

О. М. КОНДРАТОВ, В. П. СЕВЕРИН, Д. К. ПОПАЗОВ, С. М. ЛЮБАРСЬКИЙ, О. М. НИКУЛІНА

АНАЛІЗ МЕТОДІВ ОБЧИСЛЮВАЛЬНОГО ІНТЕЛЕКТУ ДЛЯ МОДЕЛЮВАННЯ, ІДЕНТИФІКАЦІЇ, ОПТИМІЗАЦІЇ СИСТЕМ ТА ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ

Проаналізовано новітні методи та інструменти обчислювального інтелекту, що знайшли широке застосування в різних сферах, зокрема в інформаційних управляючих системах, системах підтримки прийняття рішень, а також у процесах моделювання та дистанційної ідентифікації динамічних систем. Особливу увагу приділено методам, таким як HunyuanVideo, emg2pose, StableAnimator, DEYO, YOLOv11, YOLO-NAS, SynCamMaster, FlowNet, Momentum-GS, Liger-Kernel, Stereo Anywhere та Neural Attention Memory Models. Аналіз показує великий потенціал цих технологій для вдосконалення наявних рішень у сфері обчислювального інтелекту. HunyuanVideo використовує дифузійні моделі для генерації відео, що дозволяє значно покращити візуалізацію та динаміку, водночас зменшуючи вимоги до обчислювальних потужностей. Метод emg2pose та StableAnimator забезпечують високу точність та гнучкість, що особливо важливо для реального часу в системах підтримки прийняття рішень. Із застосуванням технологій, таких як DEYO та YOLOv11, вдалося підвищити швидкість і точність виявлення об'єктів, що має важливе значення для безпеки та моніторингу відео потоків у реальному часі. Методи FlowNet і FlowNet 2.0 для оцінки оптичного потоку дозволяють точно відстежувати рух об'єктів, що значно підвищує точність в обробці динамічних сцен. SynCamMaster забезпечує синхронізацію відео з різних точок зору, що відкриває нові можливості для відновлення 3D-сцен, що демонструється через використання таких технологій, як Momentum-GS. Водночас, спеціалізовані стратегії, такі як Liger-Kernel, активно застосовуються для підвищення ефективності в складних умовах автономних транспортних засобів і робототехніки. Розглянуто необхідність оптимізації обчислювальних процесів для інтеграції цих методів в реальні системи, з акцентом на забезпечення високої точності і швидкості роботи технологій в умовах обмежених ресурсів. Використання цих технологій дозволить створювати інноваційні підходи до вирішення складних задач у реальному часі, що значно покращить ефективність і точність існуючих систем. Таблиці, що додаються, демонструють важливість інтеграції нових технологій у різноманітні сфери досліджень.

Ключові слова: дистанційна ідентифікація динамічних об'єктів, виявлення об'єктів, оптичний потік, ідентифікація швидкості, глибоке навчання, згорткові нейронні мережі, обробка, відео, система підтримки рішень, обчислювальний інтелект.

O. KONDRATOV, V. SEVERYN, D. POPAZOV, S. LIUBARSKYI, O. NIKULINA

ANALYSIS OF COMPUTATIONAL INTELLIGENCE METHODS FOR MODELING, IDENTIFICATION, OPTIMIZATION OF SYSTEMS AND DECISION SUPPORT

The latest methods and tools of computational intelligence that have found widespread application in various fields, including information control systems, decision support systems, as well as modeling and remote identification of dynamic system, have been analyzed. Special attention is given to methods such as HunyuanVideo, emg2pose, StableAnimator, DEYO, YOLOv11, YOLO-NAS, SynCamMaster, FlowNet, Momentum-GS, Liger-Kernel, Stereo Anywhere, and Neural Attention Memory Models. The analysis shows the great potential of these technologies for improving existing solutions in the field of computational intelligence. HunyuanVideo uses diffusion models for video generation, significantly improving visualization and dynamics while reducing computational power requirements. The emg2pose and StableAnimator methods provide high precision and flexibility, which are especially important for real-time decision support systems. The application of technologies such as DEYO and YOLOv11 has improved the speed and accuracy of object detection, which is crucial for security and real-time video stream monitoring. The FlowNet and FlowNet 2.0 methods for optical flow estimation allow precise tracking of object motion, significantly improving the accuracy in dynamic scene processing. SynCamMaster synchronizes video from different viewpoints, opening up new opportunities for 3D scene reconstruction, demonstrated through the use of technologies like Momentum-GS. At the same time, specialized strategies such as Liger-Kernel are actively applied to enhance efficiency in complex environments like autonomous vehicles and robotics. The necessity of optimizing computational processes for integrating these methods into real-world systems is discussed, with a focus on ensuring high precision and speed of technology operation under resource constraints. The use of these technologies will enable the creation of innovative approaches to solving complex real-time problems, significantly improving the effectiveness and accuracy of existing systems. The included tables demonstrate the importance of integrating new technologies into various research fields.

Keywords: remote identification of dynamic objects, object detection, optical flow, speed identification, deep learning, convolutional neural networks, processing, video, decision support system, computational intelligence.

Вступ. Сучасні розробки у сфері обчислювального інтелекту активно втілюються в різноманітних сферах від інформаційних управляючих систем до систем підтримки прийняття рішень, моделювання та дистанційної ідентифікації динамічних систем.

Методи штучного інтелекту (ШІ) проаналізовані у багатьох роботах, де підкреслюється їх роль у розвитку адаптивних систем, здатних реагувати на зміни в навколишньому середовищі, а також у створенні нових підходів до вирішення складних задач, таких як прогнозування, класифікація та оптимізація [1, 2]. ШІ дозволяє ефективно обробляти великі обсяги даних, що суттєво підвищує точність рішень, зокрема в таких галузях, як медицина, енергетика, матеріалознавство та автоматизація.

Важливим аспектом є інтеграція ШІ з іншими обчислювальними методами, що дозволяє створювати багатофункціональні моделі для розв'язання міждисциплінарних проблем і розробки інтелектуальних систем для управління складними процесами [1, 2].

Розглянуто сучасні алгоритми ШІ, такі як пошук горобців, гібридна оптимізація метеликів, ліс ізоляції на основі механізму уваги, ідентифікація надмірності на основі кластеризації, градієнтно-підсилене регресійне дерево для прогнозування геотермального теплового потоку, методи на основі векторів підтримки, рішення для моделювання хаотичної поведінки, використання багатомодельних підходів для розпізнавання та класифікації, оцінка якості генеративних моделей, моделі прогнозування

поведінки користувачів, підкріплювальне навчання та методи класифікації для моделювання й оптимізації складних систем та багато інших [1]. Особливу увагу приділено застосуванню машинного навчання в матеріалознавстві для прогнозування властивостей матеріалів, що дозволяє проводити високошвидкісні та ефективні симуляції. Ці підходи значно перевершують традиційні методи молекулярної динаміки.

