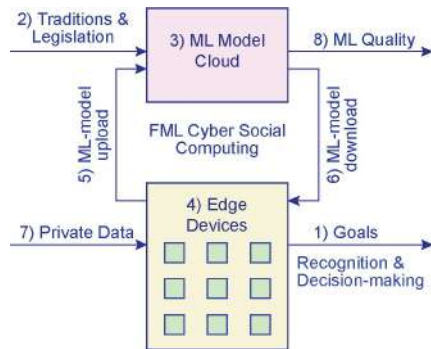


Рис. 7. Схема федеративного кіберсоціального комп'ютингу машинного навчання

Пропонована модель-архітектура кіберсоціального FML-комп'ютингу є вдосконаленою і відрізняється від стандартної суміщенням процесу навчання, тестування, функціонування та розподілом ML-терміналів у просторі, що дає можливість на порядок зменшити час навчання та підвищити якість сервісів з розпізнавання-прийняття рішень при обслуговуванні громадян. При цьому існує обмін параметрами та моделями між механізмами керування та виконання, а дані у процесі навчання зберігаються на обчислювальних терміналах користувачів. Тестування ML-моделі, представлені у вигляді багатозначної чи бінарної таблиці істинності, є функцією хмарного сервісу.

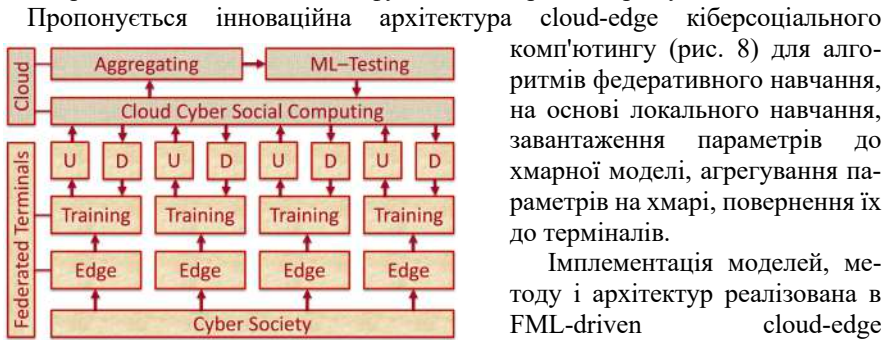


Рис. 8. Схема FML-комп'ютингу для створення адекватної моделі

прийняття рішення з метою надання цифрових сервісів. Для прискорення процесів навчання поданою таблицею істинності ML-моделі були використані розподілені в просторі комп'ютерні термінали, які локально тренували одні й ті ж структури даних. Структура паттерна (топология-семантика) була представлена сукупністю синтаксично обумовлених параметрів, а також групою атрибутів (червоні кружечки), які володіють семантико-топологічними властивостями і тому є важко розпізнаваними (рис. 9). Для ідентифікації останніх була побудована топологічна модель просторово-координатної кореляції детермінованих та імовірнісних параметрів-атрибутів у двовимірній матричній структурі.

Далі виконувалося навчання всіма агентами за єдиною метрикою таблиці з залученням представницької вибірки (> 1000) актуальних патернів. Приклад ML-таблиці істинності в форматі $(Y, X_1, X_2, X_3, X_4, f)$ матриці топології подано

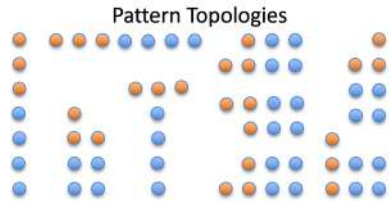


Рис. 9. Структура патернів для розпізнавання

у табл.1. Тут Y – семантичний компонент патерну, що підлягає визначенню, X – синтаксично NLP-визначені атрибути, f (колонка 6 в таблиці істинності) – частотність появи патерну в потоці даних. Права частина представляє топологічну структуру для ідентифікації патерну цифровими ідентифікаторами (1–5) відносно центральної комірки.

Результати тестування МЛ-моделі для вирішення задачі розпізнавання адрес: 1) на 500 фрагментах розпізнано 1071 патерн та не розпізнано 25, число патернів 1096; 2) виявлено 338 фрагментів без патернів; 3) кількість фрагментів з одним або декількома паттернами – 162; 4) кількість нерозпізнаних патернів, що мають OCR-помилки дорівнює 25; 5) якість розпізнавання тест-таблиці за навчальною вибіркою дорівнює 98 відсоткам. Гістограма розподілу патернів на двовимірній топології наведена на рис. 10, де зайнятий лівий верхній квадрант матриці. Запропонована система розпізнавання патернів і прийняття рішення верифікована на представницькій вибірці тестових впливів і може бути використана на ринку цифрових технологій.

Федеративне машинне навчання розвивається у бік екселент комп'ютерингу. Тут на додаток до механізмів: управління та виконання L, T з'являється інноваційний третій F-механізм нової якості комп'ютера для подальшої його реалізації на практиці (рис. 11).

Алгоритм FML вважається ефективним, якщо він потребує розумної кількості часу та прийнятної обсягу пам'яті в кіберфізичному просторі. Після запуску алгоритму ефективність FML має бути оцінена відповідно до

Таблиця 1. МЛ-таблиця істинності в матриці топології

1	0	55	53	54	56	2	11	12	13	14	15	16	17	18	19
2	0	55	35	45	0	2	21	22	23	23	25	26	27	28	29
3	45	55	53	54	0	47	31	32	33	34	35	36	37	38	39
4	52	55	53	54	0	27	41	42	43	44	45	46	47	48	49
5	25	55	35	45	0	12	51	52	53	54	55	56	57	58	59
6	45	55	54	0	65	2	61	62	63	64	65	66	67	68	69
7	52	0	53	54	0	2	71	72	73	74	75	76	77	78	79
8	45	55	35	25	0	1	81	82	83	84	85	86	87	88	89
9	25	55	45	35	0	1	91	92	93	94	95	96	97	98	99
10	54	55	65	0	0	6									
11	45	55	65	75	35	1									
12	65	55	65	75	0	1									
13	44	55	45	54	0	1									
14	45	55	56	65	35	1									
15	45	55	65	75	85	1									

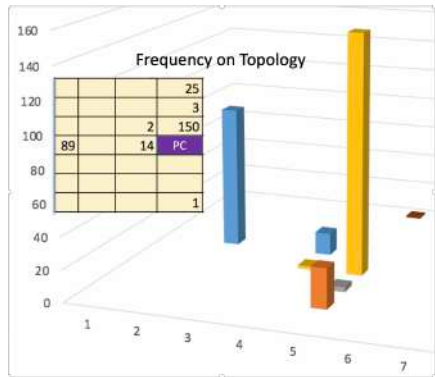


Рис. 10. Гістограма частотності розподілу патернів на двовимірній топології

чотирьох метричних показників: час навчання та тестування, обсяг внутрішньої (for data) та допоміжної пам'яті (for code).

Моделі FML незабаром можуть досягти еквівалентної або конкурентоспроможнішої продуктивності в порівнянні з централізованим ML-обчислювачем, який збирає дані для навчання від усіх терміналів.

У **другому розділі** розглядається *сімейство нових векторних моделей, призначених для паралельного FML-ІМС комп'ютингу*.

Інноваційна ідея полягає в гармонійному поєднанні паралельних унітарних структур даних з класичною моделлю обчислень для створення хмарного комп'ютингу розпізнавання образів, що включає механізми вичерпного моніторингу та точного human-free цифрового управління кіберфізичними та соціальними процесами.

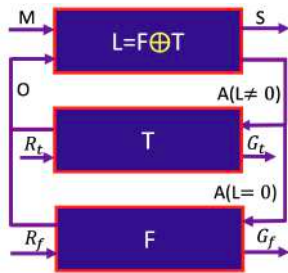


Рис. 11. Модифікована фон-Нейманівська структура інноваційного генеративного ML-комп'ютингу (Innovative generated ML-Computing)

Первинність відношень, а не компонентів є метрикою для розпізнавання процесів або явищ на основі вимірювання відстаней між параметрами. Тут немає місця суб'єктивізму людини, приреченої на помилки, що призводять до соціальних революцій та техногенних катастроф. Натомість низовинним відношенням між людьми приходять глобальні космополітичні цінності, що об'єднують усе найкраще, що є в культурах народів світу.

Комп'ютинг – технологічна культура метричного управління віртуальними, фізичними та соціальними процесами на основі цифрового моніторингу кіберфізичного простору за допомогою хмарних інтелектуальних пошуково-аналітичних сервісів, персональних гаджетів та розумних датчиків. Комп'ютинг коротко – процес моніторингу та управління для досягнення мети. Явище – стан процесу на заданому часовому інтервалі. Пошук – вид комп'ютингу, призначений для визначення (розпізнавання) подібності-відмінності між процесами та явищами. Техніка пошуку використовує бінарні властивості: загального та приватного, подібності та відмінності для актуального застосування бінарних апаратів: інтегрування та диференціювання, тестування та діагностування, множення та поділу, складання та віднімання, кон'юнкції та диз'юнкції.

Метрика – спосіб визначення відстані між процесами та явищами шляхом обчислення загального та приватного, подібності та відмінності. Комп'ютинг розпізнавання – пошук метричної відстані (подібності та відмінності) між процесами чи явищами. Подібність – ступінь спільності процесів чи явищ, визначається їх перетином. Відмінність – міра частковостей процесів або

явищ, що формується їх об'єднанням на основі операції симетричної різниці. Поєднати оцінки подібності та відмінності означає показати повну картину метричної взаємодії процесів або явищ.

Імплементация інженерного комп'ютерингу в human-free управління соціальними процесами базується на технологіях точного цифрового моніторингу кіберфізичного простору. На рис. 12 наведено рівняння інноваційного комп'ютерингу: $Y = (P \oplus E)CI$, де Y – мета, продукт чи сервіс, ринкова привабливість; P – proposal чи ідея; E – існуючі аналоги; C – умови реалізації ідеї; I – інфраструктура реалізації ідеї.

В рамках інноваційного комп'ютерингу далі розглядається

схема-алгоритм синтезу наукового дослідження або розробки (рис. 13), що використовує компоненти: покращення якості викладу дослідницької роботи $A=A+D$, її порівняння з найкращими світовими аналогами $A>W$ (Comparison Metric), що дає можливість імплементувати наукову працю у кіберпростір (журнали, книги, конференції) $W=W+A$ з метою всесвітнього поширення результатів та доведення їх до наукової спільноти (World Experience).

Системна структура інноваційного комп'ютерингу наведена на рис. 14. Через фінансові та часові обмеження, а також протидію фахівців і неосвічених у процедурах прийняття експертних рішень людей, ця структура відображає алгоритм імплементации ідей та пропозицій у суспільстві. Структура має як основний вхід деяку інноваційну пропозицію, що за

певних умов (бажання керівника, грошей та часу) реалізується у вигляді продукту або сервісів на виході інфраструктурного (Infrastructure) механізму. При цьому інтелектуальний механізм досвіду (Experience) керує інфраструктурним блоком (Infrastructure) на основі точного цифрового моніторингу всіх компонентів, статус процесу перетворення пропозиції відображається у вихідних даних (State). Комп'ютеринг, як оптимальна і точна технологія моніторингу та управління, є універсальним інструментом менеджменту соціальних груп та процесів для досягнення моральних цілей.

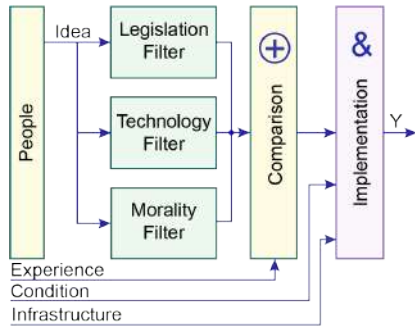


Рис. 12. Логічна схема інноваційного комп'ютерингу

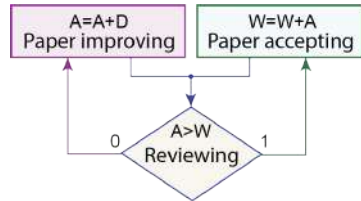


Рис. 13. Схема взаємодії у часі трьох компонентів

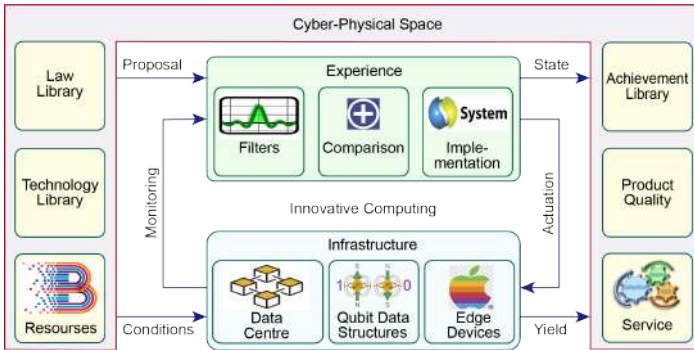


Рис. 14. Структура інноваційного комп'ютерингу

В **третьому розділі** пропонується сімейство нових схемних логічних структур для реалізації кібер-фізичного комп'ютерингу для моніторингу, моделювання та управління *social-процесами*. Розглядаються кубітно-матричні моделі, структури даних, обчислювальні архітектури та методи паралельного логічного аналізу потоків великих даних, пов'язаних із цифровим відображенням соціальних процесів у кіберфізичному просторі. Пропонуються механізми точного цифрового управління та вичерпного метричного моніторингу, що формують асиметричні логічні відношення кіберсоціального комп'ютерингу для підвищення якості життя людини.

