

MQTT – це інструмент, за допомогою якого «Інтернет речей» буде не просто взаємодією людей з пристроями та пристроїв між собою, він перетворить мережу в глобальну центральну нервову систему.

#### **Список використаних джерел:**

1. [IoT] Trusted Computing Group, «TCG Guidance for Securing the IoT», [https://www.trustedcomputinggroup.org/resources/tcg\\_guidance\\_for\\_securing\\_iiot](https://www.trustedcomputinggroup.org/resources/tcg_guidance_for_securing_iiot)
2. [ICS Security], Trusted Computing Group, «Architect’s Guide, ICS Security Using TNC Technology».
3. Valerie Lampkin, Weng Tat Leong, Leonardo Olivera, Nagesh Subrahmanyam, Sweta Rawat, Rong Xiang (September 2012). Building Smarter Planet Solutions with MQTT and IBM WebSphere MQ Telemetry. 7th ed. – U.S.: Copyright IBM Corp. 2-5.

#### **Махровська Н.А.**

*кандидат фізико-математичних наук, доцент;*

#### **Безрукава В.Г.**

*магістр-аналітик програмного забезпечення;*

#### **Погромська Г.С.**

*кандидат педагогічних наук, доцент,*

*Миколаївський національний університет імені В.О. Сухомлинського*

### **ЗАСТОСУВАННЯ АЛГОРИТМІВ РОЗПІЗНАВАННЯ ОБРАЗІВ ДЛЯ АНАЛІЗУ ВІДЕОРЯДУ**

В останні роки розпізнавання образів знаходить все більше застосування.

Методи розпізнавання образів можна умовно поділити на дві групи інтенціональні та екстенціональні. Відмінною особливістю інтенціональних методів є те, що в якості елементів операцій при побудові та застосуванні алгоритмів розпізнавання образів вони використовують різні характеристики ознак та їх зв'язків. До таких методів відносяться [1; 3]: методи, засновані на оцінках густин розподілу значень ознак; логічні методи – для завдань невеликої розмірності простору ознак, що продиктовано високою евристичністю таких методів; лінгвістичні методи. У методах екстенціональної групи кожному досліджуваному об'єкту надається самостійне діагностичне значення. За своєю суттю ці методи близькі до клінічного підходу, який розглядає об'єкт не як проранжований за тим чи іншим показником ланцюжок ознак, а як цілісні системи, кожна з яких індивідуальна і має особливу діагностичну цінність.

Основними операціями в розпізнаванні образів за допомогою обговорюваних методів є операції визначення подібності та відмінності об'єктів. Об'єкти у зазначеній групі методів відіграють роль діагностичних прецедентів. При цьому залежно від умов конкретного завдання роль окремого прецеденту може змінюватися в найширших межах. У свою чергу умови задачі можуть вимагати для успішного вирішення участі різної кількості

