



ДОСЛІДЖЕННЯ МЕТОДІВ ВИДІЛЕННЯ ДИНАМІЧНИХ ОБ'ЄКТІВ У ВІДЕОПОСЛІДОВНОСТЯХ

М. Климаш, В. Мрак, О. Гордійчук-Бублівська

Національний університет "Львівська політехніка", вул. С. Бандери, 12, Львів, 79013, Україна

Відповідальний за рукопис: Мрак Василь (e-mail: vasyi.b.mrak.@lpnu.ua).

(Подано 1 квітня 2021)

Досліджено найпоширеніші алгоритми виділення фону у відеопослідовностях, методи порівняльного аналізу та кількісні характеристики для вибору оптимальних алгоритмів виділення фону. В результаті проведеного дослідження запропоновано загальний показник ефективності роботи алгоритму виділення фону на відеопослідовностях, що отримані зі стаціонарних камер відеоспостереження у системах відеоспостереження. Здійснено дослідження методів виявлення динамічних об'єктів на відеопослідовностях. Дослідження ефективності застосування різних кольорних схем у методах виділення динамічних об'єктів. За результатами аналізу переваг та недоліків низки кольорних моделей прийнято припущення щодо можливості застосування інших кольорних схем, окрім RGB, які характеризуються кращими фотометричними інваріантними особливостями, під час розроблення методу виділення динамічних об'єктів.

Ключові слова: відеоспостереження; інтелектуальна система відеоспостереження; виявлення динамічних об'єктів.

УДК: 621.126

1. Технології побудови інтелектуальних систем відеоспостереження та методи виділення фону у відеопослідовностях

У сучасних цифрових системах відеоспостереження із функціями інтелектуальної обробки інформації з метою зниження навантаження на мережі передавання даних обчислювальні процеси розподіляють так, що частину обчислювальних операцій виконує безпосередньо IP камера (через невисоку продуктивність процесорів IP камер на них реалізують прості функції відеоналітики, такі як "Перетин забороненої лінії", "Детектор руху", "Слідування за маршрутом" тощо), а такі процедури, як зіставлення виявлених об'єктів з еталонними зразками, розпізнавання символів тощо, виконуються на серверному обладнанні. Для прикладу, компанія "Sony" розробила та запровадила технологію "DEPA" (Distributed Enhanced Processing Architecture), яка передбачає оброблення відеоінформації у два етапи:

- на першому етапі (виконується на обладнанні IP камер) об'єкти відділяються від фону, класифікуються як рухомі чи нерухомі, після чого інформація про об'єкти перетворюється на метадані та передається в мережу окремо від цифрового відеопотоку;
- на другому етапі (виконується на серверах) отриману інформацію записують на носії інформації, виділяють необхідні об'єкти відповідно до алгоритмів обробки даних, а за збігу певних умов виконують відповідні операції – чи відображення на моніторі, чи подавання сигналу тривоги тощо.

Переваги такої технології відображено на рис. 1.



Рис. 1. Приклад навантаження на мережу передавання даних без використання та з використанням технології DEPA

Безперечно, технології, подібні до DEPA, є оптимальними для побудови систем відеоспостереження з елементами інтелектуальної обробки інформації, але до складу таких систем повинні входити камери відеоспостереження із вбудованими функціями відеоаналітики. Відомі виробники обладнання для систем відеоспостереження пропонують такі камери за цінами, істотно вищими за звичайні IP камери відеоспостереження. Виробники камер відеоспостереження розробляють також програмне забезпечення для реалізації функцій інтелектуальної обробки інформації, яке, зазвичай, підтримує роботу тільки із камерами відеоспостереження власної компанії.

Тому під час побудови достатньо великих систем доцільно використовувати технології обробки інформації на серверному обладнанні, що дасть можливість використовувати обладнання від різних виробників, гнучко здійснювати модернізацію систем відеоспостереження [4]. Схему системи відеоспостереження з інтелектуальною обробкою інформації на серверному обладнанні зображено на рис. 2.

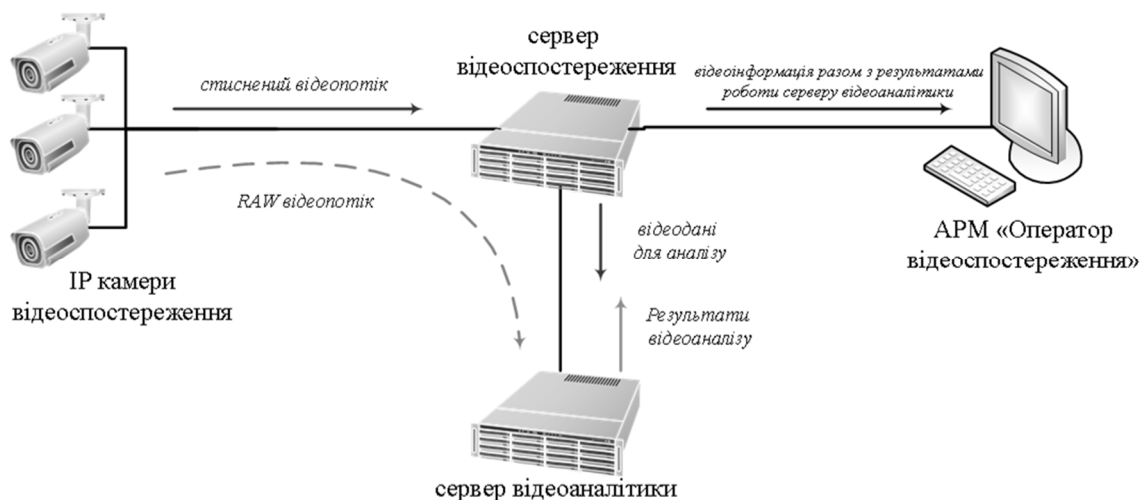


Рис. 2. Схema системи відеоспостереження з інтелектуальною обробкою інформації на серверному обладнанні

Розділивши всі завдання на функціональні групи, отримаємо перелік базових функцій відеоаналітики: виявлення (object detection); класифікація (object classification); ідентифікація (object identification); супроводження (object tracking). Сьогодні є велика кількість різноманітних алгоритмів, які використовують для реалізації функцій відеоаналітики [5].