У сфері енергетики застосування обчислювальних методів спрямоване на оптимізацію процесів виробництва енергії та розробку нових матеріалів для акумуляторів. Наприклад, використання нейронних мереж для прогнозування ефективності фотоелементів або алгоритмів оптимізації для покращення теплових характеристик матеріалів. Інноваційні підходи до виробництва гнучких матеріалів з негативною провідністю мають перспективи для використання в системах екранування та накопичення енергії.

ШІ також стає ключовим елементом у створенні автономних систем, здатних адаптуватися до змін середовища. Це включає розробку систем розпізнавання образів, наприклад, для контролю температури в промислових процесах або аналізу стану матеріалів у реальному часі.

Гібридні алгоритми, такі як алгоритм пошуку горобців, значно підвищують точність прогнозування. Високопродуктивні обчислення дозволяють вирішувати масштабні задачі, зокрема оптимізацію енергетичних систем у реальному часі. Це забезпечує ефективність і точність у складних процесах. Таким чином, інтеграція ШІ та обчислювальних методів відкриває нові горизонти для аналізу, моделювання та оптимізації складних систем, створюючи основу для розробки інтелектуальних рішень у багатьох галузях науки і техніки [2]. Перспективними напрямками є подальше дослідження методів навчання з підкріпленням, а також розробка мультидисциплінарних підходів, що включають фізичні, математичні та інженерні аспекти [1, 2].

В останній час розроблено багато ефективних методів обчислювального інтелекту, які відрізняються сферами застосування та особливостями й можуть бути застосовані для розв'язання широкого кола практичних задач. В напрямі інформаційних систем і технологій актуальна проблема детального аналізу можливостей найновіших методів обчислювального інтелекту для взаємопов'язаних напрямків моделювання, ідентифікації, оптимізації динамічних систем та підтримки прийняття рішень. Тому для порівняльного аналізу використання методів обчислювального інтелекту для вказаних напрямків обрані методи: HunyuanVideo [3], emg2pose [4], StableAnimator [5], DEYO [6], і YOLOv11 [7], YOLO-Neural Architecture Search (NAS) [8], SynCamMaster [9], FlowNet [10-11], Momentum-GS [12], Liger-Kernel [13], Stereo Anywhere [14] та система Neural Attention Memory Models [15], які мають потужний потенціал

для вдосконалення технологій у зазначених областях, що демонструється в результатах сучасних досліджень та їхніх застосуваннях у реальних системах [2, 16].

Мета і задачі дослідження. Метою дослідження є аналіз сучасних методів та систем обчислювального інтелекту для їх використання в напрямках:

1) моделювання та оптимізація інформаційних управляючих систем на основі обчислювального інтелекту (МОІУСООІ);

2) моделі, методи та інформаційна технологія дистанційної ідентифікації параметрів динамічних об'єктів (ММІТДІПДО) [2, 16];

3) інтелектуальні системи підтримки прийняття рішень для оптимізації процесів керування (ІСППРОПК).

На основі вищезгаданих методів можна визначити ряд актуальних наукових задач:

1) оптимізація обчислювальних процесів, що полягає в ефективному застосуванні квантизаційно-обізнаних модулів та гібридних архітектур для зменшення обчислювальних витрат при забезпеченні високої точності;

2) моделювання та аналіз складних систем на основі застосування методів синхронізованого відео для створення точних симуляцій складних систем, таких як транспортні потоки чи роботизовані платформи;

3) удосконалення процесів ідентифікації та відновлення, визначення підходів, що забезпечують найбільшу точність при ідентифікації об'єктів на основі відео та відновленні 3D-сцен з врахуванням обмежень обчислювальних ресурсів;

4) інтеграція глибокого навчання в системи реального часу, забезпечення інтеграції передових методів, таких як FlowNet та Liger-Kernel, для забезпечення роботи в реальному часі в складних умовах управління та підтримки прийняття рішень.

Значним викликом є ефективне використання технологій обчислювального інтелекту для вирішення задач в реальних системах, таких як моніторинг об'єктів, відновлення 3D-сцен та управління транспортними потоками. Для цього необхідно оптимізувати обчислювальні процеси та інтегрувати передові методи ШІ для досягнення високої точності та швидкості виконання.

Дослідження таких систем потребує розвитку нових підходів для забезпечення точних прогнозів і підтримки рішень у реальному часі.

Таким чином, інтеграція обчислювального інтелекту в сучасні технології відкриває нові горизонти для покращення управління, прогнозування та оптимізації процесів у багатьох сферах.

Короткий опис методів. У табл. 1 наведено обрані для дослідження методи та їх загальний опис, особливості та сфери застосування.

Таблиця 1 – Методи та їх загальний опис, особливості, сфера застосування

Методи	Загальний опис	Особливості	Сфера застосування
HunyuVideo	Аналіз відеоданих для моніторингу та оптимізації систем.	Підтримка великих обсягів даних, інтеграція із III.	Моніторинг процесів, аналіз поведінки об'єктів, контроль ситуацій у реальному часі.
emg2pose	Конвертація електроміографічних даних у пози користувача чи об'єкта.	Використання біометричних даних, висока точність розпізнавання рухів.	Аналіз рухів, медичні системи, спортивний аналіз, керування через жести.
StableAnimator	Інструмент для створення анімації складних процесів.	Анімовані візуалізації, підтримка симуляційних даних.	Візуалізація, навчання, симуляція сценаріїв.
DEYO	Система детекції об'єктів у реальному часі.	Висока швидкість обробки, ефективне виявлення об'єктів навіть у складних умовах.	Системи безпеки, аналіз потокових даних, ідентифікація цілей.
YOLOv11	Сучасна версія моделі для швидкого виявлення об'єктів.	Швидкість, компактність, висока точність навіть для дрібних об'єктів.	Автономний транспортні засоби, промислові системи, аналіз відеопотоків.
YOLO-NAS	Покращений алгоритм виявлення об'єктів з інтеграцією NAS.	Оптимізована архітектура, ефективність у використанні ресурсів.	Робототехніка, автоматизовані системи спостереження, контроль виробничих процесів.
SynCamMaster	Генерація синтетичних даних для моделювання та навчання моделей.	Створення штучних даних, масштабованість.	Навчання моделей, перевірка алгоритмів, симуляція реальних ситуацій.
FlowNet	Аналіз оптичного потоку для оцінки руху об'єктів.	Висока точність оцінки руху, підтримка реального часу.	Моніторинг, візуалізація руху, аналіз відеопотоків.
FlowNet 2.0	Покращена версія FlowNet з більш високою точністю та ефективністю.	Багаторівневий аналіз руху, адаптація до різних умов.	Аналіз складних рухів у відео, високоточний контроль у виробничих процесах.
Momentum-GS	Моделі аналізу динамічних характеристик траєкторій об'єктів.	Використання імпульсних моделей, точність для динамічних систем.	Автономні системи керування, симуляція руху об'єктів, оптимізація маршрутів.
Liger-Kernel	Ядро для оптимізації процесів у моделях III.	Гнучкість, сумісність із різними типами даних.	Побудова адаптивних рішень, оптимізація систем керування.
Stereo Anywhere	Технологія аналізу стереоскопічних зображень для оцінки глибини та дистанції.	Робота з 3D-зображеннями, точне визначення глибини.	Робототехніка, системи автоматичного водіння, аналіз будівельних структур.
Neural Attention Memory Models	Моделі з нейронною пам'яттю для контекстного аналізу даних.	Збереження важливої інформації, контекстна релевантність.	ІСППРОПК, рекомендації, аналіз даних великого обсягу.

