
COMPUTER VISION AND PATTERN RECOGNITION

КОМП'ЮТЕРНИЙ ЗІР ТА РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ

<https://doi.org/10.15407/intechsys.2025.03.056>
УДК 681.5:004.8

О.М. ГОЛОВІН, канд. техн. наук, пров. наук. співроб.,
Інститут кібернетики імені В.М. Глушкова НАН України,
просп. Акад. Глушкова, 40, Київ, 03187, Україна
<https://orcid.org/0000-0002-0279-812X>
o.m.golovin.1@gmail.com

Н.О. САПУНОВА, молодш. наук. співроб.,
Інститут кібернетики імені В.М. Глушкова НАН України,
просп. Акад. Глушкова, 40, Київ, 03187, Україна
<https://orcid.org/0009-0009-1553-1369>
sapunova2008@gmail.com

ЕВОЛЮЦІЯ СИСТЕМ ВІДЕОСПОСТЕРЕЖЕННЯ: ВІД АНАЛОГОВИХ КАМЕР ДО ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ СИСТЕМ ВІДЕОАНАЛІТИКИ НА ОСНОВІ ГРАНИЧНИХ ОБЧИСЛЕНЬ

Подано комплексний аналіз еволюційного розвитку систем відеоспостереження від первинних аналогових рішень до сучасних інтелектуальних платформ із застосуванням граничних обчислень. Досліджено фундаментальні етапи технологічної трансформації галузі, архітектурні модифікації та функційні можливості відеоаналітичних систем. Виконано глибокий аналіз переваг граничних обчислень як прогресивної парадигми, що забезпечує децентралізоване оброблення даних безпосередньо на граничних пристроях. Обґрунтовано технологічну перевагу граничних обчислень над традиційними централізованими підходами у контексті швидкодії, енергоефективності, захисту персональних даних та відмовостійкості. Окремо розглянуто еволюцію алгоритмів штучного інтелекту в системах відеоспостереження, а також архітектуру сучасних інтелектуальних систем відеоспостереження з граничними обчисленнями, її апаратні та програмні складові.

Ключові слова: відеоспостереження, відеоаналітика, граничні обчислення, штучний інтелект, комп'ютерний зір, глибоке навчання, нейронні мережі, розподілені системи, децентралізоване оброблення даних, ефективність обчислень.

Цитування: Головін О.М., Сапунова Н.О. (2025) Еволюція систем відеоспостереження: від аналогових камер до інтелектуальних систем відеоаналітики на основі граничних обчислень. *Information Technologies and Systems*, Київ, 2025, Том 3 (3), 56–75. <https://doi.org/10.15407/intechsys.2025.03.056>

© Видавець ВД «Академперіодика» НАН України, 2025. Стаття опублікована на умовах відкритого доступу за ліцензією CC BY-NC-ND license (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>)

Вступ

Системи відеоспостереження стали невід'ємним компонентом сучасної інфраструктури безпеки, технологічного ландшафту та цифрової екосистеми загалом. Еволюційний розвиток цих систем протягом останніх десятиліть відображає фундаментальні зміни у парадигмах оброблення даних, обчислювальних можливостях та інтелектуальних технологіях аналізу інформації. Шлях від примітивних аналогових пристроїв до високоінтелектуальних мереж із розподіленими обчисленнями та відеоаналітикою характеризується комплексними технологічними трансформаціями, що суттєво розширили функційні можливості та сфери застосування таких систем [1, 2].

Актуальність наукового дослідження еволюційних процесів у галузі систем відеоспостереження зумовлена не лише історичною цінністю такого аналізу, але й необхідністю розуміння фундаментальних тенденцій, що визначають вектор розвитку сучасних рішень. Особливої значущості набуває концепція граничних обчислень (*edge computing*), що фундаментально змінює архітектурні підходи до побудови інтелектуальних систем відеоаналітики та забезпечує якісно новий рівень ефективності, продуктивності та функційності [3, 4].

На відміну від традиційного підходу, де оброблення відеоданих здійснюється централізовано на віддалених серверах чи хмарних платформах, парадигма граничних обчислень передбачає перенесення значної частини обчислювальних процесів безпосередньо до місця генерації даних — на камери спостереження та локальні граничні пристрої. Така децентралізація оброблення створює передумови для мінімізації мережевого трафіку, зниження затримок, підвищення енергоефективності та забезпечення конфіденційності даних [5].

Метою цього дослідження є комплексний аналіз еволюції систем відеоспостереження від аналогових технологій до сучасних інтелектуальних рішень на основі граничних обчислень, виявлення ключових технологічних інновацій, що формували розвиток галузі, та прогнозування перспективних напрямків подальшого розвитку. Особливу увагу приділено порівняльному аналізу традиційних централізованих підходів та технології граничних обчислень з метою визначення їх оптимальної інтеграції для створення високоефективних систем відеоаналітики. Дослідження спрямоване на формування цілісного розуміння технологічного ландшафту сучасних інтелектуальних систем відеоспостереження та обґрунтування перспективності архітектурних рішень на основі граничних обчислень для подальшого розвитку галузі [6].

1. Історична еволюція систем відеоспостереження

Комплексний аналіз історичного розвитку систем відеоспостереження дає змогу ідентифікувати ключові етапи технологічної трансформації галузі та фундаментальні фактори, що визначали характер еволюційних змін.

1.1. Ера аналогових систем (1950–1990). Фундаментальні основи систем відеоспостереження були закладені в середині ХХ століття з появою перших комерційних телевізійних систем замкнутого контуру (ССТV). Історичні документи свідчать, що перша документально зафіксована система ССТV була розроблена компанією *Siemens AG* у 1942 році для спостереження за запуском ракет V-2 у Німеччині [7]. Комерційне застосування таких систем розпочалося в 1950-х роках, зокрема, для безпеки банківських установ та контролю виробничих процесів.

Технологічний фундамент цієї ери становили аналогові відеокамери на основі електронно-променевих трубок (ЕПТ), коаксіальні системи передавання відеосигналу та апаратура записування на магнітну стрічку. Системи характеризувалися централізованою архітектурою, де аналоговий сигнал від камер передавався безпосередньо на монітори спостереження та пристрої записування [8] (рис. 1).

Науково-технічний аналіз систем цього періоду виявляє низку принципових обмежень:

- низьку роздільну здатність зображення (технічний максимум становив 400–500 телевізійних ліній за фактичної чіткості часто нижче 300 ліній);
- домінування монохромних зображень до 1980-х років через технологічну складність та високу вартість кольорових систем;
- лімітовані можливості реєстрації (тривалість записування на одну касету типу *VHS* не перевищувала 8 годин);
- відсутність автоматизованих засобів аналізу відео контенту;
- високу залежність від людського фактору під час моніторингу [9].

У процесі еволюційного розвитку аналогових систем відеоспостереження відбувалося поступове вдосконалення їхніх компонентів: впровадження твердотільних матриць *CCD* замість ЕПТ, підвищення чутливості камер в умовах низької освітленості, розвиток систем механічного позиціонування камер (*PTZ*-систем). Проте архітектурна парадигма залишалася незмінною – централізована система з прямим передаванням аналогового сигналу від сенсорів до пунктів моніторингу та записування [10].

1.2. Цифрова революція (1990–2010). 1990-ті роки ознаменували початок фундаментальної трансформації галузі відеоспостереження на основі цифрових технологій. Науковий аналіз цього періоду демонструє, що впровадження цифрових методів оброблення, збері-

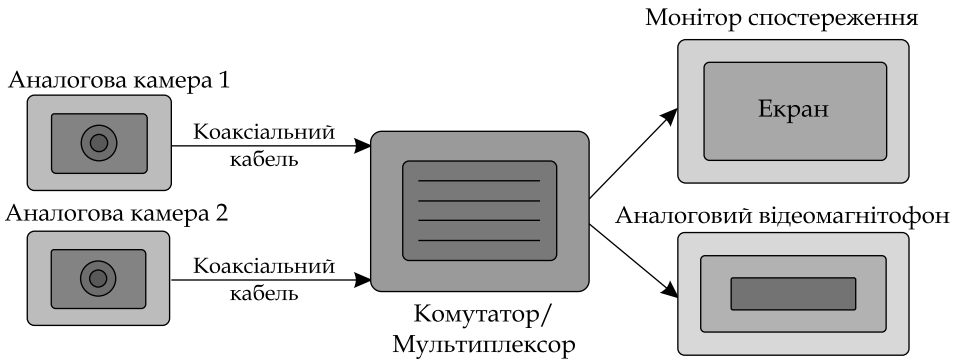


Рис. 1. Архітектура аналогової системи відеоспостереження [8]

гання та передавання інформації спричинило парадигмальні зміни в архітектурі та функційності систем відеоспостереження [11, 12].