Звичайно, замовник системи відеоспостереження завжди хоче отримати максимальний набір функцій. Але чи є необхідність в автоматичній ідентифікації осіб, які перетинають “заборонену лінію”, із використанням дорогих мегапіксельних камер відеоспостереження та обчислювального ресурсу серверного обладнання, чи системі достатньо виявити факт перетину цієї лінії та просигналізувати оператору? Тому для того, щоб побудувати ефективну систему відеоспостереження, необхідно урахувати баланс між вимогами замовника системи та економічними аспектами.

Зазвичай процес автоматизованого інтелектуального аналізу інформації в системах відеоспостереження можна розділити на такі кроки:

- 1) виділення переднього плану;
- 2) виділення та класифікація рухомих об'єктів;
- 3) відстеження траєкторії руху виявлених об'єктів;
- 4) розпізнавання та класифікація дій “об'єктів інтересу” [3], [8].

Метою виділення переднього плану є відділення рухомих фрагментів зображення від нерухомих (фонових). На другому етапі відбувається сегментація зображення переднього плану (виявляються компактні області, що рухаються з однаковою швидкістю, котрі можна вважати елементами одного об'єкта). Після цього (за необхідності) здійснюється відстеження траєкторії рухомих об'єктів (tracking). На наступному етапі відбувається розпізнавання та аналіз поведінки виявлених об'єктів.

Для вирішення завдань на кожному з перерахованих етапів науковці використовують різноманітні методики. Наприклад, для побудови переднього плану найчастіше використовують методи, основані на виділенні фону [24], [10], ймовірнісні підходи [30], математичні моделі, такі як матриці збігу [14], методи часової різності та оптичного потоку [29] тощо. Також розвиваються методи побудови фону, основані на використанні нейронних мереж [2], [6], [11].

Для вирішення завдання виділення та класифікації об'єктів також існує велика кількість методик [38; 39; 41]. На відео може міститись певна кількість рухомих об'єктів, відділених від фону. Це можуть бути люди, групи людей, транспортні засоби, тварини тощо. Для класифікації цих об'єктів необхідно здійснити сегментацію, тобто відділити об'єкти один від одного. Методи класифікації об'єктів можна розділити на такі групи: геометричні методи (основані на виділенні ознак, що характеризують геометричну форму об'єкта, накопиченні інформації у вигляді шаблонів з метою подальшого порівняння їх з характеристиками об'єктів, які класифікують), методи, основані на динамічних характеристиках (основані на аналізі періодичних рухів об'єктів) та методи, що використовують динамічні текстури (є розширеним поняттям звичайних текстур з урахуванням їх повторюваності з плином часу) [11].

Для вирішення класу завдань, що ставляться перед інтелектуальними системами відеоспостереження, використовують різноманітні методики, адаптовані відповідно до кожного завдання [7]. Блок-схему системи відеоспостереження з функціями інтелектуальної обробки інформації зображено на рис. 3.

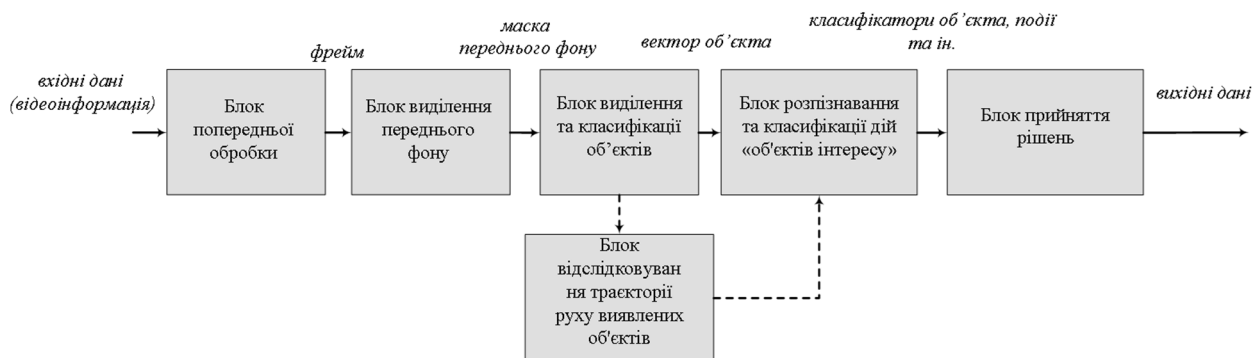


Рис. 3. Блок-схема системи відеоспостереження з функціями інтелектуальної обробки інформації

У сучасних системах відеоспостереження з функціями автоматизованої обробки відеоінформації одним із важливих завдань є виявлення рухомих об'єктів, побудова траєкторій їхнього руху та аналіз цих траєкторій. Для прикладу, одним із детекторів, які використовують у сучасних інтелектуальних системах відеоспостереження, є детектор перетину умовної лінії. Логіка роботи вказаного детектора полягає у тому, що оператор у програмному інтерфейсі будує умовну лінію, у разі перетину якої визначеними об'єктами (особи, транспортні засоби, чи будь-які рухомі об'єкти) здійснюється візуальне (та/чи звукове) сигналізування. Для реалізації вищевказаного завдання необхідно вирішити такі часткові завдання: виявлення динамічних об'єктів, їх локалізацію, супроводження від фрейма до фрейма та фіксацію моменту перетину групи пікселів, що належать "об'єкту інтересу", із пікселями, які належать "умовній лінії" [15].