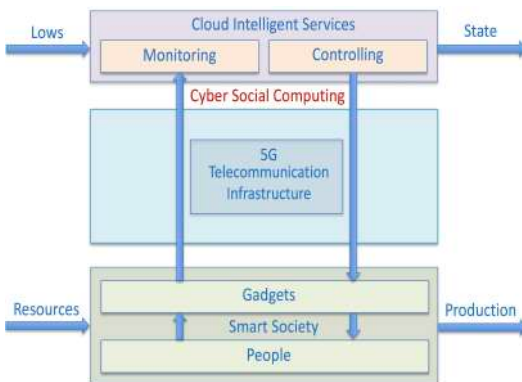


Рис. 15. Архітектура кіберсоціального комп'ютерингу

Технологічна основа для реалізації кіберсоціального комп'ютерингу представлена: 1) інфраструктурою (5-6)-G телекомунікацій для забезпечення прийому-передачі та онлайн-моніторингу кожної людини планети в режимі 24/7; 2) обчислювальними потужностями хмарних сервісів та центрами зберігання великих даних, здатних у реальному часі розв'язувати задачі оптимального управління

технікою, людиною та суспільством; 3) розумними датчиками та гаджетами, які своєчасно приймають керуючі впливи та передають дані до інтелектуальних хмарних центрів їх аналізу. Архітектура кіберсоціального комп'ютерингу представлена на рис. 15.

Система, що саморозвивається або еволюціонує повинна мати асиметричні нерівні компоненти і забезпечувати в кожний момент часу похідну між ними, яка не повинна дорівнювати нулю, що вимірюється симетричними хог, пот-хог функціями. Система з однаковими компонентами, що утворюють відношення, не здатна функціонувати. Стійкість або потужність системи визначається симетричною різницею або кодовою відстанню за Хеммінгом між взаємодіючими компонентами. Приведена оцінка потужності або стійкості визначається функцією відстані або відношенням (діленням) кількості одиничних значень у результируючому векторі хог взаємодії пари компонентів, на загальну кількість координат.

Розглядається проблема аналізу вхідного потоку даних для виявлення нових соціальних С-функціональностей з урахуванням таких, що були визначені раніше. Для вирішення проблем С-аналітики можна використовувати сигнатурну технологію, при цьому слід приділити увагу процесу формування компактної таблиці С-функціональності, що є незалежною від часу, а саме: виконання мінімізації таблиці унітарного кодування патерну за визначеними логічними правилами, що дозволяють одержати один стовпець для ідентифікації С-функціональності (рис. 16). Кодування будь-якої таблиці істинності кубітними векторами на основі суперпозиції унітарних кодів дозволяє виконати стиснення кількох стовпців до одного. При цьому слід враховувати, що атрибути матриці унітарного кодування мають бути незалежними один від одного. Покриття атрибутів одиничними значеннями досягається за рахунок суперпозиції стовпців унітарної матриці.

Аналіз логічних функцій на основі апарату булевих похідних дозволяє ідентифікувати С-функціональності за визначенням суттєвих змінних. З цією метою слід встановити відповідності між вербальними та булевими змінними, а також шляхом побудови таблиці істинності для формування нульових та одиничних вихідних значень логічної функції визначити логіку роботи отриманих булевих змінних.

Основне завдання зводиться до мінімізації атрибутів за рахунок визначення суттєвості змінних. Для порівняння двійкових значень повної множини параметрів у двох сусідніх фреймах використовується хог-операція з метою мінімізації фреймів потоку великих даних:

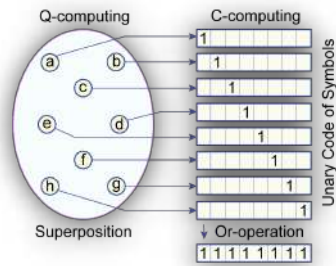


Рис. 16. Структури даних двох видів комп'ютингу

$$S_{i-1} \oplus S_i = \begin{cases} 0 \rightarrow B_i = \{S_i \cup S_{i-1}, B_i \setminus S_{i-1}\}; \\ 1 \rightarrow B_i = S_i. \end{cases}$$

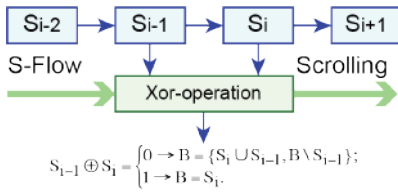


Рис. 17. Структура мінімізації фреймів потоку даних

При цьому мінімізація здійснюється за діаграмами теоретико-множинної взаємодії значень істотних змінних, рис. 17. Тут дані надходять із соціальних процесів, що здійснюються в університеті, компанії, державній структурі, рис. 18. Прийняття рішення, базується на автоматичному виборі результату теоретико-множинної взаємодії двох векторів, який

визначається за один автоматний такт, що ілюструється схемою, формулами і таблицею, представленими на рис. 19.

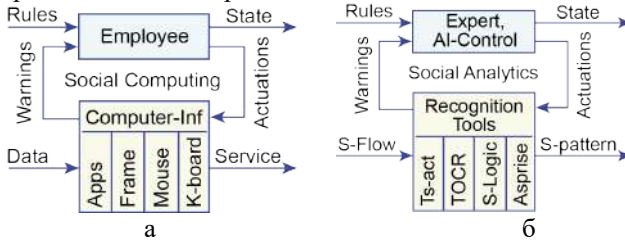
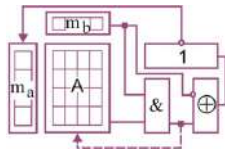


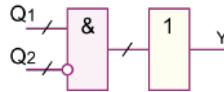
Рис. 18. Схеми С-комп'ютингу: а – моніторинг; б – аналіз



$$Y = \bigvee_{i=1}^n [(Q_1 \wedge Q_2) \oplus Q_1] = \bigvee_{i=1}^n (Q_1 \wedge \bar{Q}_2)$$

$$m_{ai}^m = \bigvee_{i=1}^n [(m_b \wedge A_i) \oplus m_b];$$

$$A_i = (m_b \wedge A_i).$$



m	1	1	...	1	1	...	1	1	...
A	.	.	.	1	1	1	1	.	1
Q* = m \oplus A	1	1	.	.	.	1	1	1	.
Q(m,A)	1	1	1	1	1	1	1	1	1

Рис. 19. Схема апарату автоматичного вибору розв'язку

В четвертому розділі розглядається сімейство нових векторних паралельних методів аналізу структур унітарно кодованих даних.

Соціальний комп'ютинг (Social Computing – SC) розглядається як процес спостереження та актуації соціально-виробничих метричних відносин в цифровій інфраструктурі управління і виконання соціальних груп для досягнення та візуалізації цілей у формі продуктів або послуг з використанням виділених ресурсів. Описано такі поняття: соціальний процес (Social Process – SP), соціальна функціональність (Social Functionality – SF), соціальні змінні (Social Values – SV), логічний соціальний елемент (Social Logic – SL), значення змінної (Logic Value – LV), які формують варіанти архітектурних рішень для соціального комп'ютингу на основі структурованої ієрархії (рис. 20).

Архітектура SL-рівня характеризується синтезом логічних схем, кожен елемент яких має багатозначну реєстрову змінну. Ця реєстрова змінна фактично представлена кубітним вектором, який може мати декілька одиничних координат. Така властивість кубітів дозволяє створювати компактні структури даних для соціальних функціональностей, спрямованих на паралельну їх обробку. Щоб реалізувати квантові методи моделювання на кубітних структурах даних, вхідні символічні дані повинні бути рівномірно закодовані за допомогою табличного універсуму з відповідними значеннями для кожної змінної. Змінні ідентифікуються за ключовими словами – keywords, які найчастіше зустрічаються у вхідному потоці даних. Такий набір ключових слів створює набір непересічних змінних у соціальному процесі. Його значення представлено синонімами ключового слова, утворюючи полісемію змінної, як клас еквівалентності.

Набір змінних складає простір соціальних процесів, у якому зразки та практичні функціональності соціального комп'ютингу визначаються у формі логічних кубітних схем для моделювання потоків даних, отриманих із хмар, мереж, комп'ютерів або корпоративних пристроїв.

Автоматичний синтез кубітного покриття функціональностей є одним із ключових завдань, яке важко формалізувати та без якого неможливий аналіз великих даних. Нижче подана аналітична модель W кубітного логічного процесора для кібер-соціального бізнес-комп'ютингу, що працює з логічним примітивом L та двома матрицями: універсум примітивів U ; кубітні функціональності Q :

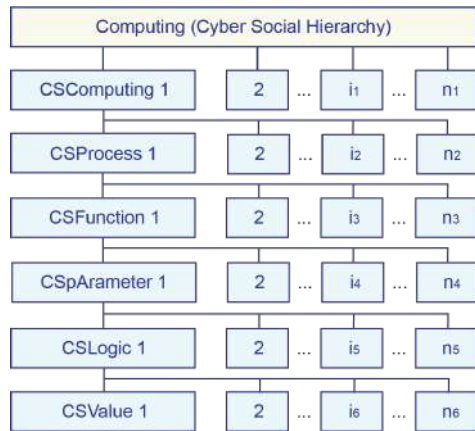


Рис. 20. Ієрархічна схема соціального комп'ютингу

$$\begin{aligned}
 W &= (U, Q, L), \\
 U &= (U_1, U_2, \dots, U_i, \dots, U_n); & Q_i &= (Q_{i1}, Q_{i2}, \dots, Q_{ij}, \dots, Q_{im}); & Q &= [Q_{ij}]; \\
 \bigcup_{i=1}^n U_i &= U; & U_i &= (U_{i1}, U_{i2}, \dots, U_{ij}, \dots, U_{im}); & U &= [U_{ij}]; \\
 & & & \bigcap_{i,k=1, n}^{i \neq k} U_k &= \emptyset; & L &= f[Q] = (Q_1 \circ Q_2 \circ \dots \circ Q_i \circ \dots \circ Q_n) \\
 Q &= (Q_1, Q_2, \dots, Q_i, \dots, Q_n); & \circ &= \{\wedge, \vee, \oplus\}; \\
 \bigcup_{i=1}^n Q_i &= Q; & U_{ij} &\in U_i \in U; & Q_{ij} &\in Q_i \in Q; & Q_i &\in U_i; & Q \in U; \\
 & & & \bigcap_{i,k=1, n}^{i \neq k} Q_k &= \emptyset; & Q_{ij} &= 1 \leftarrow \max \mu(R, U_{ij}).
 \end{aligned}$$

Універсум U як метрика виконує роль еталона для порівняння з вхідним потоком даних $R = X$, що реалізується з використанням компаратора, який видає максимальне значення функції належності, що на відповідній координаті одного з кубітів трансформується в одиницю:

$$Q_{ij} = 1 \leftarrow \max \mu(R, U_{ij})$$

Архітектура метричної взаємодії U -матриці універсумів з потоком R вхідних великих даних для розрахунку функцій належності $\mu(R, U)$, щоб отримати матрицю Q значень з подальшим об'єднанням L кубітів у комбінаційну схему кіберсоціального процесора, наведена на рис. 21.

Алгоритм синтезу матриці Q полягає у визначенні максимального значення функції належності вхідного кадру змінних, враховуючи одне зі значень відповідного рядка матриці універсуму. Результатом такого порівняння є формування одиничних координат кубітної матриці за всіма координатами матриці U . Тут кожен рядок представляє примітивну функцію змінної, що розглядається. Усі рядки матриці Q утворюють комбінаційну схему кіберсоціального процесора для моделювання вхідного впливу для визначення, чи належать вони до певного еталонного показника соціального процесу чи явища.