Серед ключових технологічних інновацій цього періоду слід відзначити:

- цифрові відеореєстратори (*DVR*), що інтегрували функції аналого-цифрового перетворення, стиснення, індексації та тривалого зберігання відеоданих. Дослідження, результати яких наведено в [13], продемонструвало, що впровадження *DVR* збільшило ефективну ємність систем зберігання у 8-10 разів порівняно з аналоговими відеомагнітофонами;

- мережеві IP-камери, перша з яких була представлена компанією *Axis Communications* у 1996 році, що інтегрували функції захоплення зображення, оброблення та передавання даних через комп'ютерні мережі на базі протоколу *TCP/IP* [14];

- ефективні алгоритми компресії відеоданих (*MJPEG, MPEG-2, MPEG-4, H.264*), що забезпечили зниження вимог до пропускної здатності мережі та ємності систем зберігання при збереженні високої якості зображення [15];

- програмне забезпечення для керування відеоданими (*VMS*), що трансформувало підхід до організації інтерфейсу користувача, забезпечивши інтелектуальний пошук, аналіз та експорт відеоматеріалів [16] (рис. 2).

Цифрова трансформація суттєво розширила функціональні можливості систем відеоспостереження, особливо в аспектах якості зображення, тривалості зберігання та аналітичних функцій. Зокрема, автори роботи [17] зафіксували підвищення ефективної роздільної здатності камер у 3-4 рази (до 1-2 мегапікселів), збільшення періоду безперервного записування до кількох місяців та впровадження початкових форм відеоаналітики, таких як детекція руху на основі піксельного аналізу та цифрове масштабування зображення.

Принципове значення для еволюції систем відеоспостереження мала поява мережевої архітектури на основі *IP*-протоколу, що забезпечила можливість створення розподілених систем з інтеграцією до

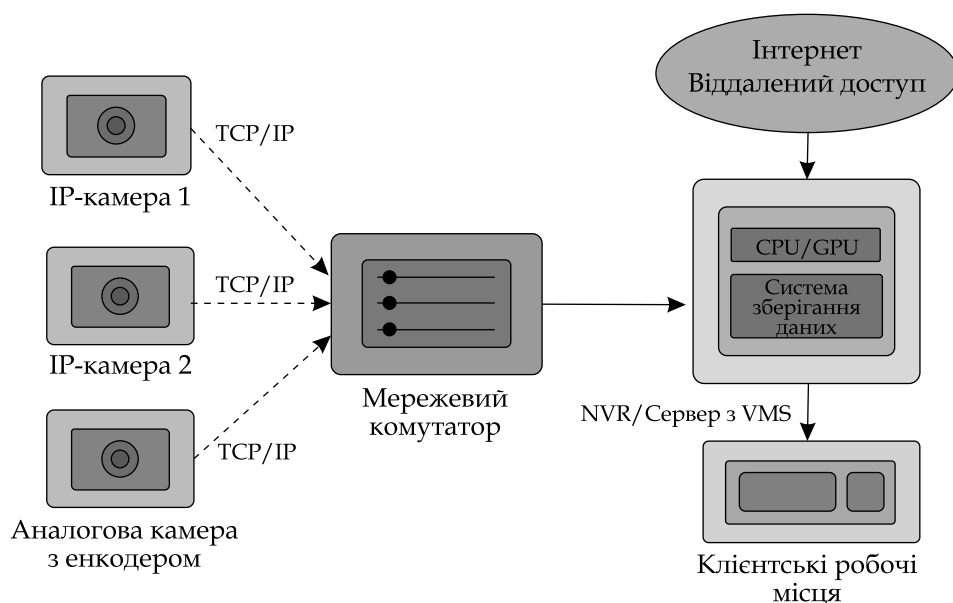


Рис. 2. Архітектура цифрової системи відеоспостереження [16]

корпоративної ІТ-інфраструктури. Це створило фундамент для віддаленого доступу до систем спостереження, централізованого керування та масштабування систем до сотень і тисяч камер [18].

1.3. Хмарна ера та початок відеоаналітики (2010–2018). Цей період характеризувався активним впровадженням хмарних технологій у сферу відеоспостереження та формуванням початкових систем відеоаналітики на основі алгоритмів комп'ютерного зору та машинного навчання. Науковий аналіз цього етапу еволюції демонструє фундаментальні зміни в архітектурних підходах та функційних можливостях систем [19, 20].

Хмарні технології трансформували модель розгортання та використання систем відеоспостереження, забезпечивши:

- перенесення функцій зберігання та оброблення даних на віддалені серверні платформи, доступні через Інтернет;
- формування моделі «відеоспостереження як послуги» (*VSaaS*), що мінімізувала капітальні витрати на розгортання системи;
- впровадження масштабованих систем зберігання та розподілених обчислень для оброблення великих обсягів відеоданих;
- універсальний доступ до систем через веб-інтерфейси та мобільні застосунки [21] (рис. 3).

Дослідження свідчать, що хмарні рішення дали змогу знизити сукупну вартість володіння системами відеоспостереження на 30–40 % завдяки зменшенню витрат на локальне обладнання та технічне обслуговування [22].

Паралельно з розвитком хмарних платформ відбувалося впровадження відеоаналітичних функцій, що базувалися на алгоритмах

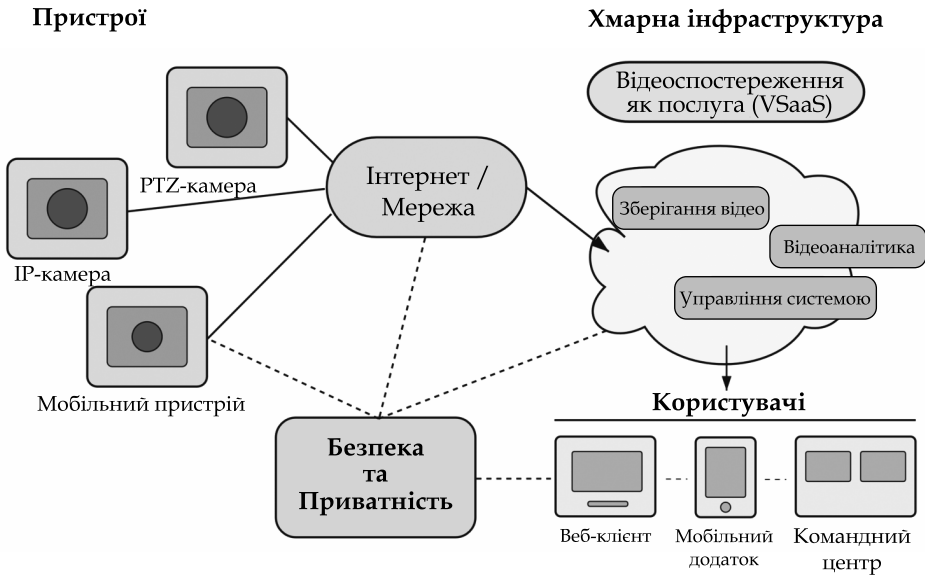


Рис. 3. Хмарна архітектура системи відеоспостереження [21]

комп'ютерного зору. На початку цього періоду основними методами були [23]:

- алгоритми виявлення та відстеження об'єктів на основі видобування та класифікації візуальних ознак (*HOG*, *SIFT*, *SURF*);
- методи виявлення аномальної поведінки на основі статистичного аналізу траєкторій руху;
- технології розпізнавання обличчя на основі геометричних ознак та зіставлення шаблонів [23].