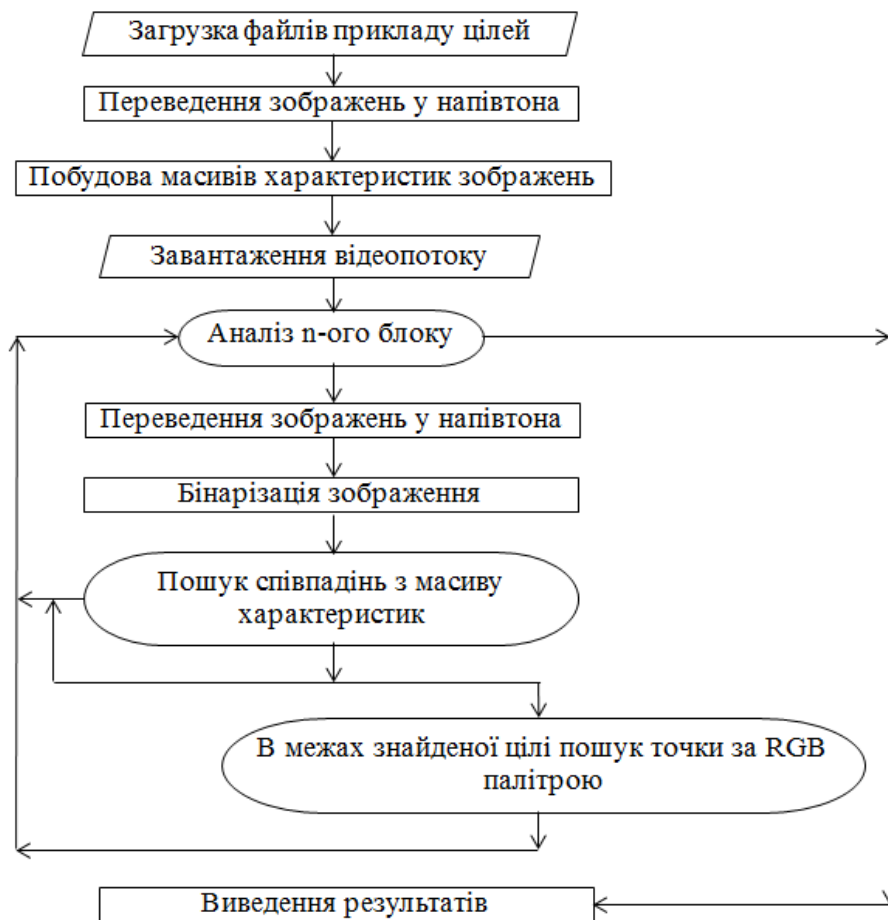
діагностичних прецедентів, а також різних способів обчислення властивостей подібності та відмінності об'єктів [3]. Цими вимогами пояснюється подальший поділ екстенціональних методів на підкласи.

В нашій роботі увага приділяється задачам та відповідним алгоритмам розпізнавання відеопотоків. Розпізнавання відеопотоку має ряд особливостей, тому у впровадженні даних методів є ряд проблем: швидкість розпізнавання образу на зображенні є недостатньою для розпізнавання 25 кадрів за секунду; процес розпізнавання потребує значних затрат ресурсів оперативної пам'яті; більшість алгоритмів потребує великої навчальної вибірки.

У роботі розглядаються існуючі методи виявлення об'єкта на цифровому відеоряді. Методи розпізнавання об'єкта на цифровому зображенні, за способом віднесення ділянки зображення до області інтересів, можна розділити на дві великі групи: узагальнюючі і розрізняючі. Узагальнюючі методи складають абстрактне, ідеалізоване уявлення про структуру об'єкта на основі позитивних навчальних зображень. Підхід цього методу полягає у використанні умовної моделі, яка здатна вчитися розрізняти частини об'єкта. Зображення розбивається на невеликі ділянки, кожній з яких надається мітка, що представляє собою смислове значення цієї ділянки. Серед останніх нами проаналізовані метод Карпура-Вінна, метод Фергюсона-Перона, метод Феррарі [3]. Розрізняючі методи використовують спеціальну функцію-класифікатор для виявлення об'єкта на цифровому зображенні. У процесі навчання вони виділяють відмінності між позитивними і негативними навчальними зображеннями. Серед останніх нами проаналізовані метод Віоли-Джонса, метод Папагеоргіу [2].

Порівнюючи розглянуті методи виявлення об'єкту, можемо відзначити, що жоден із узагальнюючих методів не дає змоги аналізувати відеопотік у реальному часі. Наряду з тим розрізняючі методи вимагають великого обсягу навчальної вибірки. Серед даних методів можна виділити метод Віоли-Джонса, як найшвидший.

Для реалізації оптимального пошуку співпадіння об'єктів-цілей з мітками влучення нами було розроблено відповідний алгоритм. Виділення об'єктів-цілей реалізовано на основі методу співставлення масивів характеристик таких об'єктів. В якості навчальної вибірки програма використовує множину файлів зображень цілей, які можуть бути доповнені користувачем. Для оптимізації процесу відокремлення об'єктів на кожному кадрі на основі наданої навчальної вибірки будується масив характеристичних ознак. Надалі аналіз кадрів відеопотоку проходить з використанням константного масиву ознак, що дає змогу суттєво скоротити час виконання пошуку. Відеопотік розбивається на блоки, що містять зображення з найменшою кількістю відмінностей, за розрізняючим алгоритмом. Пошук мітки-цілі відбувається на основі аналізу RGB-палітри кадру лише в межах знайденого об'єкту-цілі, що у разі вдалого пошуку відповідає потраплянню у мішень. Такий підхід дає змогу значно зменшити розміри області для аналізу, що відповідно скорочує час роботи алгоритму.



