

<https://doi.org/10.31891/2219-9365-2023-75-5>

УДК 004.71

КЛЕЙН Олександр

Хмельницький національний університет  
<https://orcid.org/0000-0002-1896-943X>  
olexandrkleyn@gmail.com

МЕЛЬНИК Вадим

Хмельницький національний університет  
<https://orcid.org/0009-0009-9904-5893>  
vadym.miller@gmail.com

ЖУКОВСЬКИЙ Павло

Хмельницький національний університет  
<https://orcid.org/0009-0007-3461-9919>  
777reiste777@gmail.com

ВІЖЕВСЬКИЙ Петро

Хмельницький національний університет  
<https://orcid.org/0009-0009-4851-0839>  
petro.vizhevskiy@gmail.com

## МОДЕЛЮВАННЯ, АРХІТЕКТУРА ТА ЗАСТОСУВАННЯ КІБЕРФІЗИЧНИХ СИСТЕМ ДЛЯ КОМП'ЮТЕРНОГО ЗОРУ

*Для виявлення аномалій в зображеннях розроблено багато методів. Важливим напрямом є задачі, в яких потрібно виявити аномалії, коли об'єкти перебувають в русі. З розвитком більш досконалого обміну даними інфраструктури, такої як Інтернет речей з'явилась можливість отримання таких зображень в реальному часі з відеокамер в статичному і динамічному режимах та подальшої їх обробки. Таку систему можна реалізувати як кіберфізичну. В ній стало б можливим отримувати зображення, використання відеозасобів для збору зображень як статичних так і динамічних, а також їх обробка і подальше уточнення за потреби. Інтелектуальні системи комп'ютерного зору є одним з основних компонентів інтелектуального аналізу даних. Ці системи повинні мати можливість приймати рішення з мінімальною людською взаємодією або навіть без будь-яких людських взаємодій. Системи аналізу зору повинні розуміти місце події шляхом класифікації та відстеження об'єктів, а також вивчення їх поведінки. Однією з найважливіших частин візуального аналізу є виявлення аномалій.*

*Розроблена архітектура кіберфізичної системи комп'ютерного зору згідно розробленого методу. Кіберфізична система є централізованою системою та контролює загальний процес. Автономність агента обмежується заходами безпеки для забезпечення безпечного загального процесу. В результаті, запропоновано гібридну архітектуру системи, яка здатна масштабувати рівень автономності для кожного завдання на вимогу та інтегрувати експертні знання в систему. З розробленою кіберфізичною системою було проведено моделювання її роботи з метою визначення можливості застосування на практиці. Отримані результати підтверджують ефективність запропонованого рішення.*

*Напрямами подальших досліджень є удосконалення архітектури кіберфізичної системи та методу розпізнавання зображень.*

*Ключові слова: моделювання, кіберфізична система, комп'ютерний зір, архітектура.*

KLEIN Olexandr, MELNYK Vadym, ZHUKOVSKYI Pavlo, VIZHEVSKYI Petro  
Khmelnitskyi National University

## MODELING, ARCHITECTURE AND CYBER PHYSICAL SYSTEMS FOR COMPUTER VISION

*Many methods have been developed to identify anomalies in the images. An important area is tasks in which anomalies need to be identified when the objects are in motion. With the development of a more sophisticated exchange of infrastructure data, such as Internet things have the opportunity to obtain such real-time images with camcorders in static and dynamic modes and their further processing. Such a system can be implemented as a cyberphysical system. It would make it possible to obtain images, use of videos to collect images of both static and dynamic, as well as their processing and further clarification as needed. Intellectual computer vision systems are one of the main components of intellectual data analysis. These systems should be able to make decisions with minimal human interaction or even without any human interactions. Vision analysis systems should understand the scene by classifying and tracking objects, as well as studying their behavior. One of the most important parts of visual analysis is the detection of anomalies.*

*The architecture of a cyberphysical system of computer vision was developed according to the developed method. The cyberphysical system is a centralized system and controls the overall process. The agent's autonomy is limited to safety measures to ensure a safe overall process. As a result, hybrid system architecture is proposed, which is able to scale the level of autonomy for each task on the requirement and integrate expert knowledge into the system. The developed cyberphysical system was modeling its work in order to determine the possibility of application in practice. The results obtained confirm the effectiveness of the proposed decision.*