Значним проривом у розвитку відеоаналітики став перехід від традиційних методів комп'ютерного зору до технологій глибокого навчання, особливо після демонстрації ефективності згорткових нейронних мереж (*CNN*) у задачах аналізу зображень на конкурсі *ImageNet* у 2012 році. Дослідження в роботі [24] продемонструвало, що введення процедури автоматичного вибору оптимального параметра гамма-корекції у відеоаналітичних системах значно підвищує ефективність процесів сегментації та розпізнавання об'єктів на відео.

Технологічний розвиток апаратної складової систем відеоспостереження характеризувався:

- суттєвим підвищенням роздільної здатності камер (до рівня 4K та 8K);
- впровадженням багатосенсорних та панорамних камер з кутом огляду 180–360 градусів;
- інтеграцією додаткових сенсорів (тепловізійних, акустичних, радарних) для підвищення ефективності в складних умовах спостереження [25].

Незважаючи на значний прогрес, системи відеоаналітики хмарної ери мали суттєві обмеження, зокрема:

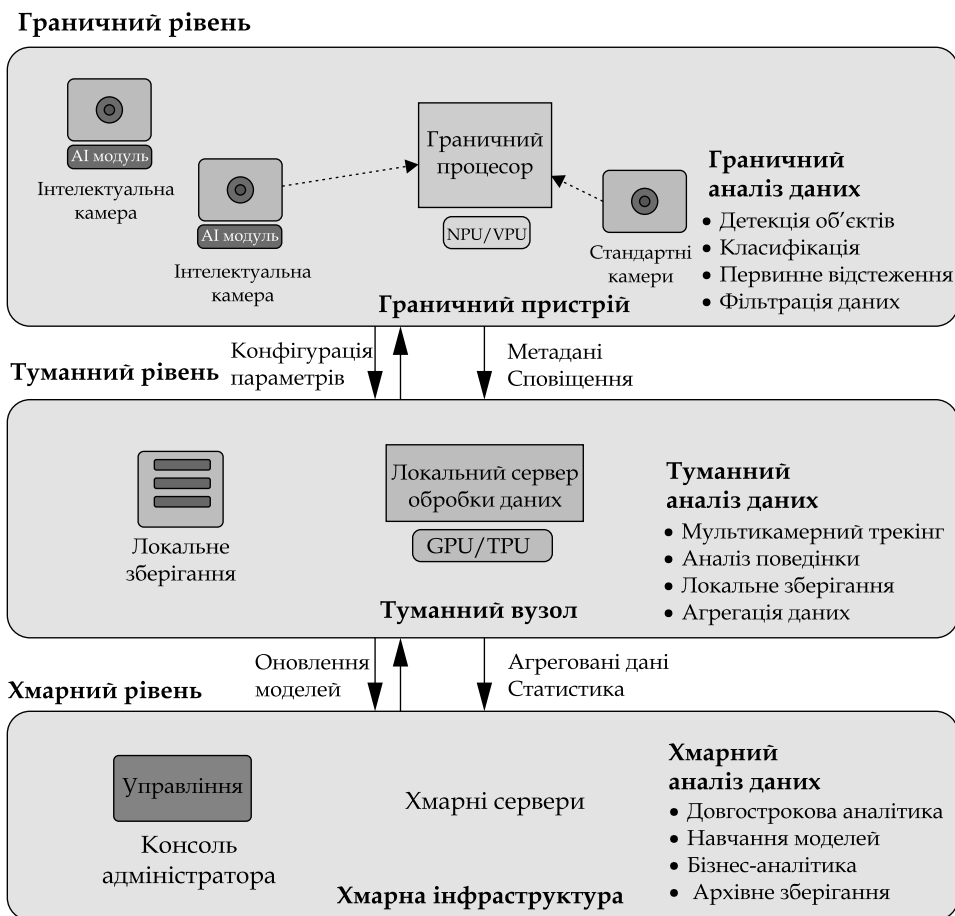


Рис. 4. Модель граничних обчислень у системах відеоспостереження [28]

- високі вимоги до пропускну́ї здатності мережі для передаван-ня відеопотоків високої роздільної здатності;
- значні затримки при обробленні даних через необхідність пе-редавання відеопотоку до хмарних серверів;
- проблеми з масштабованістю в умовах збільшення кількості ка-мер та підвищення роздільної здатності відео;
- ризики порушення приватності при передаванні та зберіганні чутливих даних у хмарних системах [26, 27].

Ці обмеження стали стимулом для розвитку нової архітектурної парадигми – граничних обчислень.

1.4. Ера граничних обчислень (2018 – теперішній час)

Починаючи з 2018 року галузь відеоспостереження вступила в нову фазу розвитку, пов'язану з масовим впровадженням концепції граничних обчислень. Ця парадигма передбачає перенесення час-тини або всіх аналітичних функцій безпосередньо на периферійні пристрої – інтелектуальні камери, спеціалізовані граничні сервери та шлюзи [28] (рис. 4).

Ключовими драйверами розвитку граничних обчислень у сфері відеоспостереження стали:

- удосконалення енергоефективних обчислювальних платформ для граничних пристроїв, таких як системи на чипі (SoC) з інтегрованими нейронними прискорювачами;
- розвиток оптимізованих алгоритмів штучного інтелекту, здатних ефективно функціонувати на пристроях з обмеженими ресурсами;
- зростаючі вимоги до приватності та захисту персональних даних, що стимулювали локальне оброблення чутливої інформації;
- потреба в мінімізації затримок при прийнятті рішень у критичних сценаріях застосування [29].

Аналіз еволюційного розвитку систем відеоспостереження демонструє поступове зміщення балансу між централізованими та децентралізованими підходами до оброблення даних, яке досягло певної кульмінації у парадигмі граничних обчислень. Цей підхід забезпечує оптимальний компроміс між функціональними можливостями та обмеженнями, що характерні для систем з різним розподілом обчислювальних ресурсів [30].

2. Еволюція штучного інтелекту в системах відеоспостереження

2.1. Ранні алгоритми аналізу відео та їх обмеження. Перші спроби автоматизації аналізу відеоданих датуються 1990-ми роками і базувались на традиційних методах комп'ютерного зору. Ці підходи охоплювали:

- детектори руху на основі різниці кадрів — прості алгоритми, що порівнювали послідовні кадри для виявлення змін у пікселях, які могли свідчити про рух. Такі методи були вкрай чутливими до зміни освітлення, тіней та шуму в зображенні, що призводило до численних помилкових спрацьовувань;

- методи на основі віднімання фону (*background subtraction*) — виділяли рухомі об'єкти шляхом віднімання поточного кадру від моделі статичного фону. Хоча ці методи були стійкішими за прості детектори руху, вони все ще мали проблеми з адаптацією до зміни умов освітлення, тіней та повільних змін у сцені (рис. 5);

- алгоритми виявлення ознак (*feature detection*), такі як детектор кутів Гарріса, *SIFT (Scale-Invariant Feature Transform)*, та алгоритми їх відстеження на основі оптичного потоку. Ці методи — забезпечували більш надійне відстеження об'єктів, проте не мали здатності до семантичного розуміння сцени;

- статистичні моделі для виявлення аномалій — наприклад, метод Гауссової суміші (*GMM*) для моделювання нормальної поведінки та виявлення відхилень. Такі моделі могли виявляти незвичні події навіть за наявності певних обмежень [31].