Метод HunyuVideo є важливим внеском у обчислювальний інтелект завдяки використанню дифузійних моделей для генерації відео, забезпечуючи високу якість візуалізації, збереження динаміки рухів і текстуро-відео узгодження, що дозволяє знижувати витрати на обчислювальні ресурси та застосовувати технологію у різних умовах [3].

Метод emg2pose використовує поверхневу електроміографію (sEMG) для сенсорної інтеграції та високоточного контролю в інтелектуальних системах управління, забезпечуючи адаптивність до змін умов, моніторинг та ідентифікацію рухів, а також аналіз параметрів динамічних об'єктів у реальному часі [4].

StableAnimator. StableAnimator використовує глибинне навчання та дифузійні моделі, застосовуючи розв'язання рівняння Гамільтона-Якобі-Беллмана (HJB) для високоточних анімацій та покращення систем підтримки прийняття рішень через узгодженість просторово-часових характеристик [5].

DEYO, YOLOv11, YOLO-NAS. DEYO поєднує методи DETR та YOLO для ефективного детектування об'єктів у реальному часі, YOLOv11 вдосконалює візуальне розпізнавання з покращеними механізмами уваги та мультизадачності, а YOLO-NAS оптимізує

точність і швидкість виконання завдяки квантизаційно-обізнаним модулям та автоматичному проектуванню архітектури [2, 6-8, 16].

SynCamMaster є методом синхронізованої генерації відео з різних точок зору, який використовує модифікацію попередньо натренованої моделі text-to-video для точного моделювання складних систем і аналізу динаміки об'єктів [9].

FlowNet і FlowNet 2.0 є методами для оцінки оптичного потоку, які точно визначають рух об'єктів між кадрами відео, що корисно для задач дистанційної ідентифікації та моделювання інформаційно-управляючих систем [10-11].

Momentum-GS є підходом для відновлення великих 3D-сцен, що поєднує гібридні представлення та імпульсну самодистилляцію, забезпечуючи високі результати, просторову узгодженість та ефективне використання обчислювальних ресурсів [12].

Liger-Kernel оптимізує обчислення за допомогою злиття операцій і спеціалізованих ядер, знижуючи затримки обчислень, що важливо для реальних систем, таких як автономні транспортні засоби чи роботизовані платформи [13].

Stereo Anywhere поєднує традиційну стереогеометрію з сучасними глибокими моделями для оцінки глибини в складних умовах, забезпечуючи високу точність в різноманітних сценаріях [14].

Методи та їх використання за напрямками дослідження. У табл. 2 наведено методи та можливості їх використання за визначеними напрямками дослідження.

Таблиця 2 – Методи та їх використання за напрямками дослідження

Методи та їх використання	Теми		
	МОІУСООІ	ММІТДПДО	ІСППРОПК
HunyuanyVideo	Використання відеоаналітики для моніторингу стану інформаційних систем.	Аналіз відеоданих для дистанційної ідентифікації параметрів об'єктів.	Застосування відеоданих для підтримки прийняття рішень.
emg2pose	Оптимізація управління системами на основі аналізу рухів.	Ідентифікація динамічних об'єктів за допомогою аналізу поз.	Використання рухів як додаткового параметра для прийняття рішень.
StableAnimator	Анімовані візуалізації для моделювання процесів управління.	Візуалізація дистанційно ідентифікованих параметрів.	Візуалізація сценаріїв прийняття рішень.
DEYO, YOLOv11, YOLO-NAS	Моделі виявлення об'єктів для автоматизованого управління.	Використання для ідентифікації об'єктів у реальному часі.	Аналіз об'єктів як частина підтримки рішень.
SynCamMaster	Моделювання віртуального середовища для тестування систем.	Синтетичні дані для ідентифікації параметрів.	Симуляція сценаріїв прийняття рішень.
FlowNet, FlowNet 2.0	Аналіз потоку даних для оптимізації систем.	Використання потокового аналізу для ідентифікації динаміки об'єктів.	Потокові дані як основа прийняття рішень.
Momentum-GS	Аналіз траєкторій для оптимізації керуючих систем.	Розрахунок імпульсів для ідентифікації.	Використання динамічних характеристик для рішень.
Liger-Kernel	Ядра для побудови оптимізованих систем.	Адаптивні моделі для ідентифікації об'єктів.	Побудова гнучких рішень.
Stereo Anywhere	Стереоскопічний аналіз для моделювання.	Дистанційна ідентифікація за допомогою стереозображень.	Використання стереоаналізу в підтримці рішень.
Neural Attention Memory Models	Моделювання систем з акцентом на релевантних даних.	Використання пам'яті для точного визначення параметрів.	Оптимізація рішень завдяки контекстному аналізу.

HunyuanyVideo. Для МОІУСООІ HunyuanyVideo представляє значний внесок у сферу обчислювального інтелекту завдяки використанню дифузійних моделей для генерації відео. Цей підхід базується на масштабованій архітектурі, що забезпечує високу якість візуалізації, динаміки руху та текстово-відео узгодження. Модель оптимізована для ефективного використання обчислювальних ресурсів через вдосконалені стратегії навчання, що дозволяє знизити витрати на апаратне забезпечення. У контексті інформаційних управляючих систем, HunyuanyVideo може бути використана для моделювання складних динамічних сценаріїв, симуляцій процесів або створення мультимедійних середовищ для підтримки прийняття рішень [3].

Для ММІТДПДО HunyuanyVideo демонструє потенціал у створенні відео з високою точністю відображення динамічних процесів, що має пряме застосування для дистанційної ідентифікації. Завдяки можливості роботи з масштабними наборами даних і генерації реалістичних рухів, метод може бути адаптований для виявлення та аналізу параметрів динамічних об'єктів на основі відеоданих. Наприклад, у системах відеоспостереження чи моніторингу складних об'єктів HunyuanyVideo може підтримувати

автоматичну генерацію й аналіз контенту для підвищення точності виявлення.

Для ІСППРОПК інтеграція таких моделей, як HunyuanyVideo, у системи підтримки прийняття рішень може істотно покращити візуалізацію сценаріїв і підготовку даних для аналізу. Особливості моделі, включаючи текстово-відео узгодження та автоматичний поділ сцен, роблять її цінним інструментом для створення інтерактивних платформ, які допомагають аналізувати складні сценарії та приймати оптимальні рішення. Наприклад, її можна використовувати для тренування операторів, симуляції кризових ситуацій чи аналізу поведінкових сценаріїв.