*The areas of further research are the improvement of the architecture of the cyberphysical system and the method of recognition.*

*Keywords: modeling, cyberphysical system, computer vision, architecture.*

## 1. Постановка проблеми у загальному вигляді

### та її зв'язок із важливими науковими чи практичними завданнями

Для виявлення аномалій в зображеннях розроблено багато методів. Важливим напрямом є задачі, в яких потрібно виявити аномалії, коли об'єкти перебувають в русі. З розвитком більш досконалого обміну даними інфраструктури, такої як Інтернет речей з'явилась можливість отримання таких зображень в реальному часі з відеокамер в статичному і динамічному режимах з подальшою їх обробкою. Таку систему доцільно реалізувати як кіберфізичну. В ній стало б можливим отримувати зображення, використання відеозасобів для збору зображень як статичних так і динамічних, а також їх обробка і подальше уточнення за потреби.

Інтелектуальні системи комп'ютерного зору є одним з основних компонентів інтелектуального аналізу даних. Інтелектуальні системи зору та аналітика - це активна дослідницька область, яка поєднує комп'ютерний зір, обробку сигналів та машинне навчання для вилучення та аналізу цінної та значущої інформації з необроблених даних датчиків зору. Ці системи повинні мати можливість приймати рішення з мінімальною людською взаємодією або навіть без будь-яких людських взаємодій. Системи аналізу зору повинні розуміти місце події шляхом класифікації та відстеження об'єктів, а також вивчення їх поведінки. Однією з найважливіших частин візуального аналізу є виявлення аномалій.

Актуальність роботи полягає в необхідності створити кіберфізичну систему комп'ютерного зору з відеокамерами як давачами і розробити метод обробки статичних і динамічних зображень згідно виявлення в них аномалій.

## 2. Аналіз відомих рішень щодо архітектури кіберфізичної системи

Виявлення аномалій найбільш вивчене предметне поле у машинному навчанні та інтелектуальному аналізі даних, які в основному зосереджені на виявленні будь-якої аномальної поведінки. Виявлення аномалій традиційно використовується для очищення даних, тобто виявлення певних екземплярів або вимірювань в наборі даних, що здійснюється засобами статистичного аналізу. Це застосування виявлення аномалій складається з десяти, заснованих на виявленні аномальних спостережень, які мають низьку схожість з усім набором даних [1-3]. З розвитком більш досконалого обміну даними інфраструктури, такої як Інтернет речей (IoT), продемонстрували зростаючий інтерес до використання візуального виявлення аномалій як ключового програмного елемента для безперервного моніторингу складних середовищ. У цьому контексті виявлення аномалій використовувалося для виявлення аномальної/незвичайної поведінки/змін у межах спостережуваного об'єкту. Ці зміни можуть відповідати дефекту виробничої лінії, поведінки людини, а також незвичайної поведінка дорожнього руху, зафіксована за допомогою записів відеоспостереження. Спрямовання цієї роботи полягає у проблемах, що виникають для практичного застосування візуального виявлення аномалій. Такі програми включають: виявлення незвичної поведінки людини на виробництві, виявлення виготовлених дефектів та виявлення ненормальної поведінки людини з відеоспостереження за камерою відеоспостереження, де коригування рівня кадру є недоступним.

Інтелектуальна система зору є одним з основних компонентів інтелектуального аналізу даних. Інтелектуальні системи зору та аналітика - це активна дослідницька область, яка поєднує різні комп'ютерний зір, обробку сигналів та машинне навчання для вилучення та аналізу цінної та значущої інформації з необроблених даних датчиків зору. Наявність доступних датчиків зображення і необхідність автоматизації завдань прискорили зростання досліджень в цій області. Велика кількість візуальних даних, що надходять від цих датчиків, вимагає автоматичної системи для аналізу. Ці системи повинні мати можливість приймати рішення з мінімальною людською взаємодією або навіть без будь-яких людських взаємодій. Системи аналізу зору повинні розуміти місце події шляхом класифікації та відстеження об'єктів, а також вивчення їх поведінки. Однією з найважливіших частин візуального аналізу є виявлення аномалій [4-7].