Основним обмеженням цих ранніх підходів була відсутність здатності до узагальнення та семантичного розуміння сцени. Вони

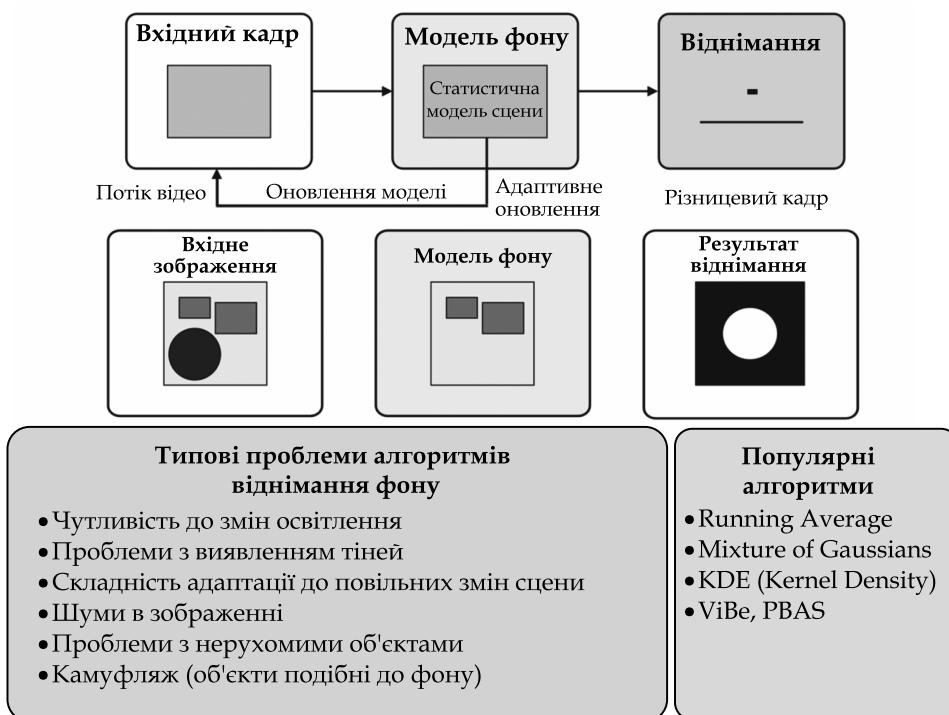


Рис. 5. Методи віднімання фону для виявлення руху [31]

ефективно працювали лише в контрольованих умовах і не могли адаптуватися до різноманіття реальних сценаріїв.

2.2. Прорив глибокого навчання та згорткових нейронних мереж. Революційним моментом для відеоаналітики став 2012 рік, коли модель *AlexNet* продемонструвала вражаючі результати в класифікації зображень на конкурсі *ImageNet*. Це ознаменувало початок ери глибокого навчання в комп'ютерному зорі [32] (рис. 6).

Згорткові нейронні мережі (*CNN*) принесли низку переваг:

- Ієрархічне навчання ознак — від простих елементів (краї, кути) до складних абстрактних концепцій, що дозволило моделям ефективно розпізнавати об'єкти незалежно від змін у їхньому положенні, розмірі та освітленні.

- Здатність до навчання з даних — замість ручного проектування ознак, моделі автоматично вивчали найважливіші характеристики з навчальних прикладів, що суттєво підвищило їхню точність та універсальність.

- Масштабованість — з кожним поколінням мереж відбувалось покращення точності завдяки збільшенню глибини (кількості шарів) та ширини (кількості параметрів) моделей [33].

Першими *CNN*-архітектурами для задач детекції об'єктів були *R-CNN* (*Regions with CNN*), *Fast R-CNN* та *Faster R-CNN*. Вони вперше забезпечили точність розпізнавання, достатню для практичного застосування в системах відеоспостереження.

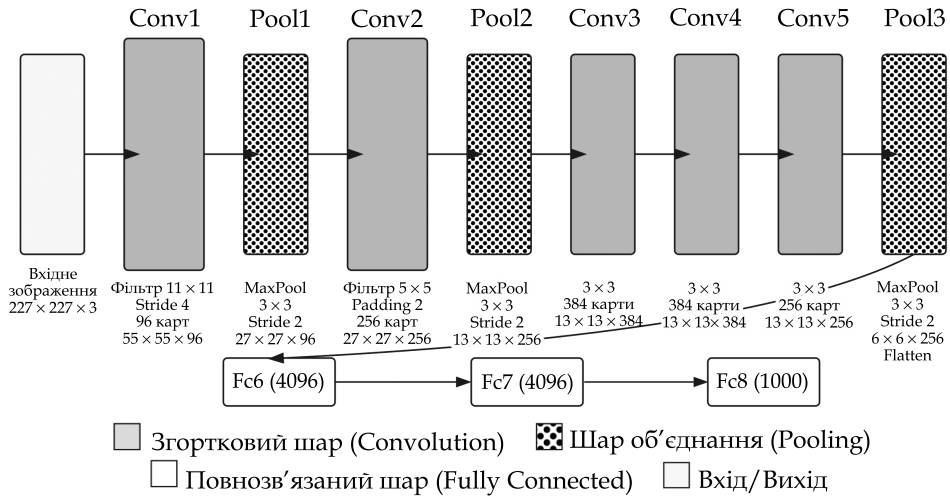


Рис. 6. Архітектура згорткової нейронної мережі AlexNet [32]

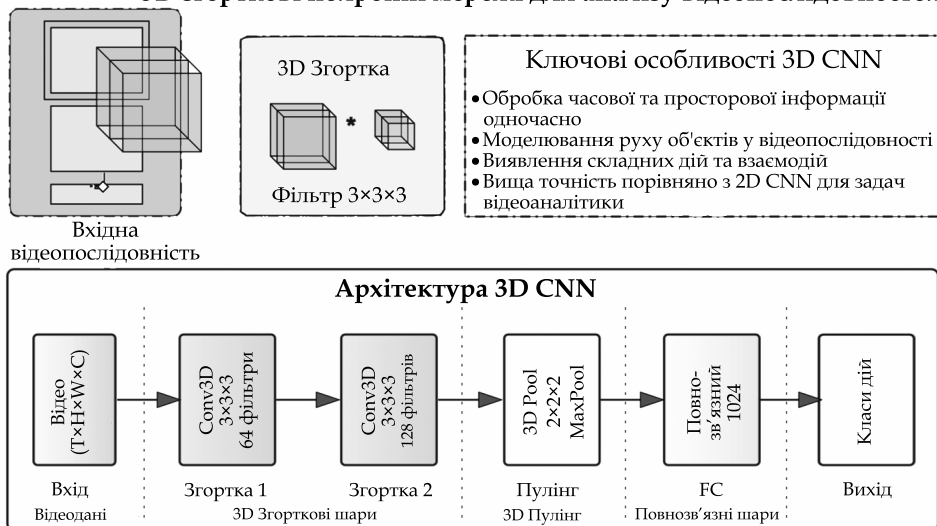
2.3. Спеціалізовані архітектури для відеоаналітики. Від 2015 року почали з'являтися спеціалізовані архітектури, оптимізовані для конкретних задач відеоаналітики:

- однопрохідні детектори об'єктів — такі як YOLO (You Only Look Once) та SSD (Single Shot MultiBox Detector), які забезпечили баланс між точністю та швидкістю, необхідний для аналізу відео в реальному часі;
- мережі для аналізу дій та поведінки — такі як C3D (3D Convolutional Networks), I3D (Inflated 3D ConvNet) та TimeSformer, що обробляють відео як просторово-часові дані, даючи змогу розпізнавати складні дії та взаємодії (рис. 7);
- архітектури для відстеження об'єктів — такі як SORT (Simple Online and Realtime Tracking), DeepSORT, що поєднували традиційні алгоритми відстеження з глибоким навчанням, забезпечуючи стійке відстеження об'єктів у часі;
- моделі для виявлення аномалій — включно автоенкодерами, генеративно-змагальними мережами (GAN) та моделями на основі прогнозування, що дають змогу виявляти незвичні події без явного програмування всіх можливих сценаріїв [34].

Особливо важливим досягненням стала розробка легких архітектур, оптимізованих для роботи на граничних пристроях з обмеженими обчислювальними ресурсами: MobileNet, EfficientNet, ShuffleNet. Ці моделі забезпечили можливість виконання складної відеоаналітики безпосередньо на камерах та інших периферійних пристроях [35].