Відкритий код. Зменшує розрив між комерційними й дослідницькими спільнотами, сприяючи інноваціям. Масштабованість. Підтримує роботу з великими обсягами даних, забезпечуючи високу ефективність. Якість генерації. Переважає багато закритих моделей у візуалізації та динаміці. Різноманіття застосувань. Підтримка створення відео з тексту, відео до аудіо й інших завдань.

HunyuanyVideo є революційною технологією, яка має застосування в МОІУСООІ, ММІТДПДО, ІСППРОПК.

Emg2pose. Для МОЙСООІ забезпечує нові можливості сенсорної інтеграції для розробки високоточного контролю. Поверхнева електроміографія (sEMG) дозволяє вимірювати електричні сигнали, що генеруються м'язами, і перетворювати їх у пози рук у реальному часі. Це вдосконалює точність і надійність систем управління. Високу адаптивність до умов використання завдяки великій кількості зібраних даних (193 користувачі, 370 годин записів). Це сприяє створенню універсальних моделей, здатних до генералізації. Реалізація в реальному часі, яка є ключовою для інтерактивних систем, таких як системи управління роботами або адаптивні інтерфейси [4].

Для ММІТДПДО sEMG як основа для ідентифікації рухів. Метод використовує 16-канальні sEMG-сенсори для ідентифікації позицій рук, аналізуючи активність м'язів у режимі реального часу. Віддалена ідентифікація. Завдяки сенсорній технології sEMG та алгоритмам аналізу великих даних, можна виявляти рухи без необхідності візуального контакту (як у комп'ютерному зорі), що усуває проблеми з затемненням чи поганим освітленням. Набір даних emg2pose забезпечує тренування моделей для роботи з новими користувачами та змінами розташування сенсорів, що важливо для оптимізації віддаленої ідентифікації.

Для ІСППРОПК універсальність і гнучкість emg2pose дозволяє створювати системи підтримки прийняття рішень, що враховують індивідуальні особливості користувачів (анатомія, положення сенсорів). Застосування машинного навчання. Включає конкурентоспроможні базові моделі, які використовують сучасні архітектури (LSTM, 3D Convolutional Networks). Це дозволяє ефективно інтегрувати рішення в інтелектуальні системи. Інтерфейси людина-комп'ютер. Сприяє розвитку природних способів взаємодії з системами (наприклад, у AR/VR), що підвищує ефективність роботи. Найбільший відкритий набір даних для sEMG з високою якістю та деталізацією. Реалізація в реальному часі. Важливо для інтерактивних і динамічних систем. Моделі здатні враховувати анатомічні та поведінкові відмінності користувачів. Залежність від якісного обладнання. Потреба у високотехнологічних сенсорах (sEMG-RD), що може обмежити застосування у деяких середовищах. Складність генералізації. Незважаючи на масштабність даних, існують труднощі з узагальненням на нові рухи чи нестандартні сценарії.

StableAnimator. Для МОЙСООІ StableAnimator використовує методи глибинного навчання та дифузійні моделі, які є прикладами обчислювального інтелекту, для створення високоякісної анімації. Це демонструє інтеграцію оптимізаційних процесів, таких як рішення рівняння Гамільтона-Якобі-Беллмана (HJB), для досягнення балансу між якістю зображення та збереженням ідентичності. Оптимізація процесу дифузії за допомогою розв'язання HJB-рівняння. Інноваційні архітектурні модулі, як-от

глобальний контент-орієнтований Face Encoder та Distribution-aware ID Adapter, які покращують узгодженість між просторовими та часовими характеристиками.

Для ММІТДПДО StableAnimator використовує дані зображення та послідовності поз для віддаленої ідентифікації динамічних параметрів (пози, рухи). Метод базується на адаптивних вбудованих представленнях, що інтегрують інформацію про обличчя та фон для забезпечення точності анімації. Використання Arcface для обчислення ембедінгів обличчя. Інтеграція просторово-часових характеристик для уникнення спотворень динамічних параметрів. Забезпечення високої ідентичності анімованих кадрів за допомогою узгодження характеристик через адаптацію розподілу.

Для ІСППРОПК метод демонструє застосування інтелектуальних рішень у контексті керування процесами анімації, де кожний етап обробки інтегрує автоматизоване прийняття рішень для оптимізації вихідного результату. Контроль генерації через багаторівневу оптимізацію ембедінгів. Інтеграція адаптивного моделювання через обмеження дифузійного шляху з використанням HJB-рівняння. Використання метрик, таких як CSIM і FVD, для оцінювання ідентичності та якості відео [5].

DEYO (DETR with YOLO). Для МОЙСООІ DEYO оптимізує процес навчання та детектування об'єктів завдяки унікальній "пошаговій" стратегії тренування, яка. Використовує вже наперед підготовлену мережу YOLO для генерації високоякісних початкових параметрів, зменшуючи залежність від великих обсягів додаткових даних. Знижує витрати на обчислювальні ресурси, забезпечуючи тренування другої фази лише на 8 ГБ VRAM. Це дозволяє використовувати метод у реальному часі, навіть на обмежених апаратних ресурсах. Досягає швидкості 497 FPS (DEYO-tiny) та високої точності, що ідеально підходить для управління системами реального часу. Ця ефективність може бути застосована в моделях систем керування, де потрібна швидка і точна ідентифікація об'єктів у складних умовах. Для ММІТДПДО DEYO забезпечує точну локалізацію об'єктів у реальному часі, що критично для. Моніторингу динамічних об'єктів у віддалених системах (наприклад, у безпілотних апаратах або автономному транспорті). Використання багатомасштабних ознак YOLO для підвищення якості детектування в складних сценах. Відсутність потреби у післяобробці (Non-Maximum Suppression) забезпечує стабільність швидкості роботи, навіть у складних умовах, таких як аналіз натовпу (наприклад, CrowdHuman).

Для ІСППРОПК DEYO може стати основою для інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень. Інтеграція високоточних прогнозів об'єктів у системи прийняття рішень дозволяє автоматизувати процеси, що потребують високої швидкості реакції.

Використання трансформерної архітектури для оптимізації передбачень сприяє зменшенню

складності аналізу та підвищенню якості ухвалених рішень. Пропонує інструменти для створення адаптивних моделей, що працюють у реальному часі з мінімальними затримками [6].