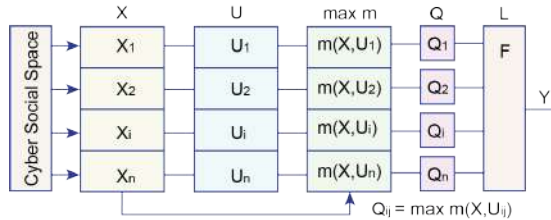


Рис. 21. Архітектура для синтезу кіберсоціального процесора

Структурна карта модулів комп'ютерингу для аналізу S -процесів (рис. 22): 1) синтез матриці істотних змінних; 2) побудова унітарної матриці даних; 3) декомпозиція унітарної матриці даних; 4) синтез U -RPA (Robotic Process Automation) на основі застосування ML -технології до матриць S -функціональностей.

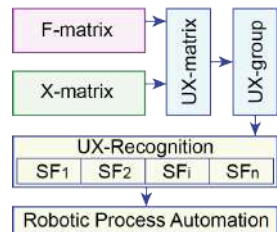


Рис. 22. Схема аналізу соціальних процесів

На рис. 23 зображено алгоритм формування матриці значень змінних при розв'язанні задачі ідентифікації істинності серед вхідного потоку даних. Усунення адрес у структурах пам'яті забезпечує високу продуктивність обчислень завдяки паралельній обробці даних. Невпорядковані теоретико-множинні представлення даних стануть основою для створення сучасних високопродуктивних обчислювальних систем.

В п'ятому розділі запропоновано сімейство вдосконалених розумних логічних структур даних та векторних методів технічної діагностики.

Для організації кіберсоціального комп'ютерингу необхідно, автоматично будувати таблиці істинності, які є дискретним описом соціальних процесів і явищ та призначені для моделювання і передбачення наслідків від прийняття рішень соціальними групами, керівниками та співробітниками компаній та університетів. Таблиці істинності для завдання social-функціональності формуються на основі позиційного чи унітарного кодування значень змінних. При цьому передбачається замкнутість значень змінних у межах social-функціональності, що формують групу логічних функцій, заданих кубітними покриттями таблиць істинності. Певна функціональність може працювати з n значеннями змінних, які утворюють алфавіт або універсальну множину базових значень $A = \{A_1, A_2, \dots, A_i, \dots, A_n\}$. Табл. 2 ілюструє два види кодування універсальної множини примітивів як значень змінної для формування таблиць істинності трьох логічних

Таблиця 2. Види кодування універсуму примітивів

A	Hash 16	P-Code	U-code	P1	P2	P3
A1	0100...10	00	1000	1	0	0
A2	0100...11	01	0100	1	0	1
A3	1100...10	10	0010	0	1	1
A4	0101...11	11	0001	0	1	0

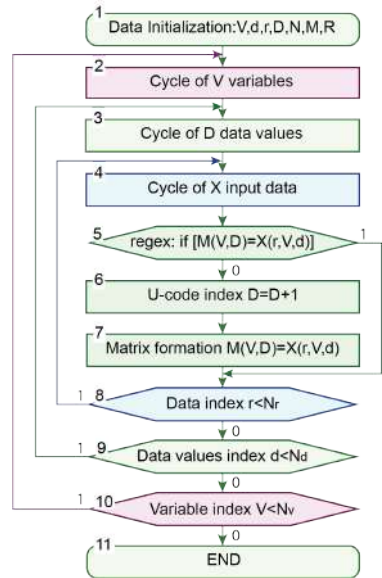


Рис. 23. Алгоритм формування матриці значень параметрів

функцій, що беруть участь у створенні social-функціональності.

Пропонується матрична модель social-процесів на метриці значень змінних (табл. 3). Стовпці-кубіти P1, P2, P3 з попередньої таблиці трансформуються в рядки-вектори, які є суперпозицією

унітарних кодів значень параметрів, що беруть участь у формуванні social-процесів: PT1 – PT3.

Дуалізм інтерпретації табл. 3 утворює ієрархію, яку необхідно враховувати при синтезі моделей соціальних процесів: 1) отримана таблиця або матриця

Таблиця 3.
Трансформування
табл. 2

Pi	PT1	PT2	PT3
P1	1100	1101	1011
P2	0011	1011	0111
P3	0110	0111	0110
P4	1001	1011	1101

об'єднання унітарних кодів, розміщених у координатах, є двійковою моделлю social-функціональності, прив'язаною до модельного часу PT1–PT3. Тут суттєво, що кожна координата матриці є векторною або кубітною формою опису таблиці істинності; 2) однак, формат матричної моделі також адекватно створює структури даних для опису сукупного social-процесу, що має місце в компанії. У цьому кожен стовпець матриці PTi інтегрально задає social-функціональність.

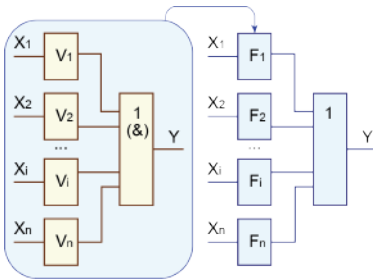


Рис. 24. Логічна схема
соціальних функцій (Logic
social-functions)

на позитивний результат взаємодії вхідних значень істотних змінних у ході виконання соціального шаблону або процесу для досягнення заданої мети. Таким чином, замість ланцюга даних, що представляє послідовність дій у соціальній функціональності, надається принципово нова форма: комбінаційна цифрова логічна схема, яка паралельно об'єднує лише суттєві характеристики соціальної функціональності. Головною відмінністю тут є можливість моделювати соціальні процеси.

Схемна структура формує функціональну поведінку або модель social-функціональності на основі кубітних покриттів змінних, інваріантних до часу. Сукупність social-функціональностей створює основу для синтезу паралельної цифрової моделі social-процесу, яка є спеціалізованим обчислювачем, що реалізує кібер-фізичний комп'ютинг для моніторингу, моделювання та управління social-процесами компанії. Ієрархія social-комп'ютингу представлена компонентами: <значення – змінна – функціональність – процес> або <value – variable – function – process>.

Структура, яка оперує кубітними покриттями примітивів, об'єднаними логікою елементів and, or, наведена на рис. 24. Логічні схеми, синтезовані з форматів кубітів зі змінними значеннями, спрямовані на моделювання соціальних процесів і визначення поведінки кіберфізичної соціальної архітектури комп'ютингу під заданим вхідним впливом, де робочими впливами є суперпозиція унітарних кодів значень вхідних змінних. Стан виходу логічної соціальної схеми, що дорівнює 1, вказує

Розглядаються синтез логічних схем для аналізу соціальних процесів. Використовуються кубітно-регістрові змінні для унітарного кодування набору примітивних значень із багатозначного універсуму. Кожна функціональність може бути подана логічним елементом and (or, xor), а його регістрові вхідні змінні – кубітними векторами.

На рис. 25 зображено схемну реалізацію пристрою моделювання соціальних процесів X порівнянням з еталонними функціональностями Q . Це передбачає порівняння двійково закодованих вхідних значень X з відповідними кубітними векторами еталонних значень змінних соціального процесу. Якщо вхідні значення для всіх координат дорівнюють кубітному вектору, стан вихідної змінної дорівнює $Y=1$. Це означає, що вхідні дані в

сукупності є наперед заданою еталонною соціальною функціональністю. Кубітні вектори разом формують матрицю еталонних значень соціальної функціональності. Швидкодія отримання рішення на виході схеми дорівнює п'ятом структурним тактам.

Схема на рис. 26 ще більше спрощує логічне моделювання вхідних social-потоків даних, де видалено хог-елементи, але додано U -елементи, які виконують роль таблиці універсуму примітивних значень кожної змінної, щодо яких синтезуються кубітні вектори для формування social-патернів.

Орієнтовна UU -модель social-процесу для аналізу діяльності компанії представлена на рис. 27. Універсум універсумів (UU) являє собою дворівневу модель процесу активного цифрового моделювання для точного розпізнавання великих потоків вхідних даних за рахунок метричного порівняння із заданими еталонами. Кожен із параметрів представлений значеннями, що у сукупності становлять універсум другого рівня.

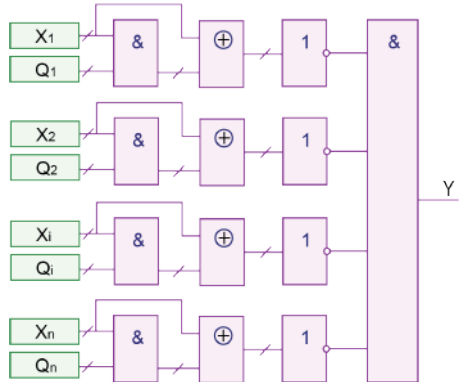


Рис. 25. Схема моніторингу та аналізу соціальних процесів

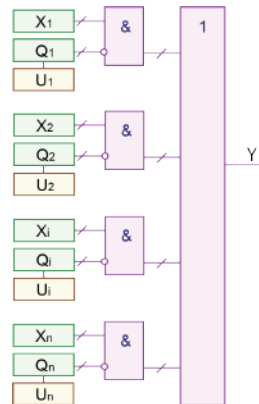


Рис. 26. Спрощена схема соціального моделювання

Як результат маємо UU-метрику функціональності еталонного процесу або явища, відносно якого можна вимірювати чи моделювати потік вхідних даних.

В кібер-соціальному комп'ютингу використовуються два типи моделей логічних процесорів: кубітно-регістрова та кубітно-логічна. Кубітно-регістрова модель (KPM) працює на двох входах логічних елементів and та забезпечує: 1) стандарт кубітного вектора як еталон для багатозначних змінних із соціальною функціональністю; 2) вхідний вектор даних соціального

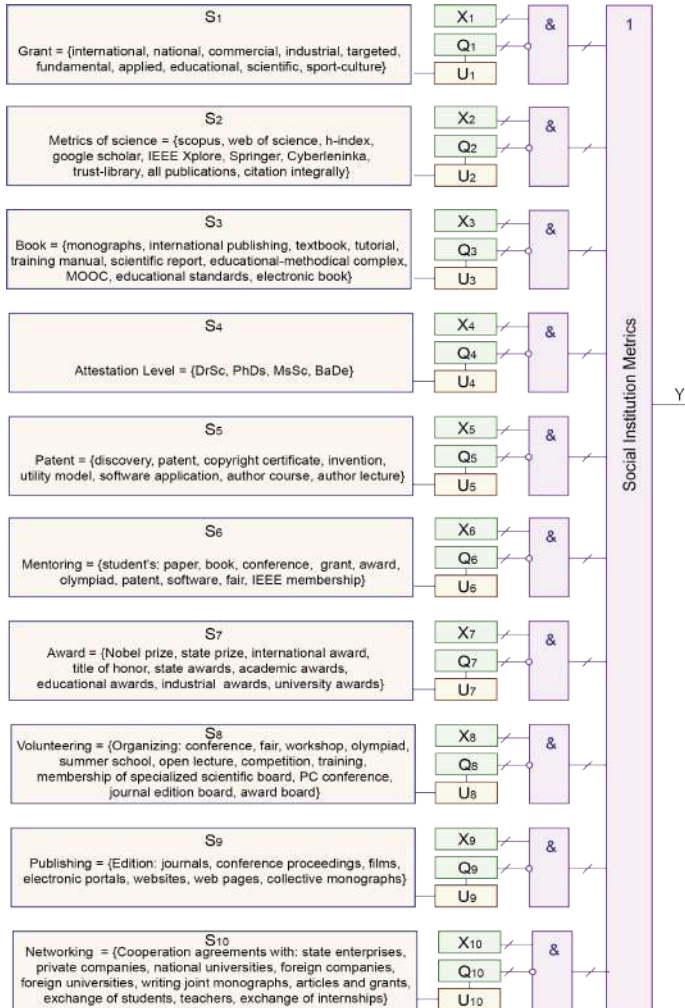


Рис. 27. Метрика-схема соціального процесу

процесу, які потрібно розпізнати. Обидва вектори паралельно порівнюються між собою за процедурою $Y = \sqrt{[(X \wedge Q) \oplus X]}$, яка включає три паралельні операції, що призводить до двійкового результату: $Y=0$, якщо X належить вектору Q , інакше $Y=1$.

Кубітно-логічна модель (КЛМ) працює на одному вході логічного елемента and, на який подаються значення (адреси) з даних соціального процесу, що відповідає заданій змінній. За адресою, що отримана внаслідок кодування текстового фрагмента, визначається координата кубітного вектора (еталону) багатозначної змінної соціальної функціональності, значення якої формує стан виходу Y для розпізнавання значення вхідних даних відносно заданого кубітного вектора, що формує логічний еталон, тобто однією ітерацією моделювання на кубітному елементі КЛМ-моделі соціальної функціональності визначається приналежність вхідного значення кубітному вектору логічного еталона.