2.4. Трансформери та мультимодальні моделі в аналізі відео. Останні роки (2020–2024) ознаменувалися впровадженням архітек-

3D згорткові нейронні мережі для аналізу відеопослідовностей



Застосування 3D CNN у відеоаналітиці

- Розпізнавання дій
- Виявлення аномалій
- Відстеження об'єктів
- Аналіз поведінки
- Контроль зони

Рис. 7. 3D згорткові нейронні мережі для аналізу відеопослідовностей [34]

тури трансформерів у відеоаналітику, що раніше революціонізувала оброблення природної мови:

- трансформерні архітектури для зображень (*Vision Transformers, ViT*) та відео (*Video Vision Transformers, ViViT*) забезпечують більш ефективне моделювання довгострокових залежностей у відеопослідовностях порівняно з *CNN*;

- мультимодальні моделі – такі як *CLIP (Contrastive Language-Image Pre-training)*, що поєднують розуміння зображень із текстовими описами, дозволяючи здійснювати пошук та класифікацію об'єктів на основі природномовних запитів;

- фундаментальні моделі (*Foundation Models*) – великі попередньо навчені моделі, здатні виконувати широкий спектр задач без специфічного донавчання для кожної задачі, подібно до великих мовних моделей;

- генеративні моделі для відеоаналітики – такі як *Diffusion Models*, що використовуються для покращення якості відео, реконструкції зображення в умовах низької видимості та генерації синтетичних даних для навчання інших моделей [36].

Ці новітні підходи суттєво розширюють можливості відеоаналітики, забезпечуючи більш глибоке семантичне розуміння сцени, здатність до узагальнення та адаптації до нових умов та сценаріїв.

3. Архітектура сучасних інтелектуальних систем відеоспостереження

3.1. Загальна архітектура систем з граничними обчисленнями.

Сучасні інтелектуальні системи відеоспостереження базуються на багаторівневій архітектурі, що поєднує граничні, туманні та хмарні обчислення для забезпечення оптимального балансу між продуктивністю, затримкою та масштабованістю. Ця архітектура охоплює:

Граничний рівень:

- інтелектуальні камери з вбудованими обчислювальними модулями;
- спеціалізовані граничні пристрої для оброблення потоків від кількох камер;
- локальні NVR з функціями відеоаналітики.

На цьому рівні здійснюється первинне оброблення відеоданих, а саме: детекція об'єктів, класифікація, відстеження та розпізнавання простих подій. Це дає змогу відфільтрувати нерелевантну інформацію та зменшити обсяг даних, що передаються на вищі рівні [37] (рис. 8).

Туманний рівень:

- локальні сервери оброблення даних;
- шлюзи для агрегації даних від груп камер;
- локальні системи зберігання.

Цей проміжний рівень забезпечує складнішу аналітику (що вимагає контексту від кількох камер), таку як відстеження об'єктів між

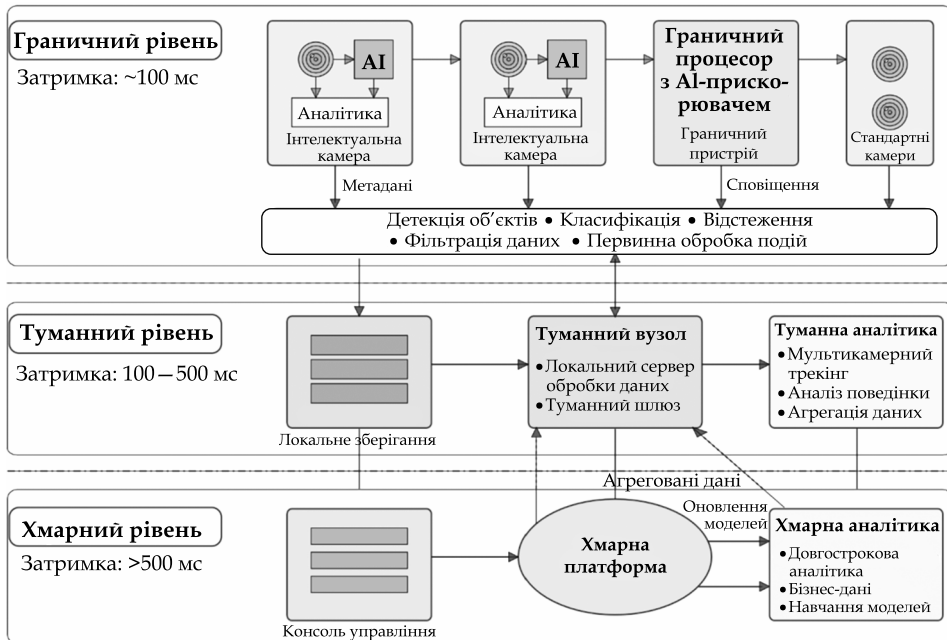


Рис. 8. Багаторівнева архітектура системи відеоаналітики з граничними обчисленнями [37]

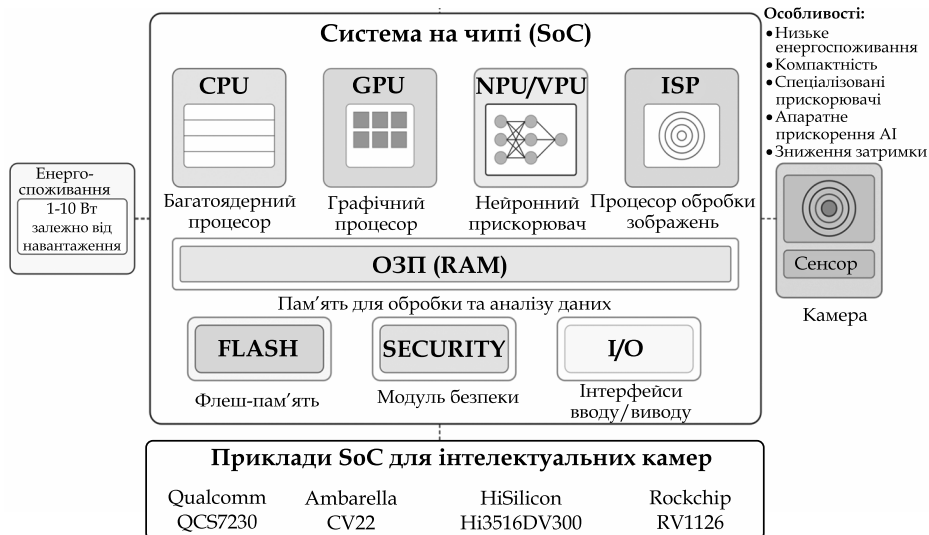


Рис. 9. Системи на чипі (SoC) для інтелектуальних камер [40]

Таблиця 1. Спеціалізовані апаратні платформи для граничних обчислень у системах відеоспостереження

| Апаратні платформи | Призначеність |
|---|---|
| Системи на чипі (SoC) для інтелектуальних камер | Інтегрують CPU, GPU та спеціалізовані прискорювачі для комп'ютерного зору, забезпечуючи потужне оброблення відео при низькому енергоспоживанні. Вони дають змогу камерам виконувати попередню аналітику безпосередньо на пристрої [40] (рис. 9) |
| Спеціалізовані процесори для прискорення AI | Ці прискорювачі оптимізовані для ефективного виконання операцій нейронних мереж, таких як згортки, що дає їм змогу досягати високої продуктивності при нижчому енергоспоживанні порівняно з пристроями загального призначення (CPU або GPU) |
| Граничні сервери та шлюзи | Забезпечують оброблення даних від кількох камер одночасно, виконуючи більш складну аналітику та координуючи роботу розподіленої системи [41] |
| Модульні системи та карти розширення | Дають змогу гнучко розширювати обчислювальні можливості наявних платформ та легко масштабувати системи відповідно до зростання вимог |