YOLOv11. Для МОЙСООІ YOLOv11 може бути використаний для побудови високопродуктивних інформаційних управляючих систем, особливо у задачах, пов'язаних з візуальним розпізнаванням та аналізом. Завдяки різним моделям (nano до extra-large), YOLOv11 можна інтегрувати в системи з різними ресурсними обмеженнями, включаючи IoT-пристрої та високопродуктивні сервери. Ця властивість сприяє оптимізації систем управління, що потребують реального часу, таких як робототехнічні системи чи автономні транспортні засоби. Архітектурні інновації. Нові блоки (C3k2, SPPF, C2PSA) забезпечують кращу обробку та витягування ознак, що сприяє більш точному прийняттю управлінських рішень у складних умовах. Покращені механізми уваги. C2PSA дозволяє моделі фокусуватися на критичних ділянках зображення, що є важливим для точного аналізу динамічних об'єктів. Для ММІТДПДО YOLOv11 є перспективним інструментом для дистанційної ідентифікації параметрів динамічних об'єктів. Продуктивність у реальному часі. Наномодель YOLOv11 забезпечує високу швидкість обробки кадрів (FPS) при незначному збільшенні кількості параметрів, що ідеально підходить для мобільних платформ або дронів. Мультизадачність. YOLOv11 підтримує сегментацію, класифікацію та оцінку позицій об'єктів, що робить його універсальним для комплексних динамічних сценаріїв. Покращена здатність до обробки складних візуальних даних. Інтеграція механізмів просторової уваги покращує точність навіть для частково закритих чи складних об'єктів. Для ІСППРОПК YOLOv11 може слугувати ключовим елементом у побудові інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень. Підтримка різних сценаріїв. Завдяки універсальності, YOLOv11 може використовуватись у різних галузях, від автоматизації промисловості до систем безпеки. Оптимізація управління. Модель здатна забезпечити швидкий і точний аналіз візуальної інформації, що дозволяє системам підтримки прийняття рішень швидше адаптуватися до змін. Імплементація в реальних умовах. Поліпшення продуктивності та багатозадачності дозволяє інтегрувати YOLOv11 у рішення для складних операційних середовищ, таких як контроль за транспортом чи медичні аналізи [7].

YOLO-NAS. Є сучасним методом для виявлення об'єктів, який поєднує в собі автоматичне проектування архітектури, високу точність, продуктивність та ефективність обчислень. Цей метод, розроблений компанією Deci. Квантизаційно-обізнані модулі (Quantization Aware Modules). Використання модулів QSP та QCI, що забезпечують мінімізацію втрат точності під час післятренувальної квантизації (Post-Training Quantization, PTQ). Ці модулі

дозволяють ефективно виконувати обчислення з низькою розрядністю (8-bit), що особливо корисно для пристроїв з обмеженими ресурсами, таких як роботи чи IoT-пристрої. Автоматичне проектування архітектури (AutoNAC). AutoNAC дозволяє адаптувати архітектуру моделі до конкретних завдань, включаючи вимоги до продуктивності, апаратного забезпечення та середовища виконання. Забезпечує оптимальний баланс між затримкою (latency) та пропускну здатністю (throughput). Гібридна квантизація. Методика дозволяє вибірково квантизувати частини моделі, балансує між затримкою обчислень та точністю розпізнавання. Це підвищує ефективність у задачах реального часу, таких як виявлення динамічних об'єктів у транспортних системах чи логістиці. Попереднє тренування на великих наборах даних. Модель навчалась на наборах Objects365 (2 мільйони зображень, 365 категорій) та COCO, що дозволило отримати високий рівень узагальнення для реальних сценаріїв. Архітектурні інновації. Інтеграція блоків RepVGG забезпечує сумісність із квантизаційними підходами, підвищуючи гнучкість у використанні різних апаратних платформ. Створено три архітектури (YOLO-NASS, YOLO-NASM, YOLO-NASL), які відрізняються глибиною і розташуванням блоків QSP та QCI. Прецизійні варіанти (FP32, FP16, INT8). Підтримка різних форматів з плаваючою комою дозволяє ефективно працювати як на високопродуктивних серверах, так і на мобільних пристроях.

Для МОЙСООІ завдяки високій швидкості обробки та можливості роботи на обмежених пристроях, YOLO-NAS може використовуватись для аналізу інформаційних потоків, виявлення змін у режимах роботи системи та управління складними процесами.

Для ММІТДПДО метод забезпечує високу точність у виявленні дрібних об'єктів і покращену локалізацію, що критично для задач моніторингу транспортних систем, дронів чи інших мобільних платформ.

Для ІСППРОПК YOLO-NAS може інтегруватись у системи підтримки прийняття рішень, забезпечуючи швидке та точне виявлення об'єктів для підвищення ефективності управлінських процесів, наприклад у промисловості, охороні чи логістиці [8].

SynCamMaster. SynCamMaster є методом, який дозволяє синхронізовану генерацію відео з різних точок огляду. Це досягається за допомогою модифікації попередньо натренованої моделі text-to-video. Даний метод знаходить застосування у віртуальному знімальному процесі, забезпечуючи динамічну та геометричну узгодженість між різними перспективами.

Для МОЙСООІ методи, подібні SynCamMaster, можуть бути використані для моделювання сценаріїв керування. Генерація багатокамерних відео дозволяє створювати симуляції складних систем, забезпечуючи огляд з різних точок зору. Узгодженість між точками

зору забезпечує точність моделювання і прийняття рішень.

Для ММІТДПДО Ідентифікація динамічних об'єктів. Система здатна генерувати багатокамерні відео, що дозволяє аналізувати динаміку об'єкта з декількох ракурсів. Розширення баз даних для тренування. Гібридний підхід до навчання з використанням віртуального рендерингу допомагає створювати навчальні набори для алгоритмів ідентифікації.

Для ІСППРОПК Візуалізації сценаріїв. Генерація відео з різних точок дозволяє оцінювати наслідки управлінських рішень у динаміці. Переваги SynCamMaster. Аналізу даних. Геометрично узгоджені відео сприяють кращому розумінню складних систем. Інтеграція з існуючими моделями. Plug-and-play модуль дозволяє легко розширювати можливості текстово-відео моделей. Узгодженість між перспективами. Модуль синхронізації забезпечує стабільність і точність між різними точками огляду. Гібридний підхід до навчання. Поєднання реальних даних з віртуальними дозволяє покращити генерацію відео в різних умовах [9].

FlowNet. Для MOIUCOOI FlowNet показує, як методи обчислювального інтелекту, зокрема нейронні мережі, можуть бути використані для оптимізації систем обробки зображень.

Архітектура FlowNet. Метод пропонує дві архітектури. FlowNetSimple — стандартна нейромережа, що приймає два зображення як вхід та самостійно вирішує, як отримувати інформацію про рух. FlowNetCorr — архітектура з додатковим "кореляційним шаром", який явно порівнює відповідні області двох зображень. Це нагадує процес знаходження відповідей між точками в класичних методах. Вплив архітектури на продуктивність. Включення кореляційного шару покращує здатність мережі навчатися знаходити відповідності між зображеннями, що дозволяє ефективніше моделювати рух між кадрами.

Для ММІТДПДО FlowNet може бути застосований для задач дистанційної ідентифікації об'єктів, які змінюють положення, завдяки здатності точно оцінювати рух між послідовностями зображень. Генерація навчальних даних. Оскільки реальних датасетів для оптичного потоку недостатньо, було створено синтетичний набір даних Flying Chairs, що імітує рухи об'єктів у контрольованих умовах. Хоча ці дані менш реалістичні, вони дозволяють мережам генерувати узагальнені моделі, які демонструють хорошу продуктивність на реальних наборах даних, таких як KITTI або Sintel. Швидкість роботи. Використання FlowNet дозволяє досягати продуктивності до 10 кадрів на секунду, що важливо для реального часу, наприклад, у безпілотних транспортних засобах чи робототехніці.