**Рис. 1. Блок-схема роботи алгоритму пошуку співпадіння об'єкту-цілі з міткою-прицілом**

Наведена на рисунку 1 блок-схема демонструє принцип роботи описаного алгоритму пошуку співпадіння об'єкту-цілі з міткою-прицілом.

В ході дослідження було визначено, що методи динамічного виділення підходять для підрахунку інтенсивності потоку. Методи семантичного аналізу відео підходять для класифікації об'єктів на відео, однак вимагають додаткових витрат на побудову онтології. Методи з навчальними зображеннями підходять для вирішення більш складних завдань, в яких необхідно не тільки зробити підрахунок інтенсивності, але і відстежити і класифікувати об'єкт.

Запропонований алгоритм розпізнавання образів у відеопотоці дозволяє зменшити ймовірність помилкових виявлень об'єктів і підвищити швидкодію роботи системи, допомагає позбутися обмежень у вигляді шумів на зображенні і невиділення потрібного об'єкту-цілі на фоні за допомогою попередньої обробки зображення, оскільки цей метод дозволяє набагато краще працювати з напівтоновими чіткими зображеннями та позбутися проблем, пов'язаних з кутом нахилу руки шляхом тренування нових каскадів.

На основі представленого алгоритму було розроблено програму розпізнавання цілей та влучень на відеозображенні, яку експериментально перевірено шляхом впровадження її в центрі тактико-спеціальної підготовки «Булат» м. Миколаєва.

**Список використаних джерел:**

1. Горелик А. Л. Методы распознавания / А. Л. Горелик, В. А. Скрипкин. – М.: Высшая школа, 1984, 2004. – 262 с.
2. Фомин Я. А. Распознавание образов: теория и применения / Я. А. Фомин. – М.: ФАЗИС, 2012. – 429 с.
3. Szeliski R. Computer Vision: Algorithms and Applications [Електронний ресурс]. – Режим доступу: <http://szeliski.org/Book/>

**Михайленко Н.С.**

*старший викладач,*

*Черкаський державний технологічний університет*

## **ВИЗНАЧЕННЯ ОБЛАСТЕЙ ЕКВІВАЛЕНТНОСТІ ДЛЯ СТРУКТУРНОГО ТЕСТУВАННЯ**

Метод структурного тестування передбачає створення тестів на базі структури системи та її реалізації. Такий підхід інколи зветься тестуванням методом «білої скриньки», «скляної скриньки» або «прозорої скриньки», щоб відрізнити його від методу чорної скриньки.

Структурне тестування зазвичай застосовується до відносно невеликих програмних елементів, наприклад, до підпрограм або методів, асоційованих з об'єктами. При такому підході випробувач аналізує програмний код і для отримання тестових даних використовує знання про структуру компонента. Наприклад, з аналізу коду можна визначити, скільки контрольних тестів треба виконати, щоб в процесі тестування кожен з операторів виконався хоча б один раз.

Знання алгоритму, що використовується для реалізації певної функції, можна застосувати для визначення області еквівалентності.

Наприклад, розглянемо функцію бінарного пошуку `Binsearch`, реалізовану мовою Java і представлену на малюнку 1. Вхідні дані задані у вигляді масиву, впорядкованого по зростанню. `Key` – заданий ключ пошуку, функція повертає об'єкт з двома атрибутами:

`index` – значення індексу елемента масиву,

`found` – логічна змінна.

З коду функції (рис. 1) можна побачити, що під час її виконання область пошуку розділена на три частини, кожна з яких є областю еквівалентності.

При перевірці програми слід в якості тестових даних взяти послідовності з ключовими елементами, розташованими на межах цих областей (рис. 2).