Виявлення аномалій є частиною машинного інтелекту для виявлення будь-якої закономірності у візуальних даних, яка не відповідає нормальній поведінці системи. Методи виявлення аномалій в машинному зорі мають справу або зі статичними зображеннями або з відео. Для нерухомих зображень перспективним є пошук аномальних областей на цих зображеннях. Автоматичне виявлення аномалій має все більший попит у різних промислових застосуваннях. Через величезну кількість необроблених даних, що генеруються датчиком камери, досить великі вимоги до обробки цих даних з точки зору ресурсів і часу. Обробка великої кількості даних є діяльністю, яка вимагає витрат ресурсів, зокрема і людських. Ця тема зосереджена на системі машинного навчання, наприклад, слабкерованому навчанні, що полегшує таке навантаження. Іншим важливим аспектом є проблема дисбалансу даних, яка з'являється в налаштуваннях класифікації, що також мотивує використання виявлення аномалій там, де для навчання моделі використовуються лише нормальні зразки. Ця стратегія зосереджена на використанні слабкерованого навчання та машинного навчання для виявлення аномалій на зображеннях [8-14].

### 3. Стратегія синтезу кіберфізичних систем комп'ютерного зору та результати експериментальних досліджень запропонованого рішення

Для вирішення поставлених завдань розробимо кіберфізичну систему комп'ютерного зору для моніторингу зовнішніх подій. Її основним завданням буде використання зображення в реальному часі для виявлення водіїв, які порушують правила безпеки, не надягаючи жилети з високою видимістю, коли виходять з автомобіля в нічний час. Запропоноване рішення сформульовано у вигляді алгоритму виявлення аномалій, розробленого в рамках RFS. Запропонована система складається з трьох кроків: застосування глибокої нейронної мережі для вилучення людей на зображенні, вилучення особливо інженерних функцій з кожної множини, повернутої глибокою нейронною мережею та застосування rfs-базованого алгоритму виявлення аномалій до кожного набору виявлених ознак. Експериментальні результати демонструють, що з точки зору F1-показника запропоноване рішення (поєднання нових інженерних ознак та алгоритму виявлення аномалій на основі RFS) означає, що воно значно перевершує різні комбінації загальних та найсучасніших ознак і алгоритми виявлення аномалій, що використовуються в застосунках машинного зору. Однією з поширених причин небезпеки в складних середовищах, таких як місця з поганою видимістю на дорогах чи парковках, є низька видимість, якій піддаються водії, які не одягають спеціального одягу. Для того, щоб забезпечити безпеку, правила вимагають носити відповідний захисний одяг. У літературі з комп'ютерного зору є велика кількість робіт, в яких пропонуються методи машинного зору для автоматичного виявлення та ідентифікації водіїв без відповідного захисного одягу, який видимий при мінімальній яскравості світла фар. З останніми досягненнями в галузі комп'ютерного зору можна виявляти та відстежувати водіїв, матеріали та обладнання. Одним з найскладніших завдань є аналіз змісту виявлених об'єктів з метою відмежування небажаних від бажаних ознак.

Найбільш поширений в останніх роботах з виявлення небезпеки низької видимості базується на класифікації спостережень на два і більше класів. Методи, засновані на класифікації, зазвичай вимагають великої кількості анотованих/мічених даних для їх навчання. Альтернативним підходом є детекція аномалій, яка не вимагає анотування позитивних (аномальних) даних. Колірний простір використовується для виявлення водіїв, які носять захисні жилети, в яких вони використовували гістограму компонентів при побудові своєї функції. Для навчання різних методів використовувалися різні моделі кольорового простору. Однак вони ділять дані навчання на основі кольору захисного жилету (жовтий, помаранчевий) і тренують дві різні мережі. Виявлення аномалій за своєю суттю є класифікаційним методом, проте є деякі важливі відмінності. У методах, заснованих на виявленні аномалій, метою є розрізнення нормальних / негативних та аномальних / позитивних спостережень. Аномальні спостереження не відповідають очікуваній картині інших спостережень у наборі даних. Жодне рішення на основі виявлення аномалій не було зареєстровано для моніторингу безпеки на будівельних об'єктах.