Кубітно-матрична інтерпретативна модель social-паттернів та її унітарно-кодований екземпляр для моделювання та актюаторного управління social-процесом компанії наведені на рис. 28. Фактично, Q-матриця є формальним записом протоколу, анкети або ідеального блокчейн-контракту, який додатково виробляє актюаторні сигнали (заповнити активні поля, поставити підпис, сканувати паспорт, зробити фото, оцінити якість послуг), що спонукають людину виконувати певні дії для досягнення мети – ліквідації відмінностей між зразком та реальністю.

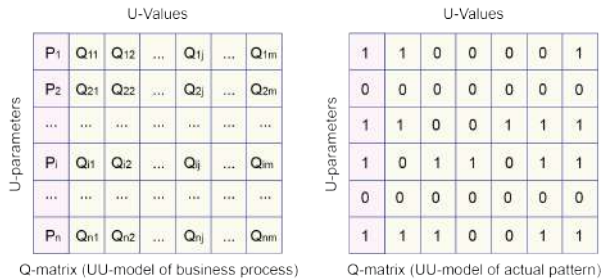


Рис. 28. Кубітна матриця соціального процесу

Таким чином, прямі та безпосередні інтеракції між роботом-автоматом та користувачем створюють social-комп'ютинг, що використовує Q-матрицю та логічні схеми і спрямований на отримання продуктів або сервісів за мінімальний час без участі посередників у формі чиновників, паперових наказів, положень та законів.

У шостому розділі запропоновано метрику подібності-відмінності обробки великих даних у кіберсоціальному просторі, паралельні методи та алгоритми пошуку і розпізнавання замовленого контенту в кіберпросторі.

Запропоновано архітектурні рішення федеративного машинного навчання.

Machine learning – алгоритми пошуку закономірностей у вхідних даних без програмування на основі розумних механізмів їх структуризації з метою розпізнавання шаблонів (patterns) та прийняття рішень.

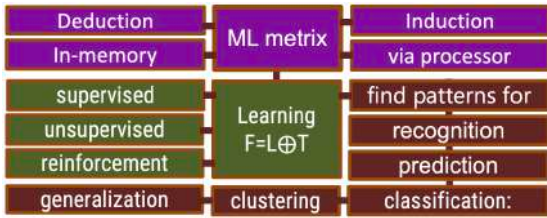


Рис. 29. Схема-метрика машинного навчання

Метрика машинного навчання представлена такими компонентами (рис. 29): дедуктивним та індуктивним навчанням із залученням команд процесора або на основі обмеженої системи команд, що реалізуються

в пам'яті. Навчання зводиться до мінімізації помилок під час вирішення конволюційного рівняння $F=L\oplus T$ з допомогою вчителя чи ні.

Розпізнавання компонентів фрейму для логічної інтеграції в семантичну структуру соціальних шаблонів або потоків є однією з головних проблем для подальшого аналізу за допомогою програми РАТТ, яка використовує матрично-розрядну (бітову) структуру даних.

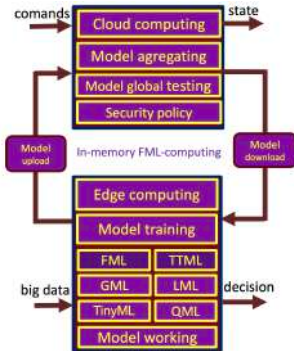


Рис. 30. Архітектура FML-комп'ютингу

Таблиця істинності є ідеальною ML-моделью розумної структуризації великих даних, як адрес, на вирішення завдань розпізнавання (класифікації, кластеризації, узагальнення, прогнозування) без програмування. Таблицю істинності часто подають у компактному вигляді логічним вектором.

Навчити таблицю істинності означає, що виявленим у структурованих вхідних даних закономірностям ставлять у відповідність одиничні значення виходів. Електронна розумна держава сьогодні створюється не на розумних контрактах, що програмуються, а на розумних таблицях істинності in-memory cloud-edge FML-computing (рис. 30), що не вимагають програмування для прийняття рішення. In-memory cloud-edge

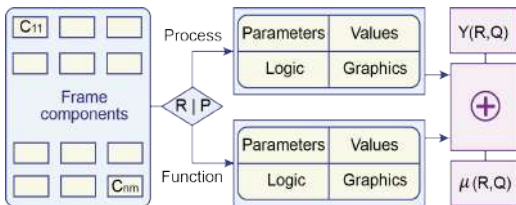


Рис. 31. Процес розпізнавання компонентів фрейму

FML-computing вирішує питання прискорення тренінгу та підвищення якості моделей за рахунок залучення багатьох експертів з різних країн зі своїми великими даними. Структура процесу представлена на рис. 31.

Тут зображено, як компоненти фрейму перетворюються на звичайну матричну структуру даних потоку або шаблону. Розглянемо задачу розробки

та кодування модуля визначення подібності між двома інформаційними фреймами з метою мінімізації обсягу даних (паспорт чи ідентифікатор), декодування з фреймів, для подальшого аналізу потоку recording R відносно еталонного образу E, що дозволяє отримати функції $m(R_i, E)$ і структурний вектор відмінності $Y(R_i, E)$ двох фреймів.

Розв'язок виконується програмуванням алгоритму розпізнавання поточного фрейму R щодо еталона E, що визначається квадратичною обчислювальною складністю. Алгоритм включає три процедури на основі архітектури, що подана на рис. 32.

1. Фаза попередньої обробки (препроцесінг). З метою унітарного кодування значень проводиться аналіз усіх фігур кадру, що містить текст. Далі виконується аналіз наступного кадру, щоб знайти відсутні форми та значення в попередньо обробленому кадрі. Результатом є U-вектор зі змінними або фігурними текстовими значеннями для унітарного кодування всіх кадрів.

2. Процес унітарного кодування для отримання двійкового зображення кадру в універсальному U-векторному форматі унікальних текстових значень. Результатом є двійкова матриця унітарного кодування всіх кадрів і еталонних зображень, яка аналізується для визначення ступеня подібності або віднесення кожного кадру до вибраного еталону.

3. Остаточний аналіз XOR матриці двійкового кадру щодо вибраного бінарного еталонного фрейму призначає кожному рядку матриці кадрів функцію, що належить до еталону, визначену в інтервалі (0,1). Крім того, функціональний модуль, реалізований у програмному забезпеченні, дозволяє нам структурну оцінку функції належності та коригувати вихідні вектори або кадри за потреби.

Інтегральна метрика для вимірювання двох геометричних фігур на сусідніх скріншотах працює з використанням трьох нормованих параметрів, які разом зі значеннями текстового параметра визначають тотожність прямокутників ($Q=1$) або скалярну оцінку подібності в інтервалі (0,1):

1. Координата. На основі існуючих координат (X_i, Y_i) двох опорних точок двох геометричних фігур визначається близькість або схожість між ними у вигляді скалярної (0,1)-норми:

$$\mu(D) = 1 - \frac{1}{4} \left[\frac{X_2^t - X_1^t}{L^t} + \frac{Y_2^t - Y_1^t}{L^t} + \frac{X_2^b - X_1^b}{L^b} + \frac{Y_2^b - Y_1^b}{L^b} \right].$$

2. Орієнтація. Положення прямокутників в декартовій системі координат має два варіанти. Прямокутник лежить чи стоїть, що значно впливає на подібність фігур. Він враховує орієнтацію фігури у двовимірному просторі у вигляді скалярної (0,1) норми близькості, де X_i, Y_i – довжини сторін двох

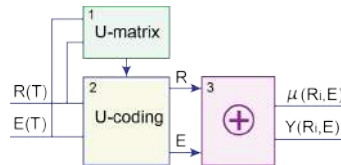


Рис. 32. Архітектура процесінгу для визначення подібності фреймів

прямокутників. Наведено три форми показників для оцінки подібності двох прямокутників. Вони засновані на співвідношенні сторін прямокутника і дозволяють визначити, наскільки фігури відповідають одна одній:

$$\mu(S) = \min\left(\frac{X_1}{Y_1}, \frac{X_2}{Y_2}\right) / \max\left(\frac{X_1}{Y_1}, \frac{X_2}{Y_2}\right), \quad \mu(S) = \frac{\min\left(\frac{X_1}{Y_1}, \frac{X_2}{Y_2}\right)}{\max\left(\frac{X_1}{Y_1}, \frac{X_2}{Y_2}\right)}, \quad \mu(S) = \frac{\min[(X_1/Y_1), (X_2/Y_2)]}{\max[(X_1/Y_1), (X_2/Y_2)]}$$

3. Суперпозиція. Знаходиться шляхом накладення поверхонь, коли верхні ліві координати двох фігур поєднуються, а перетин поверхонь і близькість двох фігур є скалярною (0, 1) нормою, де X_1 і Y_1 є довжинами сторони діаграми:

$$k = \begin{cases} 0 \leftrightarrow (X_1, Y_1) \geq (X_2, Y_2) \vee (X_1, Y_1) \leq (X_2, Y_2); \\ 1 \leftrightarrow (X_1 > X_2) \wedge (Y_1 < Y_2) \vee (X_1 < X_2) \wedge (Y_1 > Y_2); \end{cases}$$

$$\mu(R) = \frac{\min(X_1, X_2) \min(Y_1, Y_2)}{\max(X_1, X_2) \max(Y_1, Y_2) - k [|X_1 - X_2| |Y_1 - Y_2|]}$$

Якщо точка з максимальними координатами на $X=X_1$ і $Y=Y_2$ не належить прямокутнику, такі фігури взаємодіють за правилом непорожнього перетину. Останні формули обробляють всі варіанти запропонованого відношення співпадіння фігур скріншотів, включаючи непорожні перетини між двома прямокутниками та масштабовану подібність із відношеннями включення. Масштабована подібність геометричних прямокутників визначається суперпозицією двох фігур, якщо одна фігура повністю міститься в іншій та дотримується співвідношення сторін, і вони разом утворюють прямокутник. Середнє значення для трьох норм близькості задає оцінку ідентичності (подібності або схожості) $Q=1$, двох фігур і дозволяє експерт-аналітикам обговорювати розпізнавання та класифікацію кадрів:

$$Q = \frac{1}{3} [\mu(D) + \mu(S) + \mu(R)],$$

$$Q = \frac{1}{5} [\mu(D) + \mu(S) + \mu(R) + \mu(T) + \mu(C)].$$

Визначення подібності двох фреймів зводиться до знаходження бієктивної відповідності один одному на повному дводольному графі відношень двох сукупностей компонентів, розташованих на двох фреймах. На рис. 33

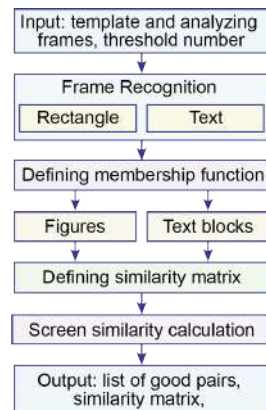


Рис. 33. Структура моделей програмного додатка для визначення подібності між фреймами

проілюстровано структуру програмного додатку, який аналізує великі дані з метою синтезу матриці подібності та подальшого визначення скалярної оцінки як функції приналежності або подібності двох кадрів, розрізаних на головний (master) і підлеглий (slave).

У сьомому розділі наведено сімейство нових схемних логічних структур, що характеризуються паралельністю виконання операцій на основі використання логічних векторів.

Логіка кіберсоціального управління (рис. 34) легко може бути отримана з основних примітивів комп'ютерної інженерії для опису суті основних методів управління громадянами.

Метрика першої логічної хог-функції – будь-який проект-пропозиція не вимагає жодних умов для його реалізації, друга and-функція вимагає максимальної кількості активних умов, третя or-функція має як умови байдкування по всіх істотних вхідних соціальних змінних.

Логіка автоматів кіберсоціального управління використовує характеристичне рівняння тестування

$F \oplus T \oplus L = 0$, яке породжує основні функціональності, що приймають участь в управлінні (рис. 35). Тут, F – еталонна моральна сутність соціальної поведінки, T – вхідні соціальні впливи, L – метрична чи якісна помилка між F і T. Безпомилкове правильне соціальне рішення характеризується відсутністю помилки: $L = F \oplus T = 0$, де $T = F$.