Для ІСППРОПК методи, подібні до FlowNet, можуть бути інтегровані в системи підтримки рішень для оптимізації керування динамічними об'єктами. FlowNet використовує принцип "кінець-у-кінець"

(end-to-end learning), що дозволяє моделі вчитися на основі великих наборів даних без необхідності ручного налаштування параметрів. Це робить метод універсальним для різних задач. Метод використовує "апконволюційні" шари для збільшення роздільної здатності вихідних карт руху. Це дозволяє інтегрувати як локальну, так і глобальну інформацію.

Підходить для реального часу. Універсальність у застосуванні до різних наборів даних. Можливість інтеграції в системи інтелектуальної підтримки рішень. Потреба у великих наборах навчальних даних для досягнення високої точності [10].

FlowNet 2.0. Ключові переваги FlowNet 2.0. Точність. Архітектура з використанням стекування мереж і шарів врахування малих зміщень дозволяє досягти високої деталізації та зменшення похибки оцінки потоку. Швидкість. Обробка у режимі до 140 кадрів на секунду дозволяє інтегрувати систему у реальні додатки. Гнучкість. Архітектура підтримує широкий спектр завдань, від аналізу великих до малих зміщень, що забезпечує універсальність для різних сценаріїв. Ефективне навчання. Використання різних наборів даних і стратегій тренування значно покращує якість і швидкість роботи моделі.

Для MOIUCOOI FlowNet 2.0 демонструє, як глибоке навчання може бути використане для оцінки оптичного потоку — завдання, яке потребує точного аналізу динаміки об'єктів у відеопослідовностях. Використовуючи архітектуру глибоких нейронних мереж, FlowNet 2.0 вдосконалює попередню версію, додаючи механізми оптимізації, такі як багаторівневі тренувальні набори, стекування мереж та врахування малих зміщень. Ці вдосконалення сприяють підвищенню точності й швидкості обчислень. У контексті моделювання інформаційних управляючих систем FlowNet 2.0 можна розглядати як приклад застосування обчислювального інтелекту для обробки великих масивів даних і забезпечення точного управління рухомими об'єктами.

Для ММІТДПДО FlowNet 2.0 використовує енд-то-енд підхід для ідентифікації параметрів руху об'єктів на основі аналізу пар зображень. Завдяки адаптивному тренуванню та архітектурі з включенням шарів для врахування малих зміщень, модель забезпечує точність навіть для невеликих переміщень і складних реальних умов. У контексті дистанційної ідентифікації це може бути використано для створення систем спостереження та контролю, що дозволяють аналізувати динамічні об'єкти на основі зображень, отриманих із віддалених сенсорів або камер.

Для ІСППРОПК FlowNet 2.0 забезпечує інтерактивну швидкість обробки до 140 кадрів на секунду, що є важливим для реальних систем підтримки прийняття рішень. Завдяки швидкому та точному оцінюванню оптичного потоку, система може бути інтегрована в платформи, які приймають рішення в режимі реального часу, наприклад, в управлінні автономними транспортними засобами чи в системах автоматизованого виробництва. Використання

навчальних наборів із поступовим ускладненням завдань також є ключовим елементом для підвищення адаптивності та точності системи [11].

Momentum-GS. Momentum-GS є новим підходом до відновлення великих 3D-сцен, що базується на комбінуванні гібридних представлень та механізмів самодистиляції з використанням імпульсу (momentum). Цей метод демонструє високі результати у задачах відновлення, оптимізації та управління складними об'єктами. Основні особливості методу. Гібридні представлення. Метод використовує комбінацію явних та неявних характеристик, зокрема щільних воксельних сіток та розріджених 3D-гаусіанів. Це забезпечує високу точність відновлення та ефективність обчислень. Механізм імпульсної самодистиляції. Введено поняття "вчителя" — Gaussian-декодера, який оновлюється з урахуванням імпульсу. Він слугує глобальним орієнтиром для "студентів" — блоків, що навчаються. Кожен блок отримує глобальні вказівки, що сприяє просторовій узгодженості відновленої сцени. Динамічне регулювання ваг блоків залежно від якості їх реконструкції дозволяє приділяти більше уваги слабким ділянкам сцени. Паралельне навчання. Метод знімає обмеження на кількість блоків, які можна обробити одночасно, дозволяючи масштабувати задачі відновлення на обмеженій кількості GPU. Підхід включає періодичний відбір підмножин блоків для розподілу між GPU, що оптимізує використання обчислювальних ресурсів. Адаптивна вага блоків. Запропонована стратегія динамічного зважування блоків ґрунтується на якості їх реконструкції. Це дозволяє коригувати модель у напрямку слабких зон, підвищуючи загальну консистентність сцени.

Для МОІУСООІ Momentum-GS може бути адаптований для побудови моделей складних систем, наприклад, інформаційно-управляючих систем, де важливо зберігати узгодженість між частинами системи.

Для ММІТДПДО метод забезпечує точність і стабільність при аналізі великих об'єктів, наприклад, в задачах моніторингу динамічних об'єктів у реальному часі.

Для ІСППРОПК може бути корисним для моделювання великих та складних сцен, таких як інтерактивні моделі управління [12].

Liger-Kernel. Для МОІУСООІ Liger-Kernel застосовує методи оптимізації GPU-ядер, такі як злиття операцій (operation fusion), що зменшує затримки обчислень і використання пам'яті. Прискорення роботи алгоритмів обчислювального інтелекту. Злиття обчислень у трансформерних моделях дозволяє реалізувати оптимальні стратегії планування та управління в реальному часі. Розробки систем із низьким енергоспоживанням. Ефективне використання пам'яті GPU сприяє зниженню енергоспоживання обчислювальних кластерів.

Для ММІТДПДО Liger-Kernel може бути використана для обробки великої кількості даних в

реальному часі. Оптимізація обчислювальної ефективності для ідентифікації параметрів динамічних об'єктів. Використання RMSNorm і LayerNorm для нормалізації даних забезпечує стабільність алгоритмів, які аналізують вхідні сигнали з сенсорів. Інтеграція алгоритмів дистанційної ідентифікації у великі системи. Використання Triton-оптимізованих ядер для трансформації та аналізу даних, зібраних з динамічних систем (дронів, роботів).

Для ІСППРОПК Прискорення навчання LLM для прийняття рішень. Використання Liger-Kernel знижує обчислювальні витрати, що дозволяє швидше розробляти моделі підтримки прийняття рішень.

Адаптація до різних середовищ обчислень. Завдяки інтеграції з платформами PyTorch, DeepSpeed і Triton, розробники можуть легко адаптувати систему для специфічних потреб, таких як управління виробничими процесами чи аналіз бізнес-даних [13].

Stereo Anywhere. Метод Stereo Anywhere представляє інноваційний підхід до стерео-відповідності, який об'єднує традиційні геометричні принципи стерео з глибокими нейронними моделями Vision Foundation Models (VFMs) для монокулярної оцінки глибини. Ця методика вирішує ключові проблеми сучасних стерео-моделей: обмежена узагальненість в різних сценаріях та труднощі з глибокою ідентифікацією на текстурно-бідних поверхнях, при оклюзіях і на неламбертових поверхнях.