У широкому спектрі застосувань, які включають джерела інформації (дані), крім зображень та відео, численні методи виявлення аномалій були розроблені. Існують класифікаційні основи на основі кластеризації, засновані на статистичних моделях, найближчого сусіду, на спектральній основі та теоретико-інформаційні рішення. Виявлення аномалій за допомогою зображень та відеоданих було досліджено в різних практичних застосуваннях. Відомо про запропонований метод виявлення у відеопотоках для застосунків спостереження. У ньому оцінювач щільності ядра використовується в поєднанні з підходом кластеризації, придатним для застосунків в реальному часі в повністю автономних і неконтрольованих системах. Крім того, запропоновано також аномалію в реальному часі для відеоспостереження на основі вилучення монохроматичних просторових особливостей у послідовностях зображень для представлення рухомих об'єктів. Виявлення аномалії має також використовуватися для спостереження за різними типами. Запропоновано дослідниками вирішувати проблему виявлення аномалій у сценах шляхом класифікації зображення з точки зору його класу сцен. Якщо зображення не належить до жодного класу сцен, то воно розглядається як аномалія. Запропоновано, також, рамки для виявлення аномалій з точки зору умов навколишнього середовища. У своєму рішенні вони використовували нейронні мережі як адаптивні класифікатори, що здатні до виявлення аномалій. Запропоновано виявлення аномалій для реальних відео спостереження за допомогою попередньо навченої мережі глибокого навчання для вилучення просторово-часових функцій з подальшим глибоким багаторазовим навчанням для виявлення аномалій.

Основна увага приділяється формулюванню параметричного статистичного рішення (статистична модель, розділ модельних рішень для виявлення аномалій). Таке рішення, завдяки своїй статистичній природі, включало б існуючі або засвоєні знання про невизначеності в рамках механізмів зондування, що беруть участь у застосуванні. У методі, заснованому на статистичній моделі, припущення полягає в тому, що аномалії розподіляються за межами негативного розподілу даних і мають значно нижчі ймовірності порівняно з негативними даними. У машинному навчанні багато джерел даних мають форму даних точкового шаблону. Точковий візерунок - це множина неупорядкованих точок, де кожна точка є вектором, що представляє стан або особливості об'єкта, що цікавить. Зазвичай для точки з даних для представлення позитивних даних використовуються моделі Гауса, в якій параметри моделі можна було б вивчити за

допомогою максимізації очікувань. Також, є дослідження, в яких запропоновано використання точкових процесів для моделювання даних точкового шаблону для виявлення аномалій за допомогою навчання декількох екземплярів. Запропонований підхід ґрунтується на розгляді кожної точкової закономірності як RFS і виведенні функцій ймовірності на основі загальних припущень щільності RFS (наприклад, кластерів Пуассона). Використання структури RFS дозволяє сформульованій функції ймовірності оцінити як кардинальність (кількість вилучених ознак) інформації, так і інформацію про окремі ознаки. Згідно аналізу відомих рішень пропонується нове рішення для виявлення аномалій для моніторингу безпеки водіїв на дорогах. Запропонований метод використовує зображення з живої камери для виявлення водіїв, які порушують правила безпеки, не надягаючи жилети з високою видимістю. Все рішення реалізується в три етапи. По-перше, для виявлення людей на зображенні використовується нейронна мережа R-CNN. Потім нова функція, розроблена для цієї програми, витягується з кожної точки, повернутої Faster R-CNN. Нарешті, алгоритм виявлення аномалій на основі RFS застосовується до кожного набору витягнутих функцій.

Основними результатами роботи є застосування виявлення аномалій для виявлення захисних жилетів, які не носять водії та пасажирів в умовах поганої видимості та нове рішення, яке поєднує в собі силу глибини навчання для виявлення об'єктів (R-CNN) з інженерними функціями для досягнення високої продуктивності виявлення, використовуючи колірний простір для вилучення функцій при виявленні аномалій. Ці особливості найкраще працюють при диференціації аномальних подій захисних жилетів, які не будуть зношені від нормальної / позитивної ситуації, та розробка рішення для виявлення аномалій на основі RFS. Різні мережі використано для виявлення різних захисних жилетів різних кольорів. Експериментальні результати демонструють, що з точки зору оцінки F1 запропоноване рішення, як поєднання нових інженерних ознак та алгоритму виявлення аномалій на основі RFS, значно перевершує відомі комбінації загальних та найсучасніших ознак та виявлення аномалій алгоритми, що використовуються в застосунках машинного зору.