Дедуктивне моделювання, запропоноване понад 50 років тому Армстронгом, досі є найвитонченішим і ефективним засобом для аналізу якості тестів та синтезу таблиць пошуку дефектів. Пропонується його реалізація на основі векторної форми опису логіки, яка дає

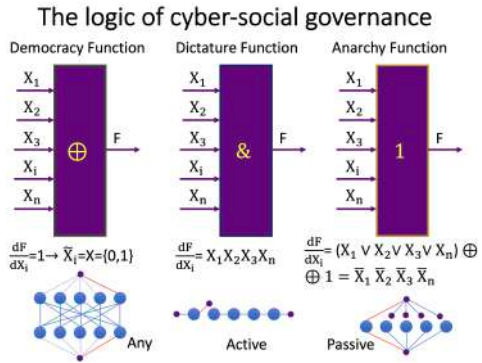


Рис. 34. Логіка кіберсоціального управління

The logic automata of cyber-social governance

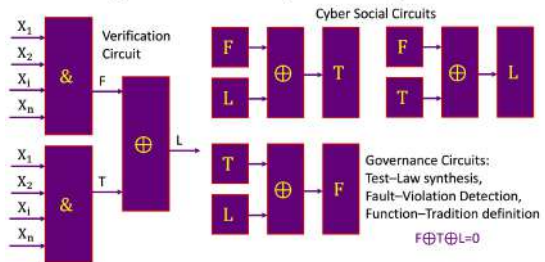


Рис. 35. Логіка автоматів кіберсоціального управління

можливість спростити алгоритми дедуктивного моделювання з метою обробки цифрових схем великої розмірності.

Трикутник відношень на основі операції хог застосовується для векторної модифікації дедуктивного методу моделювання несправностей (рис. 36). Координати таблиці – двійкові вектори обробляються за такими правилами:

$$x_1 = \bar{x}_1 \oplus x_1, x_1 = \{0,1\} \rightarrow x_1 = 1, \bar{x}_1 = 0011, \bar{x}_1 = \bar{x}_1 \oplus x_1 = 1100,$$

$$x_1 = 0, \bar{x}_1 = \bar{x}_1 \oplus x_1 = 0011,$$

$$\bar{x}_2 = \bar{x}_2 \oplus x_2 = 0, \bar{x}_2 = \bar{x}_2 \oplus 0 = 0011 \oplus 0 = 0011. \bar{x}_i = \bar{x}_i \oplus x_i, x_i = \{0,1\}.$$

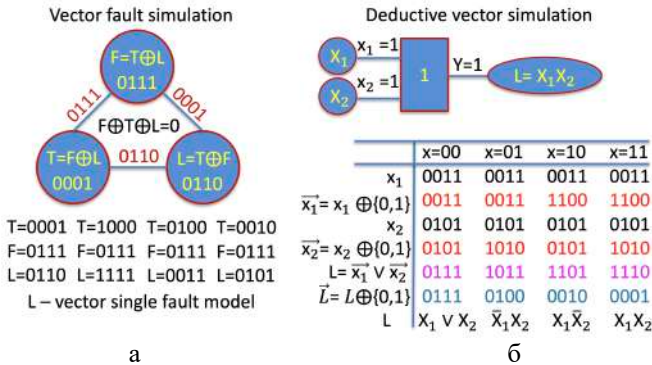


Рис. 36. Схема дедуктивно-векторного or-logic моделювання: а – трикутник хог-відношень; б – векторне дедуктивне моделювання

Модель поодиноких несправностей, пов'язаних із координатами вектора-стовпця, що представляє компоненти вектора логічного елемента: $x_1 = 0011, x_2 = 0101, Y = 0111$ (рис. 37).

x_1	x_2	Y
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	1

Рис. 37. Модель поодиноких несправностей

У той же час формується векторний список дефектів, що підлягають перевірці, шляхом виконання операції XOR між ознаками та тестовим набором, також заданим у векторній формі. У правій частині подано етапи виконання класичного дедуктивного алгоритму транспортування дефектів на вихід логічного елемента, але особливості та дефекти описані у векторній формі. Функції змінних x_1, x_2 визначені у векторному форматі $x_1 = 0011, x_2 = 0101$. Далі застосовується інверсія координат вектора, коли стан вхідної змінної x_1 і дорівнює 1. Якщо початковий стан логічного елемента дорівнює 1, отримані вектори об'єднуються логічно за кон'юнкцією і до результуючого вектора застосовується процедура інверсії. Вектор L списку дефектів, транспортований на вихід, може бути перетворений у форму об'єднання, перетину вхідного

списку несправностей, що відображається в останньому рядку. Моделювання несправностей для логічного елемента and представлено на рис. 38.

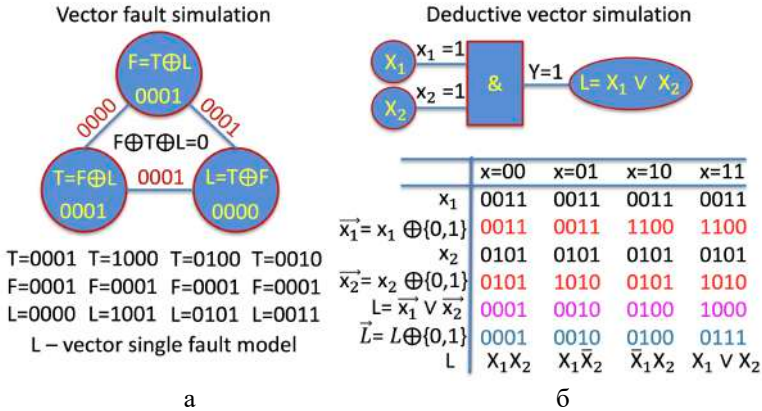


Рис. 38. Дедуктивно-векторне and-логіс моделювання: а – трикутник хог-відношень; б – векторне дедуктивне моделювання

Для порівняння обчислювальної складності отримання дедуктивних формул нижче наводиться аналітична класична процедура аналізу або елемента, що оперує булевими рівняннями, для яких необхідно мати складні вирішувачі:

$$\begin{aligned}
 &L[T = (00,01,10,11), F = (X_1 \vee X_2)] = \\
 &= L\{\bar{x}_1 \bar{x}_2 \vee \bar{x}_1 x_2 \vee x_1 \bar{x}_2 \vee x_1 x_2\} \wedge [(X_1 \oplus T_{11} \vee X_2 \oplus T_{12}) \oplus T_{13}] = \\
 &= (\bar{x}_1 \bar{x}_2) \{[(X_1 \oplus 0) \vee (X_2 \oplus 0)] \oplus 0\} \vee (\bar{x}_1 x_2) \{[(X_1 \oplus 0) \vee (X_2 \oplus 1)] \oplus 1\} \vee \\
 &\vee (x_1 \bar{x}_2) \{[(X_1 \oplus 1) \vee (X_2 \oplus 0)] \oplus 1\} \vee (x_1 x_2) \{[(X_1 \oplus 1) \vee (X_2 \oplus 1)] \oplus 1\} = \\
 &= (\bar{x}_1 \bar{x}_2)(X_1 \vee X_2) \vee (\bar{x}_1 x_2)(\bar{X}_1 \wedge X_2) \vee (x_1 \bar{x}_2)(X_1 \wedge \bar{X}_2) \vee (x_1 x_2)(X_1 \wedge X_2).
 \end{aligned}$$

Звичайно, робота з векторними моделями є досить технічним процесом, і обсяг обчислень для отримання дедуктивної формули для транспортування дефектів функції від n змінних дорівнює $Q = n(N+F)$. Враховуючи процедури інверсії векторів N та їх подальшого складання F у вектор-функцію об'єднання або перетину дорівнюють числу змінних $N+F=n$, приходимо до оцінки обчислювальної складності у векторних операціях як $Q = n(N+F) = n^2$.

Метод заснований на логіці довільної розмірності, що задана кубітним вектором функціональності, і є практичним з точки зору технологічності та простоти реалізації.

Пропонується підхід для синтезу матриць дедуктивного аналізу цифрових схем. Найпростішою та найефективнішою технологією синтезу дедуктивних функцій для моделювання несправностей є метод, що використовує кубітні

або векторні покриття булевих функцій. Тут під кубітним Q-покриттям розуміється вектор станів вихідної змінної таблиці істинності, де кожній координаті вектора ставиться у відповідність двійкова адреса, що ототожнюється з вхідним набором функціонального елемента. Якщо взяти до уваги той факт, що кожний вхідний набір має власну дедуктивну функцію, то для всіх вхідних послідовностей слід побудувати матрицю розмірності $2^n \times 2^n$.

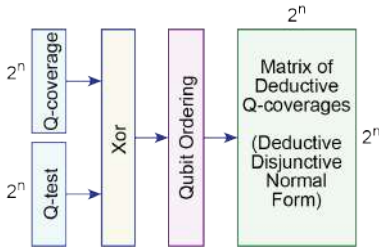


Рис. 39. Схема синтезу векторів дедуктивної матриці

Процесор дедуктивного матричного синтезу для паралельного аналізу одиночних константних несправностей на основі покриття Q функціональності містить лише дві операції (рис. 39).

Архітектура єдності обчислювача та big data в одному місці відкрила перспективний напрямок in-memory computing (IMC). Актуальність цього напрямку видно з останнього дослідження компанії Gartner, яка

опублікувала як тригерний тренд Computational Storage (CS), який переносить обробку даних із центрального процесора до пам'яті. Великі дані мають оброблятися за місцем їх зберігання. Створення in-memory глибоких нейронних мереж (DNN) та Liquid Neural Network (LNN) особливо в галузі обробки природної мови (NLP), скорочує енергетичну потужність використання програми на 78%, і підвищує продуктивність алгоритму великих даних на 23%. Що пропонується для розвитку цього перспективного для IT-ринку напрямку – big data computing. Перенос архітектури фон Неймана до пам'яті та заміна міцного процесора read-write транзакціями на логічних векторах для зниження енергетичних і часових витрат при обробці великих даних (рис. 40).

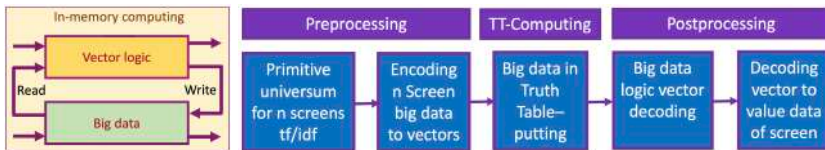


Рис. 40. Схема in-меморі вектор-комп'ютингу великих даних, як адрес

Розроблено розумні структури даних та прості алгоритми на основі read-write транзакцій для in-memory big data as address computing. Пропонуються таблиці істинності комбінаторного стиску великих даних. In-memory big data комп'ютинг на розумних структурах даних (smart data structure), як адрес, орієнтований на імплементацію в будь-яку пам'ять (SoC, FPGA, RISC-V). Використання векторної логіки для організації in-memory комп'ютингу на

основі read-write транзакцій не поступається швидкодії обробки великих даних на мікроелектронних схемах процесора і при цьому має вдвічі менше енергоспоживання ніж машина фон Неймана.

Моделі вхідних даних можуть бути представлені (рис. 41): 1) множинами – компактні дані, що вимагають складний та послідовний за входами алгоритм їх обробки; 2) векторами – унітарне кодування даних, що використовує паралельний регістровий алгоритм їх обробки, але послідовний за входом; 3) адресами – компактне кодування унітарних даних та послідовний алгоритм їх обробки read-write транзакціями на пам'яті без логіки та процесора з паралельністю по стовпцях адрес. Вектор $Q = 01101001$ являє собою деяку функцію від трьох змінних, які формують адреси даних, що підлягають аналізу.

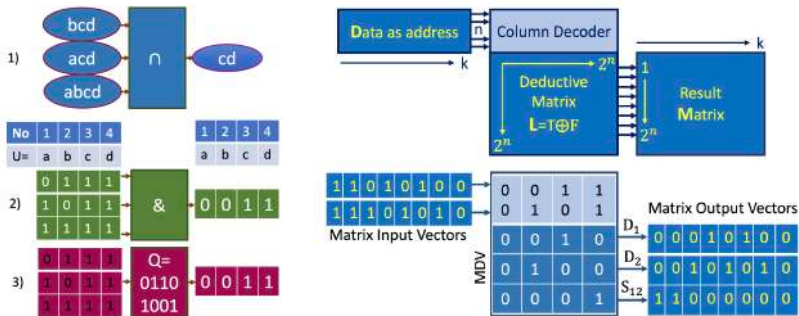


Рис. 41. Схема in-меморі вектор-комп'ютерингу вхідних даних

Доказ спроможності запропонованої технології обробки великих даних представлений семантично пов'язаними формулюваннями, які відображають суть розумних структур даних (моделей) та простих алгоритмів. Універсум примітивів – впорядкована сукупність нумерованих елементів процесу або явища, що не повторюються. Великі дані розбиваються на фрагменти або патерни, які на універсумі примітивів кодуються двійковими векторами. Будь-які дані можна подати, як адреси-стовпці, при унітарному кодуванні патернів-рядків у матриці універсуму примітивів.

Smart data structure – структури явних даних (вектори, таблиці, матриці), пов'язані між собою єдиною (unified) метрикою простору логічного вектора. Smart data structure не потребує умовного процесу. Таблиця істинності як розумна структура даних допомагає виключити з програмного коду умовні if-оператори. Оскільки таблиця істинності – це і є повний набір умовних if-операторів (у заданій метриці змінних), переведених до таблиці впорядкованих адрес координат логічного вектора (рис. 42).