Важливим етапом під час виявлення рухомих об'єктів у відеопослідовності, що отримана зі стаціонарних (нерухомих) камер відеоспостереження, є виділення фону (background). Загальний підхід полягає у виділенні частин на відеокадрі, які істотно відрізняються від фонової моделі, тобто створенні маски переднього плану (foreground). Найпростішим алгоритмом виділення фону є використання відеокадру, який не містить жодного рухомого об'єкта як еталона. Після цього, віднімаючи фон від наступних відеокадрів, ми можемо виявляти рухомі об'єкти. Але в реальних умовах існує низка проблем, котрі ускладнюють процес виділення фону [12] (рис. 4).

Дослідження щодо вирішення завдання виділення фону у відеопослідовності розпочалися ще у 90-ті роки. Сьогодні алгоритмів виділення фону багато. У найпростішому випадку процес створення фонової моделі полягає в обчисленні абсолютної різниці між поточним кадром та попередньо визначеним статичним зображенням, яке не містить рухомих об'єктів. Такий метод має назву кадрової різниці (Frame Difference). Такий метод використовує лише один попередній кадр, отже, він не може визначати рух пікселів всередині великого рівномірно рухомого об'єкта.



Рис. 4. Проблемні фактори, що ускладнюють процес виділення фону

Для прикладу, С. Stauffer та W. E. L. Grimson у роботі [36] запропонували метод, в якому розподіл інтенсивностей кольорів кожного пікселя представляється сумою нормальних розподілів інтенсивностей випромінювання пікселів протягом певного часу. Пізніше цей алгоритм удоско-

налили Eric Hayman and Jan-Olof Eklundh [27]. Ці алгоритми одержали назву Mixture of Gaussian (MOG). Зазначений підхід став доволі поширеним завдяки тому, що здатен виділяти фонову модель за наявності таких завад, як невеликі коливання освітлення сцени. Але за різких змін освітлення чи зашумленості кадру цей алгоритм помилково визначає фонову модель. Для вирішення цих проблем вказаний тип алгоритмів продовжували вдосконалювати багато науковців [42], [43] та ін. Результатом досліджень стали удосконалені алгоритми MOG, MOG-2, GMM, GMG, TLGMM, STGMM, SKMGM, TAPPMOG тощо.

Усе різноманіття методів та алгоритмів виділення фону за використаними теоріями [12], [16], [19], [20], [23], [35] можна поділити на категорії, що ґрунтуються на:

- 1) базових методах та методах, що оперують середніми та дисперсійними значеннями;
- 2) методах нечіткої логіки;
- 3) гауссівських процесах;
- 4) непараметричних методах;
- 5) використанні нейронних мереж тощо [1].

У роботі [13] запропоновано класифікацію методів виявлення рухомих об'єктів: методи, що ґрунтуються на міжкадровій різниці, обчисленні оптичного потоку та виділенні фону.

Основною ідеєю методів, що використовують міжкадрову різницю, є обчислення попиксельної різниці між двома або більше послідовними кадрами з метою виявлення областей, що відповідають рухомому об'єкту. Алгоритми, ґрунтуючись на зазначеному підході, незадовільно справляються із виявленням об'єктів у випадках, якщо: об'єкти швидко рухаються; у кадрі наявний динамічний фон (хвилі, рухи крон дерев, сніг чи дощ тощо); об'єкти великої площі (при цьому середня частина таких об'єктів може помилково визначатись як фон).

Методи, ґрунтуючись на обчисленні оптичного потоку, використовують вектори потоку рухомих об'єктів для виявлення рухомих областей у кадрі. Недоліками вказаного підходу є обчислювальна складність та чутливість до шуму в кадрі.

Виділення фону є найпоширенішим підходом у виявленні рухомих об'єктів. Основна ідея полягає у відніманні поточного кадру (фрейма) від попередньо сформованої фонові маски. Вказаний підхід простий в обчислювальному плані та доступний для систем, що працюють у режимі реального часу, але недоліками є висока чутливість до динамічного фону та різких змін у кадрі (різкі зміни освітлення, тремтіння камери відеоспостереження тощо). Блок-схему типового алгоритму виділення фону наведено на рис. 5.

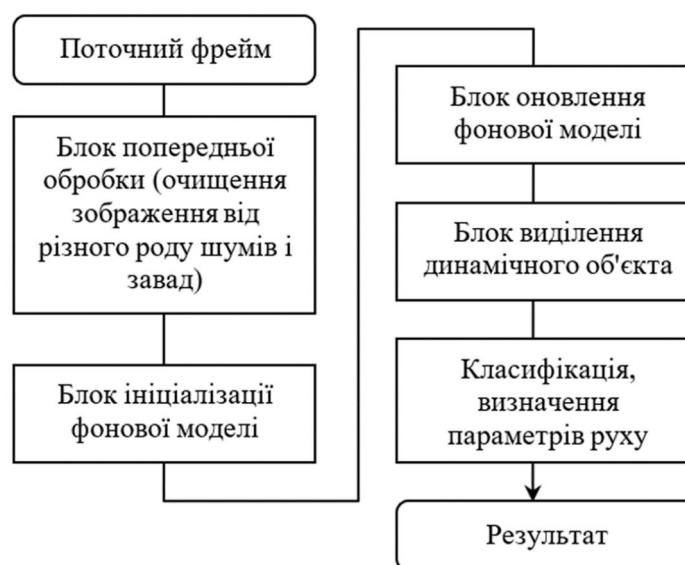


Рис. 5. Блок-схема типового алгоритму виявлення рухомих об'єктів, ґрунтованого на методах виділення фону

Дослідження для вирішення завдання виділення фону у відеопослідовностях розпочалися ще у 90-ті роки. Є велика кількість підходів до виділення динамічних об'єктів на відеопослідовностях. У найпростішому випадку створення фонові моделі полягає в обчисленні абсолютної різниці між поточним кадром та попередньо визначеним статичним зображенням, яке не містить рухомих об'єктів. Такий метод має назву кадрової різниці (Frame Difference) та використовує лише один попередній кадр, отже, він не може визначати рух пікселів всередині великого об'єкта, що рухається рівномірно та є чутливим до таких завад, як тремтіння камери, пориви вітру, рух крон дерев, хвилі на воді тощо.