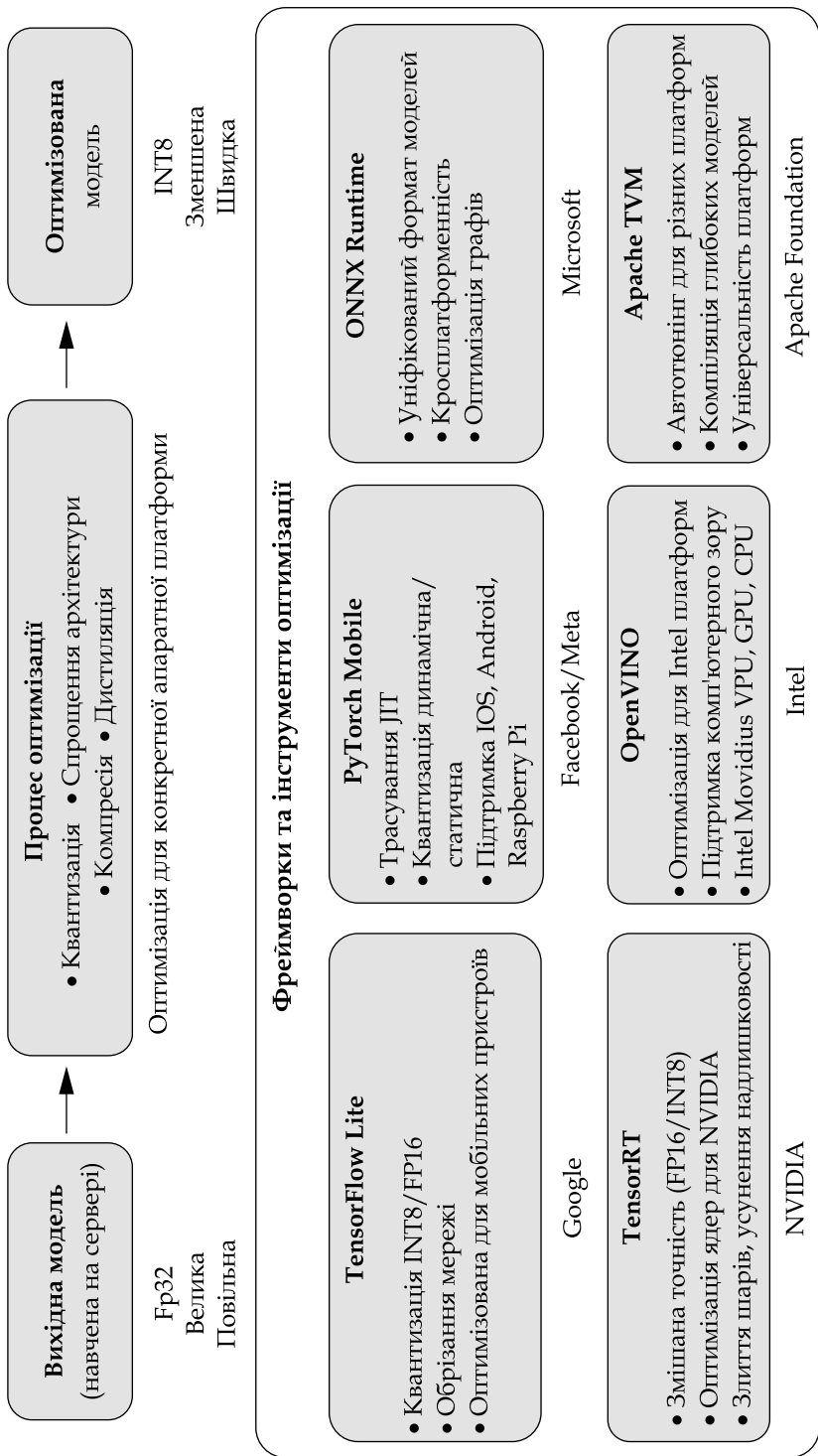
Таблиця 2. Програмні платформи та фреймворки для граничних обчислень у системах відеоспостереження

| Спеціалізовані програмні платформи та фреймворки | Призначеність | |
|--|---|--|
| Фреймворки для розробки моделей | <p><i>TensorFlow Lite</i> для граничних пристроїв; <i>PyTorch Mobile</i>; <i>ONNX Runtime</i>; <i>Apache TVM</i>; <i>Glow</i></p> | <p>Забезпечують інструменти оптимізації моделей для роботи на пристроях з обмеженими ресурсами, включно з квантизацією, спрощенням архітектури (<i>Architecture Simplification</i>) або стисненням моделі (<i>Model Compression</i>), компресією та апаратно-специфічною оптимізацією [43] (рис. 10)</p> |
| Інструменти оптимізації для граничних обчислень | <p><i>NVIDIA TensorRT</i>; <i>Intel OpenVINO</i>; <i>TensorFlow Model Optimization Toolkit</i>; <i>Qualcomm AI Engine</i>; <i>MediaTek NeuroPilot</i></p> | <p>Дають змогу адаптувати моделі, навчені на потужних серверах, для ефективного виконання на граничних пристроях з обмеженими ресурсами, зі збереженням високої точності</p> |
| Програмні стеки для керування граничними пристроями | <p><i>AWS IoT Greengrass</i>; <i>Azure IoT Edge</i>; <i>Google Cloud IoT</i>; <i>EdgeX Foundry</i>; <i>KubeEdge</i></p> | <p>Забезпечують інфраструктуру для розгортання, моніторингу та оновлення програмного забезпечення на розподілених граничних пристроях, а також координацію між пристроями та хмарною інфраструктурою [44]</p> |
| Програмне забезпечення для відеоменеджменту та аналітики | <p><i>Milestone XProtect</i>; <i>Genetec Security Center</i>; <i>Axis AXIS Camera Station</i>; <i>Avigilon Control Center</i>; OpenSource рішення: <i>ZoneMinder</i>, <i>MotionEye</i></p> | <p>Інтегрують традиційні функції відеоменеджменту з можливостями сучасної відеоаналітики, забезпечуючи єдиний інтерфейс для керування фізичними пристроями, відеопотоками та результатами</p> |
| API та стандарти для інтеграції | <p><i>ONVIF Profile M</i> для метаданих відеоаналітики; <i>Open Security & Safety Alliance (OSSA) App Framework</i>; <i>NVIDIA DeepStream SDK</i>; Відкриті API для AI-моделей (<i>Common API</i>); <i>RESTful</i> та <i>MQTT</i> інтерфейси для IoT-інтеграції</p> | <p>Забезпечують взаємодію між компонентами різних виробників та можливість інтеграції з іншими системами, такими як системи контролю доступу, системи автоматизації будівель та бізнес-аналітичні платформи [45]</p> |

камерами, аналіз потоків, а також поведінкову аналітику. Туманні обчислення також забезпечують буферизацію даних у разі проблем зв'язку з хмарою [38].

Хмарний рівень:

- центральні сервери оброблення та аналізу даних;
- тривале зберігання;



Квантизація: Зниження точності (FP32-INT8) **Прорідження:** Видалення надлишкових ваг
Дистиляція: Передача знань малій моделі

Рис. 10. Фреймворки оптимізації моделей для граничних обчислень [43]

- платформи для керування системою та візуалізації даних.

На хмарному рівні здійснюється глобальна аналітика, що потребує даних від усієї системи, навчання моделей, зберігання історичних даних та надання інтерфейсів для користувачів.

Ключовими принципами архітектури є:

- розподіл обчислювальних задач за принципом близькості до джерела даних;
- каскадна фільтрація даних для зменшення навантаження на мережу;
- адаптивний розподіл задач залежно від доступних ресурсів та потреб;
- забезпечення локальної автономності в разі проблем зі зв'язком;
- гнучка масштабованість як горизонтально, так і вертикально [39].

3.2. Апаратні та програмні засоби для граничних обчислень.

Розвиток граничних обчислень у системах відеоспостереження став можливим завдяки появі енергоефективних і спеціалізованих апаратних платформ для оброблення даних, а також спеціалізованих програмних платформ та фреймворків, що забезпечують ефективне розроблення, розгортання та керування AI-моделями на граничних пристроях (табл. 1 і 2).

Ключові характеристики сучасних апаратних платформ:

- низьке енергоспоживання (від кількох ват до кількох десятків ват);
- оптимізація для конкретних задач відеоаналітики;
- підтримка різних форматів кількісного подання (*INT8*, *FP16*, *BF16*);
- вбудовані функції безпеки та шифрування;
- стійкість до роботи в складних умовах (широкий температурний діапазон, вібрації, тощо) [42].

Висновки

Проведене дослідження еволюції систем відеоспостереження демонструє фундаментальну трансформацію галузі від примітивних аналогових рішень до складних інтелектуальних екосистем з інтегрованими можливостями відеоаналітики на основі граничних обчислень. Цей еволюційний шлях характеризується не лише технологічним прогресом, але й парадигмальними змінами в архітектурних підходах та концептуальному розумінні ролі систем відеоспостереження в сучасному суспільстві.