Поєднання властивостей подібність-відмінності в одній таблиці істинності робить її тією формою моделі, в якій уміщаються будь-які великі дані з

суперечливими та взаємодоповнюючими властивостями $S \oplus D = 1$. Таблиця істинності зберігається у вигляді подібність-розбіжності. Тому таблиця істинності є ідеальною моделлю для пошуку цілісності руху від приватного до загального, від відмінності до подібності. Таблиця істинності є основою будь-якого комп'ютингу. Зведення великих даних до образу таблиці істинності означає паралельну обробку інформації.

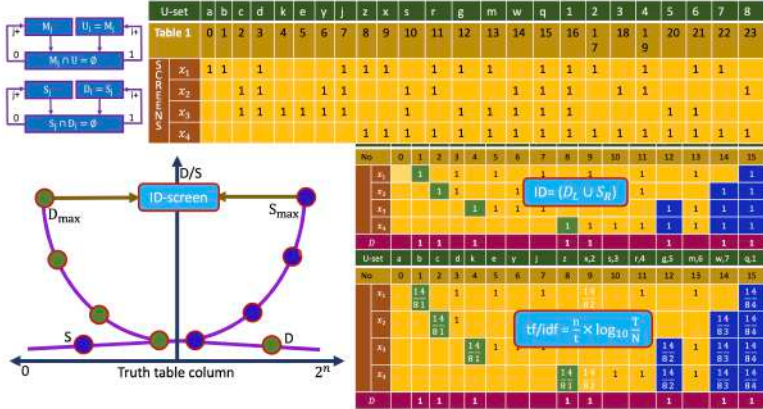


Рис. 42. Схема in-меморі комп'ютингу великих даних у таблиці істинності

Аналіз подібності та відмінності великих даних як адрес таблиці істинності наведено на рис. 43. Зведення даних до таблиці істинності означає побудову логічної функції будь-якого скільки завгодно складного процесу чи явища.

U-set	a	b	c	d	k	e	y	j	z	x,2	s,3	r,4	g,5	m,6	w,7	q,1
No	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
x ₁		1				1		1		1		1		1		1
x ₂			1	1			1	1			1	1			1	1
x ₃					1	1	1	1					1	1	1	1
x ₄									1	1	1	1	1	1	1	1
1		1	1		1				1	1			3		3	3
2					1			1						1		3
3	1						1						4	2		2
4		2			1				1		2				4	4
5			1	2			1								1	4
6	1		1				2		1		1		4	1		4
7					1								5			4
8	1	1							1							5

Рис. 43. Схема аналізу великих даних на логічних векторах

Упорядкована сукупність логічних функцій дає можливість вирішувати складніші завдання класифікації та кластеризації бізнес-процесів. Аналіз великих даних, як адрес таблиці істинності, має лінійну обчислювальну

складність. Існуючі в світі аналоги мають експоненціальну обчислювальну складність комбінаторних задач. Платою за швидкодію та простоту запропонованого алгоритму є експоненціальний розмір таблиці істинності.

Сутність алгоритму полягає в упаковці унітарно кодованих великих даних у компактну таблицю істинності, яка своїми столбцями-адресами формує класи еквівалентностей за ієрархічною метрикою відмінності-подібності.

Логічний вектор є точною детермінованою моделлю процесу чи явища. Для його побудови необхідно використовувати універсум примітивів, на яких будуються двійкові вектори фрагментів чи патернів процесу або явища. Потім комбінації двійкових патернів стискаються в таблицю істинності, у результаті виходить логічний вектор процесу чи явища. До отриманого логічного вектора застосовуються технології векторної дедукції з метою вирішення актуальних задач комбінаторного аналізу великих даних (рис. 44): 1) знаходження помилок та корисних активностей бізнес-процесу; 2) фільтрування OCR-сміття та визначення корисних ключових даних; 3) синтез ідеальної моделі та автомата бізнес-процесу.

Логічний вектор – впорядкована послідовність бітів для завдання функціональності, де кожен біт має власну двійкову адресу на матриці n змінних. Логічний вектор разом із впорядкованою сукупністю явних

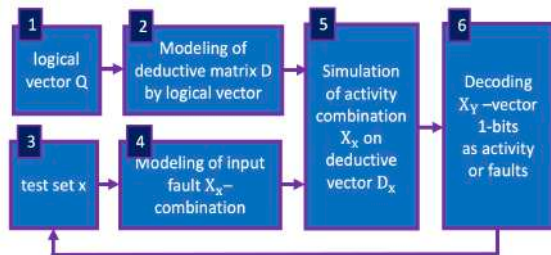


Рис. 44. Схема дедуктивного аналізу великих даних на логічних векторах

двійкових бітових адрес утворюють таблицю істинності (ТІ). ТІ – ідеальна комбінаторна модель семантичних властивостей великих даних, що визначаються явним завданням двійкових адрес. Перша властивість таблиці істинності – визначення ідентифікаторів патернів крайніми (ліворуч і праворуч) комірками координат стовпців побудованої таблиці істинності. Друга властивість – формування класів еквівалентностей ключових слів у кожному стовпці таблиці істинності.

Сутність методу векторно-табличної обробки великих даних: кодування патернів великих даних двійковими векторами на побудованому універсумі примітивів для формування матриці патернів з подальшим записом одиничних значень координати логічного вектора (рис. 45) по стовпцях (адресах) матриці за допомогою in-memory read-write транзакцій. Для практичної реалізації описаної технології вирішуються завдання побудови та верифікації бізнес-моделі підприємства на основі моніторингу та аналізу вмісту скріншотів

співробітників (тексти, дані, фігури, час, індикатори активності), що формують потік великих даних.

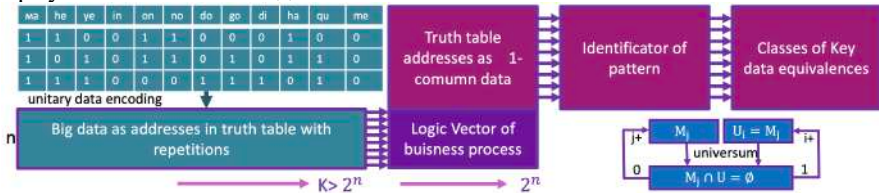


Рис. 45. Схема процедури in-memoгу комп'ютингу великих даних

Синтез таблиці істинності виходить шляхом формування (modeling) одиничних координат логічного вектора за адресами-стовпцями матриці патернів. Складність процедури лінійна. Результат моделювання – компоненти адрес 1-комірок логічного вектора, як ідентифікатори для кожного патерна та класи еквівалентних ключових слів у кожному 1-стовпці таблиці істинності.

Таким чином, синтезований логічний вектор використовується при вирішенні наступних завдань: 1) семантичний аналіз явно заданих адрес таблиці істинності для ідентифікації патернів та отримання класів еквівалентності на універсумі примітивів; 2) формування легітимного простору, який визначається одиничними координатами логічного вектора, отриманого на основі моделювання стовпців матриці патернів.

Побудувати ідентифікатор патерну означає знайти мінімальну кількість ключових слів, які не збігатимуться з іншими ідентифікаторами патернів. Унітарне кодування множини можливих ключових слів переводить складання патерн-ідентифікаторів у векторний простір таблиці істинності, яка представляє саму технологічну модель процесу або явища для вирішення будь-яких завдань обробки даних, включаючи класифікацію та ідентифікацію патернів. У цьому випадку завдання складання ідентифікаторів буде формулюватися як одержання мінімальної кількості одиниць (ключових слів), що створюють ідентифікатор зі слів подібності та відмінності патернів.

Запропоновано векторні моделі та методи обробки великих даних. Робота велася за трьома напрямками: 1) розробка та верифікація нової технології комп'ютингу великих даних на основі in-memory read-write transaction on logic vector; 2) розробка та верифікація розумних структур даних та простих алгоритмів для ідентифікації скріншотів у бізнес-потоці даних; 3) написання та верифікація коду для алгоритмів обробки розумних структур даних, що реалізують синтез та верифікацію бізнес-процесу підприємства на основі моніторингу скріншотів. Всі алгоритми обробки великих даних (бізнес-потіку скріншотів) мають лінійну обчислювальну складність завдяки розумним структурам даних, які в явному вигляді містять комбінаторний розв'язок. Сутність запропонованого комп'ютингу – обробка великих даних, як адрес, за місцем їх зберігання за допомогою read-write транзакцій над бітами векторної логіки, що становить Computational Memory (рис. 46).

Спроможність in-memory векторно-логічного комп'ютингу полягає в

аксіомах: 1) усі дані знаходяться у пам'яті; 2) будь-яка логіка реалізується у пам'яті; 3) будь-які дані можуть бути оброблені у пам'яті як адреси; 4) будь-який алгоритм може бути реалізований з

використанням read-write транзакцій у пам'яті; 5) швидкодія read-write транзакцій сьогодні не поступається мікроелектронним логічним елементам процесора; 6) найбільш технологічними та розумними структурами великих даних для read-write транзакцій на пам'яті є вектор, таблиця чи матриця; 7) таблиця істинності чи логічний вектор містить явні рішення будь-якої комбінаторної задачі, включаючи аналіз великих даних (рис. 47).

Властивості програмного коду реалізує in-memory computing на логічних векторах за допомогою read-write транзакцій: 1) точність ідентифікації патернів-екранів – 95%; 2) точність ідентифікації класів еквівалентностей ключових даних – 97%; 3) точність пошуку помилок оператора – 93%. Вхідний потік великих даних містить 4500 скріншотів.

Внаслідок цього проекту IT-компанія змогла розробити та верифікувати оригінальну модель обчислювального процесу ефективної лінійної за складністю обробки великих даних, як адрес, що дозволило автоматично ідентифікувати екрани, на основі пошуку подібностей-відмінностей ключових даних на скріншотах програм, скоротивши на 30% частку ручної праці інженерів IT-компанії.

Запропоновано метод синтезу матриці дедуктивних векторів для моделювання несправностей. Приклад векторно-дедуктивного моделювання схеми С17 з розгалуженнями, що сходяться, та клас поодиноких константних несправностей, прив'язаних до вхідних, внутрішніх або вихідних ліній (одного потенціалу) схеми показано на рис. 48. Тестовий набір 11001 0110110 перевіряє $9/24=37,5\%$ несправностей, що визначаються інверсією до вектора

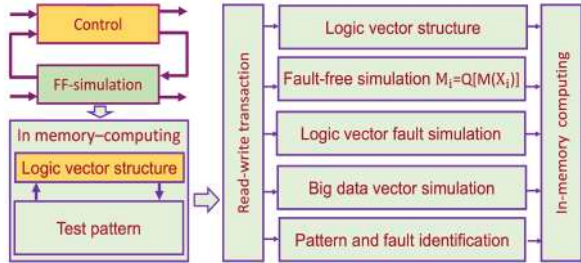


Рис. 46. Структура in-memory комп'ютингу аналізу великих даних

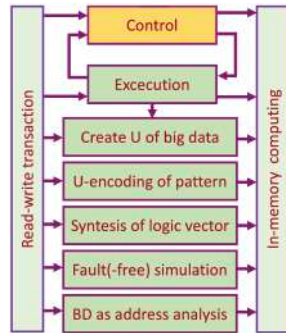


Рис. 47. Карта розв'язуваних задач in-memory комп'ютингу

states – справного стану ліній схеми, який потрібен лише для дешифрації поодиноких константних несправностей, що перевіряються на лініях схеми.

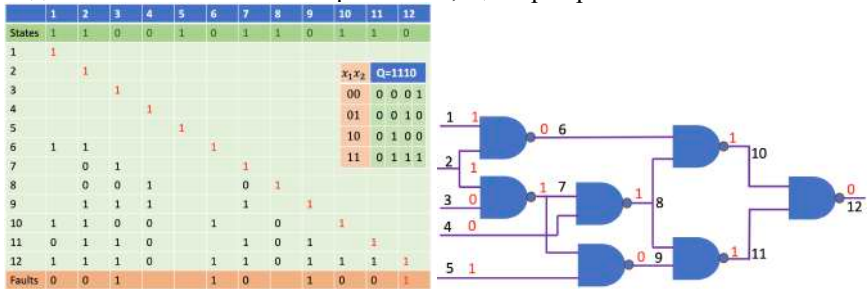


Рис. 48. Векторно-дедуктивне моделювання схеми на вхідному наборі 11001

Метод використовує векторні структури даних, що робить його цікавим з погляду реалізації в пам'яті комп'ютера або вбудованого спеціалізованого апаратного обчислювача. Дедуктивний симулятор вільний від традиційної логіки і використовує координати векторів вхідних несправностей як біт-адрес дедуктивних векторів, які формують вихідний список несправностей, що перевіряються. Симулятор легко імплементується в будь-яку пам'ять, у тому числі і на квантовому рівні, де потрібно виконання лише однієї read-write транзакції. Парадигма інтерпретації даних як адрес може мати перспективу при обробці великих даних за допомогою read-write транзакцій на пам'яті, вільної від традиційної логіки та потужних дорогих процесорів. Ідея може створити новий тип детермінованого квантового комп'ютингу без кубітів та квантової логіки, на основі фотонних транзакцій на стабільній квантовій атомарній пам'яті.