C. Stauffer та W. E. L. Grimson [36] запропонували метод, в якому розподіл кольорів кожного пікселя представляється сумою нормальних розподілів інтенсивностей випромінювання пікселів й кожен фоновий піксель описується за допомогою суміші (k) гауссівських розподілів (автори пропонують використовувати k від 3 до 5). Показники цих сумішей розподілів характеризують часові параметри, коли пікселі відображаються. Пізніше цей алгоритм удосконалили Eric Sudderth and Jan-Olof Eklundh [27]. Ці алгоритми одержали назву MOG. Зазначений підхід став доволі поширеним завдяки тому, що здатен виділяти фонову модель за наявності таких завад, як невеликі коливання освітлення сцени. Але за різких змін освітлення чи зашумленості кадру цей алгоритм помилково визначає фонову модель. Для вирішення цих проблем вказаний тип алгоритмів продовжували вдосконалювати багато науковців [42; 43]. Результатом досліджень стали удосконалені алгоритми MOG-2, GMM, GMG, TLGMM, STGMM, SKMGM, TAPPMOG тощо [1]. Для прикладу, алгоритм вилучення фону MOG2 [136] оснований на принципах методу для відновлення фону та виявлення рухомих об'єктів зі статичних камер, що використовує моделі гауссової суміші. Удосконалення алгоритму MOG2 полягає у тому, що у ньому вибирають певну кількість гауссівських розподілів для кожного пікселя. Цей підхід дав змогу досягти кращої адаптованості до такого фактора, як різкі зміни освітлення. Особливістю алгоритму GMG [26] є те, що у ньому використовують перші n кадрів (за рекомендаціями авторів $n = 120$) для моделювання фону. В алгоритмі комбінуються методи статистичної оцінки фонові моделі та баєсівський підхід до сегментації пікселів переднього плану. Також для вирішення завдання відстеження динамічних об'єктів застосовують апроксимацію таких підходів, як банк фільтрів Калмана та алгоритм Гейла–Шеплі (Gale-Shapley). Основною ідеєю методу GMM [36] є моделювання функцій густини розподілу значень інтенсивностей пікселів на певному проміжку часу. Побудовані функції розподілу сортують у послідовності зменшення. Далі, під час класифікації, вважають, що до фону належать пікселі з великим значенням ваги та низьким значенням дисперсії відповідно до заданих порогових значень. Недоліком зазначеного методу є необхідність налаштування порогових значень вручну для кожного типу фону, оскільки, якщо фон містить різкі зміни інтенсивностей пікселів, то модель може помилково класифікувати рухомі об'єкти як фон.

ViVe – метод, запропонований у роботах [17; 18] достатньо простий в обчислювальному плані та швидкодійний. Алгоритм ViVe поєднує такі позитивні характеристики, як висока швидкість роботи, якість виділення рухомих об'єктів, низька ресурсозатратність в обчислювальному плані.

Але, попри вказані переваги, ViVe має певні недоліки, такі як чутливість до різких змін освітлення, недостатній рівень “придушення” тіней динамічних об'єктів. В оригінальному алгоритмі ViVe, запропонованому в роботі [17], використано колірну схему RGB. Надалі автори, з метою підвищення швидкодії запропонованого методу, пропонують використовувати зображення у градаціях сірого [9].

2. Методика дослідження ефективності застосування алгоритмів виділення динамічних об'єктів

За результатами аналізу розміщення камер відеоспостереження на визначених об'єктах та секторів їх огляду визначено головні умови їх застосування:

- всередині приміщень та ззовні на вулиці як під накриттями, так і під відкритим небом (в умовах достатнього освітлення, недостатнього освітлення та “осліплення” джерелами світла);

- ззовні на вулиці як під накриттями, так і під відкритим небом;
- у різних погодних умовах;
- за різних видів та інтенсивностей освітлення;
- з використанням різнотипних камер відеоспостереження;
- у різних температурних режимах.

Отже, умови функціонування камер відеоспостереження, розгорнутих у складі ПТС “Гарт”, істотно не відрізняються від умов функціонування камер відеоспостереження, встановлених у громадських місцях, на вулицях, автошляхах та інших об'єктах. Для адекватності оцінки характеристик різних методів необхідно здійснювати порівняльний аналіз на певних типових наборах даних. Для цього створено такі інтернет-ресурси, як ChangeDetection.net [22], Stuttgart Artificial Background Subtraction (SABS) [37], Wallflower Test Images Sequences, BMC 2012 Background Models Challenge Dataset, SBM-RGBD 2017 Dataset, VSSN 2006 Test Images Sequences, OTCBVS 2006 Test Images Sequences, MAR – Maritime Activity Recognition Dataset, UCSD Background Subtraction Dataset та ін. [16].

Для дослідження необхідно підібрати відеопослідовності, які б містили сцени з нормальним освітленням, з недостатнім освітленням, з різкими змінами освітлення, хмарну погоду, туманну погоду, вітряну погоду, появу великих та малих рухомих об'єктів. Також кожна із вказаних сцен повинна досліджуватись за різних типів інтенсивності рухомих об'єктів [1].

Поширений метод порівняльного аналізу алгоритмів виділення фону [12], [20], [21], [23]. Як критерії оцінювання роботи алгоритмів використовують такі метрики рішень класифікатора: істинно позитивно. Як критерії оцінювання роботи алгоритмів використовують такі метрики рішень класифікатора: істинно позитивно (TP – true positive); істинно негативно (TN – true negative); хибно позитивно (FP – false positive); хибно негативно (FN – false negative).