Основною метою роботи є виявлення осіб, які не носять жилетів високої видимості в цифрових зображеннях, зроблених з великих відстаней. На таких зображеннях кожна людина може охоплювати дуже невелику площу і з'являтися в низькій якості/роздільній здатності. Люди покривають дуже невелику площу, фото може містити пляму низької роздільної здатності на відміну від усього зображення, яке з'являється в дуже високій якості. Цю проблему можна вирішити, застосувавши класифікаційне рішення. Однак методи класифікації зазвичай вимагають великого анотованого набору даних для всіх класів, який може бути недоступний у багатьох застосунках. Вирішення проблеми за допомогою детектування аномалії усуває необхідність у великому навчальному наборі даних з анотованим класом інтересів, оскільки для виявлення аномалій потрібні лише тренувальні дані. Розглянемо представлені результати досліджень того, як фреймворк RFS може бути застосований в машинному зорі для виявлення аномалій у візуальних даних. Сформульовано запропонований алгоритм застосування моніторингу безпеки низької видимості в структурних об'єктах, але при незначному налаштуванні параметрів запропонований алгоритм може бути широко використаний для виявлення аномалій на зображеннях в інших застосунках моніторингу безпеки та автономності.

Розглянемо майданчик, де очікується, що водії та пасажирів будуть дивитися на свої жилети високої видимості. Ці сутності моделюються як негативні дані; в той час як будь-які інші водії та пасажирів, які не носять жилетів високої видимості, розглядаються як аномальні/позитивні дані. Запропоноване рішення складається з трьох кроків: використання глибокої нейронної мережі для виявлення людей, вилучення функцій з кожної плями, який повертається нейронною мережею, застосовується виявлення аномалій до витягнутих ознак, які утворюють набір вимірювань. Це детектор об'єктів глибокого навчання, заснований на рішенні з покращеною швидкістю навчання та тестування, одночасно знижуючи точність виявлення. Він складається з двох компонентів. Перший компонент - це повністю згортована регіональна мережа пропозицій, за якою слідує детектор Faster R-CNN. Швидший детектор R-CNN - це суто метод на основі CNN без використання функцій ручної роботи. При виявленні об'єкта спочатку змінено розмір до  $200 \times 180$  пікселів. Це забезпечує узгодженість виявлення ознак, а також збереження співвідношення сторін об'єктів. Відомо, що колірний простір RGB не є стійким до змін освітленості. Спочатку трансформуємо зображення в колірний простір. Цей колірний простір вибирається завдяки спостереженням, які у конкретному застосунку блискучі кольори захисних жилетів виділяються в компоненті, точніше негативному, для більшості кольорних варіацій, і компонент міститься інформація сірого масштабу і може бути використано для виявлення інформації, пов'язаної з формою.

Використовуючи інформацію, вбудовану в зображення спочатку виявляємо блискучий колір жилета (фокусуємось на компоненті), а потім перевіряємо інформацію про форму (фокусуємось на другій компоненті). Перевірка інформації про форму має вирішальне значення, оскільки в багатьох практичних обставинах можуть бути частини зображення блискучого кольору, але не представляють жилет. Для кожної ключової точки вектор-дескриптор називається локальним шаблоном порядку інтенсивності потім обчислюється, один раз використовуючи вміст компонента, і один раз з використанням другого компонента.

Потім два вектори об'єднуються у вектор дескриптора і зберігаються як член кінцевого набору ознак,

який поступово зростає в міру виявлення та обробки більшої кількості ключових точок. Основною причиною, з якої обчислюємо дескриптори для кожної ключової точки, є його незмінність до обертання і зміни монотонної інтенсивності. Як і раніше, обчислюємо дескриптор для кожної точки, один раз для захоплення кольорової інформації (при застосуванні вмісту компонента) і один раз для захоплення форми (при застосуванні вмісту другого компонента). Захоплення як кольорової, так і афінної інформації про форму підвищує надійність методу до змін роздільної здатності, освітленості та масштабу.

Кількість ключових точок, виявлених методом, може варіюватися від плями до плями. Крім того, порядок не має значення. Отже, дескриптори, обчислені для ключових точок, накопичуються в множині (а не матриці), яка потім розглядається як RFS.