Основні компоненти Stereo Anywhere Метод базується на трьох основних етапах. Екстракція ознак. Мережа використовує попередньо натреновані моделі для отримання ознак з пар зображень та їх глибинних карт, генерованих VFMs. Побудова кореляційних пірамід. Конструюються дві кореляційні об'ємні структури — одна для стерео відповідностей, інша для монокулярних нормалей глибини. Це дозволяє поєднати інформацію про текстуру і геометрію. Ітеративна оцінка диспаритету. Зібрані ознаки використовуються для уточнення карти диспаритету за допомогою новітніх архітектур глибокого навчання. Інновації методу. Злиття монокулярних і стерео сигналів. Метод поєднує дані з VFMs для монокулярної глибини з традиційною стерео-геометрією. Це забезпечує стійкість до оклюзій та текстурно-бідних областей. Нові стратегії збільшення даних. Застосовуються специфічні методи доповнення, які підвищують точність роботи з неламбертовими поверхнями, такими як дзеркала чи прозорі матеріали. Оптичні ілюзії. Створено новий набір даних MonoTrap для оцінки роботи методу в умовах, де традиційні монокулярні моделі зазнають труднощів. Результати та переваги Stereo Anywhere демонструє видатну здатність до узагальнення в нульових-shot умовах, зокрема в ситуаціях. Дзеркальних поверхонь, де звичайні сенсори LiDAR або стерео-системи малоєфективні. Текстурно-бідних регіонів, де традиційні методи не можуть забезпечити точне зіставлення. Перспективних ілюзій, які зазвичай заплутують монокулярні моделі [14].

Для MOIUSOOI відповідає потребам у моделюванні та оптимізації інформаційних управляючих систем для реальних сценаріїв із високою складністю, таких як автономна навігація або розширена реальність.

Для ММІТДПДО може бути прикладом інтеграції.

Для нових ІСППРОПК може слугувати основою.

Neural Attention Memory Models. Метод Neural Attention Memory Models (NAMMs) представляє нову стратегію оптимізації трансформерів шляхом управління їх пам'яттю (KV-кешем). Метою є покращення ефективності трансформерів через відбір найважливіших контекстів у пам'яті моделі, що особливо корисно для задач із великими вікнами контексту. Запропонована модель навченої пам'яті визначає важливість токенів у KV-кеші, відкидаючи найменш значущі. Це враховує важливість токенів на рівні шарів і голів уваги, оптимізуючи роботу трансформера. Оптимізація пам'яті в NAMMs досягається завдяки використанню алгоритмів еволюції, що дозволяє уникати недоліків градієнтного спуску та ефективно управляти даними. Використання матриць уваги трансформера як єдиного входу забезпечує універсальність моделі для різних задач, заснованих на самоувазі. Навчені NAMMs знижують використання пам'яті до 75% без втрати продуктивності та підтримують zero-shot transfer на нові архітектури або домени [15].

Для MOIUSOOI використання NAMMs може значно оптимізувати процеси управління пам'яттю в інтелектуальних системах, знижуючи витрати на обчислення. Це особливо важливо для систем з великим обсягом даних, де необхідно зберігати лише найактуальнішу інформацію для прийняття рішень.

Для ММІТДПДО NAMMs здатні адаптивно виділяти найбільш релевантні характеристики динамічних об'єктів, забезпечуючи високу точність моделювання при зменшенні обсягу контексту. Це дозволяє зосередитись на ключових параметрах, мінімізуючи інформаційний шум.

Для ІСППРОПК завдяки здатності до "нульового переносу" NAMMs можуть бути застосовані для оптимізації процесів керування в різних доменах без необхідності додаткового навчання. Це підвищує ефективність систем підтримки прийняття рішень в умовах невизначеності.

Висновки. Отримані результати підтверджують, що застосування методів обчислювального інтелекту в реальних системах дозволяє значно підвищити рівень адаптивності, точності та ефективності у вирішенні складних завдань. Результати досліджень показують, що інтеграція таких інноваційних технологій у різні сфери, зокрема в аналіз відео, синхронізацію даних та моделювання динамічних об'єктів, дає змогу не тільки покращити функціональність існуючих систем, але й відкрити нові можливості для оптимізації процесів управління. Це сприяє розробці більш ефективних рішень для автономних систем, робототехніки та

інших сфер, де високий рівень точності та швидкості є критичним. Аналіз застосування обчислювального інтелекту у відеоаналізі, синхронізації даних та моделюванні динамічних об'єктів демонструє значний потенціал для оптимізації реальних систем. Інтеграція методів глибокого навчання, синтетичних даних та аналізу рухів забезпечує високу точність та адаптивність систем до змінних умов. Це дозволяє ефективно підтримувати прийняття рішень у складних динамічних середовищах. Інтеграція таких технологій дає можливість значно зменшити обчислювальні витрати та підвищити швидкість виконання завдань у реальному часі, що є важливим аспектом для таких сфер як автономні транспортні засоби та робототехніка.

Використання методів HunyuanVideo та emg2pose дозволяє покращити точність аналізу та прогнозування, зокрема у сфері моніторингу та ідентифікації динамічних об'єктів, що є важливим для оптимізації процесів управління у реальному часі.

Методи StableAnimator і FlowNet здатні надати більш точну та стабільну анімацію та оцінку руху об'єктів, що важливо для моделювання та ідентифікації параметрів у складних системах.

Інтеграція методів YOLOv11, YOLO-NAS і SynCamMaster у системи обробки відео та даних дозволяє значно покращити точність виявлення та відновлення 3D-сцен, що може бути використано для автоматизації ідентифікації об'єктів і забезпечення ефективного керування.

Таким чином, подальший розвиток та впровадження інтегрованих підходів з використанням обчислювального інтелекту в різних сферах дозволяє підвищити ефективність і точність процесів управління, оптимізувати використання обчислювальних ресурсів та створити нові можливості для прийняття рішень у реальному часі.