Припустимо, що A – це рішення алгоритму, яка вказує на належність пікселя чи групи пікселів до фону ($A=1$ – рухомий об'єкт; $A=0$ – фон), T – це справжня належність пікселя чи групи пікселів до фону ($T=1$ – рухомий об'єкт, $T=0$ – фон). Отже, матрицю рішень класифікатора можна відобразити у вигляді таблиці.

Матриця рішень класифікатора

Справжнє значення Відповідь алгоритму	$T=1$	$T=0$
	$A=1$	TP – правильно визначено належність до рухомого об'єкта
$A=0$	FN – помилково визначено належність до фону	TN – правильно визначено належність до фону

Для оцінювання якості роботи алгоритмів використовують такі метрики, як *precision*, *recall*, *F - mira*, відсоток помилкових класифікацій (*BPK*), відношення пікового сигналу до шуму (*PSNR*), індекс структурної подібності (*SSIM*) та *D - score*:

$$precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (1)$$

$$recall = \frac{TP}{TP + FN}. \quad (2)$$

Показник точності (*precision*) характеризує частку об'єктів (пікселів чи груп пікселів), які правильно класифіковані як фонові, а показник повноти (*recall*) показує, яку частку об'єктів істинного класу із усіх об'єктів позитивного класу знайшов алгоритм. *recall* демонструє здатність алгоритму знаходити певний клас, а *precision* – здатність відрізнити цей клас від інших класів.

Метрика *F - міра* являє собою спільну оцінку точності та повноти

$$F - measure = \frac{recall \cdot precision}{(b^2 \times precision) + recall}, \quad (3)$$

де *b* – вага точності в метриці.

Відношення пікового сигналу до шуму (*PSNR* – peak signal-to-noise ratio):

$$PSNR = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n 10 \lg \frac{m}{\sum_{j=1}^m \|S_i(j) - G_i(j)\|^2} \quad (4)$$

де $S_i(j)$ – *j*-й піксель *i*-го зображення у послідовності *S*, довжина якої *n*.

Індекс структурної подібності (*SSIM*):

$$SSIM(S, G) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{(2m_{S_i} m_{G_i} + c_1)(2cov_{S_i G_i} + c_2)}{(m_{S_i}^2 + m_{G_i}^2 + c_1)(s_{S_i}^2 + s_{G_i}^2 + c_1)}, \quad (5)$$

де m_{S_i}, m_{G_i} – середні; $s_{S_i}^2, s_{G_i}^2$ – дисперсії; $cov_{S_i G_i}$ – коваріація S_i та G_i , $c_1 = (k_1 L)^2$; $c_2 = (k_2 L)^2$, *L* – динамічний діапазон пікселів; $k_1 = 0,01$, $k_2 = 0,03$ – константи.

Метрика *D - score* характеризує локалізацію помилок відповідно до розміщення об'єкта:

$$D - score(S_i(j)) = \exp(- \ln(2DT(S_i(j)) - a^2)), \quad (6)$$

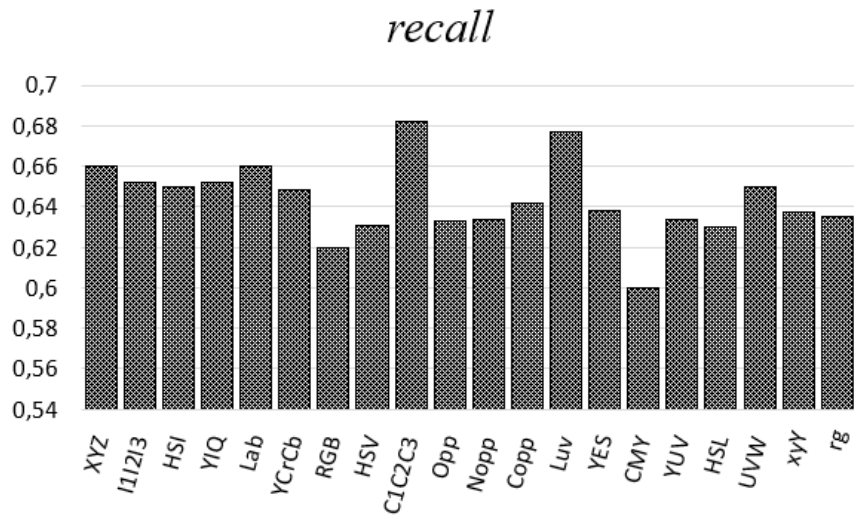
де *a* – піковий параметр, який дорівнює 2,5; $DT(S_i(j))$ – дистанція між пікселями $S_i(j)$ та навколишніми опорними пікселями [44].

3. Дослідження ефективності застосування різних колірних схем у методах виділення динамічних об'єктів

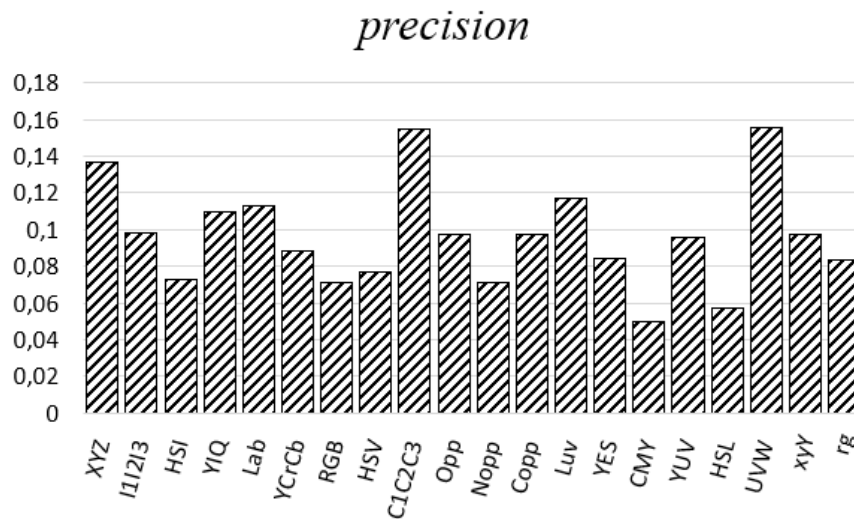
За результатами аналізу переваг та недоліків моделей та алгоритмів [25], [31], [32], [33], [34] прийнято припущення щодо можливості застосування інших колірних схем, окрім RGB, які характеризуються кращими фотометричними інваріантними особливостями.