Найвні особливості розсіювання в зменшеному розмірах просторі, і розподіл їх кардинальності для тренувальних плям, які містять негативні і позитивні (аномальні) події з точки зору водія або пасажира, одягненого в жилет високої видимості. З метою візуалізації кожен вектор ознак був зведений в вектор за допомогою методу t-розподіленого стохастичного сусідського вбудовування, який добре підходить для візуалізації високовимірних наборів даних. Результат демонструє, що, хоча індивідуальні щільності ознак для позитивних і негативних випадків розподілені з значним перекриттям, ймовірна кількість цих ознак для позитивних і негативних плям розподіляється за допомогою. Подібність щільності ознак виправдовує використання моделі Пуассона для дистрибуції наборів функцій у вигляді RFS. Відмінності в розподілі кардинальності призводять до малих значень ймовірності, пов'язаних з позитивними наборами ознак. Використовуючи метод RFS-фреймворка, для виявлення аномальних даних буде використовуватися як інформація про кардинальність, так і ймовірність.

Запропонована підпрограма виявлення аномалій на основі RFS реалізована. По-перше, рівняння щільності Пуассона використовується для обчислення лог-подібності множини вимірювань, яка складається з усіх ознак, витягнутих із вмісту даної плями. Потім, якщо обчислена ймовірність логуювання менша за визначений користувачем поріг, вона визначається як аномальна. При цьому використовуються навчені параметри, припускаючи, що вони були розраховані за допомогою навчального набору даних негативних вибірок.

В альтернативному підході можна обчислити і проаналізувати функцію ранжирування. У цьому випадку єдина зміна алгоритму буде в його рядках. На навчальному етапі параметричного статистичного навчання метою є оцінка параметрів функції ймовірності, яка найкраще відповідає навчальним даним за допомогою оцінювача максимальної ймовірності. У фреймворку RFS-робота, припускаючи, що розподіл кардинальності та багатофункціональна щільність з'єднання параметризовані, тоді навчальна фаза перетворюється на оцінку параметрів.

Загальний підхід до прийняття рішення про виникнення аномалії, який використовується практично всіма статистичними методами, такими як Наївний Баєсів класифікатор, полягає в обчисленні спільної функції щільності ймовірності. Запропонований алгоритм був оцінений на основі виявлень, отриманих в результаті алгоритму Faster R-CNN у вигляді обмежувальних рамок. У експерименті 80% з 400 негативних зразків використовуються для навчання, а комбінація решти негативних зразків і позитивних зразків використовується для валідації. Для оцінки виявлення аномалій найбільш поширеними метриками є оцінка F1 та площа під кривою (AUC). У ньому використовується бал F1 для оцінки ефективності, оскільки він найбільш широко використовується, включаючи основне посилання, де представлено виявлення аномалій RFS. Також, використовується чотириразова перехресна валідація і обчислюється бал F1, який визначається. TP представляє кількість об'єктів у наборі даних перевірки, які були правильно ідентифіковані як аномальні, тоді як FP представляє кількість плям у наборі даних тесту, які були неправильно ідентифіковані як аномальні. FN представляє кількість об'єктів, неправильно ідентифікованих як негативні. Поріг кардинальності є інтуїтивним альтернативним методом та основним фактором, який розрізняє позитивні та негативні набори ознак. Таким чином, перевірити цю гіпотезу і продемонструвати, що вона не є прийнятною, можна, вказавши, що запропонований метод працює значно краще.

Для визначення найефективнішого порогу кардинальності були протестовані і застосовані численні кандидати в межах від 0 до максимального значення 200. За будь-якого порогу менше 100 буде досягнуто найкращого балу 0,8589. Всі випадково обрані зразки дійсно є репрезентативними для аномалій, і запропонований метод повернув правильне рішення.

Алгоритм складається з таких трьох кроків:

- 1) виявлення водіїв та пасажирів в захисних жилетах за допомогою глибокого навчання;
- 2) вилучення набору особливо сконструйованих функцій з областей рисунків;
- 3) детектування аномалій за допомогою RFS на кожному наборі витягнутих функцій.

Інженерні особливості враховують найяскравіший колір захисного жилету. Результати експериментів показують, що запропонована щільність ймовірності RFS перевершує інші методи з оцінкою F=98% F1. Запропоноване рішення залежить від точності плям, повернутих інструментом глибокого навчання, і від погодних умов, таких як туман.