ВИСНОВКИ

У дисертаційній роботі вирішено проблему машини фон Неймана – обміну даними між процесором та пам'яттю, за рахунок створення нового наукового напрямку in-memo комп'ютингу на основі read-write транзакцій на векторній логіці для обробки великих даних, що забезпечує суттєву економію енергії (+70%) та часу (+30%). Розглядається протиріччя використання потужної системи команд універсального процесора для комп'ютингу бітових структур великих даних, що знаходяться у пам'яті. Запропоновано новий науковий напрям: In-memo комп'ютинг великих даних, як адрес, на логічних векторах.

Для досягнення поставленої мети – забезпечення метричної якості моніторингу та управління процесами та явищами у кіберсоціальному просторі шляхом розробки та імплементатії моделей, методів та архітектур in-memo комп'ютингу елементарних транзакцій на векторно-матричних розумних структурах даних – в роботі було отримано такі результати, які характеризуються науковою новизною:

1. Вперше розроблено сімейство нових векторних моделей, що характеризуються компактністю опису функцій, структур та інтерактивних

архітектур та призначені для паралельного FML-комп'ютингу на основі вичерпного моніторингу та online цифрового управління соціальними процесами. Запропоновано удосконалену модель-архітектуру кіберсоціального FML-комп'ютингу, яка відрізняється від стандартної суміщенням процесу навчання, тестування, функціонування та розподілом ML-терміналів у просторі, що дає можливість на порядок зменшити час навчання і підвищити якість сервісів з розпізнавання-прийняття рішень при обслуговуванні громадян.

2. Вперше розроблено сімейство нових векторних паралельних методів аналізу структур унітарно кодованих даних, що характеризуються паралельністю виконання read-write транзакцій для пошуку ключових даних, розпізнавання патернів, метричного моніторингу та цифрового управління соціальними процесами. Засоби паралельного аналізу унітарно кодованих великих даних на основі метрики подібності-відмінності дають можливість у реальному часі формувати коректні актуаторні керувальні дії в замкнутій комп'ютинговій системі прийняття соціальних рішень.

3. Запропоновано сімейство вдосконалених розумних логічних структур даних та векторних методів технічної діагностики, які відрізняються від відомих цільовим застосуванням для побудови цифрових логічних архітектур прийняття метричних рішень та їх застосування у кіберсоціальному комп'ютингу, що є істотним внеском у проектування ремонтопридатних цифрових систем реєстрового та системного рівня опису.

4. Запропоновано вдосконалену топологічно розподілену Cloud-Edge архітектуру, яка відрізняється від стандарту IEEE Std 3652.1–2020 online суміщенням процедур навчання та тестування для активного моніторингу-верифікації та термінального навчання ML-моделей на великих даних соціальних процесів. Удосконалена архітектура cloud-edge кіберсоціального комп'ютингу для алгоритмів федеративного навчання містить чотири фази: локальне навчання (Training), завантаження параметрів (Upload) у хмарну модель, агрегування (Aggregating) параметрів на хмарі та повернення параметрів моделі до терміналів (D).

5. Удосконалено метрику подібності-відмінності обробки великих даних у кіберсоціальному просторі, яка відрізняється від аналогів використанням однієї конволюційної тотожності замість трьох відомих, а також представленням процесів та явищ у векторному вигляді патернів та унітарним кодуванням компонентів для паралельної обробки даних. Синтезовано нові характеристичні рівняння асиметричної подібності-відмінності процесів та явищ для точного пошуку інформації за ключовими словами у кіберфізичному просторі. Удосконалено поєднану архітектуру кіберсоціального комп'ютингу, яка відрізняється від аналогів автоматичною взаємодією в часі і просторі двох механізмів: проектування моделей і методів розпізнавання соціальних патернів, а також використання створених обчислювальних структур для пошуку даних в кіберпросторі на основі асиметричної метрики подібності-відмінності.

6. Вперше розроблено паралельні методи та алгоритми пошуку та розпізнавання замовленого контенту в кіберпросторі, які відрізняються від аналогів використанням векторних розумних структур унітарно-кодованих даних, що дає можливість істотно зменшувати їх розмірність і паралельно виконувати процедури і алгоритми їх аналізу при пошуку і розпізнаванні соціальних патернів.

7. Вперше запропоновано сімейство нових схемних логічних структур, що характеризуються паралельністю виконання операцій на основі використання логічних векторів, що реалізує кібер-фізичний комп'ютинг для моніторингу, моделювання та управління social-процесами компанії на основі рівняння тестування $F \oplus T \oplus L = 0$. Введено логічну метрику якості розпізнавання патернів, дефектів і колізій, яка в сукупності з рівнянням комп'ютингу дає можливість формувати всі структурні та нормовані оцінки в процесі навчання.

По суті в дисертації пропонуються три моделі і група методів in-memory моделювання кіберфізичних та кіберсоціальних процесів на унітарно-кодованих великих даних для вирішення технічних та соціальних проблем.

Практична значущість результатів дослідження визначається:

1) імплементацією, тестуванням та верифікацією моделей, методів та архітектур у програмні продукти моніторингу та управління соціальними процесами з функціями – пошуку ключових даних, розпізнавання та ідентифікація патернів, еквівалентування даних, моделювання соціальних та бізнес процесів;

2) властивостями програмного коду, що реалізує обчислення в пам'яті на логічних векторах з використанням транзакцій читання-запису: точність ідентифікації шаблон-екран – 95%, точність ідентифікації класів еквівалентності ключових даних – 97%, точність виявлення помилок оператора під час виконання функціональної картки – 91%;

3) впровадженням векторних моделей, методів та паралельно-орієнтованих архітектурних рішень у навчальний процес ХНУРЕ, а також у наукову діяльність в ННЦ ХФТІ, бізнес-процеси та науково-дослідну діяльність ТОВ «Телесенс ІТ», бізнес-процеси ТОВ «Проектування та діагностування систем»;

4) можливістю на 14% прискорити процес аналізу великих даних шляхом запровадження паралельних алгоритмів та архітектур обробки векторних моделей.

СПИСОК ОПУБЛІКОВАНИХ РОБІТ ЗА ТЕМОЮ ДИСЕРТАЦІЇ

Список публікацій здобувача, в яких опубліковані основні наукові результати дисертації:

1. Hahanov V., Litvinova E., Chumachenko S., Hahanova A. Cyber Physical Computing. Cyber Physical Computing for IOT-driven Services / V. Hahanov. Springer Cham, 2018. P. 1-20. DOI: <https://doi.org/10.1007/978-3-319-54825-8> (Scopus, ORCID).

2. Nahanova A. V. Developing Method of Vector Synthesis Deductive Logic for Computer Systems Fault Analysis. *Herald of Advanced Information Technology*. 2022. Vol. 5, No. 2. P. 102–112. DOI: <https://doi.org/10.15276/hait.05.2022.8> (Фахове видання).

3. Хаханова Г.В. Векторний метод пошуку послідовностей у великих даних. *Сучасні інформаційні системи*. 2022. Т. 6, № 3. С. 13–22. DOI: doi.org/10.20998/2522-9052.2022.3.02 (Фахове видання. **Категорія Б**).

4. Хаханова Г.В. Векторні моделі для аналізу логічних функцій управління соціумом. *Комп'ютерні системи проектування. Теорія і практика*. 2022. Vol. 4, No. 1. С. 71-80. DOI: <https://doi.org/10.23939/cds2022.01.071> (Фахове видання. **Категорія Б**).

5. Nahanova A. Vector-Deductive Faults-as-Address Simulation. *International Journal of Computing*. 2023. 22(3). P. 328-334. DOI: <https://doi.org/10.47839/ijc.22.3.3227> (**Scopus**).

6. Хаханова Г.В. Метричні відносини кіберсоціального комп'ютингу. *Радіоелектроніка та інформатика: наук.-техн. журн.* 2019. Вип. 3. С. 62-78. (Фахове видання).

7. Хаханова Г.В. Моделі процесингу для розрізнення кібер-соціальних явищ. *Радіоелектроніка та інформатика: наук.-техн. журн.* 2020. №1, С. 23-41. (Фахове видання).

8. Хаханова Г.В. Кіберсоціальний федеративний комп'ютинг. *Modern scientific researches*. 2021. Iss. 16. Part 1. С. 45-64. (Фахове видання).

9. Хаханова Г. Комп'ютинг соціальних процесів. *Наука і техніка сьогодні*. 2023. No. 4(18). С. 348-361. DOI: [https://doi.org/10.52058/2786-6025-2023-4\(18\)-348-361](https://doi.org/10.52058/2786-6025-2023-4(18)-348-361). (Фахове видання. **Категорія Б**).

10. Хаханова Г.В. Логічні схеми та архітектури кіберсоціального комп'ютингу. *Радіоелектроніка та інформатика*. 2020. №2(89). С. 26-47.

11. Хаханова Г.В. Кубітні структури і методи кіберсоціального комп'ютингу. *Радіоелектроніка та інформатика*. 2020. №3(90). С. 44-54.

12. Хаханова Г. В., Чумаченко С. В., Рахліс Д. Ю., Хаханов І. В., В. І. Хаханов. Квантові цифро-аналогові обчислення. *Радіоелектроніка, інформатика, управління*. 2022. № 4. С. 40-60. (Фахове видання. **Web of Science**, WOS:000913220000004. **Категорія А**).

13. Хаханова Г. В., Хаханов В. І., Чумаченко С. В., Литвинова Є. І., Рахліс Д. Ю. Векторні моделі логіки і структури для тестування та моделювання цифрових схем. *Радіоелектроніка, інформатика, управління*. 2021. № 3. С. 69–85. (Фахове видання. **Web of Science**, WOS:000707048700008. **Категорія А**).

14. Gharibi W., Nahanova A., Nahanov V., Chumachenko S., Litvinova E., Nahanov I. Vector-Deductive Memory-based Transactions for Fault-as-Address Simulation. *Elektronic modeling*. 2023. V. 45, № 1. P. 3-26. DOI: [10.15407/emodel.45.01.003](https://doi.org/10.15407/emodel.45.01.003). (Фахове видання. **Категорія Б**).

15. Gharibi W., Hahanova A., Hahanov V., Chumachenko S., Litvinova E., Hahanov I. Vector–Logic Synthesis of Deductive Matrices for Fault Simulation. *Elektronic modeling*. 2023. V. 45, № 2. P. 16-33. DOI: <https://doi.org/10.15407/emodel.45.02.016>. (Фахове видання. Категорія Б).

16. Хаханов В. І., Чумаченко С. В., Литвинова Є. І., Хаханова І. В., Хаханова Г. В., Шкіль О. С., Рахліс Д. Ю., Хаханов І. В., Шевченко О. Ю. Векторно-логічне моделювання несправностей. *Радіоелектроніка, інформатика, управління*. 2023. № 2. С. 37-51. DOI:10.15588/1607-3274-2023-2-5 (Фахове видання. Web of Science, категорія А).

17. Хаханова А.В., Мизь В.А. Анализ систем автоматизированного мониторинга автомобильного транспорта и управления дорожным движением. *АСУ та прилади автоматики*. 2012. Вип. 161. С. 25-31. (Фахове видання).

18. Хаханова А. В., Абдуллаев В., Хаханов В.И., Чумаченко С.В., Литвинова Е.И., Хаханов И.В. Дедуктивный анализ векторных моделей логических функций и социальных отношений. *Изв. НАН РА и НПУА. Сер. ТН*. 2022. Т. LXXV, N2. С. 252–265. DOI: 10.53297/0002306X-2022.v75.2-252. (Закордонне видання Академії наук Вірменії. Proceedings of the Republic of Armenia National Academy of Sciences and National Polytechnic University of Armenia Series of Technical Sciences).

19. Хаханова Г.В., Абдуллаев В., Шевченко О.Ю. Емоційно-логічний кіберсоціальний комп'ютинг. *Colloquium-journal*. 2022. №18 (141). С. 49-59. DOI: 10.24412/2520-6990-2022-18141-49-59. (Закордонне видання. Польща).