У роботі [31] виконано дослідження двадцяти колірних схем (XYZ, I1I2I3, HSI, YIQ, Lab, YCrCb, RGB, HSV, C1C2C3, Opp, Norp, Copp, Luv, хуз, YES, CMY, YUV, HSL, UVW, хуY) з метою визначення оптимальних для виявлення об'єктів у різних умовах освітлення та особливостей текстури таких об'єктів. У вказаній роботі для оцінювання результатів використано метрики (див. вираз (1.1), вираз (1.2) та вираз (1.3)).

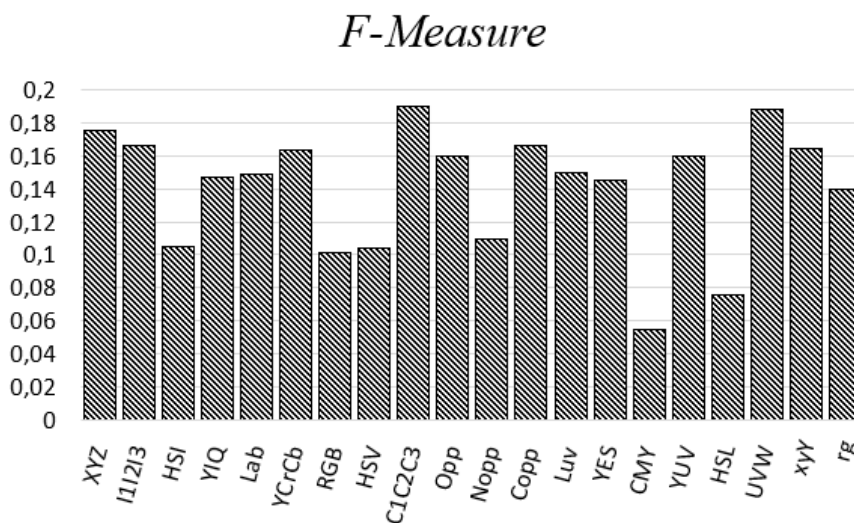
Експериментальні дослідження проведено як на реальних зображеннях, так і на штучних. Результати експерименту на реальних зображеннях відображено на рис. 6, а–в.



a



b



в

Рис. 6. Результати експериментального дослідження: а – Recall; б – Precision; в – F-Measure [32]

На основі аналізу результатів вказаних досліджень прийнято припущення щодо можливості застосування колірної схеми $U^*V^*W^*$ для подальшого впровадження в алгоритмі виявлення динамічних об'єктів на відеопослідовностях із камер відеоспостереження [9].

Колірну модель UVW запропонував у 1960 р. Мак-Адам [29], а у 1964 р. Гюнтер Вишнецький – удосконалену модель $U^*V^*W^*$ [41].

Відповідно до рекомендацій СІЕ колірну модель $U^*V^*W^*$ можна подати за допомогою виразів:

$$U^* = 13W(u - u_0), \quad (7)$$

$$V^* = 13W^*(v - v_0), \quad (8)$$

$$W^* = 25Y^{1/3} - 17, \quad (9)$$

де u_0, v_0 – значення колірних змінних за опорного білого кольору; $0 \leq Y \leq 100$ – відповідне значення з колірної схеми XYZ

$$u = \frac{4X}{X + 15Y + 3Z}, \quad (10)$$

$$v = \frac{9Y}{X + 15Y + 3Z}. \quad (11)$$

Перехід із колірної моделі RGB у XYZ визначається у такий спосіб:

$$\begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0,4124 & 0,3576 & 0,1805 \\ 0,2126 & 0,7152 & 0,0722 \\ 0,0193 & 0,1192 & 0,9505 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix} \quad (12)$$

Висновки

Досліджено найпоширеніші алгоритми виділення фону у відеопослідовностях, методи порівняльного аналізу та кількісні характеристики для вибору оптимальних алгоритмів виділення фону. В результаті проведеного дослідження запропоновано загальний показник ефективності роботи алгоритму виділення фону на відеопослідовностях, отриманих зі стаціонарних камер відеоспостереження у системах відеоспостереження.

Здійснено дослідження методів виявлення динамічних об'єктів на відеопослідовностях, а також ефективності застосування різних колірних схем у методах виділення динамічних об'єктів. За результатами аналізу переваг та недоліків низки колірних моделей прийнято припущення щодо можливості застосування інших колірних схем, окрім RGB, які характеризуються кращими фотометричними інваріантними особливостями, під час розроблення методу виділення динамічних об'єктів.