Метод реалізовано в кіберфізичній системі, яка є централізованою системою та контролює загальний процес. Автономність агента обмежується заходами безпеки для забезпечення безпечного загального процесу. Більш гнучке рішення призведе до більшої кількості даних для обробки та збільшення обчислювальних витрат. Ці додаткові дані не будуть управлятися в режимі реального часу централізованою системою, оскільки пропускна здатність і обчислювальні витрати будуть занадто високими. В результаті контроль повинен бути розподілений, а агенти повинні отримати більше самостійності у прийнятті рішень. Однак автономні агенти не є добре прийнятими в промислових застосуваннях, і тому необхідно досягти балансу між вимогами, гнучкістю та контролем. В результаті, пропонується гібридна система, яка здатна масштабувати рівень автономності для кожного завдання на вимогу та інтегрувати експертні знання в систему. Типова система зображена на рис. 1.

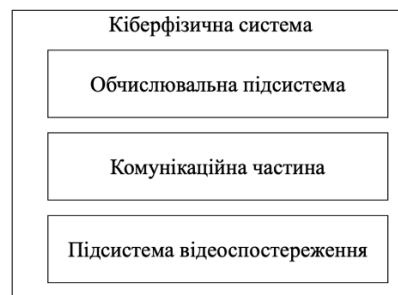


Рис. 1. Архітектура кіберфізичної системи

Система управління управляється запитом модуля, який розбирає загальні процеси на внутрішні процеси. Загальні процеси - це зовнішні процеси, такі як запити клієнтів, на відміну від внутрішніх процесів, які описують процеси, необхідні для виконання зовнішніх процесів. Таким чином, оперативні замовлення для системи є частиною внутрішніх процесів і повинні бути узгоджені.

Таким чином, запропоноване рішення ґрунтується на припущенні, що нормальні та аномальні дані розділені визначеним користувачем пороговим значенням. Запропонована продуктивність рішення змінюється залежно від порогового значення, і в застосунку найвищий бал F1 досягається з квантилем  $p$ , встановленим в 1 відсоток його щільності.

#### 4. Висновки з даного дослідження і перспективи подальших розвідок у даному напрямі

Розроблена архітектура кіберфізичної системи комп'ютерного зору згідно розробленого методу. Кіберфізична система є централізованою системою та контролює загальний процес. Автономність агента обмежується заходами безпеки для забезпечення безпечного загального процесу. В результаті, запропоновано гібридну архітектуру системи, яка здатна масштабувати рівень автономності для кожного завдання на вимогу та інтегрувати експертні знання в систему.

Напрямами подальших досліджень є удосконалення архітектури кіберфізичної системи та методу розпізнавання зображень.

#### Література

1. Bay H., Ess A., Tuytelaars T., and Van Gool L. Speeded-up robust features (SURF). *Computer vision and image understanding*, 110(3) 2008. P. 346–359.
2. Beaudet P. R. Rotationally invariant image operators. In *Proc. 4th Int. Joint Conf. Pattern Recog.*, Tokyo, Japan, 1978.
3. Mabrouk A. Ben and Zagrouba E. Abnormal behavior recognition for intelligent video surveillance systems: A review. *Expert Syst. Appl.* ISSN 0957-4174. doi: 10.1016/J.ESWA.2017.09.029, 2018. P. 480–491.
4. Bergeron C., Moore G., Zaretzki J., Breneman C. M., and Bennett K. P. Fast Bundle Algorithm for Multiple-Instance Learning. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011. P. 1068–1079.
5. Bergman L. and Hoshen Y. Classification-based anomaly detection for general data. *arXiv preprint arXiv:2005.02359*, 2020.
6. Bergmann P., Fauser M., Sattlegger D., and Steger C. MVTEC AD—A Comprehensive Real-World Dataset for Unsupervised Anomaly Detection. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2019. P. 9592–9600.
7. Bishop C. M. *Pattern Recognition and Machine Learning*. Springer, Springer New York, USA, 2006. Bosch A., Zisserman A., and Muñoz X. Scene Classification using a Hybrid Generative/Discriminative Approach. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2008. P. 712–727.