20. Хаханова Г., Абдуллаев В. Relations between relations of cyber-social computing. *Modern Engineering and Innovative Technologies*. 2022. №1(23-01), С. 44–60. DOI: <https://doi.org/10.30890/2567-5273.2022-23-01-022>. (Закордонне видання. Німеччина).

21. Хаханов В. И., Энглезі И. П., Литвинова Е. И., Чумаченко С. В., Гузь О. А., Хаханова А. В. Облачная инфраструктура мониторинга и управления дорожным движением. *Радіоелектронні і комп'ютерні системи*. 2013. № 5, С. 106–111. (Фахове видання).

22. Хаханов В.И., Закарян В., Хаханова А.В. Эволюция кибернетического пространства. *Радіоелектроніка та інформатика*. 2010. Вып. 2 (49). С. 63-69. (Фахове видання).

23. Ларченко Л.В., Хаханова А.В. Специализированный вычислитель для извлечения корня квадратного из суммы квадратов. *Радіоелектроніка та інформатика*. 2010. №1. С. 71-74. (Фахове видання).

24. Хаханов В. І., Чумаченко С. В., Хаханова А. В., Tiesoura Yves. Параллельные мультипроцессорные процесс-модели векторно-логического анализа. *Інформаційно-керуючі системи на залізничному транспорті*. 2010. №4(83), С. 51-57. (Фахове видання).

25. Хаханова А. В., Чумаченко С. В., Литвинова Е. И., Василенко В. А. Технология восстановления работоспособности системы на кристалле. *Радиоелектронні і комп'ютерні системи (РЕКС)*. 2010. №5(46), С. 262-268. (Фахове видання).

Результати, які засвідчують апробацію матеріалів дисертації:

26. Hahanov V., Hahanova A., Zakaryan V. Cyber space evolution. *2010 East-West Design & Test Symposium (EWDTS)*. 2010. P. 208-214. (**Scopus**)

27. Hahanov V., Mischenko A., Chumachenko S., Hahanova A., Priymak A. Spam diagnosis infrastructure for individual cyberspace. *2011 9th East-West Design & Test Symposium (EWDTS)*, Sevastopol, Ukraine. 2011. P. 161-168. (**Scopus**)

28. Ktiaman H., Hahanova A., Shcherbin D. High-speed technology for the solving logical problems. *2011 11th International Conference the Experience of Designing and Application of CAD Systems in Microelectronics (CADSM)*, Polyana, Ukraine. 23-25 February 2011. P. 79-84. (**Scopus**)

29. Litvinova E., Hahanova A., Gorobets A., Priymak A. Verification system for SoC HDL-code. *Proceedings of International Conference on Modern Problem of Radio Engineering, Telecommunications and Computer Science*, Lviv, Ukraine. 21-24 February 2012. P. 348-348. (**Scopus**)

30. Hahanov V., Chumachenko S., Hahanova A., Dementiev S., Qubit models for logic circuits. *2013 12th International Conference on the Experience of Designing and Application of CAD Systems in Microelectronics (CADSM)*, Lviv, Ukraine. 19-23 February 2013. P. 115-119. (**Scopus**)

31. Abbas M. A., Chumachenko S. V., Hahanova A. V., Gorobets A. A., Priymak A. Models for quality analysis of computer structures. *East-West Design & Test Symposium (EWDTS 2013)*. 2013. P. 1-6. (**Scopus**)

32. Hahanov V., Gharibi W., Abramova L.S., Chumachenko S., Litvinova E., Hahanova A., Rustinov V., Miz V., Zhalilo A., Ziarmand A. Cyber physical system – smart cloud traffic control. *Proceedings of IEEE East-West Design & Test Symposium (EWDTS 2014)*, Kiev, Ukraine. 26-29 September 2014. P. 49-66. (**Scopus**)

33. Hahanova Y., Yemelyanov I., Hahanova A., Obrizan V., Krulevska D., Skorobogatiy M. Metric for analyzing big data. *The Experience of Designing and Application of CAD Systems in Microelectronics*, Lviv, Ukraine. 2015. P. 81-83. (**Scopus**)

34. Hahanov V., Hussein M. A. A., Hahanova A., Man K. L. Cyber physical computing. *2016 IEEE East-West Design & Test Symposium (EWDTS)*, Yerevan, Armenia. 14-17 October 2016. P. 1-8 (611-618). (**Scopus**)

35. Karavay M., Hahanov V., Litvinova E., Khakhanova H., Hahanova I. Qubit Fault Detection in SoC Logic. *2019 IEEE East-West Design & Test Symposium (EWDTS)*, Batumi, Georgia. September 13-16, 2019. P. 1-7 (108-114). (**Scopus**)

36. Hahanov V., Karavay M., Sergienko V., Chumachenko S., Litvinova E., Khakhanova H., Salih T. H. Similarity–Difference Analysis and Matrix Fault Diagnosis

of SoC-components. *2020 IEEE East-West Design & Test Symposium (EWDTS)*, Varna, Bulgaria. 4-6 September 2020. P. 1-5 (47-51). **(Scopus)**

37. Hahanov V., Shevchenko O., Abdullayev V. H., Khakhanova H., Litvinova E., Chumachenko S., Hahanov I. Structure and Metrics of Emerging Computing. *2020 IEEE 15th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering (TCSET)*, Lviv-Slavske, Ukraine. 2020. P. 920-925.

38. Hahanov V., Chumachenko S., Litvinova E., Hahanova I., Hahanova A., Shevchenko O. Cyber Social FML – Computing I. Goal and Main Trends. *2021 IEEE East-West Design & Test Symposium (EWDTS)*, Batumi, Georgia. 10-13 September, 2021. P. 1-5 (180-184). **(Scopus)**

39. Hahanov V., Litvinova E., Mishchenko A., Chumachenko S., Khakhanova H., Rakhlis D. Cyber Social FML – Computing II. Relations & Metrics. *2021 IEEE East-West Design & Test Symposium (EWDTS)*, Batumi, Georgia. 10-13 September, 2021. P. 1-5 (207-211). **(Scopus)**

40. Hahanov V., Litvinova E., Hacimahmud A. V., Chumachenko S., Khakhanova H., Hahanov I. Cyber Social FML – Computing III. Architectures. *2021 IEEE East-West Design & Test Symposium (EWDTS)*, Batumi, Georgia. 10-13 September 2021. P. 1-5 (233-237). **(Scopus)**

41. Hahanov V., Chumachenko S., Litvinova E., Khakhanova H. Vector Simulation of Logic Faults based on XOR-Relations. *2021 11th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems: Technology and Applications (IDAACS)*, Cracow, Poland. 2021. P. 1041-1044. **(Scopus)**

42. Hahanov V., Litvinova E., Shevchenko O., Chumachenko S., Khakhanova H., Hahanov I. Vector Models for Modeling Logic Based on XOR-Relations. *2022 IEEE 16th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering (TCSET)*, Lviv-Slavske, Ukraine. 24-27 February, 2022. P. 823-828. **(Scopus)**

43. Devadze D., Davitadze Z., Hahanova A. Vector-Deductive Memory-Based Transactions for Fault-As-Address Simulation. *2022 12th International Conference on Dependable Systems, Services and Technologies (DESSERT)*, Athens, Greece. 2022. P. 1-6. **(Scopus)**

Публікації, які додатково відображають наукові результати дисертації:

44. Схемотехнічне проектування і моделювання НВІС: Підручник / В. Хаханов, І. Хаханова, Є. Литвинова, М. Лобур, Г. Хаханова; Коорд. проекту проф. Збігнєв Лісік, Технічний університет м.Лодзь, Польща. 2016. 521 с.

45. Пшеничний К. Ю., Хаханова Г. В. Методи верифікації темпоральних властивостей цифрових автоматів. *Радіоелектроніка та інформатика*. 2019. №3(86). С. 39-41. (Фахове видання).

АНОТАЦІЯ

Хаханова Г.В. Федеративний комп'ютеринг векторно-матричних транзакцій у кіберсоціальних системах. – Кваліфікаційна наукова робота на правах рукопису.

Дисертація на здобуття наукового ступеня доктора технічних наук за спеціальністю 05.13.05 «Комп'ютерні системи та компоненти». – Харківський національний університет радіоелектроніки, Міністерство освіти і науки України, Харків, 2023.

Мета дослідження – забезпечення метричної якості моніторингу та управління процесами та явищами у кіберсоціальному просторі шляхом розробки та імплементації моделей, методів та архітектур in-методу комп'ютерингу елементарних транзакцій на векторно-матричних розумних структурах даних.

Наукова новизна результатів досліджень: 1. Вперше розроблено сімейство нових векторних моделей, які характеризуються компактністю опису функцій, структур та інтерактивних архітектур та призначені для паралельного FML-ІМС комп'ютерингу на основі вичерпного моніторингу та online цифрового управління соціальними процесами. 2. Вперше розроблено сімейство нових векторних паралельних методів аналізу структур унітарно кодованих даних, що характеризуються паралельністю виконання read-write транзакцій для пошуку ключових даних, розпізнавання патернів, метричного моніторингу та цифрового управління соціальними процесами. 3. Запропоновано сімейство вдосконалених розумних логічних структур даних та векторних методів технічної діагностики, які відрізняються від відомих цільовим застосуванням для побудови цифрових логічних архітектур прийняття метричних рішень та їх застосування у кіберсоціальному комп'ютерингу. 4. Запропоновано вдосконалену топологічно розподілену Cloud-Edge архітектуру, яка відрізняється від стандарту IEEE Std 3652.1–2020 online суміщенням процедур навчання та тестування для активного моніторингу-верифікації та термінального навчання ML-моделей на великих даних соціальних процесів. 5. Удосконалено метрику подібності-відмінності обробки великих даних у кіберсоціальному просторі, яка відрізняється від аналогів використанням однієї конволюційної тотожності замість трьох відомих, а також поданням процесів та явищ у векторному вигляді патернів та унітарним кодуванням компонентів для паралельної обробки даних. 6. Вперше розроблено паралельні методи та алгоритми пошуку та розпізнавання замовленого контенту в кіберпросторі, які відрізняються від аналогів використанням векторних розумних структур унітарно-кодованих даних. 7. Вперше запропоновано сімейство нових схемних логічних структур, що характеризуються паралельністю виконання операцій на основі використання логічних векторів, та реалізують кібер-фізичний комп'ютеринг для моніторингу, моделювання та управління social-процесами компанії.

Ключові слова: федеративний комп'ютинг, векторно-матрична транзакція, кіберсоціальний комп'ютинг, кіберсоціальна система, in-методу комп'ютинг, логічні структури даних, метричний моніторинг, цифрове управління.

ABSTRACT

Khakhanova H. V. Federated computing of vector-matrix transactions in cyber-social systems. – Qualifying scientific work on the rights of the manuscript.

The dissertation on competition of a scientific degree of the doctor of technical sciences on a specialty 05.13.05 "Computer systems and components". – Kharkiv National University of Radio Electronics, Ministry of Education and Science of Ukraine, Kharkiv, 2023.

The purpose of the research is to ensure the metric quality of monitoring and management of processes and phenomena in the cyber-social space by developing and implementing models, methods and architectures of in-memory computing of elementary transactions on vector-matrix intelligent data structures.

Scientific novelty of research results:

1. Firstly a family of new vector models was developed, which are characterized by a compact description of functions, structures and interactive architectures and are intended for parallel FML-IMC computing based on comprehensive monitoring and online digital management of social processes.

2. Firstly a family of new vector parallel methods for analysis of unitary coded data structures, characterized by the parallel execution of read-write transactions for key data search, pattern recognition, metric monitoring and digital management of social processes, was developed.

3. An improved family of intelligent logical data structures and vector methods of technical diagnostics is proposed, which differ from known target applications for building digital logical architectures for metric decision-making and their application in cyber-social computing.

4. An improved topologically distributed Cloud-Edge architecture is proposed, which differs from the IEEE Std 3652.1–2020 online standard by combining training and testing procedures for active monitoring-verification and terminal training of ML models on large data of social processes.

5. The similarity-difference metric of big data processing in the cyber-social space has been improved, which differs from analogues by using one convolutional identity instead of three known ones, as well as presenting processes and phenomena in the vector form of patterns and unitary coding of components for parallel data processing.

6. Firstly, parallel methods and algorithms for searching and recognizing ordered content in cyberspace have been developed, which differ from analogues of using vector intelligent structures of unitary-coded data.

7. Firstly, a family of new schematic logical structures, characterized by the parallel execution of operations based on the use of logical vectors, is proposed, which implements cyber-physical computing for monitoring, modeling and management of social processes of the company.

Key words: federated computing, vector-matrix transaction, cyber-social computing, cyber-social system, in-memory computing, logical data structures, metric monitoring, digital control.