Список використаних джерел

- [1] Бабарика А. О. Обґрунтування показника вибору оптимального алгоритму виділення фону у відеопослідовностях з камер відеоспостереження відомчих систем відеоспостереження. Сучасні інформаційні технології у сфері безпеки та оборони. Київ: Національний університет оборони України, 2019. Вип. № 3 (36). С. 97–102. DOI : <http://dx.doi.org/10.33099/2311-7249/2019-36-3-97-102>.
- [2] Бабарика А. О. Системи автоматичного розпізнавання обличчя як елемент інтелектуальної системи відеоспостереження. VIII науково-практична конференція “Наукове забезпечення службово-бойової діяльності Національної гвардії України”. Харків: НАНГУ, 2017. С. 71.
- [3] Бабарика А. О. Класифікація алгоритмів супроводження рухомих об'єктів на відеопослідовностях з камер відеоспостереження. Міжнародна науково-практична конференція “Освітньо-наукове

- забезпечення діяльності складових сектору безпеки й оборони України". Хмельницький: НАДПСУ, 2019. С. 672–674.
- [4] Бабарика А. О., Табенський С. М. Актуальні проблеми вибору архітектури побудови відомчої інтелектуальної системи відеоспостереження. Освітньо-наукове забезпечення діяльності складових сектору безпеки і оборони України: тези XI всеукраїнської науково-практичної конференції. Хмельницький: НАДПСУ, 2018. С. 682–684.
- [5] Бабарика А. О., Табенський С. М. Використання можливостей нейронних мереж для вирішення задач розпізнавання образів. Актуальні проблеми проектування, виготовлення і експлуатації озброєння та військової техніки: матеріали всеукраїнської науково-технічної конференції 17–19 травня 2017 р. Вінниця: ВНТУ, 2017. С. 39–41.
- [6] Бабарика А. О., Хоптинський Р. П. Проблемні питання використання нейронних мереж в задачах розпізнавання образів на знімках поверхні Землі. Аерокосмічні технології в Україні: тези доповідей III науково-практичної конференції. Київ, 2019. С. 37–38.
- [7] Катеринчук І. С., Бабарика А. О. Актуальні проблеми алгоритмічного забезпечення інтелектуальних систем відеоспостереження. Актуальні питання забезпечення службово-бойової діяльності військових формувань та правоохоронних органів: збірник тез доповідей науково-практичної конференції. Харків: НАНГУ, 2018. С. 72–74.
- [8] Катеринчук І. С., Бабарика А. О. Обґрунтування завдань аналітичної обробки даних у відомчій системі відеоспостереження. Освітньо-наукове забезпечення діяльності складових сектору безпеки і оборони України: тези XI всеукраїнської науково-практичної конференції НАДПСУ. Хмельницький: НАДПСУ, 2018. С. 733–735.
- [9] Катеринчук І. С., Бабарика А. О. Удосконалення алгоритму виявлення динамічних об'єктів на відеопослідовностях. Радіоелектроніка, інформатика, управління. Запоріжжя: ЗНТУ, 2020. Вип. 3. С. 88–98.
- [10] Коваленко Н. В., Годовиченко Н. А., Антощук С. Г. Отслеживание объектов интереса при построении автоматизированных систем видеонаблюдения за людьми. Электротехнические и компьютерные системы. 2012. Вип. 05(81). С. 151–156.
- [11] Ярышев С. Н. Цифровые методы обработки видеoinформации и видеоаналитика. Санкт-Петербург, 2011. 83 с.
- [12] A Benchmark Dataset for Outdoor Foreground/Background Extraction. Computer Vision – ACCV 2012 Workshops: ACCV 2012 International Workshops. Part I. / Antoine Vacavant, Thierry Chateau, Alexis Wilhelm, Laurent Lequière. Daejeon, Korea, 2012. P. 291–300.
- [13] A Survey on Visual Surveillance of Object Motion and Behaviors. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews) / H. Weiming. P. 334–352. DOI: 10.1109/TSMCC.2004.829274.
- [14] Automatic classification of fruit defects based on co-occurrence matrix and neural networks. IEEE Federated Conference on Computer Science and Information Systems (FedCSIS). / Giacomo Capizzi та ін. 2015. P. 861–867.
- [15] Babaryka Anatolii. Study of detection and tracking algorithms of moving objects in video sequences from video surveillance cameras. Conceptual and scientifically-methodical principles of realization of policy in the field of the state border security in Ukraine: collective monograph. Lviv-Toruń: Liha-Pres, 2019. Bun. Chapter 6. P. 89–105. DOI: <https://doi.org/10.36059/978-966-397-184-1/89-105>.
- [16] Background Subtraction Website. веб-сайт. URL: <https://sites.google.com/site/backgroundsubtraction/test-sequences/human-activities> (дата звернення: 09.01.2020).
- [17] Barnich O., Van Droogenbroeck M. ViBe: a powerful random technique to estimate the background in video sequences. Speech and Signal Processing, 2009 IEEE International Conference on Acoustics. Taipei, 2009. P. 945–948. DOI : 10.1109/ICASSP.2009.4959741.
- [18] Barnich O., Van Droogenbroeck M. ViBe: A universal background subtraction algorithm for video sequences. IEEE Transactions on Image Processing. 2011. Bun. 20 (6). P. 1709–1724. DOI: 10.1109/TIP.2010.2101613.
- [19] Bouwmans T. Traditional and recent approaches in background modeling for foreground detection: An overview. Computer Science Review. 2014. Bun. 11. P. 31–66. URL: <https://doi.org/10.1016/j.cosrev.2014.04.001>. (дата звернення : 09.01.2020).