Список літератури

1. Krzywanski J., Sosnowski M., Grabowska K., Zylka A., Lasek L., Kijo-Kleczkowska A. Advanced Computational Methods for Modeling, Prediction and Optimization—A Review. *Materials*, 2024. 17(14). 3521. URL: <https://doi.org/10.3390/ma17143521> (дата звертання: 13.12.2024)
2. Нікуліна О. М., Северин В. П., Кондратов О. М., Рекова Н. Ю. Аналіз інформаційних технологій для дистанційної ідентифікації динамічних об'єктів. *Вісник НТУ «ХПІ». Серія: Системний аналіз, управління та інформаційні технології*. Харків. НТУ «ХПІ», 2023. № 1 (9). С. 110–115.
3. HunyuanVideo: A Systematic Framework For Large Video. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2412.03603> (дата звертання: 13.12.2024)
4. emg2pose: A Large and Diverse Benchmark for Surface Electromyographic Hand Pose Estimation. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2412.02725> (дата звертання: 13.12.2024)
5. StableAnimator: High-Quality Identity-Preserving Human Image Animation. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2411.17697> (дата звертання: 13.12.2024)
6. DEYO: DETR with YOLO for End-to-End Object Detection. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2402.16370> (дата звертання: 13.12.2024)
7. YOLOv11: An Overview of the Key Architectural Enhancements. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2410.17725> (дата звертання: 13.12.2024)

8. A Comprehensive Review of YOLO Architectures in Computer Vision: From YOLOv1 to YOLOv8 and YOLO-NAS. URL: <https://doi.org/10.3390/make5040083> (дата звертання: 13.12.2024)
9. SynCamMaster: Synchronizing Multi-Camera Video Generation from Diverse Viewpoints. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2412.07760> (дата звертання: 13.12.2024)
10. FlowNet: Learning Optical Flow with Convolutional Networks. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1504.06852> (дата звертання: 13.12.2024)
11. FlowNet 2.0: Evolution of Optical Flow Estimation with Deep Networks. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1612.01925> (дата звертання: 13.12.2024)
12. Momentum-GS: Momentum Gaussian Self-Distillation for High-Quality Large Scene Reconstruction. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2412.04887> (дата звертання: 13.12.2024)
13. Liger Kernel: Efficient Triton Kernels for LLM Training. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2410.10989> (дата звертання: 13.12.2024)
14. Stereo Anywhere: Robust Zero-Shot Deep Stereo Matching Even Where Either Stereo or Mono Fail. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2412.04472> (дата звертання: 13.12.2024)
15. An Evolved Universal Transformer Memory. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2410.13166> (дата звертання: 13.12.2024)
16. Нікуліна О. М., Кондратов О. М. Методи дистанційної ідентифікації динамічних параметрів об'єкта. *Інформаційні технології: наука, техніка, технологія, освіта, здоров'я: Тези доповідей XXXI міжнародної науково-практичної конференції MicroCAD-2023, 17-20 травня 2023 р.* Харків, НТУ «ХПІ». 2023. С. 1047.
- NTU "KhPI". *Seriya: System Analysis, Control and Information Technologies*. Kharkiv: NTU "KhPI", 2023. No. 1 (9), pp. 110–115.
3. HunyuanVideo: A Systematic Framework For Large Video. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2412.03603> (accessed 13.12.2024)
4. emg2pose: A Large and Diverse Benchmark for Surface Electromyographic Hand Pose Estimation. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2412.02725> (accessed 13.12.2024)
5. StableAnimator: High-Quality Identity-Preserving Human Image Animation. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2411.17697> (accessed 13.12.2024)
6. DEYO: DETR with YOLO for End-to-End Object Detection. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2402.16370> (accessed 13.12.2024)
7. YOLOv11: An Overview of the Key Architectural Enhancements. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2410.17725> (accessed 13.12.2024)
8. A Comprehensive Review of YOLO Architectures in Computer Vision: From YOLOv1 to YOLOv8 and YOLO-NAS. URL: <https://doi.org/10.3390/make5040083> (accessed 13.12.2024)
9. SynCamMaster: Synchronizing Multi-Camera Video Generation from Diverse Viewpoints. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2412.07760> (accessed 13.12.2024)
10. FlowNet: Learning Optical Flow with Convolutional Networks. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1504.06852> (accessed 13.12.2024)
11. FlowNet 2.0: Evolution of Optical Flow Estimation with Deep Networks. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1612.01925> (accessed 13.12.2024)
12. Momentum-GS: Momentum Gaussian Self-Distillation for High-Quality Large Scene Reconstruction. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2412.04887> (accessed 13.12.2024)
13. Liger Kernel: Efficient Triton Kernels for LLM Training. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2410.10989> (accessed 13.12.2024)
14. Stereo Anywhere: Robust Zero-Shot Deep Stereo Matching Even Where Either Stereo or Mono Fail. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2412.04472> (accessed 13.12.2024)
15. An Evolved Universal Transformer Memory. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2410.13166> (accessed 13.12.2024)
16. Nikulina O. M., Kondratov O. M. Methods of remote identification of dynamic parameters of an object. *Informatsiyeni tekhnohohiyi: nauka, tekhnika, tekhnolohiya, osvita, zdorov'ya: Tezy dopovidey XXXI mizhnarodnoyi naukovo-praktychnoyi konferentsiyi MicroCAD-2023, 17-20 travnya 2023 r.* Kharkiv: NTU "KhPI", 2023, p. 1047.

References (transliterated)

1. Krzywanski J., Sosnowski M., Grabowska K., Zylka A., Lasek L., Kijo-Kleczkowska A. Advanced Computational Methods for Modeling, Prediction and Optimization—A Review. *Materials*, 2024. 17(14). 3521. URL: <https://doi.org/10.3390/ma17143521> (accessed 13.12.2024)
2. Nikulina O. M., Severyn V. P., Kondratov O. M., Rekova N. Yu. Analiz informatsiynykh tekhnolohiy dlya dystantsiyanoi identyfikatsiyi dynamichnykh ob'ektiv [Analysis of information technologies for remote identification of dynamic objects]. *Visnyk*

17. Informatsiyeni tekhnohohiyi: nauka, tekhnika, tekhnolohiya, osvita, zdorov'ya: Tezy dopovidey XXXI mizhnarodnoyi naukovo-praktychnoyi konferentsiyi MicroCAD-2023, 17-20 travnya 2023 r. Kharkiv: NTU "KhPI", 2023, p. 1047.

Надійшла (received) 03.12.2024

Відомості про авторів / About the Authors

Кондратов Олексій Михайлович (Kondratov Oleksii) – аспірант, старший викладач кафедри інформаційних систем та технологій Національного технічного університету «Харківський політехнічний інститут», м. Харків; e-mail: kondratovolexiy@gmail.com. ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6367-9944>

Северин Валерій Петрович (Severyn Valerii) – д-р техн. наук, професор, професор кафедри системного аналізу та інформаційно-аналітичних технологій Національного технічного університету «Харківський політехнічний інститут», м. Харків; e-mail: valerii.severyn@khi.edu.ua. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-2969-6780>

Попазов Дмитро Костянтинівич (Porazov Dmytro) – аспірант кафедри інформаційних систем та технологій Національного технічного університету «Харківський політехнічний інститут», м. Харків; e-mail: dmytro.porazov@cs.khpi.edu.ua. ORCID: <https://orcid.org/0009-0004-4717-0995>

Любарський Сергій Михайлович (Liubarskyi Serhii) – аспірант кафедри інформаційних систем та технологій Національного технічного університету «Харківський політехнічний інститут», м. Харків; e-mail: serhii.liubarskyi@cs.khpi.edu.ua. ORCID: <https://orcid.org/0009-0003-5454-3019>

Нікуліна Олена Миколаївна (Nikulina Olena) – д-р техн. наук, професор, завідувачка кафедри інформаційних систем та технологій Національного технічного університету «Харківський політехнічний інститут», м. Харків; e-mail: elniknik02@gmail.com. ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-2938-4215>