Аналіз розвитку технології граничних обчислень у контексті систем відеоспостереження виявив їхні суттєві переваги порівняно з традиційними централізованими підходами. Децентралізоване оброблення відеоданих безпосередньо на периферійних пристроях забезпечує значне зниження мережевого трафіку, мінімізацію затримок при прийнятті рішень, підвищення енергоефективності та формування потужного фундаменту для забезпечення приватності та конфіденційності даних.

Інтелектуальні алгоритми відеоаналітики пройшли шлях від простих методів детекції руху до складних нейромережових моделей, здатних до семантичного розуміння сцени та розпізнавання складних поведінкових патернів. Особливого значення набувають технології оптимізації нейромережових моделей для ефективної роботи на граничних пристроях з обмеженими обчислювальними ресурсами, включно з квантизацією, спрощенням архітектури або стисненням моделі мереж, дистиляцією знань та нейроархітектурним пошуком.

Сучасні апаратні платформи для граничних обчислень, такі як спеціалізовані системи на чипі, нейроморфні процесори та тензорні прискорювачі, забезпечують безпрецедентний рівень обчислювальної потужності при низькому енергоспоживанні, що є критично важливим для розгортання інтелектуальних систем у різноманітних сценаріях застосування.

Майбутній розвиток систем відеоспостереження пов'язаний з конвергенцією технологій, інтеграцією з 5G / 6G-мережами, системами доповненої реальності, робототехнікою та платформами інтернету речей. Паралельно відбуватиметься вдосконалення алгоритмів штучного інтелекту в напрямі підвищення їх ефективності, адаптивності, інтерпретованості та етичності.

У підсумку, еволюція систем відеоспостереження від аналогових камер до інтелектуальних систем відеоаналітики на основі граничних обчислень відображає глобальні технологічні тренди цифрової трансформації та формує основу для нового покоління рішень, що гармонійно поєднують високу функційність, енергоефективність, захист приватності та етичне використання. Подальший розвиток цих технологій потребує міждисциплінарного підходу та співпраці між науковцями, інженерами, бізнесом, регуляторними органами та суспільством для максимізації потенційних переваг за мінімізації ризиків.

ЛІТЕРАТУРА / REFERENCES

1. Myagmar-Ochir Y., Kim W. A Survey of Video Surveillance Systems in Smart Cities. *Electronics*, 2023, Vol. 12 (17), Article 3567. <https://doi.org/10.3390/electronics12173567>
2. Patrikar D.R., Parate M.R. Anomaly Detection Using Edge Computing in Video Surveillance System: Review. *International Journal of Multimedia Information Retrieval*, 2022, Vol. 11 (2), 85–110. <https://doi.org/10.1007/s13735-022-00227-8>
3. Khan W.Z., Ahmed E., Hakak S., Yaqoob I., Ahmed A. Edge Computing: A Survey. *Future Generation Computer Systems*, 2019, Vol. 97, 219–235. <https://doi.org/10.1016/j.future.2019.02.050>
4. Wang X., Han Y., Leung V.C., Niyato D., Yan X., Chen X. Convergence of Edge Computing and Deep Learning: A Comprehensive Survey. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2020, Vol. 22 (2), 869–904. <https://doi.org/10.1109/COMST.2020.2970550>
5. Dianlei Xu, Tong Li, Yong Li, Xiang Su, Sasu Tarkoma, Tao Jiang, Jon Crowcroft, Pan Hui. Edge intelligence: Architectures, challenges, and applications. *arXiv preprint arXiv*, 2020, Vol. 2003, Article 12172. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2003.12172>
6. Ezzat M.A., Abd El Ghany M.A., Almotairi S., Salem M.A.M. Horizontal Review on Video Surveillance for Smart Cities: Edge Devices, Applications, Datasets, and Future Trends. *Sensors*, 2021, Vol. 21 (9), 3222. <https://doi.org/10.3390/s21093222>

7. Kruegle H. *CCTV Surveillance: Video practices and technology*. Elsevier, 2011.
8. Alexandria G. Surveillance Cameras and Crime: A Review of Randomized and Natural Experiments. *Journal of Scandinavian Studies in Criminology and Crime Prevention*, 2017, Vol. 18 (2), 210–222. <https://doi.org/10.1080/14043858.2017.1387410>
9. Piza E.L., Welsh B.C., Farrington D.P., Thomas A.L. CCTV Surveillance for Crime Prevention: A 40-Year Systematic Review with Meta-Analysis. *Criminology & Public Policy*, 2019, Vol. 18 (1), 135–159. <https://doi.org/10.1111/1745-9133.12419>
10. Vennam P., Pramod T.C., Thippeswamy B.M., Kim Y.-G., Pavan Kumar B.N. Attacks and Preventive Measures on Video Surveillance Systems: A Review. *Applied Sciences*, 2021, Vol. 11 (12), Article 5571. <https://doi.org/10.3390/app11125571>
11. Shi W., Cao J., Zhang Q., Li Y., Xu, L. Edge Computing: Vision and Challenges. *IEEE Internet of Things Journal*, 2016, Vol. 3 (5), 637–646. <https://doi.org/10.1109/JIOT.2016.2579198>
12. Abbas N., Zhang Y., Taherkordi A., Skeie T. Mobile Edge Computing: A Survey. *IEEE Internet of Things Journal*, 2018, Vol. 5 (1), 450–465. <https://doi.org/10.1109/JIOT.2017.2750180>
13. Chen Y., Zhang S., Xu S., Li G.Y. Fundamental Trade-offs on Green Wireless Networks. *IEEE Communications Magazine*, 2011, Vol. 49 (6), 30–37. <https://doi.org/10.1109/MCOM.2011.5783982>
14. Nilsson F. *Intelligent network video: Understanding modern video surveillance systems*. crc Press, 2023. <https://doi.org/10.4324/9781003412205>
15. Sullivan G.J., Ohm J.R., Han W.J., Wiegand T. Overview of the High Efficiency Video Coding (HEVC) Standard. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2012, Vol. 22 (12), 1649–1668. <https://doi.org/10.1109/TCSVT.2012.2221191>
16. Kolekar M.H. *Intelligent video surveillance systems: an algorithmic approach*. Chapman and Hall/CRC, 2018. <https://doi.org/10.1201/9781315153865>
17. Elharrouss O., Almaadeed N., Al-Maadeed S. A review of video surveillance systems. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2021, Vol. 77, Article 103116. <https://doi.org/10.1016/j.jvcir.2021.103116>
18. Wang C, He Y., Yu F.R., Chen Q., Tang L. Integration of Networking, Caching, and Computing in Wireless Systems: A Survey, Some Research Issues, and Challenges. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2018, Vol. 20 (1), 7–38. <https://doi.org/10.1109/COMST.2017.2758763>
19. Silva B.N., Khan M., Han K. Towards sustainable smart cities: A review of trends, architectures, components, and open challenges in smart cities. *Sustainable cities and society*, 2018, Vol. 38, 697–713. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2018.01.053>
20. LeCun Y., Bengio Y., Hinton G. Deep Learning. *Nature*, 2015, Vol. 521, 436–444. <https://doi.org/10.1038/nature14539>
21. Roman R., Lopez J., Mambo M. Mobile edge computing, fog et al.: A survey and analysis of security threats and challenges. *Future Generation Computer Systems*, 2018, Vol. 78, 680–698. <https://doi.org/10.1016/j.future.2016.11.009>
22. Bilal K., Khalid O., Erbad A., Khan S.U. Potentials, Trends, and Prospects in Edge Technologies: Fog, Cloudlet, Mobile Edge, and Micro Data Centers. *Computer Networks*, 2018, Vol. 130, 94–120. <https://doi.org/10.1016/j.comnet.2017.10.002>
23. Gawande, U., Hajari, K., & Golhar, Y. (2020). Pedestrian detection and tracking in video surveillance system: issues, comprehensive review, and challenges. Recent Trends in Computational Intelligence, 1–24. DOI: <http://dx.doi.org/10.5772/intechopen.90810>
24. Golovin O. Computer-Aided Selection of the Optimal Gamma Correction Parameter for Image Enhancement in Video Analytics Systems. *11th IEEE International Conference on Intelligent Data Acquisition and Advanced Computing Systems*, 2021, 1–6. <https://doi.org/10.1109/IDAACS53288.2021.9660869>
25. Abbasi A., Queirós S., da Costa N.M.C., Fonseca J.C., Borges J. Sensor Fusion Approach for Multiple Human Motion Detection for Indoor Surveillance Use-Case. *Sensors*, 2023, Vol. 23 (8), Article 3993. <https://doi.org/10.3390/s23083993>