- [20] Brutzer S., Hoferlin B., Heidemann G. *Evaluation of Background Subtraction Techniques for Video Surveillance. Proceedings of the 24th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Colorado Springs, CO, USA, 2011. P. 1937–1944.*
- [21] *CDnet 2014: An Expanded Change Detection Benchmark Dataset. 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops / Wang Yi et al. Columbus, OH, 2014. P. 393–400.*
- [22] *ChangeDetection.NET (CDNET). веб-сайт. URL: <http://www.changedetection.net> (дата звернення: 09.01.2020).*
- [23] *Comparative study of background subtraction algorithms. Journal of Electronic Imaging. Yannick Benezeth et al. 2010. Bun. 19 (3). URL: <https://doi.org/10.1117/1.3456695>. (дата звернення: 09.01.2020).*
- [24] Cristani M., Farenzena M., Bloisi D., Murino V. *Background Subtraction for Automated Multisensor Surveillance. A Comprehensive Review. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing. 2010. P. 24.*
- [25] Gevers T., Smeulders A.W. *Color-based object recognition. Pattern Recognition. 1999. Is. 32. P. 453–464. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0031-3203\(98\)00036-3](https://doi.org/10.1016/S0031-3203(98)00036-3).*
- [26] Godbehere A., Matsukawa A., Goldberg K. Y. *Visual Tracking of Human Visitors under Variable-Lighting Conditions for a Responsive Audio Art Installation. American Control Conference (ACC). Montreal, QC, Canada, 2012. P. 4305–4312. DOI: 10.1109/ACC.2012.6315174.*
- [27] Hayman E., Eklundh J. *Statistical background subtraction for a mobile observer. Proceedings Ninth IEEE International Conference on Computer Vision. 2003. P. 67–74. DOI: 10.1109/ICCV.2003.1238315.*
- [28] MacAdam D. L. *Projective transformations of I.C.I. color specifications. Journal of the Optical Society of America. 1937. Vol. 27 (8). P. 294–299. DOI: 10.1364/JOSA.27.000294.*
- [29] Minghao Yang, Jianhua Tao, Lihui Shi, Kaihui Mu, Jianfeng Che. *An outlier rejection scheme for optical flow tracking. IEEE International Workshop on Machine Learning for Signal Processing. 2011. C. 18–21.*
- [30] Napoli C., Pappalardo G., Tramontana E., Nowicki R.K., Starczewski J.T., Wozniak M. *Toward work groups classification based on probabilistic neural network approach. Artificial Intelligence and Soft Computing. 2015. Vol. 9119. P. 79–89.*
- [31] Rasouli A., Tsotsos K. *The effect of color space selection on detectability and discriminability of colored objects. Arxiv.org: веб-сайт. URL: <https://arxiv.org/abs/1702.05421> (дата звернення: 09.01.2020).*
- [32] *Robust Color Contour Object Detection Invariant to Shadows. Progress in pattern recognition, image analysis and applications (CIARP'07) / Scandaliaris J. et al. Berlin: Springer-Verlag, 2007. P. 301–310. DOI: 10.1007/978-3-540-76725-1_32.*
- [33] Salvador E., Cavallaro A., Ebrahimi T. *Cast shadow segmentation using invariant color features. Computer Vision and Image Understanding. 2004. Vol. 95. P. 238–259. DOI: j.cviu.2004.03.008.*
- [34] Salvador E., Cavallaro A., Ebrahimi T. *Shadow identification and classification using invariant color models. 2001 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Salt Lake City, UT, USA, 2001. P. 1545–1548. DOI: 10.1109/ICASSP.2001.941227.*
- [35] Sobral Andrews, Vacavant Antoine. *A comprehensive review of background subtraction algorithms evaluated with synthetic and real videos. Computer Vision and Image Understanding. 2014. Vol. 122. P. 4–21. URL: <https://doi.org/10.1016/j.cviu.2013.12.005>. (дата звернення: 09.01.2020).*
- [36] Stauffer C., Grimson W. *Adaptive background mixture models for real-time tracking. Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 1999. P. 2246–2252. DOI: 10.1109/CVPR.1999.784637.*
- [37] *Stuttgart Artificial Background Subtraction Dataset. Institute for Visualisation and Interactive Systems (VIS): веб-сайт. URL: https://www.vis.uni-stuttgart.de/forschung/visual_analytics/visuelle_analyse_videostroeme/stuttgart_artificial_background_subtraction_dataset/index.en.html (дата звернення: 09.01.2020).*
- [38] Viola P., Jones M. *Robust real-time face detection. International journal of computer vision. 2004. Vol. 57, No. 2. P. 137–154.*
- [39] Viola P., Jones M., Snow D. *Detecting pedestrians using patterns of motion and appearance. International Journal of Computer Vision. 2005. Vol. 63, No 2. P. 153–161.*
- [40] Wyszecki G. *Proposal for a New Color-Difference Formula. Journal of the Optical Society of America. 1963. P. 1318–1319. DOI: 10.1364/JOSA.53.001318.*
- [41] Zhao T., Nevatia R. *Tracking multiple humans in complex situations. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2004. Vol. 26, No. 9. P. 1208–1221.*

- [42] Zivkovic Z., F. van der Heijden. *Efficient adaptive density estimation per image pixel for the task of background subtraction*. *Pattern Recognition Letters*. 2006. No. 27. P. 773–780. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2005.11.005>.
- [43] Zivkovic Z. *Improved Adaptive Gaussian Mixture Model for Background Subtraction*. *Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition*. 2004. No. 2. P. 28–31. DOI: [10.1109/ICPR.2004.1333992](https://doi.org/10.1109/ICPR.2004.1333992).
- [44] Borgefors G. *Distance Transformations in digital images*. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*. 1986. No. 34. P. 344–371. URL: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0734189X86800470?via%3Dihub>. (дата звернення: 09.01.2020).

INVESTIGATION OF METHODS FOR DYNAMIC OBJECTS SEPARATION IN VIDEO SEQUENCES

M. Klymash, V. Mrak, O. Hordiychuk-Bublivska

Lviv Polytechnic National University, 12, S. Bandery Str., Lviv, 79013, Ukraine

This paper is devoted to the study of the most common background selection algorithms in video sequences, methods of comparative analysis and quantitative characteristics for the selection of optimal background selection algorithms. As a result of the conducted research the general indicator of efficiency of work of algorithm of allocation of a background on the video sequences received from stationary cameras of video surveillance in video surveillance systems is offered. A study of methods for detecting dynamic objects in video sequences. Research of efficiency of application of various color schemes in methods of selection of dynamic objects. The analysis of the advantages and disadvantages of a number of color models and assumptions about the possibility of using other color schemes besides RGB, which are characterized by the best photometric invariant features in the development of the method of selection of dynamic objects.

Key words: *video surveillance; intelligent video surveillance system; detection of dynamic objects.*