8. Böttger T. and Ulrich M. Real-Time Texture Error Detection on Textured Surfaces with Compressed Sensing. *Pattern Recognition and Image Analysis*, 2016. P. 88–94.
9. Buda M., Maki A., and Mazurowski M. A. A systematic study of the class imbalance problem in convolutional neural networks. *Neural Networks*, 2018. P. 249–259.
10. Burghouts G. J. and Geusebroek J.-M. Material-Specific Adaptation of Color Invariant Features. *Pattern Recognition Letters*, 2009. P. 306–313.
11. Busam B., Ruhkamp P., Virga S., Lentjes B., Rackerseder J., Navab N., and Hennersperger C. Markerless inside-out tracking for 3d ultrasound compounding. In *Simulation, Image Processing, and Ultrasound Systems for Assisted Diagnosis and Navigation*, 2018. P. 56–64.
12. Cai Y., Wang H., Chen X., and Jiang H. Trajectory-Based Anomalous Behaviour Detection for Intelligent Traffic Surveillance. *IET intelligent transport systems*, 2015. P. 810–816.
13. Cao B., Araujo A., and Sim J. Unifying deep local and global features for image search. In *European Conference on Computer Vision, Glasgow, United Kingdom, 2020*. P. 726–743.
14. Cao N., Lin C., Zhu Q., Lin Y.-R., Teng X., and Wen X. Voila: Visual anomaly detection and monitoring with streaming spatiotemporal data. *IEEE transactions on visualization and computer graphics*, 2017. P. 23–33.

### References

1. Bay H., Ess A., Tuytelaars T., and Van Gool L. Speeded-up robust features (SURF). *Computer vision and image understanding*, 110(3) 2008. P. 346–359.
2. Beaudet P. R. Rotationally invariant image operators. In *Proc. 4th Int. Joint Conf. Pattern Recog*, Tokyo, Japan, 1978.
3. Mabrouk A. Ben and Zagrouba E. Abnormal behavior recognition for intelligent video surveillance systems: A review. *Expert Syst. Appl.* ISSN 0957-4174. doi: 10.1016/J.ESWA.2017.09.029, 2018. P. 480–491.
4. Bergeron C., Moore G., Zaretski J., Breneman C. M., and Bennett K. P. Fast Bundle Algorithm for Multiple-Instance Learning. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011. P. 1068–1079.
5. Bergman L. and Hoshen Y. Classification-based anomaly detection for general data. *arXiv preprint arXiv:2005.02359*, 2020.
6. Bergmann P., Fauser M., Sattlegger D., and Steger C. MVTEC AD—A Comprehensive Real-World Dataset for Unsupervised Anomaly Detection. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2019. P. 9592–9600.
7. Bishop C. M. *Pattern Recognition and Machine Learning*. Springer, Springer New York, USA, 2006. Bosch A., Zisserman A., and Muñoz X. Scene Classification using a Hybrid Generative/Discriminative Approach. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2008. P. 712–727.
8. Böttger T. and Ulrich M. Real-Time Texture Error Detection on Textured Surfaces with Compressed Sensing. *Pattern Recognition and Image Analysis*, 2016. P. 88–94.
9. Buda M., Maki A., and Mazurowski M. A. A systematic study of the class imbalance problem in convolutional neural networks. *Neural Networks*, 2018. P. 249–259.
10. Burghouts G. J. and Geusebroek J.-M. Material-Specific Adaptation of Color Invariant Features. *Pattern Recognition Letters*, 2009. P. 306–313.
11. Busam B., Ruhkamp P., Virga S., Lentjes B., Rackerseder J., Navab N., and Hennersperger C. Markerless inside-out tracking for 3d ultrasound compounding. In *Simulation, Image Processing, and Ultrasound Systems for Assisted Diagnosis and Navigation*, 2018. P. 56–64.
12. Cai Y., Wang H., Chen X., and Jiang H. Trajectory-Based Anomalous Behaviour Detection for Intelligent Traffic Surveillance. *IET intelligent transport systems*, 2015. P. 810–816.
13. Cao B., Araujo A., and Sim J. Unifying deep local and global features for image search. In *European Conference on Computer Vision, Glasgow, United Kingdom, 2020*. P. 726–743.
14. Cao N., Lin C., Zhu Q., Lin Y.-R., Teng X., and Wen X. Voila: Visual anomaly detection and monitoring with streaming spatiotemporal data. *IEEE transactions on visualization and computer graphics*, 2017. P. 23–33.