26. Liu J., Wang H. Scalability Issues in Large-Scale Cloud-Based Video Analytics Systems. *Future Generation Computer Systems*, 2022, Vol. 131, 234–248. <https://doi.org/10.1016/j.future.2022.01.018>
27. Hassan M.M., Gumaiei A., Alsanad A., Alrubaian M., Fortino G. A Hybrid Deep Learning Model for Efficient Intrusion Detection in Big Data Environment. *Information Sciences*, 2020, Vol. 513, 386–396. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2019.10.069>
28. Li H., Ota K., Dong M. Learning IoT in Edge: Deep Learning for the Internet of Things with Edge Computing. *IEEE Network*, 2018, Vol. 32 (1), 96–101. <https://doi.org/10.1109/MNET.2018.1700202>
29. Chen J., Ran X. Deep Learning with Edge Computing: A Review. *Proceedings of the IEEE*, 2019, Vol. 107 (8), 1655–1674. <https://doi.org/10.1109/JPROC.2019.2921977>
30. Satyanarayanan M. The Emergence of Edge Computing. *Computer*, 2017, Vol. 50 (1), 30–39. <https://doi.org/10.1109/MC.2017.9>
31. Bouwmans T., Silva C., Marghes C., Zitouni M.S., Bhaskar H., Frelicot C. On the Role and the Importance of Features for Background Modeling and Foreground Detection. *Computer Science Review*, 2017, Vol. 28, 26–91. <https://doi.org/10.1016/j.cosrev.2018.01.004>
32. Krizhevsky A., Sutskever I., Hinton G.E. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks. *Communications of the ACM*, 2017, Vol. 60 (6), 84–90. <https://doi.org/10.1145/3065386>
33. SzeV., Chen Y.-H., Yang T.-J., Emer J.S. Efficient Processing of Deep Neural Networks: A Tutorial and Survey. *Proceedings of the IEEE*, 2017, Vol. 105 (12), 2295–2329. <https://doi.org/10.1109/JPROC.2017.2761740>
34. Kumari, S., Prabha, C., Karim, A., Hassan, M. M., & Azam, S. (2024). A Comprehensive Investigation of Anomaly Detection Methods in Deep Learning and Machine Learning: 2019–2023. *IET Information Security*, 2024(1), 8821891. <https://doi.org/10.1049/2024/8821891>
35. Howard et al. Searching for MobileNetV3. *IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*, Seoul, Korea (South), 2019, 1314–1324. <https://doi.org/10.1109/ICCV.2019.00140>
36. Dosovitskiy A., Beyer L., Kolesnikov A., Weissenborn D., Zhai X., et al. An Image is Worth 16x16 Words: Transformers for Image Recognition at Scale. *International Conference on Learning Representations (ICLR)*, 2021. URL: <https://openreview.net/forum?id=YicbFdNTTy>
37. Yu W. et al. A Survey on the Edge Computing for the Internet of Things. *IEEE Access*, 2018, Vol. 6, 6900–6919. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2778504>
38. Bonomi F., Milito R., Zhu J., Addepalli S. Fog Computing and Its Role in the Internet of Things. *Proceedings of the First Edition of the MCC Workshop on Mobile Cloud Computing*, 2012, 13–16. <https://doi.org/10.1145/2342509.2342513>
39. Satyanarayanan M., Bahl P., Caceres R., Davies N. The Case for VM-Based Cloudlets in Mobile Computing. *IEEE Pervasive Computing*, 2009, Vol. 8 (4), 14–23. <https://doi.org/10.1109/MPRV.2009.82>
40. Chen S., Xu H., Liu D., Hu B., Wang H. A Vision of IoT: Applications, Challenges, and Opportunities with China Perspective. *IEEE Internet of Things Journal*, 2014, Vol. 1 (4), 349–359. <https://doi.org/10.1109/JIOT.2014.2337336>
41. Mao Y., You C., Zhang J., Huang K., Letaief K.B. A Survey on Mobile Edge Computing: The Communication Perspective. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2017, Vol. 19 (4), 2322–2358. <https://doi.org/10.1109/COMST.2017.2745201>
42. Liu Y., Yang C., Jiang L., Xie S., Zhang Y. Intelligent Edge Computing for IoT-Based Energy Management in Smart Cities. *IEEE Network*, 2019, Vol. 33 (2), 111–117. <https://doi.org/10.1109/MNET.2019.1800254>
43. Zhang X., Wang Y., Lu S., Liu L., Xu L., Shi W. OpenEI: An Open Framework for Edge Intelligence. *IEEE 39th International Conference on Distributed Computing Systems (ICDCS)*, Dallas, TX, USA, 2019, 1840–1851. <https://doi.org/10.1109/ICDCS.2019.00182>

44. Hong C.H., Varghese B. Resource Management in Fog/Edge Computing: A Survey on Architectures, Infrastructure, and Algorithms. *ACM Computing Surveys*, 2019, Vol. 52 (5), 1–37. <https://doi.org/10.1145/3326066>
45. Premsankar G., Di Francesco M., Taleb T. Edge Computing for the Internet of Things: A Case Study. *IEEE Internet of Things Journal*, 2018, Vol. 5 (2), 1275–1284. <https://doi.org/10.1109/JIOT.2018.2805263>

Отримано / Received: 16.06.2025

O.M. GOLOVIN, PhD (Engineering), Leading Researcher,
Glushkov Institute of Cybernetics of the NAS of Ukraine,
40, Hlushkova Akad. ave., Kyiv, 03187, Ukraine
<https://orcid.org/0000-0002-0279-812X>
o.m.golovin.1@gmail.com

N.O. SAPUNOVA, Junior Researcher,
Glushkov Institute of Cybernetics of the NAS of Ukraine,
40, Hlushkova Akad. ave., Kyiv, 03187, Ukraine
<https://orcid.org/0009-0009-1553-1369>
sapunova2008@gmail.com

EVOLUTION OF VIDEO SURVEILLANCE SYSTEMS: FROM ANALOG CAMERAS TO INTELLIGENT VIDEO ANALYTICS SYSTEMS BASED ON EDGE COMPUTING

Introduction. Video surveillance systems have undergone significant evolution from primitive analog devices to highly intelligent networks with distributed computing and video analytics. Current industry development is characterized by the implementation of edge computing concept, which fundamentally changes architectural approaches to building intelligent video analytics systems. Unlike traditional centralized video data processing on remote servers, the edge computing paradigm involves transferring computational processes directly to surveillance cameras and local edge devices.

The purpose of the paper is a comprehensive analysis of the evolution of video surveillance systems from analog technologies to modern intelligent solutions based on edge computing, identification of key technological innovations, and forecasting promising development directions with particular attention to comparative analysis of traditional centralized approaches and edge computing technology.

Methods. The research is based on systematic analysis of historical stages of video surveillance systems development, comparative analysis of architectural solutions and functional capabilities of different generations of video analytics systems, study of artificial intelligence algorithms evolution and assessment of edge computing advantages over centralized approaches.

Results. Four main evolutionary stages were identified: analog systems era (1950–1990), digital revolution (1990–2010), cloud era (2010–2018) and edge computing era (2018–present). It was demonstrated that edge computing provides significant network traffic reduction, latency minimization, energy efficiency improvement and personal data protection compared to traditional approaches.

Conclusions. The evolution of video surveillance systems is characterized by paradigmatic changes from centralized to decentralized data processing. Edge computing forms the foundation for a new generation of solutions that combine high functionality, energy efficiency, and privacy protection. Future development is associated with convergence of 5G/6G technologies, augmented reality and Internet of Things.

Keywords: *video surveillance, video analytics, edge computing, artificial intelligence, computer vision, deep learning, neural networks, distributed systems, decentralized data processing, computational efficiency.*